



Identifying Factors Affecting Landslides on Astara Road to Namin Tunnel Using the MLP Model

Fariba Esfandiari Darabad^{a*}, Mehrdad Vahabzadeh^b, Zohreh Sheikhlr^c, Behrouz Nezafat Taklhe^d

^a Professor in Geomorphology, Faculty of Social Sciences, University of Mohagheh Ardabili, Ardabil, Iran.

^b Masters graduate in Geomorphology and Environmental Management, Faculty of Social Sciences University of Mohagheh Ardabili, Ardabil, Iran

^c Master's student in Remote Sensing, Faculty of Earth Sciences, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

^d PhD student in Geomorphology, Faculty of Social Sciences, University of Mohagheh Ardabili, Ardabil, Iran

Article Info	Abstract
<p>Article History</p> <p>Received: 27 March 2024</p> <p>Received in revised form: 21 April 2024</p> <p>Accepted: 27 April 2024</p> <p>Available online: 21 March 2025</p>	<p>Landslides are one of the phenomena that cause significant damage, especially in mountainous areas. Therefore, it is essential to evaluate and identify the factors affecting the occurrence of landslides in these areas. The purpose of this research is to identify the factors affecting landslides along the Astara road to Nemin tunnel using an MLP model. The MLP model is one of the efficient neural network models that can solve complex problems. To identify the important factors in the occurrence of landslides, based on field studies, 8 factors have been identified, including: geology, vegetation, distance from the road, land use, slope, aspect, elevation, and recorded landslide locations. After pre-processing, all layers were entered into SPSS MODELER software, and the modeling was designed with 8 input neurons, 6 hidden layer neurons, and 1 output neuron. The results of this research showed that the weighted output of the MLP model assigned the highest weight to the geological layer (0.26), followed by the land use layer and distance from the road (0.14 and 0.13, respectively). For model validation, the AUC value was 0.948 for the training data and 0.962 for the testing data, indicating the model's high reliability in both phases. Therefore, it can be concluded that the geological factor has the greatest impact on the occurrence of landslides in the region compared to other factors. Finally, machine learning models and artificial intelligence are recommended for future studies on landslides and mass movements.</p>
<p>Keywords:</p> <p>Landslide susceptibility assessment, MLP neural network, Astara-Namin road, Geospatial factors, Risk zonation, Geomorphic hazards</p>	

*.Corresponding author : Dr. Fariba Esfandiari Darabad

E-mail address: esfandyari@uma.ac.ir

How to cite this article: Esfandiari Darabad, F., Vahabzadeh, M., Sheikhlr, Z., & Nezafat Taklhe, B. (2025). Identifying Factors Affecting Landslides on Astara Road to Namin Tunnel Using the MLP Model. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 14(1), pp.43-60. <https://doi.org/10.22067/geoeh.2024.87409.1475>



©2025 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Geomorphic phenomena are natural occurrences that manifest with specific spatial and temporal characteristics. According to the Geological Society, a landslide is defined as the downward movement of mass materials on sloping surfaces. Landslides cause significant damage worldwide each year and are recognized as one of the most critical geomorphological hazards. Natural factors such as earthquakes, rainfall, and snowmelt, along with human activities such as road construction, infrastructure development, and mining, exacerbate landslide occurrences, particularly in mountainous regions. One key strategy to mitigate damages caused by mass movements, particularly landslides, is the accurate and timely identification of areas with instability potential. Determining the factors influencing landslides and categorizing associated risks are crucial for developing effective mitigation strategies. The Astara–Namin tunnel road, a major route connecting Gilan and Ardabil provinces, is highly susceptible to landslides due to its unique geomorphic and geological conditions, its location in a mountainous region, and its specific climatic characteristics. Given the importance of this road and the associated slope hazards, especially landslides, conducting geomorphological studies to identify influencing factors is imperative. These studies can lead to effective planning and measures to reduce risks, prevent human and financial losses, and protect the local environment. This research aims to identify the factors affecting landslides along the Astara–Namin tunnel road using the Multilayer Perceptron (MLP) model.

Material and Methods

This study utilized various geospatial datasets, including a 1:100,000-scale geological map of Astara County for geological formations, a 1:50,000-scale topographic map for road layers, and a 12.5-meter resolution DEM from ALOS-PALSAR. Sentinel-2 satellite imagery was employed for land use and vegetation cover analysis, while GPS data was used to map landslide-prone areas. The Multilayer Perceptron (MLP) model is a type of artificial neural network inspired by the structure and functionality of the human brain. The MLP model is highly effective in solving complex problems by recognizing patterns and relationships in data.

Results and Discussion

The results indicate that the geological layer holds the highest weight (0.26), followed by land use (0.14) and distance from the road (0.13), suggesting that landslide occurrences along the Astara–Namin tunnel road are primarily influenced by these factors. The study classifies landslide-prone areas into four risk levels—low, medium, high, and very high—based on the Jenks natural breaks classification method. The area distribution for each risk class in the MLP model is as follows: very high-risk zones (23.14 km²), high-risk zones (47.2 km²), medium-risk zones (21.19 km²), and low-risk zones (0.9 km²). These findings demonstrate the model's capability in identifying critical landslide-prone areas along the studied route.

Conclusion

The presence of andesite and sedimentary rock layers, such as limestone and other fragile formations, contributes to slope instability under external dynamic forces. Excessive water intake from rainfall and snowmelt saturates the surface layers of slopes, transforming the soil into a semi-fluid state. Since the lower layers are more resistant, the upper layers tend to move downslope, leading to landslides. Additionally, human activities significantly influence landslide occurrences in the region. Extensive land use changes, particularly those that disturb natural vegetation and soil stability, exacerbate landslide risks. The MLP algorithm evaluation demonstrated high reliability in both training and testing phases, making it a valuable tool for identifying landslide-influencing factors. The distinguishing feature of this algorithm is its design, which mimics the human brain's neural networks, enabling it to solve complex problems effectively. This study highlights the necessity of incorporating advanced computational models such as MLP in geomorphological hazard assessments to enhance predictive accuracy and risk mitigation strategies.



دسترسی آزاد

DOI:10.22067/geoh.2024.87409.1475

مقاله پژوهشی

شناسایی عوامل مؤثر بر زمین لغزش در جاده آستارا تا تونل نمین با استفاده از مدل MLP

