Incidents and Disasters Resilience

Homepage: https://disaster.ndri.ac.ir/

Evaluation of the logistic regression model for predicting landslide-prone areas; case study: Qazvin county

Rouhollah Jafarisirizi[1]✉, **Mohammad Hasan Khamesi Meybodi**[2], and **Javad Sadidi**[3]

1. Corresponding Author, M.Sc., Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of Earth Sciences, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran. Email: Sirizi.r@gmail.com
2. Instructor, Department of Surveying Engineering, National University of Skills, Tehran, Iran. Email: Mkhamesi@nus.ac.ir
3. Associate Professor, Department of Remote Sensing and GIS, Faculty of Geographical Sciences, Kharazmi University, Tehran, Iran. Email: jsadidikhu@khu.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received 26 May 2025
Received in revised form 11 September 2025
Accepted 21 November 2025
Available online 30 December 2025

Keywords:
Landslide,
Logistic Regression,
Risk Prediction,
GIS,
Qazvin County.

ABSTRACT

Objective: Landslides are recognized as a potential hazard. Identifying landslide-prone areas can improve landslide management and prediction. This potential hazard poses a serious threat to human infrastructure and even human life. Advances in spatial sciences and machine-learning algorithms have increased efforts to develop predictive maps of landslide occurrence.

Method: In this study, 10 criteria, including soil type, lithology, precipitation, distance from faults, vegetation cover, distance from streams, distance from urban areas, distance from rural settlements, slope, and elevation, were selected to develop a landslide occurrence prediction map for Qazvin County. A spatial database was established using GIS-based analyses. A spatial resolution and pixel size of 30 × 30 m were adopted for all criteria to produce the final prediction map at the same resolution. The landslide risk map was then developed using the logistic regression model and training data for landslide occurrence. Model performance was evaluated using precision–recall metrics and the area under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC).

Results: The prediction map showed that areas classified as having high and very high landslide risk were predominantly distributed as linear and curvilinear belts across different parts of the study area. This spatial pattern may be influenced by fault alignments, drainage networks, lithological variations, and abrupt changes in slope. The results showed that, at lower thresholds, the initial positive cases were identified relatively well; however, as recall increased, precision declined to approximately 0.6–0.7. Meanwhile, the AUC was 0.557, which is close to random performance. Although the precision–recall analysis indicated slightly better model performance at certain thresholds, the ROC analysis confirmed that the model had generally low discriminatory power.

Conclusions: The results indicate that the logistic regression model and the selected criteria do not provide high predictive performance for identifying landslide risk. Future studies are therefore recommended to employ a wider range of machine-learning and deep-learning methods, along with more diverse and comprehensive datasets, to improve the prediction of landslide-prone areas.

Cite this article: Jafarisirizi., R. Khamesi Meybodi., M.H. & Sadidi., J. (2025). Evaluation of the logistic regression model for predicting landslide-prone areas; case study: Qazvin county. ***Incidents and Disasters Resilience***, *1*(4), 95-104. https://doi.org/10.22034/IDR.1.4.95

© Author(s) retain the copyright.
Publisher: Natural Disasters Research Institute (NDRI).
DOI: https://doi.org/10.22034/IDR.1.4.95

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]
[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]

تاب‌آوری در برابر حوادث و سوانح

Homepage: https://disaster.ndri.ac.ir

ارزیابی مدل رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش؛ مطالعه موردی: شهرستان قزوین

روح‌الله جعفری سیریزی[1]✉، محمدحسن خامسی میبدی[2]، جواد سدیدی[3]

۱. نویسنده مسئول، کارشناس ارشد، گروه سنجش‌ازدور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران. رایانامه: Sirizi.r@gmail.com

۲. مربی، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه ملی مهارت، تهران، ایران. رایانامه: Mkhamesi@nus.ac.ir

۳. دانشیار، گروه سنجش‌ازدور و GIS، دانشکده علوم جغرافیایی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران. رایانامه: jsadidikhu@khu.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
مقاله پژوهشی

تاریخچه مقاله:
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۳/۰۵
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۶/۲۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۸/۳۰
تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۱۰/۰۹

کلیدواژه‌ها:
زمین‌لغزش،
رگرسیون لجستیک،
پیش‌بینی ریسک،
GIS،
شهرستان قزوین.

چکیده

هدف: زمین‌لغزش به‌عنوان یک ریسک بالقوه شناخته می‌شود. شناسایی مناطق مستعد زمین‌لغزش می‌تواند مدیریت و پیش‌بینی آن را بهبود دهد. این خطر بالقوه تهدیدی جدی برای تأسیسات انسانی و حتی جان انسان‌ها بشمار می‌رود. با پیشرفت‌های علوم مکانی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، تلاش‌ها برای تهیه نقشه‌های پیش‌بینی این مخاطره افزایش یافته است.

روش پژوهش: در این مقاله، برای تهیه نقشه پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش در شهرستان قزوین، ۱۰ معیار شامل نوع خاک، لیتولوژی، بارش، فاصله از گسل، پوشش گیاهی، فاصله از آبراهه، فاصله از شهر، فاصله از روستا، شیب و ارتفاع انتخاب شدند. با استفاده از پردازش‌های GIS پایگاه داده فضایی تهیه شد. مقیاس فضایی و اندازه پیکسل برای هر یک از معیارها ۳۰*۳۰ متر بود تا درنهایت نقشه پیش‌بینی با این مقیاس حاصل شود. سپس با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک و داده‌های آموزشی نقشه پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش، ریسک زمین‌لغزش تهیه شد. برای ارزیابی صحت از شاخص‌های دقت–یادآوری و سطح زیر منحنی نمودار ROC استفاده شد.

یافته‌ها: بر اساس نقشه پیش‌بینی پهنه‌های با خطر زیاد و بسیار زیاد عمدتاً به‌صورت نوارهای خطی و منحنی در بخش‌های مختلف منطقه گسترش یافته‌اند که این موضوع می‌تواند تحت تأثیر امتداد گسل‌ها، آبراهه‌ها، تغییرات لیتولوژی و تغییرات ناگهانی شیب باشد. نتایج نشان داد که در آستانه‌های پایین نمونه‌های مثبت اولیه به‌خوبی تشخیص داده شده است، اما با افزایش یادآوری (Recall)، میزان دقت (Precision) به حدود ۰/۶–۰/۷ کاهش می‌یابد. در سوی دیگر میزان AUC برابر با ۰/۵۵۷ است که به حالت تصادفی نزدیک است. خلاف دقت–یادآوری که نشان می‌داد در بعضی آستانه‌ها مدل کمی بهتر عمل می‌کند، ROC تأکید می‌کند که در کلیت، قدرت تمایز مدل پایین است.

