



<https://gep.ui.ac.ir/?lang=fa>

Geography and Environmental Planning

E-ISSN: 2252- 0910

Document Type: Research Paper

Vol. 37, Issue 1, No.101, 2026, pp. 1- 22

Received: 30/11/2025 Accepted: 26/04/2026

Landslide Assessment and Prediction Using Advanced Machine-Learning Algorithms (Case Study: Alvand Watershed)

Sajjad Tabaraki

Former M.Sc. student, Department of Physical Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran
Sajad.tabaraki77@gmail.com

Reza Zakerinejad  *

Assistant professor, Department of Physical Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran
r.zakerinejad@geo.ui.ac.ir

Iman Khosravi

Assistant professor, Department of Mapping Engineering, Faculty of Civil Engineering and Transportation, Isfahan University, Isfahan, Iran
i.khosravi@cet.ui.ac.ir

Abstract

Natural hazards are among the most pressing environmental problems, causing annual fatalities, injuries, and homelessness for millions worldwide. Landslides represent one of the most destructive natural hazards, threatening human lives and inflicting substantial damage to natural resources. Unlike other natural events that occur probabilistically over time, landslides have the potential for instantaneous occurrence. In mountainous regions and steep slopes, landslides not only lead to loss of life, but also alter and degrade the environment each year. This study evaluated and predicted landslide hazard in the Alvand watershed of Kermanshah using data mining algorithms. 14 parameters were employed to model the probability of landslide hazard: elevation, slope, slope aspect, geology, land use, Topographic Wetness Index (TWI), Stream Power Index (SPI), distance from stream, drainage density, distance from fault, fault density, mean annual rainfall, distance from road, and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). 4 data-mining algorithms—Support Vector Machine (SVM), Decision Tree (DT), Random Forest (RF), and Rotation Forest (RoF)—were applied for modeling. Based on the results obtained from Overall Accuracy (OA) and the Kappa coefficient, the models achieved the following performance: DT (OA = 82.91%, Kappa = 0.78), RF (OA = 96.47%, Kappa = 0.93), RoF (OA = 87.47%, Kappa

*Corresponding Author

Tabaraki, S. , Zakerinezhad, R. and Khosravi, I. (2026). Landslide assessment and prediction using advanced machine learning algorithms (Case Study: Alvand Watershed). *Geography and Environmental Planning*, 37 (1), 1 - 22 .



2252-0910 © University of Isfahan

This is an open access article under the CC BY-NC 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>).



10.22108/gep.2026.147111.1752

= 0.82), and SVM (OA = 93.90%, Kappa = 0.90). These findings demonstrated the high accuracy of the RF and SVM methods in predicting landslide hazard in the Alvand watershed.

Keywords: Landslide, Data-Mining, Alvand Watershed.

Introduction

Natural hazards are among the environmental problems that annually lead to the death and injury of many people and cause homelessness for millions around the world. Landslides, in particular, are one of the most destructive natural hazards. In addition to threatening human lives, they cause further damage to natural resources and exert pressure on the economic development of countries, especially developing nations. The financial losses resulting from natural hazards can lead to stagnation in economic growth and prosperity. Slope instability in steep mountainous lands is a major challenge for land managers worldwide. Furthermore, landslides result from complex and diverse processes and are considered among the most serious and destructive natural hazards in mountainous regions globally. A distinctive feature of landslides is their potential for instantaneous occurrence. The Alvand watershed in Kermanshah Province, given its topographic, climatic, and morphological conditions, is one of the areas where investigating landslide probability is essential. The aim of this research was to zone areas susceptible to landslide occurrence and compare the performance of Decision Tree (DT), Random Forest (RF), Rotation Forest (RoF), and Support Vector Machine (SVM) models for landslide prediction in the study area. The Alvand River watershed is located in the southwest of Kermanshah Province. The Alvand River is a border river between Iran and Iraq and the region lies between Mesopotamia and the Iranian plateau. The study area covers 112,332.77 hectares and is situated between 34°34' to 34°15' N latitude and 45°35' to 46°09' E longitude. Elevation in the basin ranges from 329 to 2,672 meters above sea level with a mean elevation of 1,098 meters.

Materials & Methods

To model the probability of landslide hazard, 14 physiographic, hydrological, geological, and environmental parameters were selected based on a review of relevant literature and the specific characteristics of the study area. These parameters included elevation, aspect, slope, land use and land cover, Topographic Wetness Index (TWI), Stream Power Index (SPI), stream density, fault density, distance from faults, average annual rainfall, distance from roads, vegetation density index (NDVI), and geology. All parameter layers were converted into raster format with a consistent spatial resolution and were resampled to ensure uniform geographic extent and cell size for integration into the modeling process. In this research, 4 efficient data-mining algorithms were employed for modeling: Support Vector Machine (SVM), Decision Tree (DT), Random Forest (RF), and Rotation Forest (RoF). These algorithms were selected due to their proven performance in landslide susceptibility studies and their ability to handle high-dimensional, non-linear environmental data. The landslide inventory map was prepared using field surveys, historical records, and interpretation of satellite imagery. A total of landslide locations were identified and randomly divided into two independent datasets: training samples (70% of the data) and test samples (30% of the data). The training samples were used to calibrate the models by learning the relationships between the landslide occurrence and the fourteen conditioning factors. The test samples, which were not involved in the model building process, were used to evaluate the predictive accuracy and generalizability of the developed models. Model performance was assessed using the Overall Accuracy (OA) and the Kappa coefficient, both of which were derived from the confusion matrix comparing predicted and observed landslide occurrences in the test dataset.

Research Findings

Based on the results obtained from the Overall Accuracy (OA) and Kappa coefficient, the performances of the four models were as follows:

- DT Model: OA = 82.91%, Kappa = 0.78
- RF Model: OA = 96.47%, Kappa = 0.93
- RoF Model: OA = 87.47%, Kappa = 0.82
- SVM Model: OA = 93.90%, Kappa = 0.90

These findings indicated the high accuracy of the RF and SVM methods in predicting landslide hazard in the Alvand watershed. Landslide susceptibility maps of the study area were generated by using all four methods.

Discussion of Results & Conclusion

The performances of the DT and RoF methods were comparatively weaker than those of the other two algorithms. In contrast, the best results were achieved by using the RF and SVM methods. The high accuracy exceeding 90% (97% for RF and 94% for SVM), along with their Kappa coefficients above 0.9, indicated excellent modeling performance for landslide susceptibility zoning in the study area. The superior performance of these two ensemble-based and kernel-based methods could be attributed to their robustness in handling complex, non-linear relationships among the fourteen conditioning factors, as well as their abilities to reduce overfitting compared to single decision tree models, such as DT. In conclusion, this study demonstrated the high predictive accuracy of the RF and SVM models for landslide hazard assessment in the Alvand watershed. The outstanding accuracy—above 90% for both methods—coupled with their high Kappa values (>0.9), confirmed the suitability of these two approaches for landslide hazard zoning in the region. Future research could explore the integration of deep learning models or the application of these methods to other watersheds with similar topographic and climatic conditions to further validate their generalizability.

مقاله پژوهشی

ارزیابی و پیش‌بینی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین (محدوده مورد مطالعه: حوضه آبخیز الوند)

سجاد تبارکی، دانش‌آموخته کارشناسی ارشد سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

Sajad.tabaraki77@gmail.com

رضا ذاکری‌نژاد*^{id}، استادیار گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

r.zakerinejad@geo.ui.ac.ir

ایمان خسروی، استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران و حمل و نقل، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

i.khosravi@cet.ui.ac.ir

چکیده

زمین‌لغزش یکی از مخاطرات طبیعی تخریب‌کننده است که علاوه بر تهدید زندگی انسان‌ها، آسیب جدید به منابع طبیعی وارد می‌کند. پدیده زمین‌لغزش دارای پتانسیل وقوع لحظه‌ای است؛ درحالی‌که سایر حوادث و مخاطرات طبیعی هرچند وقت یکبار احتمال وقوع آن وجود دارد. در این پژوهش با استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی به ارزیابی و پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش در حوضه آبخیز الوند در استان کرمانشاه پرداخته شد. برای مدل‌سازی احتمال خطر زمین‌لغزش از ۱۴ پارامتر استفاده شده است. این پارامترها عبارتند از ارتفاع، شیب، جهت شیب، زمین‌شناسی، کاربری اراضی، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)، شاخص قدرت آبراهه (SPI)، فاصله از آبراهه، تراکم آبراهه، فاصله از گسل، تراکم گسل، میانگین بارش سالانه، فاصله از جاده و شاخص تراکم پوشش گیاهی (NDVI) استفاده شده است. در ادامه این تحقیق، چهار الگوریتم کارای داده‌کاوی شامل روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)، درخت تصمیم (DT)، جنگل تصادفی (RF) و جنگل دورانی (RoF) برای مدل‌سازی به کار گرفته شد. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده از شاخص‌های آماری دقت کلی و ضریب کاپا مدل‌های RF، RoF، SVM دارای دقت کلی به‌ترتیب ۸۲/۹۱، ۹۶/۴۷، ۸۷/۴۷ و ۹۳/۹۰ درصد و ضریب کاپا ۰/۷۸، ۰/۹۳، ۰/۸۲ و ۰/۹۰ هستند که این نتایج نشان از دقت زیاد روش SVM و RF در پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش در حوضه آبخیز الوند است.

