

## Identification of Rockfall Hazard Zones along the Meshginshahr-Ahar Road Using Artificial Neural Networks

**Masoud Rahimi<sup>1\*</sup>**, **Fariba Esfandyari Darabad<sup>2</sup>**, **Omid Zakizadeh<sup>3</sup>**, **Mehrdad Vahabzadeh Zargari<sup>3</sup>**

*1. Corresponding Author, Assistant professor of Geomorphology, Faculty of Literature and Human science, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran*

*Email: [Masoudrahimi@um.ac.ir](mailto:Masoudrahimi@um.ac.ir)    ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-9418-8194>*

*2. Professor of Geomorphology, Faculty of Social Sciences, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran.*

*3. Masters graduate, Geomorphology and Environmental Management, Faculty of Social Sciences University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran*

Article Info	ABSTRACT
<p><b>Article type:</b> <b>Research Article</b></p> <p><b>Article history:</b>  <b>Received:</b> 14 October 2024  <b>Revised:</b> 10 December 2024  <b>Accepted:</b> 12 January 2025  <b>Published:</b> 22 December 2025</p> <p><b>Keywords:</b>  Rockfall, Zoning, Artificial Neural Network, Meshginshahr-Ahar Road.</p>	<p>Rockfall hazards can cause significant human and financial losses along mountain roads. The Meshginshahr-Ahar road is one of the main transport routes constantly threatened by rockfalls. Therefore, the identification of rockfall zones along this route is crucial. In this study, a Multilayer Perceptron (MLP) artificial neural network was used to identify areas susceptible to rockfall. For this purpose, nine factors influencing rockfall occurrence in the study area were identified and selected. Subsequently, through field surveys and satellite images, a rockfall occurrence layer was prepared for the road corridor. The modeling process, based on these nine influencing factors and the rockfall occurrence layer, was conducted in the SPSS Modeler software. The results showed that the highest weighted factors contributing to rockfall occurrence in the study area were geology (0.20), slope and distance from faults (0.14), and elevation (0.12). On the other hand, the lowest weights were assigned to precipitation (0.05), land use, and slope aspect (0.08). The results also showed that 13%, 14%, 28%, and 45% of the study area fell into the very high, high, moderate, and low-risk classes respectively. The results of this research can help to reduce slope hazards and improve environmental stability in the study area, thereby making a significant contribution to the sustainable development of the region.</p>

**How to Cite:** Rahimi, M. , Esfandiari, F. , Zakizadeh, O. and Vahabzadeh Zargari, M. (2025). Identification of Rockfall Hazard Zones Along The Meshginshahr-Ahar Road Using Artificial Neural Networks. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 14(46), 23-42.



© The Author/Authors

**Publisher:** University of Sistan and Baluchestan

**DOI:** 10.22111/jneh.2025.50028.2072

## **EXTENDED ABSTRACT**

### **INTRODUCTION**

Rockfall hazards can cause significant human and financial losses along mountain roads. Rockfalls pose a serious threat along the main road network, representing a major hazard in mountainous territory (Cignetti et al., 2024). Rockfall is an important natural geomorphic process acting on steep mountain slopes (Whalley, 1984, Matsuoka and Sakai, 1999). Rockfall in high mountain regions is thought to be changing due to accelerated climate warming and permafrost degradation, possibly resulting in increased activity and larger volumes involved in individual falls (Stoffel et al, 2024). The initiation of rockfalls can usually be attributed to a combination of climatic, topographic, and vegetational factors which induce rock fracturing, the opening of joints, pore pressure increases due to rainfall infiltration, freeze-thaw processes in a cold region, and chemical weathering of rock (Lan et al., 2010). In many situations, rockfall hazards cannot be eliminated because their magnitude and frequency vary both spatially and temporally (Frattini et al., 2008). A limiting factor in rockfall hazard assessment is the deficiency of high-resolution geospatial data for the analysis of slope topography, rockfall detachment areas, rock block geometry, and rock traveling paths including runout distance (Hutchinson, 1988, Evans and Hungr, 1993, Dorren, 2003). The Meshginshahr-Ahar road is one of the main transport routes constantly threatened by rockfalls. Therefore, the identification of rockfall zones along this route is crucial. In this study, a Multilayer Perceptron (MLP) artificial neural network was used to identify areas susceptible to rockfall.

### **MATERIALS AND METHODS**

In this research, the necessary data were obtained from topographic maps at the scale of 1:25000, geological maps at the scale of 1:100000, digital elevation model (DEM) 12.5 meters from ALOS - PALSAR satellite, Sentinel (spatial resolution of 10 meters), Google Earth satellite images and field studies. The rockfall susceptibility map can be used as a basis for identifying road networks that are most at risk of rockfall (Tiranti et al, 2023). In rockfall hazard zoning using GIS, the most important part of the study is the preparation of the rockfall distribution map or rockfall inventory. Therefore, fieldwork was carried out to identify rockfalls and to prepare a rockfall inventory. For this purpose, nine factors influencing rockfall occurrence in the study area were identified and selected. Subsequently, through field surveys and satellite images, a rockfall occurrence layer was prepared for the road corridor.

### **RESULTS AND DISCUSSION**

This artificial neural network (ANN) received significant success in susceptibility assessment for landslides and rockfall (Nanehkaran et al, 2022). The modeling process, based on these nine influencing factors and the rockfall occurrence layer, was conducted in the SPSS Modeler software. The results showed that the highest weighted factors contributing to rockfall occurrence in the study area were geology (0.20), slope and distance from faults (0.14), and elevation (0.12). On the other hand, the lowest weights were assigned to precipitation (0.05), land use, and slope aspect (0.08). The results also showed that 13%, 14%, 28%, and 45% of the study area fell into the very high, high, moderate, and low-risk classes respectively. The results of this research can help to reduce slope hazards and improve environmental stability in the study area, thereby making a significant contribution to the sustainable development of the region. The findings of this study enhance our understanding of rockfall phenomena and provide valuable insights for the development of effective strategies to mitigate rockfall hazards.

## CONCLUSION

This research was carried out to identify areas of potential rockfall in the Meshginshahr-Ahar Road. Artificial neural networks were used for this purpose. This communication road is very important for rockfall occurrence. According to the results among the factors affecting rockfall occurrence in the region, geological conditions play an important role, therefore slope instability should be considered in all spatial planning in this area. Finally, it is suggested to use other machine learning models such as support vector machines in future studies to study and evaluate rockfall and range movements.

## REFERENCES

### References (in Persian)

- Abedini, Musa; Mozafari, Hassan; Active Naziri, Mehdi. (1401). Investigating and comparing the effectiveness of information value models and frequency ratio coefficient and Shannon's entropy in rock fall risk zoning (case study: Zanjan-Tham-Taram road). *Geographical studies of mountainous regions*, 3 (1): 55-75. Doi:10.52547/gmsa.3.1.55. [In Persian]
- Asghari Saraskanroud, fisherman; Mozafari, Hassan. (2018). Evaluation and comparison of frequency ratio coefficient models and network analysis in rock fall zoning. *Spatial analysis of environmental hazards*, 6(4), 123-142. Doi: 10.29252/jsaeh.6.4.123. [In Persian]
- Esfandiari Darabad, Fariba; Rahimi, Massoud; Navidfar, Asghar; Mehrovarz, Arslan. (2019). Landslide susceptibility assessment using artificial neural network methods and support vector machine algorithm (case study: Hiran road, Ardabil province). *Quantitative Geomorphology Research*, 9(3), 18-33, doi: 10.22034/gmpj.2020.122210. [In Persian]
- Esfandiari Darabad, Fariba; Rahimi, Massoud; Vahabzadeh, Mehrdad. (2024). Rock fall risk zoning on Khalkhal to Shahroud road using multi-layer perceptron algorithm. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, doi: 10.22067/geoh.2024.87847.1482. [In Persian]
- Eskandari, Mohammadreza; Nazarpur, Ahad; Tailor, Navid. (1402). Rockfall risk zoning using multi-criteria decision-making methods in Khorramabad-Pul Zal freeway. *Natural Environment Hazards*, 12(35), 139-156. doi: 10.22111/jneh.2023.41400.187. [In Persian]
- Ilanlo, Maryam; Ebrahimi, Leila. (1395). Zoning the risk of mass movements using models of information value, surface density and LNRF in Abkhiz Zahra basin. *Risk knowledge magazine*. Volume 3, Number 2, pp. 141-153. [In Persian]
- Maddi, Agil. (1389). Investigating the geomorphological instability of the Sain pass (between the cities of Nair and Sarab, Azerbaijan region) using the Anbalagan method. *Geography and Environmental Planning*, 21(1), 9-77 dor: 20.1001.1.20085362.1389.21.1.5.9. [In Persian]
- Nemati, Maryam; Khabazi, Mustafa; Abdullahi, Ali Asghar; Judges, Ali. (2019). The role of "falling" range movements in creating railway hazards (Zahedan-Kerman railway axis)., <https://civilica.com/doc/1162599>. dor: 20.1001.1.20085656.1399.13.47.7.9. [In Persian]
- Wahabzadeh; Mehrdad (1402). Zoning of range hazards on Khalkhal to Shahroud road using artificial neural network system, master's thesis in geomorphology and environmental planning, Mohaghegh Ardabili University. [In Persian]
- Zarmardian, M., (2012). *Geomorphology of Iran, second volume*, Press of Ferodosi University of Mashhad. [In Persian]

