Sari Agriculture Sciences and Natural Resources University

Journal of Watershed Management Research, Vol. 17, Issue 1, 2026 ..... p: 69-81

OPEN ACCESS

Research Paper

Landslide Susceptibility Mapping Using the Random Forest Model with an Emphasis on Rural Areas (Case Study: Sira Watershed)

Mehdi Hashemi[1], Omid Asadi Nalivan[2] and Ali Dastranj[3]

1- Assistant Professor, Department of Soil Conservation and Watershed Management Research, Isfahan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Isfahan, Iran,
(Corresponding author: m_hashemi@areeo.ac.ir)
2- Assistant Professor, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, University of Maragheh, Maragheh, Iran
3- Assistant Professor, Department of Soil Conservation and Watershed Management Research, Khorasan Razavi Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Mashhad, Iran

Received: 14 August, 2025 Revised: 16 October, 2025 Accepted: 20 November, 2025

Extended Abstract

Background: Landslides are one of the most important geomorphological hazards in Iran. The heavy human and financial losses of landslides (damage to villages, roads, infrastructure, farms, and human casualties) have doubled the importance of studying them. For this reason, accurate knowledge of landslide areas that have occurred in the past and identification of areas with high susceptibility to landslides can be of great help in reducing the damage caused by this phenomenon. In recent decades, machine learning has received serious attention as a powerful tool in earth sciences, especially in the study and prediction of landslides. Machine learning can predict which areas or zones are prone to landslides based on historical data (past events). Compared to conventional methods such as multi-criteria decision-making, the advantages of machine learning include high processing speed, higher accuracy, flexibility, and lower cost. The Chalus Road is one of the busiest and most dangerous roads in Iran. Landslide investigation on Chalus Road is of great importance. The reasons for this importance can be summarized in several main axes: life and financial safety, economic and tourism importance, specific geological and climatic conditions of the region, and environmental problems. Machine learning can identify high-risk areas, predict the probability of landslide occurrence, improve life safety, reduce economic losses, and improve crisis management. Therefore, the aim of this study is to investigate the landslide susceptibility in one of the watersheds of Chalus Road (Sira Watershed).

Methods: The Sira Watershed on the Chalus Road is located in the northwest of the large watershed of the Karaj Dam basin. There is a total of six villages with 762 households and 1904 people in the watershed. First, landslide areas at the watershed level were identified using the database available at the General Directorate of Natural Resources and Watershed Management of Alborz Province, and the interpretation of aerial photographs. Then, extensive field visits were used at the watershed level to match and verify the identified points. Finally, 56 landslide points were verified based on field visits. The final and confirmed landslide points were divided into two parts: training and validation, in a ratio of 70 to 30 percent for modeling. Next, 10 important factors affecting landslide susceptibility were used to zone landslide susceptibility, including altitude, slope, distance from stream, distance from road, curve number, soil hydrological groups, lithology, land use, and the topographic wetness index. Next, the random forest method was used in the R software to determine landslide susceptibility. The random forest method is one of the powerful supervised ensemble machine learning algorithms used for classification and regression problems. In this study, the model efficiency was evaluated in the training and validation stages using the receiver operating characteristic (ROC). Then, the landslide susceptibility map was classified into five classes with very low, low, moderate, high, and very high sensitivity based on natural breaks in ArcGIS software. Finally, the area and percentage of each landslide susceptibility class were evaluated in the entire watershed and separately for rural areas, and their prioritization was done based on the area of high and very high landslide susceptibility.

Results: About 25.7 percent of the Sira watershed (1943 hectares) of the total 7,608.7 hectares shows high and very high landslide susceptibility, which indicates the high importance of landslide stabilization in the watershed. The model efficiency in the training and validation stages using the ROC curve was 0.921 and 0.904, respectively, which indicates the excellent performance of the model and the dependability of the model results. The two villages of Aygan and Avizar, each with 39% of the village, are exposed to high and very high landslide

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

Copyright ©2026. Hashemi et al. Published by Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution-Non-Commercial 4.0 Unported License, which allows users to read, copy, distribute, and make derivative works for non-commercial purposes from the material, as long as the author of the original work is cited properly.

susceptibility. Kalvan and Kalha villages are 7% and 16% susceptible to landslides, respectively. However, Sira village, with 73.5% of the village area, is exposed to high and very high landslide susceptibility and is the most important village in the watershed in terms of landslide resilience measures. In total, 675 households with a population of 1700 in the villages in the watershed are exposed to landslide susceptibility. It should be noted that there is a total of 333 landslide zones with an area of more than 1 hectare, equivalent to 1393 hectares, in the Sira watershed.
Conclusion: This study has provided a valuable tool for planners and crisis managers by providing high-precision landslide susceptibility maps. The findings show that combining machine learning with spatial data can revolutionize the prediction of natural hazards, especially landslides. To achieve practical results, however, cooperation between government institutions, academia, and local communities is essential to implement sustainable solutions. This research is an effective step toward reducing natural hazards by combining modern technologies and spatial analysis, and can be used as a model for other similar areas in Iran.

Keywords: Chalus Road, Landslide, Random Forest, Sira Watershed, Susceptibility mapping

How to Cite This Article: Hashemi, M., Asadi Nalivan, O., & Dastranj, A. (2026). Landslide Susceptibility Mapping Using the Random Forest Model with an Emphasis on Rural Areas (Case Study: Sira Watershed). *J Watershed Manage Res,* 17(1), 69-81. DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری

مقاله پژوهشی

پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل جنگل تصادفی با تاکید بر مناطق روستایی (مطالعه موردی: حوزه آبخیز سیرا)

مهدی هاشمی[۱]، امید اسدی نلیوان[۲] و علی دسترنج[۳]

۱- استادیار، بخش تحقیقاتی حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی اصفهان، سازمان تحقیقات آموزش و ترویج کشاورزی، اصفهان، ایران، (نویسنده مسوول: m_hashemi@areeo.ac.ir)

۲- استادیار، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران

۳- استادیار، بخش تحقیقاتی حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی خراسان رضوی، سازمان تحقیقات آموزش و ترویج کشاورزی، مشهد، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۵/۲۳ تاریخ ویرایش: ۱۴۰۴/۰۷/۲۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۲۹
صفحه: ۶۹ تا ۸۱

چکیده مبسوط

مقدمه و هدف: زمین‌لغزش یکی از مهم‌ترین مخاطرات ژئومورفولوژیک در ایران است. خسارات جانی و مالی سنگین زمین‌لغزش‌ها (آسیب به روستاها، راه‌ها، زیرساخت‌ها، مزارع و تلفات انسانی) اهمیت مطالعات آن را دوچندان کرده است. به‌همین دلیل، شناخت دقیق مناطق زمین‌لغزش رخ داده در گذشته و نیز شناسایی مناطق دارای حساسیت بالای وقوع زمین‌لغزش می‌توانند کمک شایانی در کاهش خسارت‌های ناشی از وقوع این پدیده نمایند. در دهه‌های اخیر، یادگیری ماشینی به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در علوم زمین، به‌ویژه در مطالعه و پیش‌بینی زمین‌لغزش، مورد توجه جدی قرار گرفته است. یادگیری ماشینی می‌تواند بر اساس داده‌های تاریخی (رخدادهای گذشته) پیش‌بینی کند که کدام مناطق یا پهنه‌ها مستعد زمین لغزش هستند. از مزایای یادگیری ماشینی در مقایسه با روش‌های مرسوم مانند تصمیم‌گیری چندمعیاره می‌توان به سرعت پردازش بالا، دقت بالاتر، انعطاف‌پذیری و هزینه کمتر اشاره کرد. جاده چالوس یکی از پرترددترین و پرخطرترین جاده‌های کشور است. بررسی زمین‌لغزش در جاده چالوس از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است. دلایل این اهمیت را می‌توان در چند محور اصلی خلاصه کرد: ایمنی جانی و مالی، اهمیت اقتصادی و گردشگری، شرایط زمین‌شناسی و اقلیمی خاص منطقه و مشکلات زیست‌محیطی. یادگیری ماشینی می‌تواند مناطق پرخطر را شناسایی و احتمال وقوع لغزش را پیش‌بینی کنند و موجب ارتقای ایمنی جانی، کاهش خسارات اقتصادی و بهبود مدیریت بحران شوند. لذا، هدف این مطالعه بررسی حساسیت زمین‌لغزش در یکی از حوزه‌های آبخیز جاده چالوس (حوزه آبخیز سیرا) است.

