Vol. 15, No. 3, Autumn 2026, p. 23-47 ISSN (Print):2322-1682 ISSN (Online):2383-3076

Journal of Geography and Environmental Hazards

RESEARCH ARTICLE DOI: 10.22067/GEOEH.2026.99156.1674 OPEN ACCESS

Knowledge-Driven Integration for Landslide Susceptibility Zonation Using a Standardized Weighting Approach Based on Previous Studies: A Case Study of Mazandaran Province, Iran

Ali Ashrafi [1], Davood Akbari [2], Mohaddeseh Kachmi Mollaei [1]

[1] Department of Geography, Faculty of Literature and Humanities, University of Birjand, Birjand, Iran
[2] Department of Geomatics Engineering, Faculty of Engineering, University of Zabol, Zabol, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 05 June 2026

Revised: 06 August 2026

Accepted: 09 August 2026

Available Online:

10 August 2026

Keywords:

Landslide

Landslide Susceptibility Zonation

Knowledge-Driven Models

Geographic Information System (GIS)

Frequency Ratio

ABSTRACT

Knowledge-based landslide hazard zonation, particularly in areas with limited field data, is an important approach to hazard management. However, the lack of a scientific mechanism for standardizing weights derived from heterogeneous studies represents a major challenge to such approaches. To address this gap, the present study implemented a relative-importance normalization framework in Mazandaran Province, Iran, and compared its performance with that of a median-weighting method. Based on their frequency of occurrence in seven reliable previous studies, nine criteria—slope, aspect, elevation, precipitation, distance to faults, roads, streams, and population centers, and land use—were selected and weighted. The results showed that slope, with a weight of 0.239, had the greatest influence, followed by distance to roads (0.133) and precipitation (0.121). The use of the median preserved the overall ranking of the criteria while reducing the weights assigned to elevation and land use. The weight of distance to population centers was also associated with uncertainty because this criterion appeared in only two studies. Compared with the median-based method, the relative-importance normalization method performed better, concentrating 10.5% of landslide points in the highest-hazard class and increasing the Frequency Ratio from 0.72 in the low-hazard class to 1.04 in the high-hazard class. In contrast, the median-based method concentrated 0.15% of landslide points in the highest-hazard class. The Area Under the Curve (AUC) values for the two methods were 0.477 and 0.592, respectively, indicating that this index alone is insufficient for performance evaluation. Validation using 674 landslide points confirmed the increasing trend of the Frequency Ratio. In addition, 34.2% of the provincial area was classified within the high- and very-high-hazard zones. This framework is suitable for hazard zonation in data-scarce mountainous regions.

* Corresponding author: Ali Ashrafi E-mail address: aashrafi@birjand.ac.ir

How to cite this article: Ashrafi, A., Akbari, D., & Kachmi Mollaei, M. (2026). Knowledge-Driven Integration for Landslide Susceptibility Zonation Using a Standardized Weighting Approach Based on Previous Studies: A Case Study of Mazandaran Province, Iran. *Journal of Geography and Environmental Hazards, 15*(3), 23-47. https://doi.org/10.22067/geoeh.2026.99156.1674

©2026 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

Landslides represent one of the most destructive natural hazards in mountainous and foothill regions worldwide, causing substantial annual economic losses and threatening critical infrastructure and human settlements. Mazandaran Province in northern Iran, situated within the active tectonic framework of the Alborz mountain range, is particularly susceptible due to its steep slopes, humid climate, and intense orographic precipitation. While knowledge-driven methods offer a practical approach for landslide hazard zonation especially in regions lacking comprehensive field data they face a fundamental challenge: the absence of a scientific mechanism for integrating and standardizing criterion weights derived from heterogeneous previous studies. Traditional expert-based methods like AHP are prone to subjective bias, whereas purely statistical approaches suffer from data quality issues. A critical review of both national and international literature highlights a major flaw in the common practice of simply averaging criterion weights. This approach introduces systematic error because previous studies differ considerably in their total number of criteria and employ heterogeneous scoring schemes. To address this methodological gap, the present study introduces and implements a systematic framework called "Relative Importance Normalization" (RIN) for landslide hazard zonation in Mazandaran Province. The RIN framework normalizes weights internally within each source study prior to final aggregation, thereby eliminating bias caused by varying numbers of criteria across studies. In parallel, a median-based weighting approach commonly used in previous research was also applied to serve as a benchmark for comparative evaluation. Both weighting approaches were validated using 674 recorded landslide points and assessed through Frequency Ratio (FR) and Receiver Operating Characteristic (ROC) analysis. The comparative assessment of these two approaches forms the core contribution of this study, providing insights into the effectiveness of standardized weighting frameworks in knowledge-based landslide susceptibility mapping.

Material and Methods

This study adopted a knowledge-driven approach comprising three main steps. In the first step, nine conditioning factors slope, aspect, elevation, rainfall, distance to faults, distance to roads, distance to streams, land use, and distance to population centers were selected based on their highest frequency of occurrence in seven authoritative previous studies that employed pairwise comparison for landslide hazard assessment. The raw global weights for these criteria and their sub-criteria were extracted from the literature. In the second step, two parallel weighting approaches were pursued. The first approach involved extracting the median weights for each criterion directly from the literature and applying them to the corresponding spatial layers. The second approach applied the Relative Importance Normalization (RIN) algorithm to eliminate bias caused by varying numbers of criteria across studies. For each study, the sum of weights for the nine target criteria was calculated. The relative importance of each criterion within a study was then obtained by dividing its global weight by this sum. Subsequently, for each criterion, the mean of the relative importance values was computed across all studies containing that criterion. Finally, these mean values were normalized to sum to unity, producing the final standardized weights. In the third step, for sub-criterion standardization, a reference classification system was defined for each criterion based on frequent class intervals identified in the literature and local environmental characteristics. Mapped weights from different studies were normalized within each criterion, averaged across studies, and then multiplied by the corresponding final criterion weight to obtain absolute sub-criterion weights. For model validation, 674 recorded landslide points were used. The Frequency Ratio (FR) index was calculated as the ratio of the percentage of landslide points in each hazard class to the percentage of area occupied by that class. Additionally, the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and the Area Under the Curve (AUC) were computed to quantitatively assess the performance of both weighting approaches. The AUC values for the median-based method and the RIN method were compared to evaluate their respective capabilities in distinguishing high-risk from low-risk zones.

