



Landslide susceptibility assessment and zoning with machine learning algorithms (case study of Margoon watershed, Zagros, Fars)

Saeed Neghaban¹ , Mehri Marhamat² , Hamid Alinejad³

1. (Corresponding Author) Associate Professor of Geomorphology, Department of Geography, Faculty of Economics, Management and Social Sciences, Shiraz University, Shiraz, Iran.

Email: snegahban@shirazu.ac.ir

2. PhD student, Department of Geography, Faculty of Social Sciences, University of Mohaghegh Ardabili, Iran.

Email: meri.marhamat90@gmail.com

3. Graduated from Master Degree in Civil Engineering, Soil and Foundation Mechanics, University of Estahban Branch, Estahban, Iran.

Email: hamidalinezhad1360@gmail.com

Article Info

Article Type:

Research Article

Article History:

Received:

15 May 2025

Received in revised form:

12 July 2025

Accepted:

9 September 2025

pp.42-61

ABSTRACT

Landslides are a natural hazard that annually causes significant loss of life and property in mountainous, landslide-prone, or earthquake-prone areas. In this study, the susceptibility of landslide occurrence in the Margoon watershed located in Sepidan County, Fars Province, was investigated using three machine learning algorithms including support vector machine (SVM), generalized linear model (GLM), and random forest (RF). The analyzed data included geomorphological, climatic, and human parameters along with landslide maps. The models were trained using 70% of the data and their performance was evaluated with the remaining 30% of the data. The results showed that the random forest and support vector machine algorithms have a higher ability to predict landslide-prone areas. The findings of this study can be an effective guide for planning and managing landslide risk reduction in this area.

Keywords:

Generalized Linear,
Landslide,
Machine Learning,
Margoon,
Random Forest,
Support Vector Machine.

Cite this article: negahban,S. , marhamat,M. and alinezhad,H. (2025). Landslide susceptibility assessment and zoning with machine learning algorithms (case study of Margoon watershed, Zagros, Fars). *Quantitative Geomorphological Research*, 14(2). 42-61.

Doi: [10.22034/gmpj.2025.474854.1519](https://doi.org/10.22034/gmpj.2025.474854.1519)

Extended Abstract

Introduction

Landslide is considered as one of the mass movements, which is the downward movement of a mass of rock, debris and soil on the slope under the influence of gravity. Among the factors that cause the creation and spread of landslides, we can mention the intensity and duration of rainfall, vegetation, topography, soil type, geology, hydrology and human activity. Most of the country of Iran consists of mountainous regions, for this reason, one of the most important natural disasters in Iran is landslides, which every year play a very important role in the destruction of communication roads, residential houses, pastures and gardens, as well as It has erosion and sediment transport in the basins of the country. The Margon watershed in the northwest of Fars province is one of the basins that, due to the natural (geomorphological and geological) and human conditions, has a high capacity for the creation and expansion of landslides. Therefore, the aim of this survey is to map the risk of landslides in the Margon watershed using machine algorithms.

Methodology

In this study, for zoning the risk of landslides in the studied area, from 12 independent variables including DEM, Slope, Distance from the river, Drainage density, Vegetation, Land use, Lithology, Soil type, average annual Rainfall, Distance from the road, Terrain Ruggedness Index and Topographic Wetness Index are used. To prepare a map of the occurrence and non-occurrence of landslides as a dependent variable, the integration of Google Earth data, field observations and recording of landslide and non-slide points with GPS device was used and a total of 119 landslide points were identified. The Create Random Feature tool in ArcGIS software was also used to determine the non-occurrence points of landslides, and 99 non-slide points were considered to model the sensitivity of landslide occurrence. The data is divided into two groups in R software using dismo package and kfold method (70% equivalent

to 83 slide and 69 no slide) and validation (30% equivalent to 36 slide and 30 no slide) and RF, GLM and SVM is run on them. ROC curve and Kappa coefficient were used to evaluate the sensitivity map.

Results and discussion

The variable of Topographic Roughness Index (TRI) and Topographic Wetness Index (TWI) with a VIF value higher than 10 were collinear with other variables, and as a result, they were excluded from the work process. The relative importance of the variables was obtained in the Support Vector Machine and Random Forest models (Distance from the Road) and in the Generalized Linear Model (Slope). By combining the results of these three different models, it is possible to use the strengths of each model and increase the overall prediction accuracy. This ensemble approach helps to provide more accurate and reliable landslide susceptibility maps. In total, using the ensemble of three landslide prediction models (Generalized Linear Regression, Support Vector Machine and Random Forest) can lead to providing more accurate and reliable prediction results. The results of the Random Forest model with the value of the area under the curve (AUC=0.98) and the Kappa coefficient (Kappa=0.739) compared to the Support Vector Machine model with the value of the area under the curve (AUC=0.91) and the Kappa coefficient (Kappa=0.638) and the model A Generalized Linear Model with the value of the area under the curve (AUC=0.79) and Kappa coefficient (Kappa=0.428) has more accurately predicted the probability of landslide occurrence. In other words, models including Random Forest model and Support Vector Machine performed similarly and identified similar landslide prone areas.

Conclusion

The studied area is active in terms of landslides and is influenced by a combination of geomorphological and human factors. There is no clear relationship between DEM and the occurrence of

landslides, so landslides have been observed at low and medium DEM. Regarding the slope, the occurrence of landslides increases up to a slope of 30% due to loose formations and human activities, but at higher slopes due to rock formations and the reduction of human activity, there is a decreasing trend. Proximity to waterways and high permeability of the soil in these areas are likely to cause landslides. increases. Also, the high density of drainage and erosion of rivers over time causes the spread of landslides. In areas with poor vegetation, landslides are more likely to occur, and land use changes, such as road construction and agricultural expansion, exacerbate soil instability. In terms of lithology, more than 70% of landslides occurred in marl and gray shales and limestone. The type of soil also shows that landslides occur mostly in rocky outcrops and inspitisols. With the increase of rainfall and humidity, the probability of landslides increases. Finally, road construction in low DEM is recognized as one of the main causes of landslides.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

Authors contributed equally to the conceptualization and writing of the article. All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of the work declaration of competing interest none.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments

We are grateful to all the scientific consultants of this paper.



پروہشگاہ علوم انسانی و مطالعات فرہنگی
پرتال جامع علوم انسانی

ارزیابی و پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش با الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مطالعه موردی حوضه آبخیز مارگون، زاگرس فارس)

سعید نگهبان^۱✉، مهری مرحمت^۲، حمید علی نژاد^۳

- ۱- نویسنده مسئول، گروه جغرافیا، دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اجتماعی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران. رایانامه: sneghabban@shiraz.ac.ir
۲- دانش آموخته دکتری گروه جغرافیا، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران. رایانامه: meri.marhamat90@gmail.com
۳- دانش آموخته کارشناسی ارشد، عمران خاک و پی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد استهبان، ایران. رایانامه: hamidalinezhad1360@gmail.com

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۲/۲۵	
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۴/۲۱	
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۱۸	
صص: ۴۲-۶۱	
واژگان کلیدی: زمین لغزش، مارگون، یادگیری ماشینی، ماشین بردار پشتیبان، خطی تعمیم یافته، جنگل تصادفی.	زمین لغزش یکی از مخاطرات طبیعی است که سالانه منجر به تلفات جانی و مالی قابل توجهی در مناطق کوهستانی، مستعد ریزش کوه یا زلزله‌خیز می‌شود. در این پژوهش، حساسیت وقوع زمین لغزش در حوضه آبخیز مارگون واقع در شهرستان سپیدان، استان فارس، با بهره‌گیری از سه الگوریتم یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، خطی تعمیم یافته (GLM) و جنگل تصادفی (RF) مورد بررسی قرار گرفت. داده‌های تحلیل شده شامل پارامترهای ژئومورفولوژیکی، اقلیمی و انسانی به همراه نقشه‌های زمین لغزش بود. مدل‌ها با استفاده از ۷۰ درصد داده‌ها آموزش یافته و عملکرد آنها با ۳۰ درصد داده‌های باقی‌مانده ارزیابی شد. نتایج نشان داد که الگوریتم‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان توانایی بالاتری در پیش‌بینی مناطق حساس به زمین لغزش دارند. یافته‌های این مطالعه می‌تواند راهنمای موثری برای برنامه‌ریزی و مدیریت کاهش خطر زمین لغزش در این منطقه باشد.

استناد: نگهبان، سعید، مرحمت، مهری و علی نژاد، حمید. (۱۴۰۴). ارزیابی و پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش با الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مطالعه موردی حوضه آبخیز مارگون، زاگرس فارس). پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۱۴(۲)، ۴۲-۶۱.

Doi: 10.22034/gmpj.2025.474854.1519

مقدمه

زمین لغزش بر اثر عوامل طبیعی و انسانی در خاک ایجاد می‌شود. این مخاطره خواه ناشی از عوامل طبیعی یا انسانی باشد، هر ساله خسارت اقتصادی زیادی را ایجاد می‌کند (دوو^۱ و همکاران، ۲۰۱۹). این مخاطره به‌عنوان یکی از حرکات توده‌ی محسوب می‌گردد که به‌صورت حرکت یک توده سنگ، آوار و خاک در روی دامنه تحت تاثیر نیروی جاذبه به سمت پایین است. زمین لغزش زمانی ایجاد می‌شود که نیروی حاصل از وزن مواد بیشتر از نیروی مقاومت ناشی از نیروی برشی خاک باشد (علی‌پور و ملکیان، ۱۳۹۴). از جمله عواملی که باعث ایجاد و گسترش زمین لغزش می‌شود می‌توان به شدت و مدت بارندگی، پوشش گیاهی، توپوگرافی، نوع خاک، زمین شناسی، هیدرولوژی و فعالیت انسانی اشاره کرد (اقدام^۲ و همکاران، ۲۰۱۷). بخش اعظم کشور ایران از مناطق کوهستانی تشکیل شده است به همین دلیل یکی از مهم‌ترین بلایای طبیعی در ایران، زمین لغزش است که هر ساله نقش بسیار مهمی در تخریب جاده‌های ارتباطی، منازل مسکونی، مراکز و باغ‌ها و نیز فرسایش و انتقال رسوب در حوضه‌های کشور را دارا است (صدیقی و قاسمی، ۱۴۰۲).