مواد و روش‌ها: حوزه آبخیز سیرا در جاده چالوس در شمال غربی حوزه آبخیز بزرگ سد کرج قرار دارد. در مجموع، تعداد شش روستا با ۷۶۲ خانوار و ۱۹۰۴ نفر جمعیت در حوزه آبخیز وجود دارند. ابتدا، جهت شناسایی مناطق لغزشی در سطح حوزه آبخیز از بانک داده‌های موجود در اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان البرز و تفسیر عکس‌های هوایی استفاده شد و سپس جهت تطبیق و تدقیق نقاط شناسایی شده، از بازدیدهای میدانی گسترده در سطح حوزه آبخیز بهره گرفته شد. در نهایت، ۵۶ نقطه لغزشی بر اساس بازدیدهای میدانی تدقیق گردیدند. نقاط نهایی و تأیید شده زمین‌لغزش به دو بخش آموزش و اعتبارسنجی به نسبت ۷۰ به ۳۰ درصد جهت مدل‌سازی تقسیم‌بندی شدند. در ادامه، جهت پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش از ۱۰ عامل مهم و تاثیرگزار بر زمین‌لغزش شامل ارتفاع، شیب، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، شماره منحنی، گروه‌های هیدرولوژیکی خاک، لیتولوژی، کاربری اراضی و شاخص رطوبت توپوگرافیک استفاده شد. روش جنگل تصادفی در نرم‌افزار R جهت تعیین حساسیت زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفت. روش جنگل تصادفی یکی از الگوریتم‌های قدرتمند یادگیری ماشین گروهی از نوع نظارت‌شده است که برای مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون به‌کار می‌رود. در این پژوهش، کارایی مدل در مراحل آموزش و اعتبارسنجی با استفاده از منحنی تشخیص عملکرد گیرنده (ROC) ارزیابی شد. سپس، نقشه حساسیت زمین‌لغزش به پنج کلاس با حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد بر اساس شکست‌های طبیعی در نرم‌افزار ArcGIS طبقه‌بندی شد. در نهایت، مساحت و درصد مساحت هر یک از طبقات حساسیت زمین‌لغزش در کل حوزه آبخیز و به تفکیک مناطق روستایی ارزیابی شد و اولویت‌بندی آن‌ها بر اساس مساحت زیاد و خیلی زیاد حساسیت زمین‌لغزش انجام شد.

یافته‌ها: حدود ۲۵/۷ درصد حوزه آبخیز سیرا (۱۹۴۳ هکتار) از مجموع ۷۶۰۸/۷ هکتار دارای حساسیت زیاد و خیلی زیاد زمین‌لغزش است که نشان‌دهنده اهمیت بالای پایدارسازی زمین‌لغزش در حوزه آبخیز مذکور است. کارایی مدل در مراحل آموزش و اعتبارسنجی با استفاده از منحنی تشخیص عملکرد گیرنده (ROC) به‌ترتیب ۰/۹۲۱ و ۰/۹۰۴ بود که نشان‌دهنده عملکرد عالی مدل است و می‌توان به نتایج مدل اعتماد کرد. دو روستای آیگان و اویزر هرکدام ۳۹ درصد روستا در معرض حساسیت زیاد و خیلی زیاد زمین‌لغزش قرار دارند. روستای کلوان ۷ درصد و روستای کلها نیز ۱۶ درصد در معرض حساسیت زمین‌لغزش قرار دارند. اما روستای سیرا با ۷۳/۵ درصد مساحت روستا در حساسیت زیاد و خیلی زیاد زمین‌لغزش قرار دارد و به‌لحاظ اقدامات پایداری زمین‌لغزش، مهم‌ترین روستای حوزه آبخیز است. در مجموع، تعداد ۶۷۵ خانوار با جمعیت ۱۷۰۰ نفری در روستاهای موجود در حوزه آبخیز در معرض حساسیت زمین‌لغزش قرار دارند. لازم به ذکر است که در مجموع، ۳۳۳ پهنه لغزشی با بیش از ۱ هکتار مساحت معادل ۱۳۹۳ هکتار در حوزه آبخیز سیرا وجود دارند.

نتیجه‌گیری: این مطالعه با ارائه نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش با دقت بالا، ابزاری ارزشمند برای برنامه‌ریزان و مدیران بحران فراهم کرده است. یافته‌ها نشان می‌دهند که تلفیق یادگیری ماشینی با داده‌های مکانی می‌تواند تحولی در پیش‌بینی مخاطرات طبیعی به‌خصوص زمین‌لغزش ایجاد کند. با این‌حال، برای دستیابی به نتایج عملی، همکاری نهادهای دولتی، دانشگاهی و جوامع محلی برای اجرای راهکارهای پایدار ضروری است. این پژوهش گامی مؤثر در جهت کاهش مخاطرات طبیعی با ترکیب فناوری‌های نوین و تحلیل‌های مکانی است و می‌تواند به‌عنوان الگویی برای سایر مناطق مشابه در ایران مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: زمین‌لغزش، جاده چالوس، جنگل تصادفی، حوزه آبخیز سیرا، پهنه‌بندی حساسیت

مقدمه

ایران به‌دلیل موقعیت خاص زمین‌شناسی و توپوگرافی کوهستانی و پرشیب (کوه‌های البرز و زاگرس)، فعالیت‌های تکتونیکی بالا (کمربند زلزله‌خیز آلپ ـ هیمالیا) به‌عنوان یک عامل محرک اصلی زمین‌لغزش، بارش‌های فصلی شدید و تغییرات اقلیمی (افزایش فشار آب منفذی در خاک و سنگ به دلیل بارندگی‌های سنگین و ذوب برف در بهار)، تخریب پوشش گیاهی و فعالیت‌های انسانی (جاده‌سازی، معدن‌کاری، تغییر