واژه‌های کلیدی: زمین‌لغزش، داده‌کاوی، حوضه آبخیز الوند

*نویسنده مسئول

تبارکی، سجاد، ذاکری‌نژاد، رضا و خسروی، ایمان. (۱۴۰۵). ارزیابی و پیش‌بینی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین (محدوده مورد مطالعه: حوضه آبخیز الوند)، جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، ۳۷ (۱)، ۲۲-۱.

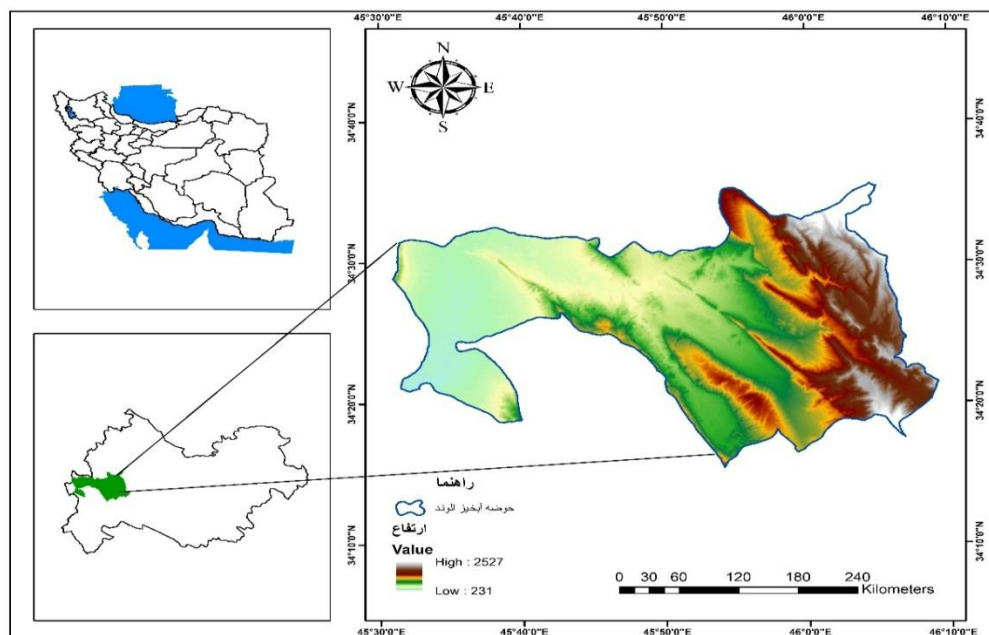


مقدمه

زمین‌لغزش از بلایای طبیعی بسیار مخرب است که سالانه در سراسر جهان خسارات مادی زیادی به بار می‌آورد و جان تعداد زیادی از انسان‌ها را می‌گیرد (Froude & Petley, 2018, p. 2161). حساسیت به خطر زمین‌لغزش به ارزیابی احتمال وقوع یک فاجعه زمین‌شناسی براساس عواملی مانند شرایط زمین‌شناسی منطقه، متغیرهای محیطی و رخدادهای وقوع زمین‌لغزش در گذشته اشاره دارد (Guzzetti et al., 2005, p. 272; Zhao et al., 2024, p. 7475). این پدیده در مناطق کوهستانی و شیب‌دار به‌عنوان یکی از جدی‌ترین چالش‌های مدیریت محیطی مطرح است که نه تنها جان انسان‌ها را تهدید می‌کند، توسعه اقتصادی به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه را با اختلال مواجه می‌سازد. عوامل متعددی از قبیل بارندگی‌های شدید، زمین‌لرزه، تخریب پوشش گیاهی و فعالیت‌های انسانی غیراصولی در تشدید و وقوع زمین‌لغزش نقش دارند. اگرچه جلوگیری کامل از وقوع آن اغلب ناممکن است، شناسایی دقیق مناطق مستعد، گام اول و ضروری برای مدیریت ریسک و کاهش خسارات محسوب می‌شود. در این راستا، در دهه‌های اخیر استفاده از روش‌های کمی و الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش گسترش چشمگیری یافته است. پژوهش‌های متعددی در سطح جهانی به بررسی کارایی این مدل‌ها پرداخته‌اند؛ برای مثال، مطالعاتی مانند فام و همکاران و احمد و همکاران با استفاده از الگوریتم‌هایی چون جنگل تصادفی (RF) و درخت تقویت‌شده اکستریم (ERT) به دقت‌های زیادی در پیش‌بینی دست یافته‌اند (Ahmed et al., 2020, p. 5; Pham et al., 2022, p. 1). همچنین، رویکردهای تلفیقی مانند ترکیب شبکه‌های عصبی کانولوشن با الگوریتم‌های فراابتکاری (Hakim et al., 2022, p. 305) و نیز روش‌های نیمه‌نظارتی نامتوازن (Huang et al., 2024, p. 250) برای بهبود دقت و پایداری نتایج ارائه شده‌اند. در بستر ملی نیز تحقیقات گسترده‌ای با بهره‌گیری از مدل‌های متنوع انجام شده است؛ از جمله کاربرد مدل بیزین (سیلاخوری و همکاران، ۱۴۰۲، ص. ۱۲۲)، توابع شواهد وزنی (WOE) (میرزانی و شهابی، ۱۳۹۸، ص. ۳۱۷) و الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند مدل حداکثر آنتروپی (ذاکری‌نژاد و عموشاهی، ۱۴۰۱، ص. ۱۲۸)، درخت تصمیم و جنگل تصادفی (امامی و یوسفی، ۱۴۰۲، ص. ۱۸۳؛ ذاکری‌نژاد و کهرانی، ۱۴۰۲، ص. ۱۷). با وجود این پیشینه غنی، تمرکز بیشتر مطالعات داخلی بر مناطق خاصی بوده و به مقایسه سیستماتیک و هم‌زمان چندین الگوریتم یادگیری ماشین کلاسیک و نوین در حوضه‌های آبخیز با شرایط توپوگرافیکی و اقلیمی ویژه مانند حوضه آبخیز الوند در استان کرمانشاه کمتر توجه شده است. این حوضه به دلیل ویژگی‌های طبیعی خود مستعد وقوع زمین‌لغزش ارزیابی می‌شود و عدم شناسایی دقیق مناطق پرخطر می‌تواند پیامدهای انسانی و اقتصادی شدیدی به دنبال داشته باشد؛ بنابراین، مطالعه حاضر با هدف پرکردن این شکاف پژوهشی، به پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در حوضه الوند و مقایسه عملکرد چهار الگوریتم یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم (DT)، جنگل تصادف (RF)، جنگل چرخشی (ROF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) می‌پردازد. انتظار می‌رود نتایج این تحقیق بتواند مدل بهینه‌ای را برای پیش‌بینی خطر در منطقه معرفی نماید و مبنایی علمی برای برنامه‌ریزی‌های مدیریت ریسک و توسعه پایدار در دستان تصمیم‌گیرندگان قرار دهد.

منطقه مورد مطالعه

حوضه رودخانه الوند در جنوب غربی استان کرمانشاه واقع شده است. رودخانه الوند رودخانه مرزی است که بین کشورهای ایران و عراق است. این منطقه در حفاصل بین‌النهرین و فلات ایران قرار گرفته است. منطقه مدنظر با مساحت ۱۱۲۳۳۲٫۷۷ هکتار بین عرض جغرافیایی $34^{\circ} 35'$ تا $34^{\circ} 15'$ شمالی و طول جغرافیایی $45^{\circ} 35'$ تا $46^{\circ} 09'$ شرقی واقع شده است. ارتفاع آن از سطح دریا بین ۳۲۹ تا ۲۶۷۲ متر متغیر بوده و متوسط ارتفاع حوضه مورد مطالعه ۱۰۹۸ متر است (شکل ۱). این حوضه به دلیل شرایط ژئومورفولوژیکی و اقلیمی خود دارای پهنه‌های وسیعی از زمین‌لغزش‌ها است (شکل ۲).



شکل ۱. نقشه موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

Fig 1. Map of the geographical location of the study area





شکل ۲. تصاویر بازدید میدانی از حوضه آبخیز الوند

Fig 2. The taken photos of the study area

روش تحقیق

با توجه به اینکه عوامل مختلفی در وقوع زمین‌لغزش تأثیر دارد، در این تحقیق با توجه به مطالعات پژوهش‌های پیشین از شاخص‌های تأثیرگذار استفاده شده است. این شاخص‌ها عبارتند از: زمین‌شناسی، شاخص پوشش گیاهی، توپوگرافی، فاصله از جاده، فاصله از گسل، فاصله از آبراهه، تراکم آبراهه، تراکم گسل و شاخص‌های فیزیوگرافی مستخرج از مدل ارتفاعی رقومی زمین (DEM) شامل ارتفاع، شیب، جهت شیب و همچنین برخی شاخص‌های هیدرولوژیکی شامل شاخص رطوبت توپوگرافی و شاخص قدرت جریان در این تحقیق استفاده شده است (شکل ۳). در ادامه مطابق جدول ۱ هر یک از شاخص‌ها به صورت لایه رستری برای ارزیابی و پیش‌بینی حساسیت وقوع زمین‌لغزش برای حوضه مورد مطالعه با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر تهیه شدند.