پیشرفت‌های قابل توجه در قدرت محاسباتی، سنجش از دور و GIS به ایجاد نقشه حساسیت زمین لغزش (LSM)^۳ در دو دهه گذشته کمک کرده است. برای LSM روش‌های متنوعی از جمله الگوریتم‌های ماشینی^۴ (ML) می‌توان نام برد. شایان ذکر است که اگر اندازه ناحیه ارزیابی نسبتاً کوچک باشد، می‌توان از چنین مدل‌هایی (الگوریتم‌های ماشینی) برای تعیین خطر بالقوه برای سناریوهای مختلف استفاده کرد (آیورسون^۵ و همکاران، ۲۰۱۶). مدل‌های مختلف الگوریتم ماشینی نتایج ارزیابی متفاوتی را تولید می‌کنند؛ زیرا هر مدل روش پیاده‌سازی، مزایا و محدودیت‌های خاص خود را دارد. محققین اغلب از تکنیک‌های مقایسه برای پر کردن شکاف‌ها استفاده می‌کنند (جعفری و همکاران، ۲۰۱۴). در رابطه با خطر زمین لغزش، تاکنون مطالعات زیادی در ایران و جهان صورت گرفته است. از جمله این تحقیقات احمدآبادی و رحمتی (۱۳۹۴) به بررسی کاربرد شاخص‌های کمی ژئومورفومتریک در شناسایی پهنه‌های مستعد زمین لغزش با استفاده از مدل SVM در آزادراه خرم‌آباد - پل زال پرداختند و به این نتیجه رسیدند که با استفاده از شاخص ژئومورفومتریک، انحنای پلان و پروفیل توانسته ویژگی‌های شکلی سطوح را به‌صورت کمی مشخص کند و در نهایت نقش مهمی در افزایش دقت شناسایی سطوح مستعد زمین لغزش داشته است. کرنژادی و پورقا سمی (۱۳۹۸) به ارزیابی حساسیت زمین لغزش با استفاده از مدل‌های داده‌کاوی (SVM, BRT) در حوضه آبخیز چهل‌چای در استان گلستان پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) نسبت به مدل درخت رگرسیون تقویت شده (BRT) با مساحت زیر منحنی (ROC) به ترتیب ۸۲ درصد و ۷۷ درصد کارایی بهتری در پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش در حوضه مورد مطالعه داشته است. دسترنج و همکاران (۱۴۰۲) به ارزیابی نقشه حساسیت زمین لغزش با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشینی (Random Forest) و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر وقوع زمین لغزش در حوضه آبخیز بار نیشابور، استان خراسان رضوی پرداختند و به این نتیجه رسیدند که از بین عوامل مؤثر، عوامل طول شیب و شیب بیشترین تأثیر را در رخداد زمین لغزش داشته است و بر اساس نتایج مدل جنگل تصادفی، ۲۳/۷ درصد محدوده مورد مطالعه در پهنه حساسیت زیاد و خیلی زیاد قرار دارد. باباربع و همکاران (۱۴۰۴) به پهنه‌بندی خطر وقوع زمین لغزش با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در حوضه آبخیز تالار پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل ماشین بردار پشتیبان با سطح زیر منحنی ۸۷/۱ نسبت به مدل جنگل تصادفی ۸۵/۳، میزان دقت بالاتری در پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش

1. Dou et al

2. Aghdam et al

3. Landslide Susceptibility Mapping

4. Machine learning

5. Iverson et al

در منطقه مورد مطالعه برخورداری بوده است. همچنین با توجه به نتایج دو مدل بیش از ۴۰ درصد حوضه در خطر متوسط تا خیلی زیاد از لحاظ وقوع زمین لغزش قرار دارد. ابراهیمی و ایلانلو (۱۴۰۴) به پهنه‌بندی خطر وقوع زمین لغزش با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه (MLR) در شهرستان ایذه پرداختند و به این نتیجه رسیدند که این مدل با ضریب کاپای (۰/۹۷)، RMSE (۰/۱۰۲) و ضریب تعیین (۰/۹۸) از دقت بالایی در پیش‌بینی زمین لغزش برخوردار است و همچنین به ترتیب فاصله از جاده، شیب، نوع زمین شناسی و فاصله از رودخانه بیشترین تاثیر را در وقوع زمین لغزش در منطقه داشته است. گوته^۱ و همکاران (۲۰۱۵) به ارزیابی تکنیک‌های یادگیری ماشین و پیش‌بینی آماری (GLM, GAM,) برای مدل‌سازی حساسیت زمین لغزش در اتریش پرداختند و به این نتیجه رسیدند که تکنیک‌های RF و bundling در مجموع بهترین عملکرد پیش‌بینی را داشتند. قاسمی و همکاران (۲۰۲۳) از سه مدل آنترابی حداکثر (ME) مدل خطی تعمیم‌یافته^۲ (GLM) و جنگل تصادفی^۳ (FR) برای ساختن نقشه حساسیت زمین لغزش برای ولایت بدخشان، افغانستان استفاده شد و به این نتیجه رسیدند که مدل RF نسبت به دو مدل دیگر عملکرد بهتری داشته است. جاویدان و همکاران (۲۰۲۴) به توسعه نقشه‌های خطر برای سیل، زمین لغزش و فرسایش خاک با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشینی (جنگل تصادفی (RF)، ماشین بردار پشتیبان^۴ (SVM)، درخت رگرسیون تقویت‌شده^۵ (BRT)، خطوط رگرسیون تطبیقی چندمتغیره^۶ (MARS)) در حوضه آبخیز گرگان‌رود پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل MARS (AUC=99.1%) بالاترین عملکرد پیش‌بینی را برای خطرات سیل، لغزش زمین و فرسایش خندقی ارائه کرد. بالین‌حال، برای سیل و لغزش، مدل RF به ترتیب عملکرد عالی و خوبی را نشان داد. کانگ^۷ و همکاران (۲۰۲۵) به مطالعه خطر زمین لغزش با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشینی (Random Forest, XGBoost, LightGBM) و مفهوم واحدهای شیب (Slope Units) برای تقسیم‌بندی منطقه و تحلیل‌های دقیق‌تر در شهر ونزو در کشور چین پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل جنگل تصادفی بهترین عملکرد را با دقت حدود ۷۸ درصد داشت. همچنین، بارندگی شدید به عنوان یکی از عوامل کلیدی در افزایش خطر زمین لغزش شناخته شد. اشرف محمد و همکاران (۲۰۲۵) به بررسی حساسیت زمین لغزش با استفاده از الگوریتم‌های ماشینی (SVM, Random Forest) در شهر کامیاران در کشور ایران پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل جنگل تصادفی با دقت ۹۵ درصد عملکرد بهتری در پیش‌بینی زمین لغزش نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان داشته است. همچنین تاثیر بارش و تنوع توپوگرافی به عنوان مهم‌ترین عوامل تاثیرگذار شناخته شد. بررسی منابع هیچ اتفاق نظری در مورد مناسب‌ترین نوع مدل برای حساسیت زمین لغزش نشان نمی‌دهد؛ بنابراین، کاوش و مقایسه مدل‌های مختلف برای تعیین مناسب‌ترین مدل‌ها برای ساختن نقشه‌های حساسیت زمین لغزش مورد نیاز است که می‌تواند تصمیم‌گیرندگان را در طراحی استراتژی‌های مؤثر برای کاهش خسارات مرتبط با زمین لغزش تشویق کند.

با توجه به شرایط خاص ژئومورفولوژیکی، زمین شناسی و فعالیت‌های انسانی در حوضه آبخیز مارگون، ضرورت دارد تا حساسیت زمین لغزش در این منطقه به طور جامع ارزیابی و پهنه‌بندی شود. این اقدام می‌تواند به شناسایی مناطق پرخطر کمک کرده و راهکارهای مدیریتی مؤثری برای کاهش خسارات ناشی از زمین لغزش ارائه دهد.

این مطالعه با بهره‌گیری همزمان از سه الگوریتم یادگیری ماشین شامل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، خطی تعمیم‌یافته (GLM) و جنگل تصادفی (RF) و تمرکز بر حوضه آبخیز مارگون که کمتر مورد بررسی قرار گرفته است، تلاش می‌کند

1. Goetz et al

2. Generalized Linear Model

3. Random Forest

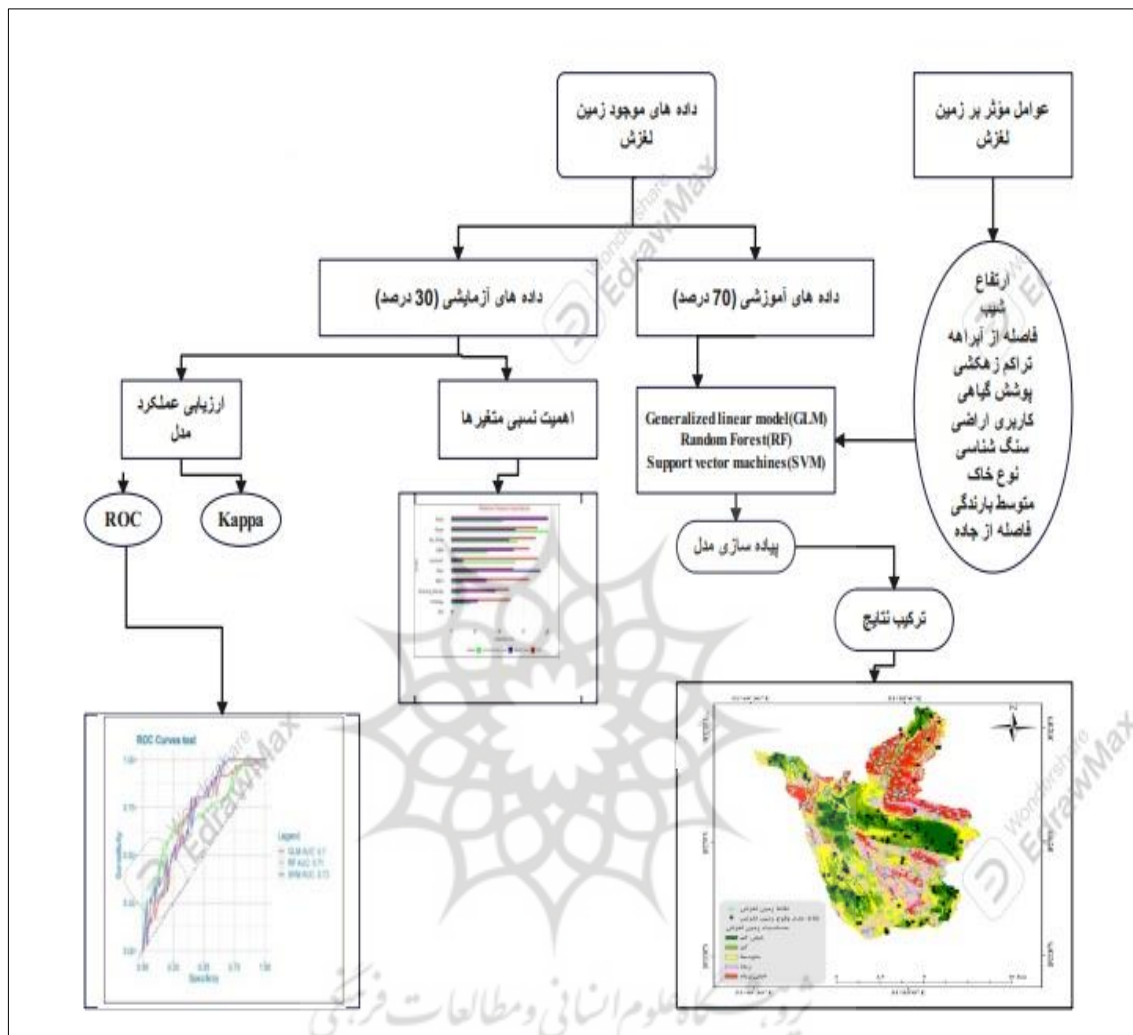
4. Support vector machines

5. Boosted Regression Tree

5. Multivariate adaptive regression splines

7. Kang et al

روش دقیق پیش‌بینی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشینی در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲. فلوجارت تحقیق در منطقه مورد مطالعه