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

کاربری اراضی و جنگل‌زدایی) یکی از کشورهای مستعد وقوع زمین‌لغزش در جهان به‌شمار می‌رود (Dastranj *et al*., 2024; Asadi Nalivan *et al*., 2024; Pourghasemi, 2013; Rakhshandeh & Haghshenas, 2019; Sepahvand & Beiranvand, 2024; Teimouri & Asadi Nalivan, 2020; Nazariani & Fallah, 2023). وقوع هزاران زمین‌لغزش در استان‌های مختلف شامل استان‌های لرستان، گلستان، سمنان، خراسان شمالی، کرمانشاه، گیلان، مازندران، البرز و قزوین بر اثر بارندگی‌های فروردین ۱۳۹۸ نشان از گستردگی مواجهه با این مخاطره در کشور دارد (Rakhshandeh & Haghshenas, 2019). به‌همین دلیل، شناخت دقیق مناطق زمین‌لغزشی قدیمی و نیز شناسایی مناطق دارای حساسیت بالای وقوع زمین‌لغزش می‌تواند کمک شایانی در کاهش هزینه‌های ناشی از وقوع این پدیده نماید (Mirus *et al*., 2020). در دهه‌های اخیر، یادگیری ماشینی[1] به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در علوم زمین، به‌ویژه در مطالعه و پیش‌بینی زمین‌لغزش، مورد توجه جدی قرار گرفته است (Viorel *et al*., 2025; Xu *et al.,* 2024; Shirvani, 2020). داده‌های مرتبط با زمین‌لغزش بسیار متنوع و پیچیده‌اند و یادگیری ماشینی قادر است الگوها و روابط پنهان میان این متغیرها را شناسایی کند، حتی وقتی این روابط برای انسان یا روش‌های کلاسیک قابل شناسایی نیستند. یادگیری ماشینی می‌تواند بر اساس داده‌های تاریخی (رخدادهای گذشته) پیش‌بینی کند که در چه شرایطی لغزش اتفاق می‌افتد. از مزایای یادگیری ماشینی در مقایسه با روش‌های سنتی می‌توان به تحلیل همزمان داده‌های مکانی، اقلیمی و زمانی (سرعت پردازش بالا)، شناسایی الگوهای غیرخطی و پیچیده (دقت بالاتر)، قابلیت یادگیری و بهبود مدل‌ها با داده‌های جدید (انعطاف‌پذیری) و کاهش نیاز به حفاری و نمونه‌برداری گسترده (هزینه کمتر) اشاره کرد (Nakileza & Nedala, 2020; Intrier *et al*., 2019; Zou *et al*., 2022; Lokesh *et al*., 2025; Nguyen *et al*., 2025; Sharma *et al*., 2024). مطالعات زیادی در این زمینه انجام گرفته‌اند. ژئو و همکاران (Zhou *et al.,* 2025) از یک چارچوب جدید برای حساسیت زمین‌لغزش (ادغام مدل‌های یادگیری ماشین (RF^2, SVM^3) با تئوری فاجعه[4] (CT)) در چین (لیانگشان و سیچوان[5]) استفاده کردند. در این مطالعه از ۱۲ عامل محرک محیطی داخلی و خارجی استفاده کردند. از روش نسبت فراوانی برای ارزیابی همبستگی بین زمین‌لغزش‌های تاریخی و این عوامل استفاده شد. در نهایت، از ROC برای ارزیابی و مقایسه دقت روش‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که چارچوب‌های RF-CT و SVM-CT عملکرد خوبی داشته‌اند، به‌طوری‌که در مقایسه با مدل‌های RF و SVM به‌صورت جداگانه، ۱۰ درصد باعث بهبود در نرخ موفقیت (۰/۸۹۹ برای RF-CT و ۰/۸۷۳ برای SVM-CT) و ۵ درصد بهبود در نرخ پیش‌بینی (۰/۷۸۳ برای RF-CT و ۰/۷۷۵ برای SVM-CT) داشته‌اند. ژو و همکاران (Xu *et al.,* 2024) حساسیت زمین‌لغزش را با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین گروهی (انباشت[6]، ترکیب[7] و رأی‌گیری نرم[8]) در لومباردی[9] (شمال ایتالیا) مورد بررسی قرار دادند. ابتدا، پایگاه داده مکانی مبتنی بر داده‌های باز، عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش، سوابق زمین‌لغزش تاریخی و مناطقی با احتمال بسیار کم وقوع زمین‌لغزش (منطقه بدون زمین‌لغزش) را شناسایی کردند. مدل‌های یادگیری ماشین (Bagging، جنگل‌های تصادفی، AdaBoost، Gradient Tree Boosting و شبکه‌های عصبی) استفاده شدند. نتایج نشان دادند که رأی‌گیری نرم بالاترین عملکرد را در بین آن‌ها نشان داد. بهترین مدل برای تولید LSM برای منطقه لومباردی، یک مدل شبکه عصبی آموزش‌دیده با دقت ۰/۹۳ بود. LSM نشان می‌دهد که ۳۷ درصد از لومباردی در بالاترین رده‌های حساسیت به زمین‌لغزش قرار دارد. از سایر مطالعات مرتبط با تحقیق می‌توان به مطالعات Zhang *et al*., 2019; Panahi *et al*., 2025; Nguyen *et al*., 2025; Achu *et al*., 2023; Asadi nalivan *et al*., 2024; Hussain *et al*., 2022; Shafiee kigasari *et al*., 2024) اشاره کرد. جاده چالوس یکی از پرترددترین و پرخطرترین جاده‌های کشور است. بررسی زمین‌لغزش در جاده چالوس از اهمیت بسیار بالایی برخوردار است. دلایل این اهمیت را می‌توان در چند محور اصلی خلاصه کرد: ایمنی جانی و مالی (ریزش کوه، انسداد جاده و حوادث مرگبار برای رانندگان و خسارات مالی سنگین به زیرساخت‌ها)، اهمیت اقتصادی و گردشگری (یکی از اصلی‌ترین مسیرهای ارتباطی بین تهران و شمال کشور و نقش حیاتی در حمل‌ونقل کالا و جابه‌جایی گردشگران)، شرایط زمین‌شناسی و اقلیمی خاص منطقه (ناحیه‌ای با شیب‌های تند، زمین‌های ناپایدار و ساختارهای زمین‌شناسی پیچیده، بارش‌های شدید، ذوب برف و تغییرات دما) و مشکلات زیست‌محیطی (تخریب جنگل‌ها و پوشش گیاهی و تغییر مسیر رودخانه‌ها و آلودگی آب‌ها) (Nezhad Khaili Abad *et al*., 2011). بنابر این، بررسی زمین‌لغزش در جاده چالوس یک ضرورت مهندسی، ایمنی، اقتصادی و محیط زیستی است. استفاده از یادگیری ماشینی در مطالعات زمین‌لغزش به‌ویژه در مناطقی مانند جاده چالوس (با شرایط زمین‌شناسی پیچیده و ناپایدار) بسیار حیاتی است. این روش‌ها می‌توانند مناطق پرخطر را شناسایی و احتمال وقوع لغزش را پیش‌بینی کنند و موجب ارتقای ایمنی جانی، کاهش خسارات اقتصادی و بهبود مدیریت بحران شوند (Bednarik *et al*., 2012). بدون این مطالعات، بهره‌برداری ایمن و پایدار از این مسیر استراتژیک امکان‌پذیر نخواهد بود. لذا هدف این مطالعه بررسی حساسیت زمین‌لغزش در یکی از حوزه‌های آبخیز جاده چالوس (حوزه آبخیز سیرا) است.

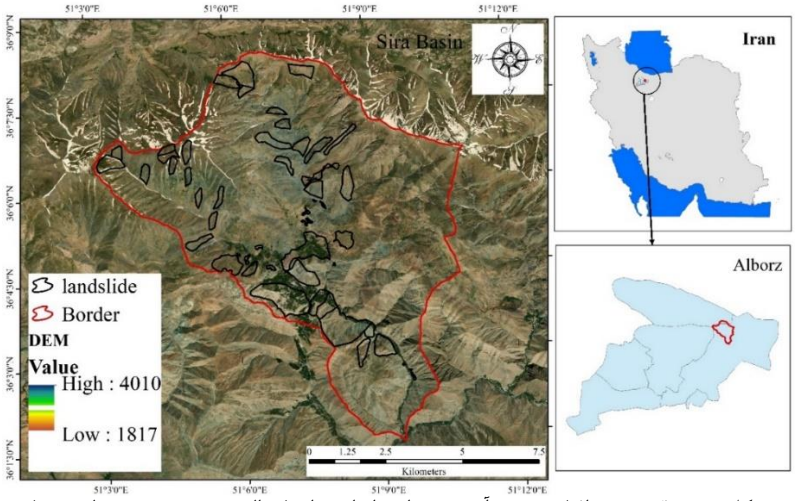
مواد و روش‌ها

حوزه آبخیز سیرا در جاده چالوس در شمال غربی حوزه آبخیز بزرگ سد کرج در محدوده جغرافیایی بین ۵۱ درجه و ۳ دقیقه

[1]. Machine Learning
[2]. Random Forest
[3]. Support Vector Machine
[4]. Catastrophe theory
[5]. Liangshan, Sichuan
[6]. Stacking
[7]. Blending
[8]. Soft Voting
[9]. Lombardy

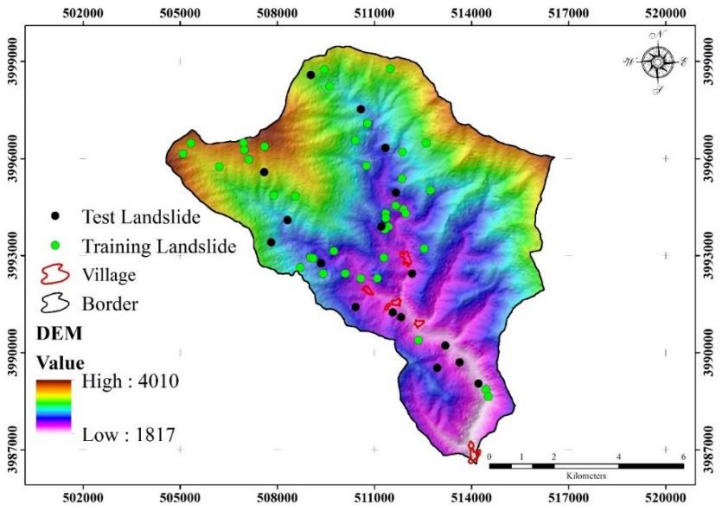
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

تا ۵۱ درجه و ۱۲ دقیقه طول شرقی و ۳۶ درجه و ۱ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۹ دقیقه عرض شمالی قرار دارد (شکل ۱). مساحت حوزه سیرا برابر ۷۶۰۸/۷ هکتار است. این حوزه آبخیز شبکه آبراهه از نوع شاخه درختی و موازی دارد. قابل ذکر است که تراکم آبراهه‌های کل محدوده ۷/۳ (km/km^2) است. ارتفاع متوسط وزنی کل حوزه ۲۷۷۱ متر، زمان تمرکز حوزه به روش کرپیچ ۱/۳۶ ساعت، شیب متوسط وزنی اراضی کل حوزه نیز ۵۹ درصد و شیب متوسط وزنی خالص آبراهه اصلی حوزه ۱۰/۲۹ درصد هستند. با توجه به ضرایب شکل هورتن (۰/۲۲) و ضریب فشردگی گراولیوس (۱/۳۷)، می‌توان نتیجه گرفت که شکل کلی حوزه کشیده است. در مجموع، تعداد شش روستا با ۷۶۲ خانوار و ۱۹۰۴ نفر جمعیت در حوزه آبخیز وجود دارند.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوزه آبخیز سیرا در ایران و استان البرز و محدوده زمین‌لغزش‌ها
Figure 1. The geographical location of the Sira watershed in Iran and Alborz Province and the area of landslides

ابتدا، جهت شناسایی مناطق لغزشی در سطح حوزه آبخیز از بانک داده‌های موجود در اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان البرز و عکس‌های هوایی سال‌های ۱۳۳۴ و ۱۳۸۱ استفاده شد. در مرحله آخر، جهت تطبیق و تدقیق نقاط شناسایی شده، از بازدیدهای میدانی گسترده در سطح حوزه آبخیز بهره گرفته شد. از نقاط شناسایی شده مراحل قبل به تعداد ۸۳ مورد زمین‌لغزش، در نهایت ۵۶ نقطه لغزشی بر اساس بازدیدهای میدانی تدقیق گردید و مراحل بعدی انجام تحقیق بر اساس این نقاط انجام شدند. شکل ۲ نقاط زمین‌لغزش (مرکز ثقل زمین‌لغزش نماینده محدوده زمین‌لغزش است) نهایی تائید شده در بازدیدهای میدانی جهت انجام مدل‌سازی، تقسیم‌بندی نقاط زمین‌لغزش به آموزش و اعتبارسنجی و محدوده روستاها را نشان می‌دهد.