فریبا اسفندیاری درآباد^{۱*}، مهرداد وهابزاده^۲، زهره شیخلر^۳، بهروز نظافت تکه^۴

استاد ژئومورفولوژی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
 ۲ کارشناسی ارشد ژئومورفولوژی و آمایش محیط، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
 ۳ دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران
 ۴ دانشجوی دکتری ژئومورفولوژی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>تاریخچه مقاله</p> <p>تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۱/۱۸</p> <p>تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۲/۰۲</p> <p>تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۲/۰۸</p>	<p>زمین لغزش یکی از پدیده‌هایی است که رخداد آن سبب ایجاد خسارات زیادی به‌ویژه در مناطق کوهستانی می‌شود. بنابراین ارزیابی و شناخت عوامل مؤثر بر وقوع رخداد زمین لغزش در مناطق کوهستانی امری ضروری است. هدف از این پژوهش شناسایی عوامل مؤثر بر زمین لغزش در جاده آستارا تا تونل نمین با استفاده از مدل MLP می‌باشد. مدل MLP یکی از مدل‌های کارآمد شبکه عصبی است که توانایی حل مسائل پیچیده را دارد. برای شناسایی عوامل مهم در رخداد زمین لغزش با توجه به مطالعات میدانی ۸ عامل شناسایی شده است که شامل: زمین‌شناسی، پوشش گیاهی، فاصله از جاده، کاربری راضی، شیب، جهت شیب، ارتفاع، نقاط واقعی زمین لغزش استفاده شده است. بعد از پیش‌پردازش‌ها تمام لایه‌ها وارد نرم‌افزار SPSS MODELER شده و مدل‌سازی با ۸ نورون ورودی و ۶ نورون میانه و ۱ خروجی طراحی شده است. نتایج این پژوهش نشان داده که خروجی وزنی مدل MLP بیشترین ارزش وزنی را برای لایه زمین‌شناسی با مقدار ۰/۲۶ برای کاربری راضی و فاصله از جاده به ترتیب مقدار ۰/۱۴ و ۰/۱۳ اختصاص داده است. هم‌چنین در بخش اعتبار سنجی مدل مقدار AUC عدد ۰/۹۴۸ در بخش آموزش و ۰/۹۶۲ 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 می‌باشد بنابراین نتیجه‌گیری می‌شود که عامل زمین‌شناسی نسبت به سایر عوامل در رخداد زمین لغزش در منطقه تأثیر زیادی دارد و در نهایت پیشنهاد می‌گردد در مطالعات آتی برای مطالعه و ارزیابی زمین لغزش و حرکات دامنه‌ای از مدل‌های یادگیری ماشینی و هوش مصنوعی استفاده شود.</p>
<p>کلمات کلیدی:</p> <p>ارزیابی آسیب‌پذیری زمین لغزش، شبکه عصبی MLP، جاده تونلی آستارا-نمین، عوامل ژئوماتیک، پهنه‌بندی خطر، مخاطرات ژئومورفیک</p>	

مقدمه

مخاطرات ژئومورفولوژیک، پدیده‌های هستند که ممکن است با ابعاد و دوره‌های زمانی خاصی در یک منطقه خاص رخ دهند. طبق تعریف انجمن زمین‌شناسی، زمین‌لغزش به معنای حرکت توده‌های مواد به سمت پایین روی سطوح شیب‌دار است (Nasiri, 2008). هر ساله، رخداد زمین‌لغزش خسارات هنگفتی را در سرتاسر جهان به بار می‌آورد و به‌عنوان یکی از بزرگ‌ترین مخاطرات ژئومورفولوژیکی شناخته می‌شوند. عوامل طبیعی مانند زلزله، بارندگی و ذوب برف، در کنار فعالیت‌های انسانی مثل ساخت جاده و سازه‌ها، فعالیت معدن‌کاری می‌توانند به‌عنوان عامل تشدیدکننده رخداد زمین‌لغزش در مناطق مختلف به‌ویژه در نواحی کوهستانی باشد (Cubito, Ferrara & Pappalardo, 2005). یکی از راهکارهای کلیدی برای کاهش خسارات ناشی از حرکات دامنه‌ای به‌ویژه زمین‌لغزش، شناسایی دقیق و به‌موقع مناطق خطرناک و مستعد است (Mokhtari, 1993). یافتن عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش و تقسیم‌بندی خطرات ناشی از آن، برای دستیابی به راهکارهای کنترل این پدیده و کاهش خسارات احتمالی امری ضروری است. جاده ارتباطی آستارا به تونل نمین به‌عنوان جاده پرتردد بین استان‌های گیلان و استان اردبیل به‌ویژه شهرستان نمین شناخته می‌شود و در حال حاضر به خاطر شرایط ژئومورفیک و زمین‌شناسی خاص و هم‌چنین به علت قرارگیری در منطقه کوهستانی و اقلیم ویژه تحت تأثیر فرآیند دامنه‌ای از نوع زمین‌لغزش قرار دارد. با توجه به اهمیت جاده آستارا تا تونل نمین و خطرات ناشی از مخاطرات دامنه‌ای به‌ویژه رخداد زمین‌لغزش در این مسیر، انجام مطالعات ژئومورفولوژیک و شناخت عوامل مؤثر بر آن به‌عنوان یک ضرورت انکارناپذیر مطرح می‌شود. این مطالعات می‌تواند به برنامه‌ریزی و اقداماتی مؤثر برای کاهش خطرات و خسارات جانی و مالی و حفاظت از محیط‌زیست منطقه منجر شود. در رابطه با پدیده زمین‌لغزش و خطرات ناشی از آن مطالعات زیادی در ایران و خارج از آن صورت گرفته است: محمدی و ساسانپور (Mohammadi & Sasanpour, 2021) به تحلیل ریسک وقوع زمین‌لغزش و واریزه در جاده‌های هراز و لواسانات پرداخته‌اند، در این تحقیق از تحلیل مکانی در محیط ArcGIS استفاده شده است و محققین به این نتیجه رسیدند که در تحلیل خطر وقوع زمین‌لغزش مناطقی که جهت شمال شرقی و جنوب غربی دارند و هم‌چنین خروجی نقشه نشان‌دهنده‌ی این است که بیش‌ترین مناطقی که خطر ریزش سنگ دارند مربوط به شیب بالای ۵۰ درصد است. رضایی مقدم و همکاران (Rezaei Moghaddam, Mokhtari & Samandar, 2021) به مدل‌سازی حرکات توده‌ای و مدیریت مناطق حساس به وقوع این حرکات با استفاده از الگوریتم‌های آماری و شبکه عصبی (مطالعه موردی: حوضه آبریز اوجان چای) پرداختند. محققین به این نتایج رسیدند که در مدل سیستم شبکه عصبی ۱۰/۳۲ درصد و در مدل رگرسیون لجستیک ۵/۰۶ درصد در پهنه‌ی خطر زیاد قرار گرفته که مربوط به مناطقی است که به لحاظ لیتولوژی مقاومت کمی دارند. انتظاری و کردوانی (Entezari & Kordavani, 2022) به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از روش‌های مبتنی بر GIS و داده‌های راداری (مطالعه موردی: فریدون‌شهر) پرداختند. محققین در این تحقیق به این نتایج رسیدند که نقشه پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش ۶۷ درصد از سلول نقشه با رتبه‌ی خیلی زیاد و زیاد با سلول نقشه جابه‌جایی سطحی تصاویر راداری هم‌خوانی دارد. اصغری سراسکانرود و پیروزی (Asghari Saraskanroud & Pirizi, 2023) به