### References (in English)

- Cignetti, M., Godone, D., Cardone, D., Giordan, D., & Bertolo, D. (2024). A-posteriori analysis of the performance of a rockfall susceptibility map. *Geoenvironmental Disasters*, 11(1), 36. <https://doi.org/10.1186/s40677-024-00300-w>
- Dorren, L. K. (2003). A review of rockfall mechanics and modeling approaches. *Progress in Physical Geography*, 27(1), 69-87. <https://doi.org/10.1191/0309133303pp359ra>.
- Dorren, L. K., & Seijmonsbergen, A. C. (2003). Comparison of three GIS-based models for predicting rockfall runout zones at a regional scale. *Geomorphology*, 56(1-2), 49-64. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(03\)00045-X](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(03)00045-X).
- Evans, S. G., & Hungr, O. (1993). The assessment of rockfall hazard at the base of talus slopes. *Canadian Geotechnical Journal*, 30(4), 620-636. <https://doi.org/10.1139/t93-054>.
- Frattini, P., Crosta, G., Carrara, A., & Agliardi, F. (2008). Assessment of rockfall susceptibility by integrating statistical and physically-based approaches. *Geomorphology*, 94(3-4), 419-437. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.10.037>.
- Hutchinson, J. H. (1988). Morphological and geotechnical parameters of landslides concerning geology and hydrogeology, landslides. In *Proceedings of the Fifth International Symposium on landslides* (pp. 3-35). <https://cir.nii.ac.jp/crid/1572261549350849664>.
- Lan, H., Martin, C. D., Zhou, C., & Lim, C. H. (2010). Rockfall hazard analysis using LiDAR and spatial modeling. *Geomorphology*, 118(1-2), 213-223. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.01.002>.
- Matsuoka, N., & Sakai, H. (1999). Rockfall activity from an alpine cliff during thawing periods. *Geomorphology*, 28(3-4), 309-328. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(98\)00116-0](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(98)00116-0).
- Nanehkaran, Y. A., Licai, Z., Chen, J., Azarafza, M., & Yimin, M. (2022). Application of artificial neural networks and geographic information systems to provide hazard susceptibility maps for rockfall failures. *Environmental Earth Sciences*, 81(19), 475. <https://doi.org/10.1007/s12665-022-10603-6>.

Tiranti, D., Mallen, L., & Nicolò, G. (2023). Rockfall hazard estimation and related applications for a preliminary risk assessment at regional scale: an example from northwestern Italian Alps. *Landslides*, 20(8), 1691-1704. <https://doi.org/10.1007/s10346-023-02060-4>.

Whalley, W.B. (1984). Rockfalls. In: Brunsten, D., Prior, D.B. (Eds.), *Slope Instability*. Wiley, Chichester, pp. 217–256. <https://doi.org/10.1002/esp.3290110214>.

مجله علمی پژوهشی مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۴، شماره ۴۶، شماره پیاپی ۰۴، دی ۱۴۰۴

## شناسایی پهنه‌های مستعد خطر ریزش سنگ در جاده ارتباطی مشکین‌شهر - اهر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

مسعود رحیمی<sup>۱\*</sup>، فریبا اسفندیاری درآباد<sup>۲</sup>، امید زکی زاده<sup>۳</sup>، مهرداد وهاب زاده<sup>۳</sup>

۱. استادیار ژئومورفولوژی، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران (نویسنده مسئول)

ایمیل: [Masoudrahimi@um.ac.ir](mailto:Masoudrahimi@um.ac.ir) ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-9418-8194>

۲. استاد ژئومورفولوژی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

۳. کارشناسی ارشد ژئومورفولوژی و آمایش محیط، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

چکیده	اطلاعات مقاله
<p>مخاطره ریزش سنگ می‌تواند در مسیر جاده‌های کوهستانی منجر به بروز خسارت‌های جانی و مالی برای انسان‌ها شود. مسیر جاده ارتباطی مشکین‌شهر - اهر یکی از مسیرهای ارتباطی می‌باشد که همواره با مخاطره ریزش سنگ روبه‌رو بوده است. از این‌رو، شناسایی پهنه‌های مستعد خطر ریزش سنگ در این مسیر بسیار حائز اهمیت می‌باشد. در این پژوهش جهت شناسایی پهنه‌های مستعد خطر از شبکه عصبی مصنوعی مدل پرسپترون چندلایه (MLP) استفاده شد. برای این منظور ۹ عامل تأثیرگذار در رخداد ریزش سنگ در محدوده مورد مطالعه شناسایی و انتخاب شد. در ادامه، با استفاده از بازدیدهای میدانی و نیز استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، لایه ریزش سنگ اتفاق افتاده در محدوده جاده تهیه گردید. سپس مدل‌سازی بر اساس این ۹ عامل تأثیرگذار و لایه ریزش سنگ اتفاق افتاده در محیط نرم‌افزار SPSS Modeler صورت گرفت. نتایج پژوهش نشان داد که بیشترین امتیاز وزنی برای رخداد ریزش سنگ در منطقه مورد مطالعه به ترتیب عوامل زمین‌شناسی ۰/۲۰، شیب و فاصله از گسل با ۰/۱۴ و ارتفاع با ۰/۱۲ بوده است. همچنین، کمترین امتیاز وزنی نیز مربوط به عامل بارش با ۰/۰۵ و کاربری اراضی و جهت شیب با امتیاز وزنی ۰/۰۸ می‌باشد. همچنین، بر طبق نتایج به دست آمده ۱۳٪، ۱۴٪، ۲۸٪، ۴۵٪ درصد از منطقه مورد مطالعه به ترتیب در کلاس‌های بسیار زیاد، زیاد، متوسط و کم قرار گرفته‌اند. نتایج این پژوهش می‌تواند به کاهش مخاطرات دامنه‌ای و پایداری محیطی در محدوده مورد مطالعه کمک کرده و گام مؤثری در توسعه پایدار منطقه بردارد.</p>	<p>نوع مقاله: مقاله پژوهشی</p> <p>تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۷/۲۳ تاریخ ویرایش: ۱۴۰۳/۰۹/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۲۳ تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۱۰/۰۱</p> <p>واژه‌های کلیدی: ریزش سنگ، پهنه‌بندی، شبکه عصبی مصنوعی، جاده مشکین-شهر-اهر.</p>

استناد: رحیمی، مسعود، اسفندیاری، فریبا، زکی زاده، امید و وهاب زاده زرگری، مهرداد. (۱۴۰۴). شناسایی پهنه‌های مستعد خطر

ریزش سنگ در جاده ارتباطی مشکین‌شهر - اهر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. *مخاطرات محیط طبیعی*. ۱۴(۴۶)، ۲۳-۴۲

ناشر: دانشگاه سیستان و بلوچستان

© نویسنده/ نویسندگان

DOI: 10.22111/jneh.2025.50028.2072



## مقدمه

انسان برای ارتباط با جوامع دیگر و مناطق دور و نزدیک خود، شبکه‌های ارتباطی را ایجاد کرده است. ایجاد و نگهداری از جاده‌ها، تعمیق و اصلاح برخی از راه‌های پرتدد، انسان را با مسائل ژئومورفولوژیکی مختلف و گوناگون روبرو می‌کند؛ چراکه راه‌های ارتباطی از واحدهای طبیعی و ژئومورفیک مختلفی عبور می‌کند (مددی، ۱۳۸۷). در سراسر جهان مخاطرات دامنه‌ای، از جمله پدیده‌های مورفودینامیک هستند که تحت تأثیر عوامل گوناگونی در سطح دامنه‌ها و بخش‌هایی از کوهستانی رخ می‌دهند (ایلان و ابراهیمی، ۱۳۹۵). رخداد حرکات دامنه‌ای در جاده‌هایی که از مناطق کوهستانی عبور می‌کند، می‌تواند تأسیسات انسانی را با مشکل همراه سازد. یکی از مخاطرات دامنه‌ای که رخداد آن در جاده‌های کوهستانی باعث خسارت‌های جبران‌ناپذیر می‌شود، ریزش سنگ است. ریزش سنگ به‌عنوان یک پدیده ژئومورفولوژیک محسوب می‌شود که در آن سنگ‌ها به‌صورت منفرد یا شامل مجموع قطعات از ناحیه مرتفع دامنه‌ها تحت عوامل مختلف جدا شده و از طریق غلتیدن، جهش یا لغزش به سمت پایین شیب حرکت می‌کنند (بیکل<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۲۱). حوادث ناشی از ریزش سنگ می‌تواند ناشی از عوامل آب‌وهوایی، زمین‌لرزه‌ها، فرسایش، نوع جنس سنگ و فعالیت‌های انسانی ایجاد شود (کانو<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۲۳). در خصوص پیش‌بینی ریزش سنگ و لحظه وقوع آن قطعیتی وجود ندارد؛ اما با توجه به مدل‌سازی‌ها و تجزیه و تحلیل داده‌های مختلف، می‌توان روشی اتخاذ کرد که توسط آن مناطق مستعد به ریزش سنگ و همچنین مناطقی که به لحاظ رخداد ریزش سنگ پتانسیل بالایی دارند، شناسایی و اقدامات پیشگیرانه را در خصوص آن انجام داد (پیرسون<sup>۳</sup> و همکاران، ۱۹۹۰). بنابراین، یکی از ضروریات برنامه‌ریزی و مدیریت بحران، مطالعه و شناسایی مناطق مستعد ریزش سنگ است و به سبب آن می‌توان از ایجاد خسارت‌های جانی و مالی ناشی از رخداد ریزش سنگ جلوگیری کرد. کشور ایران به‌علت پهناور بودن و تنوع پدیده‌ها و ساختارهای ژئومورفولوژیک و زمین‌شناسی، تقریباً تمامی انواع حرکات دامنه‌ای در آن رخ داده و یا محتمل‌الوقوع هستند. گزارش‌های متعدد مربوط به لغزش و ریزش‌های دامنه‌ای، بهمن، سولیفلوکسیون، جریان‌ها و روانه‌های گلی و غیره مؤید این مطلب است (زمردیان، ۱۳۹۲).