شکل ۲- نقاط زمین‌لغزش شناسایی شده و نقاط آموزشی و اعتبارسنجی و موقعیت روستاها
Figure 2. Identified landslide points, training and validation points, and location of villages

در ادامه، جهت پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش از ۱۰ عامل مهم و تاثیرگذار بر زمین‌لغزش شامل ارتفاع، شیب، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، شماره منحنی، گروه‌های هیدرولوژیکی خاک، لیتولوژی، کاربری اراضی و شاخص رطوبت توپوگرافیک

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

استفاده شد (Zhou *et al*., 2025; Asadi Nalivan *et al*., 2024; Nguyen *et al*., 2025; Hussain *et al*., 2022; Dastranj *et al*., 2024; Panahi *et al*., 2025; Öztürk, 2025; Cao *et al*., 2021; Chen *et al*., 2018). روش تهیه هر یک از عوامل بالا در جدول ۱ ارائه شده است. عوامل متعددی در حساسیت و وقوع زمین‌لغزش نقش دارند. با توجه به اینکه مناطق با CN بالا باعث کاهش نفوذ آب به خاک می‌شوند، می‌توان بیان داشت که عاملی برای کاهش احتمال وقوع لغزش است. در ارتفاعات بالا، احتمال فرسایش، یخزدگی–ذوب و بارندگی شدید بیشتر است که همه این عوامل خطر لغزش را افزایش می‌دهند (Nakileza & Nedala, 2020). نوع پوشش گیاهی و کاربری زمین بر پایداری شیب اثرگذار است. جنگل‌ها به‌واسطه ریشه گیاهان باعث افزایش پایداری و زمین‌های کشاورزی یا بدون پوشش با شیب زیاد باعث کاهش پایداری و افزایش احتمال لغزش می‌شوند (Intrieri *et al*., 2019). نوع و جنس سنگ‌ها و خاک‌ها تعیین‌کننده مقاومت در برابر لغزش است. سنگ‌های رسی یا مارنی به‌دلیل خاصیت تورم‌پذیری و جذب آب مستعد لغزش و سنگ‌های سخت مثل گرانیت و بازالت مقاومت بیشتر در برابر لغزش دارند (Henriques *et al*., 2015; Öztürk, 2025; Memarian, 2013). بارندگی عامل مستقیم افزایش رطوبت خاک و کاهش مقاومت برشی آن محسوب می‌شود. بارندگی شدید یا طولانی‌مدت باعث اشباع خاک، افزایش فشار منفذی و در نهایت وقوع لغزش می‌شود (Kirschbaum *et al*., 2020; Panahi *et al*., 2025; Wang *et al*., 2018). جاده‌سازی باعث ایجاد برش در دامنه، قطع زهکشی طبیعی و بارگذاری ناهمسان در دامنه می‌شود. افزایش پتانسیل ناپایداری دامنه‌ها در اطراف جاده‌ها، خصوصاً در مناطق کوهستانی باعث زمین‌لغزش می‌شود (Nguyen *et al*., 2025). فاصله کم تا آبراهه‌ها معمولاً به معنی خاک مرطوب‌تر و فرسایش بیشتر است. نزدیکی به رودخانه‌ها یا آبراهه‌ها باعث تضعیف پای شیب و افزایش احتمال لغزش می‌شود (Zou *et al*., 2022; Öztürk, 2025; Zhou *et al*., 2025). شاخص رطوبت توپوگرافیک شاخصی برای نمایش تجمع رطوبت بر اساس شکل زمین است و در مناطق با مقادیر بالا باعث افزایش رطوبت و افزایش حساسیت زمین‌لغزش می‌شود (Panahi *et al*., 2025). روابط بین این عوامل اغلب پیچیده و غیرخطی هستند. مدل‌های یادگیری ماشینی می‌توانند این روابط را به‌خوبی شناسایی کنند (Lyu *et al*., 2024; Pandey *et al*., 2020). شکل ۳ عوامل مورد استفاده در تحقیق حاضر را نشان می‌دهد.

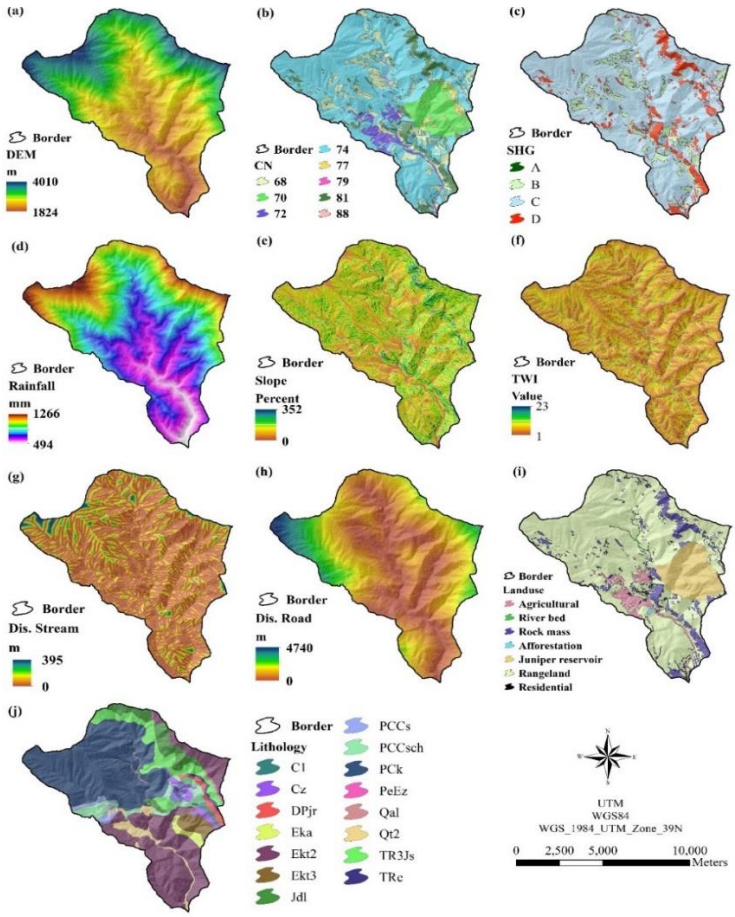
جدول ۱– عوامل مورد استفاده در تحقیق و روش تهیه آن‌ها

Table 1. Factors used in the research and their preparation methods

عامل (متغیر) Factor	روش تهیه Method
مدل رقومی ارتفاعی (ارتفاع، متر) Digital Elevation Model (Elevation, m)	پایگاه داده‌های راداری آلاسکا و از ماهواره Alos Palsar Alaska radar database and from Alos Palsar satellite
شیب (درصد) Slope (percentage)	بر اساس مدل رقومی ارتفاعی در نرم‌افزار ArcGIS Based on DEM in ArcGIS software
فاصله از آبراهه و جاده (متر) Distance from stream and road (m)	تابع Euclidean distance در نرم‌افزار ArcGIS Euclidean distance function in ArcGIS software
سنگ‌شناسی (لیتولوژی) با مقیاس ۱/۱۰۰۰۰۰ Lithology at scale 1/100,000	بر اساس نقشه زمین‌شناسی Based on geological map
کاربری اراضی با مقیاس ۱/۱۰۰۰۰۰ Land use at scale 1/100,000	اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان البرز General Department of Natural Resources and Watershed Management of Alborz Province
TWI Topographic Wetness Index	بر اساس مدل رقومی ارتفاعی در نرم‌افزار SAGA GIS Based on DEM in SAGA GIS software
میانگین بارندگی (میلیمتر) Average Rainfall (mm)	بر اساس میانگین بارندگی سالانه ایستگاه‌های موجود و روش رگرسیون در نرم‌افزار ArcGIS Based on annual average rainfall of existing stations and regression method in ArcGIS software
CN Curve Number	روش شماره منحنی Curve number method
گروه‌های هیدرولوژیکی خاک Soil hydrological group	بر اساس نقشه بافت خاک Based on soil texture map

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]



شکل ۳- عوامل مورد استفاده جهت تعیین حساسیت زمین‌لغزش
Figure 3. Factors used to determine landslide susceptibility

سپس نقاط نهایی و تائید شده زمین‌لغزش به دو بخش آموزش و اعتبارسنجی به نسبت ۷۰ به ۳۰ درصد جهت مدل‌سازی تقسیم‌بندی شدند (Viorel linca *et al*., 2025). در ادامه، روش جنگل تصادفی جهت تعیین حساسیت زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفت.