در این بررسی، از ۱۲ متغیر به عنوان متغیر مستقل (ارتفاع (متر)، شیب (درصد)، فاصله از رودخانه (متر)، تراکم زهکشی (کیلومتر/کیلومتر مربع)، پوشش گیاهی، کاربری اراضی، لیتولوژی، نوع خاک، متوسط بارندگی سالانه (میلی‌متر)، فاصله از جاده (متر)، شاخص زبری توپوگرافی، شاخص رطوبت توپوگرافی) و از نقشه مربوط به نقاط وقوع و عدم وقوع زمین‌لغزش به عنوان متغیر وابسته برای مدل‌سازی حساسیت وقوع زمین‌لغزش استفاده شد. ارتفاع یک محرک ضروری برای شناسایی مناطق با احتمال وقوع زمین‌لغزش است که بر پایداری شیب تاثیر می‌گذارد. این متغیر به طور گسترده‌ای برای مطالعه حساسیت زمین‌لغزش استفاده شده است (ژانگ^۱ و همکاران، ۲۰۲۳). از تصاویر سنجه ALOS با قدرت تفکیک ۱۲/۵ متر برای تهیه ارتفاع منطقه مورد مطالعه استفاده شد. ارتفاع محدوده مورد مطالعه بین ۱۹۴۶ تا ۳۷۱۱ متر است. شیب نقش اساسی در مدل‌سازی حساسیت به لغزش دارد. شیب ممکن است به طور قابل توجهی بر پایداری خاک تأثیر

¹. Zhang et al

بگذارد و احتمال لغزش در یک منطقه را افزایش دهد (چانگ^۱ و همکاران، ۲۰۲۳). مقدار شیب در حوضه مورد مطالعه بین صفر تا ۷۲/۴ درصد است که از لایه‌ی ارتفاع استخراج شد. فاصله از رودخانه نقش اساسی در ارزیابی حساسیت زمین لغزش دارد، به عنوان عامل مهمی در حرکت توده‌های شیب (فرسایش کنار رودخانه‌ی) باعث ایجاد زمین لغزش می‌شود (سان^۲ و همکاران، ۲۰۲۰). در نرم‌افزار ArcGIS از تابع Euclidean distance برای استخراج لایه فاصله از رودخانه استفاده شد. مقدار این لایه بین صفر تا ۲۳۵۹/۳۴ متر است. تراکم زهکشی در یک منطقه به سه عامل شیب، نرخ نفوذپذیری و سازند زمین‌شناسی بستگی دارد. بالا بودن مقدار تراکم زهکشی در یک منطقه منجر به کاهش نفوذ و افزایش رواناب می‌گردد. بالا بودن این متغیر باعث کاهش حساسیت زمین لغزش می‌گردد (تیموری و اسدی نیلوان، ۱۳۹۸). بالا بودن تراکم زهکشی در یک منطقه می‌تواند بر زمین لغزش تاثیر مثبتی داشته باشد (شرافت چاودری^۳ و همکاران، ۲۰۲۴). برای تهیه این لایه از نقشه DEM و تابع Line Density در نرم‌افزار ArcGIS استخراج گردید. تراکم زهکشی منطقه بین صفر تا ۱/۱۵۹۴ (کیلومتر/کیلومتر مربع) است. شاخص پوشش گیاهی^۴ (NDVI) را در یک منطقه می‌تواند به عنوان یک محرک ضروری در ارزیابی حساسیت زمین لغزش در نظر گرفته می‌شود. پوشش گیاهی برای پایداری خاک ضروری است زیرا فرسایش را کاهش می‌دهد و خاک را یکپارچه می‌کند (نیراج^۵ و همکاران، ۲۰۲۳). به طور کلی، مقادیر NDVI از ۱- تا ۱+ متغیر است. هر چه ارزش پوشش گیاهی بیشتر باشد، متراکم‌تر است. لایه پوشش گیاهی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ی لندست ۸ مربوط به سال ۲۰۲۲ و در نرم‌افزار R استخراج گردید. پوشش گیاهی منطقه بین صفر تا ۰/۶ است. کاربری زمین برای تجزیه و تحلیل احتمال وقوع زمین لغزش در یک منطقه ضروری است زیرا به طور مستقیم با فعالیت‌های انسانی مرتبط است. فعالیت‌هایی مانند گسترش و توسعه زیر ساخت‌ها به طور قابل توجهی باعث رانش زمین می‌شوند. چنین فعالیت‌هایی برای ایجاد زیرساخت‌هایی که ویژگی‌های طبیعی را تغییر می‌دهند و پایداری خاک را مختل می‌کنند، نیاز به برش یا حفاری‌ها دارند (تیاجی^۶ و همکاران، ۲۰۲۳). کاربری اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ی لندست ۸ مربوط به سال ۲۰۲۲ و با استفاده از الگوریتم حداکثر احتمال در نرم‌افزار R استخراج گردید. کاربری اراضی در منطقه شامل پوشش گیاهی غنی، بوته‌زارها، علفزار، زمین‌های زراعی، مناطق مسکونی، پوشش گیاهی ضعیف است. سنگ‌شناسی نقش حیاتی در احتمال وقوع زمین لغزش دارد زیرا ارتباط مستقیمی با سختی و مقاومت سنگ‌ها در برابر آب و هوا دارد. مناطق صخره‌ای با سنگ‌های سخت و مقاوم نسبت به مناطق صخره‌ای با سنگ‌های ضعیف و مقاومت پایین خطر زمین لغزش کمتری دارند (وخشوری و زارع، ۲۰۱۶). در منطقه مورد مطالعه ۶ نوع از رده‌های سنگی از قدیم به جدید به ترتیب JKkgp (سنگ‌های آهکی نازک لایه شامل سازند سورمه، فلهیان، گدوان و دریان است. از نظر سن زمین‌شناسی مربوط به دوران مزوزئیک است). Kbgp (سنگ آهک و شیل مربوط به سازند بنگستان می‌باشد و سن زمین‌شناسی آن به دوران مزوزئیک تعلق دارد). Kgu (مارن و شیل خاکستری مربوط به سازند گورپی است و متعلق به دوران زمین‌شناسی مزوزئیک می‌باشد). Eja (آهک‌های دولومیتی خاکستری مربوط به سازند چهارم و دوران زمین‌شناسی سنوزوئیک است). EOas-ja (سازند نامشخص آسماری و چهارم و دوران زمین‌شناسی سنوزوئیک است). Qft1 (پادگانه‌های آبرفتی قدیمی با ارتفاع متوسط (دشت) و مربوط به دوران سنوزوئیک می‌باشد) نام برد. نوع خاک عامل مهم دیگری است که حساسیت زمین لغزش را تعیین می‌کند زیرا مستقیماً با تراکم ارتباط دارد. در مناطقی که دارای خاک‌های پرتراکم هستند، اغلب زمین لغزش کمتری نسبت به مناطقی که دارای خاک‌های کم تراکم هستند، رخ می‌دهد