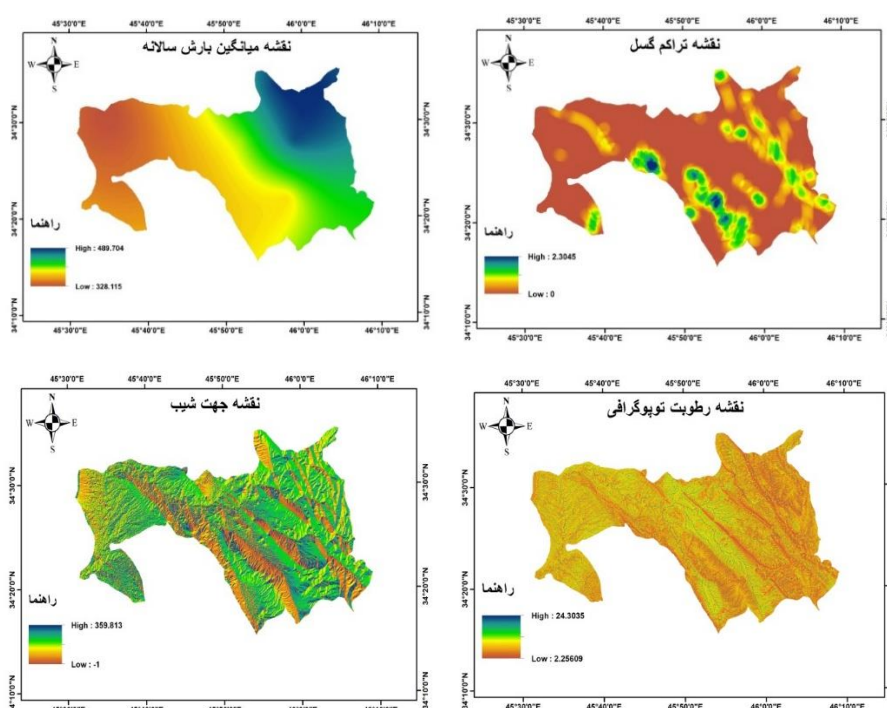
جدول ۱. معیارها و شاخص‌های مورد استفاده در انجام پژوهش

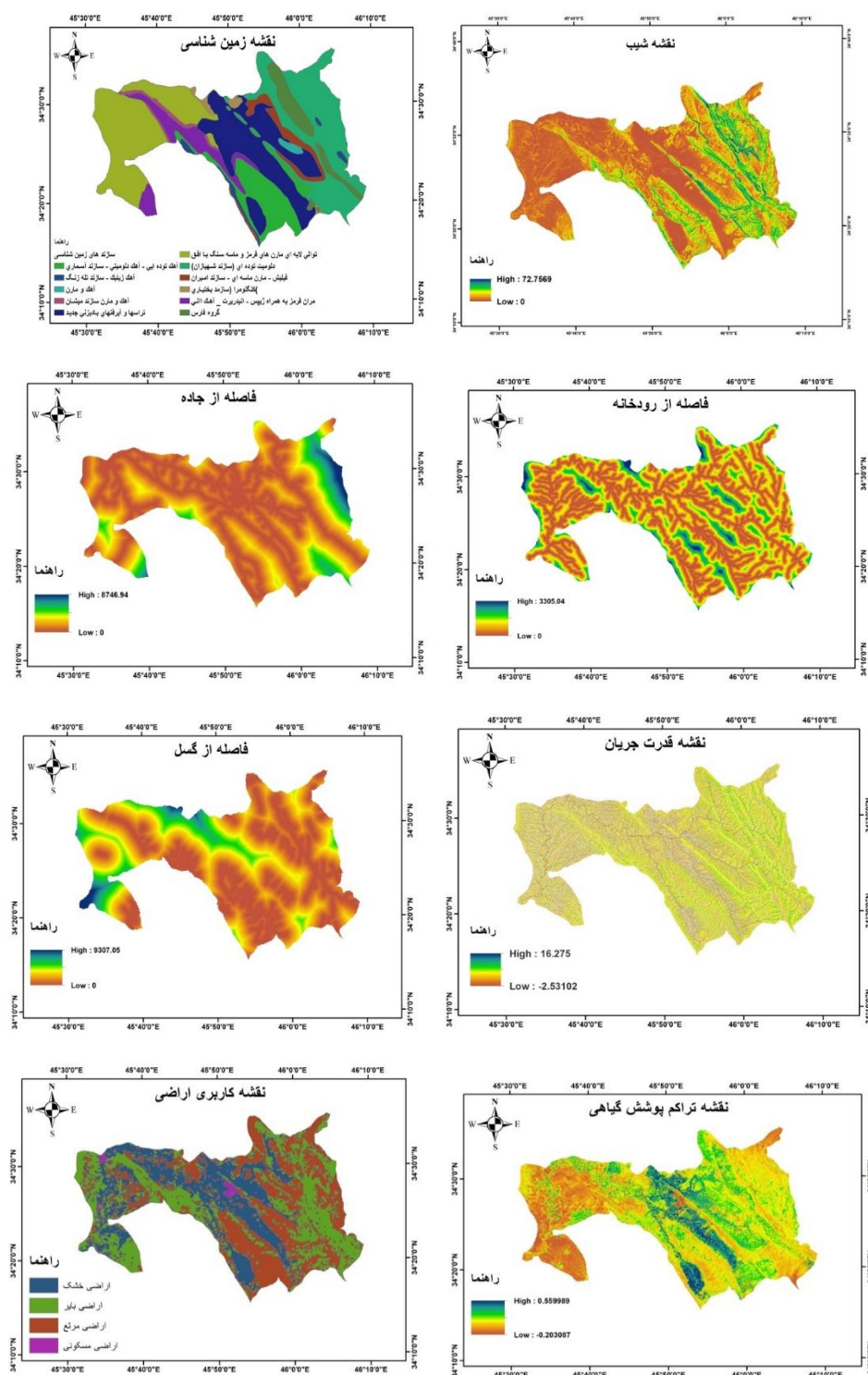
Table 1. Criteria and indicators used in conducting the research

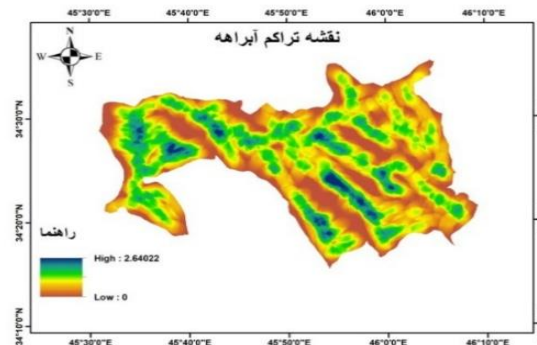
ردیف	معیارهای انتخاب‌شده	ردیف	معیارهای انتخاب‌شده
۱	ارتفاع (Elevation) مدل رقومی ارتفاع (DEM) از SRTM (30 m)	۸	تراکم آبراهه (Stream Density) از شبکه آبراهه استخراج‌شده از DEM.
۲	شیب (Slope) مشتق گرفته‌شده از DEM	۹	فاصله از گسل (Distance to Fault) از لایه گسل، استفاده از ابزار Euclidean Distance در ArcGIS.
۳	جهت شیب (Aspect) مشتق گرفته‌شده از DEM	۱۰	فاصله از جاده (Distance to Road) از داده‌های شبکه راه (OpenStreetMap) و ابزار Euclidean Distance.
۴	زمین‌شناسی (Geology) نقشه زمین‌شناسی سازمان زمین‌شناسی کشور	۱۱	فاصله از آبراهه (Distance to Stream) از لایه آبراهه‌ها با ابزار Euclidean Distance در ArcGIS.

شاخص رطوبت توپوگرافی (Topographic Wetness Index) محاسبه از DEM در ArcGIS با ابزار Raster Calculator	۱۲	تراکم پوشش گیاهی (Vegetation Density Index) از تصاویر Landsat 8	۵
شاخص قدرت آبراهه (Stream Power Index) استخراج از DEM با رابطه $SPI = Slope \times Flow \text{ Accumulation}$ در ArcGIS	۱۳	کاربری اراضی (Land Use) از تصاویر Landsat 8	۶
میانگین بارش سالانه (Average Annual Rainfall) داده‌های ایستگاه‌های هواشناسی	۱۴	تراکم گسل (Fault Density) از نقشه زمین‌شناسی	۷

لایه داده‌های موقعیت مکانی رخدادهای زمین‌لغزش با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و همچنین بازدیدهای میدانی و همچنین به کمک کارشناسان منابع طبیعی به عنوان متغیر مستقل در این تحقیق استفاده شد (شکل ۴). شایان ذکر هست ۷۰ درصد نقاط به عنوان نقاط آموزشی و ۳۰ درصد دیگر به عنوان نقاط آزمایشی (برای اعتبارسنجی مدل‌ها) انتخاب شدند. بعد از این مرحله با استفاده از چهار الگوریتم یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم (DT)، جنگل تصادفی (RF)، جنگل چرخشی (ROF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) به پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در حوضه الوند پرداخته می‌شود (شکل ۵).