اصغری سراسکانرود و مظفری (۱۳۹۸) به ارزیابی و مقایسه کارایی مدل‌های ضریب نسبت فراوانی و تحلیل شبکه در پهنه‌بندی ریزش سنگ (مطالعه موردی: جاده زنجان - تهم - طارم) پرداختند و طبق نتایج به‌دست‌آمده در روش تحلیل شبکه، ۶۹ درصد مساحت به پهنه‌های خطر متوسط تا خیلی زیاد تعلق گرفت. در صورتی که برای روش ضریب نسبت فراوانی، این عدد ۶۰/۴۵ درصد حاصل شد. خبازی و همکاران (۱۳۹۹) به نقش حرکات دامنه‌ای ریزش در ایجاد مخاطرات ریلی (محور ریلی زاهدان - کرمان) پرداختند و نتایج این پژوهش نشان داد که بیشترین تراکم خطواره‌ها منطبق بر نقشه پهنه‌بندی ریزش سنگ به‌ویژه در ۱۵ کیلومتری محور میانی خط ریلی نصرت‌آباد است. عابدینی و همکاران (۱۴۰۱) به بررسی و مقایسه کارایی مدل‌های ارزش اطلاعات و ضریب نسبت فراوانی و آنتروپی شانون در پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ (مطالعه موردی: جاده زنجان - تهم - طارم) پرداختند و نتایج نشان داد که در روش ارزش اطلاعات ۶۴/۲۳ درصد مساحت به پهنه‌های خطر زیاد تا خیلی زیاد تعلق گرفت. در صورتی که برای روش ضریب نسبت فراوانی، این عدد ۴۱/۷ درصد و روش آنتروپی شانون ۴۴/۰۱ درصد حاصل شد. ارزیابی مدل‌ها نشان داد که در مدل ارزش اطلاعات نسبت به مدل‌های ضریب نسبت فراوانی و آنتروپی شانون از کیفیت و دقت

<sup>1</sup> Bickel et al

<sup>2</sup> Kanno et al

<sup>3</sup> Pierson et al

بالاتری برخوردار است. اسکندری و همکاران (۱۴۰۲) به پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ با بهره‌گیری از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره در آزادراه خرم‌آباد - پل زال پرداختند و نتایج حاصل نشان داد که روش تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP)<sup>۱</sup> در مقایسه با روش فازی - گاما در مناطق مستعد، خطر ریزش سنگ بیشتری را مشخص کرده که این نشان‌دهنده دقت بالاتر این روش در مقایسه با روش فازی-گاما است. اسفندیاری و همکاران (۱۴۰۳) به پهنه‌بندی مخاطره ریزش سنگ در جاده خلخال به شاهرود با استفاده از الگوریتم پرسپترون چندلایه پرداختند و نتایج این پژوهش نشان داد که در الگوریتم پرسپترون چندلایه بیشترین ارزش وزنی را برای لایه زمین‌شناسی با مقدار ۰/۲۰ و برای لایه کاربری اراضی و فاصله از جاده به ترتیب مقدار ۰/۱۴ و ۰/۱۲ اختصاص داده است. همچنین در بخش اعتبارسنجی مدل، نتایج نشان داد که مقدار AUC عدد ۰/۹۸۱۰ در بخش آموزش و ۰/۹۸۷۶ در بخش تست شبکه را نمایش می‌دهد که گویای این است که مدل هم در بخش آموزش و هم در بخش تست دارای اعتبار بالایی بوده و در رتبه عالی قرار گرفته است. وانگ<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۲۰) به تجزیه و تحلیل ریسک ریزش سنگ پرداختند و نتیجه پژوهش آن‌ها نشان داد که تجزیه و تحلیل ریسک استاتیک سنتی منجر به کاهش قابل توجه خطر ریزش سنگ می‌شود. روسی<sup>۳</sup> و همکاران (۲۰۲۱) به شناسایی احتمالی مناطق منشأ ریزش سنگ در مقیاس منطقه‌ای در آل هیرو (جزایر فناری، اسپانیا) پرداخته‌اند. نتایج نقشه نهایی مدل برای کل جزیره آل هیرو بیانگر آن بود که در بعضی از نواحی مناطقی از ریزش سنگ به صورت بالقوه وجود دارد و به‌عنوان ورودی برای مدل‌سازی یا شبیه‌سازی ریزش سنگ به کار گرفته شد. یان<sup>۴</sup> و همکاران (۲۰۲۳) به شناسایی مناطق مستعد ریزش سنگ در مقیاس محلی با ادغام زاویه شیب آستانه مبتنی بر ناپیوستگی پرداختند. نتایج این پژوهشگران نشان داد که منابع ریزش سنگ که باعث ایجاد خطرات متوسط و زیاد برای ورودی تونل قطار می‌شوند، با استفاده از رویکرد ماتریس ریسک نیمه کمی تعیین می‌شوند. نقشه منبع ریزش سنگ نهایی می‌تواند مرجع کمی برای کاهش خطر باشد. وی<sup>۵</sup> و همکاران (۲۰۲۴) به ارزیابی حساسیت سقوط سنگ در شهرستان کواندیان (شمال شرقی چین) با ترکیب روش محتوای اطلاعاتی و فرایندی پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد، ارزیابی حساسیت ارائه‌شده در این مطالعه به‌طور کلی با وضعیت فعلی بلایای ریزش سنگ در شهرستان کواندیان مطابقت دارد و اطلاعات قابل‌اعتمادی را برای پیشگیری و کاهش بلایا ارائه می‌کند. علاوه بر این، نتیجه این مطالعه به‌عنوان یک مرجع روش‌شناختی برای ارزیابی خطر ریزش سنگ در شمال شرقی چین و سایر مناطق کوهستانی عمل می‌کند. استوفل<sup>۶</sup> و همکاران (۲۰۲۴) به ارزیابی تأثیر گرم شدن اقلیم در رخداد ریزش سنگ از دامنه کوه‌های ناپایدار با استفاده از داده‌های نقاط ریزش سنگ و تصاویر سری زمانی پرداختند و نتایج نشان داد که از دهه ۱۹۴۰ به بعد، همزمان با گرم شدن اقلیم، فعالیت ریزش سنگ به‌طور پیوسته افزایش یافته است.

جاده مشکین‌شهر به اهر به‌عنوان یک محور ارتباطی مهم بین استان‌های اردبیل و آذربایجان شرقی شناخته می‌شود. این محور شهرستان مشکین‌شهر را به شهرستان اهر وصل می‌کند و یکی از محورهای پرتردد ترانزیتی محسوب می‌شود. همچنین، این جاده به جهت گردشگری نیز از اهمیت زیادی در توسعه همه‌جانبه این منطقه برخوردار است. این محور در مسیر کوهستانی خود از واحدهای توپوگرافی و ژئومورفولوژیکی مختلفی عبور می‌کند که در ایجاد

<sup>1</sup> Analytic hierarchy process

<sup>2</sup> Wang et al

<sup>3</sup> Rossi et al

<sup>4</sup> Yan et al

<sup>5</sup> Wei et al

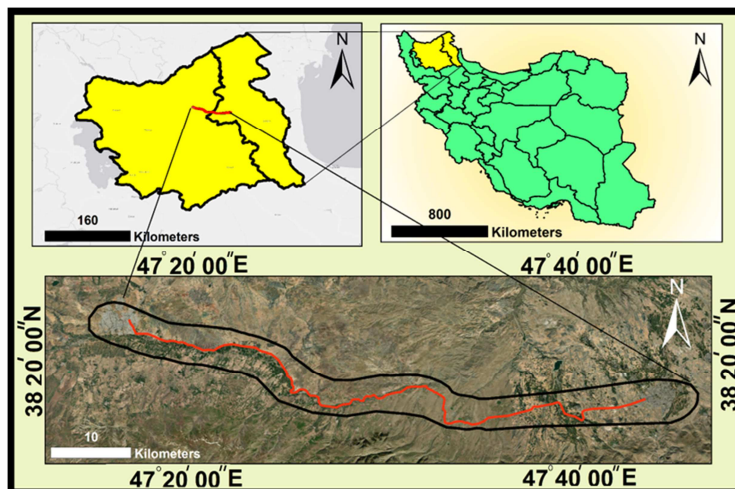
<sup>6</sup> Stoffe et al

مخاطرات دامنه‌ای بسیار تأثیرگذار است. رخداد مخاطره ریزش سنگ در چند دهه اخیر در این محور باعث خسارت‌های جانی و مالی زیادی شده است. بنابراین، شناخت نواحی مستعد حرکات دامنه‌ای به‌ویژه ریزش سنگ برای کاهش خسارت‌ها و مدیریت بحران، امری ضروری است. هدف از این پژوهش، پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ در جاده مشگین شهر به اهر با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد.

## داده‌ها و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه:

منطقه مورد مطالعه در محدوده استان‌های اردبیل و آذربایجان شرقی، غرب شهرستان مشگین‌شهر و شرق شهرستان اهر قرار دارد که در موقعیت جغرافیایی  $38^{\circ}22'05''$  تا  $38^{\circ}29'57''$  عرض شمالی و  $47^{\circ}40'51''$  تا  $47^{\circ}40'51''$  طول شرقی واقع شده است (شکل ۱). حداقل و حداکثر ارتفاع منطقه مورد مطالعه به ترتیب ۹۳۱ و ۱۶۷۵ متر از سطح دریا می‌باشد. این منطقه در فصل سرد سال، آب‌وهوای بسیار سردی دارد؛ ولی در فصل گرم، معتدل و نسبتاً گرم می‌باشد. جاده مورد نظر را کوهستان‌های بسیار بلندی که دارای شیب‌های بیشتر از ۵۰ درجه می‌باشد، فرا گرفته است. این محدوده از طرفی به شهرستان‌های مشگین‌شهر و اردبیل و از طرفی دیگر هم به شهرستان‌های اهر و تبریز ختم می‌شود که این جاده را به‌عنوان مسیر مهم ترانزیتی معرفی می‌کند و از این نظر هم دارای اهمیت زیادی است.



