



Landslide Hazard Zonation Using Maximum Entropy (MaxEnt) and Remote Sensing Data in the Shahid Abbaspour Dam Catchment Area

Mahshid Moavi¹ , Mojgan Entezari² , Heeva Elmizadeh³

1-PhD Student, Department of Physical Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran.

Email: m.moavi2018@gmail.com

2. (Corresponding Author) * Professor, Department of Physical Geography, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran.

Email: m.entezari@geo.ui.ac.ir

3. Department of Marine Geology, Faculty of Marine Natural Resources, Khorramshahr University of Marine Sciences and Technology, Khorramshahr, Iran.

Email: Elmizadeh@kmsu.ac.ir

Article Info

Article Type:

Research Article

Article History:

Received:

13 May 2025

Received in revised form:

10 July 2025

Accepted:

7 September 2025

pp.97-112

Keywords:

MaxEnt Algorithm,
Sentinel-2 Satellite Imagery,
Remote Sensing,
Landslide Hazard Zonation,
Machine Learning.

ABSTRACT

The present study was conducted with the aim of evaluating the performance of a machine learning model based on Maximum Entropy (MaxEnt) for landslide susceptibility zoning in the Shahid Abbaspour Dam catchment area. Through extensive field surveys, a total of 129 landslide points were identified and recorded. In the subsequent step, 15 environmental factors influencing landslide occurrence were prepared using Sentinel 2 satellite imagery, ArcGIS and SAGA GIS software. Modeling was performed using the MaxEnt algorithm, and model validation was conducted using the ROC curve and the AUC index. The susceptibility zonation map was classified into five classes (very low to very high). The results demonstrated that the contribution of variables differs across basins; in the Shahid Abbaspour Dam catchment, precipitation, geology, and distance from roads exhibited the highest influence, whereas in the northern Deh Sheikh basin, land use, distance from roads, and distance from rivers were predominant, and in the southern Deh Sheikh basin, geology, distance from roads, and precipitation emerged as the most influential factors. The AUC values for training data in the three basins were 0.908, 0.970, and 0.929, respectively, and for testing data 0.906, 0.908, and 0.978, indicating exceptionally high accuracy. These findings can inform mitigation prioritization in similar basins.

Cite this article: Moavi, M., Entezari, M. and Elmizadeh, H. (2026). Landslide Hazard Zonation Using Maximum Entropy (MaxEnt) and Remote Sensing Data in the Shahid Abbaspour Dam Catchment Area. *Quantitative Geomorphological Research*, 15(1), 97-112.

Doi: [10.22034/gmpj.2026.573236.1600](https://doi.org/10.22034/gmpj.2026.573236.1600)

Extended Abstract

Introduction

Landslides are among the most devastating and costliest natural hazards worldwide, posing significant challenges to the sustainable management of mountainous and steep-slope regions. Iran, due to its diverse geological and climatic settings, is highly susceptible to various natural disasters, with landslides being particularly prevalent in the Zagros folded belt. The northeastern part of Khuzestan province, encompassing the Shahid Abbaspour Dam basin and its sub-basins (Northern and Southern Deh-Sheikh), experiences frequent landslide events due to a combination of active tectonics, erodible lithological formations, intense seasonal rainfall, and anthropogenic interventions such as road construction and land-use changes. Although numerous studies have employed machine learning algorithms for landslide susceptibility mapping, a comprehensive comparative assessment of the controlling factors across multiple watersheds with distinct environmental settings remains lacking. This study, therefore, aims to: (1) evaluate the performance of the Maximum Entropy (MaxEnt) algorithm, (2) identify and prioritize the most influential environmental factors, (3) produce spatially explicit landslide hazard zonation maps, and (4) compare the driving mechanisms among the three watersheds, integrating field surveys, remote sensing data (Sentinel-2, ASTER GDEM), and GIS-based geospatial analyses.

Methodology

A total of 129 landslide occurrence points were compiled from geological survey databases, extensive field campaigns, and high-resolution Google Earth imagery interpretation. Fifteen conditioning factors were selected based on a systematic literature review and local geo-environmental conditions, including topographic parameters (elevation, slope, aspect, plan curvature), geological settings (lithology, distance to faults), hydrological indices (Topographic Wetness Index, Stream Power Index, distance to rivers), anthropogenic factors (distance to roads,

land use/land cover), climatic variable (mean annual precipitation), soil texture, and vegetation cover (NDVI). All layers were resampled to a uniform spatial resolution of 30 m and standardized to a common coordinate system (UTM Zone 39N). Multicollinearity among predictors was assessed using the Variance Inflation Factor (VIF), and variables with $VIF > 10$ were excluded. The MaxEnt model was calibrated using 70% of the landslide points for training and 30% for testing, with 10-fold cross-validation to ensure robustness. Model performance was evaluated using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and the Area Under the Curve (AUC), supplemented by the True Skill Statistic (TSS) and Kappa coefficient. Variable importance was assessed through percent contribution and the Jackknife test, while response curves were employed to elucidate the nature of factor-landslide relationships. The final susceptibility maps were classified into five hazard classes (very low to very high) using the Natural Breaks (Jenks) optimization method.

Results

The MaxEnt model demonstrated excellent predictive performance across all three watersheds, with AUC values exceeding 0.90 for both training and testing datasets (Shahid Abbaspour: 0.908 and 0.906; Northern Deh-Sheikh: 0.970 and 0.908; Southern Deh-Sheikh: 0.929 and 0.978, respectively). These high AUC values, along with the close agreement between training and testing results, indicate robust model generalization and negligible overfitting. Jackknife tests revealed that all variables contributed positively to the model, but their relative importance varied markedly among watersheds. In the Shahid Abbaspour basin, precipitation (28.41%), lithology (20.99%), distance to roads (13.93%), and distance to faults (9.37%) were the dominant factors, with precipitation showing a clear threshold behavior at ~2600 mm/year. In Northern Deh-Sheikh, land use/land cover (14.07%), distance to roads (13.88%), distance to rivers (12.39%), and Stream Power Index (11.09%) were the primary controls,

highlighting the overriding role of anthropogenic and hydrological drivers. In Southern Deh-Sheikh, lithology (24.99%), distance to roads (19.93%), distance to rivers (10.40%), and precipitation (10.39%) were most influential, with Quaternary deposits and Gachsaran Formation being the most susceptible lithological units. The hazard maps revealed distinct spatial patterns: the Shahid Abbaspour basin exhibited the largest area under high-hazard class (78.08 km², 30.19%), Northern Deh-Sheikh was predominantly classified as moderate hazard (79.55 km², 40.21%), while Southern Deh-Sheikh showed the most critical condition with the largest very-high-hazard zone (79.84 km², 33.21%). The combined high and very-high hazard classes covered over 53%, 27%, and 64% of the total area in the three basins, respectively.

Discussion and Conclusion

The results highlight the critical role of local environmental heterogeneity in landslide susceptibility. Inter-basin differences in factor importance—precipitation and lithology in Shahid Abbaspour and Southern Deh-Sheikh versus anthropogenic/hydrological factors in Northern Deh-Sheikh—reflect the complex interaction between natural predisposing factors and human triggers. The high susceptibility of the Gachsaran Formation (gypsum- and salt-bearing evaporites) and Quaternary unconsolidated deposits explains elevated hazard levels in these units. A precipitation threshold of ~2600–3200 mm/year suggests saturation-driven failure mechanisms predominate in high-rainfall catchments. The consistent influence of roads across all basins underscores the role of anthropogenic slope modifications in exacerbating susceptibility. Excellent model performance (AUC, TSS, Kappa) confirms MaxEnt as a robust tool for landslide assessment in data-scarce regions. However, limitations include imbalanced landslide sampling, coarse geological maps (1:100,000), and sole reliance on AUC, which may not fully capture performance in imbalanced datasets. Future work should

employ data balancing techniques, integrate physically-based models (e.g., TRIGRS) with statistical approaches, incorporate higher-resolution geological/geotechnical data, and assess climate change impacts on rainfall-induced slope instability. The susceptibility maps provide a scientific basis for prioritizing conservation, guiding urban planning, and developing region-specific mitigation strategies in the Zagros and similar mountainous regions worldwide.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

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

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments

The authors are sincerely grateful for the moral and financial support of the University of Isfahan.

پهنه‌بندی خطر زمین لغزش با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی (MaxEnt) و داده‌های سنجش از دور در حوضه آبریز سد شهید عباسپور

مهشید معاوی^۱، مژگان انتظاری^۲، هیوا علمیزاده^۳

۱- گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: m.moavi2018@gmail.com

۲- نویسنده مسئول، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران. رایانامه: m.entezari@geo.ui.ac.ir