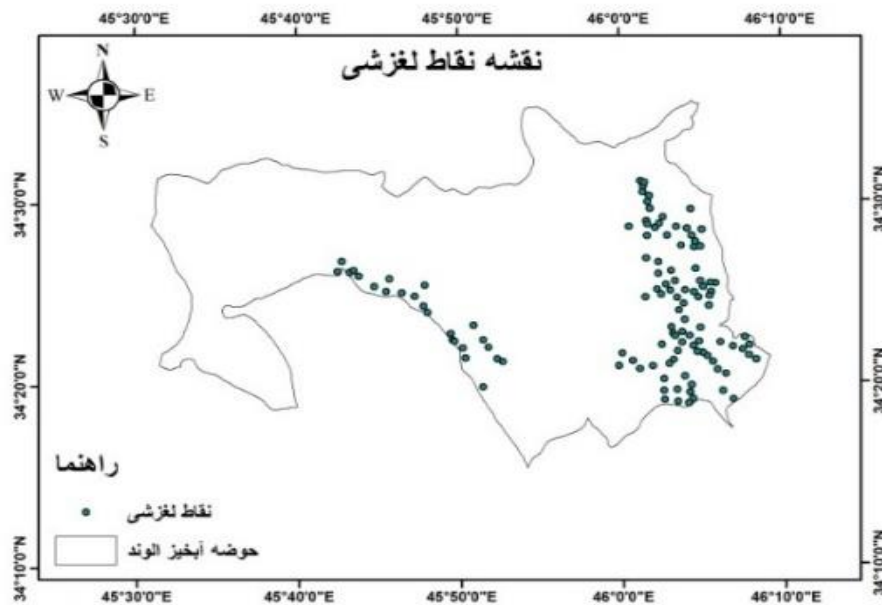






شکل ۳. نقشه شاخص‌های مورد استفاده در انجام پژوهش

Fig 3. Map of the indices used in the research



شکل ۴. نقاط رخداد زمین‌لغزش در حوضه مورد مطالعه

Fig 4. The locations of landslide in the study area

الگوریتم درخت تصمیم (DT)

در یادگیری ماشین نظارت‌شده، درخت تصمیم از ساختار درختی برای نمایش فرآیند تصمیم‌گیری استفاده می‌کند. این الگوریتم، نمونه‌ها را از گره ریشه به سمت پایین هدایت می‌کند و در نهایت به گره‌های برگ (نمایانگر برچسب کلاس‌ها) می‌رساند. هر گره داخلی، یک ویژگی را نشان می‌دهد که بسته به مقادیرش به شاخه‌های مختلف تقسیم می‌شود. الگوریتم C5.0 به عنوان یک روش پیشرفته، با استفاده از معیار بهره اطلاعاتی (بر پایه آنتروپی)، درخت را به صورت حریصانه از بالا به پایین می‌سازد. بهره اطلاعاتی از رابطه (۱) محاسبه می‌شود:

$$(1) \text{Gain}(S,A) = H(S) - \sum_{v \in \text{Values}(A)} \left(\frac{|S_v|}{|S|} \right) * H(S_v)$$

که در آن $H(S)$ آنتروپی مجموعه S است و برای یک ویژگی با c مقدار مختلف، آنتروپی از رابطه (۲) به دست می‌آید:

$$(2) H(S) = -\sum_{i=1}^c p_i \cdot \log_2(p_i)$$

برای جلوگیری از پیچیدگی بیش از حد، از تکنیک هرس کردن برای حذف شاخه‌های غیرضروری استفاده می‌شود (خسروی و همکاران، ۱۳۹۴، ص. ۷۵).

الگوریتم جنگل تصادفی (RF)

بريمن، جنگل تصادفی که توسعه الگوریتم بگینگ است، ارائه داده است (Breiman, 2001, p. 5). این الگوریتم از مجموعه‌ای از درختان تصمیم تشکیل شده است. مشابه درخت تصمیم، هر درخت به صورت سلسله‌مراتبی از ریشه به برگ‌ها رشد می‌کند. الگوریتم C5.0 با استفاده از بهره اطلاعاتی (رابطه ۳) درختان را می‌سازد:

$$(3) \text{Gain}(S,A) = H(S) - \sum_{v \in \text{Values}(A)} \left(\frac{|S_v|}{|S|} \right) \cdot H(S_v)$$

و آنتروپی از رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

$$(4) H(S) = -\sum_{i=1}^c p_i \cdot \log_2(p_i)$$

برای افزایش تنوع و کاهش همبستگی بین درختان، RF از دو روش استفاده می‌کند:

۱. نمونه‌برداری خودراه‌انداز (Bootstrap) از داده‌های آموزشی
۲. انتخاب تصادفی زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها (RSFS) مراحل الگوریتم به این شرح است:
 - ایجاد زیرمجموعه‌های آموزشی D_i با نمونه‌برداری خودراه‌انداز
 - انتخاب زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها (D_i) با RSFS
 - آموزش یک درخت تصمیم (DT_i) بر روی هر D_i
 - ترکیب خروجی درختان با روش رأی اکثریت (MV) پارامترهای کلیدی RF شامل تعداد درختان ($nTrees$) و تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده در هر گره ($mTry$) است که مقدار بهینه $mTry$ معمولاً جذر تعداد ویژگی‌ها در نظر گرفته می‌شود. این الگوریتم قابلیت رتبه‌بندی ویژگی‌ها براساس اهمیت را نیز داراست (Khosravi & Alavipanah, 2019, p. 7221)

الگوریتم جنگل دورانی

رودریگونز این الگوریتم VH در سال ۲۰۰۶ ارائه کرد. در این روش، داده‌های آموزشی (X) با N نمونه و n ویژگی، و برچسب کلاس (Y) به k زیرگروه تقسیم می‌شوند و L درخت تصمیم ($\{D_1, \dots, D_L\}$) ساخته می‌شود. مراحل ساخت مدل عبارتند از:

۱. تقسیم تصادفی ویژگی‌ها به k زیرمجموعه با $M = n/k$ ویژگی
۲. برای هر درخت D_i و هر زیرمجموعه F_{ij} ، یک نمونه بوت‌استرپ (۷۵٪) گرفته و یک تبدیل خطی برای تولید ماتریس C_{ij} اعمال می‌شود.

۳. ایجاد ماتریس چرخش R_i از طریق ترکیب ماتریس‌های C_{ij} (رابطه ۵):

$$(5) R_i = [a_{ij}^{(1)}, \dots, a_{ij}^{(m)}]$$

۴. سپس داده‌های تبدیل‌یافته (xR_i^a) برای آموزش D_i استفاده می‌شوند. در مرحله طبقه‌بندی، برای نمونه

آزمایشی x ، احتمال تعلق به هر کلاس (ω_j) با میانگین‌گیری از خروجی تمام طبقه‌بندها محاسبه می‌شود (رابطه ۶):

$$(6) \mu_j(x) = (1/L) \sum_{i=1}^L d_{ij}$$

۵. در این روش از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) برای حفظ تغییرپذیری داده‌ها استفاده می‌شود. هدف جنگل

دورانی، افزایش دقت و تنوع در مجموعه مدل‌هاست (شیرزادی و شهابی، ۱۳۹۹).

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)

یک روش طبقه‌بندی بر پایه نظریه یادگیری آماری است که هدف آن یافتن ابرصفحه‌ای با حاشیه حداکثری بین

کلاس‌هاست. با استفاده از توابع هسته، این روش قابلیت طبقه‌بندی غیرخطی نیز پیدا می‌کند. هسته‌های رایج عبارتند از:

• هسته چندجمله‌ای (رابطه ۷):

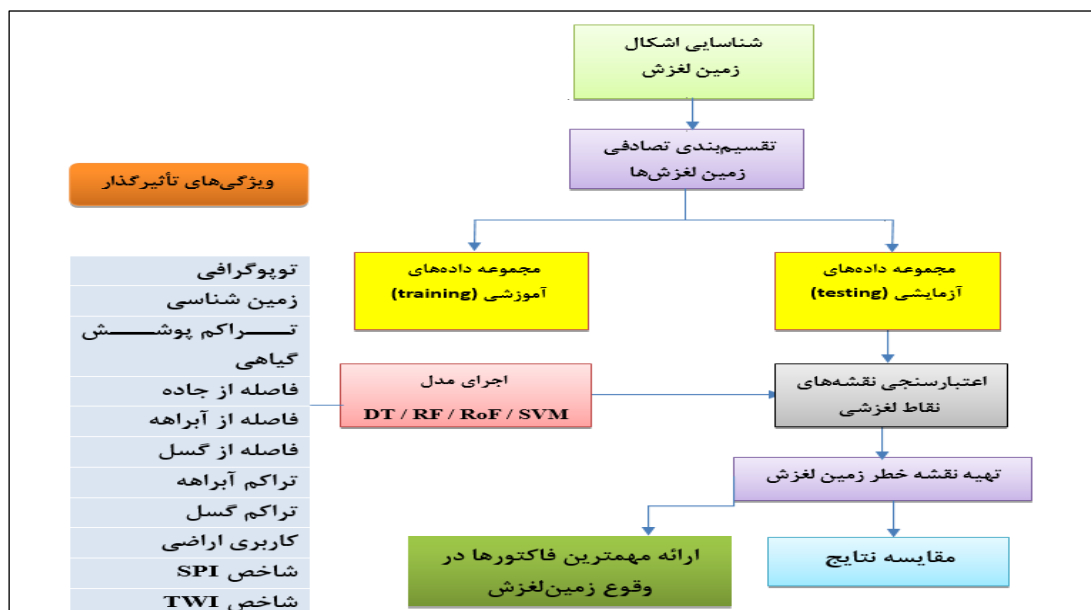
$$(7) k_{poly}(x_i, x_j) = [(x_i \cdot x_j) + 1]^p$$

• هسته تابع پایه شعاعی (رابطه ۸):

$$(8) k_{gauss}(x_i, x_j) = \exp[-\gamma \|x_i - x_j\|^2]$$

• پارامترهای مهم SVM شامل درجه (p) برای هسته چندجمله‌ای، گاما (γ) برای هسته شعاعی و پارامتر جریمه (C) برای هر دو

هسته است (Khosravi & Beigi, 2014, p. 5).