شکل ۱: منطقه مورد مطالعه

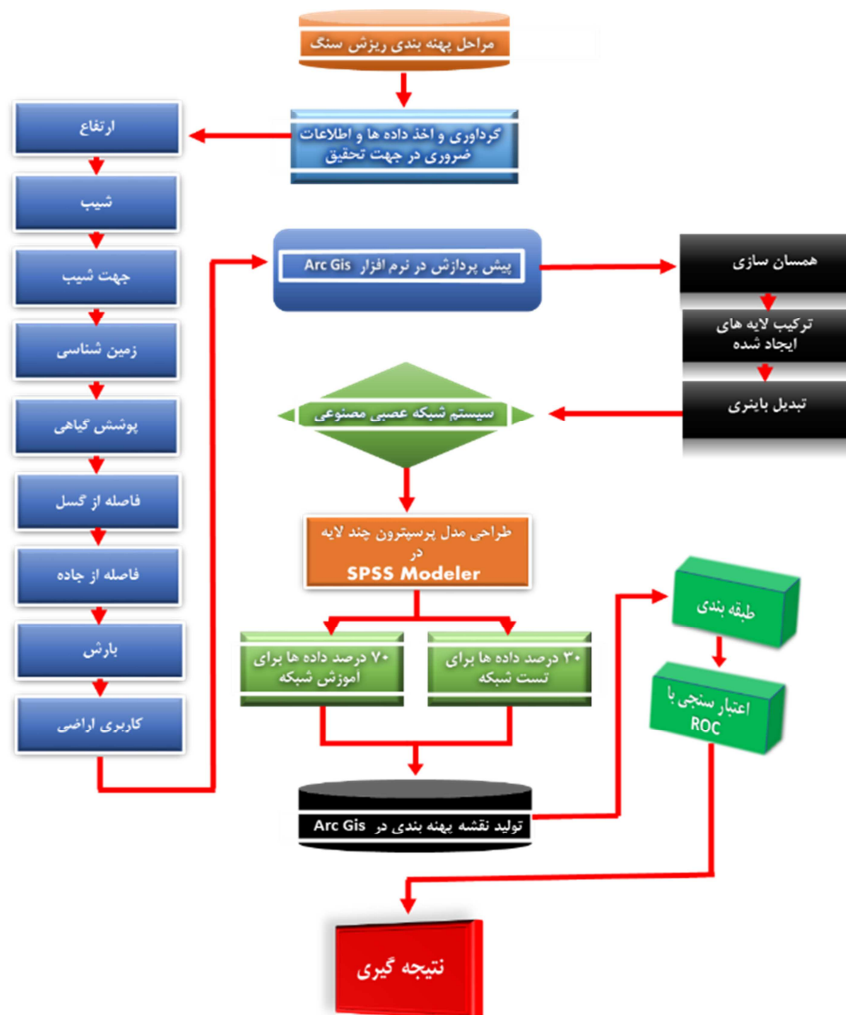
### داده‌های پژوهش

در این پژوهش از داده‌ها و اطلاعات گوناگونی استفاده شده است که شامل: داده‌های بارش مربوط به ایستگاه‌های مشگین‌شهر غربی، قشلاق تازه و هریس اهر، نقشه‌های توپوگرافی ۱/۵۰۰۰۰ مشگین‌شهر و اهر، نقشه زمین‌شناسی مشگین‌شهر و اهر به مقیاس ۱/۱۰۰۰۰۰ می‌باشد. نقاط ارتفاعی از نقشه توپوگرافی شهرستان مشگین‌شهر و اهر و لایه‌های مربوط به جنس سنگ و گسل‌ها از نقشه زمین‌شناسی اخذ شده است. لایه‌های مربوط به شیب و جهت

شیب همراه با ارتفاع از مدل رقومی ارتفاعی DEM<sup>۱</sup> منطقه با قدرت تفکیک ۱۲/۵ متر مربوط به ماهواره ALOS - PALSAR، به‌دست آمده است. همچنین، لایه‌هایی شامل کاربری اراضی و پوشش گیاهی از تصاویر ماهواره Sentinel-2 مربوط به ماه ژوئن ۲۰۲۳ استفاده شده است. جهت تهیه لایه‌ها و اجرای پژوهش از نرم‌افزارهای ENVI و Arc GIS و SPSS Modeler استفاده شده است. در این پژوهش، برای تهیه نقشه نقاط خطرناک به لحاظ مخاطرات دامنه ای در محدوده مورد مطالعه در بازدید میدانی از منطقه، از دستگاه GPS<sup>۲</sup> همراه با تصاویر ماهواره‌ای استفاده شده است. یک‌سری لایه‌های ترکیبی نیز در این پژوهش مورداستفاده قرار گرفته که شامل فاصله از گسل، فاصله از جاده که از لایه‌های اصلی اخذ شده است. باتوجه به مطالب ارائه‌شده بعد از گردآوری داده‌ها و اطلاعات ضروری، لایه‌های مهم که باتوجه به مطالعات میدانی شناسایی شده بودند و شامل: ۱- ارتفاع ۲- شیب ۳- جهت شیب ۴- زمین‌شناسی ۵- پوشش گیاهی ۷- فاصله از گسل ۸- فاصله از جاده ۹- کاربری اراضی می‌باشند، بعد از ایجاد در نرم‌افزار Arc GIS در قدم اول با مقیاس‌دهی مشخص نرمالیزه شده و در مرحله بعدی با ترکیب نسبت به هم تبدیل به یک تصویر رستری شدند. در مرحله آخر، نقشه ریزش سنگ که با استفاده از دستگاه GPS برداشت شده، به‌صورت باینری به تصویر رستری ترکیب‌شده اضافه شده است. بنابراین این تصویر رستری که به‌صورت ترکیب‌شده می‌باشد، شامل تمام مقادیر عددی متغیرهای ورودی است. این روش به‌گونه‌ای است که هر پیکسل شامل داده‌های کامل لایه‌های استفاده‌شده می‌باشد. بنابراین، برای هر پیکسل با در نظر گرفتن ویژگی‌های تمامی لایه‌ها، در صورت وقوع ریزش سنگ مقدار یک و در غیر این صورت مقدار صفر تعیین می‌گردد (اسفندیاری درآباد و همکاران، ۱۴۰۳؛ اسفندیاری و همکاران، ۱۳۹۹). دلیل فیلتر کردن مقادیر پیکسل‌ها به‌صورت باینری، ماهیت ساختاری پرسپترون چندلایه است که در آن نورون‌های هر لایه، ورودی‌ها را دریافت و از طریق تابع فعال‌سازی به خروجی‌هایی تبدیل می‌کنند. در این فرایند، داده‌های باینری به‌دلیل سادگی و قابلیت تمایز بالا در تصمیم‌گیری، به مدل کمک می‌کنند تا به‌درستی الگوهای پیچیده را شناسایی و تفکیک کنند. همچنین، باید بیان کرد که مدل پرسپترون چندلایه بر اساس یادگیری ماشینی پایه‌گذاری شده و زبان اصلی آن به همانند زبان کامپیوترها به‌صورت ۰ و ۱ است. (شکل ۲).

1 Digital Elevation Model

2 Global Positioning System



شکل ۲: مراحل روش پژوهش

### مدل پرسپترون چندلایه (MLP)

پرسپترون‌های چندلایه، به‌عنوان یکی از رایج‌ترین مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند که به‌طور گسترده در علوم مهندسی و کامپیوتر برای تشخیص، تمایز و طبقه‌بندی استفاده می‌شوند و به‌تازگی در نظارت و کنترل فرایندها نیز از آن‌ها استفاده شده است (عبدالله<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۱۹). پرسپترون چندلایه توانایی توسعه مدل‌های غیرخطی با پیچیدگی بالا را دارد که در پیش‌بینی انواع پارامترها ترجیح داده می‌شود (وانگ<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۱۵). همچنین، نحوه‌ی عملکرد پرسپترون‌های چندلایه زمانی شروع می‌شود که پارامترهای ورودی وارد شبکه شوند و این پارامترهای ورودی سیگنال‌های ورودی را ارائه می‌دهند و این سیگنال‌ها از لایه ورودی به لایه مخفی و از لایه مخفی به لایه خروجی در شبکه ارسال می‌شوند تا با بردار ورودی مقیاس‌شده که توسط نورون‌ها در لایه ورودی وارد شده با