۳- گروه زمین‌شناسی دریا، دانشکده منابع طبیعی دریا، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، خرمشهر، ایران. رایانامه: Elmizadeh@kmsu.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	پژوهش حاضر با هدف ارزیابی کارایی مدل یادگیری ماشین مبتنی بر بیشینه‌ی آنتروپی (MaxEnt) در پهنه‌بندی خطر وقوع زمین لغزش در حوضه آبریز سد شهید عباسپور و زیرحوضه‌های ده‌شیخ شمالی و جنوبی و با استفاده از قابلیت‌های داده‌های سنجش از دور انجام شده است. ابتدا با مرور نظام‌مند منابع و انجام بازدیدهای میدانی گسترده، ۱۲۹ نقطه‌ی لغزش در کل منطقه شناسایی و ثبت گردید. در گام بعد، ۱۵ عامل محیطی مؤثر در وقوع زمین لغزش شامل پارامترهای توپوگرافی، زمین‌شناسی، هیدرولوژیکی، انسانی و اقلیمی، با بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌ای Sentinel-2، سامانه‌ی Google Earth Engine و نرم‌افزارهای ArcGIS و SAGA GIS آماده‌سازی شدند. مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم MaxEnt انجام و برای اعتبارسنجی نتایج، از منحنی مشخصه‌ی عملکرد سیستم (ROC) و شاخص سطح زیر منحنی (AUC) استفاده گردید. در نهایت، نقشه‌ی پهنه‌بندی خطر در پنج کلاس (خیلی کم تا خیلی زیاد) طبقه‌بندی و عوامل تعیین‌کننده تحلیل شدند. نتایج نشان داد که سهم و اهمیت متغیرها در هر حوضه تفاوت معناداری دارد؛ به‌گونه‌ای که در حوضه‌ی سد شهید عباسپور، به‌ترتیب متغیرهای بارش، زمین‌شناسی و فاصله از جاده، در حوضه‌ی ده‌شیخ شمالی، کاربری اراضی، فاصله از جاده و رودخانه، و در حوضه‌ی ده‌شیخ جنوبی، زمین‌شناسی، فاصله از جاده و بارش بیشترین تأثیر را در وقوع لغزش داشته‌اند. مقادیر شاخص AUC برای داده‌های آموزشی در سه حوضه به‌ترتیب ۰/۹۰۸، ۰/۹۷۰ و ۰/۹۲۹ و برای داده‌های آزمایشی ۰/۹۰۶، ۰/۹۰۸ و ۰/۹۷۸ محاسبه شد که نشان‌دهنده دقت بسیار بالای الگوریتم است. یافته‌های این پژوهش می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد در اختیار مدیران محیط‌زیست و برنامه‌ریزان شهری جهت اولویت‌بندی اقدامات حفاظتی و کاهش مخاطرات ناشی از زمین لغزش در حوضه‌های مشابه قرار گیرد.
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۸/۱۰	
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۲۲	
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۲/۱۶	
صص. ۹۷-۱۱۲	
واژگان کلیدی: الگوریتم MaxEnt تصاویر Sentinel 2 سنجش از دور، پهنه‌بندی خطر، زمین لغزش، یادگیری ماشین.	

استناد: معاوی، مهشید، انتظاری، مژگان و علمیزاده، هیوا. (۱۴۰۴). پهنه‌بندی خطر زمین لغزش با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی (MaxEnt) و داده‌های سنجش از دور در حوضه آبریز سد شهید عباسپور. پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۱۵(۱)، ۹۷-۱۱۲.

Doi: 10.22034/gmpj.2026.573236.1600

مقدمه

زمین‌لغزش به‌عنوان یکی از مخرب‌ترین و پرهزینه‌ترین بلایای طبیعی، همواره از چالش‌های اساسی در مدیریت مناطق کوهستانی و پرشیب محسوب می‌شود (کورنجدی^۱ و همکاران، ۲۰۱۷). این پدیده‌ی زمین‌شناسی، با توجه به گستردگی توزیع مکانی، فرکانس بالای وقوع و سرعت حرکت سریع خود، سالانه خسارات جانی و مالی سنگینی را در نقاط مختلف جهان به بار می‌آورد (رحمان و همکاران، ۲۰۲۴). ایران به‌دلیل موقعیت جغرافیایی، تنوع اقلیمی و زمین‌ساختاری خاص خود، در زمره‌ی کشورهای مستعد وقوع انواع مخاطرات طبیعی قرار دارد و زمین‌لغزش یکی از رایج‌ترین آن‌ها در نواحی کوهستانی و حاشیه‌ی زاگرس محسوب می‌شود. از این رو، شناسایی دقیق مناطق مستعد و پیش‌گیری از وقوع زمین‌لغزش‌های جدید، به‌عنوان یک اولویت کلیدی برای سازمان‌های دولتی و مراکز تحقیقاتی مطرح شده است (جمیرو^۲ و همکاران، ۲۰۲۱؛ نگهبان و همکاران، ۱۴۰۰). مطالعات گسترده‌ای نشان داده‌اند که ارزیابی و پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش، گامی مؤثر و ضروری در جهت برنامه‌ریزی شهری، مدیریت پایدار سرزمین و کاهش مخاطرات زیست‌محیطی محسوب می‌شود (بوسوف^۳ و همکاران، ۲۰۲۳). در دهه‌های اخیر، روش‌های متعددی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش توسعه یافته‌اند که به‌طور کلی به سه دسته‌ی مبتنی بر دانش (تجربی)، داده‌محور (آماری و یادگیری ماشین) و فیزیکی (مکانیکی) تقسیم می‌شوند (ریچنباخ^۴ و همکاران، ۲۰۲۳؛ نگهبان و همکاران، ۱۴۰۴). روش‌های مبتنی بر دانش، به‌دلیل ذاتی بودن قضاوت کارشناسی، از عینیت کافی برخوردار نیستند و روش‌های فیزیکی نیز به پارامترهای مکانیکی متعدد و دقیقی نیاز دارند که در دسترس بودن آن‌ها در مقیاس‌های منطقه‌ای با محدودیت مواجه است (چن و لی^۵، ۲۰۲۰). در مقابل، روش‌های داده‌محور به‌ویژه با ظهور هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، به‌دلیل توانایی در کشف روابط پیچیده و غیرخطی بین متغیرها و وقوع زمین‌لغزش، مورد توجه گسترده‌ای قرار گرفته‌اند (چن و همکاران، ۲۰۲۱). الگوریتم‌هایی نظیر رگرسیون لجستیک (LR)، درخت طبقه‌بندی و رگرسیون (CART)، ماشین‌بردار پشتیبان (SVM)، جنگل تصادفی (RF) و بیشینه‌ی آنتروپی (MaxEnt) در این زمینه به‌کار گرفته شده‌اند که هرکدام نقاط قوت و ضعف خاص خود را دارند (سان^۶ و همکاران، ۲۰۲۰). در میان روش‌های یادگیری ماشین، الگوریتم حداکثر آنتروپی (MaxEnt) که بر مبنای قضیه‌ی بیز و اصل بیشینه‌ی آنتروپی شانون استوار است، به‌دلیل مزایای متعدد از جمله توانایی کار با داده‌های صرفاً حضور، عملکرد مناسب در مواجهه با داده‌های پراکنده و ناقص، مقاومت نسبی در برابر برآزش بیش از حد و قابلیت تفسیرپذیری بالا، به‌عنوان ابزاری کارآمد در علوم محیطی شناسایی شده است. این مدل اگرچه در ابتدا برای پیش‌بینی پراکنش گونه‌های زیستی توسعه یافت، اما به‌سرعت در حوزه‌های دیگری نظیر پیش‌بینی پتانسیل آب‌های زیرزمینی، فرسایش خاک و پهنه‌بندی زمین‌لغزش نیز مورد استفاده قرار گرفته است (دسترنج و کریمی، ۲۰۲۲). در سال‌های اخیر، محققان متعددی کارایی مدل MaxEnt را در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در مناطق مختلف جهان به آزمون گذاشته‌اند. در ایران، ذاکری‌نژاد و عموشاهی (۱۳۹۹) با استفاده از این مدل در حوضه‌ی کمه (اصفهان) به ارزیابی خطر زمین‌لغزش پرداختند. حلاجی و همکاران (۱۳۹۹) با مقایسه‌ی عملکرد سه مدل MaxEnt، SVM و جنگل تصادفی در آبخیز بار نیشابور، به ترتیب به دقت‌های ۸۶، ۷۵ و ۸۲ درصد دست یافتند و برتری نسبی مدل SVM را نشان دادند. دسترنج و کریمی (۱۴۰۱) در مطالعه‌ای مشابه در همان منطقه، با استفاده از مدل MaxEnt، لایه‌های طول شیب، جهت شیب و شیب را به‌عنوان مؤثرترین عوامل شناسایی کردند. مهرپویا و قویمی‌پنا (۱۴۰۳) بر کارایی بالای مدل MaxEnt در حوزه‌ی آبخیز چالوس

^۱ Kornejady^۲ Gameiro^۳ Boussouf^۴ Reichenbach^۵ Chen & Li^۶ Sun

تأکید کرده و پیشنهاد دادند که از نتایج این مدل‌ها می‌توان برای ارتقای مدیریت حوضه‌های آبخیز، حفاظت خاک و کاهش خسارات استفاده کرد. کریمی‌سنگچینی و همکاران (۱۴۰۳) نیز کاربرد این الگوریتم را در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه‌ی آبخیز کرگانه در استان لرستان بررسی و نتایج قابل‌قبولی گزارش نمودند.

در سطح بین‌المللی، کورنجدی و همکاران (۲۰۱۷) به ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل MaxEnt و با دو روش متفاوت نمونه‌برداری داده‌ها پرداختند و تأثیر نوع نمونه‌برداری بر عملکرد مدل را نشان دادند. یوان^۱ و همکاران (۲۰۱۷) در مطالعه‌ای در منطقه‌ی ژائوکینگ چین، به این نتیجه رسیدند که توزیع زمین‌لغزش‌های با خطر بالا ارتباط معناداری با فعالیت‌های انسانی دارد. پاندی^۲ و همکاران (۲۰۱۸) در امتداد کریدور بزرگراهی در هیمالیا نشان دادند که هر دو مدل MaxEnt و SVM قابلیت پیش‌بینی خوبی دارند. شی^۳ (۲۰۲۲) به بررسی کاربرد نقشه‌برداری حساسیت زمین‌لغزش مبتنی بر MaxEnt در بهینه‌سازی مهندسی خطی پرداخت. بوسوف و همکاران (۲۰۲۳) با مقایسه‌ی دو مدل MaxEnt و رگرسیون لجستیک وزن‌دار جغرافیایی (GWLR) در حوضه‌ی ریو آگواس اسپانیا، کارایی هر دو روش را تأیید کردند. راموس-برنال^۴ و همکاران (۲۰۲۴) نشان دادند که MaxEnt ابزاری کاربردی و کارآمد برای تولید سریع و دقیق نقشه‌های قابل اعتماد در تشخیص زمین‌لغزش‌ها است. در پژوهشی نوآورانه، شو و همکاران (۲۰۲۵) مدل آماری MaxEnt را با مدل فیزیکی TRIGRS تلفیق کردند و با ایجاد چارچوبی آماری-فیزیکی، نشان دادند که این رویکرد ترکیبی می‌تواند دقت پیش‌بینی را تا ۲۱ درصد نسبت به مدل منفرد MaxEnt بهبود بخشد و مناطق پیش‌بینی‌شده‌ی بیش از حد را اصلاح نماید. مرور پژوهش‌های پیشین نشان می‌دهد که اگرچه کارایی مدل MaxEnt در مناطق مختلف ایران و جهان به اثبات رسیده است، اما تاکنون مطالعه‌ی جامعی با رویکرد مقایسه‌ای در سه حوضه‌ی آبریز با شرایط اقلیمی، زمین‌شناسی و ژئومورفولوژی متفاوت در شمال شرق خوزستان انجام نشده است. این منطقه به دلیل قرارگیری در زون زمین‌ساختی زاگرس چین‌خورده، وجود گسل‌های فعال، بارش‌های نسبتاً سنگین، دخالت‌های انسانی گسترده (جاده‌سازی، تغییر کاربری اراضی) و وقوع زمین‌لغزش‌های متعدد، به‌عنوان یکی از کانون‌های بحرانی از نظر مخاطرات دامنه‌ای محسوب می‌شود (موسوی و رحیمی، ۱۳۹۹؛ مجدباوی و مومی‌پور، ۱۴۰۰). با وجود این، شناسایی کمی عوامل مؤثر و اولویت‌بندی آن‌ها در هر یک از زیرحوضه‌ها و همچنین تهیه‌ی نقشه‌های پهنه‌بندی تفکیک‌شده با استفاده از مدل‌های پیشرفته‌ی یادگیری ماشین و داده‌های سنجش از دور، همچنان به‌عنوان یک خلأ پژوهشی جدی باقی مانده است. بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف اصلی ارزیابی کارایی الگوریتم یادگیری ماشین MaxEnt در پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش در حوضه‌های آبریز شمال شرق خوزستان طراحی شده است. نتایج این پژوهش می‌تواند به‌عنوان مبنایی برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی، اولویت‌بندی مناطق نیازمند اقدامات حفاظتی و کاهش خسارات ناشی از زمین‌لغزش در منطقه‌ی مورد مطالعه و سایر حوضه‌های مشابه مورد استفاده قرار گیرد.