نتیجه‌گیری: نتایج بیانگر این است که مدل رگرسیون لجستیک و معیارهای مورداستفاده کارایی بالایی در شناسایی ریسک زمین‌لغزش ندارند. در پایان پیشنهاد می‌شود برای انجام تحقیقاتی در خصوص این موضوع از روش‌های متنوع یادگیری ماشین و یادگیری عمیق و داده‌های متنوع و بیشتر استفاده شود.

استناد: جعفری سیریزی؛ روح‌الله، خامسی‌میبدی؛ محمدحسن، سدیدی؛ جواد. (۱۴۰۴). ارزیابی مدل رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش؛ مطالعه موردی: شهرستان قزوین. *تاب‌آوری در برابر حوادث و سوانح*، ۱ (۴)، ۹۵–۱۰۴. https://doi.org/10.22034/IDR.1.4.95

CC BY NC

© نویسندگان.

ناشر: پژوهشکده سوانح طبیعی.

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]

[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]

مقدمه

زمین‌لغزش یک سانحه طبیعی ویرانگر است که باعث تلفات جانی و مالی می‌شود که احتمال وقوع آن به دلیل افزایش شهرنشینی، جنگل‌زدایی و تغییرات اقلیمی بیشتر شده است (Ado et al., 2022). زمین‌لغزش ناشی از زلزله‌های با قدرت بالا می‌تواند منجر به تلفات جانی عظیمی شود و باوجوداینکه در برنامه‌ریزی‌های محیطی توجه چندان به ریسک زمین‌لغزش نمی‌شود، اما تلفات ناشی از زمین‌لغزش در سراسر جهان بسیار زیاد است (Flentje & Chowdhury, 2018). زمین‌لغزش رخ‌داده براثر زلزله شمال پاکستان در ۸ اکتبر ۲۰۰۵، منجر به مرگ ۲۶۵۰۰ نفر شد (Petley et al., 2006). نزدیک به ۶۰۰۰۰ زمین‌لغزش منفرد براثر زلزله ونچوان در استان سیچوان چین در ۱۲ مه ۲۰۰۸ رخ داد که منجر به مرگ ۲۰۰۰۰ نفر از ساکنان شد (Chigira et al., 2010; Gorum et al., 2011). پتلی[1] نشان داد که در طول دوره ۲۰۰۴ تا ۲۰۱۰، ۳۲۳۲۲ نفر براثر ۲۶۲۰ زمین‌لغزش غیرلرزه‌ای مرگبار جان خود را از دست داده‌اند (Petley, 2012). این موارد، بیانگر اهمیت بررسی ریسک زمین‌لغزش است. بنابراین، پهنه‌بندی مناطق مستعد زمین‌لغزش در آینده با بررسی همبستگی بین زمین‌لغزش‌های گذشته و عوامل مختلف زمین‌محیطی، بسیار مهم است (Agboola et al., 2024). بنابراین، تهیه نقشه مناطق مستعد زمین‌لغزش برای حفاظت از جان و مال مردم حیاتی است (Kumar, 2024).

برای ارزیابی خطر زمین‌لغزش‌های منطقه‌ای در شرایط پیچیده زمین، می‌توان حرکت و تغییر شکل مکانی-زمانی مناطق مستعد را با استفاده از تکنیک‌های سنجش‌ازدور پایش کرد (Casagli et al., 2023). پیش‌بینی حساسیت زمین‌لغزش، احتمال مکانی وقوع زمین‌لغزش را نشان می‌دهد و یک فناوری کلیدی در پایش، هشدار اولیه و ارزیابی زمین‌لغزش است (Wu et al., 2016). بنابراین، شناسایی مناطق مستعد زمین‌لغزش برای به حداقل رساندن آثار آن با شناسایی و رسیدگی به مناطق در معرض خطر ضروری است (Maleki et al., 2014). این فرایند نه‌تنها مناطق مستعد زمین‌لغزش را برجسته می‌کند، بلکه یک مکانیسم هشدار اولیه پیشگیرانه نیز ایجاد می‌کند (Strząbała et al., 2024). عاملی که در تحقیقات کمتر بدان توجه شده است، جهت شیب است؛ درحالی‌که همین عامل نیز با دریافت بارندگی‌های سنگین‌تری حرکات توده‌ای سریع‌تری دارند یا با دریافت کمتر باران دامنه‌های خشک و بی‌حاصل را شکل می‌دهد که بر شکل‌گیری حرکات توده‌ای مؤثرند (Sujatha & Sudharsan, 2024).

پیشینه پژوهش

مدل‌های مختلفی برای پهنه‌بندی ریسک زمین‌لغزش به کار گرفته شده‌اند که می‌توان آن‌ها را به‌طورکلی به سه نوع طبقه‌بندی کرد: ۱. مدل‌های مبتنی بر فیزیک؛ ۲. مدل‌های مبتنی بر دانش؛ ۳. مدل‌های مبتنی بر داده (Yu et al., 2024). مدل‌های مبتنی بر فیزیک معمولاً برای مدل‌سازی در مقیاس‌های کوچک استفاده می‌شوند، اما آن‌ها به پارامترهای دقیق نیاز دارند (van den Bout et al., 2022). از سوی دیگر، مدل‌های مبتنی بر دانش، در مناطقی با موجودی زمین‌لغزش تاریخی محدود، با استفاده از روش‌هایی مانند مدل اکتشافی و تحلیل تصمیم‌گیری چند معیاره، عملکرد خوبی دارند (Du et al., 2020). مدل‌های داده‌محور شامل سه شاخه اصلی شامل: ۱. مدل‌های آماری؛ ۲. مدل‌های یادگیری ماشین (ML)؛ ۳. مدل‌های یادگیری عمیق (DL) هستند. میزان کارایی این مدل‌ها تا حد زیادی به در دسترس بودن به یک پایگاه داده زمین‌لغزش‌ها دقیق بستگی دارد (Van Den Eeckhaut et al., 2012). هدف از این مطالعه ارزیابی قابلیت مدل رگرسیون لجستیک (به‌عنوان یک مدل داده‌محوری آماری) در پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش در شهرستان قزوین است.