ارزیابی مقایسه‌ای الگوریتم‌های تصمیم‌گیری چند معیاره WLC، OWA، VIKOR و MABAC در پهنه‌بندی خطر زمین لغزش (مطالعه موردی: حوضه گیوی چای استان اردبیل) پرداختند و نتایج به دست آمده نشان‌دهنده این است که هر یک از مدل‌ها با مقدار ۱۵/۴۱ درصد برای مدل VIKOR، ۶۶/۰۷ درصد برای مدل OWA، ۵۵/۲۳ درصد برای مدل WLC، ۵۶/۳۱ درصد برای مدل MABAC با شاخص پرخطر برای مساحت منطقه مورد مطالعه به دست آمده است و ارزیابی مدل‌ها نشان می‌دهد که مدل VIKOR نسبت به سایر مدل‌ها کارایی بیشتری دارد. میرزائی و همکاران (Mirzai, Momeni & Abdi, 2024) به پهنه‌بندی خطر زمین لغزش در امتداد آزادراه خرم آباد-زال در استان لرستان با استفاده از روش تحلیل سلسله مراتبی (AHP¹) پرداختند. نتایج نشان داد که ۵۴ درصد از منطقه مورد مطالعه دارای پتانسیل زمین لغزش زیاد و خیلی زیادی می‌باشد. قاطع و همکاران (Ghateh, Malekzadeh & Pourghasemi, 2024) به پهنه‌بندی خطر زمین لغزش با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای (مطالعه‌ی موردی: حوضه‌ی آبخیز بالهارود شهرستان گرمی) پرداختند. نتایج نشان داد که تصاویر راداری از پتانسیل خوبی برای آشکارسازی ناپایداری دامنه‌ها و محاسبه جابه‌جایی آن‌ها برخوردار می‌باشد. هونگ و همکاران (Hong et al., 2017) به روش‌های ارزیابی خطر زمین لغزش در امتداد مناطق گسلی بر اساس نحوی کار چندگانه (مطالعه موردی از منطقه گسل لیکسیان-لوجیابو در استان گانسوچین) پرداختند. در این تحقیق از سه مدل مختلف مثل مدل بهبودیافته نیومارک، مدل تئوری فراکتال، مدل رگرسیون استفاده شده است و نتایج نشان داد که مدل بهبودیافته نیومارک عملکرد خوبی نسبت به سایر مدل‌ها داشته است. راجا و همکاران (Raja, Çiçek, Türkoğlu, Aydin & Kawasaki, 2017) به نقشه‌برداری حساسیت زمین لغزش حوضه رودخانه سرا با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک در حوضه رودخانه سرا واقع در ترکیه پرداختند. محققین به این نتیجه رسیدند که ۳۸/۸ درصد از مساحت منطقه مورد نظر در مناطقی با حساسیت زیاد و متوسط به زمین لغزش را تشکیل می‌دهند و گسترش آن بیشتر در قسمت جنوب حوضه رودخانه سرا و در امتداد نهرها قرار دارد. ژائو و همکاران (Zhao, Tian, Li & Ma, 2018) به پهنه‌بندی خطر و بلایای ناشی از شیب در بزرگراه تنه: مطالعه موردی در شمال شانسی چین پرداختند در این تحقیق از مدل ارزیابی و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) استفاده شده است و نویسندگان به این نتایج دست یافتند که پهنه‌بندی خطر بلایای ناشی از شیب بزرگراه در شمال شانسی با توزیع واقعی مطابقت دارد. آبیجا و همکاران (Abija, Nwosu, Ifedotun & Osadebe, 2019) به ارزیابی حساسیت زمین لغزش کالابار، نیجریه با استفاده از ژئوتکنیک، سنجش از دور و تصمیم‌گیری چند معیاره و تحلیل پیامدهای برنامه‌ریزی و توسعه شهری پرداختند. محققین به این نتیجه رسیدند که احتمال رخداد زمین لغزش در شیب زمین ۳۲ درصد بیشتر رخ می‌دهد در حالی که جهت شیب، نوع خاک و انسجام آن، زاویه اصطکاک، هدایت هیدرولیکی، زهکشی، کاربری اراضی و شاخص پوشش گیاهی نرمال شده عامل ایجادکننده است. میر و همکاران (Mir, Habib, Kumar & Bhat, 2024) به نقشه‌برداری حساسیت زمین لغزش و ارزیابی خطر با استفاده از کل ارزش‌های حساسیت برآورد شده در امتداد NH44 در جامو و کشمیر، هیمالیا غربی پرداختند. نتایج نشان داد که از تصاویر رصد زمین با وضوح بالا و سایر مجموعه داده‌ها

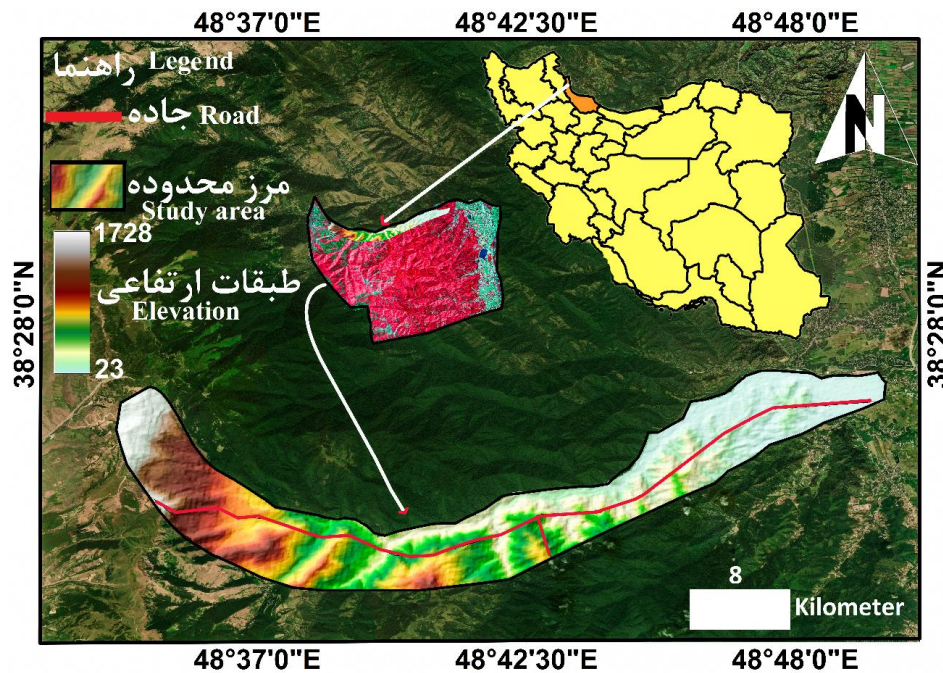
برای تولید نقشه‌های عامل جغرافیایی قادر است سطوح مختلف زمین‌لغزش را شناسایی کند. لیو و همکاران (Liu, Shao & Shao, 2024) به پهنه‌بندی حساسیت لغزشی با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله مراتبی (AHP) در منطقه بزرگ شیان، چین پرداختند. نتایج نشان داد که مناطق حساس به زمین‌لغزش متوسط تا بسیار زیاد قادر به مهار ۸۲/۵۸ درصد از زمین‌لغزش‌های تاریخی هستند. آکدهی و همکاران (Alqadhi, Mallick, Hang, Al Asmari & Kumari, 2024)، به ارزیابی تأثیر ساخت‌وساز جاده بر حساسیت زمین‌لغزش در زمین کوهستانی عربستان سعودی: یک رویکرد یادگیری عمیق بهینه‌بیزی با مکانیسم توجه و تجزیه و تحلیل حساسیت پرداختند. نتایج نشان داد که شبکه‌های جاده‌ای به‌طور قابل توجهی بر مناطق شناسایی‌شده به‌عنوان مناطق پرخطر تأثیر می‌گذارد، که در این راستا هدف از پژوهش حاضر شناسایی عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش در جاده آستارا تا تونل نمین با استفاده از مدل^۱ MLP می‌باشد.

مواد و روش‌ها

موقعیت منطقه مورد مطالعه

جاده ارتباطی آستارا به تونل نمین با طول ۴۲ کیلومتر در مختصات جغرافیایی 48° درجه $37'$ دقیقه و 0° ثانیه تا 48° درجه $43'$ دقیقه و 0° ثانیه طول شرقی و 38° درجه $20'$ دقیقه 0° ثانیه عرض شمالی قرار دارد (شکل ۱). این محور استان گیلان را به استان اردبیل وصل می‌کند و به‌عنوان یکی از مسیرهای کوهستانی برجسته در ایران شناخته می‌شود. این جاده ارتباطی به دلیل شرایط ژئومورفولوژیکی و زمین‌شناسی ویژه به یکی از جاده‌های خطرناک و معروف کشور به لحاظ رخداد حرکات دامنه‌ای تبدیل شده است. در امتداد این جاده، ساختارهای زمین‌شناسی مختلفی قابل مشاهده است. از تونل نمین تا روستای حیران، سنگ‌های آندزیت همراه با لایه‌های کنگلومرا دیده می‌شود، از روستای حیران تا نزدیکی شهر آستارا، سنگ‌های رسوبی شامل سنگ‌آهک، لایه‌های کنگلومرا و تراورتن مشاهده می‌شوند. به دلیل تأثیرات اقلیمی دریای خزر، منطقه اطراف شهر آستارا اقلیم مرطوب خزری دارد. کاربری اصلی این منطقه، کشاورزی و مرتع است و بارش متوسط سالانه حدود ۸۴۰ میلی‌متر است.