². Chang et al

². Sun et al

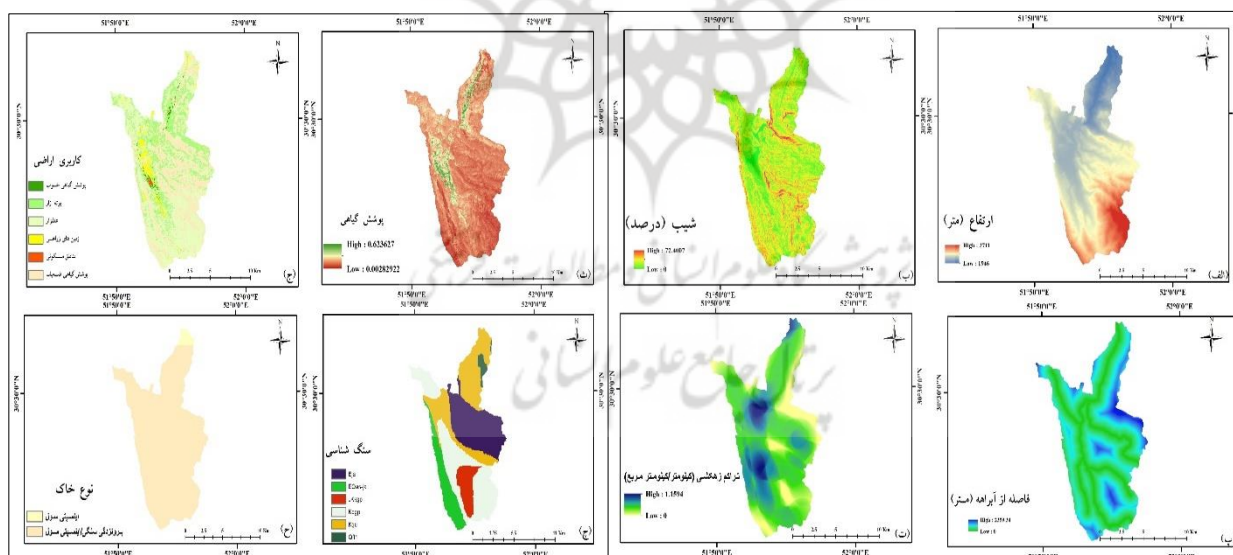
³. Sharafat Chowdhury et al

⁴. Normalized Difference Vegetation Index

⁵. Niraj et al

⁶. Tyagi et al

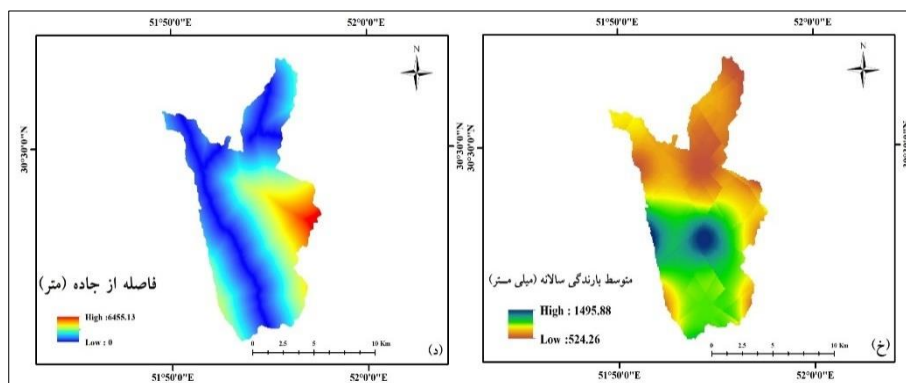
(لی و مین^۱، ۲۰۰۱). لایه نوع خاک از اداره مرکز تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی و منابع طبیعی استان فارس تهیه گردید. منطقه مورد مطالعه به دو کلاس برون زدگی سنگی/اینسپتی سول و اینسپتی سول قرار دارد. عمده منطقه از نظر نوع خاک در رده برون زدگی سنگی/اینسپتی سول قرار دارد. بارندگی یکی از عوامل محرک زمین لغزش در یک منطقه محسوب می شود. بارش شدید باعث اشباع شدن خاک می شود و حرکت زمین را آسان تر می کند. علاوه بر این، بارش شدید می تواند منجر به افزایش رواناب و فرسایش خاک شود. همچنین بارش می تواند به مناطق ضعیف خاک نفوذ کند، سطوح لغزش بالقوه را روان کند و احتمال وقوع زمین لغزش را افزایش دهد (دهال^۲ و همکاران، ۲۰۰۸). برای ایجاد این لایه ابتدا یک دوره که دربرگیرنده ۲۸ سال آماری (۱۳۷۳-۱۴۰۰) و شامل ۱۰ ایستگاه هوا شناسی داخل و خارج از منطقه مورد مطالعه (کمهر، چمریز، قلات، برغان، سهلکی، گشنکان، موروز، جمالینگ شیرین، چوبخه و سارون سیدمحمد) انتخاب شد. در نهایت از روش IDW برای تهیه نقشه متوسط بارندگی سالانه استفاده شد. متوسط بارندگی سالانه در منطقه مورد مطالعه بین ۵۲۴/۵۶ تا ۱۴۹۵/۸۸ میلی متر متغیر است. جاده سازی در مناطق تپه‌ای و کوهستانی می تواند با تخریب سنگ و رسوبات، افزایش شیب‌ها و پر شدن حاشیه راه‌ها، احتمال وقوع زمین لغزش را تشدید کند (پلی کرتیس^۳ و همکاران، ۲۰۱۵). چنین تغییراتی در توپوگرافی و از دست دادن تکیه‌گاه به افزایش کشت در پشت شیب و ایجاد ترک‌ها کمک می کند که منجر به ناپایداری شیب می شود (شهابی و هاشم، ۲۰۱۵). اثرات منفی مانند نفوذ آب نیز می تواند پس از آن رخ دهد و شیب را بیشتر بی ثبات کند (عرب عامری و همکاران، ۲۰۲۰). علاوه بر این یک طرف جاده می تواند به عنوان یک مانع برای جریان آب عمل کند و بسته به موقعیت آن می تواند یکی از عوامل رانش زمین باشد. داده‌های شبکه راه‌های منطقه مورد مطالعه از سرور GEOFABRIK جمع آوری شده است. نقشه فاصله از جاده در منطقه مورد مطالعه بین صفر تا ۶۴۵۵/۱۳ متر است (Link: <https://download.geofabrik.de/>) (شکل ۳).



1. Lee & Min

2. Dahal et al

3. Polykretis et al



شکل ۳. عوامل مؤثر بر زمین لغزش: الف (ارتفاع)، ب (شیب)، پ (فاصله از رودخانه)، ت (تراکم زهکشی)، ث (پوشش گیاهی)، ج (کاربری اراضی)، چ (سنگ‌شناسی)، ح (نوع خاک)، خ (متوسط بارندگی سالانه)، د (فاصله از جاده)

در راستای تهیه نقشه مربوط به نقاط وقوع و عدم وقوع زمین لغزش به‌عنوان متغیر وابسته با استفاده از گوگل ارث، مشاهدات میدانی و ثبت نقاط لغزشی و عدم لغزش با دستگاه موقعیت‌یاب جهانی^۱ (GPS) تعداد ۱۱۹ نقاط لغزشی شناسایی شد و برای به‌دست آوردن نقاط عدم وقوع زمین لغزش با استفاده از ابزار Creat Random Feature در ArcGIS استفاده شد و ۹۹ نقطه بدون لغزش انتخاب گردید. در نرم‌افزار R و با استفاده از پکیج dismo و به روش kfold داده‌ها به دو دسته آموزشی و اعتبارسنجی تقسیم شد. به این صورت که در مدل‌های مورد استفاده در این بررسی (GLM، RF، SVM) از مجموع ۲۱۹ نقطه زمین لغزش و بدون لغزش، به صورت تصادفی، ۷۰ درصد به‌عنوان داده‌های آموزش (۸۳ لغزش، ۶۹ بدون لغزش) و ۳۰ درصد به‌عنوان داده‌های اعتبارسنجی (۳۶ لغزش، ۳۰ بدون لغزش) طبقه‌بندی شدند. در مرحله بعد از آزمون هم‌خطی بین متغیرها با استفاده از شاخص عامل تورم واریانس (بزرگ‌تر از ۱۰) در نرم‌افزار R با استفاده از پکیج usdm و به روش vifstep استفاده شد. ماشین بردار پشتیبانی، به‌عنوان یک تکنیک یادگیری ماشینی نظارت‌شده با طراحی هوشمند، اولین بار توسط Guyon، Boser و Vapnik در سال ۱۹۹۲ معرفی شد (جاکولا^۲، ۲۰۰۶). SVM با به‌کارگیری یک الگوریتم یادگیری با تکیه بر تئوری یادگیری آماری و تئوری بهینه‌سازی، رایانه را قادر می‌سازد تا نحوه اجرای وظایف طبقه‌بندی و رگرسیون را بیاموزد، دقت پیش‌بینی را افزایش دهد و همچنین از اشکالات زیاد برازش اجتناب کند (گوا^۳ و همکاران، ۲۰۰۵). مدل خطی تعمیم یافته (رگرسیون لجستیک) (GLM) یکی از رایج‌ترین رویکردهای آماری شناسایی شده برای نقشه‌برداری حساسیت زمین لغزش است (برنینگ^۴، ۲۰۰۵). مدل خطی تعمیم یافته برای اولین بار توسط نلدر و ودربرن^۵ (۱۹۷۲) معرفی شد. GLM می‌تواند مجموعه داده‌های باینری را بر اساس داده‌های حضور/غیاب با استفاده از یک مدل لجستیک مدل‌سازی کند. مدل جنگل تصادفی توسط بریمان^۶ (۲۰۰۱) توسعه داده شد و یک تکنیک یادگیری ماشینی (ML) است که چندین درخت تصمیم را برای بهبود دقت پیش‌بینی و کاهش برازش ترکیب می‌کند. هر درخت در جنگل با استفاده از یک زیرمجموعه نمونه‌برداری تصادفی از داده‌های آموزشی و یک زیرمجموعه تصادفی انتخاب شده از متغیرهای پیش‌بینی رشد می‌کند (کیم^۷ و همکاران، ۲۰۱۸). سپس با جمع‌آوری پیش

¹. Global Positioning System

². Jakkula

³. Guo et al

⁴. Brenning

⁵. Nelder and Wedderburn

⁶. Breiman

⁷. Kim et al

بینی‌های تمام درختان جنگل، پیش‌بینی نهایی تعیین می‌شود. در مورد نقشه‌برداری حساسیت زمین‌لغزش، یک مدل جنگل تصادفی می‌تواند با استفاده از عوامل محیطی مختلف به عنوان ویژگی‌های ورودی (متغیرهای مستقل) و وقوع زمین‌لغزش به عنوان متغیر پاسخ (وابسته) آموزش داده شود (انیسی^۱ و همکاران، ۲۰۲۰).

در هر سه مدل (SVM، GLM، RF) با مشخص کردن متغیر مستقل و متغیر وابسته به تجزیه و تحلیل روابط بین آن‌ها پرداخته شد. عوامل تاثیر گذار بر زمین‌لغزش (ارتفاع، شیب، فاصله از آبراهه، تراکم زهکشی، پوشش گیاهی، کاربری اراضی، سنگ‌شناسی، نوع خاک، متوسط بارندگی و فاصله از جاده) که به عنوان متغیر مستقل انتخاب شدند، به رستر تبدیل شدند و سپس موقعیت جغرافیایی نقاط حضور و عدم حضور زمین‌لغزش‌ها به عنوان متغیر وابسته به مدل‌ها معرفی شدند. در نهایت برای اجرای این مدل‌ها تمامی داده‌های مستقل و وابسته وارد نرم افزار R شد.

برای بررسی اهمیت متغیرها از پکیج vip در هر سه مدل استفاده شد. پس از تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش، ارزیابی نقشه ضروری است. به منظور ارزیابی نقشه حساسیت، لازم است نتایج را با استفاده از روش‌های آماری مختلف تأیید شود. نمودار مشخصات عملیاتی گیرنده (ROC) به طور گسترده در اعتبارسنجی نقشه زمین‌لغزش استفاده می‌شود (چاودوری^۲ و همکاران، ۲۰۲۲). در زمینه پیش‌بینی زمین‌لغزش، استفاده از روش Stacking برای ایجاد اسمبل سه مدل رگرسیون خطی تعمیم یافته، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی می‌تواند به ارائه نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش دقیق‌تر و قابل اعتمادتر کمک کند. این رویکرد از اسمبل با استفاده از مزایای هر مدل پایه، می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی زمین‌لغزش منجر شود.

با این حال، باید توجه داشت که تکیه بر AUC به تنهایی به عنوان یک ابزار ارزیابی عملکرد ممکن است گاهی اوقات مناسب نباشد، زیرا مقادیر بالای AUC لزوماً دقت بالای پیش‌بینی‌های فضایی را تضمین نمی‌کند (نفلسلی اوغلو^۳ و همکاران، ۲۰۰۸)؛ بنابراین، از شاخص kappa نیز به عنوان یک معیار اضافی برای ارزیابی پیش‌بینی‌های مدل به کار گرفته شد.

نتایج

همان‌گونه که در قسمت مواد و روش ذکر شد، ابتدا آزمون هم خطی بین متغیرها اجرا شد. نتایج نشان داد که متغیر شاخص زبری توپوگرافی (۱۱/۳۲) و شاخص رطوبت توپوگرافی (۱۱/۲۲) با مقدار VIF بالاتر از ۱۰ با سایر متغیرها هم خطی داشته است در نتیجه از روند کار حذف شدند (جدول ۱).