روش جنگل تصادفی یکی از الگوریتم‌های قدرتمند یادگیری ماشین گروهی از نوع نظارت‌شده است که برای مسائل طبقه‌بندی[1] و رگرسیون[2] به‌کار می‌رود. این روش بر پایه ترکیب چندین درخت تصمیم[3]ساخته می‌شود و با استفاده از رای‌گیری یا میانگین‌گیری نتایج درخت‌ها، پیش‌بینی نهایی را انجام می‌دهد (Chen *et al*., 2018). جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری گروهی[4] از نوع bagging است. در این الگوریتم، با ساخت تعداد زیادی درخت تصمیم (که هر کدام روی نمونه‌ها و ویژگی‌های تصادفی آموزش داده شده‌اند)، مدلی ساخته می‌شود که پایدار، دقیق و مقاوم در برابر بیش‌برازش[5] است (Wang *et al*., 2018). درخت تصمیم یک الگوریتم یادگیری ماشین است که از ساختاری شبیه فلوچارت برای تصمیم‌گیری استفاده می‌کند. هر گره نشان‌دهنده یک ویژگی یا مشخصه است و هر شاخه، نشان‌دهنده یک تصمیم یا قانون است. الگوریتم، داده‌ها را بر اساس مقادیر ویژگی‌های مختلف تقسیم می‌کند تا زمانی‌که به گره‌های برگ که نشان‌دهنده نتایج یا مقادیر پیش‌بینی شده هستند، برسد. درخت‌های تصمیم به‌راحتی قابل درک و تفسیر هستند، برای کارهای طبقه‌بندی و رگرسیون مناسب هستند و می‌توانند انواع مختلفی از داده‌ها را مدیریت کنند. با این‌حال، آنها می‌توانند بیش از حد با داده‌های آموزشی منطبق و دچار بیش‌برازش شوند، بنابر این، تکنیک‌هایی مانند روش‌های هرس یا مجموعه‌ای برای بهبود تعمیم استفاده می‌شوند. الگوریتم جنگل تصادفی از یک رویکرد یادگیری گروهی استفاده می‌کند که در آن چندین یادگیرنده ضعیف (درخت تصمیم) برای تشکیل یک یادگیرنده قوی ترکیب می‌شوند. با تجمیع پیش‌بینی‌های درختان منفرد، الگوریتم جنگل تصادفی به دقت بالاتر و تعمیم بهتر در مقایسه با یک درخت تصمیم منفرد دست می‌یابد (Shirvani, 2020).

الگوریتم جنگل تصادفی نوعی الگوریتم یادگیری تحت نظارت است. در این نوع، داده‌های آموزشی حاوی مقادیر ورودی و هدف هستند. الگوریتم الگویی را انتخاب می‌کند که

[1]. Classification
[2]. Regression
[3]. Decision Tree
[4]. Ensemble learning
[5]. Overfitting

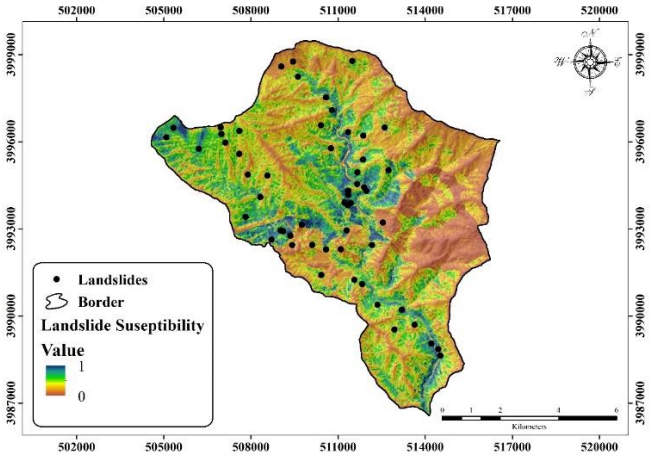
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

مقادیر ورودی را به خروجی تعمیم می‌دهد و از این الگو برای پیش‌بینی مقادیر در آینده استفاده می‌کند. جنگل تصادفی بر اساس اصل Bagging کار می‌کند. معروف‌ترین رویکرد Bagging (مخفف Bootstrap Aggregating) با هدف تولید یک مدل مجموعه‌ای است که قوی‌تر از مدل‌های فردی سازنده عمل می‌کند. تکنیک بوت استرپ، یک جزء حیاتی از الگوریتم جنگل تصادفی است. این تکنیک شامل نمونه‌گیری تصادفی با جایگزینی از مجموعه داده اصلی برای ایجاد زیرمجموعه‌های مختلف برای آموزش هر درخت تصمیم است (Youssef *et al*., 2016). نمونه‌گیری تصادفی باعث ایجاد تنوع در میان درختان و کاهش بایاس می‌شود. با میانگین‌گیری یا رای دادن به پیش‌بینی‌های این درختان متنوع، الگوریتم جنگل تصادفی به‌دقت و استحکام بهتری دست می‌یابد. از مزایای الگوریتم جنگل تصادفی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: دقت بالا، به‌ویژه در مسائل طبقه‌بندی، استحکام آن در برابر برازش بیش از حد، مدیریت مجموعه داده‌های بزرگ با کارایی بالا، و کارآمد برای داده‌های ناقص (Zhou *et al*., 2025; Xu *et al*., 2024).

در این پژوهش، کارایی مدل در مراحل آموزش و اعتبارسنجی با استفاده از منحنی تشخیص عملکرد گیرنده (ROC) و سطح زیر منحنی آن (AUC) ارزیابی شد. نتایج مرحله آموزش مدل دلالت بر مناسب بودن مدل دارند و نتایج مرحله اعتبارسنجی اطلاعاتی را در خصوص توانایی مدل در پیش‌بینی فراهم می‌آورند. مقدار AUC حاصل از منحنی مشخصه عملکرد گیرنده، بین ۰/۵ تا ۱ است و مقدار کمتر از ۰/۵ نشان‌دهنده آن است که مدل نمی‌تواند رویداد مدنظر را پیش‌بینی کند و ایده‌آل‌ترین مدل، بیشترین سطح زیر منحنی (مقدار ۱) را دارد (Hong *et al*., 2019; Li *et al*., 2021; Liu *et al*., 2022). بعد از تهیه کلیه عوامل، حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از روش جنگل تصادفی در نرم‌افزار R، انجام شد. سپس نقشه حساسیت زمین‌لغزش به پنج کلاس با حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد بر اساس شکست‌های طبیعی در نرم‌افزار ArcGIS طبقه‌بندی شد. در نهایت، مساحت و درصد مساحت هر یک از طبقات حساسیت زمین‌لغزش در کل حوزه آبخیز و به تفکیک مناطق روستایی ارزیابی شدند و اولویت‌بندی آن‌ها بر اساس مساحت زیاد و خیلی زیاد حساسیت زمین‌لغزش انجام شد.