Results and Discussion

The findings revealed that slope, with a weight of 0.239, exerts the greatest influence on landslide occurrence in the region, followed by distance from roads (0.133) and precipitation (0.121). Distance

from faults (0.105), land use (0.098), distance from streams (0.085), elevation (0.076), aspect (0.075), and distance from population centers (0.068) ranked subsequently. Sub-criteria analysis revealed that among the evaluated factors, the most susceptible conditions were associated with the 30–45% slope class (absolute weight: 0.080), the 0–100 m road buffer (0.047), and the 500–650 mm precipitation range (0.039). Sensitivity analysis substituting the median for the mean showed a stable rank order, though elevation and land use weights decreased, indicating some influence from outlier data. Regional analysis for the Alborz cluster revealed an increased elevation weight (0.103), highlighting its local significance. To evaluate model performance, two parallel weighting approaches were compared: (1) a median-based weighting method, and (2) the Relative Importance Normalization (RIN) framework. Validation using 674 recorded landslide points demonstrated that the RIN method concentrated 10.5% of the points in the very high hazard class (class 5), whereas the median-based method placed only 0.15% of points in this class. The Frequency Ratio (FR) for the RIN method showed a consistent upward trend from the very low hazard zone (FR = 0.72) to the very high hazard zone (FR = 1.04), confirming the model's spatial correspondence with field reality. The highest FR value (1.15) belonged to the moderate hazard class (class 3), which can be explained by its extensive areal coverage (30.2%) and the concentration of instability factors such as 15–30% slopes and transitional elevations. Classes 4 and 5 together contained 34.1% of recorded landslide points within 34.2% of the total area, indicating a density ratio of approximately 1.5-fold compared to the provincial average. Quantitative assessment using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and the Area Under the Curve (AUC) yielded an AUC of 0.592 for the median-based method and 0.477 for the RIN method. While the AUC of the median-based method was higher, this value is misleading, as the majority of landslide points (77.6%) were concentrated in the low and moderate hazard classes (classes 2 and 3), with only 18% falling into high-risk zones (classes 4 and 5). In contrast, the RIN method, despite its lower AUC, distributed 68.7% of the points across moderate to very high hazard classes (classes 3–5) and maintained a logical increasing FR trend. These findings indicate that AUC alone is insufficient for evaluating landslide susceptibility models and that the distribution of points within high-risk classes serves as a more critical performance indicator. The final hazard zonation map, generated in a GIS environment through weighted overlay summation and classified using Natural Breaks into five classes, showed that high and very high hazard zones (classes 4 and 5) collectively cover 34.2% of the study area (7,469 km²), while moderate hazard covers 30.2% (6,573 km²).

Conclusion

This study introduces and implements the Relative Importance Normalization (RIN) framework as a systematic computational solution to the fundamental challenge of objective criterion weighting in knowledge-based landslide hazard assessments. Unlike conventional statistical averaging—which introduces systematic bias when synthesizing heterogeneous studies with varying numbers of input criteria—the RIN framework normalizes weights internally within each source study prior to final aggregation, thereby enabling a more consistent and replicable weighting scheme. The framework was applied and validated in Mazandaran Province using 674 recorded landslide points. The validation results demonstrated a clear, monotonic increase in Frequency Ratio (FR) values from the very low hazard zone (FR = 0.72) to the very high hazard zone (FR = 1.04), confirming the model's spatial accuracy and reliability. Comparative analysis with a median-based weighting approach further revealed that the RIN method significantly outperformed the conventional method in identifying high-risk zones, concentrating 10.5% of landslide points in the very high hazard class, compared to only 0.15% for the median-based approach. While the RIN framework offers strong theoretical transparency, high reproducibility, and flexibility for dynamic updates as new studies become available, certain limitations remain. These include the low representation of specific parameters (e.g., distance to population centers, which appeared in only two studies) and the coarse spatial resolution of some input layers. The quantitative assessment using the Area Under the Curve (AUC) yielded values of 0.592 for the median-based method and 0.477 for the RIN method.

Although the AUC of the median-based method was higher, this value was misleading, as 77.6% of landslide points were concentrated in low and moderate hazard classes, whereas the RIN method, despite its lower AUC, distributed 68.7% of points across moderate to very high hazard classes and maintained a logical increasing FR trend. These findings indicate that AUC alone is insufficient for evaluating landslide susceptibility models and that the distribution of points within high-risk classes serves as a more critical performance indicator. Future investigations should explore refining RIN-derived weights using local expert knowledge and integrating them into hybrid models alongside data-driven algorithms such as logistic regression or support vector machines. Finally, the resulting hazard maps serve as a dependable decision-support tool for emergency management, infrastructure routing, and prioritizing mitigation measures in the landslide-prone terrains of Mazandaran and analogous mountainous regions.

Acknowledgements

The authors sincerely thank the management and expert staff of the General Department of Natural Resources and Watershed Management of Mazandaran Province for providing the foundational spatial data layers, which played a fundamental role in advancing this research. It is also worth noting that the initial idea of this study originated from a master's thesis in Environmental Hazards, supervised by the corresponding author at the University of Birjand. Following extensive revisions in content, methodology, and results, the thesis was developed into the present article.

جلد ۱۵، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۵، ص ۴۷-۲۳ ISSN (Print):2322-1682 ISSN (Online):2383-3076

نشریه علمی
جغرافیا و مخاطرات محیطی

دسترسی آزاد

DOI: 10.22067/GEOEH.2026.99156.1674 مقاله پژوهشی

تلفیق دانش مبنا در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با رویکرد استانداردسازی اوزان مطالعات پیشین (مطالعهٔ موردی: استان مازندران)

علی اشرفی*[۱]، داوود اکبری [۲]، محدثه کچمی ملایی [۱]

[۱] گروه جغرافیا، دانشکدهٔ ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

[۲] گروه مهندسی ژئوماتیک، دانشکدهٔ مهندسی، دانشگاه زابل، زابل، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچهٔ مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۳/۱۵

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۵/۱۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۵/۱۸

کلمات کلیدی:

زمین‌لغزش

پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش

مدل‌های دانش مبنا

سامانه اطلاعات جغرافیایی

نسبت فراوانی

چکیده

پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با روش‌های دانش مبنا، به‌ویژه در مناطق دارای کمبود داده‌های میدانی، از راهکارهای مهم مدیریت مخاطرات است؛ با این حال، نبود سازوکاری علمی برای استانداردسازی اوزان حاصل از مطالعات ناهمگون، چالش اصلی این رویکردهاست. پژوهش حاضر با هدف رفع این شکاف، چارچوب نرمال‌سازی اهمیت نسبی را در استان مازندران اجرا و با روش وزن‌های میانه مقایسه کرده است. بر پایه فراوانی حضور در هفت مطالعه معتبر، ۹ معیار شامل شیب، جهت شیب، ارتفاع، بارش، فاصله از گسل، جاده، آبراهه و مراکز جمعیتی و کاربری اراضی انتخاب و وزن‌دهی شدند. نتایج نشان داد شیب با وزن ۰/۲۳۹ بیشترین تأثیر را دارد و فاصله از جاده (۰/۱۳۳) و بارش (۰/۱۲۱) در رتبه‌های بعدی قرار می‌گیرند. استفاده از میانه، ضمن حفظ ترتیب کلی معیارها، وزن ارتفاع و کاربری اراضی را کاهش داد. وزن فاصله از مراکز جمعیتی نیز به دلیل حضور در تنها دو مطالعه، با عدم قطعیت همراه بود. روش نرمال‌سازی اهمیت نسبی با تمرکز ۱۰/۵ درصد نقاط لغزشی در پرخطرترین رده و افزایش نسبت فراوانی از ۰/۷۲ در رده کم‌خطر به ۱/۰۴ در رده پرخطر، نسبت به روش میانه با تمرکز ۰/۱۵ درصد نقاط، عملکرد بهتری داشت. مقادیر سطح زیر منحنی برای این دو روش به ترتیب ۰/۴۷۷ و ۰/۵۹۲ بود که ناکافی‌بودن این شاخص به تنهایی را نشان داد. اعتبارسنجی با ۶۷۴ نقطه لغزشی، روند صعودی نسبت فراوانی را تأیید کرد. همچنین، ۳۴/۲ درصد مساحت استان در پهنه‌های خطر بالا و بسیار بالا قرار گرفت. این چارچوب برای پهنه‌بندی خطر در مناطق کوهستانی دارای داده کم مناسب است.