مواد و روش‌ها

منطقه‌ی مورد مطالعه شامل حوضه‌ی آبریز سد شهید عباسپور و دو زیرحوضه‌ی اصلی آن، یعنی حوضه‌ی ده‌شیخ شمالی و حوضه‌ی ده‌شیخ جنوبی، در شمال شرق استان خوزستان واقع شده است. محدوده‌ی جغرافیایی این حوضه‌ها بین ۴۹ درجه و ۲۳ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۲۱ دقیقه طول شرقی و ۳۱ درجه و ۲۶ دقیقه تا ۳۲ درجه و ۳۹ دقیقه عرض شمالی قرار دارد (گزارش منابع طبیعی استان خوزستان، ۱۳۹۷: ۴۶). از نظر اقلیمی، بخش‌های شرقی تا شمال شرقی منطقه دارای اقلیم

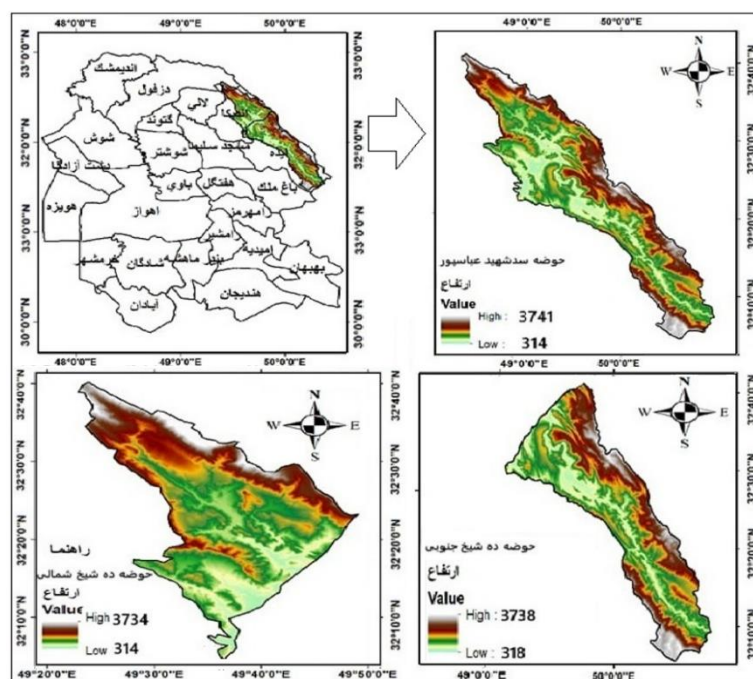
¹ Yuan

² Pandey

³ Shi

⁴ Ramos-Bernal

معتدل کوهستانی و بخش‌های مرکزی و جنوب‌شرقی از اقلیم گرم و خشک تا نیمه‌مرطوب برخوردار هستند. ژئومورفولوژی منطقه با توپوگرافی کوهستانی، شیب‌های تند، دره‌های عمیق و سیستم زهکشی متراکم مشخص می‌شود که همراه با ساختار زمین‌شناسی ویژه، زمینه‌ساز وقوع زمین‌لغزش‌های متعدد گردیده است (مجدباوی و مومی‌پور، ۱۴۰۰). از نظر زمین‌ساختاری، منطقه در زون زاگرس چین‌خورده‌ی میانی قرار داشته و وجود تاقدیس‌های کشیده و نامتقارن با روند شمال‌غرب-جنوب‌شرق و گسل‌های طولانی و راندگی، آن را به منطقه‌ای فعال از نظر تکتونیکی تبدیل کرده است (موسوی و رحیمی، ۱۳۹۹؛ موسوی و همکاران، ۱۳۹۵). موقعیت منطقه در شکل (۱) نمایش داده شده است.



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه

داده‌های مربوط به نقاط وقوع زمین‌لغزش از دو منبع اصلی گردآوری شدند: (۱) استخراج ۹۹ نقطه‌ی لغزش از پایگاه داده‌ی سازمان زمین‌شناسی کشور و (۲) شناسایی ۳۰ پهنه‌ی لغزشی جدید از طریق بازبینی میدانی گسترده و تفسیر بصری تصاویر با قدرت تفکیک بالای Google Earth. پس از تلفیق و پالایش داده‌ها، مجموعاً ۱۲۹ نقطه‌ی لغزش در کل منطقه شناسایی گردید که توزیع آن‌ها در سه زیرحوضه به‌صورت زیر بود: حوضه‌ی سد شهید عباسپور (۱۲۹ نقطه)، حوضه‌ی ده‌شیخ شمالی (۲۷ نقطه) و حوضه‌ی ده‌شیخ جنوبی (۱۰۲ نقطه).

در گام بعدی و با در نظر گرفتن شرایط محلی منطقه، ۱۵ متغیر محیطی مؤثر در وقوع زمین‌لغزش انتخاب شدند. این متغیرها شامل پارامترهای توپوگرافی (ارتفاع، شیب، جهت شیب، انحنای دامنه)، زمین‌شناسی (سنگ‌شناسی، فاصله از گسل)، هیدرولوژیکی (فاصله از رودخانه، شاخص رطوبت توپوگرافی، شاخص قدرت جریان)، انسانی (فاصله از جاده، کاربری اراضی)، اقلیمی (میانگین بارش سالانه)، خاک (بافت خاک)، و پوشش گیاهی (شاخص NDVI) می‌باشند.

متغیرهای توپوگرافی شامل لایه‌های ارتفاع، شیب، جهت شیب و انحنای دامنه از مدل رقومی ارتفاعی (DEM) سنجنده‌ی ASTER با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر و با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS 10.8 استخراج گردیدند. شیب‌های تندتر، جهت‌های شیب خاص و ارتفاعات بالاتر، به‌ترتیب از طریق تأثیر بر رطوبت، یخبندان، دما و بارش، بر پایداری دامنه‌ها مؤثرند.

متغیرهای هیدرولوژیکی شامل شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) و شاخص قدرت جریان (SPI) به‌ترتیب از روابط (۱) و (۲) و با استفاده از نرم‌افزار SAGA GIS محاسبه شدند (ساداتی و همکاران، ۱۴۰۳). نقشه‌های فاصله از رودخانه نیز با استفاده از دستور Euclidean Distance در محیط ArcGIS تهیه شدند.

$$\text{TWI} = \ln \left(A_s / (\tan(\beta)) \right) \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$\text{SPI} = A_s \tan \beta \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن: A_s : سطح ویژه حوضه بر حسب مساحت تجمعی بالادست و β : درجه شیب و تمایل نیروهای گرانشی را به انتقال آب پایین دست (بر حسب $\tan \beta$ به عنوان شیب هیدرولیکی تقریبی) می‌باشد (Dastranj et al., 2022: 23).
متغیرهای انسانی شامل نقشه‌ی فاصله از جاده‌ها با استفاده از لایه‌ی راه‌های موجود و دستور Euclidean Distance در ArcGIS تولید شد، زیرا ساخت جاده‌ها به‌ویژه در مناطق کوهستانی، از طریق خاکبرداری و خاکریزی، پایداری شیب‌های طبیعی را مختل می‌کنند (هی^۱ و همکاران، ۲۰۲۰). نقشه‌ی کاربری اراضی نیز از طریق طبقه‌بندی نظارت‌شده‌ی تصاویر ماهواره‌ی Sentinel-2 (تاریخ ۲۰۲۵/۰۷/۱۷) با قدرت تفکیک ۱۰ متر و با استفاده از سامانه‌ی Google Earth Engine تهیه گردید. کلاس‌های کاربری شامل جنگل، مرتع، کشاورزی، مناطق مسکونی و پهنه‌های آبی بودند.

متغیرهای پوشش گیاهی مانند شاخص تفاضل نرمال‌شده‌ی پوشش گیاهی (NDVI) از همان تصاویر Sentinel-2 و با استفاده از رابطه‌ی استاندارد $(\text{NIR} + \text{Red}) / (\text{NIR} - \text{Red})$ محاسبه شد. تصاویر با پوشش ابر کمتر از ۱۰ درصد انتخاب و از فیلترهای ابر موجود در Google Earth Engine برای کاهش نویز استفاده گردید (هی و همکاران، ۲۰۲۰).
متغیرهای زمین‌شناسی و خاک با استفاده از نقشه‌ی زمین‌شناسی با مقیاس ۱:۱۰۰,۰۰۰ و نقشه‌ی بافت خاک از سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری تهیه شدند. نقشه‌ی فاصله از گسل نیز با استفاده از لایه‌ی گسل‌های منطقه و دستور Euclidean Distance در ArcGIS تولید گردید. همچنین متغیرهای اقلیمی با استفاده از لایه‌ی میانگین بارش سالانه و داده‌های ۲۰ ساله (۱۳۸۲-۱۴۰۲) از ایستگاه‌های باران‌سنجی منطقه و با روش درون‌یابی کریجینگ در محیط ArcGIS تهیه شد. نقشه‌ی زلزله نیز با استفاده از داده‌های اداره کل مدیریت بحران استان خوزستان تولید گردید.