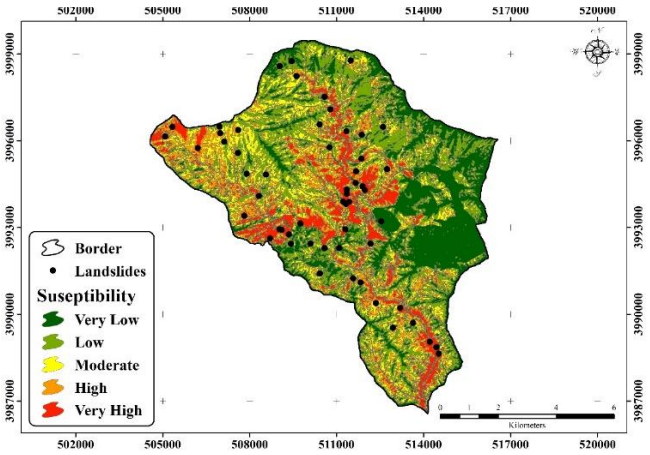
نتایج و بحث

بر اساس آنچه در بخش مواد و روش‌ها اشاره شد، نقشه حساسیت زمین‌لغزش حوزه آبخیز سیرا با استفاده از مدل جنگل تصادفی در نرم‌افزار R تهیه شد (شکل ۴). در این نقشه، هر چقدر از ارزش صفر به ارزش یک نزدیک می‌شویم نشان‌دهنده افزایش حساسیت زمین‌لغزش است. نقشه حساسیت به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که مناطق مرکزی، شمال غربی و جنوبی حوزه، بیشترین پتانسیل لغزش را دارند که از نظر زمین‌شناسی با وجود سازندهای کم‌مقاومت و شیب‌های بالای دامنه‌ها هم‌خوان است. این همبستگی مکانی میان نتایج مدل و ویژگی‌های زمین‌شناسی، نشان از اعتبار بالای رویکرد تلفیقی داده‌های مکانی با مدل‌های یادگیری ماشین دارد. در ادامه، جهت درک بهتر، نقشه حساسیت زمین‌لغزش به پنج کلاس با حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد طبقه‌بندی شد (شکل ۵). جدول ۲ میزان مساحت و درصد مساحت هر یک از طبقات حساسیت زمین‌لغزش را نشان می‌دهد. در پژوهش حاضر، نقش عوامل شیب، بارندگی، لیتولوژی و فاصله از جاده به‌عنوان مهم‌ترین متغیرهای تأثیرگذار بر حساسیت لغزش تأیید شد. چنین نتایجی با مطالعات پیشین (Henriques *et al*., 2015; Wang *et al*., 2018; Nguyen *et al*., 2025) نیز همسو هستند، به‌طوری که شیب‌های تند، سازندهای مارنی و رسی و فعالیت‌های انسانی مانند جاده‌سازی، اصلی‌ترین محرک‌های ناپایداری دامنه‌ها شناخته شده‌اند. تأثیر بارندگی‌های شدید نیز در افزایش رطوبت خاک و کاهش مقاومت برشی آن، مشابه نتایج گذشته (Kirschbaum *et al*., 2020; Panahi *et al*., 2025) است. همچنین، نزدیکی به جاده‌ها و آبراهه‌ها به‌دلیل برش دامنه و افزایش رطوبت خاک، از عوامل کلیدی تشدید خطر لغزش محسوب می‌شوند (Zou *et al*., 2022; Öztürk, 2025).



شکل ۴- نقشه حساسیت زمین‌لغزش حوزه آبخیز سیرا (روش جنگل تصادفی)
Figure 4. The landslide susceptibility map of the Sira watershed (Random Forest method)

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

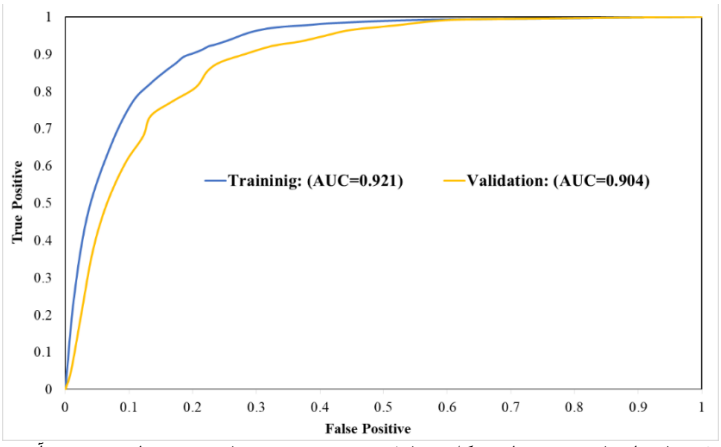


شکل ۵- نقشه طبقه‌بندی شده حساسیت زمین‌لغزش حوزه آبخیز سیرا
Figure 5. The classified landslide susceptibility map of the Sira watershed

جدول ۲- مساحت و درصد مساحت طبقات حساسیت زمین‌لغزش
Table 2. The area and percentage of area of landslide susceptibility classes

طبقات حساسیت Classes of susceptibility	مساحت (هکتار) Area (Hectare)	مساحت (درصد) Area (Percent)
خیلی کم Very Low	1880.37	24.87
کم Low	2078.84	27.5
متوسط Moderate	1657.42	21.92
زیاد High	1194.76	15.8
خیلی زیاد Very High	748.43	9.9

بر اساس نتایج جدول ۲، حدود ۲۵/۷ درصد حوزه آبخیز سیرا (۱۹۴۳ هکتار) دارای حساسیت زیاد و خیلی زیاد به زمین‌لغزش است که نشان‌دهنده اهمیت بالای پایدارسازی زمین‌لغزش در حوزه آبخیز مذکور است. در مجموع، ۳۳۳ پهنه لغزشی با بیش از ۱ هکتار مساحت معادل ۱۳۹۳ هکتار در حوزه آبخیز سیرا وجود دارند. همان‌طور که قبلاً اشاره شد، در این پژوهش، کارایی مدل در مراحل آموزش و اعتبارسنجی با استفاده از منحنی تشخیص عملکرد گیرنده (ROC) و سطح زیر منحنی آن (AUC) ارزیابی شد. شکل ۶ نتایج اعتبارسنجی مدل جنگل تصادفی را در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش نشان می‌دهد. بر این اساس، مدل در هر دو بخش آموزش و اعتبارسنجی عالی عمل کرده است و می‌توان به نتایج مدل اعتماد کرد. نتایج این پژوهش نشان می‌دهند که مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی عملکرد بسیار مطلوبی در پیش‌بینی حساسیت زمین‌لغزش در حوزه آبخیز سیرا دارد. مقدار بالای AUC در هر دو مرحله آموزش و اعتبارسنجی، مؤید توان بالای مدل در شناسایی الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی میان عوامل محیطی است. این یافته با نتایج پژوهش‌های مشابه سایر محققان از جمله (Zhou *et al*., 2025; Sepahvand & Beiranvand, 2024; Lokesh *et al*., 2025) همخوانی دارد که در آن‌ها نیز مدل جنگل تصادفی در مقایسه با روش‌های کلاسیک، دقت بالاتری را در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش نشان داده است.



شکل ۶- نتایج اعتبارسنجی مدل جنگل تصادفی در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش حوزه آبخیز سیرا
Figure 6. Results of the validation of the random forest model in landslide susceptibility zoning of the Sira watershed

در ادامه، وضعیت روستاهای موجود در حوزه آبخیز نسبت به حساسیت زمین‌لغزش مورد بررسی قرار گرفت. جدول ۳

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]
[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

مساحت و درصد مساحت حساسیت زمین‌لغزش هر یک از روستاهای حوزه آبخیز سیرا را نشان می‌دهد.

جدول ۳- مساحت طبقات حساسیت زمین‌لغزش در روستاهای واقع در حوزه آبخیز سیرا (هکتار)
Table 3. Areas of landslide susceptibility classes in villages located in the Sira watershed (hectares)

روستا Village طبقات حساسیت Classes of susceptibility	لیلیستان Lilistan	آیگان Aygan	اویزر Avizar	سیرا Sira	کلوان Kalvan	کلها Kalha
خیلی کم Very Low	0.664	0.647	0.351	0.761	0.525	1.146
کم Low	1.04	0.348	0.33	0.36	1.943	2.14
متوسط Moderate	0.059	1.465	1.5	0.781	1.433	2.996
زیاد High	---	1.5	1.4	2.539	0.309	1.098
خیلی زیاد Very High	---	0.084	0.013	2.736	---	0.1
مساحت کل Area (all)	1.763	4.04	3.594	7.177	4.21	7.48