*نویسندهٔ مسئول: علی اشرفی

Email: aashrafi@birjand.ac.ir

مقدمه

زمین‌لغزش به عنوان حرکت به عنوان توده‌های سنگی، آوار یا خاک در امتداد شیب تحت‌تأثیر جاذبه، یکی از متداول‌ترین و مخرب‌ترین مخاطرات ژئومورفولوژیکی در مناطق کوهستانی است (Esfandiari Darabad, Vahabzadeh, Sheikhlr & Nezafat Taklhed, 2025; Highland & Bobrowsky, 2008; Sedighi & Ghasemi, 2023). این پدیده سالانه خسارات جانی و مالی گسترده‌ای به زیرساخت‌ها، اراضی کشاورزی و سکونتگاه‌ها وارد می‌کند (Ghayoor Bolorfroshan, Hosseinzadeh, Lashkaripour, Minaei & Morabbi Heravi, 2024; Guzzetti, Reichenbach & Ghigi, 2004; Silakhouri, Wahabzadeh Kebria, & Pourghasemi, 2021). به دلیل ماهیت تکرارپذیر و غیر قابل پیش‌بینی بودن زمان وقوع، تهیهٔ نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت، نخستین گام اساسی در مدیریت ریسک و کاهش آسیب‌پذیری محسوب می‌شود (Mohammady, 2026; Rahimpour & Rezaei Moghaddam, 2025). این مخاطره حاصل بر هم کنش پیچیدهٔ عوامل زمین‌شناسی (لیتولوژی و گسل)، توپوگرافی (شیب و جهت دامنه)، اقلیم (بارش و ذوب برف)، لرزه‌خیزی و مداخلات انسانی (تغییر کاربری اراضی و جاده‌سازی) است (Ayalew & Yamagishi, 2005; Hemmati, Seyed Ahmadi, & Alizadeh, 2025). روش‌های ارزیابی این مخاطره عمدتاً در سه گروه کیفی، آماری و یادگیری ماشین طبقه‌بندی می‌شوند (Gilanipoor, Motevalli & Derafshi, 2025; Moavi, Elmizadeh & Entezari, 2025)، اما هر کدام محدودیت‌هایی دارند: روش‌های کیفی مستعد سوگیری ذهنی، روش‌های آماری کلاسیک در تبیین روابط غیرخطی در مقیاس‌های بزرگ ناتوان، و مدل‌های داده‌محور نیازمند پایگاه‌داده‌های تاریخی جامع از لغزش‌ها هستند (Pourghasemi & Mohammady, 2016). در ایران، به‌ویژه در البرز و زاگرس با تکتونیک فعال و بارش‌های فصلی، پتانسیل ناپایداری دامنه‌ای بسیار بالاست (Hemmati et al., 2025; Rahimpour & Rezaei Moghaddam, 2025). در این مناطق صعب‌العبور، روش‌های میدانی زمان‌بر و هزینه‌برند و استفاده از سنجش‌ازدور، سامانه‌ی اطلاعات جغرافیایی و الگوریتم‌های پیشرفته ضروری است (Ebrahimi & Ilanloo, 2025; Karimi, Karam, Zeaiean Firuzabadi & Tavakkoli Sabour, 2025). رویکردهای نوین مانند شبکه‌های عصبی، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان، با پردازش داده‌های انبوه و کشف الگوهای غیرخطی، دقت پیش‌بینی را افزایش داده و ابزاری قابل‌اعتماد برای مدیریت محیطی فراهم کرده‌اند (Asghari Saraskanroud, Emami & Piroozi, 2020; Gilanipoor et al., 2025; Sadati, Mousavi, Vahabzadeh Kebria & Roshun, 2025).

بر اساس بانک اطلاعاتی زمین‌لغزش کشور، تا شهریور ۱۳۸۵ اطلاعات ۴۱۴۶ زمین‌لغزش ثبت شده بود که ۴۹۹ مورد آن به استان مازندران اختصاص داشت. این رقم، معادل حدود ۱۲ درصد از کل رکوردهای موجود در بانک اطلاعاتی بود و مازندران را از نظر تعداد موارد ثبت‌شده در جایگاه نخست استان‌های کشور قرار می‌داد. با این حال، نویسندگان گزارش تأکید کرده‌اند که تفاوت تعداد رکوردهای استانی ممکن است تحت‌تأثیر میزان فعالیت کارشناسان، اعتبارات اختصاص‌یافته و امکان دسترسی به مناطق مختلف قرار گرفته باشد (Mirsanei & Mahdavifar, 2006). این آمار بر اساس اطلاعات اخذ شده از اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان مازندران در سال ۱۴۰۳ به تعداد ۶۷۴ مورد افزایش‌یافته است. این آمار و جایگاه نخست استان، انجام پروژه‌های پژوهشی و تهیه‌ی نقشه‌های پهنه‌بندی خطر در مازندران را به اولویتی اجتناب‌ناپذیر برای مدیریت مخاطرات تبدیل کرده است. پایداری دامنه در این محیط تابعی از تعادل میان نیروهای محرک و مقاوم است که تحت‌تأثیر متغیرهای ساختاری، محیطی و انسانی قرار دارد (Moavi et al., 2025). در چنین شرایطی، انتخاب چارچوب تحلیلی مناسب برای پهنه‌بندی خطر، نقشی کلیدی در موفقیت مدیریت ریسک ایفا می‌کند. از سوی دیگر، روش‌های ارزیابی خطر در بستر سامانه اطلاعات جغرافیایی به دو دستهٔ کلی داده‌محور و دانش‌محور تقسیم می‌شوند. مدل‌های داده‌محور با وجود دقت بالا، به داده‌های تاریخی فراوانی نیاز دارند (Ullah et al., 2022)، درحالی‌که روش‌های دانش‌محور مانند فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی در شرایط کم‌داده، انعطاف‌پذیرند اما به شدت به قضاوت‌های ذهنی کارشناسان وابسته‌اند که باعث کاهش عینیت خروجی می‌شود (Senouci et al., 2021). برای رفع این چالش، پژوهش حاضر یک رویکرد وزن‌دهی استاندارد شده پیشنهاد می‌کند که در آن، اوزان متغیرها نه از طریق نظر خبرگان محلی، بلکه از طریق فراتحلیل و