منطقه موردمطالعه

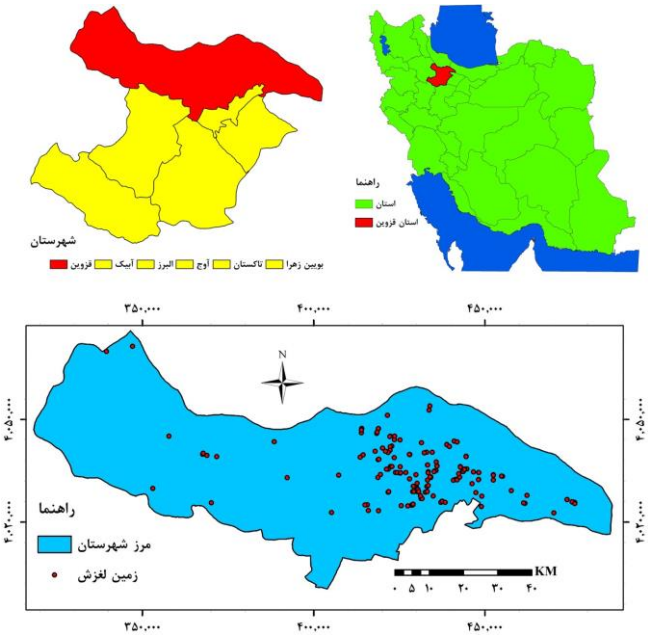
در این تحقیق، شهرستان قزوین به‌عنوان منطقه موردمطالعه جهت ارزیابی کارایی مدل رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش موردبررسی قرار گرفت. این شهرستان در بین طول‌های شرقی ۴۹ درجه و ۵۶ دقیقه و ۳۶ درجه ۱۴ دقیقه و ۲۵ ثانیه تا ۳۶ درجه و ۲۰ دقیقه و ۳ ثانیه عرضی شمالی قرار دارد. مساحت منطقه موردمطالعه ۶۴/۱۳ کیلومترمربع،

1. Petley

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]

[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]

میانگین دما ۱۴/۳ سانتی‌گراد، بارش ۳۱۹ میلی‌متر و میانگین رطوبت ۵۱ درصد است (Zandifar et al., 2020). ارتفاع منطقه بین ۱۹۶ تا ۴۱۲۴ متر است اما اغلب ارتفاعی کمتر از ۲۵۰۰ متر از سطح دریا دارد. شکل ۱، نقشه منطقه موردمطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۱. نقشه منطقه موردمطالعه

روش‌شناسی پژوهش

برای پهنه‌بندی مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در شهرستان قزوین ۱۰ معیار با بررسی منابع قبلی انتخاب شد. این معیارها در جدول ۱ ارائه شده‌اند. علاوه بر معیارها، منبع دلیل انتخاب هر یک از معیارها برای پیش‌بینی ریسک لغزش نیز ارائه شده است.

جدول ۱. معیارهای مورداستفاده برای ارزیابی روش رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی مناطق زمین‌لغزش شهرستان قزوین

معیار	اهمیت در زمین‌لغزش	منبع
خاک	ویژگی‌های فیزیکی و مکانیکی خاک مقاومت برشی را کاهش داده و ناپایداری دامنه‌ها را تشدید می‌کند.	Wicki et al., 2020
لیتولوژی	جنس و ساخت سنگ‌ها کنترل‌کننده نفوذپذیری، هوازدگی و شکستگی است و نقش مستقیم در وقوع لغزش دارد.	Roda-Boluda et al., 2018
بارش	افزایش بارندگی موجب اشباع خاک، بالا رفتن فشار آب منفذی و کاهش مقاومت برشی دامنه می‌شود.	Khan et al., 2021
فاصله از شهر	نزدیکی به شهر نشانگر فشار انسانی، بارگذاری کالبدی و افزایش تغییرات کاربری مؤثر بر پایداری است.	Di Napoli et al., 2023
فاصله از روستا	فعالیت‌های روستایی مانند کشاورزی و برداشت منابع می‌تواند پایداری طبیعی شیب‌ها را مختل سازد.	Parapan et al., 2024
فاصله از گسل	گسل‌ها با ایجاد شکستگی و لرزه‌خیزی زمینه ناپایداری و فعال‌سازی لغزش‌های نهفته را فراهم می‌کنند.	Chen et al., 2022
شیب	افزایش زاویه شیب، تنش برشی دامنه را افزایش داده و احتمال لغزش و ناپایداری را تقویت می‌کند.	Li & Mo, 2019
ارتفاع	ارتفاعات زیاد معمولاً با بارش بیشتر، یخ‌زدگی و فرسایش شدید همراه‌اند که لغزش را تسهیل می‌کند.	Li et al., 2021
پوشش گیاهی	پوشش گیاهی با ریشه‌زایی، تثبیت خاک و کاهش رواناب، نقش حفاظتی در برابر لغزش ایفا می‌کند.	Phillips et al., 2021
فاصله از آبراهه	مجاورت آبراهه‌ها با فرسایش کناری، اشباع خاک و ناپایداری دامنه‌ها، لغزش را تسریع می‌کند.	Meten et al., 2015

تهیه لایه‌های فضایی

برای پهنه‌بندی و پیش‌بینی مناطق خطر زمین‌لغزش بایستی لایه‌های فضایی معیارها تهیه و به رستر تبدیل شود. معیارهای خاک، لیتولوژی و پوشش گیاهی به‌صورت پولیگون بودند که بر اساس ویژگی و تعداد کلاس‌ها تبدیل به رستر شدند. فاصله از شهر، فاصله از روستا، فاصله از گسل و فاصله از آبراهه با استفاده از ابزار فاصله اقلیدوسی تبدیل به رستر شدند. لایه ارتفاع و شیب از مدل رقومی ارتفاع منطقه با اندازه پیکسل ۳۰*۳۰ متر تهیه شد. درنهایت لایه بارش با استفاده از درون‌یابی تهیه شد.

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]
[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]

مقیاس فضایی و اندازه پیکسل برای هر یک از معیارها ۳۰*۳۰ متر بود.