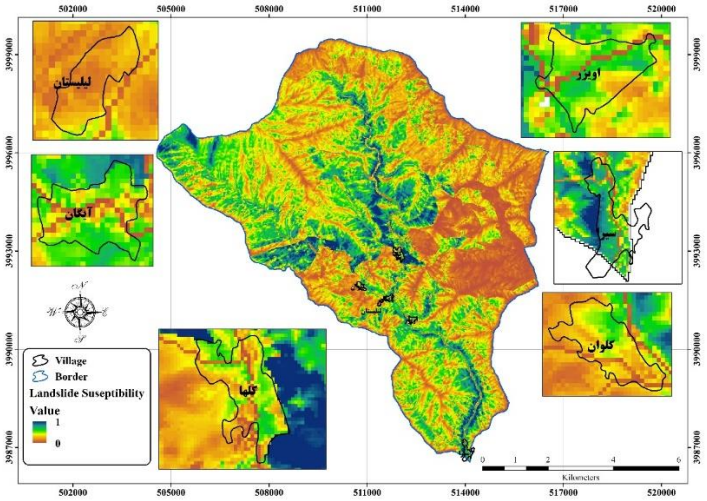
جدول ۴ اولویت‌بندی روستاها بر اساس مساحت و درصد مساحت زیاد و خیلی زیاد حساسیت زمین‌لغزش را نشان می‌دهد. بر اساس این جدول، دو روستای آیگان (۸۳ خانوار و ۱۹۷ نفر جمعیت) و اویزر (۷۰ خانوار و ۱۹۴ نفر جمعیت) هر کدام ۳۹ درصد روستا در معرض حساسیت زیاد و خیلی زیاد زمین‌لغزش قرار دارند. روستای کلوان ۷ درصد (۳۲۲ خانوار و ۷۸۵ نفر جمعیت) و روستای کلها نیز ۱۶ درصد (۵۷ خانوار و ۱۴۶ نفر جمعیت) در معرض حساسیت زمین‌لغزش قرار دارند. اما روستای سیرا با ۷۳/۵ درصد مساحت روستا در حساسیت زیاد و خیلی زیاد زمین‌لغزش (۱۴۳ خانوار و ۳۷۸ نفر جمعیت) قرار دارد و به لحاظ اقدامات پایداری زمین‌لغزش، مهم‌ترین روستای حوزه آبخیز است که باید مورد بررسی جدی قرار گیرد. لازم به ذکر است که روستای کلها با توجه به این که بر روی زمین‌لغزش واقع شده است، جزء روستاهای اولویت‌دار پایدارسازی زمین‌لغزش است. سپس، روستای سیرا در رتبه بعدی پایدارسازی قرار دارد. در مجموع، تعداد ۶۷۵ خانوار با جمعیت ۱۷۰۰ نفری در روستاهای موجود در حوزه آبخیز در معرض حساسیت زمین‌لغزش قرار دارند. لازم به ذکر است که روستای لیلیستان (۸۷ خانوار و ۲۰۴ نفر جمعیت) در معرض حساسیت (طبقات زیاد و خیلی زیاد) جدی زمین‌لغزش قرار ندارد. شکل ۷ وضعیت روستاهای حوزه آبخیز و حساسیت زمین‌لغزش را نشان می‌دهد. در سطح سکونتگاه‌های انسانی روستاهای سیرا، اویزر و آیگان، بیشترین مساحت در طبقات حساسیت زیاد و خیلی زیاد را دارند که تأکید می‌کند مدیریت ریسک در این نواحی باید در اولویت اقدامات پایداری قرار گیرد. نتایج پژوهش حاضر بر اهمیت استفاده از مدل‌های داده‌محور در برنامه‌ریزی‌های کاهش خطر زمین‌لغزش تأکید دارند. بر خلاف روش‌های مرسوم وزن‌دهی یا تحلیل‌های چندمعیاره، الگوریتم‌های یادگیری ماشین با بهره‌گیری از روابط پنهان میان داده‌ها، امکان شناسایی الگوهای پیچیده و غیر خطی را فراهم می‌کنند (Achu *et al*., 2023; Lyu *et al*., 2024). بنابر این، استفاده از مدل جنگل تصادفی نه تنها در مطالعات منطقه‌ای، بلکه در طراحی سامانه‌های هشدار سریع و مدیریت بحران نیز قابلیت توسعه دارد.

جدول ۴- اولویت‌بندی روستاها بر اساس مساحت و درصد مساحت زیاد و خیلی زیاد حساسیت زمین‌لغزش
Table 4. Prioritization of villages based on the area and percentage of high and very high landslide susceptibility areas

روستا Village	مساحت (هکتار) Area (Hectare)	درصد مساحت Area (Percent)	اولویت بر اساس مساحت Priority based on area	اولویت بر اساس درصد مساحت Priority based on area percentage
آیگان Aygan	1.58	39.17	2	3
اویزر Avizar	1.41	39.32	3	2
سیرا Sira	5.28	73.50	1	1
کلوان Kalvan	0.31	7.34	5	5
کلها Kalha	1.20	16.02	4	4

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]



شکل ۷- وضعیت روستاهای حوزه آبخیز و حساسیت زمین‌لغزش در حوزه آبخیز سیرا
Figure 7. Status of watershed villages and landslide susceptibility in the Sira watershed

نتیجه‌گیری کلی

این مطالعه با استفاده از مدل یادگیری ماشینی جنگل تصادفی به ارزیابی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش در حوزه آبخیز سیرا در جاده چالوس با تاکید بر مناطق روستایی پرداخت. نتایج نشان می‌دهند که حدود ۲۵/۷ درصد از مساحت حوزه (۱۹۴۳ هکتار) در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد (عمدتاً در مناطق مرکزی، شمال غربی و جنوب حوزه متمرکز هستند) قرار دارد که بیانگر خطر قابل‌توجه زمین‌لغزش در این منطقه است. روستای سیرا با ۷۳/۵ درصد مساحت در معرض خطر، بالاترین حساسیت را داشت و پس از آن روستاهای اویزر (۳۹/۳ درصد) و آیگان (۳۹/۲ درصد) قرار گرفتند. مدل با دقت بالا (ارزیابی شده توسط منحنی ROC) توانست الگوهای پیچیده بین عوامل مورد استفاده در تحقیق حاضر را شناسایی کند که نشان‌دهنده توانایی آن در شناسایی روابط غیرخطی بین عوامل مؤثر است. نتایج نشان دادند که مناطق با شیب‌های تند (میانگین ۵۹ درصد) و ارتفاعات بالا، به دلیل فرسایش و بارندگی شدید، مستعد لغزش بودند. همچنین نزدیکی به جاده‌ها (ناشی از برش دامنه‌ها) و آبراهه‌ها (اشباع خاک) خطر لغزش را افزایش داد. مقادیر بالای شاخص رطوبت توپوگرافیک در مناطق مرکزی حوزه، نشان‌دهنده تجمع رطوبت و کاهش پایداری خاک در این مناطق بودند. سازندهای رسی و مارنی و زمین‌های بدون پوشش گیاهی (مانند مناطق کشاورزی دیم و آیش) بیشترین حساسیت را داشتند. از نقاط قوت پژوهش می‌توان به ترکیب داده‌های ماهواره‌ای (ALOS PALSAR)، بازدیدهای میدانی و عکس‌های هوایی به‌طور همزمان اشاره کرد. همچنین، به‌کارگیری مدل جنگل تصادفی که نسبت به روش‌های کلاسیک در مدل‌سازی روابط پیچیده عملکرد بهتری دارد از دیگر نقاط قوت پژوهش حاضر است. با توجه به نتایج تحقیق حاضر، پیشنهاداتی برای مطالعات آینده و اقدامات عملی ارائه شده‌اند. ادغام مدل‌های ترکیبی و استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) یا الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای بهبود دقت در مناطق با پیچیدگی بالا، اجرای طرح‌های مهندسی (مانند دیوارهای حائل، زهکشی شیب‌ها) در روستای سیرا، جابجایی سکونتگاه‌های بحرانی مانند بخش‌هایی از روستای کلها که روی زمین‌لغزش واقع شده‌اند، افزایش آگاهی ساکنان و آموزش جوامع محلی درباره نشانه‌های هشداردهنده زمین‌لغزش و اقدامات اضطراری، مدل‌سازی تأثیر افزایش دما و بارش‌های تندری بر ناپایداری شیب‌ها و تحلیل تأثیر تغییرات اقلیمی و در نهایت بررسی ارتباط بین فقر، تخریب محیط زیست، و افزایش خطر زمین‌لغزش. این مطالعه با ارائه نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش با دقت بالا، ابزاری ارزشمند برای برنامه‌ریزان و مدیران بحران فراهم کرده است. یافته‌ها نشان می‌دهند که تلفیق یادگیری ماشینی با داده‌های مکانی می‌تواند تحولی در پیش‌بینی مخاطرات طبیعی به خصوص زمین‌لغزش ایجاد کند. با این حال، برای دستیابی به نتایج عملی، همکاری نهادهای دولتی، دانشگاهی و جوامع محلی برای اجرای راهکارهای پایدار ضروری است. این پژوهش گامی مؤثر در جهت کاهش مخاطرات طبیعی با ترکیب فناوری‌های نوین و تحلیل‌های مکانی است و می‌تواند به‌عنوان الگویی برای سایر مناطق مشابه در ایران مورد استفاده قرار گیرد.

References

Achu, A., Aju, C., Di Napoli, M., Prakash, P., Gopinath, G., Shaji, E., & Chandra, V. (2023). Machine-learning based landslide susceptibility modelling with emphasis on uncertainty analysis. *Geoscience Frontiers*, 14(6), 101657. https://doi.org/10.1016/j.gsf.2023.101657.

Asadi Nalivan, O., Rahmani, M., Vakili tajareh, F., & Bayat, A. (2024). Prioritization of factors and zoning susceptibility of landslide in Karaj Dam Watershed. *Watershed Engineering and Management*, 16(1), 1-15. doi: 10.22092/ijwmse.2023.357778.1960. [in Persian]

Bednarik, M., Yilmaz, I., & Marschalko, M. (2012). Landslide hazard and risk assessment: a case study from the Hlohovec–Sered'landslide area in south-west Slovakia. *Natural Hazards*, 64(1), 547–575.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

Cao, Y., Wei, X., Fan, W., Nan, Y., Xiong, W., & Zhang, S. (2021). Landslide susceptibility assessment using the Weight of Evidence method: A case study in Xunyang area, China. *Plos One*, 16(1), e0245668. doi.org/10.1371/journal.

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. *Science of the Total Environment*, 644, 1006-1018.

Dastranj, A., Karimi Sangchini, E., & Noor, H. (2024). Evaluating the Effectiveness of Machine Learning Models in Preparing a Landslide Risk Map in the Bar Neyshabur Watershed. *Watershed Management Research*, 37(2), 133-147. DOI:10.22092/WMRJ.2023.361650.1531. [In Persian]

Henriques, C., Zêzere, J.L., & Marques, F. (2015). The role of the lithological setting on the landslide pattern and distribution. *Engineering Geology*, 189, 17–31.