استخراج سامان‌مند از مطالعات معتبر بین‌المللی تعیین و استانداردسازی می‌شوند. هدف، توسعهٔ چارچوب دانش‌محور بهینه‌ای است که دانش جهانی را با شرایط محلی در یکی از مستعدترین مناطق کوهستانی (مازندران) تلفیق کند. بررسی سیر تحول پژوهش‌های داخلی نشان‌دهندهٔ گذار از مدل‌های آماری ساده به سامانه‌های هوشمند و ترکیبی است. در دهه‌های ۱۳۷۰ و ۱۳۸۰، مطالعات بر مدل‌های آماری و تجربی اولیه متمرکز بودند؛ برای نمونه، فاطمی عقدا و همکاران (Fatemi Aghda, Suzuki & Talkhabadi, 2005) با منطق فازی در رودبار، پتانسیل بالای لغزش را در لیتولوژی متنوع تأیید کردند. شادفر و یمانی (Shadfar & Yamani, 2008) نشان دادند که شیب تند همراه با سازنده‌های ناپایدار، خطر لغزش را افزایش می‌دهد. در دههٔ ۱۳۹۰، روش‌های چندمعیاره مانند فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی، فرایند تحلیل شبکه و مدل‌های فازی رواج یافتند (Alimoradi, Saffari & Yamani, 2012). رنجبر (Ranjbar, 2012) و شاهین‌فر (Shahinfar, 2014) بر اولویت‌بندی صحیح عوامل تأکید کردند. مرادی و همکاران (Moradi, Pourghasemi, Mohammdi & Mahdavifar, 2010) و پورنادر و همکاران (Pournader, Ghafoori & Lashkaripour, 2012) با مدل‌های فازی و رگرسیون لجستیک، نقش کاربری اراضی، فاصله از جاده و نوع خاک را برجسته ساختند. همچنین، شبکه‌های عصبی مصنوعی (Baharvand & Souri, 2015)، پرسپترون چندلایه (Feizolahpour & Momenipour, 2020)، مدل‌های آماری شرطی (Fathi, Jafari & Rashidi, 2016)، منطق بولین (Mansouri, Vakili Ondari & Khatib, 2017) و مدل‌های آنتروپی و دمپستر- شافر (Shirani & Naderi Samani, 2022; Rowshanzamir, 2025) در پهنه‌های مختلف ایران به کار گرفته شده‌اند.

در جدیدترین پژوهش‌های داخلی، اسفندیاری درآباد و همکاران (Esfandiari Darabad et al., 2025) با مدل پرسپترون چندلایه[1] در محور آستارا - نمین، نقش جاده و توپوگرافی را حیاتی ارزیابی کردند. گیلانی‌پور و همکاران (Gilanipoor et al., 2025). با جنگل تصادفی در حوضهٔ گلندرود مازندران، زمین‌شناسی، تراکم گسل و تخریب کاربری اراضی را پیشران اصلی حرکات توده‌ای معرفی کردند. مواوی و همکاران (Moavi et al., 2025)، در حوضهٔ سد شهید عباس‌پور، توانایی شبکه‌های عصبی را در تلفیق فاکتورهای هیدرو مورفولوژیکی اثبات کردند، جعفری و خدایی (Jafari & Khodaei, 2024) با مدل شانون در حوضهٔ شاهرود، توزیع فضایی لغزش‌ها را بر اساس فاصله از جاده، آبراهه و گسل تحلیل کردند. به طور کلی، شیب، لیتولوژی، فاصله از گسل و جاده، کاربری اراضی و اقلیم، عوامل تکرارشونده در اغلب مناطق ایران هستند و تلفیق آن‌ها با مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و در چارچوب علم سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی، رویکردی علمی و کارآمد در مدیریت مخاطرات ژئو مورفولوژیک است.

در سطح جهانی، چانگ و فابری (Chung & Fabbri, 1999) با مدل احتمال مشروط در سامانه اطلاعات جغرافیایی بر اهمیت تلفیق داده‌های مکانی و دانش کارشناسی تأکید کردند. لی و پردهان (Lee & Pradhan, 2002) و پردهان و لی (Pradhan & Lee, 2010) در مالزی، شیب، پوشش گیاهی و فاصله از زهکشی را مهم‌ترین عوامل معرفی کردند. اولماخر و دیویس (Ohlmacher & Davis, 2003) در آمریکا او و پردهان (Oh & Pradhan, 2011) و یاموسا و همکاران (Yamusa, Ismail & Tella, 2022) در مالزی بر کاربرد روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره برای زیرساخت‌های جاده‌ای تأکید کردند. مونکایو و آویلا (Moncayo & Avila, 2022) در کلمبیا، زاویه‌ی شیب و ارتفاع تاج لغزش را کلیدی دانستند. آبه و همکاران (Abe, Higaki & Hayashi, 2023) نقش زمین‌لغزش‌های انتقالی را در تکامل توپوگرافی مناطق کوئستا با واپایش شکاف‌های سنگ‌بستر بررسی کردند. رویکردهای بین‌المللی در سال‌های ۲۰۲۴-۲۰۲۶ به شدت به سمت مدل‌های ترکیبی گرایش یافته‌اند که هدف آن‌ها، ادغام قضاوت‌های مهندسی با داده‌های تجربی و اوزان مستخرج از پژوهش‌های پیشین است. تحقیقات نشان داده است که وزن‌های استخراج شده از پژوهش‌های پیشین را نمی‌توان مستقیماً به کار گرفت؛ چرا که هر پژوهش از معیارها و مقیاس‌های متفاوتی استفاده کرده است. از این رو، استانداردسازی این وزن‌ها به‌عنوان یک پیش‌پردازش ریاضیِ اجتناب‌ناپذیر مطرح گردیده است.