مدل رگرسیون لجستیک[۲]

مدل رگرسیون لجستیک یکی از روش‌های آماری پرکاربرد برای پیش‌بینی متغیرهای دودویی و بررسی احتمال وقوع یک پدیده است (Barreñada et al., 2024). این مدل با استفاده از رابطه بین متغیر وابسته و متغیرهای مستقل، احتمال وقوع یا عدم وقوع پدیده موردنظر را برآورد می‌کند (Heydari & Al-Thalabi, 2022). در مطالعات زمین‌لغزش، رگرسیون لجستیک به‌منظور ارزیابی تأثیر عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و تهیه نقشه پهنه‌بندی خطر مورداستفاده قرار می‌گیرد. از مهم‌ترین مزایای این مدل می‌توان به سادگی، قابلیت تفسیر مناسب و توانایی تحلیل هم‌زمان چندین متغیر اشاره کرد. برای مدل‌سازی احتمال وقوع زمین‌لغزش، از رگرسیون لجستیک به‌عنوان یکی از روش‌های آماری پرکاربرد در مدل‌سازی پدیده‌های دوتایی[۳] استفاده شد. این مدل رابطه بین وقوع زمین‌لغزش (۱) و عدم وقوع آن (۰) را به‌عنوان متغیر وابسته و مجموعه‌ای از عوامل مؤثر به‌عنوان متغیرهای مستقل تبیین می‌کند (Harris, 2021). تابع اصلی رگرسیون لجستیک به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$P(Y=1|X)\ \frac{1}{(k1\beta0+\beta1X1+\beta2X2+\ldots+\beta kXk)-e+1}$$

جایی که:

P(Y=1|X): احتمال وقوع زمین‌لغزش در حضور مجموعه متغیرهای مستقل

β0: عرض از مبدأ مدل

βi: ضرایب رگرسیونی برآوردشده برای هر متغیر مستقل

Xi: متغیرهای مستقل شامل عوامل توپوگرافی، زمین‌شناسی، بارش و غیره

e: پایه لگاریتم طبیعی

ضرایب βi با استفاده از روش Maximum Likelihood Estimation (MLE) برآورد شدند (Coveney, 2021). نقاط زمین‌لغزش واقعی (بر اساس داده‌های مرجع زمینی) به‌عنوان داده‌های آموزشی۴ و نقاط بدون لغزش به‌صورت تصادفی به‌عنوان نمونه‌های منفی۵ استخراج شدند. خروجی نهایی مدل یک نقشه احتمال زمین‌لغزش است که مقادیر آن در بازه ۰–۱ قرار دارد؛ به‌طوری‌که مقادیر نزدیک به ۱ نشان‌دهنده احتمال بالاتر وقوع لغزش هستند.

پیاده‌سازی و تحلیل

کل فرایند مدل‌سازی و ارزیابی با استفاده از محیط R انجام شد. ابتدا داده‌های آموزشی و لایه‌های مکانی استانداردسازی شدند، سپس مدل رگرسیون لجستیک آموزش داده شد و خروجی آن به‌صورت نقشه احتمال زمین‌لغزش تولید گردید. برای تحلیل صحت، از نقاط مستقل اعتبارسنجی استفاده شد و هر دو شاخص ROC-AUC و PR-AUC استخراج شدند تا تصویری جامع از عملکرد مدل به دست آید.

مدل‌های ارزیابی صحت

منحنی ROC و شاخصAUC

برای ارزیابی عملکرد مدل، از منحنی مشخصه عملکرد سیستم گیرنده (ROC) استفاده شد. این منحنی رابطه بین نرخ مثبت واقعی (TPR) و نرخ مثبت کاذب (FPR) را در آستانه‌های مختلف نشان می‌دهد (Yin et al., 2021):

$$TPR = TP / (TP + FN)$$
$$FPR= FP / (FP + TN)$$

2. Logistic Regression
3. binary
4. training samples
5. absence samples

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]

[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]

جایی که:

TP[6]: نقاط لغزش واقعی که درست شناسایی شده‌اند

TN[7]: نقاط بدون لغزش که درست شناسایی شده‌اند

FP[8]: نقاط بدون لغزش که به اشتباه به‌عنوان لغزش پیش‌بینی شده‌اند

FN[9]: نقاط لغزش واقعی که مدل شناسایی نکرده است

شاخص سطح زیر منحنی (AUC[11]) ROC[10] را محاسبه کرده و معیاری از کارایی کلی مدل ارائه می‌دهد.

منحنی Precision-Recall (PR Curve)

به‌منظور تکمیل ارزیابی مدل، از منحنی دقت–یادآوری نیز استفاده شد. این منحنی رابطه بین Precision و Recall را در آستانه‌های مختلف نشان می‌دهد (Sofaer et al., 2019):

$$Precision = TP / (TP + FP)$$
$$Recall = TP / (TP + FN)$$

دقت[12]: نسبت نقاط درست پیش‌بینی‌شده لغزش به کل نقاطی که مدل به‌عنوان لغزش برچسب زده است.

یادآوری[13]: نسبت نقاط لغزش واقعی شناسایی‌شده توسط مدل به کل نقاط لغزش واقعی.