¹. Nhu et al

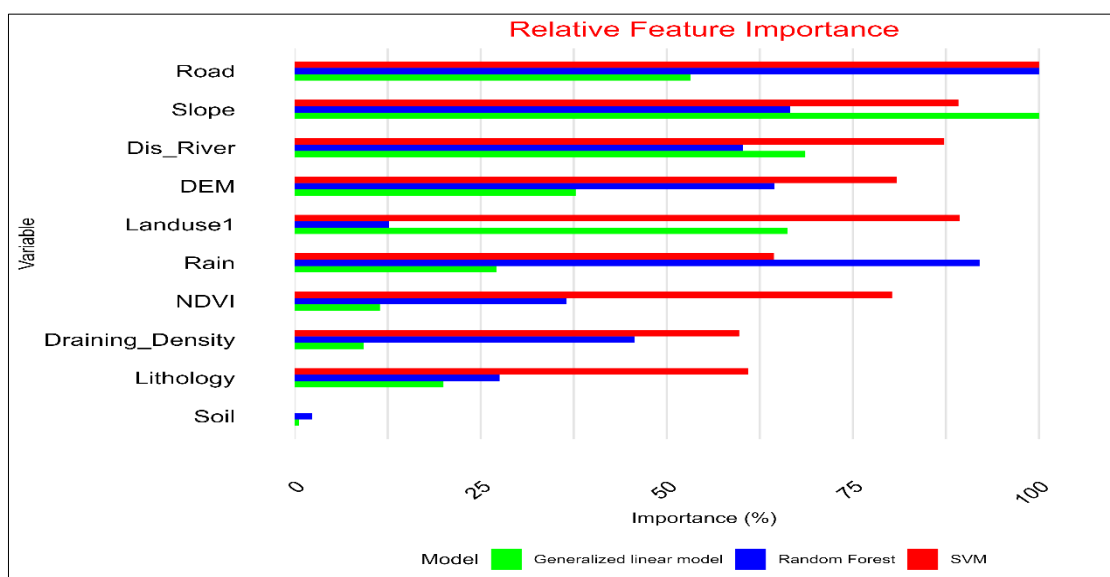
². Chowdhury et al

³. Nefeslioglu et al

جدول ۱. نتایج تجزیه و تحلیل آزمون هم خطی بین متغیرها

متغیر	VIF
ارتفاع	۱/۳۵
شیب	۱/۱۳
فاصله از آبراهه	۲/۱۵
تراکم زهکشی	۲/۵۴
پوشش گیاهی	۱/۸۱
کاربری اراضی	۱/۲۶
لیتولوژی	۱/۳۲
نوع خاک	۱/۱۳
متوسط بارندگی سالانه	۱/۵۹
فاصله از جاده	۱/۷۷
شاخص زبری توپوگرافی	۱۱/۳۲
شاخص رطوبت توپوگرافی	۱۱/۲۲

شکل (۴) اهمیت نسبی متغیرها در سه مدل ماشین بردار پشتیبانی، مدل خطی تعمیم یافته و جنگل تصادفی را به درصد نشان می‌دهد. در مدل خطی تعمیم یافته به ترتیب شیب (۹۹/۹۹)، فاصله از رودخانه (۶۸/۶)، کاربری اراضی (۶۶/۲)، فاصله از جاده (۵۳/۲)، ارتفاع (۳۷/۸)، بارش (۲۷/۱)، سنگ‌شناسی (۲۰/۰)، پوشش گیاهی (۱۱/۵)، تراکم زهکشی (۹/۲۴) و خاک (۰/۵۵۷) بیشترین تاثیر را در زمین‌لغزش منطقه ایفا می‌کنند. در مدل جنگل تصادفی به ترتیب متغیرهای فاصله از جاده (۹۹/۹۹)، بارش (۹۲/۰)، شیب (۶۶/۶)، ارتفاع (۶۴/۵)، فاصله از رودخانه (۶۰/۲)، تراکم زهکشی (۴۵/۶)، پوشش گیاهی (۳۶/۵)، سنگ‌شناسی (۲۷/۵)، کاربری اراضی (۱۲/۷) و نوع خاک (۲/۳۱) در رخدادهای زمین‌لغزش منطقه مورد مطالعه بیشترین تاثیر را دارا می‌باشد. در نهایت در مدل ماشین بردار پشتیبانی به ترتیب متغیرهای فاصله از جاده (۹۹/۹۹)، کاربری اراضی (۸۹/۳۶)، شیب (۸۹/۱۸)، فاصله از رودخانه (۸۷/۲۷)، ارتفاع (۸۰/۸۷)، پوشش گیاهی (۸۰/۲۶)، بارش (۶۴/۳۹)، سنگ‌شناسی (۶۰/۹۵)، تراکم زهکشی (۵۹/۷۲) و خاک (۰/۰) بیشترین تاثیر در وقوع زمین‌لغزش داشته است.



شکل ۴. اهمیت نسبی متغیرها براساس مدل GLM، RF، SVM

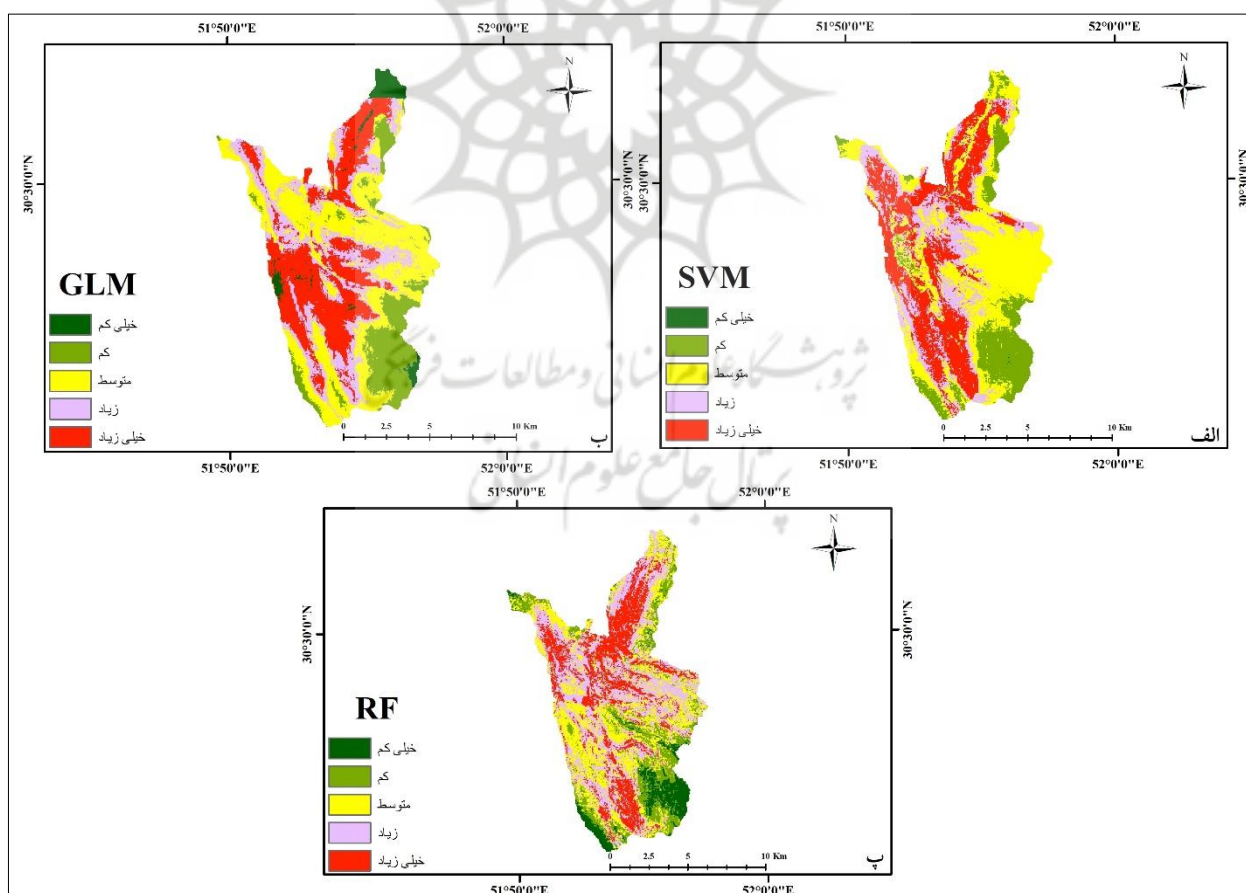
شکل (۵) نقشه مناطق دارای حساسیت زمین لغزش را در حوضه آبخیز مارگون با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان، خطی تعمیم یافته و جنگل تصادفی را نشان می‌دهد. بر اساس این شکل در مدل ماشین بردار پشتیبان بیش از ۲۷/۹۶ درصد دارای حساسیت زمین لغزش خیلی زیاد، ۲۱/۸۲ درصد در طبقه زیاد، ۳۵/۴۷ درصد از منطقه دارای حساسیت متوسط به زمین لغزش، ۱۴/۷۱ درصد از مساحت حوضه در طبقه کم و در نهایت تنها ۰/۰۲ درصد در طبقه خیلی کم قرار گرفته است (شکل ۵، الف).

نقشه مناطق دارای حساسیت زمین لغزش را در حوضه آبخیز مارگون با استفاده از مدل خطی تعمیم یافته نشان می‌دهد که بیش از ۲۶/۵۵ درصد دارای حساسیت زمین لغزش خیلی زیاد است و ۲۲/۴۱ درصد دارای حساسیت زیاد در منطقه به زمین لغزش است. این در حالی است که در طبقه متوسط ۳۳/۲۴ درصد احتمال وقوع زمین لغزش وجود دارد. در رابطه با درصد طبقه کم می‌توان گفت ۱۴/۲۷ درصد را به خود اختصاص داده است و در نهایت در طبقه خیلی کم تنها ۳/۵۱ درصد از مساحت حوضه را شامل می‌شود (شکل ۵، ب).

در نقشه مناطق دارای حساسیت زمین لغزش را در حوضه آبخیز مارگون با استفاده از مدل جنگل تصادفی نشان داد ۲۰/۸۷ درصد دارای حساسیت زمین لغزش خیلی زیاد است و در طبقه زیاد ۳۳/۳۹ درصد از منطقه را شامل می‌شود. در رابطه با طبقه متوسط ۲۴/۹۲ درصد از منطقه دارای حساسیت است. طبقه ۱۴/۱۴ درصد نشان‌دهنده کم منطقه نسبت به زمین لغزش است و در نهایت سهم طبقه حساسیت خیلی کم نسبت به زمین لغزش ۶/۶۷ درصد است (شکل ۵، پ). با توجه به نتایج سه مدل اجرا شده در منطقه می‌توان گفت منطقه مورد مطالعه دارای حساسیت بالایی نسبت به زمین لغزش است و با گذر زمان میزان حساسیت بیشتر خواهد شد (جدول ۲).