1 - Multilayer Perceptron (MLP)

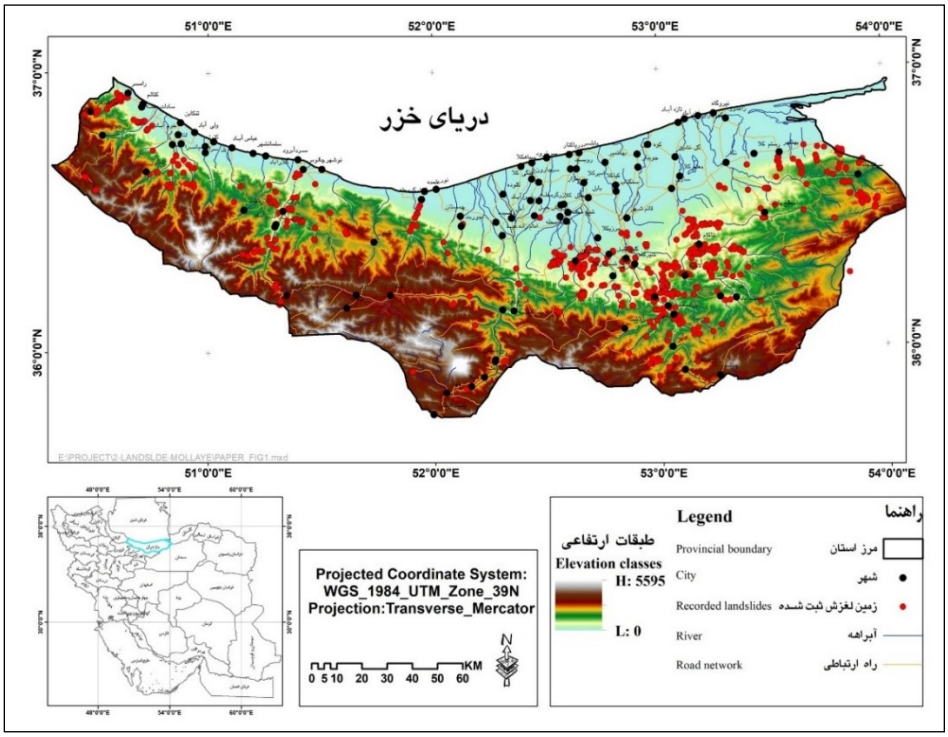
سوجاتا و سودهارسان (Sujatha & Sudharsan, 2024) مدل‌های ترکیبی که سامانه‌های دانش‌بنیان را با بهینه‌سازی وزن‌ها ادغام می‌کنند، در مناطق کوهستانی با داده‌های پراکنده، پایداری بالاتری دارند. لیو و همکاران (Liu, Shao & Shao, 2024) نیز گزارش کردند که تلفیق نظریه فازی با وزن‌های نرمال‌شده، فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی، تحلیل مؤلفه‌های اصلی و استانداردسازی چندمعیاره، خطای ناشی از قضاوت‌های ذهنی را به میزان چشمگیری کاهش می‌دهد. مافیگیری و همکاران (Mafigiri, Khanan & Abdullah, 2025) در مرور نظام‌مند بر مدل‌سازی حساسیت زمین‌لغزش‌های ناشی از بارندگی در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی نشان داد که پژوهش‌های اخیر به سمت مدل‌های فیزیکی- مبنا، یادگیری ماشین، تحلیل‌های مکانی- زمانی و اثرات تغییر اقلیم سوق یافته است، اما همچنان شکاف‌هایی مانند توجه ناکافی به نقش توپوگرافی در توزیع بارش، نبود پروتکل‌های استاندارد و کمبود مدل‌های قابل‌انتقال برای تصمیم‌گیران وجود دارد. همچنین یه و همکاران (Ye et al., 2025) نیز با ارزیابی مدل‌های فیزیکی- مبنا و داده‌محور، نتیجه گرفت که مدل‌های داده‌محور دقت پیش‌بینی بالاتری دارند؛ اما فاقد تفسیرپذیری هستند و راهکار نوین، توسعهٔ مدل‌های ترکیبی است که توان پیش‌بینی را با قابلیت تفسیر تلفیق می‌کند. شکاف اصلی روش‌شناختی در مطالعات موجود (داخلی و بین‌المللی)، نه صرفاً در انتخاب روش وزن‌دهی، بلکه در نبود یک سازوکار ریاضی برای تلفیق و استانداردسازی اوزان ناهمگون است. هر مطالعه با مجموعه‌ای متفاوت از معیارها کارکرده و میانگین‌گیری ساده از این اوزان، به دلیل تفاوت در تعداد معیارها و دامنه‌ی امتیازدهی، خطای سامان‌مند ایجاد می‌کند. درحالی‌که ترکیب دانش بومی و تجربی با یافته‌های علمی می‌تواند دقت را افزایش دهد (Senouci et al., 2021). باسو و پال (Basu & Pal, 2020) با تلفیق خوشه‌بندی فضایی و فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی در هند، کارایی روش‌های دانش‌محور را تأیید کردند، اما نیاز به کاهش خطای انسانی همچنان باقی است. صالح‌پور جم و همکاران (Salehpour Jam, Mosaffaie, Sarfaraz, Shadfar & Akhtari, 2021) نیز نشان دادند که استفاده از رویکردهای ترکیبی می‌تواند پایداری وزن‌دهی را افزایش دهد. تحقیقات تطبیقی نشان داده‌اند که وزن عوامل اصلی در اقلیم‌های مشابه الگوهای تکراری دارند (Nhu et al., 2020). با این حال، هنوز رویکرد سامان‌مندی برای استانداردسازی اوزان بر اساس ادبیات جهانی وجود ندارد و اکثر مطالعات اخیر مانند اولاه و همکاران (Ullah et al., 2022) بر مقایسهٔ الگوریتم‌ها متمرکز بوده‌اند. استفاده از اوزان مستخرج از مطالعات معتبر پیشین به‌عنوان پایگاه دانش مشترک، می‌تواند محدودیت قضاوت‌های ذهنی را کاهش دهد. برای پر کردن این خلأ، پژوهش حاضر یک رویکرد دانش مبنا و استانداردشده معرفی می‌کند که وزن‌دهی عوامل مؤثر را نه از طریق پنل خبرگان، بلکه از طریق استخراج نظام‌مند و استانداردسازی ماتریسی اوزان از مطالعات معتبر پیشین انجام می‌دهد. این تحقیق باهدف ارزیابی کارایی این روش در پهنهٔ جغرافیایی استان مازندران انجام شده است.