1 Multi Layer Perceptron



شکل ۱- نقشه محدوده مورد مطالعه

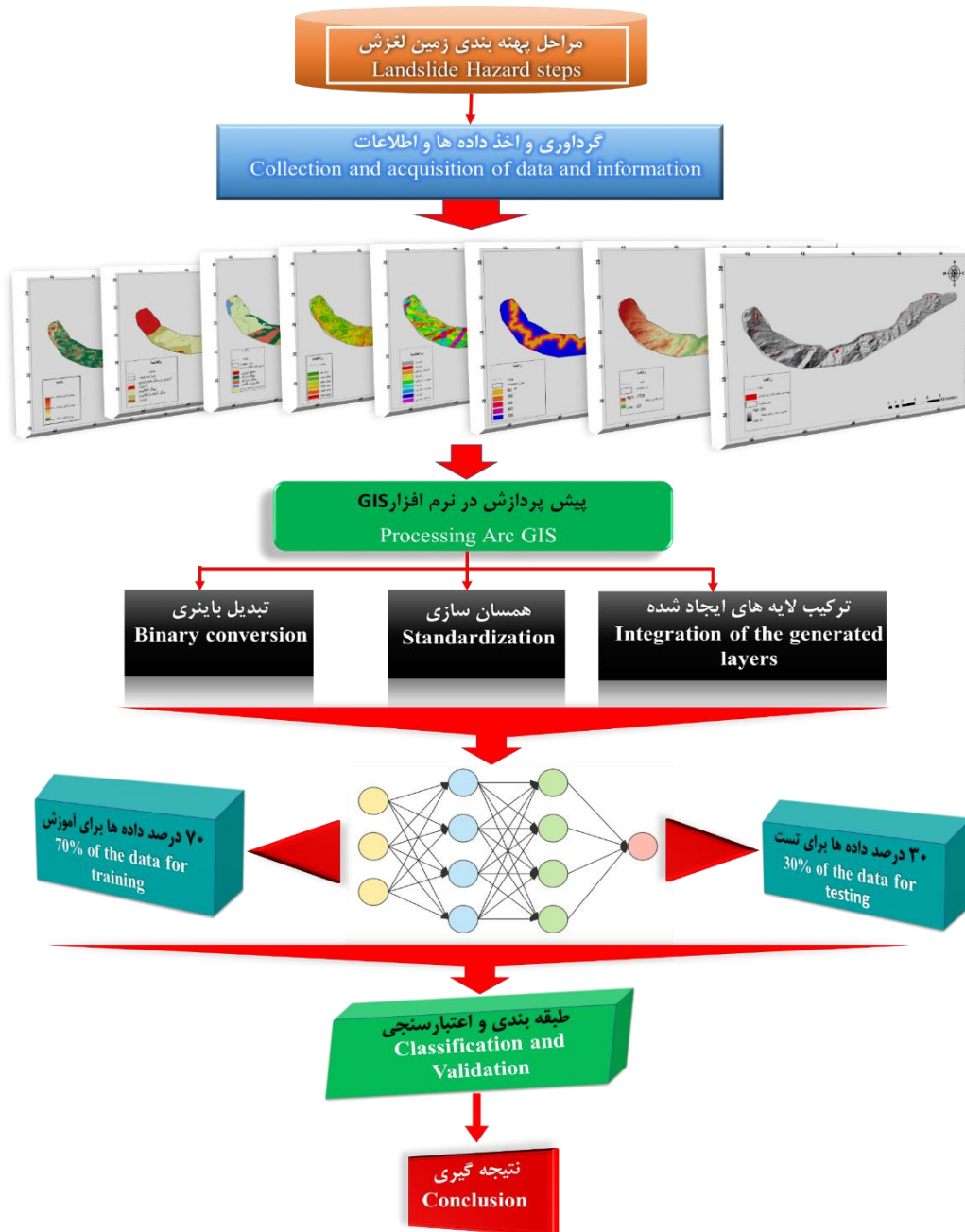
Fig.1. Location of the study area

روش پژوهش

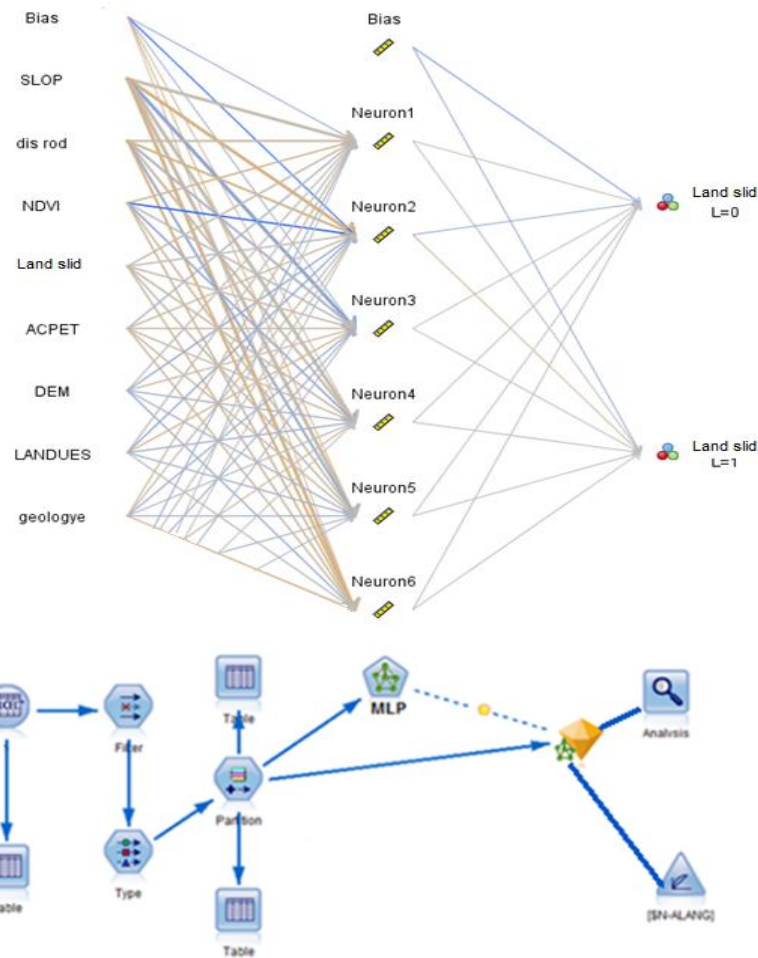
در پروسه انجام این پژوهش از داده و اطلاعات مختلفی استفاده شده است که شامل: نقشه زمین شناسی شهرستان آستارا با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ که نقشه مربوط به سازندهای زمین شناسی از این نقشه اخذ شده است، نقشه توپوگرافی با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ که لایه‌های مربوط به جاده از این نقشه برداشت شده است، از مدل رقمی ارتفاعی با قدرت تفکیک مکانی ۱۲/۵ مربوط به ماهواره ALOS - PALSAR و همچنین از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل ۲ برای کاربری اراضی و پوشش گیاهی استفاده شده است. همچنین برای برداشت مناطق خطرناک به لحاظ زمین لغزش از دستگاه GPS استفاده شده است. تمام داده‌های مورد استفاده برای آماده‌سازی در مرحله اول وارد نرم‌افزار Arc GIS شده و پردازش مقدماتی روی تمام لایه‌ها انجام شده است (شکل ۲).