پیش‌پردازش داده‌ها و یکسان‌سازی

پیش از مدل‌سازی، تمامی لایه‌های اطلاعاتی به یک سیستم مختصات یکسان (UTM Zone 39N) و با قدرت تفکیک مکانی یکسان (۳۰ متر) تبدیل شدند تا امکان تحلیل هم‌زمان آن‌ها فراهم گردد (هم‌مبناسازی یا Resampling). با توجه به تعداد نسبتاً زیاد متغیرها (۱۵ متغیر) و احتمال وجود همبستگی بین آن‌ها، آزمون آماری فاکتور تورم واریانس (VIF) برای شناسایی و حذف متغیرهای هم‌خطا (Multicollinearity) انجام شد. در این پژوهش، متغیرهایی با $VIF > 10$ از مدل حذف گردیدند تا از بروز مشکل هم‌خطی و کاهش توان تعمیم‌پذیری مدل جلوگیری شود (چن و همکاران، ۲۰۲۱). در نهایت، تمامی لایه‌ها به فرمت ASCII برای ورود به نرم‌افزار MaxEnt تبدیل شدند.

مدل‌سازی با الگوریتم حداکثر آنتروپی (MaxEnt)

مدل MaxEnt یک روش یادگیری ماشین مبتنی بر آمار و احتمال است که بر اساس قاعده‌ی بیز، احتمال وقوع زمین‌لغزش را در هر سلول محاسبه‌گر (x) برآورد می‌کند (بوسوف و همکاران، ۲۰۲۳). این مدل با استفاده از اصل بیشینه‌ی آنتروپی و توزیع گیبس، توزیع احتمال شرطی $P(y=1|x)$ را به‌صورت زیر مدل‌سازی می‌کند (رابطه ۳):

$$P(y=1|x) = \frac{P(x|y=1)P(y=1)}{P(x)} \quad \text{رابطه (۳)}$$

^۱ He

که در آن $P(y=1|x)$ احتمال وقوع زمین لغزش در نقطه‌ی خاص x ، $P(x|y=1)$ احتمال وقوع زمین لغزش به شرط حضور در نقطه‌ی x ، $P(y=1)$ احتمال کلی وقوع زمین لغزش و $P(x)$ احتمال وقوع زمین لغزش در هر نقطه‌ی x است. با توجه به فرض برابری احتمال وقوع و عدم وقوع $[P(y=0) = P(y=1) = 0.5]$ ، رابطه به شکل ساده‌تر زیر درمی‌آید (رابطه ۴)

$$P(y = 1|x) = P(x|y = 1) / [P(x|y = 1) + P(x|y = 0)] \quad \text{رابطه (۴)}$$

توزیع احتمال گیس که با اصل بیشینه‌ی آنتروپی برآورد می‌شود، به صورت توانی تعریف می‌گردد:

$$p(x_i) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_{j=1}^m \beta_j \lambda_j(x_i)\right) \quad \text{رابطه (۵)}$$

که در آن λ_j ضرایب ویژگی‌ها، $f_i(x)$ ویژگی‌های ورودی، و Z ثابت نرمال سازی است. مدل از تابع منظم سازی L_2 برای جلوگیری از برازش بیش از حد استفاده می‌کند و هدف، بیشینه سازی تابع log-likelihood زیر است (رابطه ۶) (دسترنج و همکاران، ۲۰۲۲):

$$J(\beta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln[q_{\lambda}(x_i)] - \sum_{j=1}^m \beta_j \lambda_j \quad \text{رابطه (۶)}$$

که در آن m تعداد رویدادها، و β_j پارامتر منظم سازی ویژگی j ام است.

با استفاده از مدل MaxEnt داده‌ها به صورت تصادفی به دو مجموعه‌ی آموزشی (۷۰ درصد) و آزمایشی (۳۰ درصد) تقسیم شدند. برای افزایش پایداری مدل، از روش اعتبارسنجی متقاطع (Cross-validation) با ۱۰ تکرار استفاده شد. نوع خروجی مدل به صورت لجستیک انتخاب گردید که مقادیر احتمال بین صفر و یک را ارائه می‌دهد. سایر تنظیمات شامل بیشینه‌ی تعداد تکرارها (۲۰۰۰)، آستانه‌ی همگرایی (۰.۰۰۰۰۱) و ضریب منظم سازی (۱) بود. برای شناسایی و اولویت بندی مهم ترین متغیرهای مؤثر در وقوع زمین لغزش، از دو روش مکمل استفاده گردید: (۱) درصد مشارکت، که بر اساس افزایش بهره‌مندی در طی مراحل آموزش محاسبه می‌شود و سهم نسبی هر متغیر را نشان می‌دهد. (۲) آزمون جک نایف، که با حذف تک تک متغیرها، تأثیر آن‌ها را بر عملکرد مدل ارزیابی می‌کند. همچنین، برای تحلیل نحوه‌ی تأثیر گذاری هر متغیر بر احتمال وقوع زمین لغزش، از منحنی‌های پاسخ استفاده گردید که رابطه‌ی بین تغییرات هر متغیر و احتمال وقوع لغزش را به صورت گرافیکی نمایش می‌دهد. پس از اجرای مدل، نقشه‌ی خروجی احتمال وقوع زمین لغزش با مقادیر بین صفر و یک به محیط ArcGIS وارد گردید. برای طبقه بندی نقشه به کلاس‌های خطر، از روش شکست طبیعی (Natural Breaks - Jenks) استفاده شد که با بهینه سازی واریانس درون کلاسی و بین کلاسی، بهترین تفکیک را ارائه می‌دهد. بر این اساس، نقشه‌ی نهایی به پنج کلاس خطر تقسیم شد: خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد. مساحت هر کلاس (به کیلومتر مربع و درصد) محاسبه و ارائه گردید.

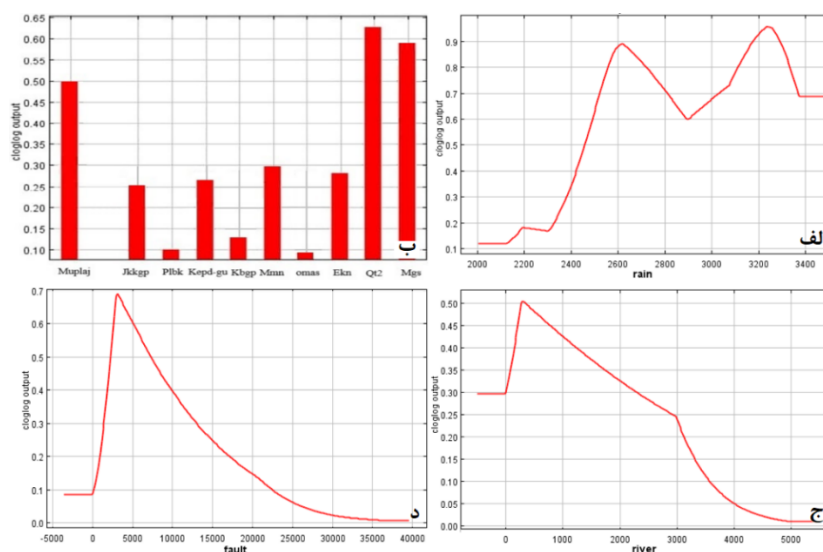
برای ارزیابی کمی عملکرد مدل، از منحنی مشخصه‌ی عملکرد سیستم (ROC) و شاخص سطح زیر منحنی (AUC) استفاده شد. این شاخص، قدرت تشخیص مدل را در تفکیک نقاط وقوع از نقاط عدم وقوع زمین لغزش نشان می‌دهد و مقادیر آن بین ۰/۵ (عملکرد تصادفی) تا ۱ (عملکرد عالی) متغیر است (ذاکری نژاد و عموشاهی، ۱۴۰۱). بر اساس استانداردهای مرسوم، مقادیر AUC بالای ۰/۹ نشان دهنده‌ی قدرت تشخیص بسیار بالا، بین ۰/۸ تا ۰/۹ نشان دهنده‌ی عملکرد عالی، و بین ۰/۷ تا ۰/۸ نشان دهنده‌ی عملکرد قابل قبول مدل می‌باشند (ریچنباخ و همکاران، ۲۰۱۸). منحنی ROC هم برای داده‌های آموزشی و هم برای داده‌های آزمایشی ترسیم و مقادیر AUC مربوطه محاسبه گردید. به منظور ارزیابی دقیق تر و جبران محدودیت‌های شاخص AUC در داده‌های نامتوازن، معیارهای تکمیلی TSS (True Skill Statistic) و ضرایب کاپا (Kappa Index) نیز محاسبه و گزارش شدند.

بحث و یافته‌ها

نتایج نشان می‌دهد که در حوضه‌ی سد شهید عباسپور، متغیر بارش با ۲۸ درصد بیشترین مشارکت را در مدل داشته است. منحنی پاسخ (شکل ۲-الف) نشان می‌دهد که در دامنه‌ی بارشی ۲۰۰۰ تا ۲۲۰۰ میلی‌متر، تأثیر چندانی بر وقوع لغزش ندارد، اما در آستانه‌ی ۲۶۰۰ میلی‌متر، احتمال وقوع به شدت افزایش یافته و در ۳۲۰۰ میلی‌متر به اوج خود می‌رسد. این الگوی آستانه‌ای را می‌توان به مکانیسم اشباع شدن خاک‌ها و افزایش فشار آب حفره‌ای نسبت داد که در بارش‌های سنگین، مقاومت برشی خاک را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد. پس از بارش، متغیر زمین‌شناسی با ۲۰/۹۹ درصد بیشترین نقش را ایفا می‌کند (جدول ۱ و شکل ۲ تا ۴).