منطقهٔ مورد مطالعه

استان مازندران در شمال ایران، بین عرض‌های جغرافیایی ′۴۷ °۳۵ تا ′۳۵ °۳۶ شمالی و طول‌های ′۳۴ °۵۰ تا ′۱۰ °۵۴ شرقی قرار دارد (شکل ۱). مساحت آن حدود ۲۳۷۵۶ کیلومترمربع است که از این مقدار، حدود ۱۸۵۲۳ کیلومترمربع را نواحی کوهستانی و ۵۲۳۳ کیلومترمربع را دشت‌ها و تپه‌ماهورها تشکیل می‌دهند[۱]. بیشینه ارتفاع استان ۵۶۷۰ متر از سطح دریا و کمینه آن ۲۳- متر (زیر سطح دریای آزاد) است (Vahdatifar, Mousavi, Farzin & Hadiani, 2025). از نظر اقلیمی، استان به دو نوع اصلی معتدل خزری (نواحی جلگه‌ای و ساحلی) و کوهستانی (ارتفاعات) تقسیم می‌شود (Mazandaran MeteorologicalOffice, n.d.) بر اساس طبقه‌بندی کوپن -گایگر، اقلیم غالب استان از نوع مدیترانه‌ای با تابستان‌های گرم است (Climate-Data.org). از نظر طبقه‌بندی دومارتن در نواحی غربی بسیار مرطوب، مرکزی مرطوب، شرقی مدیترانه‌ای و کوهستانی نیمه مرطوب قرار دارد (https://www.mazmet.ir). مقدار بارش و رطوبت از غرب به شرق و از نوار ساحلی به سمت ارتفاعات کاهش می‌یابد. میانگین دمای

۱ - مساحت استان مازندران بر اساس نقشه‌های در دسترس در مقیاس ۲۵۰۰۰۰ برابر ۲۱۷۹۳ کیلومتر مربع می‌باشد که اختلاف ۱۹۶۳ کیلومتر مربع (۸.۲۶٪) مربوط به مناطق خارج از محدوده مطالعه (آب، بدون داده مانند خلیج میانکاله) است.

غرب استان (۱۳/۷ درجه سلسیوس) و شرق (۱۶/۱ درجه سلسیوس) است و بخش شرقی بارش سالانه کمتری (حدود ۱۸۶ میلی‌متر کمتر) نسبت به غرب دریافت می‌کند. بر اساس پیش‌بینی‌های اقلیمی، در افق نزدیک (۲۰۲۵–۲۰۵۰)، بیشینهٔ دما در غرب استان ۱/۱ درجه سلسیوس افزایش و بارش ۲۶/۳ میلی‌متر کاهش خواهد یافت؛ در شرق نیز دما ۰/۸۲ درجه سلسیوس افزایش و بارش ۷/۱ میلی‌متر کاهش خواهد یافت (Vahdatifar et al., 2025). جنگل‌های استان بالغ بر ۱۱۰۷۲۵۶ هکتار (بخشی از جنگل‌های هیرکانی) و مراتع آن ۵۸۴۷۱۱ هکتار است (Goli et al., 2024). براساس سرشماری ۱۳۹۵، جمعیت استان ۳۲۸۳۵۸۲ نفر بوده است (Statistical Center of Iran, 2016) که تا سال ۱۴۰۳ به بیش از ۳/۴ میلیون نفر رسیده است (Statistical Center of Iran, 2024).



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی استان مازندران

Fig.1. Geographical location of Mazandaran Province

مواد و روش‌ها

در این پژوهش، به منظور اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش، دو رویکرد موازی برای وزن‌دهی معیارها و زیرمعیارها دنبال شد. در رویکرد نخست (روش معمول)، ابتدا مجموعه‌ای از مقالات و مطالعات مرتبط بررسی و وزن هر معیار به صورت میانه از ادبیات تحقیق استخراج گردید. در ادامه، برای تعیین وزن نهایی معیارها، تمامی عوامل به صورت زوجی مقایسه تا موضوع ناسازگاری وزن‌ها بررسی شود. این وزن‌های میانه به لایه‌های اطلاعاتی مربوطه اعمال شدند. در رویکرد دوم (روش پیشنهادی)، وزن‌ها با استفاده از الگوریتم نرمال‌سازی اهمیت نسبی استانداردسازی شدند تا اثر تعداد متفاوت معیارها در مطالعات مختلف حذف گردد.

پژوهش حاضر از نوع توصیفی - تحلیلی و مبتنی بر یک رویکرد ترکیبی دانش مبنا است. نوآوری اصلی این مطالعه، ارائه یک چارچوب نظام‌مند برای استخراج، استانداردسازی و اعتبارسنجی اوزان معیارها و زیرمعیارهای مؤثر بر زمین‌لغزش از مطالعات پیشین است، بدون آنکه یک فرایند جدید و پرهزینه مقایسه زوجی[1] از ابتدا اجرا شود. این چارچوب در سه‌گام اصلی طراحی و پیاده‌سازی گردید:

1 - Analytical Hierarchy Process

گام ۱: استخراج نظام‌مند دانش از ادبیات[1]

در گام نخست، تعدادی از مقالات داخلی که با روش تحلیل سلسله‌مراتبی به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش پرداخته و از نظر محتوایی (عوامل مؤثر) و مکانی (مناطق با شرایط طبیعی مشابه استان مازندران) با هدف پژوهش همخوانی داشتند، استخراج شدند. از میان آن‌ها، ۷ مطالعه شامل علیجانی و همکاران (Alijani, Ghahroudi & Amirahmadi, 2007)، امیراحمدی و همکاران (Amirahmadi, Kamrani Dalir & Sadeghi, 2010)، مرادی و همکاران (Moradi, Mohammadi, Pourghasemi & Feiznia, 2010)، امیراحمدی و جهان‌فر (Amirahmadi & Jahanfar, 2013)، کامران‌زاد و همکاران (Kamranzad, Mohasel Afshar, Mojarab & Memarian, 2016)، رجبی و خسروی (Rajabi & Khosravi, 2018) و جعفری و همکاران (Jafari, Goli Mokhtari & Naemi Tabar, 2019) انتخاب شدند که لایه‌های اطلاعاتی به کار رفته در آن‌ها، با لایه‌های قابل دسترس در پروژه حاضر بیشترین هم‌پوشانی را داشتند؛ زیرا در مرحله بعد، وزن‌های استخراج شده باید به لایه‌های اطلاعاتی منطبق بر منطقه مورد مطالعه منتسب می‌شدند. در مواردی که برخی لایه‌ها در دسترس نبودند، وزن نسبی آن‌ها برآورد شد تا امکان وزن‌دهی یکپارچه و قیاس‌پذیر برای کلیه معیارها فراهم گردد. لایه‌های اطلاعاتی شیب، جهت شیب، ارتفاع، بارش، فاصله از گسل، فاصله از جاده، فاصله از آبراهه، کاربری اراضی و فاصله از مراکز جمعیتی. وزن‌های اولیه (سراسری) هر یک از این معیارها و زیرمعیارهایشان از مقالات استخراج و در یک پایگاه داده ثبت شد.

گام ۲: استانداردسازی وزن معیارها با الگوریتم نرمال‌سازی اهمیت نسبی[2]

برای حذف سوگیری ناشی از تعداد متفاوت معیارها در مطالعات مختلف، الگوریتم نرمال‌سازی اهمیت نسبی در سه زیر گام اجرا شد:

محاسبه مجموع وزن هدف (S_s) برای هر مطالعه

برای هر مطالعه s، مجموع وزن ۹ معیار هدف (در صورت حضور در آن مطالعه) محاسبه گردید. این مقدار (S_s) نشان می‌دهد که کل اهمیت تخصیص یافته به مجموعه معیارهای موردنظر ما در آن مطالعه چقدر بوده است. معیارهایی که در مطالعه‌ای حضور نداشتند، در این مجموع سهمی ندارند.