جدول ۲. مناطق حساس با توجه به نتایج به دست آمده مدل‌ها (SVM، GLM، RF)

مدل	حساسیت زمین لغزش	مساحت (درصد)
SVM	خیلی کم	۰/۰۲
	کم	۱۴/۷۱
	متوسط	۳۵/۴۷
	زیاد	۲۲/۴۱
	خیلی زیاد	۲۷/۹۶
GLM	خیلی کم	۳/۵۱
	کم	۱۴/۲۷
	متوسط	۳۳/۲۴
	زیاد	۲۲/۲۸
	خیلی زیاد	۲۶/۵۵
RF	خیلی کم	۶/۶۷
	کم	۱۴/۱۴
	متوسط	۲۴/۹۲
	زیاد	۳۳/۳۹
	خیلی زیاد	۲۰/۸۷

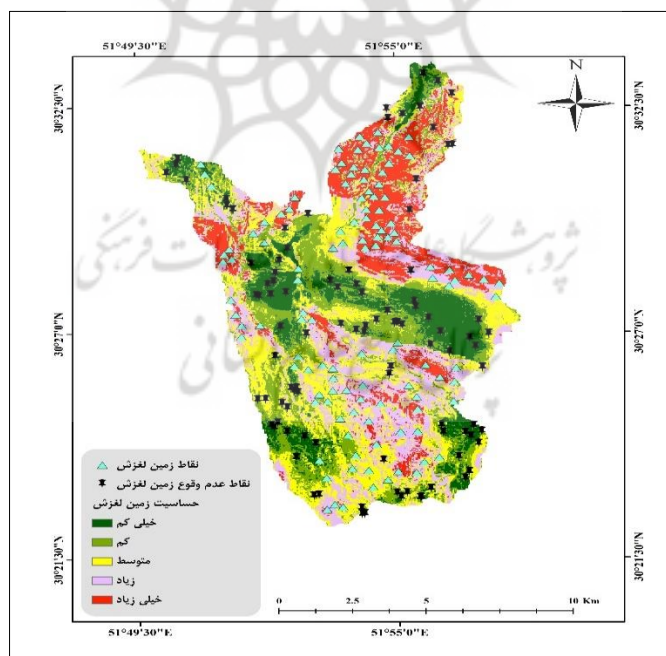


شکل ۵. نتایج نقشه‌های زمین لغزش سه مدل SVM، GLM و RF

استفاده از انسمل این سه مدل می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی زمین‌لغزش کمک کند. با ترکیب نتایج این سه مدل مختلف، می‌توان نقاط قوت هر مدل را به کار گرفت و دقت کلی پیش‌بینی را افزایش داد. این رویکرد انسمل به ارائه نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش دقیق‌تر و قابل اعتمادتر کمک می‌کند. در مجموع، استفاده از انسمل سه مدل پیش‌بینی زمین‌لغزش (رگرسیون خطی تعمیم یافته، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی) می‌تواند به ارائه نتایج پیش‌بینی دقیق‌تر و قابل اعتمادتری منجر شود. در نقشه مناطق دارای حساسیت زمین‌لغزش را در حوضه آبخیز مارگون با استفاده از مدل انسمل (ترکیبی) به ترتیب نشان داد که ۱۶/۳۷ درصد دارای حساسیت زمین‌لغزش خیلی زیاد است و در طبقه زیاد ۲۳/۵۳ درصد از منطقه را دارا می‌باشد. در طبقه متوسط ۲۴/۳۳ درصد از منطقه دارای حساسیت است. در طبقه کم ۲۱/۱۴ درصد از منطقه را شامل شده است و در نهایت سهم طبقه حساسیت خیلی کم نسبت به زمین‌لغزش ۱۴/۶۰ درصد می‌باشد (شکل ۶ و جدول ۳).

جدول ۳. مناطق حساس به زمین‌لغزش با استفاده از مدل انسمل

مدل	حساسیت زمین لغزش	مساحت (درصد)
انسمل	خیلی کم	۱۴/۶۰
	کم	۲۱/۱۴
	متوسط	۲۴/۳۳
	زیاد	۲۳/۵۳
	خیلی زیاد	۱۶/۳۶



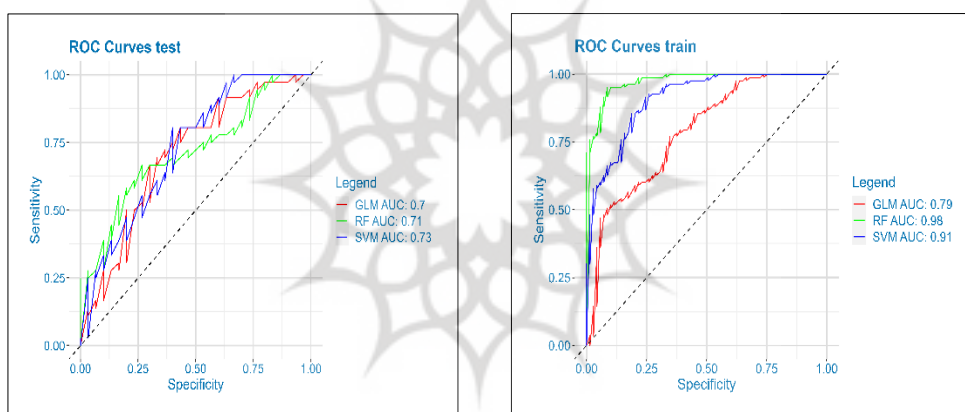
شکل ۶. نقشه پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش بر اساس مدل انسمل

پس از تعیین مهم‌ترین عوامل مؤثر در رخداد زمین‌لغزش و تهیه نقشه حساسیت، اعتبار سنجی مدل با استفاده از منحنی ROC و ضریب Kappa انجام شد. نتایج حاصل از منحنی ROC در شکل (۷) نشان داده شده است. بر این اساس در مدل ماشین بردار پشتیبان، دقت مدل در مرحله آموزش ۹۱ درصد و در آزمایشی ۷۱ درصد برآورد شده است. این در حالی

است که در مدل خطی تعمیم یافته، در مرحله آموزش دقت ۷۹ درصدی و در مرحله اعتبار سنجی دقت ۷۰ درصدی را داشت. در نهایت مدل جنگل تصادفی در مرحله آموزش دقت ۹۸ درصدی و در مرحله اعتبار سنجی دقت ۷۱ درصدی را داشت. نتایج حاصل از ضریب کاپا به درصد بر اساس داده‌های آموزشی و آزمایشی در مدل ماشین بردار پشتیبان (۰/۶۳۸، ۰/۳۸۲)، مدل خطی تعمیم یافته (۰/۴۲۸، ۰/۲۲۵) و جنگل تصادفی (۰/۷۳۹، ۰/۷۷۱) به دست آمد (جدول ۴). نتایج نشان دهنده‌ی کارآمدی و مطلوبیت بیشتر مدل جنگل تصادفی در پیش‌بینی وقوع و گسترش زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه است.

جدول ۴. مقادیر مساحت زیر منحنی و Kappa با استفاده از داده‌های آموزشی و آزمایشی

مقادیر	SVM	GLM	RF
AUC	آموزشی ۰/۹۱	۰/۷۹	۰/۹۸
	آزمایشی ۰/۷۳	۰/۷۰	۰/۷۱
Kappa	آموزشی ۰/۶۳۸	۰/۴۲۸	۰/۷۳۹
	آزمایشی ۰/۳۸۲	۰/۲۲۵	۰/۷۷۱



شکل ۷. نمودار ROC سه مدل GLM، RF و SVM

بحث

زمین‌لغزش بلایای طبیعی است که به شدت بر زندگی انسان و زیرساخت‌ها تأثیر می‌گذارد. حوضه آبخیز مارگون به دلیل توپوگرافی پیچیده و موقعیت جغرافیایی مستعد زمین‌لغزش است. در این مطالعه، هدف شناسایی مستعدترین مناطق به زمین‌لغزش در حوضه آبخیز مارگون با استفاده از روش‌های مدل‌سازی دقیق بود. در این مطالعه از سه مدل یادگیری ماشین GLM، SVM و RF برای شناسایی حیاتی‌ترین عوامل مؤثر در زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه استفاده شد. کل محدوده مورد مطالعه از نظر این مخاطره فعال است و توسط ترکیبی از عوامل متعدد ژئومورفولوژیکی و انسانی هدایت می‌شود. شیونگ^۱ و همکاران (۲۰۲۰) از بین فاکتورهای ژئومورفولوژیکی متعدد، ارتفاع را به عنوان مهم‌ترین متغیر پیش‌بینی حساسیت زمین‌لغزش عنوان کرد. در رابطه با متغیر ارتفاع با میزان رخداد زمین‌لغزش رابطه مشخص منظمی وجود ندارد به این صورت که در منطقه مورد مطالعه در ارتفاعات پایین تا ارتفاعات متوسط زمین‌لغزش رخ داده است. در ارتفاعات پایین تا متوسط به علت خاک‌های با عمق بیشتر و همچنین دره‌های با دامنه‌های مقعر که شرایط اشباع را در منطقه فراهم

¹. Xiong et al

می‌کند، منجر به ایجاد زمین‌لغزش در منطقه شده است این در حالی است که در ارتفاعات بالا که نزولات جوی بیشتر به صورت برف است و در نتیجه خاک‌زایی نسبت به مناطق کم ارتفاع کمتر رخ دهد. همچنین در ارتفاعات بالا به علت کاهش تغییر کاربری اراضی توسط انسان باعث شده است که در ارتفاعات بالا زمین‌لغزش کمتری رخ دهد. این نتایج با نتایج پارک^۱ (۲۰۱۵) همخوانی دارد. در رابطه با متغیر شیب میزان رخداد زمین‌لغزش تا شیب ۳۰ درصد به علت سازندهای سست زمین‌شناسی و همچنین فعالیت‌های انسانی در این شیب‌ها افزایش یافته است و بالاتر از این شیب به علت سازندهای سنگی و کاهش فعالیت انسان روند کاهشی داشته است. این نتایج با نتایج دو^۲ و همکاران (۲۰۲۰) همخوانی دارد به این صورت که شیب به عنوان مهم‌ترین عامل در رخداد زمین‌لغزش است. فاصله از رودخانه به طور قابل توجهی بر حساسیت زمین‌لغزش به دلیل تعامل بین فرآیندهای هیدرولوژیکی، اشباع خاک و فرسایش، افزایش ناپایداری شیب تأثیر می‌گذارد (هنگ^۳ و همکاران ۲۰۱۷). در منطقه مورد مطالعه در مناطق نزدیک به آبراهه‌ها میزان نفوذپذیری افزایش یافته و در نتیجه احتمال وقوع رخداد زمین‌لغزش نیز بیشتر شده است. این نتایج با نتایج چن^۴ و همکاران (۲۰۱۸) همخوانی دارد به این صورت که با کاهش فاصله از رودخانه زمین‌لغزش بیشتری رخ داده است. متغیر تراکم زهکشی و تأثیر آن بر روی زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه نشان داد که زمین‌لغزش عموماً در فاصله کمی از این متغیر شکل و گسترش یافته است به این صورت که با برداشت تکیه‌گاه کناری و زیرین دامنه‌ها به علت فرسایش رودخانه‌ای است که باعث افزایش ناپایداری دامنه و تغییر شکل آن می‌گردد (شکل ۷). این نتایج با نتایج زارعی و همکاران (۱۴۰۲) همخوانی دارد به این صورت که تراکم زهکشی بالا باعث فرسایش رودخانه‌ای و در طول زمان باعث ایجاد و گسترش زمین‌لغزش شده است. عامل حفاظتی بر روی دامنه‌ها، پوشش گیاهی است. در منطقه مورد مطالعه عموماً در مناطقی که پوشش گیاهی ضعیف‌تر است، زمین‌لغزش بیشتری رخ داده است به این دلیل که کاهش پوشش گیاهی باعث شستشوی سریع دامنه‌ها هنگام بارندگی و عدم نفوذ آب به خاک و همچنین خاک دامنه به علت نبود پوشش گیاهی به راحتی دچار هوازدگی (فیزیکی، شیمیایی و زیستی) شده است که در نتیجه ناپایداری دامنه رو به دنبال داشته است. این نتایج با نتایج ذاکری نژاد و عموشاهی (۱۴۰۱) همخوانی دارد به این صورت که در مناطقی که پوشش گیاهی ضعیف قرار دارد، زمین‌لغزش بیشتری رخ داده است. از طرف دیگر بخش عمده از زمین‌لغزش‌ها در کاربری‌های پوشش گیاهی ضعیف و بوته‌زارها شکل گرفته است همچنین تغییر شدید کاربری اراضی توسط انسان مانند ایجاد جاده‌های روستایی، گسترش کشاورزی و باغداری بر روی دامنه‌های کم شیب، چرای بی‌رویه دام‌ها بر روی مراتع فقیر منجر به ناپایداری خاک در منطقه و در نهایت ایجاد زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه شده است (شکل ۷). این نتایج با نتایج کریمی‌سنگ‌چینی و همکاران (۱۴۰۲) همخوانی دارد به این صورت که تغییر شدید کاربری اراضی مانند احداث جاده‌ها سبب تشدید شرایط مستعد زمین‌لغزش شده است.