Hong, H., Shahabi, H., Shirzadi, A., Chen, W., Chapi, K., Ahmad, B., Shadman, M., Yari, A., Tian, Y., & Bui, D. (2019). Landslide susceptibility assessment at the Wuning area, China: a comparison between multi criteria decision making, bivariate statistical and machine learning methods. *Natural Hazards*, 96, 173-212.

Hussain, M.A., Chen, Z., Wang, R., Shah, S.U., Shoaib, M., Ali, N., Xu, D., & Ma, C. (2022). Landslide Susceptibility Mapping using Machine Learning Algorithm. *Civil Engineering Journal*. 8(2), doi.org/10.28991/CEJ-2022-08-02-02.

Intrieri, E., Carlà, T., & Gigli, G. (2019). Forecasting the time of failure of landslides at slope-scale: A literature review. *Earth Science Reviews*, 193, 333–349.

Kirschbaum, D., Kapnick, S.B., Stanley, T., & Pascale, S. (2020). Changes in extreme precipitation and landslides over high mountain Asia. *Geophysical Research Letters*, 47(4), e2019GL085347.

Li, B., Wang, N., & Chen, J. (2021). GIS-Based Landslide Susceptibility Mapping Using Information, Frequency Ratio, and Artificial Neural Network Methods in Qinghai Province, Northwestern China. *Advances in Civil Engineering*, 4758062, doi.org/10.1155/2021/4758062.

Liu, Y., Yuan, A., Bai, Z., & Zhu, J. (2022). GIS-based landslide susceptibility mapping using frequency ratio and index of entropy. Models for She County of Anhui Province, China. *Applied Rheology*, 32, 22–33.

Lokesh, P., Madhesh, C., Mathew, A., & Padala Raja Shekar, P. (2025). Machine learning and deep learning-based landslide susceptibility mapping using geospatial techniques in Wayanad, Kerala state, India. *Hydro Research*, 8, 113-126. https://doi.org/10.1016/j.hydres.2024.10.001.

Lyu, H., Yin, Z., Hicher, P., & Laouafa, F. (2024). Incorporating mitigation strategies in machine learning for landslide susceptibility prediction. *Geoscience Frontiers*, 15(5), 101869. https://doi.org/10.1016/j.gsf.2024.101869

Memarian, H. (2013). Engineering geology and geotechnics. *Tehran University Press*. 950 p. [In Persian]

Mirus, B.B., Jones, E.S., Baum, R.L., Godt, J.W., Slaughter, S., Crawford, M.M., Lancaster, J., Stanley, T., Kirschbaum, D.B., Burns, W.J., Schmitt, R.G., Lindsey, K.O., & McCoy, K.M. (2020). Landslides across the USA: occurrence, susceptibility, and data limitations. *Landslides*, 17, 2271–2285. https://doi.org/10.1007/s10346-02001424-4.

Nakileza, B.R., & Nedala, S. (2020). Topographic influence on landslides characteristics and implication for risk management in upper Manafwa catchment. Mt. *Elgon Uganda Geoenviron. Disasters*, 7, 1–13.

Nazariani, N., & Fallah, A. (2023). Landslide Risk Modeling using Data Mining in Hyrcanian Forests. *Journal of Watershed Management Research*. 14(27), 123-134. doi:10.61186/jwmr.14.27.123. [In Persian]

Nezhad Khaili Abad, S.V.A., Mohamad, E.T., Jahanmirinezhad, H., Hajihassani, M., & Namazi, E. (2011). Zonation of landslide hazards based on weights of evidence modeling along Tehran-Chalos Road Path, Iran. *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, 16, 1083-1097.

Nguyen, D.D., Tiep, N., Thi Bui, Q., Le, H.V., Prakash, I., Costache, R., Pandey, M., & Pham, B.T. (2025). Landslide Susceptibility Mapping Using RBFN-Based Ensemble Machine Learning Models. *Computer Modeling in Engineering & Sciences*, 142(1). DOI: 10.32604/cmes.2024.056576.

Öztürk, S. (2025). Comparative landslide susceptibility mapping using local inventories: a case study from Trabzon, *Türkiye. Natural Hazards*, https://doi.org/10.1007/s11069-025-07371-4.

Panahi, M., Rezaie, F., Khosravi, K., Kalantari, Z., Bateni, S.M., & Lee, J.A. (2025). Beyond boundaries: AI-optimized global landslide susceptibility mapping, Geomatics. *Natural Hazards and Risk*, 16(1), 2493222. DOI:10.1080/19475705.2025.2493222.

Pandey, V.K., Pourghasemi, H.R., & Sharma, M.C. (2020). Landslide susceptibility mapping using maximum entropy and support vector machine models along the Highway Corridor, Garhwal Himalaya. *Geocarto International*, 35(2), 168-187.

Pourghasemi, H. (2013). Landslide hazard prediction using data mining methods in the north of Tehran. PhD thesis in Watershed Science and Engineering. *Tarbiat Modares University*. 170 p. [In Persian]

Rakhshandeh, M., Haghshenas, E. (2019). Report on identification and field visits of landslides for 60 villages affected by heavy rainfall and flooding in early 2019 in Lorestan province and presentation of proposed solutions, *International Institute of Seismology and Earthquake Engineering*. 45p. [In Persian]

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]

Sepahvand, A., & Beiranvand, N. (2024). Landslide susceptibility mapping using various soft computing techniques (Case study: A part of Haraz Watershed). *Water and Soil Management and Modelling*, 4(2), 261-278. doi: 10.22098/mmws.2023.12678.1263. [In Persian]

Shafiee kigasari, N., Hosseini, A.O., Pourghasemi, H.R. (2024). Spatial Assessment of the Sensitivity of Landslide Occurrence and their Correlation with the Forest Road Network (Case study: Ramsar County). *Journal of Watershed Management Research*. 15(1), 63-77. doi:10.61186/jwmr.15.1.63. [In Persian]

Sharma, N., Manabendra Saharia, M., & Ramana, G.V. (2024). High resolution landslide susceptibility mapping using ensemble machine learning and geospatial big data. *Catena*, 235, 107653. doi.org/10.1016/j.catena.2023.107653.

Shirvani, Z. (2020). A holistic analysis for landslide susceptibility mapping applying geographic object-based random forest: A comparison between protected and non-protected forests. *Remote Sensing*, 12(3), 434.

Teimouri, M., & Asadi Nalivan, O. (2020). Susceptibility Zoning and Prioritization of the Factors Affecting Landslide Using MaxEnt, GIS and RS Models (Case study: Lorestan Province). *Hydrogeomorphology*, 6(21), 155-179. [In Persian]

Viorel linca, V., Șandric, I., & Gheuca, I. (2025). Landslide susceptibility analysis using machine learning: Insights from the bend Subcarpathians-Carpathians, *Romania. Geomorphology*, 486, 109872. doi.org/10.1016/j.geomorph.2025.109872.

Wang, P., Bai, X., Wu, X., Yu, H., Hao, Y., & Hu, B.X. (2018). GIS-Based Random Forest Weight for Rainfall-Induced Landslide Susceptibility Assessment at a Humid Region in Southern China. *Water*, 10(1019), 1-20.

Xu, Q., Yordanov, V., Amic, L., & Brovelli, M.A. (2024). Landslide susceptibility mapping using ensemble machine learning methods: a case study in Lombardy, Northern Italy. *International Journal of Digital Earth*, 17(1), 2346263. doi.org/10.1080/17538947.2024.2346263.

Youssef, A.M., Pourghasemi, H.R., Pourtaghi, Z., & Al-Katheeri, M.M., (2016). Landslide susceptibility mapping using random forest, boosted regression tree, classification and regression tree, and general linear models and comparison of their performance at Wadi Tayyah Basin, Asir Region, Saudi Arabia. *Landslides*, 13(5), 839-856.

Zhang, T., Han, L., Han, J., Li, X., Zhang, H., & Wang, H. (2019). Assessment of Landslide Susceptibility Using Integrated Ensemble Fractal Dimension with Kernel Logistic Regression Model. *Entropy*, 21(218), 1-23.

Zhou, W., Zhou, Y., Liang, S., Zhang, C., Dai, H., & Sun, X. (2025). A new framework for landslide susceptibility mapping in contiguous impoverished areas using machine learning and catastrophe theory. *Scientific Reports*, 15, 10620. https://doi.org/10.1038/s41598-025-88070-9.

Zou, Y., Qi, S., Guo, S., Zheng, B., Zhan, Z., He, N., Huang, X., Hou, X., & Liu, H. (2022). Factors controlling the spatial distribution of coseismic landslides triggered by the mw 6.1 Ludian earthquake in China. *Engineering Geology*, 296, 106477. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2021.106477.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-09]

[DOI: 10.61882/jwmr.2026.1324]