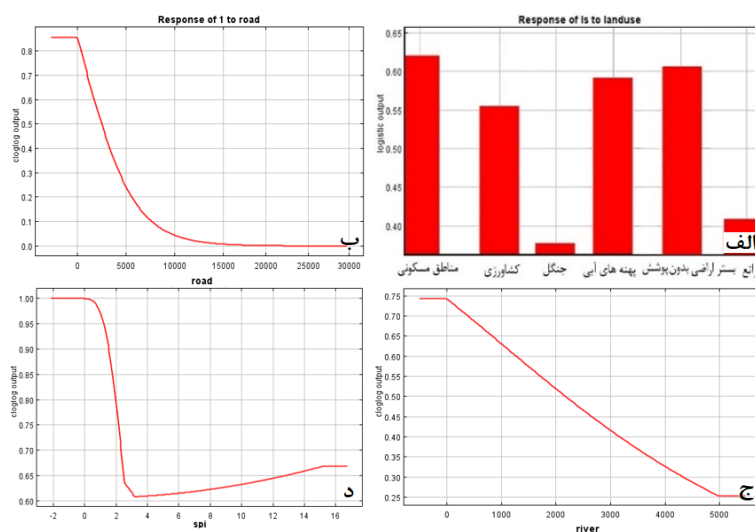
جدول ۱. درصد مشارکت و منحنی پاسخ پارامترها موثر در وقوع خطر زمین لغزش حوضه‌های مورد مطالعه در مدل MaxEnt

پارامتر	سدعباسپور	ده شیخ شمالی	ده شیخ جنوبی
بارش	۲۸/۴۱	۱۰/۰۱	۱۰/۳۹
زمین‌شناسی	۲۰/۹۹	۱۰/۹۹	۲۴/۹۹
جاده	۱۳/۹۳	۱۳/۸۸	۱۹/۹۳
گسل	۹/۳۷	۵/۷۶	۸/۳۷
بافت خاک	۷/۶۸	۷/۶۸	۷/۶۸
شیب	۵/۴۲	۴/۴۸	۳/۴۲
کاربری اراضی	۳/۸۸	۱۴/۰۷	۳/۹۰
جهت شیب	۳/۶۹	۳/۷۵	۳/۰۳
ارتفاع	۲/۳۷	۲/۰۴	۳
رودخانه	۱/۴۵	۱۲/۳۹	۱۰/۴۰
زلزله	۰/۸۶	۱/۶۷	۱/۹۲
NDVI	۰/۷۶	۱/۶۸	۱/۷۰
توان فرساینده‌ی رودخانه	۰/۶۸	۱۱/۰۹	۰/۷۳
رطوبت توپوگرافی	۰/۴۱	۲/۹۵	۴/۱۲
انحنای دامنه	۰/۱۰	۵/۲۸	۱/۰۱



شکل ۲. منحنی پاسخ پارامتر حوضه آبریز ده‌شیخ شمالی الف: بارش ب: زمین‌شناسی ج: فاصله از رودخانه د: فاصله از گسل

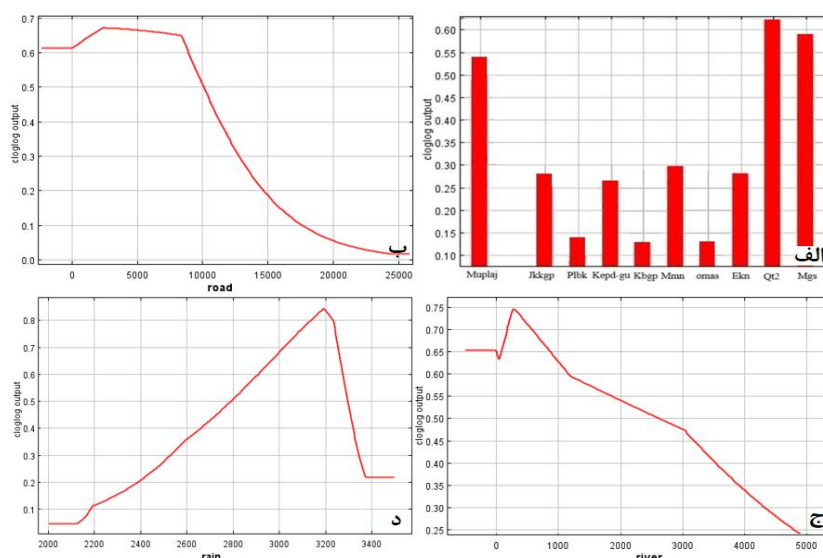
در حوضه‌ی ده‌شیخ شمالی، الگوی اهمیت متغیرها به‌طور قابل‌توجهی متفاوت است. کاربری اراضی با ۱۴/۰۷ درصد بیشترین مشارکت را دارد. منحنی پاسخ (شکل ۳-الف) نشان می‌دهد که مناطق مسکونی، اراضی بدون پوشش، پهنه‌های آبی و زمین‌های کشاورزی بیشترین تأثیر را در افزایش خطر لغزش دارند، در حالی که مراتع و جنگل‌ها کمترین تأثیر را نشان می‌دهند. این الگو به‌وضوح نشان‌دهنده‌ی نقش مهم دخالت‌های انسانی در تشدید ناپایداری دامنه‌ها از طریق تغییر کاربری، حذف پوشش گیاهی و بارگذاری سطحی است. متغیرهای فاصله از جاده (۱۳/۸۸ درصد) و فاصله از رودخانه (۱۲/۳۹ درصد) در رتبه‌های بعدی قرار دارند. منحنی پاسخ نشان می‌دهد که در فاصله‌های کمتر از ۵۰۰۰ متر از جاده و رودخانه، احتمال لغزش به‌طور قابل‌توجهی افزایش می‌یابد. تأثیر جاده‌ها را می‌توان به برش دامنه‌ها، تغییر زهکشی طبیعی و افزایش تنش‌های وارده نسبت داد و تأثیر رودخانه‌ها نیز ناشی از فرسایش کناره‌ای، اشباع شدن خاک‌های مجاور و کاهش پایداری شیب‌هاست. توان فرساینده‌ی رودخانه (SPI) با ۱۱/۰۹ درصد و انحناى دامنه با ۵/۲۸ درصد نیز نقش قابل‌توجهی دارند. منحنی پاسخ SPI (شکل ۳-د) نشان می‌دهد که با افزایش شاخص قدرت جریان (در دامنه‌ی نزدیک به ۱)، احتمال لغزش افزایش یافته و سپس روند کاهشی پیدا می‌کند. این رفتار غیرخطی بیانگر آن است که جریان‌های با قدرت متوسط تا زیاد، بیشترین پتانسیل فرسایش و تخریب دامنه‌ها را دارند و مقادیر بسیار بالا نیز ممکن است به‌دلیل تمرکز جریان در آبراهه‌های اصلی، تأثیر مستقیم کمتری بر دامنه‌ها داشته باشند. آزمون جک‌نايف (شکل ۳-ب) نشان می‌دهد که متغیرهای فاصله از جاده، فاصله از رودخانه، کاربری اراضی و ارتفاع، بیشترین نقش را در مدل ایفا می‌کنند که با نتایج پژوهش‌های پیشین در مناطق مشابه (بوسوف و همکاران، ۲۰۲۳) هم‌خوانی دارد.



شکل ۳. منحنی پاسخ پارامتر حوضه ده‌شیخ شمالی الف: کاربری اراضی ب: فاصله از جاده ج: فاصله از رودخانه د: توان فرساینده‌ی رودخانه

در حوضه‌ی ده‌شیخ جنوبی، زمین‌شناسی با ۲۴/۹۹ درصد به‌عنوان مهم‌ترین عامل کنترل‌کننده شناسایی شد. منحنی پاسخ (شکل ۴-الف) نشان می‌دهد که رسوبات کواترنری و سازند گچساران بیشترین و سازند بختیاری کمترین نقش را در وقوع لغزش داشته‌اند. این یافته نشان‌دهنده‌ی تأثیرپذیری شدید این حوضه از ساختار زمین‌شناسی و وجود سازندهای آسیب‌پذیر است که با پژوهش‌های مجدباوی و مومی‌پور (۱۴۰۰) در همین منطقه هم‌خوانی دارد. متغیرهای فاصله از جاده (۱۹/۹۳ درصد) و فاصله از رودخانه (۱۰/۴ درصد) در رتبه‌های بعدی قرار دارند که تأثیرگذاری بالای عوامل انسانی و هیدرولوژیکی را نشان می‌دهد. منحنی پاسخ (شکل ۴-ب و ج) نشان می‌دهد که در فاصله‌های کمتر از ۵۰۰۰ متر، احتمال لغزش به حداکثر می‌رسد. بارش با ۱۰/۳۹ درصد نیز یکی از عوامل مؤثر است و منحنی پاسخ (شکل ۴-د) الگویی مشابه

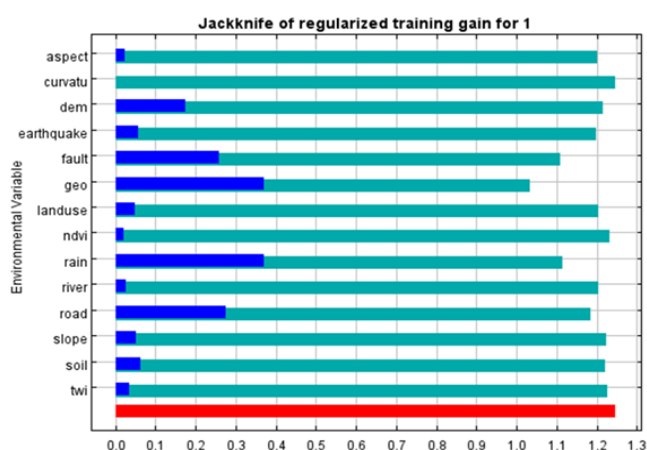
حوضه‌ی سد عباسپور نشان می‌دهد، به‌طوری که در دامنه‌های ۲۶۰۰ و ۳۲۰۰ میلی‌متر، احتمال وقوع لغزش به اوج می‌رسد. آزمون جک‌نایف (شکل ۵-ج) نیز تأیید می‌کند که متغیرهای زمین‌شناسی، بارش، فاصله از جاده و گسل، و انحنا دامنه بیشترین نقش را در وقوع لغزش دارند.