محاسبه اهمیت نسبی ($r_i^{(s)}$) برای هر معیار در هر مطالعه

وزن سراسری هر معیار i در مطالعه s ($W_i^{(s)}$) بر S_s همان مطالعه تقسیم شد. حاصل این تقسیم، اهمیت نسبی آن معیار ($r_i^{(s)}$) در آن مطالعه خاص است. این عملیات، اثر تفاوت در تعداد معیارهای هر مطالعه را خنثی می‌کند.

میانگین‌گیری و نرمال‌سازی نهایی

برای هر معیار i، میانگین اهمیت‌های نسبی آن ($\bar{r}_i$) از تمامی مطالعاتی که شامل آن معیار بودند، محاسبه شد. نهایتاً، این مقادیر میانگین به‌گونه‌ای نرمال شدند که مجموع آن‌ها برای ۹ معیار دقیقاً برابر با ۱ گردد. مقدار حاصل، وزن نهایی استانداردشده معیار (W_i^{final})نامیده می‌شود که بر اساس رابطه (۱) محاسبه شده است:

$$W_i^{final} = \frac{\bar{r}_i}{\sum_{j=1}^{9} \bar{r}_j} \qquad (۱)$$

گام ۳: استانداردسازی وزن زیرمعیارها (طبقات)

با توجه به تنوع زیاد در نحوهٔ طبقه‌بندی معیارها در مطالعات مختلف، این گام به منظور یکسان‌سازی انجام شد:

1 - Knowledge Mining
2 - Relative Importance Normalization

تعریف سامانه طبقه‌بندی مرجع

برای هر یک از ۹ معیار، یک سامانه طبقه‌بندی مرجع تعریف شد. برای تعیین طبقات مرجع، ابتدا محدوده‌های طبقه‌بندی هر معیار در مطالعات پیشین استخراج و بسامد هر بازه محاسبه شد. سپس بازه‌هایی که در اکثر مطالعات تکرار شده بودند، به‌عنوان مبنای طبقه‌بندی مرجع در این پژوهش انتخاب گردیدند تا قابلیت مقایسه و تعمیم‌پذیری نتایج افزایش یابد. برای مثال، معیار شیب به ۵ رده مرجع تقسیم شد.

نگاشت[1] طبقات

وزن هر زیرمعیار در هر مطالعه، بر اساس بازهٔ عددی یا توصیف کیفی آن، به رده معادل در سامانه طبقه‌بندی مرجع منتسب گردید. این کار امکان مقایسه و تجمیع وزن‌های مطالعات مختلف را فراهم ساخت.

اجرای منطق نرمال‌سازی اهمیت نسبی در سطح زیرمعیار

ابتدا در هر مطالعه و برای هر معیار، وزن‌های نگاشت شده به طبقات مرجع، با تقسیم بر مجموع وزن‌های همان معیار در آن مطالعه، نرمال شدند (اهمیت نسبی طبقه در آن مطالعه). سپس برای هر رده مرجع c، میانگین این اهمیت‌های نسبی از تمام مطالعات محاسبه گردید، تا وزن نسبی نهایی طبقه (R_c) به دست آید. مجموع R_c ها برای تمام طبقات یک معیار همواره برابر با ۱ است. نهایتاً، وزن مطلق نهایی هر طبقه (W_c^{final}) از حاصل‌ضرب وزن نسبی نهایی آن طبقه (R_c) در وزن نهایی معیار مربوطه (W_i^{final}) مطابق رابطه (۲) محاسبه شد:

$$W_c^{final} = R_c \times W_i^{final} \quad (۲)$$

گام ۴: تحلیل‌های تکمیلی و اعتبارسنجی آماری

برای سنجش استحکام و اعتبار نتایج، سه تحلیل تکمیلی انجام شد:

تحلیل حساسیت: وزن‌ها با جایگزینی میانه به جای میانگین در گام‌های ۲ و ۳ مجدداً محاسبه شدند تا میزان تأثیرپذیری نتایج از داده‌های پرت ارزیابی گردد.

گام ۵: پیاده‌سازی در سامانه اطلاعات جغرافیایی و ارزیابی نهایی

اوزان مطلق نهایی طبقات (خروجی گام ۳)، به عنوان ورودی به لایه‌های اطلاعاتی در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی الصاق گردید. با انجام عملیات هم‌پوشانی وزنی[2]، نقشه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش استان مازندران در پنج رده خطر (خیلی کم تا خیلی زیاد) تهیه شد. در گام نهایی، دقت و اعتبار مدل با استفاده از ۶۷۴ نقطه لغزشی ثبت‌شده واقعی (اخذ شده از اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان مازندران) و از طریق محاسبه شاخص نسبت فراوانی[3] مورد ارزیابی قرار گرفت.

به منظور ارزیابی کمی عملکرد دو رویکرد وزن‌دهی، منحنی مشخصهٔ عملکرد سامانه[4] رسم و شاخص سطح زیر منحنی[5] محاسبه گردید. این تحلیل با استفاده از داده‌های اعتبارسنجی (۶۷۴ نقطه لغزشی ثبت‌شده) و بر اساس درصد انباشته نقاط لغزشی و مساحت هر رده خطر انجام شد. نقاط منحنی شاخصه عملکرد سامانه از طریق محاسبه‌ی نرخ مثبت واقعی[6] درصد انباشته نقاط لغزشی در هر رده و نرخ مثبت کاذب[7] درصد انباشته مساحت هر رده به دست آمدند در نهایت شاخص سطح زیر منحنی با استفاده از روش ذوزنقه‌ای محاسبه گردید.

1 - Mapping
2 - Weighted Overlay
3 - Frequency Ratio
4 - ROC (Receiver Operating Characteristic)
5 - AUC (Area Under the Curve)
6 - TPR (True Positive Rate)
7 - FPR (False Positive Rate)