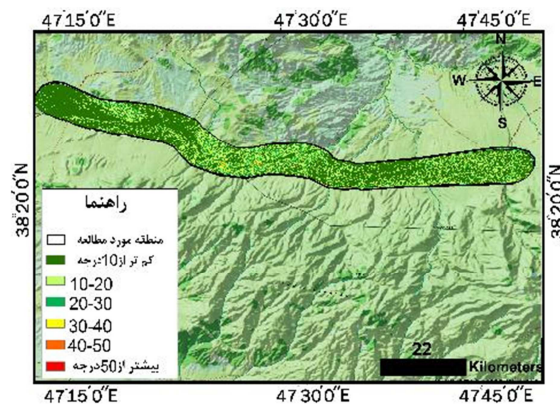
1 Abdullah et al

2 Wang et al

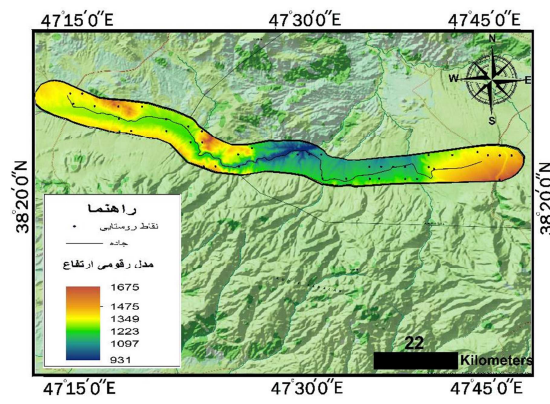
وزن‌هایی که یک مقدار واقعی هستند، ضرب شوند و نتایج اصلی از مدل حاصل می‌شود (آیتکین<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۰۳). محاسبات کلی از دو مرحله تشکیل شده است؛ یعنی انتشار به جلو و عقب که در آن بازخورد از فاز روبه‌جلو به مرحله انفصال به عقب باز می‌گردد که در طول انتشار روبه‌جلو، خروجی بر اساس محاسبه ورودی وزنی مکرر و تابع فعال‌سازی پیش‌بینی می‌شود و همچنین در طول انتشار به عقب، کل خطا در گره‌های خروجی محاسبه شده در طول انتشار روبه‌جلو از طریق شبکه برای محاسبه گرادیان‌ها منتشر می‌شود تا تمام وزن‌های شبکه باهدف کاهش خطا در لایه خروجی تنظیم شود (راتوره<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۱۸). رخداد ریزش سنگ به‌عنوان یک سیستم غیرخطی دارای فرایند فیزیکی پیچیده است که تحت تأثیر محیط طبیعی و فعالیت‌های انسانی قرار می‌گیرد. بنابراین، در مقایسه با مدل‌های قطعی یا روش‌های آماری خطی عمومی، مدل پرسپترون چندلایه دارای توانایی نگاشت غیرخطی عالی برای انجام پهنه‌بندی مخاطرات دامنه‌ای می‌باشد (پام<sup>۳</sup> و همکاران، ۲۰۱۷).

### یافته‌های پژوهش

در جهت پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ در جاده مشکین‌شهر به اهر، با استفاده از مدل پرسپترون چندلایه که به‌عنوان یکی از مدل‌های مهم و کاربردی در سیستم شبکه عصبی مصنوعی شناخته می‌شود، ۹ عامل مهم در رخداد ریزش سنگ در منطقه مورد مطالعه شناسایی و انتخاب شده است. کار پیش‌پردازش و پردازش نهایی در نرم‌افزارهای ENVI5.6 و Arc GIS 10.8 انجام شده است و ۹ عامل ورودی برای مدل پرسپترون چندلایه شامل لایه‌های زیر می‌باشد که جهت مدل‌سازی و اجرای آن، وارد نرم‌افزار SPSS Modeler شده است (اشکال ۳ تا ۱۱).

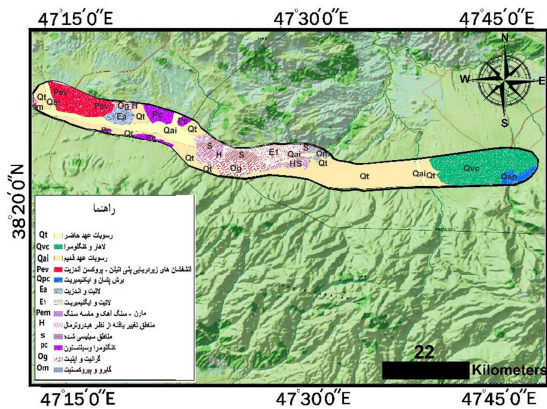


شکل ۴: نقشه شیب

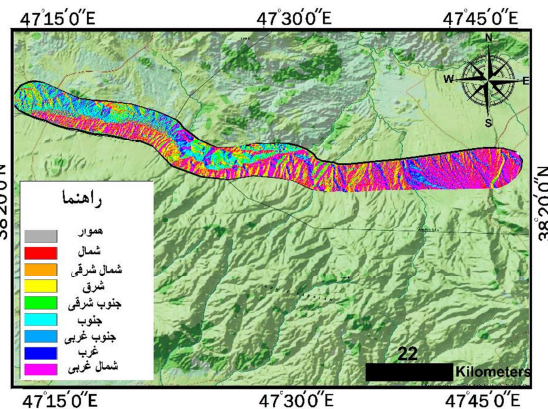


شکل ۳: نقشه ارتفاع

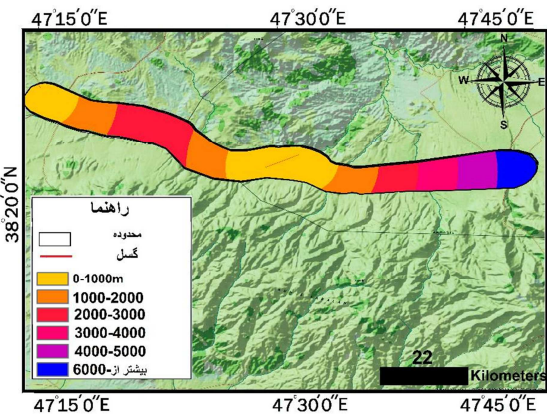
1 Aitkin et al  
2 Rathore et al  
3 Pham et al