یافته‌های پژوهش

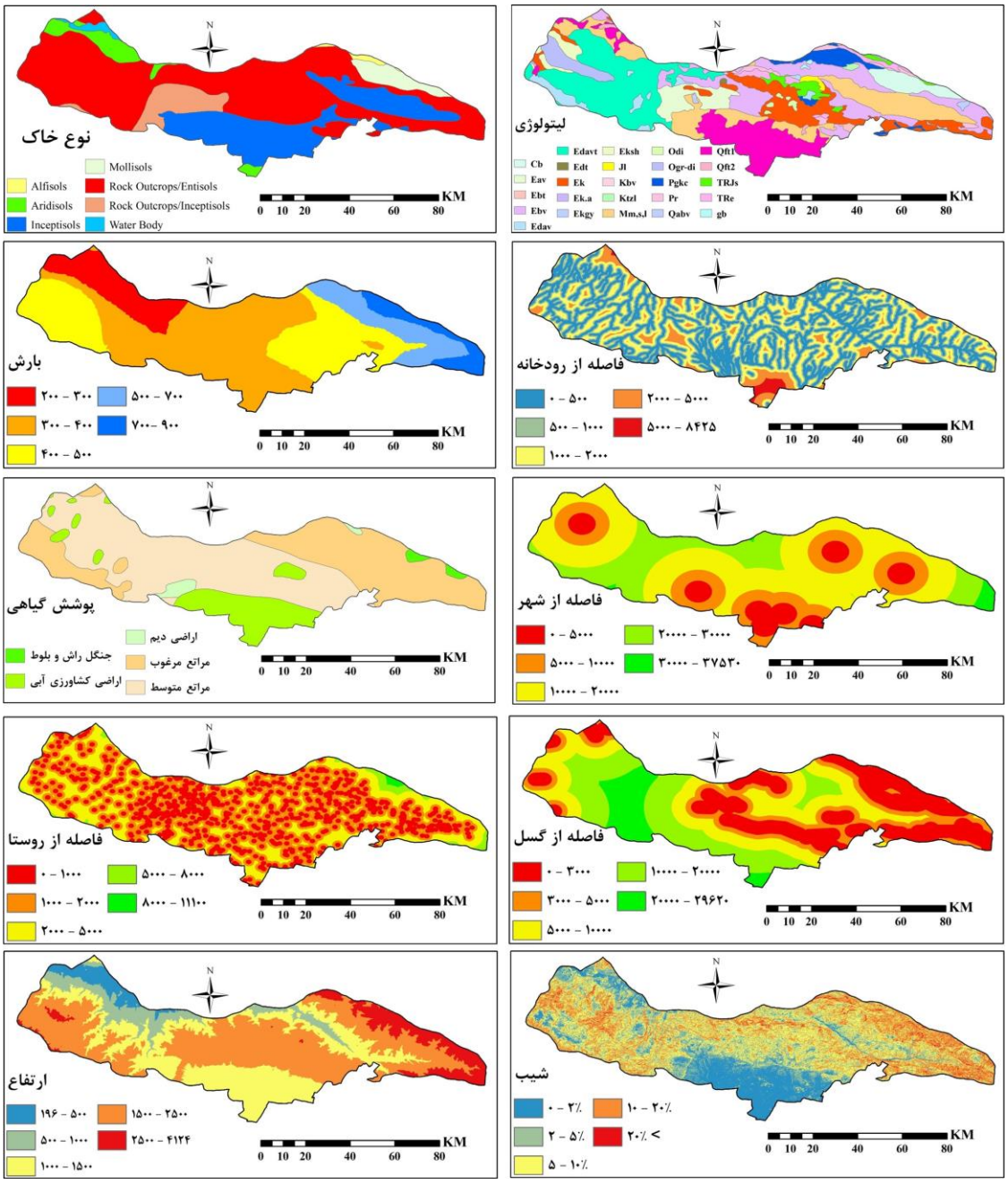
شکل ۲ نقشه و معیارهای مورداستفاده را نشان می‌دهد. در این شکل، هر ۱۰ معیار در کنار هم قرار داده شده‌اند. مطابق نقشه نوع خاک، شهرستان قزوین دارای ۶ نوع خاک و یک بدنه آبی است. باوجود تنوع واحدهای خاک منطقه، دو نوع خاک آنتی‌سول‌ها با رخنمون‌های سنگی و اینسپتی‌سول‌ها بخش زیادی از منطقه موردمطالعه را در برگرفتند. منطقه موردمطالعه از واحدهای سنگی زیادی به‌طوری‌که منطقه از ۲۵ نوع واحد سنگ‌شناسی تشکیل شده است. با این اوصاف سه واحد سنگی شامل: واحدهای آتشفشانی ائوسن (Edavt)، مخروط‌افکنه کواترنری قدیمی‌تر (Qft1) و مخروط‌افکنه کواترنری قدیمی‌تر (Qft2)، بیشترین سطح از منطقه را پوشش دادند. منطقه موردمطالعه عموماً کم بارش است، به‌طوری‌که تنها بخش کوچکی در شرق منطقه بارش بیش از ۵۰۰ میلی‌متر دارد. از شرق به غرب از میزان بارش کاسته می‌شود، به‌طوری‌که در شمال غرب منطقه بارش به ۲۰۰ میلی‌متر هم می‌رسد. سرتاسر منطقه موردمطالعه از آبراهه‌های فصلی یا دائمی پوشانده شده است. با مشاهده نقشه فاصله از آبراهه‌ها مشخص می‌گردد که بیشتر پهنه شهرستان فاصله‌ای کمتر از ۲۰۰۰ متر تا رودخانه دارند. تنها در محدوده‌های شهری یا روستایی این فاصله بیش از ۲۰۰۰ متر می‌شود. منطقه موردمطالعه ازلحاظ پوشش گیاهی وضعیت فقیری دارد؛ به‌طوری‌که بخش بزرگی از منطقه را مراتع متوسط تا مرغوب تشکیل می‌دهند و بخش‌های محدودی از منطقه به اراضی کشاورزی آبی و دیم اختصاص یافته است. همچنین دو پهنه کوچک در شرق منطقه به پوشش درختی راس و بلوط اختصاص دارد. نقاط شهری اغلب در جنوب منطقه موردمطالعه هستند. چهار شهر قزوین، بیدستان، اقبالیه و محمودآباد در یک محدوده کوچک، تغییرات محیطی زیادی ایجاد می‌کنند. منطقه موردمطالعه بیش از ۹۰۰ روستا دارد و همین امر باعث شده است به‌جز بخش کوچکی در شمال شرق و جنوب شرق شهرستان که فاصله بین روستاها بیش از ۵۰۰۰ متر است؛ در اغلب جاها فاصله بین روستاها کمتر از ۲۰۰۰ متر است. گسل‌های شهرستان بیشتر در نیمه شرقی قرار دارند و تنها چند تکه گسل کوچک در مرز غربی وجود دارد. در شرق منطقه در بیشتر مناطق فاصله از گسل کمتر از ۵۰۰۰ متر است، درحالی‌که غرب منطقه وضعیت امن‌تری را ارائه می‌دهد.

6. True Positive
7. True Negative
8. False Positive
9. False Negative
10. Receiver Operator Characteristic
11. Area Under Curve
12. Precision
13. Recall

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]

[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]

منطقه موردمطالعه عموماً کم ارتفاع است؛ به‌طوری‌که می‌توان گفت با یک تفسیر چشمی حدود ۹۰ درصد از منطقه ارتفاع کمتر از ۲۵۰۰ متر دارند. همچنین شرق نسبت به غرب ارتفاع بیشتری دارد. نقشه شیب انطباق بسیار زیادی با نقشه ارتفاع دارد. محدوده بزرگ شیب‌های کم مربوط به دشت منتهی به چهار شهر قزوین، بیدستان، اقبالیه و محمودآباد است شیب غالب منطقه ۵ تا ۲۰ درصد است و شیب‌های بیشتر از آن کمتر دیده می‌شود.