با توجه به مطالعات میدانی و بررسی تصاویر ماهواره‌ای برای شناسایی عوامل مؤثر بر زمین لغزش در جاده آستارا تا تونل نمین، ۸ لایه به ترتیب: ۱- زمین شناسی ۲- پوشش گیاهی ۳- شیب ۴- کاربری اراضی ۵- فاصله از جاده ۶- جهت شیب ۷- نقاط واقعی زمین لغزش ۸- ارتفاع، با استاندارد فرمت رستری مورد استفاده قرار گرفته است (شکل ۴ تا ۱۱). لایه نقاط واقعی زمین لغزش در این فرایند به عنوان لایه کمکی در جهت آموزش مدل به کار گرفته شده است. تمام لایه‌ها بعد از تولید به صورت مشترک باهم جمع شده و یک تصویر رستری واحد ایجاد شده است. تصویر رستری واحد شامل تمام مقادیر عددی ۸ لایه‌های بالا می‌باشد. سپس برای فهم مدل از ورودی داده‌ها، تمام مقادیر پیکسل‌ها به صورت استاندارد طبقه‌بندی شده است. این طبقه‌بندی کمک می‌کند تا مدل در پردازش دچار خطا نشود چراکه ورودی مدل دارای مقادیر زیادی عدد است و این طبقه‌بندی باعث

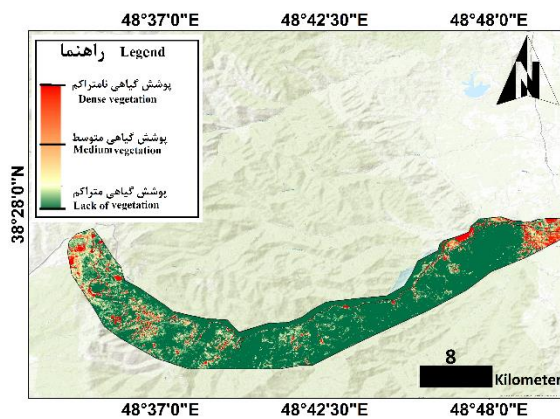
انسجام بین مقادیر می‌شود (Esfandiary Darabad, Rahimi, Navidfar & Arsalan, 2020). بعد از اتمام فرایند طبقه‌بندی، مدل‌سازی در نرم‌افزار SPSS Modeler با ۸ نورون ورودی با ۶ نورون میانه و ۱ خروجی انجام شد و ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل و ۳۰ درصد داده‌ها برای تست مدل داده اختصاص داده شدند. نوع الگوریتم مدل MLP از نوع پس از انتشار خطا می‌باشد. این الگوریتم در عین سادگی بسیار کارآمد بوده و باعث یادگیری هرچه بهتر مدل می‌شود و اتمام فرایند مدل زمانی است که به کم‌ترین میزان خطا رسیده باشد (شکل ۳).



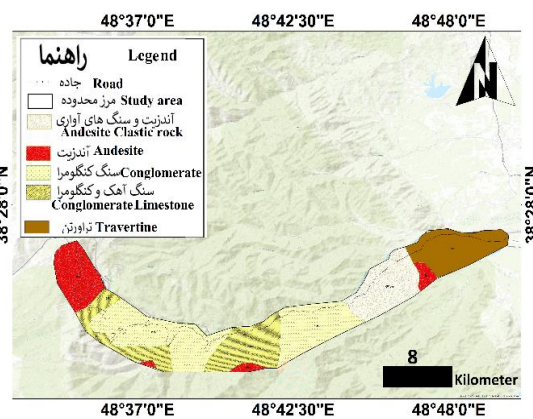
شکل ۲- نمودار جریان تحقیق
 Fig.2. Flowchart of the Research



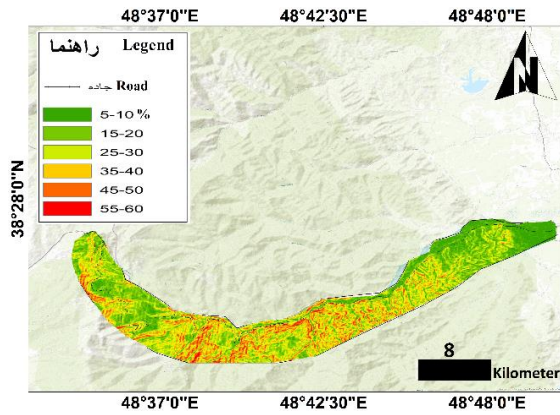
شکل ۳- مدل طراحی شده MLP
 Fig.3. Designed MLP model



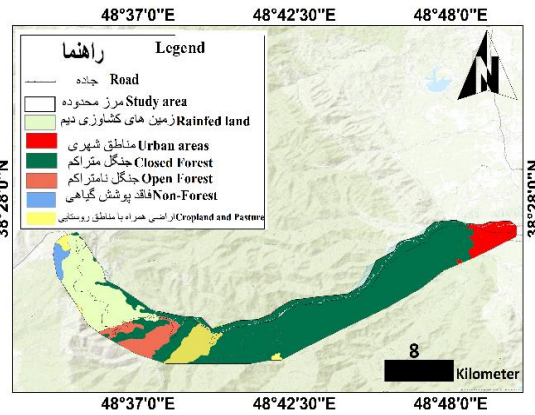
شکل ۵- نقشه پوشش گیاهی
 Fig.5. Vegetation map



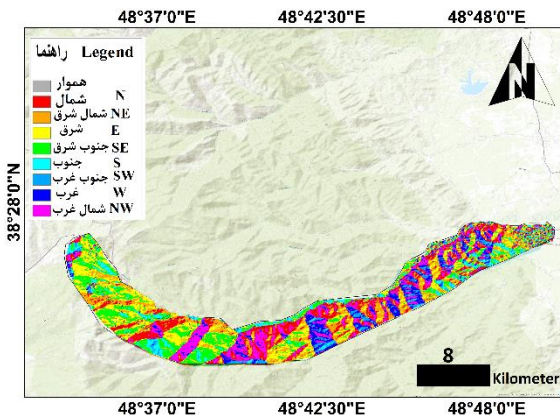
شکل ۴- نقشه زمین شناسی
 Fig.4. Geology Map



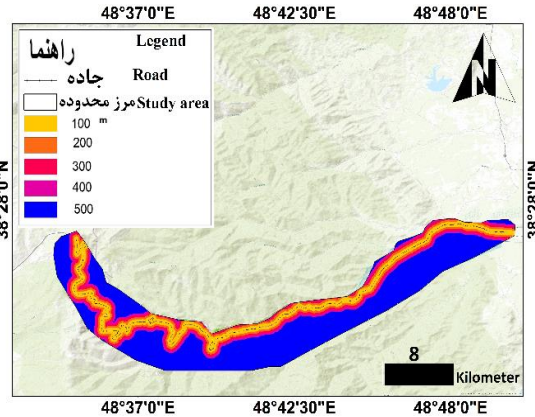
شکل ۷- نقشه شیب
Fig.7. Slope Map



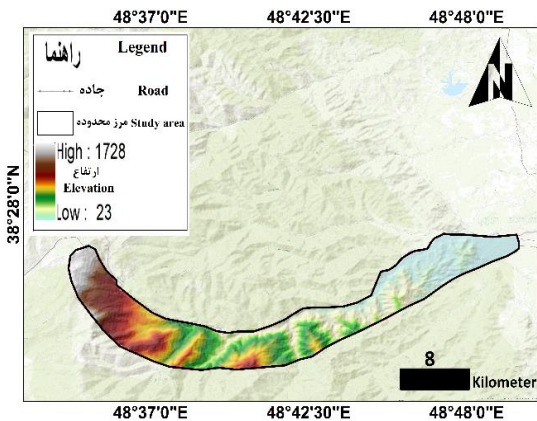
شکل ۶- نقشه کاربری اراضی
Fig.6. landuse Map