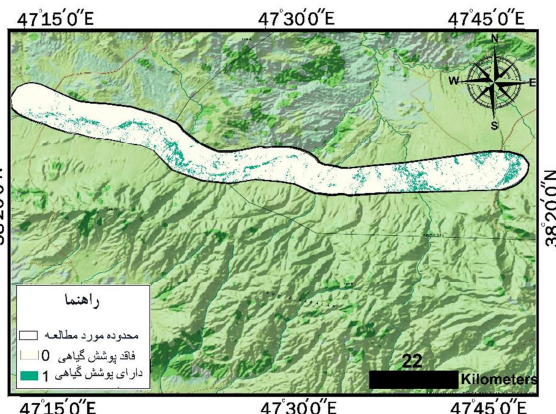
شکل ۶: نقشه زمین‌شناسی



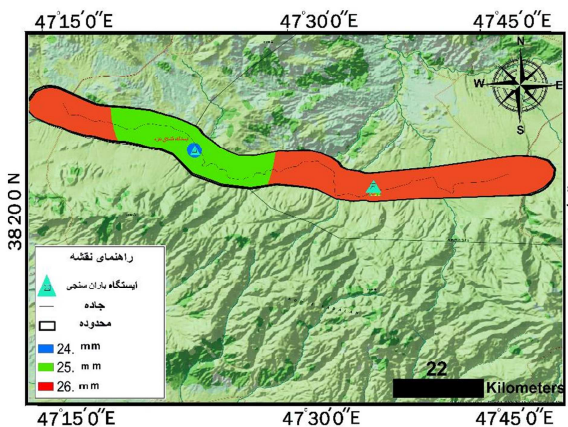
شکل ۵: نقشه جهت شیب



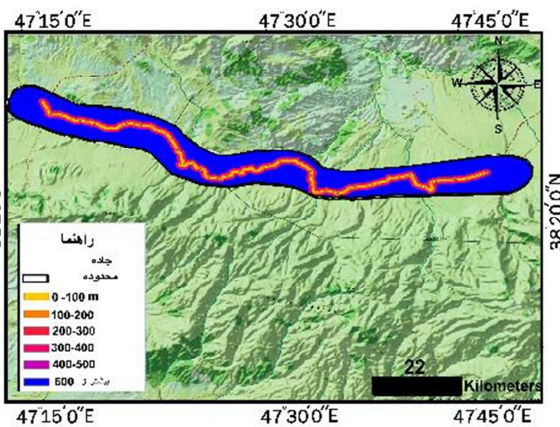
شکل ۸: نقشه فاصله از گسل



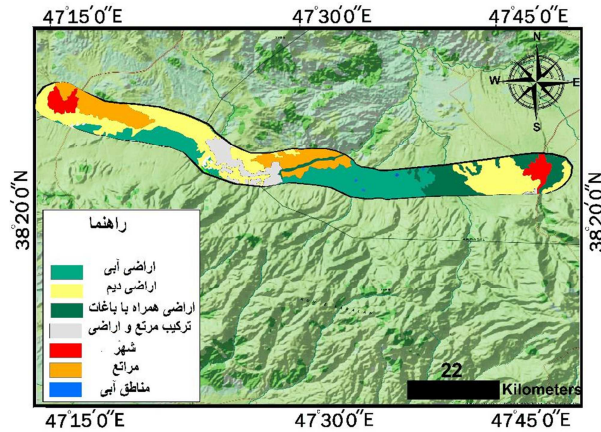
شکل ۷: نقشه پوشش گیاهی



شکل ۱۰: نقشه میانگین بارش در بازه ۲۰۰۸ تا ۲۰۲۳



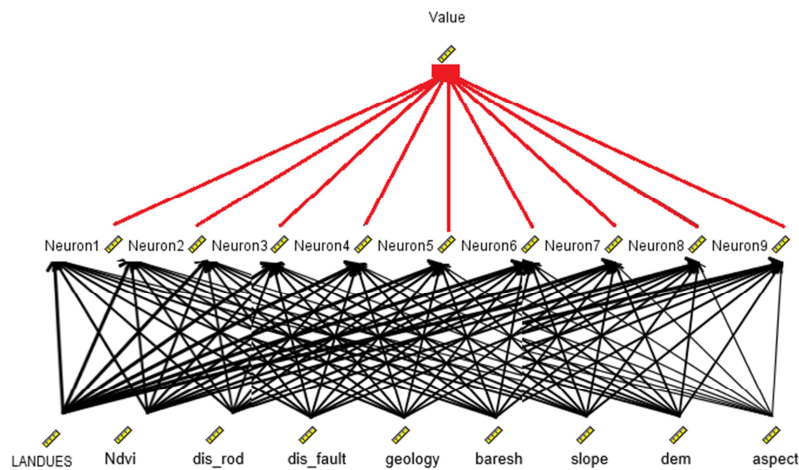
شکل ۹: نقشه فاصله از جاده



شکل ۱۱: نقشه کاربری اراضی

### نتایج و بحث

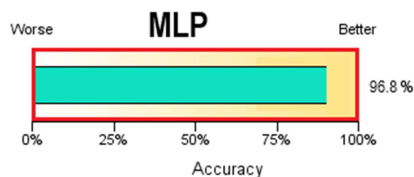
باتوجه به مطالب ارائه شده، جهت پهنه‌بندی ریزش سنگ با استفاده از مدل پرسپترون چندلایه در نرم‌افزار SPSS Modeler، از کل داده‌ها ۷۰ درصد برای آموزش داده‌ها و ۳۰ درصد نیز برای تست شبکه اختصاص داده شده است. همچنین، در جهت مدل‌سازی در نرم‌افزار SPSS Modeler، باتوجه به الگوریتم مدل پرسپترون چندلایه از سه دسته پارامتر استفاده شده است که شامل ۹ نورون ورودی و ۹ نورون میانه با یک خروجی می‌باشد (شکل ۱۲). همچنین با توجه به شکل (۱۳)، پس از طراحی و اجرای اولیه مدل، میزان موفقیت مدل ۹۶/۸ درصد بوده است که نشان‌دهنده این بوده که مدل طراحی شده صلاحیت اجرای اصلی را دارد و نرخ آموزش شبکه باتوجه به داده‌های ورودی در حد استاندارد می‌باشد. یکی از مزیت‌های نرم‌افزار SPSS Modeler، پشتیبانی از محیط برنامه‌نویسی و همچنین سنجش مرحله‌ای هنگام مدل‌سازی است که باعث می‌شود کاربر در هنگام فرایند تحلیل نرم‌افزار از میزان موفقیت و یا عدم کارایی مدل آگاه شود و اقدام به اصلاح مدل موردنظر کند (وهاب‌زاده، ۱۴۰۲).



شکل ۱۲: ماتریس شبکه‌ای مدل پرسپترون چندلایه

Model Summary

Target	Rock fall
Model	Multilayer perceptron
Hidden layer Neuron	9

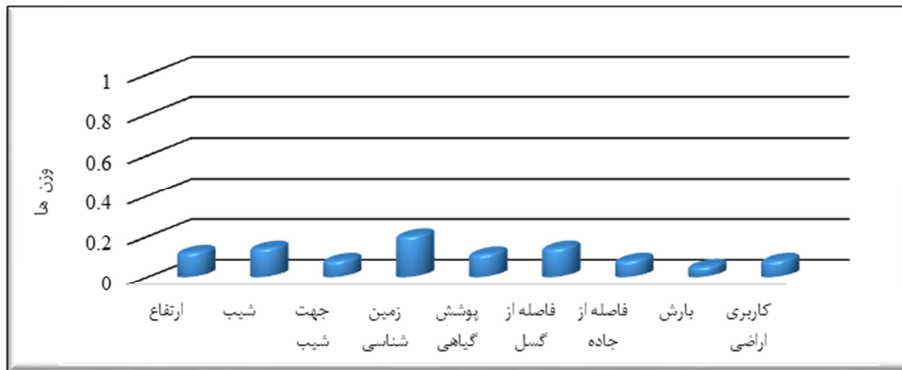


شکل ۱۳: میزان موفقیت اولیه مدل

باتوجه به جدول (۱)، مقادیر وزنی برای پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ با استفاده از مدل پرسپترون چندلایه، مقادیر وزنی بین صفر تا یک می‌باشد. در این طبقه‌بندی هر چه عوامل دارای عدد نزدیک به یک باشد، بیشترین تأثیر را در رخداد ریزش سنگ دارد و بالعکس هر چه عدد نزدیک به صفر باشد، کمترین تأثیر را می‌گذارد (وهاب‌زاده، ۱۴۰۲). همچنین، بیشترین امتیاز وزنی برای رخداد ریزش سنگ به ترتیب عوامل زمین‌شناسی ۰/۲۰، شیب و فاصله از گسل با ۰/۱۴ و ارتفاع با ۰/۱۲ می‌باشد. اما کمترین امتیاز وزنی نیز مربوط به بارش با ۰/۰۵ و کاربری اراضی و جهت شیب با ۰/۰۸ است. در شکل (۱۴) نمودار مقادیر وزنی جهت نمایش بهتر تهیه گردیده است.

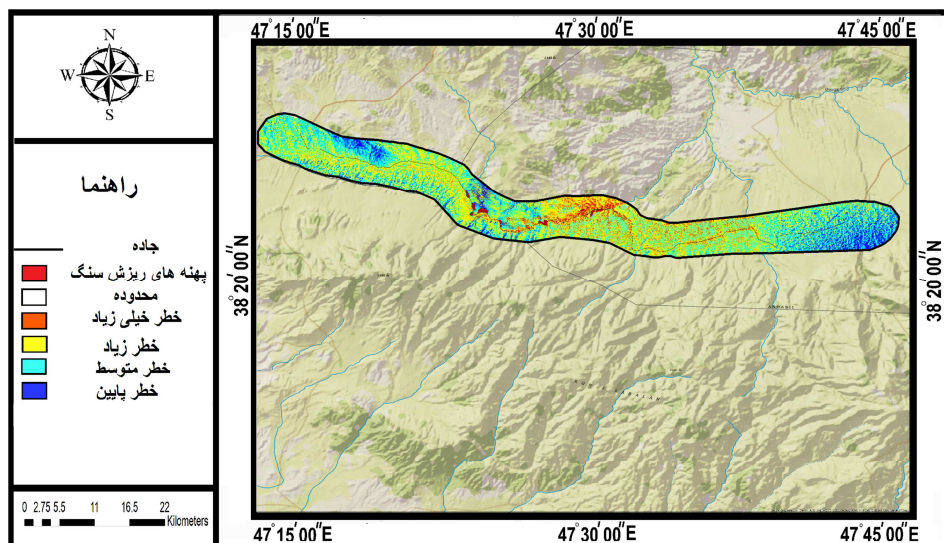
جدول ۱: مقادیر وزنی ورودی‌ها

ترتیب	لایه ورودی	مقدار وزنی
۱	ارتفاع	۰/۱۲۰۴
۲	شیب	۰/۱۴۰۸
۳	جهت شیب	۰/۰۸۰۱
۴	زمین‌شناسی	۰/۲۰۱۲
۵	پوشش گیاهی	۰/۱۱۲۲
۶	فاصله از گسل	۰/۱۴۱۳
۷	فاصله از جاده	۰/۰۸۱۶
۸	بارش	۰/۰۵۱۵
۹	کاربری اراضی	۰/۰۸۱۰



شکل ۱۴: نمودار میزان وزن ورودی‌ها

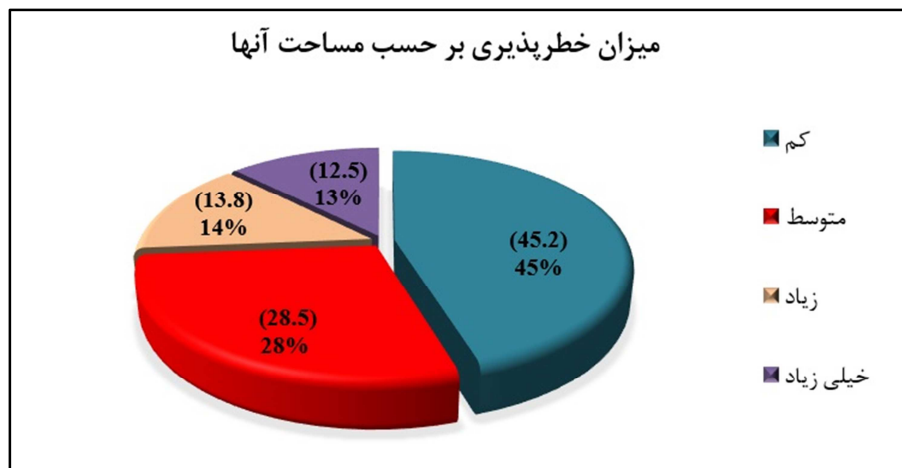
باتوجه به لایه‌های مستقل و وابسته‌ای که برای پهنه‌بندی ریزش سنگ تهیه شده بود و وارد مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه گردیده، خروجی مقادیر وزنی در نهایت توسط نرم‌افزار Arc GIS به نقشه نهایی تبدیل شده است که پراکنش مکانی پهنه‌های ریزش سنگ در منطقه مورد مطالعه را نمایش می‌دهد. همچنین باتوجه به شکل (۱۵)، نقشه پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ منطقه در چهار کلاس شامل مناطق با خطرپذیری خیلی زیاد، زیاد، متوسط و کم توسط نرم‌افزار Arc GIS طبقه‌بندی شده است. جدول (۲) و شکل (۱۶) اطلاعاتی همچون مساحت هر کلاس به کیلومتر مربع و درصد هر کلاس از کل خطرپذیری و مساحت منطقه را نمایش می‌دهد. می‌توان مشاهده نمود که به- ترتیب، کلاس با خطر کم بیشترین مساحت را با ۴۵/۲ کیلومتر مربع معادل ۴۵ درصد از کل مساحت منطقه مورد مطالعه به خود اختصاص داده و کلاس با خطر متوسط مساحتی بالغ بر ۲۸/۵ کیلومتر مربع بوده است که ۲۸ درصد از مساحت کل منطقه می‌باشد. در رتبه سوم کلاس با مناطق خطرپذیری زیاد است که ۱۳/۸ کیلومتر مربع برابر با ۱۴ درصد از کل مساحت منطقه را شامل شده و در آخر کلاس با خطر خیلی زیاد ۱۲/۵ کیلومتر مربع معادل با ۱۳ درصد از کل مساحت جاده مشگین‌شهر - اهر بوده است. همچنین، تصاویر از دامنه‌های ریزشی و مستعد ریزش سنگ اخذ شده که نشان می‌دهد که نقشه پهنه‌بندی دارای عملکرد مناسبی داشته و هم‌پوشانی خوبی با نقاط واقعی دارد (اشکال ۱۷ تا ۲۰).