شکل ۷. نمونه‌ای از فرسایش رودخانه‌ای و باغداری، کشاورزی بر روی دامنه‌های کم شیب در منطقه مورد مطالعه

1. Park

2. Dou et al

3. Hong et a

4. Chen et al

در رابطه با نقش سنگ‌شناسی و وقوع زمین‌لغزش می‌توان بیان کرد که بیش از ۷۰ درصد زمین‌لغزش‌ها در مارن و شیل‌های خاکستری مربوط به سازند گورپی (Kgu) و سنگ‌آهک، شیل مربوط به سازند بنگستان (Kbgp) رخ داده است. از نظر وقوع زمین‌لغزش سازند مارن بسیار حساس است که با نتایج عسگری و همکاران (۱۳۹۷) همخوانی دارد از طرف دیگر به‌هنگام بارندگی در قسمت‌های جنوب، مرکز و بخش کوچکی از شمال غرب که دارای سازند آهک است به دلیل ویژگی انحلال‌پذیری سنگ‌های آهکی، مقاومت خاک در منطقه پایین آمده و منجر به ایجاد زمین‌لغزش در منطقه شده است. این نتایج با نتایج صدیقی و قاسمی (۱۴۰۲) همخوانی دارد به این صورت که در مناطقی که سنگ‌آهک وجود دارد احتمال رخداد زمین‌لغزش بیشتر است. بررسی نوع خاک در منطقه نشان داد لغزش‌ها بیشتر در برون‌زدگی سنگی/ اینسیتی‌سول رخ داده است. این لایه از خاک نفوذپذیری بالای دارد و این ویژگی منجر به کاهش مقاومت برشی و افزایش تنش برشی مواد موجود بر روی دامنه‌ها و به دنبال آن سبب ناپایداری دامنه‌ها شده است. این نتایج با نتایج قاسمی و همکاران (۲۰۲۳) همخوانی دارد به این صورت که با افزایش نفوذ آب در خاک مقاومت دامنه‌ها کاهش یافته و به‌مرور زمان ناپایداری دامنه‌ی را به دنبال دارد. مدت و شدت بارندگی به‌عنوان یکی از عوامل بسیار مهم در وقوع زمین‌لغزش است. نقش بارندگی در ایجاد زمین‌لغزش از طریق جریان‌های زیرسطحی مشخص می‌گردد و این جریان زیرسطحی تحت‌تأثیر پلان و نیمرخ انحنای متوسط تداخل دامنه قرار می‌گیرد (صادقی و همکاران، ۱۴۰۱). در منطقه مورد مطالعه با وجود شرایط ذاتی مستعد برای ایجاد زمین‌لغزش مانند زمین‌شناسی، نوع خاک منطقه و... با افزایش میزان بارندگی و ایجاد رطوبت احتمال وقوع زمین‌لغزش افزایش یافته است. میزان بارش در قسمت‌های مرکزی منطقه زیاد و به‌طرف شمال و جنوب کاهش یافته است؛ اما میزان لغزش با وجود بارش کمتر همچنان بالا است که به عوامل دیگر در منطقه بستگی دارد. در منطقه مورد مطالعه جاده‌سازی باعث نفوذ بیشتر آب شده است در نتیجه شکستن شیب و رانش زمین را به دنبال دارد. به‌عبارت دیگر منطقه مورد مطالعه که یک منطقه کوهستانی محسوب می‌شود جاده‌سازی معمولاً در ارتفاعات پایین صورت گرفته است که این عامل باعث رانش زمین شده است. این نتایج با نتایج شرافت چاودری^۱ و همکاران (۲۰۲۴) همخوانی دارد به این صورت که با جاده‌سازی نفوذ آب بیشتر می‌گردد و این امر منجر به شکسته شدن شیب می‌گردد و باگذشت زمان رانش زمین در مجاورت جاده‌ها رخ داده است (شکل ۸).



شکل ۸. نمونه‌ی از لغزش زمین در مجاورت جاده‌ها و نزدیکی روستا در منطقه مورد مطالعه

¹. Sharafat Chowdhury et al

نتیجه‌گیری

در این مطالعه از مدل‌های یادگیری ماشینی (ML) (ماشین بردار پشتیبان، خطی، تعمیم‌یافته و جنگل تصادفی) برای شناسایی مناطق مستعد زمین‌لغزش در حوضه آبخیز مارگون، شهرستان سپیدان، استان فارس استفاده شد. شرایط طبیعی و انسانی حوضه مورد مطالعه مانند سنگ‌شناسی، ژئومورفولوژی، تغییر کاربری اراضی، توسعه و گسترش جاده‌ها زمینه مناسبی را ایجاد زمین‌لغزش ایجاد کرده است. در این بررسی ۱۲ متغیر (ارتفاع، شیب، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی، پوشش گیاهی، کاربری اراضی، سنگ‌شناسی، نوع خاک، متوسط بارندگی سالانه، فاصله از جاده، شاخص رطوبت توپوگرافی و شاخص زبری توپوگرافی) برای مدل‌سازی احتمال زمین‌لغزش انتخاب شد و بعد از اجرای آزمون هم‌خطی بین متغیرها (آستانه قرار دان عدد ۱۰)، متغیر شاخص رطوبت توپوگرافی (۱۱/۲۲) و شاخص زبری توپوگرافی (۱۱/۳۲) به علت مقدار بالای ۱۰ از روند کار حذف شد و فرآیند مدل‌سازی با ۱۰ متغیر اجرا شد. تأثیر هر کدام از این متغیرها در سه مدل مورد استفاده متفاوت است به صورتی که متغیر فاصله از جاده در دو مدل ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی بیشترین تأثیر را در رخداد زمین‌لغزش دارد. این در حالی است که در مدل خطی تعمیم‌یافته متغیر شیب بیشترین تأثیر را به خود اختصاص داده است. نتایج حاصل از مدل جنگل تصادفی با مقدار سطح زیر منحنی (۰/۹۸) و ضریب Kappa (۰/۷۳۹) نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان با مقدار سطح زیر منحنی (۰/۹۱)، ضریب Kappa (۰/۶۳۸) و مدل خطی تعمیم‌یافته با مقدار سطح زیر منحنی (۰/۷۹)، ضریب Kappa (۰/۴۲۸) احتمال رخداد زمین‌لغزش را با دقت بیشتری پیش‌بینی کرده است. به عبارت دیگر مدل‌ها از جمله مدل جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان به طور مشابه عمل کردند و مناطق مستعد زمین‌لغزش مشابه را شناسایی کردند. علاوه بر این، روش‌شناسی این مطالعه را می‌توان در مناطق دیگر برای شناسایی مناطق مستعد زمین‌لغزش اعمال کرد.

منابع

- ابراهیمی، ل. و ایلانلو، م.، ۱۴۰۴. پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از تکنیک مدل‌سازی الگوریتم یادگیری ماشین (نمونه موردی: شهرستان ایذه). مدیریت مخاطرات محیطی، ۱۲(۱): ۶۴-۵۱.
- احمدآبادی، ع. و رحمتی، م.، ۱۳۹۴. کاربرد شاخص‌های کمی ژئومورفومتریک در شناسایی پهنه‌های مستعد زمین‌لغزش با استفاده از مدل SVM (مطالعه موردی: آزادراه خرم‌آباد-پل زال). پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۴(۳): ۲۱۳-۱۹۷.
- باباریع، ن.، لرستانی، ق. و اسماعیلی، ر.، ۱۴۰۴. پهنه‌بندی وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان (مطالعه موردی: حوضه آبخیز تالار). پژوهش‌های دانش زمین، ۱۶(۱): ۱۶۸-۱۵۲.
- تیموری، م. و اسدی نیلوان، ا.، ۱۳۹۸. پهنه‌بندی حساسیت و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی (مطالعه موردی: استان لرستان). هیدروژئومورفولوژی، ۲۱(۶): ۱۷۹-۱۵۵.
- دسترنج، ع.، حمزه، ن. و وکیلی تجربه، ف.، ۱۴۰۲. ارزیابی نقشه حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین و اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش. علوم و مهندسی آبخیزداری/ایران، ۱۷(۶۳): ۸۳-۷۱.
- ذاکری نژاد، ر. و عموشاهی، ن.، ۱۴۰۱. ارزیابی خطر زمین‌لغزش با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور و مدل حداکثر آنتروپی (منطقه مورد مطالعه: حوضه آبخیز کمه، جنوب استان اصفهان). پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۱۱(۲): ۱۴۹-۱۲۸.
- زارعی، م.، مرادی، ح.، علوی نیا، ح. و علی‌آبادی، ک.، ۱۴۰۲. ارزیابی و پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش در حوضه آبخیز بیونیز، استان کرمانشاه. فصلنامه مطالعات جغرافیایی مناطق کوهستانی، ۱(۱۳): ۱۸۸-۱۶۹.
- صادقی، ع.، طالبی، ع. و زارعی، پ.، ۱۴۰۱. تعیین آستانه بارش بحرانی در وقوع زمین‌لغزش‌های سطحی بر اساس مدل فرآیند محور (مطالعه موردی: منطقه‌ی جوانرود، استان کرمانشاه). پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۱۰(۴): ۱۷۷-۱۵۶.
- صدیقی، ح. و قاسمی، ا.ر.، ۱۴۰۲. مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک (مطالعه موردی: استان چهارمحال و بختیاری). پژوهش‌های دانش زمین، ۱۴(۴): ۶۰-۴۲.