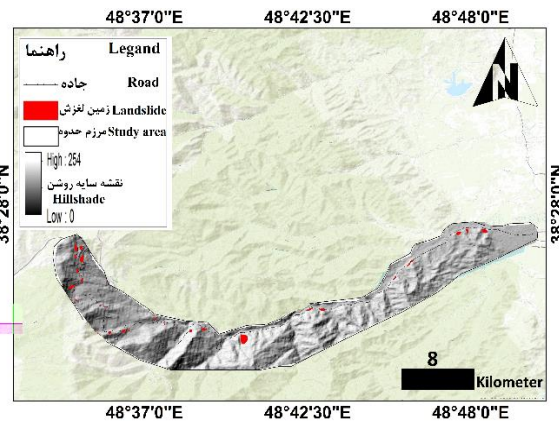
شکل ۹- نقشه جهت شیب
Fig.9. slope Aspect Map



شکل ۸- نقشه فاصله از جاده
Fig.8. Distance from Road map



شکل ۱۱- نقشه ارتفاع
Fig.11. Elevation



شکل ۱۰- نقشه نقاط زمین لغزش
Fig.10. Landslide Points Map

مدل MLP

مدل MLP یا پرسپترون چندلایه، نوعی شبکه عصبی مصنوعی است که از ساختار مغز انسان الهام گرفته شده است. مدل MLP توانایی بالایی در حل مسائل پیچیده دارد و به طور معادل، این مدل تلاش می‌کند تا الگوها و ارتباطات موجود در داده‌ها را به خوبی مدل کند (Ranjithan, Eheart & Garrett, 1995). مدل MLP از سه لایه شامل: ۱- نورون ورودی ۲- نورون میانه ۳- نورون خروجی تشکیل شده است که هر لایه وظایف خاص خود را بر عهده دارد و تعداد نورون‌ها و توابع فعال‌سازی هر لایه با استفاده از آزمون و خطا و باهدف دستیابی به بهترین عملکرد، مشخص می‌شود (Demuth & Beale, 1992). برای حل مسائل با نوع غیرخطی، نورون‌های پنهان به شبکه وصل می‌شوند که این کار قدرت مدل را در شناسایی الگوها و روابط توابع افزایش می‌دهد. تعیین تعداد و نورون‌های هر لایه با توجه به مقایسه دقت مدل نهایی برای ساختارهای مختلف انجام می‌شود و ساختار بهینه انتخاب می‌شود. برای آموزش این شبکه، از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده می‌شود که با مقایسه خروجی‌های واقعی با خروجی‌های مورد انتظار، وزن‌ها را تنظیم می‌کند. بر اساس قضیه کولموگوروف، یک شبکه پرسپترون سه لایه قادر است تا هر نوع فضای را تفکیک کند (Jouybari Moghaddam & Rostami, 2018).

نتایج و بحث

شبکه عصبی جهت طراحی نیازمند سه دسته داده آموزشی، آزمایشی و صحت سنجی است، داده‌های آموزشی به منظور پیدا کردن رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های مشاهده شده توسط مدل استفاده می‌شود. با توجه به (جدول ۱) نتایج نشان‌دهنده این است که مدل MLP بیشترین ارزش وزنی برای لایه زمین‌شناسی با مقدار ۰/۲۶ و برای لایه کاربری اراضی و فاصله از جاده به ترتیب مقدار ۰/۱۴ و ۰/۱۳ بوده که نشان‌دهنده این است که رخداد زمین‌لغزش در جاده آستارا تا تونل نمین و خطرات ناشی از آن بیشتر وابسته به این متغیرها است.

جدول ۱- مقادیر وزنی خروجی مدل MLP

Table 1- Weighted values of the model MLP output

نورون ورودی Input Neuron	وزن نورون خروجی Output Neuron Weight
NDVI	0.11
ASPECT	0.09
LANDUES	0.14
Geology	0.26
DEM	0.11
Dis road	0.13
SLOPE	0.16

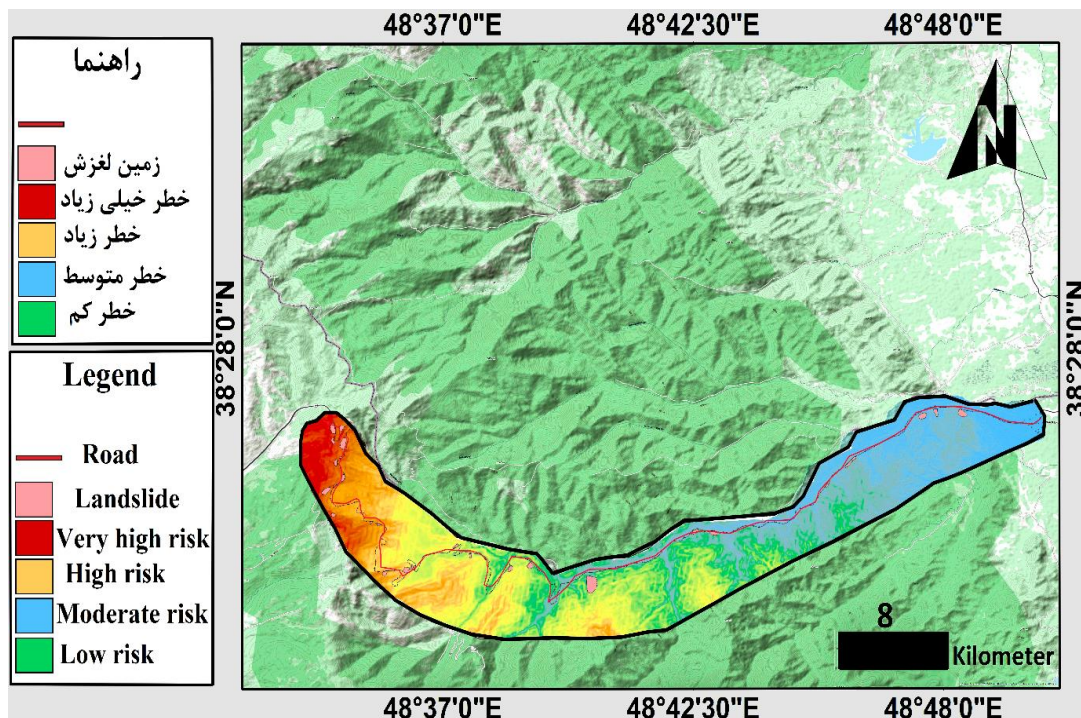
بر اساس (شکل ۱۲) و مساحت مناطق خطرناک در چهار رتبه به صورت: کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد به روش جنکس طبقه‌بندی شده است. الگوریتم جنکس به عنوان یک روش مؤثر برای ترتیب دهی مقادیر در کلاس‌های مختلف ارائه شده است، این الگوریتم از یک روند تکراری برای گروه‌بندی داده‌ها استفاده می‌کند تا

میانگین انحراف هر طبقه از میانگین کل را به حداقل برساند و به همراه آن، واریانس بین طبقه‌ها را به حداکثر افزایش دهد (Jahandar, Aghagolzadeh & Kazemi Tabar, 2018). طبق جدول ۲ نیز مساحت طبقات خطرپذیری نشان‌دهنده این است که در الگوریتم پرسپترون چندلایه بیشترین طبقه به لحاظ خطرپذیری دارای مقدار ۲۳/۱۴ کیلومترمربع، برای طبقه خطرپذیری زیاد مقدار ۴۷/۲ کیلومترمربع، در بخش خطرپذیری متوسط نیز نتایج مقادیر مساحت نشان‌دهنده این است که الگوریتم پرسپترون چندلایه با مساحت ۲۱/۱۹ کیلومترمربع، در طبقه خطرپذیری کم با مساحت ۰/۹ کیلومترمربع است.