شکل ۴. منحنی پاسخ پارامتر حوضه آبریز ده‌شیخ جنوبی الف: زمین‌شناسی ب: فاصله از جاده ج: فاصله از رودخانه د: بارش

منحنی پاسخ نشان می‌دهد که سازندهای کواترنری و گچساران بیشترین و سازندهای بختیاری و آسماری کمترین نقش را در وقوع لغزش داشته‌اند. این یافته با ماهیت سست و نفوذپذیر رسوبات کواترنری و وجود لایه‌های ژئوپس و نمک در سازند گچساران (که در تماس با آب دچار انحلال و کاهش مقاومت می‌شوند) کاملاً هم‌خوانی دارد (مجدبای و مومی‌پور، ۱۴۰۰). متغیرهای فاصله از جاده (۱۳/۹۳) و فاصله از گسل (۹/۳۷) درصد در رتبه‌های بعدی قرار دارند. منحنی پاسخ نشان می‌دهد که در فاصله‌های کمتر از ۵۰۰۰ متر از جاده و گسل، احتمال لغزش به اوج خود می‌رسد و با افزایش فاصله، به‌تدریج کاهش می‌یابد. این الگو نشان‌دهنده‌ی نقش مهم دخالت‌های انسانی (جاده‌سازی) و فعالیت‌های تکتونیکی (گسل‌ها) در ایجاد ناپایداری دامنه‌هاست که با یافته‌های تانیاس^۱ و همکاران (۲۰۲۰) و شی (۲۰۲۲) هم‌خوانی کامل دارد. آزمون جک‌نایف (شکل ۵-الف) نیز تأیید می‌کند که پنج متغیر بارش، زمین‌شناسی، فاصله از جاده، فاصله از گسل و ارتفاع، در مجموع نزدیک به ۹۰ درصد از تغییرات مدل را تبیین می‌کنند که نشان‌دهنده‌ی تأثیرگذاری بسیار بالای این عوامل در منطقه است. نتایج آزمون جک‌نایف (شکل ۵) نشان می‌دهد که تمامی متغیرهای ورودی دارای مشارکت مثبت (بزرگ‌تر از صفر) در مدل هستند که حاکی از نقش مؤثر هر یک از آن‌ها در فرآیند مدل‌سازی است. با این حال، شدت تأثیرگذاری متغیرها در سه حوضه تفاوت چشمگیری دارد که ریشه در شرایط محیطی متفاوت هر منطقه دارد.

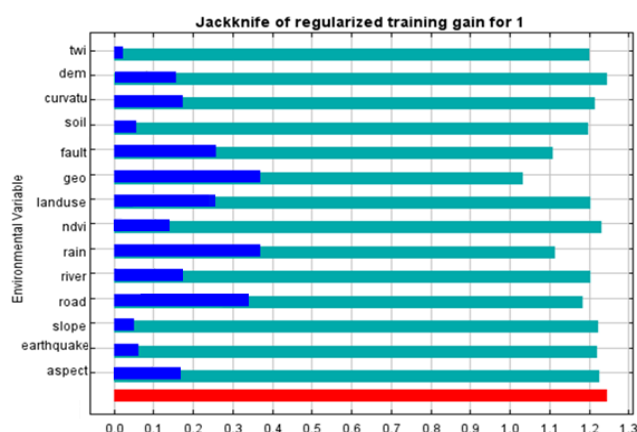
¹ Tanyas



الف: حوضه سد شهید عباسپور



ب: ده‌شخ شمالی



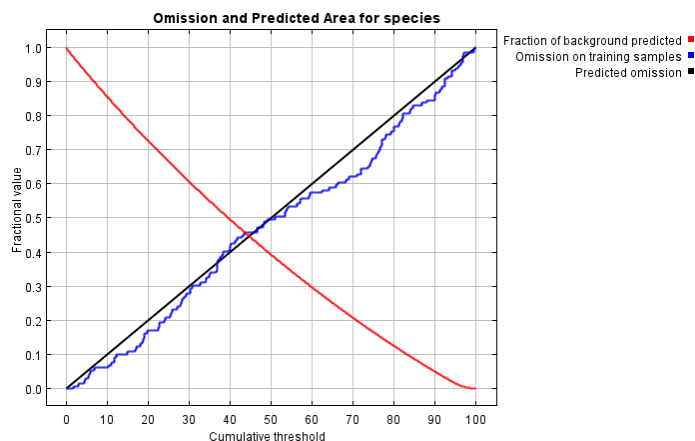
ج: ده‌شخ جنوبی

شکل ۵. نتایج آزمون جک‌نایف در بررسی تاثیرگذارترین عامل وقوع خطر زمین‌لغزش

نمودار نرخ حذف و سطح پیش‌بینی (شکل ۶) به‌عنوان تابعی از آستانه‌ی تجمعی، معیار دیگری برای ارزیابی عملکرد مدل ارائه می‌دهد. در این نمودارها:

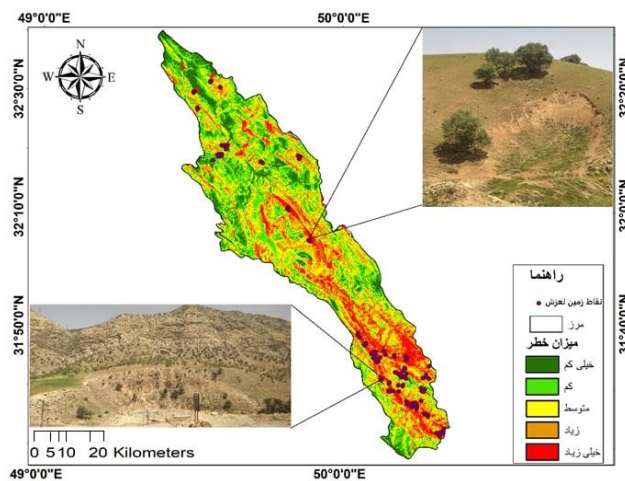
- منحنی قرمز (کسری از پس‌زمینه پیش‌بینی شده): با افزایش آستانه‌ی تجمعی، روند نزولی ملایمی دارد که نشان‌دهنده‌ی توانایی مدل در تفکیک مناطق مستعد از غیرمستعد است.
- خط آبی (نرخ حذف پیش‌بینی شده): با افزایش آستانه، به‌صورت خطی افزایش می‌یابد که بیانگر عملکرد پایدار مدل است.

- خط مشکی (نرخ حذف بر روی نمونه‌های آموزشی): تقریباً منطبق بر خط پیش‌بینی‌شده (آبی) است که نشان‌دهنده‌ی عدم برازش بیش از حد (Overfitting) و پایداری مدل است. این نتایج تأیید می‌کند که الگوریتم MaxEnt با دقت و پایداری بالایی توانسته الگوی مکانی وقوع زمین‌لغزش را در هر سه حوضه شبیه‌سازی نماید.

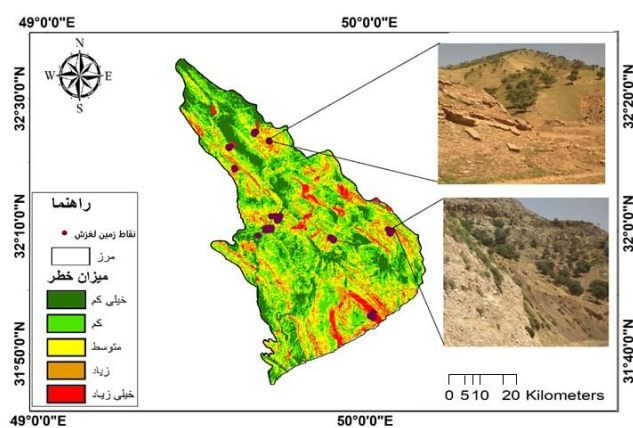


شکل ۶. نمودار نرخ حذف و سطح پیش‌بینی شده حوضه‌های مورد مطالعه

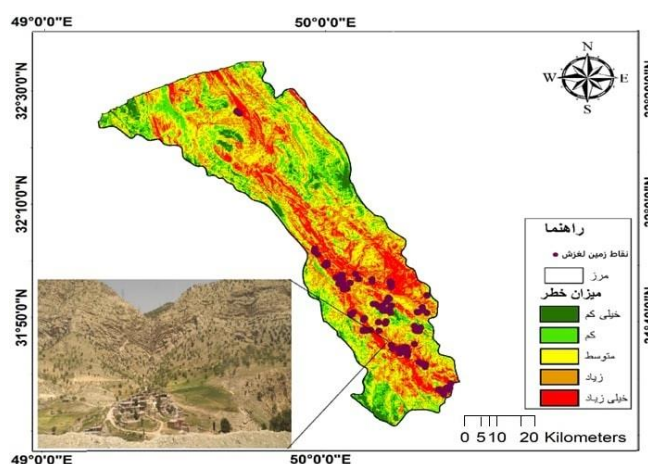
نقشه‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم MaxEnt در پنج کلاس خطر (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد) طبقه‌بندی شدند (شکل‌های ۷ تا ۹). همچنین نتایج کمی مساحت و درصد هر کلاس در جدول (۲) ارائه شده است.