- عسگری، ش.، قنواتی، ع. و شادفر، ص.، ۱۳۹۷. تحلیل فضایی شاخص‌های تاثیرگذار زمین لغزش‌ها بر بار رسوبی حوضه سد ایلام. *فضای جغرافیایی*، ۱۸ (۶۳): ۳۱۸-۲۹۹.
- علی‌پور، ح. و ملکیان، آ.، ۱۳۹۴. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز جهان اسفراین خراسان شمالی. *نشریه جغرافیا و توسعه*، ۱۳ (۳۹): ۱۸۰-۱۶۵.
- کرزآدی، آ. و پورقاسمی، ح.م.، ۱۳۹۸. ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های داده‌کاوی، مطالعه موردی: حوزه آبخیز چهل‌چای. *مهندسی و مدیریت/بخیز*. ۱۱ (۱): ۴۲-۲۸.
- کریمی سنگچینی، ا.، دسترنج، ع.، آرامی، ح.، شادفر، ص. و ویسکرمی، ا.، ۱۴۰۳. کاربرد الگوریتم یادگیری ماشین پیشینه آنتروپی در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوزه آبخیز کرگانه، استان لرستان. *علوم و مهندسی آبخیزداری/ایران*، ۱۸ (۶۴): ۶۳-۵۰.
- Aghdam, I. N., Pradhan, B., Panahi, M. (2017). Landslide susceptibility assessment using a novel hybrid model of statistical bivariate methods (FR and WOE) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) at southern Zagros Mountains in Iran. *Environmental Earth Sciences*, 76(6): 237. DOI: [10.1007/s12665-017-6558-0](https://doi.org/10.1007/s12665-017-6558-0)
- Arabameri A, Pradhan B, Rezaei K, Lee S, Sohrabi M. (2020). An ensemble model for landslide susceptibility mapping in a forested area. *Geocarto Int.* 35(15):1680–1705. doi: 10.1080/10106049.2019.1585484. [10.1080/10106049.2019.1585484](https://doi.org/10.1080/10106049.2019.1585484)
- Ashraf Mohammad, O., Kamal Hamaamin, H., Azad, J., Rasooli, S., Li, H. (2025). Spatial prediction of landslide susceptibility using the data-mining algorithm (case study: Kamyaran county). *Frontier in Earth Science*, <https://doi.org/10.3389/feart.2025.1619876>
- Breiman L. (2001). Random forests. *Mach Learn.* 45(1):5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brenning, A. (2005). Spatial prediction models for landslide hazards: review, comparison and evaluation. *Nat Hazard Earth Syst* 5:853–862. <https://doi.org/10.5194/nhess-5-853-2005>
- Chang Z., Catani F., Huang F., Liu G., Meena S.R., Huang J., Zhou C. (2023). Landslide susceptibility prediction using slope unit-based machine learning models considering the heterogeneity of conditioning factors. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 15(5): 1127–1143. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2022.07.009>
- Chen, W., Zhang, S., Li, R., Shahabi, H. (2018). Performance evaluation of the GIS-based data mining techniques of best-first decision tree, random forest, and naïve bayes tree for landslide susceptibility modeling. *Sci. Total Environ.* 644: 1006-1018. DOI: [10.1016/j.scitotenv.2018.06.389](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.06.389)
- Chowdhury, M. Hafsa, B. (2022). Landslide susceptibility mapping using bivariate statistical models and GIS in chattagram district, Bangladesh. *Geotech. Geol. Eng.* (40): 3687–3710, <https://doi.org/10.1007/s10706-022-02111-y>
- Dahal R.K., Hasegawa S., Nonomura A., Yamanaka M., Masuda T., Nishino K. (2008). GIS-based weights-of-evidence modelling of rainfall-induced landslides in small catchments for landslide susceptibility mapping. *Environmental Geology*, 54: 311–324. DOI: [10.1007/s00254-007-0818-3](https://doi.org/10.1007/s00254-007-0818-3)
- Dou, J., Yunus, A. P., Xu, Y., Zhu, Z., Chen, C. W., Sahana, M., Khosravi, K., Yang, Y., & Pham, B. T. (2019). Torrential rainfall-triggered shallow landslide characteristics and susceptibility assessment using ensemble data-driven models in the Dongjiang Reservoir Watershed, China. *Natural Hazards*, 97(2), 579–609. doi:10.1007/s11069-019-03659-4. DOI: [10.1007/s11069-019-03659-4](https://doi.org/10.1007/s11069-019-03659-4)
- Guo, Q., Kelly, M., Graham, C.H. (2005). Support vector machines for predicting distribution of Sudden Oak Death in California. *Ecol. Model.* 182, 75–90. [doi:10.1016/j.ecolmodel.2004.07.012](https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2004.07.012)

- Hong H, Pradhan B, Bui DT, Xu C, Youssef AM, Chen W. (2017). Comparison of four kernel functions used in support vector machines for landslide susceptibility mapping: a case study at Suichuan area (China). *Geomatics Nat Hazards Risk*. 8(2):544–569. doi: [10.1080/19475705.2016.1250112](https://doi.org/10.1080/19475705.2016.1250112)
- Huang, C., Davis, L.S., Townshend, J.R.G. (2002). An assessment of support vector machines for land cover classification. *Int. J. Remote Sens*. DOI: [10.1080/01431160110040323](https://doi.org/10.1080/01431160110040323)
- Iverson, R. M., & George, D. L. (2016). Modelling landslide liquefaction, mobility bifurcation and the dynamics of the 2014 Oso disaster. *Geotechnique*, 66(3), 175–187. doi: [10.1680/jgeot.15.LM.004](https://doi.org/10.1680/jgeot.15.LM.004).
- Jaafari, A., Najafi, A., Pourghasemi, H. R., Rezaeian, J., & Sattarian, A. (2014). GIS-based frequency ratio and index of entropy models for landslide susceptibility assessment in the Caspian forest, northern Iran. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 11(4), 909–926. doi: [10.1007/s13762-013-0464-0](https://doi.org/10.1007/s13762-013-0464-0)
- Jakkula, V. (2006). Tutorial on Support Vector Machine (svm). 37 School of EECS, Washington State University. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:15115403>
- Kang, D., Dan, Sh., Hua, Zh., Jingly, L., Chenlu, W., Zhenguo, W., Shaohua, W. (2025). Study on landslide hazard risk in Wenzhou based on slope units and machine learning approaches. *ScienceReports*. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-91669-7>
- Kim JC, Lee S, Jung HS, Lee S. (2018). Landslide susceptibility mapping using random forest and boosted tree models in Pyeong-Chang, Korea. *Geocarto Int*. 33(9):1000–1015. doi: [10.1080/10106049.2017.1323964](https://doi.org/10.1080/10106049.2017.1323964).
- Lee S., Min K. (2001). Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea. *Environmental Geology*, 40, 1095–1113. <https://doi.org/10.1007/s002540100310>
- Nefeslioglu HA, Duman TY, Durmaz S. (2008). Landslide susceptibility mapping for a part of tectonic Kelkit Valley (Eastern Black Sea region of Turkey). *Geomorphology*. 94(3–4):401–418. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.10.036>
- Nelder JA, Wedderburn R.W.M. (1972). Generalized linear models. *J R Stat Soc A* 135:370–384. <https://www.jstor.org/stable/2344614>
- Nhu VH, Mohammadi A, Shahabi H, Ahmad BB, Al-Ansari N, Shirzadi A, Clague JJ, Jaafari A, Chen W, Nguyen H. (2020). Landslide susceptibility mapping using machine learning (ML) algorithms and remote sensing data in a tropical environment. *Int J Environ Res Public Health*. 17(14):1–23. doi: [10.3390/ijerph17144933](https://doi.org/10.3390/ijerph17144933).
- Niraj K., Singh A., Shukla D.P. (2023). Effect of the normalized difference vegetation index (NDVI) on GIS-enabled bivariate and multivariate statistical models for landslide susceptibility mapping. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 51(8), 1739–1756. <https://doi.org/10.1007/s12524-023-01738-5>
- Park NW. (2015). Using maximum entropy modeling for landslide susceptibility mapping with multiple geoenvironmental data sets. *Environ Earth Sci*. 73(3):937–949. doi: [10.1007/s12665-014-3442-z](https://doi.org/10.1007/s12665-014-3442-z).
- Polykretis C, Ferentinou M, Chalkias C. (2015). A comparative study of landslide susceptibility mapping using landslide susceptibility index and artificial neural networks in the Krios River and Krathis River catchments (northern Peloponnesus, Greece). *Bull Eng Geol Environ*. 74(1):27–45. doi: [10.1007/s10064-014-0607-7](https://doi.org/10.1007/s10064-014-0607-7)
- Pourghasemi HR, Pradhan B, Gokceoglu C. (2012). Remote sensing data derived parameters and its use in landslide susceptibility assessment using Shannon's Entropy and GIS. *Appl. Mech. Mater.*, 225: 486–491. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.225.486>
- Shahabi H, Hashim M. (2015). Landslide susceptibility mapping using GIS-based statistical models and Remote sensing data in tropical environment. *Sci Rep*. 5(1):1–15. doi: [10.1038/srep09899](https://doi.org/10.1038/srep09899).

- Statnikov, A., Aliferis, C.F., Hardin, D.P., Guyon, I. (2011). A Gentle Introduction to Support Vector Machines in Biomedicine: Volume 1: Theory and Methods. *World Scientific Publishing Co Inc*. 200. <https://doi.org/10.1142/7922>
- Sun, X., Shan, R., Liu, F. (2020). Spatio-temporal quantification of patterns, trade-offs and synergies among multiple hydrological ecosystem services in different topographic basins. *J. Clean. Prod.* 268, 122338. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122338>
- Tyagi A., Tiwari R.K., James N. (2023). Mapping the landslide susceptibility considering future land-use land-cover scenario. *Landslides*, 20(1), 65–76. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122338>
- Vakhshoori V., Zare M. (2016). Landslide susceptibility mapping by comparing weight of evidence, fuzzylogic, and frequency ratio methods. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 7(5), 1731–1752. <https://doi.org/10.1080/19475705.2016.1144655>
- Xiong, K., Adhikari, B. R., Stamatopoulos, C. A., Zhan, Y., Wu, S., Dong, Z., & Di, B. (2020). Comparison of different machine learning methods for debris flow susceptibility mapping: A case study in the Sichuan Province, China. *Remote Sensing*, 12(2), 295. [doi:10.3390/rs12020295](https://doi.org/10.3390/rs12020295).
- Zhang W., He Y., Wang L., Liu S., Meng X. (2023). Landslide Susceptibility mapping using random forest and extreme gradient boosting: A case study of Fengjie, Chongqing. *Geological Journal*, 58(6), 2372-2387. <https://doi.org/10.1002/gj.4683>