جدول ۲- مساحت طبقات خطرناک

Table 2- Area of Hazard Classes

مساحت به km^2 Area km^2	طبقات ارزیابی خطر با زمین لغزش با مدل MLP Landslide Hazard Assessment Classes Using the MLP Model
0.9	خطرپذیری کم (Low risk class)
21.19	خطرپذیری متوسط (Moderate risk class)
47.07	خطرپذیری زیاد (High risk class)
23.14	خطرپذیری خیلی زیاد (Very high risk class)



شکل ۱۲- نقشه پهنه‌بندی خطر زمین لغزش در جاده آستارا به تونل نمین

Fig.12. Landslide Hazard Zoning Map of the Astara-Namin Tunnel Road



شکل ۱۳- رخداد زمین لغزش در نزدیکی شهر آستارا. شکل ۱۴- دامنه مستعد رخداد لغزش در گردنه حیران
Fig.14. Landslide-Prone Slopes in Heyran Pass Fig.13. Landslide Occurrence, Astara City.



شکل ۱۵- رخداد زمین لغزش در شالیزارهای اطراف شهر آستارا
Fig.15. Landslide Occurrence in the Rice Fields Surrounding Astara City

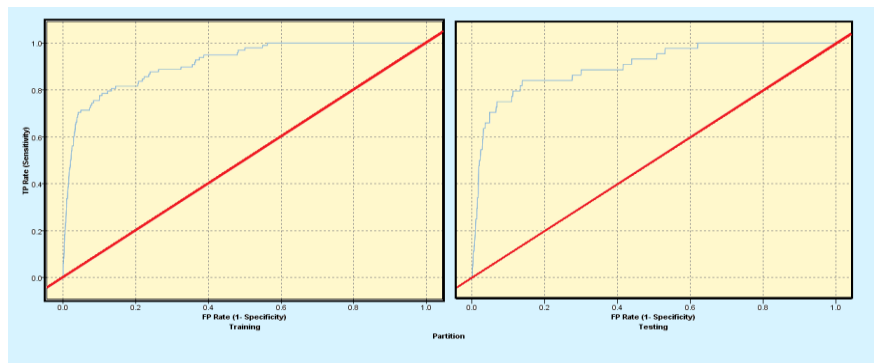


شکل ۱۶- رخداد زمین لغزش در ۱۰ کیلومتری تونل نمین. شکل ۱۷- رخداد زمین لغزش ۱۹ کیلومتری جاده آستارا به تونل نمین

Fig.16. Landslide Occurrence 10 km from Namin Tunnel. Fig.17. Landslide Occurrence 19 km along the Astara-Namin Tunnel Road

اعتبار سنجی خروجی مدل MLP

برای اعتبار سنجی داده‌ها و نقشه پهنه‌بندی خطر زمین لغزش از منحنی ROC در رابطه با خروجی داده‌ها استفاده شده است. این منحنی یادشده هم برای داده‌های آموزشی اجرا شده هم برای داده‌های تست شبکه، برای اعتبار سنجی یک مدل در وهله اول باید مرحله آموزش و اعتبار سنجی شود تا میزان ارزش بخش آموزشی معلوم شود. مدلی که در بخش آموزش دارای اعتبار پایینی باشد عموماً در مرحله نهایی نیز داده‌ها دارای دقت کم‌تری خواهد بود. هم‌چنین اعتبار سنجی بخش تست شبکه نیز به‌عنوان بخش نهایی در اعتبار سنجی شناخته می‌شود، برحسب نوع و میزان آموزش کیفیت داده‌های خروجی نیز متغیر است. هم‌چنین در بخش تست شبکه نمی‌توان از مقادیر سلولی مناطق خطر ریزش استفاده کرد بنابراین در بخش طراحی مدل داده‌ها به ۷۰ درصد آموزش و ۳۰ درصد تست شبکه تقسیم شده است. به مثال ساده نرم‌افزار در مرحله مدل‌سازی ۳۰ درصد مقادیر سلولی مناطق ریزشی را به‌صورت تصادفی نگهداشت است و آن را با داده‌های آموزشی ترکیب نمی‌کند و در آخر برای تست شبکه از همین داده‌های ۳۰ درصد استفاده می‌شود، نرم‌افزار به‌صورت خودکار با عمل مقایسه داده‌های خروجی و داده‌های ۳۰ درصد از طریق نمودار اعتبارسنجی نتیجه خروجی را نمایش می‌دهد. با توجه به منحنی (شکل ۱۸) در بخش اول مربوط به قسمت آموزش مدل MLP است، میزان اعتبار نشان‌دهنده این است که مدل به‌خوبی آموزش دیده و توانسته بخش زیادی از مناطق خطرناک به‌لحاظ زمین لغزش شناسایی کند. معیار این منحنی به گونه است که خطوط رسم شده هرچه دارای فاصله بیشتری از منحنی قرمز اصلی باشد دارای اعتبار بالایی است هم‌چنین در نمودار بالا منحنی آبی به سمت چپ مایل شده و به سمت بالا روانه شده که این حالت هم نمایانگر اعتبار بالای مدل در بخش آموزش است. بنابراین آموزش صحیح مدل سبب شده که نتایج خروجی در بخش تست نیز اعتبار بالا را نشان دهد. بخش آموزش دارای تفاوت اندکی است و مقدار AUC عدد ۰/۹۴۸ در بخش آموزش و ۰/۹۶۲ در بخش تست شبکه را نمایش می‌دهد (جدول ۳) 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 و نتایج خروجی آن قابل‌اعتماد است. هم‌چنین همپوشانی مناطق خطرناک با نقشه خروجی درصد بالایی را نشان می‌دهد.



شکل ۱۸- نمودار اعتبار سنجی ROC

Fig.18. ROC Validation Curve

جدول ۳- مقادیر AUC
Table 3- AUC Values

Partition	Training	Testing
Model	aus	aus
Landslide	0.948	0.962

جمع‌بندی

پژوهش حاضر به بررسی و شناسایی عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش در محدوده مطالعاتی جاده آستارا تا تونل نمین انجام گرفت. زمین‌لغزش یکی از پدیده‌های خطرناک در مناطق کوهستانی است که رخداد آن می‌تواند خسارات جبران‌ناپذیری را بر تأسیسات انسانی و محیط طبیعی وارد کند. نتایج این پژوهش نشان داد که عامل زمین‌شناسی با درصد ۰/۲۶، عامل شیب با درصد ۰/۱۶، عامل کاربری اراضی با درصد ۰/۱۴ و بیشترین تأثیر را در رخداد زمین‌لغزش در جاده آستارا تا تونل نمین دارد. قرارگیری سنگ‌های آندزیت و لایه‌های سنگ رسوبی مثل آهک و سنگ‌های تخریبی موجب شده که ساختمان دامنه‌ها در مواجهه با نیروهای دینامیک بیرونی پایداری خود را از دست بدهد. دریافت پیش حد آب به سبب بارش باران و برف باعث می‌شود که لایه سطحی دامنه‌ها اشباع‌شده و مواد روی دامنه به حالت خمیری تبدیل شود، به خاطر این که لایه‌های زیرین مقاوم بوده لایه‌های سطحی در برابر شیب دامنه به سمت پایین حرکت می‌کنند و به سبب آن زمین‌لغزش رخ می‌دهد. هم‌چنین دخالت عوامل انسانی در رخداد زمین‌لغزش در منطقه زیاد است و باعث شده که دامنه‌ها ناپایدار شود. تغییرات کاربری اراضی در منطقه به شدت بالا بوده است که بیشتر این تغییرات کاربری راضی در رخداد زمین‌لغزش در منطقه تأثیر مثبتی دارد. گسترش فرهنگ ویلا سازی در منطقه سبب شده است که بیشتر زمین‌های کشاورزی و مراتع که در پایه دامنه قرار دارد تبدیل به ویلا شود. هم‌چنین تغییرات و توسعه شبکه راه‌ها به‌ویژه در جاده آستارا تا تونل نمین در چند دهه اخیر سبب شده است که بیشتر دامنه‌های مشرف به جاده بریده‌شده و تبدیل به جاده شود، فعالیت معدن کاری در دامنه‌های جاده آستارا به تونل نمین نیز جزوه فعالیت‌های انسانی تأثیرگذار بر وقوع زمین‌لغزش در منطقه است، این فعالیت به حدی است که قسمت عظیمی از دامنه به سبب استخراج مواد معدنی نابود شده است. تغییرات نا اصولی در هندسی دامنه‌ها سبب شده که تعادل مورفودینامیک دامنه‌ها به هم خورده و پاسخ آن به صورت رخداد زمین‌لغزش در منطقه دیده شود. به صورت کلی دخالت عوامل طبیعی در رخداد زمین‌لغزش در منطقه نسبت به عوامل انسانی کم بوده و روند طبیعی چرخه تغییرات سطح دامنه به صورت متعادل در حال انجام است در حالی که دخالت عوامل انسانی در این چرخه باعث شده است که روند تغییرات سرعت زیادی به خود بگیرد و رخداد زمین‌لغزش در منطقه بیشتر شود. هم‌چنین ارزیابی الگوریتم MLP نشان داد که خروجی این مدل هم در بخش آموزش و هم در بخش تست شبکه دارای اعتبار بالایی است و می‌توان در شناسایی عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش مورداستفاده قرار گیرد. آنچه این الگوریتم را متمایز کرده نوع طراحی آن است که از شبکه عصبی مغز انسان الگوبرداری شده و توانایی حل مسائل پیچیده را دارد. و در نهایت