شکل ۷. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه آبریز سد شهید عباسپور



شکل ۸. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه آبریز ده‌شیخ شمالی



شکل ۹. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه آبریز ده‌شیخ جنوبی

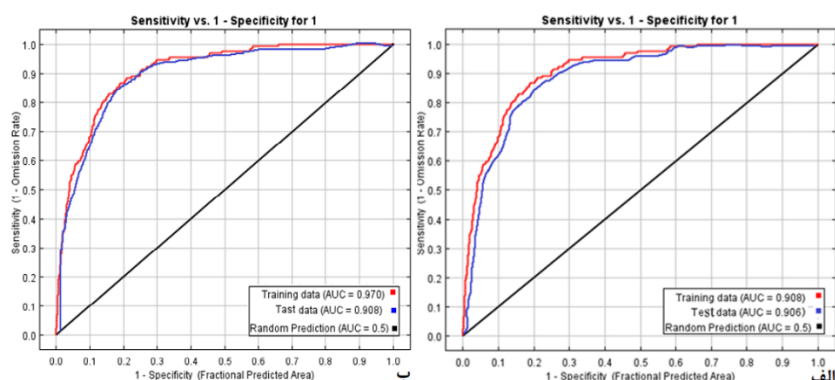
نتایج پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوضه‌ی سد شهید عباسپور نشان می‌دهد بیشترین مساحت مربوط به کلاس خطر زیاد (۷۸ کیلومتر مربع، ۳۰ درصد) است. این پهنه‌ها عمدتاً در بخش‌های جنوبی و مرکزی حوضه متمرکز شده‌اند که با تراکم بالای جاده‌ها، استقرار روستاها، شیب‌های نسبتاً تند و حضور سازندهای آسیب‌پذیر کواترنری و گچساران همراه است. همچنین، بارش‌های سنگین در این مناطق (بیش از ۲۶۰۰ میلی‌متر) نقش محرک اصلی را ایفا می‌کند. مجموع کلاس‌های خطر زیاد و خیلی‌زیاد بیش از ۵۳ درصد از مساحت حوضه را پوشش می‌دهد که نشان‌دهنده‌ی حساسیت بالای این منطقه به زمین‌لغزش است. در حوضه‌ی ده‌شیخ شمالی بیشترین مساحت مربوط به کلاس خطر متوسط (۷۹ کیلومتر مربع، ۴۰ درصد) است و کلاس‌های خطر زیاد و خیلی‌زیاد تنها حدود ۲۷ درصد از مساحت را تشکیل می‌دهند. این الگوی خطر نسبتاً پایین‌تر را می‌توان به موارد زیر نسبت داد: (۱) وجود سازندهای مقاوم‌تر (بختیاری و آسماری) با گستردگی بیشتر، (۲) تأثیر تعدیل‌کننده‌ی پوشش گیاهی نسبتاً متراکم در برخی مناطق، و (۳) تراکم کمتر جاده‌ها و فعالیت‌های انسانی در مقایسه با دو حوضه‌ی دیگر. با این حال، پهنه‌های خطر زیاد عمدتاً در نزدیکی دره‌های عمیق و مناطقی با تغییرات شدید کاربری اراضی (به‌ویژه در مجاورت روستاها و زمین‌های کشاورزی) متمرکز شده‌اند. همچنین در حوضه‌ی ده‌شیخ جنوبی، بیشترین مساحت مربوط به کلاس خطر خیلی‌زیاد (۷۹ کیلومتر مربع، ۳۳ درصد) است. این حوضه نسبت به دو حوضه‌ی دیگر، بالاترین سطح خطر را نشان می‌دهد که دلایل متعددی دارد: (۱) گستردگی قابل‌توجه سازندهای آسیب‌پذیر کواترنری و گچساران که زمینه‌ساز اصلی ناپایداری هستند، (۲) تراکم بالای جاده‌ها و فعالیت‌های عمرانی، (۳) تمرکز روستاها و مناطق مسکونی در مجاورت دامنه‌های پرشیب؛ و (۴) تأثیر هم‌زمان بارش‌های نسبتاً سنگین (بیش از ۲۶۰۰ میلی‌متر) که اشباع

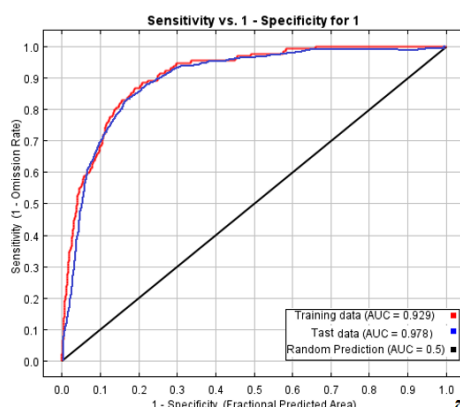
شدن خاک‌ها را تسهیل می‌کند. مجموع کلاس‌های خطر زیاد و خیلی‌زیاد بیش از ۶۴ درصد از مساحت حوضه را شامل می‌شود که نشان‌دهنده‌ی بحرانی‌ترین وضعیت در میان سه حوضه است.

جدول ۲. درصد و مساحت (کیلومتر مربع) پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه‌های مورد مطالعه

ده‌شیخ جنوبی		ده‌شیخ شمالی		سد شهید عباسپور		کلاس خطر
مساحت	درصد	درصد	مساحت	درصد	مساحت	
۸/۶۱	۳۷/۵۰	۱۳/۷۵	۴۹/۲۵	۱۲/۳۰	۴۴/۵۰	خیلی کم
۸/۶۴	۳۷/۰۸	۱۸/۶۶	۶۶/۳۳	۱۳/۹۵	۴۶/۰۸	کم
۱۸/۶۵	۶۶/۳۲	۴۰/۲۱	۷۹/۵۵	۲۰/۶۵	۶۰/۸۰	متوسط
۳۰/۸۹	۷۸/۰۸	۱۴/۴۹	۵۰/۳۳	۳۰/۱۹	۷۸/۰۸	زیاد
۳۳/۲۱	۷۹/۸۴	۱۲/۸۹	۵۳/۸۴	۲۲/۹۱	۶۹/۸۴	خیلی زیاد

دقت و عملکرد مدل با استفاده از منحنی مشخصه‌ی عملکرد سیستم (ROC) و شاخص سطح زیر منحنی (AUC) مورد ارزیابی قرار گرفت (شکل ۱۰). نتایج نشان می‌دهد که مقادیر AUC برای داده‌های آموزشی در سه حوضه به ترتیب ۰٫۹۰۸، ۰٫۹۷۰ و ۰٫۹۲۹ و برای داده‌های آزمایشی ترتیب ۰٫۹۰۸، ۰٫۹۷۰، ۰٫۹۲۹ محاسبه شده است. تمامی این مقادیر بالاتر از ۰٫۹ هستند که نشان‌دهنده‌ی قدرت تشخیص بسیار بالا و عملکرد عالی مدل در هر سه حوضه می‌باشد. نکته‌ی قابل توجه، نزدیکی بسیار زیاد مقادیر AUC در داده‌های آموزشی و آزمایشی است که حاکی از عدم برازش بیش از حد (Overfitting) و پایداری بالای مدل می‌باشد. این موضوع نشان می‌دهد که مدل MaxEnt با تنظیمات به کاررفته، توانایی تعمیم‌پذیری خوبی داشته و می‌توان به نتایج آن برای پیش‌بینی در مناطق مشابه اطمینان کرد. با این حال، باید توجه داشت که AUC به عنوان یک شاخص واحد، نمی‌تواند تمامی جنبه‌های عملکرد مدل را پوشش دهد و در پژوهش‌های آتی، استفاده از معیارهای تکمیلی نظیر TSS (True Skill Statistic) و ضریب کاپا می‌تواند ارزیابی جامع‌تری ارائه دهد.





شکل ۱۰. اعتبار سنجی داده‌های آموزشی و تصادفی در الگوریتم MaxEnt الف: حوضه سد شهید عباسپور، ده‌شیخ شمالی، ده‌شیخ جنوبی

نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف ارزیابی کارایی مدل یادگیری ماشین MaxEnt در ترکیب با داده‌های سنجش از دور برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوضه‌ی سد شهید عباسپور و زیرحوضه‌های ده‌شیخ شمالی و جنوبی طراحی و اجرا گردید. نتایج این مطالعه به‌وضوح نشان داد که الگوریتم MaxEnt با بهره‌گیری از ۱۵ متغیر محیطی، عملکردی قابل‌اعتماد در پیش‌بینی الگوی مکانی وقوع زمین‌لغزش در هر سه حوضه داشته است. مقادیر شاخص سطح زیر منحنی (AUC) نشان‌دهنده‌ی قدرت تشخیص بسیار بالا و پایداری مدل در هر سه حوضه می‌باشد. نزدیکی مقادیر AUC در داده‌های آموزشی و آزمایشی نیز حاکی از عدم برآزش بیش از حد و توان تعمیم‌پذیری مطلوب مدل است.

یکی از مهم‌ترین یافته‌های این پژوهش، شناسایی تفاوت‌های معنادار در اولویت و اهمیت متغیرهای محیطی در سه حوضه‌ی مورد مطالعه است که نشان‌دهنده‌ی تأثیرپذیری هر منطقه از شرایط محیطی خاص خود می‌باشد:

در حوضه‌ی سد شهید عباسپور، متغیرهای بارش، زمین‌شناسی، فاصله از جاده و فاصله از گسل به‌عنوان مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده شناسایی شدند. ترکیب بارش‌های سنگین (بیش از ۲۶۰۰ میلی‌متر)، سازندهای آسیب‌پذیر کواترنری و گچساران، و دخالت‌های انسانی (جاده‌سازی و تغییر کاربری) باعث شده که پهنه‌های با خطر زیاد و خیلی‌زیاد در مجموع بیش از ۵۳ درصد از مساحت این حوضه را به خود اختصاص دهند. این مناطق عمدتاً در بخش‌های جنوبی و مرکزی حوضه و در مجاورت روستاها و جاده‌ها متمرکز شده‌اند.

در حوضه‌ی ده‌شیخ شمالی، متغیرهای کاربری اراضی، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه و توان فرساینده‌ی رودخانه (SPI) بیشترین نقش را ایفا کرده‌اند. این الگو نشان‌دهنده‌ی غلبه‌ی عوامل انسانی و هیدرولوژیکی بر سایر عوامل در این حوضه است. بیشترین مساحت این حوضه در کلاس خطر متوسط قرار دارد و پهنه‌های با خطر زیاد و خیلی‌زیاد تنها حدود ۲۷ درصد از مساحت را تشکیل می‌دهند که ناشی از گستردگی سازندهای مقاوم‌تر (بختیاری و آسماری) و تراکم کمتر فعالیت‌های انسانی در مقایسه با دو حوضه‌ی دیگر است.