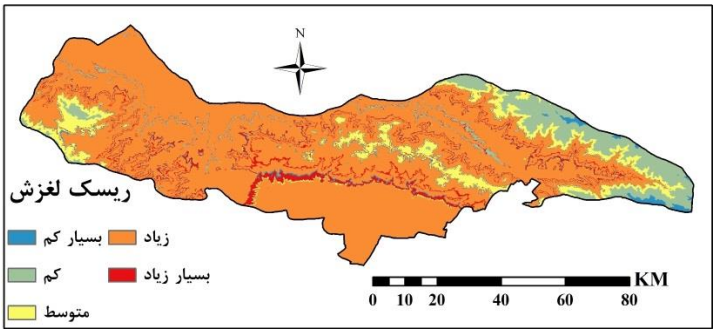


شکل ۲. نقشه و معیارهای مورداستفاده برای ارزیابی روش رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی مناطق زمین‌لغزش شهرستان قزوین

شکل ۳، نقشه ریسک زمین‌لغزش شهرستان قزوین را با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک نشان می‌دهد. این نقشه در پنج کلاس شامل ریسک بسیار کم، کم، متوسط، زیاد و بسیار زیاد طبقه‌بندی شده است. بررسی نتایج نشان می‌دهد که بخش عمده‌ای از منطقه در کلاس ریسک زیاد قرار گرفته و می‌توان بیان کرد که بیش از ۷۰ درصد محدوده موردمطالعه دارای پتانسیل بالای وقوع زمین‌لغزش است. پهنه‌های با خطر زیاد و بسیار زیاد عمدتاً به‌صورت نوارهای خطی و منحنی در بخش‌های مختلف

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]
[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]

منطقه گسترش یافته‌اند که این موضوع می‌تواند تحت تأثیر امتداد گسل‌ها، آبراهه‌ها، تغییرات لیتولوژی و تغییرات ناگهانی شیب باشد. بااین‌حال، یکی از نکات قابل‌توجه در نقشه، قرارگیری بخش‌های شرقی منطقه در کلاس‌های ریسک کم و بسیار کم است؛ درحالی‌که این نواحی ازنظر برخی معیارها نظیر ارتفاع، شیب و تراکم گسل‌ها دارای مقادیر بالایی هستند. این عدم همخوانی ظاهری را می‌توان ناشی از عملکرد آماری مدل رگرسیون لجستیک دانست؛ زیرا این مدل تنها بر اساس یک عامل تصمیم‌گیری نمی‌کند، بلکه اثر هم‌زمان تمامی متغیرهای مؤثر و ارتباط آن‌ها با رخدادهای ثبت‌شده زمین‌لغزش را در نظر می‌گیرد. بنابراین، بالا بودن شیب یا تراکم گسل‌ها الزاماً به معنای افزایش خطر زمین‌لغزش در تمامی نواحی نیست. از سوی دیگر، احتمال دارد در بخش‌های شرقی منطقه عواملی مانند مقاومت بالاتر واحدهای سنگی، پوشش گیاهی مناسب، پایداری نسبی سازندهای زمین‌شناسی و یا تراکم کمتر رخدادهای ثبت‌شده زمین‌لغزش موجب کاهش احتمال وقوع لغزش شده باشد. همچنین پراکنش مکانی زمین‌لغزش‌های ثبت‌شده در منطقه نقش مهمی در خروجی مدل داشته و سبب شده است برخی نواحی مرتفع و پرشیب در کلاس خطر پایین قرار گیرند.



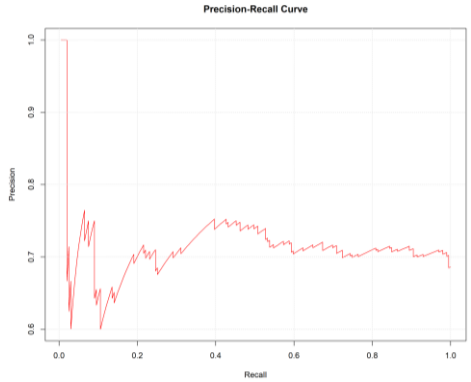
شکل ۳. نقشه ریسک زمین‌لغزش شهرستان قزوین با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک

شکل ۴ نمودار دقت–یادآوری را نشان می‌دهد. این نمودار نشان می‌دهد که در آستانه‌های پایین Recall (نزدیک به صفر)، مدل توانسته دقت بسیار بالا، حتی نزدیک به ۱ داشته باشد؛ به این معنا که نمونه‌های مثبت اولیه تقریباً بدون خطا شناسایی می‌شوند. با افزایش Recall و شناسایی موارد بیشتری از لغزش‌ها، مقدار Precision کاهش می‌یابد و در محدوده ۰/۶ تا ۰/۷ پایدار می‌شود. این رفتار نشان می‌دهد که مدل در تعمیم دادن به کل داده‌ها با افزایش خطای مثبت کاذب مواجه می‌شود. نوسانات بخش ابتدایی نمودار بیانگر حساسیت زیاد مدل به تغییر آستانه‌های پیش‌بینی در محدوده پایین است که می‌تواند ناشی از داده‌های محدود یا پراکندگی شدید نمونه‌ها باشد. بخش میانی و انتهایی نمودار روند نسبتاً باثباتی دارد و نشان می‌دهد که در Recall بالای ۰/۴ به بعد، مدل توانسته یک تعادل نسبی بین Precision وRecall ایجاد کند. مقدار Precision در محدوده میانی نزدیک به ۰/۷ قابل‌قبول است، اما نسبت به مدل‌های ایدئال (که منحنی نزدیک به بالای نمودار است) هنوز جای بهبود دارد.

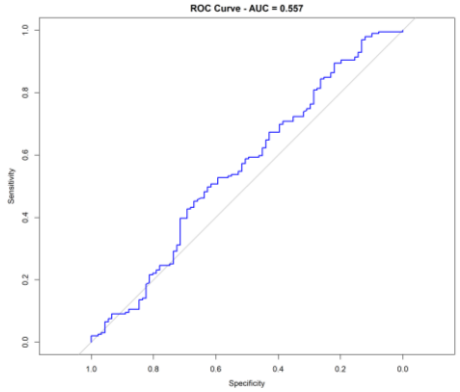
شکل ۵، نمودار ROC را ارائه می‌دهد. مطابق این نمودار، مقدار AUC=0.557 تنها کمی از ۰/۵ بیشتر است. یعنی مدل در جداسازی مناطق مستعد و غیرمستعد زمین‌لغزش عملکرد ضعیفی دارد و تقریباً نزدیک به یک پیش‌بینی تصادفی است. برخلاف Precision–Recall که در آستانه‌های پایین Precision خیلی بالا داشت، در ROC، حساسیت و ویژگی[14] تعادل مناسبی ندارند و نمودار به خط قطر خیلی نزدیک است. ضعف AUC می‌تواند به این دلیل باشد که متغیرهای انتخابی (مثلاً شیب، لیتولوژی، بارش و ...) قدرت جداسازی بالایی ندارند یا اینکه داده‌ها به‌شدت نامتوازن هستند. نوسانات نمودار ROC و فاصله اندک از خط تصادفی نشان می‌دهد که تغییر آستانه به‌سختی باعث بهبود قابل‌توجه در عملکرد می‌شود. این موضوع بیانگر این است که مدل لجستیک برای این مسئله انعطاف کمی دارد. بر خلاف Precision–Recall که نشان می‌داد در بعضی آستانه‌ها مدل کمی بهتر عمل می‌کند، ROC تأکید می‌کند که در کلیت، قدرت تمایز مدل پایین است.