پیشنهاد می‌گردد در مطالعات آتی برای مطالعه و ارزیابی زمین لغزش و حرکات دامنه‌ای از مدل‌های یادگیری ماشینی و هوش مصنوعی استفاده شود.

References

- Abija, F. A., Nwosu, J. I., Ifedotun, A. I., & Osadebe, C. C. (2019). Landslide susceptibility assessment of Calabar, Nigeria using Geotechnical. *Remote Sensing and Multi-Criteria Decision Analysis: Implications for Urban Planning and Development*, 774-788. <http://dx.doi.org/10.25177/JESSES.4.6.RA.617>
- Alqadhi, S., Mallick, J., Hang, H. T., Al Asmari, A. F. S., & Kumari, R. (2024). Evaluating the influence of road construction on landslide susceptibility in Saudi Arabia's mountainous terrain: a Bayesian-optimised deep learning approach with attention mechanism and sensitivity analysis. *Environmental Science and Pollution Research*, 31(2), 3169-3194. <https://doi.org/10.1007/s11356-023-31352-4>
- Asghari Saraskanroud, P., & Pirizi, A. (2023). Comparative evaluation of WLC, OWA, VIKOR and MABAC multi-criteria decision making algorithms in landslide risk zoning, case study: Givi Chai basin of Ardabil province. *Natural Geography Research*, 54(1), 65-94. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jphgr.2022.333658.1007656>
- Cubito, A., Ferrara, V., & Pappalardo, G. (2005). Landslide hazard in the Nebrodi mountains (Northeastern Sicily). *Geomorphology*, 66(1-4), 359-372. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.09.020>
- Demuth, H. B., & Beale, M. H. (1992). *Neural Network Toolbox User's Guide*. Mathworks, Incorporated.
- Entezari, M., & Kordavani, M. (2022). Landslide hazard zoning using GIS-based methods and radar data (Case study: Fereydoon Shahr). *Journal of Natural Environmental Hazards*, 11(33), 177-196. [In Persian] <https://doi.org/10.22111/jneh.2022.38660.1810>
- Esfandiary Darabad, F., Rahimi, M., Navidfar, A., & Arsalan, M. (2020). Assessment of landslide sensitivity by neural network method and Vector machine algorithm (Case study: Heyran Road-Ardebil province). *Quantitative Geomorphological Research*, 9(3), 18-33. [In Persian] https://www.geomorphologyjournal.ir/article_122210.html
- Ghateh, S., Malekzadeh, T., & Pourghasemi, E. (2024). Landslide risk zoning using satellite images (case study: Balharud watershed, Garmsi city). *Geography and Human Relationships*, 6(3), 145-164. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/gahr.2023.394638.1860>
- Hong, C., Burney, J. A., Pongratz, J., Nabel, J. E., Mueller, N. D., Jackson, R. B., & Davis, S. J. (2021). Global and regional drivers of land-use emissions in 1961–2017. *Nature*, 589(7843), 554-561. <https://doi.org/10.1038/s41586-020-03138-y>
- Jahandar, S., Aghagolzadeh, A., & Kazemi Tabar, S. J. (2018). Blind recognition of block codes in the presence of high noise using statistical methods. *Modern Defense Science and Technology (Non-active defense science and technology)*, 10(4), 373-381. [In Persian]

- Jouybari Moghaddam, Y., & Rostami, S. Q. (2018). Fusion of Markov Chain and SAX Method for Drought Probability Analysis (Case Study: Eastern District of Isfahan, Iran). *Environmental Management Hazards*, 5(3), 295-311. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jhsci.2018.267316.414>
- Liu, X., Shao, S., & Shao, S. (2024). Landslide susceptibility zonation using the analytical hierarchy process (AHP) in the Great Xi'an Region, China. *Scientific Reports*, 14(1), 2941. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-53630-y>
- Mir, R. A., Habib, Z., Kumar, A., & Bhat, N. A. (2024). Landslide susceptibility mapping and risk assessment using total estimated susceptibility values along NH44 in Jammu and Kashmir, Western Himalaya. *Natural Hazards*, 120(5), 4257-4296. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06363-6>
- Mirzai, F., Momeni, A. A., & Abdi, Y. (2024). Landslide hazard zonation along Khorramabad-Zal Highway in Lorestan province using analytical hierarchy process (AHP). *New Findings in Applied Geology*, 18(36), 264-282. [In Persian] <https://doi.org/10.22084/nfag.2024.28365.1582>
- Mohammadi, N., & Sasanpour, F. (2021). Landslide and debris flow risk analysis in Haraz and Lavasanat roads. *Water and Soil Management and Modelling*, 1(4), 14-29. [In Persian] <https://doi.org/10.22098/mmws.2021.9138.1023>
- Mokhtari, M. (1993). Shirvan Astakhri landslide. *Geographical Research Quarterly*, 29, 117-124. [In Persian]
- Nasiri, S. (2008). *A perspective on landslides in Iran, a case study of slope instability on Haraz National Base Road*. [In Persian]
- Raja, N. B., Çiçek, I., Türkoğlu, N., Aydın, O., & Kawasaki, A. (2017). Landslide susceptibility mapping of the Sera River Basin using logistic regression model. *Natural Hazards*, 85, 1323-1346. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2591-7>
- Ranjithan, S., Eheart, J. W., & Garrett, J. H. (1995). Application of neural network in groundwater remediation under conditions of uncertainty. *New Uncertainty Concepts in Hydrology and Water Resources*, 133-140.
- Rezaei Moghaddam, M. H., Mokhtari, D., & Samandar, N. (2021). Mass movements Modeling and Motion Sensitive Zone Management Using Statistical Algorithms in Ojan Chay Basin. *Geography and Development*, 19(63), 147-174. [In Persian] <https://doi.org/10.22111/j10.22111.2021.6190>
- Schalkoff, R. J. (1997). *Artificial Neural Networks*. McGraw-Hill Higher Education. New York.
- Zhao, H., Tian, W. P., Li, J. C., & Ma, B. C. (2018). Hazard zoning of trunk highway slope disasters: a case study in northern Shaanxi, China. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 77(4), 1355-1364. <https://doi.org/10.1007/s10064-017-1178-1>