شکل ۵. مراحل انجام پژوهش

Fig 5. Research procedure

نتایج و بحث

در این پژوهش چهار روش مدل‌سازی (DT, RF, RoF و SVM)، با استفاده از نمونه‌ها آموزشی (۷۰ درصد نقاط رخداد زمین‌لغزش) شده و سپس، توسط ۳۰ درصد نقاط آزمایشی، در حوضه آبخیز الوند استان کرمانشاه ارزیابی دقت شدند. به منظور ارزیابی دقت طبقه‌بندی روش‌ها، از ماتریس خطا استفاده شد. چهار کمیت اصلی این ماتریس شامل مثبت درست (TP)، مثبت غلط (FP)، منفی درست (TN) و منفی غلط (FN) است. به وسیله این چهار کمیت، معیارهای مهم دیگری از جمله میزان حساسیت (Sensitivity)، میزان اختصاصی (Specificity)، مقدار پیش‌بینی مثبت (PPV)، مقدار پیش‌بینی منفی (NPV)، دقت کلی (OA) و ضریب کاپا (Kappa) نیز محاسبه می‌شود. مدل‌سازی حساسیت لغزش زمین در این حوضه، با نمونه‌های آموزشی انجام شد و نتایج ارزیابی دقت آنها در بهترین حالت توسط داده‌های آزمایشی در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲. نتایج ارزیابی روش‌ها براساس معیارهای به‌دست‌آمده از داده‌های آزمایشی.

Table 2. Results of evaluation of methods based on criteria obtained from experimental data

معیارهای ارزیابی	روش DT (۳۰٪ داده‌ها)	روش RF (۲۰٪ داده‌ها)	روش RoF (۲۰٪ داده‌ها)	روش SVM (۲۰٪ داده‌ها)
TP	۲۰۶۲	۱۴۸۰	۱۲۸۷	۱۴۱۲
TN	۱۶۶۹	۱۴۱۴	۱۳۳۷	۱۴۰۵
FP	۵۸۱	۸۶	۱۶۳	۹۵
FN	۱۸۸	۲۰	۲۱۳	۸۸
PPV (%)	۷۸/۰۲	۹۴/۵۱	۸۸/۷۶	۹۳/۷۰
NPV (%)	۸۹/۸۸	۹۸/۶۱	۸۶/۲۶	۹۴/۱۱
Sensitivity (%)	۹۱/۶۴	۹۸/۶۷	۸۵/۸۰	۹۴/۱۳
Specificity (%)	۷۴/۱۸	۹۴/۲۷	۸۹/۱۳	۹۳/۶۷
OA (%)	۸۲/۹۱	۹۶/۴۷	۸۷/۴۷	۹۳/۹۰
Kappa	۰/۷۸	۰/۹۳	۰/۸۲	۰/۹۰

درخور ذکر است که نقشه خطر زمین‌لغزش دارای ۵ کلاس احتمالی خیلی پایین (VL)، پایین (L)، متوسط (M)، بالا (H) و خیلی بالا (VH) است که با توجه به امتیاز حاصل از الگوریتم‌ها برای هر پیکسل تصویری به دست آمده است. ابتدا با استفاده از روش همگون‌سازی، امتیازها (score) به مقادیر بین ۰ تا ۱ تبدیل می‌شود:

$$\text{Standardization Method} = \text{score} / \text{score}_{\max}$$

حال، با توجه به این فرمول، نقشه خطر زمین‌لغزش دارای ۵ کلاس زیر است:

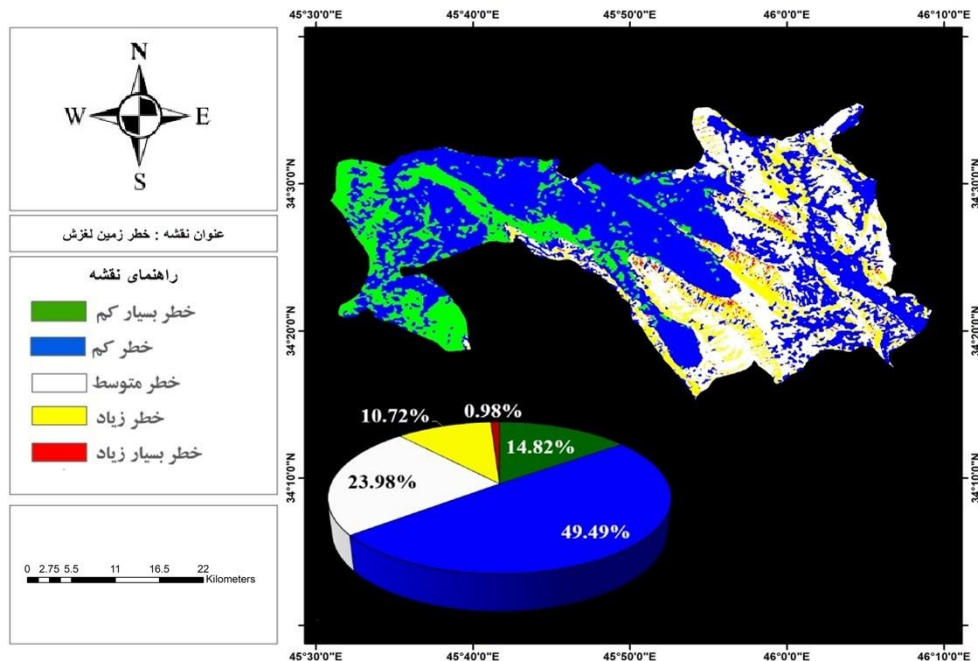
(الف) کلاس ۱ ($< 0/40$): خطر زمین‌لغزش خیلی پایین (VL)؛

(ب) کلاس ۲ ($0/60 - 0/41$): خطر زمین‌لغزش پایین (L)؛

(پ) کلاس ۳ ($0/80 - 0/61$): خطر زمین‌لغزش متوسط (M)؛

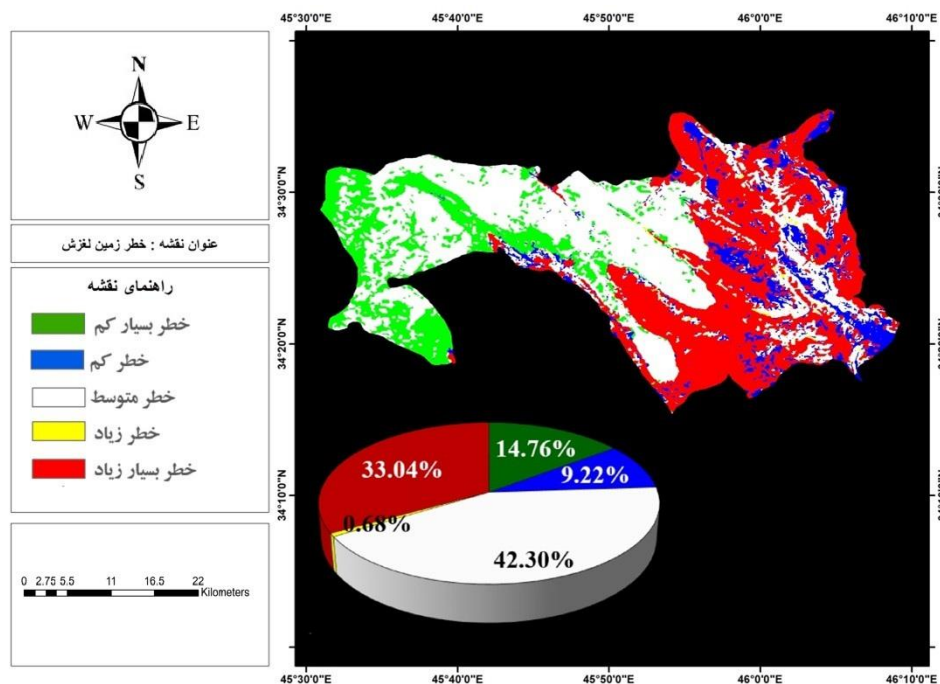
(ت) کلاس ۴ (۰/۸۱-۰/۹۵): خطر زمین‌لغزش بالا (H)؛

(ث) کلاس ۵ (> ۰/۹۵): خطر زمین‌لغزش خیلی بالا (VH).