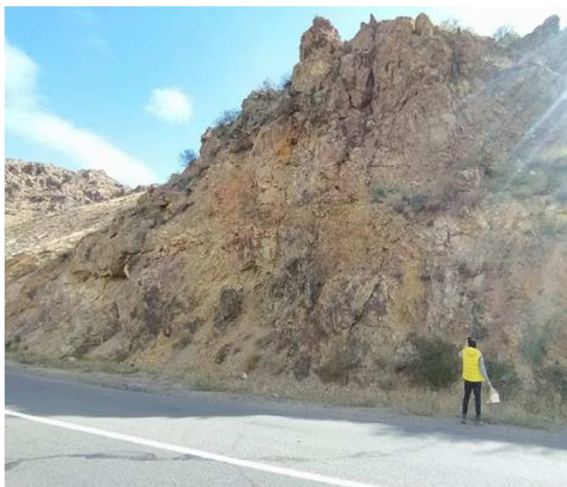
شکل ۱۵: نقشه پهنه‌بندی ریزش سنگ با مدل پرسپترون چندلایه

جدول ۲: میزان خطرپذیری و مساحت آن‌ها در مدل پرسپترون چندلایه

میزان خطرپذیری	مساحت (کیلومتر مربع)
کم	۴۵/۲
متوسط	۲۸/۵
زیاد	۱۳/۸
خیلی زیاد	۱۲/۵



شکل ۱۶: نمودار میزان خطرپذیری و مساحت آن‌ها در مدل پرسپترون چندلایه



شکل ۱۸: دامنه‌های ریزشی سنگ در ۳۱ کیلومتری مشگین‌شهر به اهر



شکل ۱۷: ریزش گرانیت در ۳۷ کیلومتری مشگین‌شهر به اهر



شکل ۲۰: دامنه‌های ریزشی سنگ در ۵۳ کیلومتری مشگین‌شهر به اهر



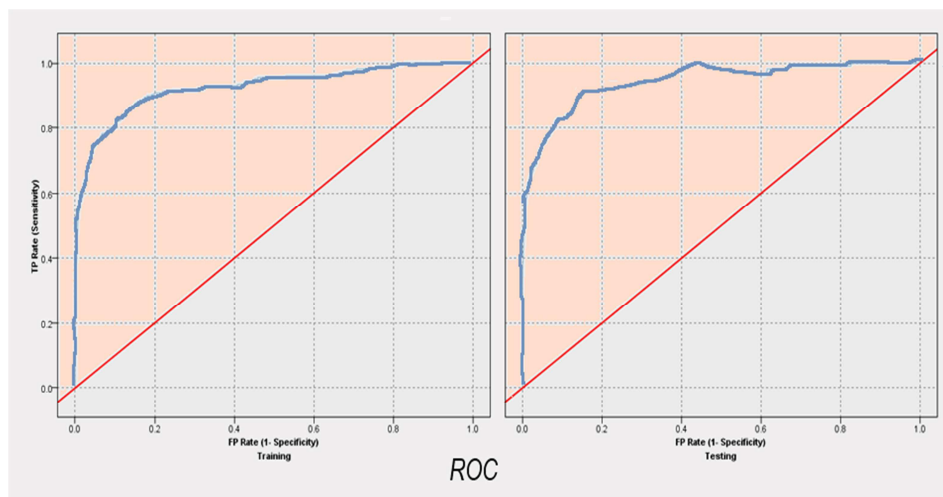
شکل ۱۹: دامنه‌های ریزشی سنگ در ۳۵ کیلومتری مشگین‌شهر به اهر

همچنین، نتایج این پژوهش با نتایج پژوهش‌های اسفندیاری و همکاران (۱۴۰۳) که پهنه‌بندی مخاطره ریزش سنگ در جاده خلخال به شاهرود با استفاده از الگوریتم پرسپترون چندلایه پرداخته‌اند، دارای شباهت و تفاوت‌هایی می‌باشد. نتایج مطالعات آن‌ها نشان داد که عامل زمین‌شناسی، لایه کاربری اراضی و فاصله از جاده، بیشترین تأثیر را در وقوع ریزش سنگ در منطقه مورد مطالعه ایفا می‌کند. همچنین در مقایسه با نتایج به‌دست‌آمده از این پژوهش نیز مؤثرترین عامل در رخداد ریزش سنگ عامل زمین‌شناسی و شیب، ارتفاع می‌باشد که با توجه به نتایج دو پژوهش در بخش عامل زمین‌شناسی، شباهت‌های زیادی وجود دارد. همچنین در بخش مدل‌سازی در هر دو پژوهش از مدل پرسپترون چندلایه استفاده شده است. اما تفاوتی که در مطالعات اسفندیاری و همکاران (۱۴۰۳) وجود دارد این است که به‌جای استفاده از داده‌های اقلیمی از داده‌های لرزه‌خیزی در بخش ورودی به مدل استفاده شده است که در رخداد ریزش سنگ به‌عنوان عامل تأثیرگذار شناخته می‌شود. بنابراین، در امر پهنه‌بندی مخاطرات دامنه‌ای هرچه مقدار و تنوع داده‌های ورودی بیشتر باشد دقت و کیفیت خروجی نیز افزایش می‌یابد.

#### صحت‌سنجی بر اساس منحنی ROC در مدل پرسپترون

منحنی ROC، ابزاری مفید و کارآمد برای پیش‌بینی و سنجش دقت مدل‌سازی است (محمدی و پور قاسمی، ۱۳۹۶؛ محمد نیا و همکاران، ۱۳۹۷). در یک منحنی ROC، محور عمودی (y) نشان می‌دهد که مدل تا چه اندازه قادر به تشخیص نمونه‌های مثبت واقعی است. همچنین، محور افقی (x) هم نشان می‌دهد که مدل تا چه اندازه نمونه‌های منفی را به اشتباه مثبت تشخیص می‌دهد. به‌عبارت ساده‌تر، هرچه منحنی به سمت بالا و چپ منحرف شود، مدل ما بهتر عمل کرده است (لی<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۱۹). مقادیر ROC بین بازه ۰ تا ۱ بوده است. بنابراین، هرچه مقدار ROC به ۱ نزدیک‌تر باشد مدل دارای اعتبار بالاتری است. این منحنی هم برای داده‌های آموزشی و هم برای داده‌های تست شبکه اجرا می‌شود (اسفندیاری درآباد و همکاران، ۱۴۰۳؛ وهاب‌زاده، ۱۴۰۲). در اینجا برای تعیین میزان صحت-سنجی از نتایج مدل پرسپترون چندلایه از منحنی ROC استفاده شده است. با توجه به شکل (۲۱)، منحنی ROC از دو بخش تشکیل شده است که سمت چپ مربوط به داده‌های آموزشی و سمت راست مربوط به بخش تست مدل

است. در بخش آموزش و تست مدل، منحنی ROC دارای عملکرد کاملاً مشابهی بوده و حجم زیرمنحنی در هر دو پارامتر دارای عملکرد یکسانی بوده است. این عامل نشان می‌دهد که طراحی و فرایند آموزش مدل بر اساس داده‌های ورودی کاملاً اصولی و استاندارد بوده و سبب شده است که خروجی مدل نیز دارای اعتبار بالایی باشد. بنابراین، آموزش صحیح مدل سبب شده است که نتایج خروجی در بخش تست نیز روند اعتبار بالا را نشان دهند. باتوجه به جدول (۳)، مقدار AUC عدد ۰/۸۱۲ در بخش آموزش و ۰/۸۶۵ در بخش تست شبکه را نمایش می‌دهد که گویای این است که مدل هم در بخش آموزش و هم در بخش تست دارای اعتبار بالایی بوده و نتایج خروجی آن قابل اعتماد است.