14. Sensitivity & Specificity

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]
[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]



شکل ٤. نمودار دقت-یادآوری ریسک زمین‌لغزش شهرستان قزوین با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک



شکل ۵. نمودار ROC ریسک زمین‌لغزش شهرستان قزوین با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از مدل رگرسیون لجستیک در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش نشان داد که این مدل توانسته است الگوهای کلی بین متغیرهای محیطی و وقوع زمین‌لغزش را شناسایی نماید، اما سطح دقت آن در حد متوسط ارزیابی می‌شود (AUC=0.557). این مقدار نشان می‌دهد که مدل تنها اندکی بهتر از حد تصادفی عمل کرده است و قدرت تفکیک بالایی میان پهنه‌های لغزشی و غیرلغزشی ندارد. بررسی منحنی ROC و مقدار AUC به روشنی بیانگر آن است که حساسیت و ویژگی مدل در سطح قابل قبولی متوازن نشده و کارایی آن محدود باقی مانده است. همچنین تحلیل منحنی Precision-Recall نشان داد که مدل در شناسایی نقاط مثبت (لغزش‌های واقعی) عملکرد چندان مطلوبی نداشته و دقت در سطوح بالای یادآوری به‌طور محسوسی کاهش می‌یابد. این یافته‌ها تا حد زیادی ناشی از پیچیدگی‌های فرایند زمین‌لغزش، ناهمگنی مکانی عوامل مؤثر، و نیز محدودیت داده‌های مرجع در پوشش کامل شرایط پایدار (نقاط منفی) است.

باوجوداین، استفاده از رگرسیون لجستیک در این مطالعه حائز اهمیت است، چراکه به‌عنوان مدلی خطی و شفاف، امکان تحلیل روابط کمی میان متغیرهای مستقل (شیب، لیتولوژی، بارش، فاصله از گسل، فاصله از آبراهه و غیره) با احتمال وقوع لغزش را فراهم می‌سازد. همین قابلیت تفسیرپذیری موجب می‌شود که سهم نسبی عوامل محیطی در بروز زمین‌لغزش به‌طور مستقیم قابل ارزیابی باشد. از سوی دیگر، ضعف نسبی مدل در دقت پیش‌بینی نشان‌دهنده ضرورت استفاده از روش‌های پیشرفته‌تر مانند الگوریتم‌های یادگیری ماشین (جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی) یا رویکردهای ترکیبی (MCDM–GIS) است تا بتوان الگوهای غیرخطی و پیچیده‌تر را نیز استخراج نمود. بنابراین، نتایج این پژوهش ضمن آنکه محدودیت‌های مدل رگرسیون لجستیک را نشان می‌دهد، اهمیت ترکیب آن با سایر روش‌ها را برجسته کرده و مسیر توسعه مطالعات آینده در زمینه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش را ترسیم می‌نماید.

پیشنهاد برای تحقیقات آتی

باتوجه‌به نتایج این پژوهش، پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده از معیارهای مؤثرتر و متنوع‌تری نظیر جهت شیب، انحنای زمین، شاخص رطوبت توپوگرافی، تراکم زهکشی، شاخص توان جریان و داده‌های دقیق‌تر اقلیمی و زمین‌شناسی استفاده شود تا فرایند شناسایی مناطق مستعد زمین‌لغزش با دقت بیشتری انجام گیرد. همچنین بهره‌گیری از داده‌های با قدرت تفکیک مکانی بالاتر و افزایش تعداد نقاط ثبت‌شده زمین‌لغزش می‌تواند موجب بهبود عملکرد مدل‌ها شود. از سوی دیگر، باتوجه‌به عملکرد نسبتاً ضعیف مدل رگرسیون لجستیک در این مطالعه، استفاده از مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین و یادگیری عمیق نظیر Random Forest، XGBoost، Support Vector Machine و شبکه‌های عصبی عمیق پیشنهاد می‌شود. علاوه بر این، مقایسه عملکرد چندین مدل مختلف و توسعه مدل‌های ترکیبی و هیبریدی می‌تواند در انتخاب مناسب‌ترین روش برای پهنه‌بندی و پیش‌بینی ریسک زمین‌لغزش مؤثر باشد و میزان عدم قطعیت نتایج را کاهش دهد.

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]
[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]

References

Ado, M., Amitab, K., Maji, A. K., Jasińska, E., Gono, R., Leonowicz, Z., & Jasiński, M. (2022). Landslide susceptibility mapping using machine learning: A literature survey. *Remote Sensing*, *14*(13), 3029.

Agboola, G., Beni, L. H., Elbayoumi, T., & Thompson, G. (2024). Optimizing landslide susceptibility mapping using machine learning and geospatial techniques. *Ecological Informatics*, *81*, 102583.

Barreñada, L., Dhiman, P., Timmerman, D., Boulesteix, A. L., & Van Calster, B. (2024). Understanding overfitting in random forest for probability estimation: a visualization and simulation study. *Diagnostic and Prognostic Research*, *8*(1), 14.

Casagli, N., Intrieri, E., Tofani, V., Gigli, G., & Raspini, F. (2023). Landslide detection, monitoring and prediction with remote-sensing techniques. *Nature Reviews Earth & Environment*, *4*(1), 51-64.

Chen, C. W., Sato, M., Yamada, R., Iida, T., Matsuda, M., & Chen, H. (2022). Modeling of earthquake-induced landslide distributions based on the active fault parameters. *Engineering Geology*, *303*, 106640.

Chigira, M., Wu, X., Inokuchi, T., & Wang, G. (2010). Landslides induced by the 2008 Wenchuan earthquake, Sichuan, China. *Geomorphology*, *118*(3-4), 225-238.

Coveney, J. (2021). FIRTHLOGIT: Stata module to calculate bias reduction in logistic regression.