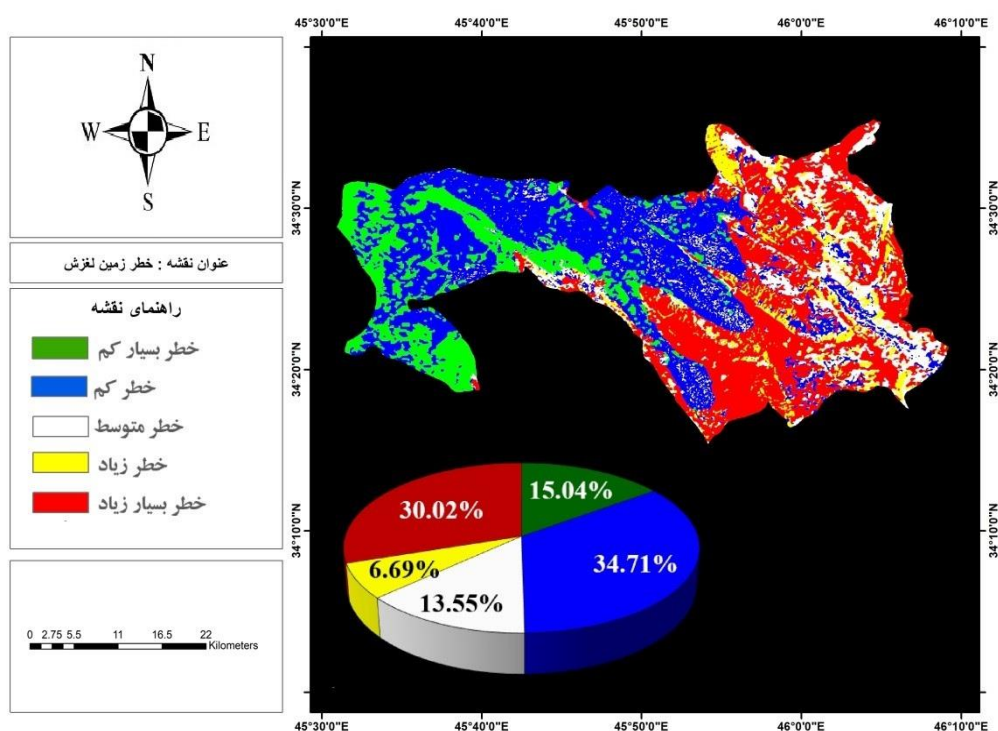
شکل ۶. نقشه خطر زمین‌لغزش حوضه آبخیز الوند با استفاده از روش DT

Fig 6. Landslide Susceptibility Mapping of the Alwand Watershed Using the DT Model



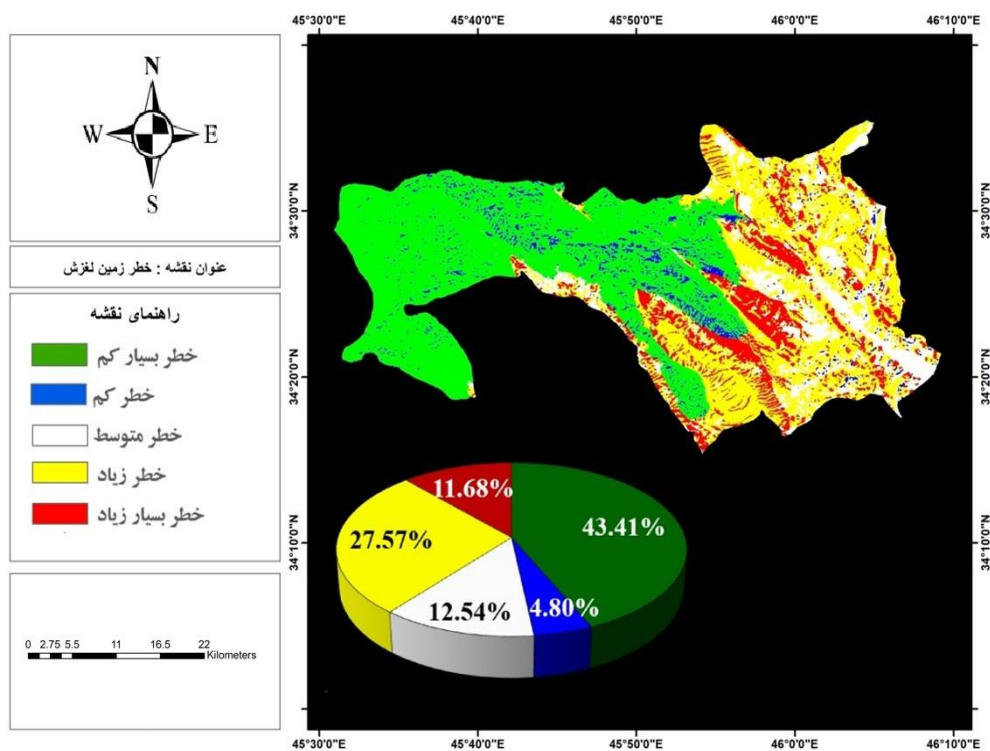
شکل ۷. نقشه خطر زمین‌لغزش حوضه آبخیز الوند با استفاده از روش RoF

Fig 7. Landslide susceptibility map of the Alwand watershed, using the RoF method.



شکل ۸. نقشه خطر زمین لغزش حوضه آبخیز الوند با استفاده از روش RF

Fig 8. Landslide susceptibility map of the Alwand watershed, using the RF method.



شکل ۹. نقشه خطر زمین لغزش حوضه آبخیز الوند با استفاده از روش SVM

Fig 9. Landslide susceptibility map of the Alwand watershed, using the SVM method.

نتایج روش DT و RoF نسبت به دو روش دیگر از نتایج ضعیف‌تری برخوردار بودند. با توجه به **شکل ۶** و نتایج به‌دست‌آمده از روش DT حدود ۱۴,۸۲ درصد دارای احتمال خطر بسیار کم زمین‌لغزش هستند (سبزرنگ). این مناطق شامل بخشی در ناحیه غربی و قسمت اندکی در مرکز حوضه آبخیز الوند قرار دارند، بخش غربی حوضه از نظر کاربری اراضی شامل اراضی بایر و مقداری کشاورزی است و شامل محدوده شهری شهرستان قصرشیرین است. همچنین، درصد احتمال‌های خطر زمین‌لغزش کم (رنگ آبی) و متوسط (سفیدرنگ) تقریباً به‌ترتیب برابر با ۴۹,۴۹ و ۲۳,۹۸ درصد است که شامل محدوده شهری شهرستان سرپل‌ذهاب است. همچنین، مطابق با **شکل ۶** قسمت اندکی از حوضه آبخیز دارای خطر زمین‌لغزش زیاد (زردرنگ) و بسیار زیاد (قرمز رنگ) هستند که به‌ترتیب ۱۰,۷۲ و ۰,۹۸ درصد را به خود اختصاص داده‌اند که قسمت‌های شرقی و مرکزی حوضه شامل می‌شوند.

مطابق **شکل ۷** این نقشه نسبت به نقشه قبلی دارای تفاوت‌هایی است. نتایج به‌دست‌آمده از این روش نشان می‌دهد که خطر بسیار کم و خطر کم که به‌ترتیب ۱۴,۷۶ و ۹,۲۲ درصد از حوضه که مقدار کمی از حوضه را به خود اختصاص داده‌اند که شامل قسمت‌هایی از غرب و قسمت‌هایی از شرق حوضه را شامل می‌شوند. تفاوت چشمگیری که در این نقشه نسبت به دو نقشه دیگر ایجاد شده، در خطر متوسط زمین‌لغزش با مقدار ۴۲,۳۰ درصد است که بخش اعظمی از حوضه را از مرکز حوضه تا قسمت‌های غربی را شامل می‌شود. خطر زیاد و بسیار زیاد این نقشه با مقادیر ۰,۶۸ و ۳۳,۰۴ درصد است؛ اما بهترین نتایج با استفاده از روش‌های RF و SVM به‌دست آمد که به شرح زیر است:

با توجه به **شکل ۸**، نتایج این نقشه نسبت به نقشه قبلی تفاوت‌های چشمگیری داشته است؛ از جمله اینکه در صد خطر بسیار کم و خطر کم که به‌ترتیب شامل ۱۵,۰۴ و ۳۴,۷۱ درصد هستند، این مناطق شامل بخشی در ناحیه غربی و قسمت اندکی در مرکز حوضه آبخیز الوند قرار دارند، بخش غربی حوضه از نظر کاربری اراضی شامل اراضی بایر و مقداری کشاورزی است و شامل محدوده شهری شهرستان قصرشیرین است. قسمت اندکی از حوضه آبخیز دارای خطر متوسط و زیاد است که به‌ترتیب شامل ۱۳,۵۵ و ۶,۶۹ درصد است که در قسمت‌های شرقی و قسمتی از مرکز واقع شده‌اند که از نظر کاربری شامل اراضی بایر هستند. بخش درخور توجه ای از حوضه آبخیز الوند دارای خطر زمین‌لغزش بسیار زیاد با درصد ۳۰,۰۲ هستند که تفاوت چشمگیری که نسبت به شکل ۷ داشته است. طبق **شکل ۹** در نتایج این نقشه تفاوت‌های زیادی نسبت به سه نقشه دیگر به چشم می‌خورد؛ از جمله اینکه مقداری خطر بسیار کم و کم به‌ترتیب شامل ۴۳,۴۱ و ۴,۸۰ درصد که شامل بخش اعظمی از حوضه است که از مرکز حوضه تا غرب حوضه را شامل می‌شوند. خطر متوسط در این نقشه دارای مقدار ۱۲,۵۴ درصد که شامل قسمت‌های کوچکی از مرکز و شرق حوضه را شامل می‌شود. خطر زیاد و بسیار زیاد در این نقشه به‌ترتیب دارای مقدار ۲۷,۵۷ و ۱۱,۶۸ درصد است که شامل قسمت‌های شرقی حوضه تا حدودی مرکز حوضه که در محدوده شهرستان سرپل‌ذهاب است؛ با این حال، عیار روش‌های مدل‌سازی با استفاده از داده‌های آزمایشی به‌طور جدی محک خورده است. به‌طور کاملاً واضح مبرهن است که روش RF و سپس روش SVM، برتری چشمگیری نسبت به دو روش دیگر داشته است. این موضوع از اعداد جدول به‌طور کاملاً واضح مشهود است. دقت بالای ۹۰٪ این دو روش (۹۷٪ و ۹۴٪) در کنار ضریب کاپای هریک (بالاتر از ۰/۹) نشان از

مدل‌سازی عالی این دو روش برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش منطقه مطالعاتی دارد.