در حوضه‌ی ده‌شیخ جنوبی، متغیرهای زمین‌شناسی، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه و بارش بیشترین تأثیر را داشته‌اند. این حوضه با بحرانی‌ترین وضعیت در میان سه حوضه مواجه است، به‌طوری که بیشترین مساحت مربوط به کلاس خطر خیلی‌زیاد با ۳۳ درصد بوده و مجموع کلاس‌های خطر زیاد و خیلی‌زیاد بیش از ۶۴ درصد از مساحت حوضه را پوشش می‌دهد. گستردگی سازندهای آسیب‌پذیر کواترنری و گچساران، تراکم بالای جاده‌ها و فعالیت‌های عمرانی، تمرکز روستاها در مجاورت دامنه‌های پرشیب، و تأثیر هم‌زمان بارش‌های نسبتاً سنگین، از عوامل اصلی این وضعیت بحرانی هستند.

بر اساس یافته‌های پژوهش در حوضه سد عباسپور کنترل رواناب و پایش زمین‌شناسی، در ده‌شک شمالی مدیریت کاربری اراضی و حفاظت از پوشش گیاهی و در ده‌شک جنوبی رویکرد ترکیبی چندبعدی توصیه می‌شود. علاوه‌براین، استقرار سامانه‌های پایش بارش در آستانه‌های ۲۶۰۰ تا ۳۲۰۰ میلی‌متر و تلفیق مدل MaxEnt با رویکردهای فیزیکی یا یادگیری عمیق برای افزایش دقت پیشنهاد می‌گردد.

منابع

- حلاجی، م.، زنگنه اسدی، م.ع.، و امیراحمدی، ا. (۱۳۹۹). ارزیابی کارایی مدل‌های پیش‌بینی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در آبخیز بار نیشابور. *پژوهش‌های آبخیزداری*، ۳۳(۲)، ۲۰-۳۰. Doi: 10.22092/wmej.2019.126950.1241.
- ساداتی، س.ح.، موسوی، س.ر.، وهاب‌زاده کبریا، ق.، و روشن، س.ح. (۱۴۰۴). ارزیابی مدل‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش (مطالعه موردی: حوضه تجن، استان مازندران). *مخاطرات محیط طبیعی*، ۱۴(۴۵)، ۱۵۴-۱۳۳. <https://doi.org/10.22111/jneh.2025.50031.2071>.
- دسترنج، ع.، و کریمی سنگچینی، ا. (۱۴۰۱). پیش‌بینی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با الگوریتم یادگیری ماشین بیشینه آنتروپی (حوزه آبخیز بار نیشابور). *پژوهش‌های دانش زمین*، ۱۳(۳)، ۷۶-۹۶. doi: 10.48308/esrj.2022.10296596-76.
- ذاکری‌نژاد، ر.ا.، و عموشاهی، ن. (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)، ۱۲۸-۱۴۹. doi: 10.22034/gmpj.2022.340900.1349.
- کریمی سنگچینی، ا.، دسترنج، ع.، آرامی، س.ح.، شادفر، ص.، و ویسکرمی، ا. (۱۴۰۳). کاربرد الگوریتم یادگیری ماشین بیشینه آنتروپی در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوزه آبخیز کرگانه، استان لرستان. *علوم و مهندسی آبخیزداری ایران*، ۱۸(۶۴)، ۵۰-۶۳. <http://jwmsei.ir/article-1-1129-FA-HTML>.
- مجدبوی، ا.، و مومی‌پور، م. (۱۴۰۰). پهنه‌بندی مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در محدوده سد شهید عباسپور. *جغرافیا و مخاطرات محیطی*، ۳۷، ۶۵-۸۰. doi.org/10.22067/geoh.2021.67029.0.
- مهرپویا، م.ر.، و قویمی پناه، م.ح. (۱۴۰۳). شناسایی عوامل موثر و پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از روش حداکثر آنتروپی. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۱۵(۱)، ۲۴۷-۲۶۴. doi: 10.22098/mmws.2024.14799.1436.
- موسوی، س.م.، عابدینی، م.، و اسمعیلی عوری، ا. (۱۳۹۴). ارزیابی خطر زمین‌لرزه در حوزه شهری ایزه با استفاده از مدل‌های چندمعیاری WLC و AHP در محیط GIS. *فصلنامه مدیریت بحران*، ۷(۷)، ۹۳-۱۰۱.
- موسوی، س.س.، و رحیمی، م. (۱۳۹۹). پهنه‌بندی و ارزیابی خطر ناپایداری شیب در شهرستان مسجدسلیمان با استفاده از تحلیل سلسله‌مراتبی و نسبت فراوانی. *زمین‌شناسی کاربردی پیشرفته*، ۱۰(۳۷)، ۴۶۸-۴۸۷. Doi: 10.22055/aag.2020.32948.2102.
- نگهبان، س.، پی‌سوزی، ت.، گنجائیان، ح. و نوروزی، م. (۱۴۰۰). شناسایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش و جابجایی عمودی با استفاده از تصاویر راداری (مطالعه موردی: محدوده شهری و حاشیه شهری لواسان). *جغرافیا و مخاطرات محیطی*، ۱۰(۳)، ۱-۱۸. Doi: 10.22067/geoh.2021.71728.1094.
- نگهبان، س.، مرحمت، م. و علی‌نژاد، ح. (۱۴۰۴). ارزیابی و پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مطالعه موردی حوضه آبخیز مارگون، زاگرس فارس). *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی*، ۱۴(۲)، ۶۱-۴۲. <https://doi.org/10.22034/gmpj.2025.474854.1519>.
- Boussof, B., Fernández, T. A., & Hart, B. (2023). Landslide susceptibility mapping using maximum entropy (MaxEnt) and geographically weighted logistic regression (GWLRL) models in the Río Aguas catchment (Almería, SE Spain). *Natural Hazards*, 117(1), 207-235. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-05857-7>.
- Chen, W., Chen, X., Peng, J., Panahi, M., & Lee, S. (2021). Landslide susceptibility modeling based on ANFIS with teaching-learning-based optimization and satin bowerbird optimizer. *Geoscience Frontiers*, 12(1), 93-107. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.07.012>.

- Chen, W., & Li, Y. (2020). GIS-based evaluation of landslide susceptibility using hybrid computational intelligence models. *Catena*, 195, 104777. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104777>
- Cheng, Y.-S., Yu, T.-T., & Son, N.-T. (2021). Random forests for landslide prediction in Tsengwen River Watershed, Central Taiwan. *Remote Sensing*, 13(2), 199. <https://doi.org/10.3390/rs13020199>
- Convertino, M., Troccoli, M., & Catani, F. (2013). Detecting fingerprints of landslide drivers: A MaxEnt model. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 118, 1367-1386. <https://doi.org/10.1002/jgrf.20099>
- Dastranj, A., & Karimi, E. (2022). Landslide susceptibility predicting using the maximum entropy machine learning algorithm (Bar catchment of Nishapur). *Researches in Earth Sciences*, 13(3), 76-96. <https://doi.org/10.48308/esrj.2022.102965>
- Davis, J., & Blesius, L. (2015). A hybrid physical and maximum-entropy landslide susceptibility model. *Entropy*, 17, 4271-4292. <https://doi.org/10.3390/e17064271>
- He, J. Y., Qiu, H. J., Qu, F. H., Hu, S., Yang, D., Shen, Y., et al. (2020). Prediction of spatiotemporal stability and rainfall threshold of shallow landslides using the TRIGRS and Scoops3D models. *Catena*, 197, 104999. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104999>
- Kornejady, A., Ownegh, M., & Bahremand, A. (2017). Landslide susceptibility assessment using maximum entropy model with two different data sampling methods. *Catena*, 152, 144-162. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.01.010>
- Li, S., Liu, M., Ji, L., & Wang, F. (2024). Regional analysis of the potential distribution of Heptacodium miconioides and its competitor species in China. *Sustainability*, 16(2), 1-16. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-05857-7>
- Pandey, V. K., Pourghasemi, H. R., & Sharma, M. C. (2018). Landslide susceptibility mapping using maximum entropy and support vector machine models along the highway corridor, Garhwal Himalaya. *Geocarto International*, 35(2), 168-187. <https://doi.org/10.1080/10106049.2018.1510038>
- Ramos-Bernal, R., Vázquez-Jiménez, R., & Rojas, W. (2024). Landslide potential mapping applying maximum entropy to continuous change maps. *Applied Geomatics*, 16(4), 951-971. <https://doi.org/10.1007/s12518-024-00596-1>
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., & Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-Science Reviews*, 180, 60-91. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.03.001>
- Shi, J. (2022). Engineering application of landslide susceptibility mapping in linear engineering optimization. *Frontiers in Earth Science*, 10, 861057. <https://doi.org/10.3389/feart.2022.861057>
- Su, Q., Tao, W., Mei, S., Zhang, X., Li, K., Su, X., et al. (2021). Landslide susceptibility zoning using C5.0 decision tree, random forest, support vector machine and comparison of their performance in a coal mine area. *Frontiers in Earth Science*, 9, 781472. <https://doi.org/10.3389/feart.2021.781472>
- Sun, D., Wen, H., Wang, D., & Xu, J. (2020). A random forest model of landslide susceptibility mapping based on hyperparameter optimization using Bayes algorithm. *Geomorphology*, 362, 107201. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2020.107201>
- Tanyas, H., Gorum, T., Kirschbaum, D. B., & Lombardo, L. (2020). Could road constructions be more disastrous than an earthquake in terms of landsliding? *Earth's Future*, 12, 127-143. <https://doi.org/10.1002/essoar.10503922.1>
- Xu, X., Qiang, Y., Li, L., Liang, S., Chen, T., Yang, W., Tan, X., Wang, X., & Yang, H. (2025). A MaxEnt-TRIGRS hybrid model with dynamic safety factor mapping for enhanced debris flow susceptibility assessment in rainfall-triggered terrains. *Scientific Reports*, 15. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-11284-4>
- Yuan, S. H., Huang, G., Xiong, H., Gong, Q., Wang, J., & Chen, J. (2017). Maximum entropy-based model of high-threat landslide disaster distribution in Zhaoqing, China. *Journal of Risk Analysis and Crisis Response*, 7(3). <https://doi.org/10.2991/jrarc.2017.7.3.2>