شکل ۲۱: منحنی اعتبارسنجی ROC

جدول ۳: مقادیر AUC

تقسیم‌بندی	بخش آموزش	بخش تست
نوع مدل	AUC	AUC
ریزش سنگ	۰/۸۱۲	۰/۸۶۵

### نتیجه‌گیری

مخاطره ریزش سنگ به‌عنوان تهدیدی مهم برای تأسیسات و زیرساخت‌های مناطق کوهستانی محسوب می‌شود. باتوجه به وقوع مخاطره ریزش سنگ در مسیر جاده ارتباطی مشگین‌شهر به اهر، در این پژوهش به پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ با استفاده از مدل پرسپترون چندلایه پرداخته شد. داده‌های استخراج‌شده جهت انجام کار عموماً از لایه DEM منطقه، تصاویر ماهواره‌ای و بررسی‌های میدانی به‌دست آمده است. جهت انجام کار ۹ عامل مهم رخداد ریزش سنگ در منطقه شناسایی و در ادامه، این عوامل به‌عنوان ورودی مدل پرسپترون چندلایه انتخاب شدند. همچنین، جهت پهنه‌بندی ریزش سنگ با استفاده از مدل پرسپترون چندلایه در نرم‌افزار SPSS Modeler از کل داده‌ها ۷۰ درصد برای آموزش داده‌ها و ۳۰ درصد نیز برای تست شبکه اختصاص داده شد. نتایج پژوهش نشان داد بیشترین امتیاز وزنی برای رخداد ریزش سنگ در منطقه مورد مطالعه به ترتیب عوامل زمین‌شناسی ۰/۲۰، شیب و فاصله از گسل با ۰/۱۴ و ارتفاع با ۰/۱۲ بوده است. همچنین، کمترین امتیاز وزنی نیز مربوط به عامل بارش با ۰/۰۵ و کاربری

اراضی و جهت شیب با امتیاز وزنی  $0/08$  می‌باشد. همچنین، خروجی نقشه پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ نشان داد که حدود  $45/2$  کیلومتر مربع (معادل ۴۵ درصد کل مساحت) منطقه مورد مطالعه در کلاس خطر کم،  $28/5$  کیلومتر مربع (معادل ۲۸ درصد مساحت) در کلاس با خطر متوسط،  $13/8$  کیلومتر مربع (معادل ۱۴ درصد مساحت) در محدوده خطر زیاد و  $12/5$  کیلومتر مربع (معادل ۱۳ درصد مساحت) محدوده مورد مطالعه با خطرپذیری خیلی زیاد مواجه می‌باشد. همچنین، نتایج صحت‌سنجی بر اساس منحنی ROC برای مدل پرسپترون نشان داد که مقدار AUC عدد  $0/812$  در بخش آموزش و  $0/865$  در بخش تست شبکه بوده است که این نیز گویای این واقعیت می‌باشد که مدل هم در بخش آموزش و هم در بخش تست دارای اعتبار بالایی بوده و نتایج خروجی آن قابل اعتماد است. از این رو، استفاده از مدل پرسپترون چندلایه در ارزیابی حساسیت ریزش سنگ جهت کاهش خطرات و آسیب‌های ناشی از آن می‌تواند به برنامه‌ریزان و تصمیم‌گیران در مناطق مشابه کمک شایانی کند. باید افزود خروجی نقشه حساسیت ریزش سنگ در محدوده مورد مطالعه (جاده ارتباطی مشکین‌شهر - اهر) نیز می‌تواند در شناسایی نقاط مستعد رخداد ریزش سنگ و نیز برنامه‌ریزی جهت حفظ تعادل مورفودینامیک دامنه‌های آن مؤثر باشد.

## منابع

- اسفندیاری درآباد، فریبا؛ رحیمی، مسعود؛ وهاب‌زاده، مهرداد. (۱۴۰۳). پهنه‌بندی مخاطره ریزش سنگ در جاده خلخال به شاهرود با استفاده از الگوریتم پرسپترون چندلایه. مجله جغرافیا و مخاطرات محیطی. doi: 10.22067/geoh.2024.87847.1482
- اسفندیاری درآباد، فریبا؛ رحیمی، مسعود؛ نویدفر، اصغر؛ مهرورز، ارسلان. (۱۳۹۹). ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (مطالعه موردی: جاده حیران - استان اردبیل. پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، ۳۳(۳)، ۱۸-۳۳. doi: 10.2034/gmpj.2020.122210
- اسکندری، محمدرضا؛ نظر پور، احد؛ خیاط، نوید. (۱۴۰۲). پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ با بهره‌گیری از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره در آزادراه خرم‌آباد - پل زال. مخاطرات محیط طبیعی، ۱۲(۳۵)، ۱۳۹-۱۵۶. doi: 10.22111/jneh.2023.41400.187
- اصغری سراسکانرود، صیاد؛ مظفری، حسن. (۱۳۹۸). ارزیابی و مقایسه مدل‌های ضریب نسبت فراوانی و تحلیل شبکه در پهنه‌بندی ریزش سنگ. تحلیل فضایی مخاطرات محیطی، ۶(۴)، ۱۲۳-۱۴۲. doi: 10.29252/jsaeh.6.4.123
- ایلاتلو، مریم؛ ابراهیمی، لیلیا. (۱۳۹۵). پهنه‌بندی خطر وقوع حرکات توده‌ای با استفاده از مدل‌های ارزش اطلاعاتی، تراکم سطح و LNRF در حوضه آبخیز زهره. مجله دانش مخاطرات، ۳(۲)، ۱۵۳-۱۴۱. doi: 10.2059/jhsci.2016.60344
- زمردیان، محمدجعفر. (۱۳۹۲). ژئومورفولوژی ایران. جلد دوم، انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد. صص ۱۲۰.
- عابدینی، موسی؛ مظفری، حسن؛ فعال نذیری، مهدی. (۱۴۰۱). بررسی و مقایسه کارایی مدل‌های ارزش اطلاعات و ضریب نسبت فراوانی و آنتروپی شانون در پهنه‌بندی خطر ریزش سنگ (مطالعه موردی: جاده زنجان - تهم - طارم). مطالعات جغرافیایی مناطق کوهستانی، ۳(۱)، ۷۵-۵۵. doi: 10.52547/gsma.3.1.55
- مددی، عقیل. (۱۳۸۹). بررسی ناپایداری ژئومورفولوژیک گردنه صائین (بین شهر نیر و سراب، منطقه آذربایجان) با استفاده از روش آنبالاگان. جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، ۲۱(۱)، ۷۷-۹۹. doi: 20.1001.1.20085362.1389.21.1.5.9
- نعمتی، مریم؛ خبازی، مصطفی؛ عبداللهی، علی‌اصغر؛ قضا، علی. (۱۳۹۹). نقش حرکات دامنه‌ای "ریزش" در ایجاد مخاطرات ریلی (محور ریلی زاهدان-کرمان). جغرافیای طبیعی، ۱۲(۴۷)، ۱۱۷-۱۳۲. doi: 20.1001.1.20085656.1399.13.47.7.9
- وهاب‌زاده، مهرداد. (۱۴۰۲). پهنه‌بندی مخاطرات دامنه‌ای در جاده خلخال به شاهرود با استفاده از سیستم شبکه عصبی مصنوعی، پایان نامه کارشناسی ارشد ژئومورفولوژی و برنامه‌ریزی محیطی، دانشگاه محقق اردبیلی.

Abdullah, S., Ismail, M., & Ahmed, A. N. (2019). Multi-layer perceptron model for air quality prediction. *Malaysian Journal of Mathematical Sciences*, 13, 85-95.

Aitkin, M., & Foxall, R. (2003). Statistical modeling of artificial neural networks using the multi-layer perceptron. *Statistics and Computing*, 13, 227-239.

- Bickel, V.T., Jordan, A.P., Manconi, A., Loew, S., & Mall, U. (2021). Global Drivers of Lunar Rockfall.
- Kanno, H., Moriguchi, S., Tsuda, Y., Yoshida, I., Iwanaga, S., & Terada, K. (2023). A method for rockfall risk quantification and optimal arrangement of protection structures along a road. *Engineering Geology*, 314, 107004.
- Li, D., Huang, F., Yan, L., Cao, Z., Chen, J., & Ye, Z. (2019). Landslide susceptibility prediction using particle-swarm-optimized multilayer perceptron: Comparisons with multilayer-perceptron-only, bp neural network, and information value models. *Applied Sciences*, 9(18), 3664.
- Pham, B. T., Bui, D. T., Prakash, I., & Dholakia, M. B. (2017). Hybrid integration of Multilayer Perceptron Neural Networks and machine learning ensembles for landslide susceptibility assessment in the Himalayan area (India) using GIS. *Catena*, 149, 52-63.
- Pierson, L.A., Davis, S.A., & Vickie, R.V. (1990). ROCKFALL HAZARD RATING SYSTEM: IMPLEMENTATION MANUAL.
- Rathore, H., Wenzel, L., Al-Ali, A. K., Mohamed, A., Du, X., & Guizani, M. (2018). Multi-layer perceptron model on chip for secure diabetic treatment. *IEEE Access*, 6, 44718-44730. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2854822.
- Rossi, M., Sarro, R., Reichenbach, P., & Mateos, R. M. (2021). Probabilistic identification of rockfall source areas at a regional scale in El Hierro (Canary Islands, Spain). *Geomorphology*, 381, 107661.
- Wang, Z. H., Hu, Z. W., Zhao, W. J., Guo, Q. Z., & Wan, S. M. (2015). Research on regional landslide susceptibility assessment based on multiple layers perceptron-Take the hilly area in Sichuan as an Example. *Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering*, 35(5), 691-698.
- Wei, L., Xu, Y., Lv, D., Cui, H., Liu, S., & Ao, M. (2024). Rockfall susceptibility assessment in Kuandian County (Northeast China) by combining information content method and analytic hierarchy process. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 83(6), 240.
- Yan, J., Chen, J., Tan, C., Zhang, Y., Liu, Y., Zhao, X., & Wang, Q. (2023). Rockfall source area identification at the local scale by integrating discontinuity-based threshold slope angle and rockfall trajectory analyses. *Engineering Geology*, 313, 106993.
- Stoffel, M., Trappmann, D. G., Coullie, M. I., Ballesteros Cánovas, J. A., & Corona, C. (2024). Rockfall from an increasingly unstable mountain slope driven by climate warming. *Nature Geoscience*, 17(3), 249-254.