نتایج این پژوهش به‌وضوح کارایی متفاوت چهار الگوریتم یادگیری ماشین را در پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش در حوضه آبخیز الوند نشان می‌دهد. براساس شاخص‌های کمی ارزیابی، مدل جنگل تصادفی (RF) با دستیابی به دقت کلی ۹۶٫۴۷٪ و ضریب کاپای ۰٫۹۳ و مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) با دقت ۹۳٫۹۰٪ و کاپای ۰٫۹۰، عملکردی به مراتب برتر نسبت به مدل‌های درخت تصمیم (DT) و جنگل دورانی (RoF) ارائه کردند. این برتری تنها به معیارهای کلی محدود نمی‌شود؛ شاخص‌های حساسیت و اختصاصیت نیز مؤید توانایی بالاتر این دو مدل در تشخیص دقیق هر دو کلاس «لغزش» و «عدم لغزش» است. درمقابل، مدل DT با دقت ۸۲٫۹۱٪ و کاپای ۰٫۷۸ و مدل RoF با دقت ۸۷٫۴۷٪ و کاپای ۰٫۸۲، در رده‌های بعدی قرار گرفتند. این اختلاف فاحش آماری (بیش از ۱۰ واحد درصد بین بهترین و ضعیف‌ترین مدل) گویای برتری ذاتی پارادایم‌های یادگیری جمعی (Ensemble Learning) در RF و یادگیری مبتنی بر حاشیه بهینه در SVM برای مدل‌سازی پدیده‌های پیچیده‌ای مانند زمین‌لغزش است که با تعامل غیرخطی عوامل متعدد شکل می‌گیرند. از منظر کیفی و فضایی، نقشه‌های حساسیت نهایی تولیدشده توسط مدل‌های RF و SVM از انسجام و اعتبار منطقی بالاتری برخوردارند. این نقشه‌ها پهنه‌های با خطر «خیلی زیاد» و «زیاد» را عمدتاً در قسمت‌های شرقی، شمال شرقی و مرکزی حوضه متمرکز کرده‌اند. این توزیع مکانی به‌خوبی با عوامل شناخته‌شده محرک زمین‌لغزش در منطقه همپوشانی دارد: شیب‌های تند، مجاورت با گسل‌های اصلی و فعال، گسترش سازندهای زمین‌شناسی سست و حساس (نظیر مارن‌ها و شیل‌ها) و تراکم بالای شبکه راه‌های ارتباطی. این انطباق، اعتبار درونی مدل‌سازی را تقویت می‌کند. درمقابل، نقشه‌های تولیدشده توسط DT و RoF از پراکندگی و ناهمگونی بیشتری رنج می‌برند و حتی بخش‌هایی از اراضی دشتی با شیب ملایم در غرب حوضه را در رده‌های خطر بالا طبقه‌بندی کرده‌اند که با دانش زمین‌شناختی و ژئومورفولوژیک منطقه مغایرت دارد. این امر می‌تواند نشان‌دهنده تمایل مدل DT به بیش‌برازش (Overfitting) و حساسیت بالای مدل RoF به کیفیت و ترکیب داده‌های ورودی در این مطالعه خاص باشد. عملکرد استثنایی مدل RF، یافته‌های گسترده‌ای را که این الگوریتم را به‌عنوان یکی از پایدارترین و دقیق‌ترین روش‌ها در مطالعات مشابه معرفی کرده‌اند. عملکرد قدرتمند SVM نیز مجدداً توانایی این مدل در مدیریت مسائل طبقه‌بندی با ابعاد بالا را نشان می‌دهد؛ بااین‌حال، عملکرد نسبتاً متوسط RoF در اینجا در تقابل با نتایج برتر آن در برخی مطالعات دیگر، بر اصل وابستگی شدید کارایی مدل به شرایط خاص هر منطقه، کیفیت داده‌ها و تنظیمات پارامتریک تأکید می‌ورزد. این موضوع، افسانه وجود یک «الگوریتم جهانی برتر» را رد و لزوم اجرای مطالعات مقایسه‌ای و آزمون مدل‌ها در هر منطقه جدید را به‌عنوان یک ضرورت علمی و عملی پررنگ می‌کند. در جمع‌بندی نهایی، تحلیل کمی و کیفی نتایج به‌صورت قاطع مدل جنگل تصادفی (RF) را به‌عنوان قابل اعتمادترین ابزار برای تهیه نقشه پایه مدیریت ریسک در حوضه الوند معرفی می‌کند.

نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف ارزیابی و پیش‌بینی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در حوضه آبخیز الوند استان کرمانشاه و با

استفاده از چهار الگوریتم پیشرفته یادگیری ماشین انجام شد. یافته‌های تحقیق به‌وضوح برتری قابل توجه مدل‌های جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) را در مقایسه با مدل‌های درخت تصمیم (DT) و جنگل دورانی (RoF) نشان می‌دهد. براساس معیارهای دقت کلی (OA) و ضریب کاپا، مدل RF با دقت ۹۶٫۴۷٪ و کاپای ۰٫۹۳ و مدل SVM با دقت ۹۳٫۹۰٪ و کاپای ۰٫۹۰، عملکردی عالی و قابل اعتماد در پهنه‌بندی خطر منطقه دارند. این نتایج حاکی از آن است که مدل‌های مبتنی بر جمع‌سپاری (Ensemble) مانند RF که از ترکیب چندین درخت تصمیم ایجاد می‌شوند، به دلیل کاهش واریانس و کنترل بیش‌برازش، و همچنین مدل SVM به دلیل توانایی بالا در ایجاد مرز تصمیم‌گیری بهینه حتی در داده‌های با ابعاد بالا ابزارهایی بسیار قدرتمند برای مدل‌سازی پدیده‌های پیچیده طبیعی مانند زمین‌لغزش هستند. نقشه‌های نهایی حاصل از این دو مدل که مناطق با خطر خیلی بالا را عمدتاً در بخش‌های شرقی و مرکزی حوضه (عمدتاً در محدوده شهرستان سرپل‌ذهاب) نشان می‌دهند، می‌تواند به‌عنوان سند علمی معتبری در اختیار مدیران و برنامه‌ریزان منطقه قرار گیرد. درنهایت، این مطالعه مؤید این امر است که تلفیق سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، رویکردی کارآمد، دقیق و کم‌هزینه برای شناسایی مناطق مستعد بلایای طبیعی فراهم می‌کند. پیشنهاد می‌شود نتایج این پژوهش به‌عنوان مبنایی برای اجرای طرح‌های کاهش ریسک، مدیریت کاربری اراضی و احداث زیرساخت‌ها در حوضه‌های مشابه در نظر گرفته شود. برای پژوهش‌های آتی، بررسی تأثیر تغییر اقلیم و تغییرات کاربری اراضی بر نوسانات مناطق پرخطر و نیز تلفیق این مدل‌ها با الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری برای افزایش هرچه بیشتر دقت پیشنهاد می‌شود. نتایج این پژوهش که حاکی از برتری مدل‌های جنگل تصادفی (RF) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه الوند است، از یک سو با شمار درخور توجهی از مطالعات پیشین هم‌سو است؛ به‌طور مثال، تأیید عملکرد برتر RF توسط احمد و همکاران و نیز امامی و یوسفی (۱۴۰۲)، توانایی ذاتی این الگوریتم‌های ترکیبی و مبتنی بر حاشیه را در مدل‌سازی پدیده‌های پیچیده محیطی تصدیق می‌کند (Ahmed et al., 2020). از سوی دیگر، گزارش برتری مدل‌های دیگری مانند ERT فام و همکاران یا DP قاسمیان و همکاران در مناطق مختلف، نه‌تنها تعارضی با یافته حاضر ایجاد نمی‌کند، بر این اصل کلیدی تأکید دارد که کارایی یک مدل شدیداً وابسته به شرایط محلی، کیفیت داده‌ها و تنظیمات پارامترهای آن است (Pham et al., 2022; Ghasemian et al., 2022)؛ بنابراین، یافته این تحقیق ضمن تقویت اعتبار الگوریتم‌های RF و SVM به‌عنوان گزینه‌های قدرتمند و غالب در ادبیات موضوع، لزوم بومی‌سازی و آزمون مقایسه‌ای چندین مدل در هر منطقه خاص را برای دستیابی به قابل اطمینان‌ترین نتایج و اتخاذ تصمیم‌های مدیریتی اثربخش، مورد تأکید مجدد قرار می‌دهد. نوآوری اصلی این تحقیق، معرفی و اجرای الگوریتم ترکیبی و نسبتاً جدید «جنگل دورانی (RoF)» در کنار سه الگوریتم پرکاربرد یادگیری ماشین (DT، RF، SVM) برای نخستین بار در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه‌ای مرزی و پیچیده از نظر زمین‌شناسی و توپوگرافی در ایران است. این پژوهش نه‌تنها یک مقایسه روش‌شناختی نظام‌مند میان این چهار چارچوب ارائه می‌دهد، با انتخاب حوضه آبخیز الوند به دلیل ویژگی‌های طبیعی بحرانی و وجود زیرساخت‌های حیاتی از اولویت مدیریتی بالایی برخوردار است؛ اما پیش‌تر با این ترکیب از روش‌های نوین مطالعه نشده بود پیوند مستقیمی میان توسعه روش‌های پیشرفته تحلیل و نیاز فوری برنامه‌ریزی عملیاتی در یک منطقه