Di Napoli, M., Miele, P., Guerriero, L., Annibali Corona, M., Calcaterra, D., Ramondini, M., ... & Di Martire, D. (2023). Multitemporal relative landslide exposure and risk analysis for the sustainable development of rapidly growing cities. *Landslides*, *20*(9), 1781-1795.

Du, J., Glade, T., Woldai, T., Chai, B., & Zeng, B. (2020). Landslide susceptibility assessment based on an incomplete landslide inventory in the Jilong Valley, Tibet, Chinese Himalayas. *Engineering Geology*, *270*, 105572.

Flentje, P., & Chowdhury, R. (2018, February). Resilience and sustainability in the management of landslides. In *Proceedings of the institution of civil engineers-engineering sustainability* (Vol. 171, No. 1, pp. 3-14). Thomas Telford Ltd.

Gorum, T., Fan, X., van Westen, C. J., Huang, R. Q., Xu, Q., Tang, C., & Wang, G. (2011). Distribution pattern of earthquake-induced landslides triggered by the 12 May 2008 Wenchuan earthquake. *Geomorphology*, *133*(3-4), 152-167.

Harris, J. K. (2021). Primer on binary logistic regression. *Family medicine and community health*, *9*(Suppl 1), e001290.

Heydari, A. A., & Al-Thalabi, S. H. Z. (2022). Using a binary logistic regression model to diagnose the effect of factors causing cancer: An applied study on a sample of patients at the Oncology Hospital in Baghdad. *Journal of Statistics and Management Systems*, *25*(8), 2005-2017.

Khan, S., Kirschbaum, D. B., & Stanley, T. (2021). Investigating the potential of a global precipitation forecast to inform landslide prediction. *Weather and Climate Extremes*, *33*, 100364.

Kumar, P. (2024). Social and Economic Impact in the Landslide Prone Zones and Related Policies. In *Landslides in the Himalayan Region: Risk Assessment and Mitigation Strategy for Sustainable Management* (pp. 499-529). Singapore: Springer Nature Singapore.

Li, H., Duan, Z., Wu, Y., Dong, C., & Zhao, F. (2021). The motion and range of landslides according to their height. *Frontiers in Earth Science*, *9*, 736280.

Li, Y., & Mo, P. (2019). A unified landslide classification system for loess slopes: A critical review. *Geomorphology*, *340*, 67-83.

Maleki, M., Rahmati, M., Sadidi, J., & Babaee, E. (2014, November). Landslide risk zonation using AHP method and GIS in Malaverd catchment, Kermanshah, Iran. In *International Conference on Geospatial Information Research (GI Research 2014)* (pp. 15-17).

Meten, M., PrakashBhandary, N., & Yatabe, R. (2015). Effect of landslide factor combinations on the prediction accuracy of landslide susceptibility maps in the Blue Nile Gorge of Central Ethiopia. *Geoenvironmental Disasters*, *2*(1), 9.

Parapan, A., Chao, K. C., Saowiang, K., Soralump, S., & Nontapot, T. (2024, May). Evaluation of key parameters in rainfall-induced shallow landslide analysis: Are Di Village Case. In *IOP Conference*

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]

[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]

Series: Earth and Environmental Science (Vol. 1334, No. 1, p. 012015). IOP Publishing.

Petley, D., Dunning, S., Rosser, N., & Kausar, A. B. (2006). Incipient landslides in the Jhelum Valley, Pakistan following the 8th October 2005 earthquake. In H. Marui (Ed.), *Disaster mitigation of debris flows, slope failures and landslides* (pp. 47–56). Tokyo: Universal Academy Press.

Petley, D. (2012). Global patterns of loss of life from landslides. *Geology*, *40*(10), 927-930.

Phillips, C., Hales, T., Smith, H., & Basher, L. (2021). Shallow landslides and vegetation at the catchment scale: A perspective. *Ecological Engineering*, *173*, 106436.

Roda-Boluda, D. C., D'Arcy, M., McDonald, J., & Whittaker, A. C. (2018). Lithological controls on hillslope sediment supply: insights from landslide activity and grain size distributions. *Earth Surface Processes and Landforms*, *43*(5), 956-977.

Sofaer, H. R., Hoeting, J. A., & Jarnevich, C. S. (2019). The area under the precision-recall curve as a performance metric for rare binary events. *Methods in Ecology and Evolution*, *10*(4), 565-577.

Strząbała, K., Ćwiąkała, P., & Puniach, E. (2024). Identification of landslide precursors for early warning of hazards with remote sensing. *Remote Sensing*, *16*(15), 2781.

Sujatha, E. R., & Sudharsan, J. S. (2024). Landslide susceptibility mapping methods—a review. *Landslide: Susceptibility, Risk Assessment and Sustainability: Application of Geostatistical and Geospatial Modeling*, 87-102.

van den Bout, B., Tang, C., van Westen, C., & Jetten, V. (2022). Physically-based modelling of co-seismic landslide, debris flow and flood cascade. *Natural Hazards and Earth System Sciences Discussions*, 1-56.

Van Den Eeckhaut, M., Hervás, J., Jaedicke, C., Malet, J. P., Montanarella, L., & Nadim, F. (2012). Statistical modelling of Europe-wide landslide susceptibility using limited landslide inventory data. *Landslides*, *9*(3), 357-369.

Wicki, A., Lehmann, P., Hauck, C., Seneviratne, S. I., Waldner, P., & Stähli, M. (2020). Assessing the potential of soil moisture measurements for regional landslide early warning. *Landslides*, *17*(8), 1881-1896.

Wu, X., Shen, S., & NIU, R. (2016). Landslide susceptibility prediction using GIS and PSO-SVM. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, *41*(5), 665-671.

Yin, J., Mutiso, F., & Tian, L. (2021). Joint hypothesis testing of the area under the receiver operating characteristic curve and the Youden index. *Pharmaceutical statistics*, *20*(3), 657-674.

Yu, L., Wang, Y., & Pradhan, B. (2024). Enhancing landslide susceptibility mapping incorporating landslide typology via stacking ensemble machine learning in Three Gorges Reservoir, China. *Geoscience Frontiers*, *15*(4), 101802.

Zandifar, S., Ebrahimikhusfi, Z., Khosroshahi, M., & Naeimi, M. (2020). Analysis of the effect of climatic parameters and meteorological droughts on the variation of internal dust events (A case study: Qazvin City). *Journal of Water and Soil Science*, *24*(3), 239–256. (in Persian)

DOI: https://doi.org/10.22034/IDR.1.4.95

[Downloaded from disaster.ndri.ac.ir on 2026-08-27]

[DOI: 10.22034/IDR.1.4.95]