پرخاطر برقرار می‌سازد.

منابع

- امامی، سید نعیم، و یوسفی، صالح (۱۴۰۲). مقایسه کارایی برخی از مدل‌های یادگیری ماشین در تهیه نقشه حساسیت‌پذیری به حرکات توده‌ای (مطالعه موردی: استان چهارمحال بختیاری). *فصلنامه علمی علوم زمین*، ۳۳(۲)، ۱۸۳-۲۰۴. <https://doi.org/10.22071/gsj.2022.345954.2003>
- خسروی، ایمان، موسوی، میرمجید، و امینی، جلال (۱۳۹۴). ارائه یک روش انتخاب ویژگی براساس الگوریتم ژنتیک و درخت تصمیم به منظور طبقه‌بندی تصاویر تمام پلاریمتریک راداری. *مهندسی فناوری اطلاعات مکانی*، ۳(۲)، ۸۸-۷۵. <http://dx.doi.org/10.29252/jgit.3.2.75>
- سیلاخوری، زهرا، قربان و هب‌زده، کبریا، و پورقاسمی، حمیدرضا (۱۴۰۲). تهیه نقشه خطر زمین‌لغزش با استفاده از مدل بیزین (مطالعه موردی: بخشی از حوضه آبخیز تالار، استان مازنداران). *پژوهش‌های فرسایش محیطی*، ۱۳(۲)، ۱۴۰-۱۲۲. <http://magazine.hormozgan.ac.ir/article-1-683-fa.html>
- شیرزادی، عطاله، و شهابی، هیمن (۱۳۹۹). کاربرد الگوریتم‌های داده‌کاوی در مدل‌سازی زمین‌لغزش. *نشر ماهواره*.
ذاکری‌نژاد، رضا، و کهرانی، عباس (۱۴۰۲). ارزیابی و مقایسه مدل‌های CART و TreeNet جهت تهیه نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش با استفاده نرم‌افزار SPM و سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) مطالعه موردی حوضه آبخیز کمه، جنوب استان اصفهان. *مخاطرات محیط طبیعی*، ۱۲(۳۷)، ۱۷-۳۸. <https://doi.org/10.22111/jneh.2023.42304.1904>
- ذاکری‌نژاد، رضا، و عموشاهی، ناهید (۱۴۰۱). ارزیابی خطر زمین‌لغزش با استفاده از داده‌های سنجش از دور و مدل حداکثر آنتروپی (منطقه مورد مطالعه: حوضه آبخیز کمه، جنوب استان اصفهان). *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی*، ۱۱(۲)، ۱۴۹-۱۲۸. <https://www.doi.org/10.22034/gmpj.2022.340900.1349>
- میرزانی، صالح، و شهابی، هیمن (۱۳۹۸). ارزیابی و پیش‌بینی مکانی مخاطره زمین‌لغزش در جاده کوهستانی سمنج - کامیاران با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته داده‌کاوی. *مدیریت مخاطرات محیطی*، ۶(۴)، ۳۱۷-۳۴۰. <https://doi.org/10.22059/jhsci.2020.294693.527>

References

- Ahmed, N., Firoze, A., & Rahman, R. M. (2020). Machine learning for predicting landslide risk of Rohingya refugee camp infrastructure. *Journal of Information and Telecommunication*, 4(2), 175-198. <https://doi.org/10.1080/24751839.2019.1704114>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Emami, S. N., & Yousefi, S. (2023). Comparison of the performance of machine learning models in preparing a landslide susceptibility map: Case study of Chaharmahal and Bakhtiari Province. *Journal of Earth Sciences*, 33(2), 183-204. <https://doi.org/10.22071/gsj.2022.345954.2003> [In Persian]
- Froude, M. J., & Petley, D. N. (2018). Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(8), 2161-2181. <https://doi.org/10.5194/nhess-18-2161-2018>
- Guzzetti, F., Reichenbach, P., Cardinali, M., Galli, M., & Ardizzone, F. (2005). Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale. *Geomorphology*, 72(1-4), 272-299. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2005.06.002>
- Ghasemian, B., Shahabi, H., Shirzadi, A., Al-Ansari, N., Jaafari, A., Kress, V. R., ... & Ahmad, A.

- (2022). A robust deep-learning model for landslide susceptibility mapping: A case study of Kurdistan Province, Iran. *Sensors*, 22(4), 1573. <https://doi.org/10.3390/s22041573>
- Hakim, W. L., Rezaie, F., Nur, A. S., Panahi, M., Khosravi, K., Lee, C. W., & Lee, S. (2022). Convolutional neural network (CNN) with metaheuristic optimization algorithms for landslide susceptibility mapping in Icheon, South Korea. *Journal of Environmental Management*, 305, 114367. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.114367>
- Huang, F., Xiong, H., Jiang, S. H., Yao, C., Fan, X., Catani, F., ... & Liu, K. (2024). Modelling landslide susceptibility prediction: A review and construction of semi-supervised imbalanced theory. *Earth-Science Reviews*, 250, 104700. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2024.104700>
- Khosravi, I., & Mohammad-Beigi, M. (2014). Multiple classifier systems for hyperspectral remote sensing data classification. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 42(2), 423-428. <https://doi.org/10.1007/s12524-013-0327-7>
- Khosravi, I., & Alavipanah, S. K. (2019). A random forest-based framework for crop mapping using temporal, spectral, textural and polarimetric observations. *International Journal of Remote Sensing*, 40(18), 7221-7251. <https://doi.org/10.1080/01431161.2019.1601285>
- Khosravi, I., Mousavi, M., & Amini, J. (2015). A genetic algorithm and decision tree-based feature selection method for classification of fully polarimetric radar images. *Journal of Spatial Information Technology Engineering*, 3(2), 75-88. <http://dx.doi.org/10.29252/jgit.3.2.75> [In Persian]
- Mirzania, S., & Shahabi, H. (2019). Spatial assessment and prediction of landslide hazard along the Sanandaj-Kamiyaran mountainous road using advanced data mining algorithms. *Environmental Hazards Management*, 6(4), 317-340. <https://doi.org/10.22059/jhsci.2020.294693.527> [In Persian]
- Pham, Q. B., Chandra Pal, S., Chakraborty, R., Saha, A., Janizadeh, S., Ahmadi, K., ... & Bannari, A. (2022). Predicting landslide susceptibility based on decision tree machine learning models under climate and land use changes. *Geocarto International*, 37(25), 7881-7907. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1986579>
- Shirzadi, A., & Shahabi, H. (2020). *Application of data mining algorithms in landslide modeling in Tehran*. Mahvareh Publications. [In Persian]
- Silakhouri, Z., Ghorban Vahebzadeh, K., & Pour Ghasemi, H. R. (2023). Landslide hazard mapping using the Bayesian model: Case study of the Talar watershed, Mazandaran Province. *Environmental Erosion Research*, 13(2), 122-140. <http://magazine.hormozgan.ac.ir/article-1-683-fa.html> [In Persian]
- Zhao, Z., Chen, T., Dou, J., Liu, G., & Plaza, A. (2024). Landslide susceptibility mapping considering landslide local-global features based on CNN and transformer. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 7475-7489. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3379350>
- Zakari Nejad, R., & Kahrani, A. (2023). Evaluation and comparison of CART and TreeNet models for preparing landslide susceptibility maps using SPM software and geographic information system (GIS) (Case study: Komeh watershed, southern Isfahan Province). *Natural Environmental Hazards*, 12(37), 17-38. <https://doi.org/10.22111/jneh.2023.42304.1904> [In Persian]
- Zakari Nejad, R., & Amoushahi, N. (2022). Landslide hazard assessment using remote sensing data and the maximum entropy model (Case study: Komeh watershed, southern Isfahan Province). *Quantitative Geomorphology Research*, 11(2), 128-149. <https://www.doi.org/10.22034/gmpj.2022.340900.1349> [In Persian]