نتایج و بحث

نتایج روش وزن‌دهی مبتنی بر میانه

در رویکرد نخست، وزن‌های میانه هر معیار از ادبیات تحقیق استخراج و به لایه‌های اطلاعاتی اعمال شد. بر اساس این وزن‌ها، عامل شیب با بیشترین وزن، تأثیرگذارترین عامل در وقوع زمین‌لغزش در منطقه شناسایی شد. سپس نقشهٔ پهنه‌بندی خطر با استفاده از این وزن‌ها تهیه و با موقعیت ۶۷۴ مورد زمین‌لغزش ثبت‌شده در استان مازندران اعتبارسنجی گردید. توزیع این نقاط در ۵ طبقهٔ خطر نشان داد که تنها ۱ مورد در پهنهٔ بسیار شدید، ۱۲۱ مورد در پهنهٔ نسبتاً شدید، ۱۹۴ مورد در پهنهٔ متوسط، ۳۲۹ مورد در پهنهٔ کم و ۲۹ مورد در پهنهٔ بسیار کم قرار گرفته‌اند. این توزیع نشان می‌دهد که بیش از نیمی از لغزش‌های ثبت‌شده (۳۵۸ مورد، معادل ٪۵۳.۱) در پهنه‌های با خطر کم و بسیار کم قرار گرفته‌اند. مساحت هر طبقه در این روش برآورد شده که در جدول (۳) ستون مساحت (کیلومترمربع) روش میانه آورده شده است. این الگو بیانگر آن است که روش مبتنی بر میانه، با وجود شناسایی شیب به عنوان عامل اصلی، در تفکیک دقیق پهنه‌های پرخطر عملکرد رضایت‌بخشی نداشته است. به نظر می‌رسد این ناکارآمدی ناشی از آن است که وزن‌های میانه، علی‌رغم استخراج از مطالعات معتبر، به خوبی منعکس‌کنندهٔ شرایط محلی استان مازندران نیستند و نمی‌توانند تفاوت‌های فضایی و ژئو مورفولوژیک منطقه را به درستی مدل کنند. از این رو، در شرایطی که داده‌های میدانی کافی در دسترس است، استفاده از روش‌های داده‌محور یا رویکردهای استانداردسازی شده مانند نرمال‌سازی اهمیت نسبی، جایگزین مناسبی برای این روش خواهد بود.

نتایج روش وزن‌دهی مبتنی نرمال‌سازی اهمیت نسبی (RIN)

شناسایی و انتخاب لایه‌های اطلاعاتی معتبر، نخستین گام در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با روش‌های دانش مبنا است. در این راستا، ۹ معیار اصلی بر مبنای بالاترین فراوانی حضور در ۷ مطالعه مرجع و امکان‌پذیری دسترسی به داده‌های آن‌ها در سطح استان مازندران گزینش شدند. وزن هر معیار با استفاده از روش نرمال‌سازی اهمیت نسبی و با هدف حذف سوگیری ناشی از تعداد متفاوت معیارها در منابع مختلف، استانداردسازی گردید. در ادامه، نقش هر یک از این عوامل در ناپایداری دامنه‌ای، با استناد به وزن نهایی محاسبه‌شده و انطباق آن با ویژگی‌های ژئو مورفولوژیک و اقلیمی استان مازندران تشریح می‌شود.

شیب (۷ مقاله، وزن ۰/۲۳۹، رتبه ۱): مهم‌ترین عامل کنترل‌کننده تنش برشی دامنه است. بر خلاف رابطه خطی مرسوم، طبقات میانی بیشترین پتانسیل ناپایداری را نشان دادند؛ طبقه ۳۰-۴۵٪ (وزن نسبی ۰/۳۳۵) و سپس ۱۵-۳۰٪ (۰/۲۷۶) مستعدترین رده‌ها هستند که عمدتاً بر کمربند کوهپایه‌ای و ارتفاعات جنگلی مازندران منطبق‌اند. شیب‌های بسیار تند (> ٪۴۵) به دلیل رخنمون‌های سنگی و شیب‌های کم (٪۵-۰) در جلگه ساحلی وزن ناچیزی کسب کردند.

فاصله از جاده (۳ مقاله، وزن ۰/۱۳۳، رتبه ۲): به عنوان یکی از مهم‌ترین محرک‌های انسانی، حریم ۰-۱۰۰ متری جاده با وزن نسبی ۰/۳۵۱ بحرانی‌ترین پهنه است. ترانشه‌برداری و بارگذاری دینامیکی شدآمد در جاده‌های کوهستانی هراز، کندوان و سوادکوه، ناپایداری دامنه‌ها را تشدید می‌کند.

بارش (۵ مقاله، وزن ۰/۱۲۱، رتبه ۳): یکی از مهم‌ترین محرک‌های هیدرولوژیکی لغزش است. بازهٔ بارش ۵۰۰-۶۵۰ میلی‌متر با وزن نسبی ۰/۳۲۶ و سپس ۶۵۰-۸۰۰ میلی‌متر (۰/۲۹۱) بالاترین پتانسیل را دارند. این مقادیر با بارش سالانه بخش‌های میانی و مرتفع مازندران هم‌خوانی دارد. بارش‌های بسیار زیاد (< ۸۰۰mm) در ارتفاعات بالاتر به دلیل کاهش ضخامت خاک، وزن کمتری (۰/۱۲۴) گرفتند.

فاصله از گسل (۵ مقاله، وزن ۰.۱۰۵، رتبه ۴): فاصله ۰-۵۰۰ متری از گسل با وزن نسبی ۰/۳۴۶ بیشترین خطر را دارد. گسل‌های اصلی البرز (نظیر خزر، شمال البرز و گسل‌های مازندران) با ایجاد پهنه‌های خردشده و افزایش نفوذپذیری، مستعد وقوع لغزش‌های کم‌عمق و عمیق هستند.

کاربری اراضی (۵ مقاله، وزن ۰/۰۹۸، رتبه ۵): اراضی بایر و لخت با وزن نسبی ۰/۲۳۴ و سپس اراضی زراعی/ باغی (۰/۱۹۸) بیش‌ترین سهم را دارند. تغییر کاربری جنگل‌های هیرکانی به اراضی دیم و باغات در شیب‌های تند، از عوامل تشدیدکننده ناپایداری در استان است.

فاصله از آبراهه (۵ مقاله، وزن ۰/۰۸۵، رتبه ۶): فاصله ۰-۱۰۰ متری از شبکه زهکشی با وزن نسبی ۰/۳۱۸ بحرانی‌ترین پهنه است. فرسایش کناری و اشباع‌شدگی پای دامنه در حاشیه رودخانه‌های پرآب مازندران، به ویژه در هنگام سیلاب‌های بهاری، سازوکار اصلی شکست شیب است.

ارتفاع (۵ مقاله، وزن ۰/۰۷۶، رتبه ۷): طبقه ۱۱۰۰-۱۵۰۰ متر با وزن نسبی ۰/۳۰۸ بیش‌ترین تأثیر را دارد؛ کمربند گذار اکولوژیک از جنگل به مرتع که در آن فرسایش‌پذیری سازندها و شدت بارش‌های کوهستانی به اوج می‌رسد.

جهت شیب (۶ مقاله، وزن ۰/۰۷۵، رتبه ۸): جهات غربی (وزن نسبی ۰/۲۴۹) و جنوبی (۰/۲۱۸) به دلیل دریافت بیش‌تر انرژی خورشیدی، رطوبت کم‌تر خاک و پوشش گیاهی پراکنده‌تر، ریسک بالاتری دارند. در مقابل دامنه‌های شمالی (پوشش جنگلی متراکم) وزن کمتری (۰/۲۰۸) کسب کردند.

فاصله از مراکز جمعیتی (۲ مقاله، وزن ۰/۰۶۸، رتبه ۹): حریم ۰-۵۰۰ متری سکونتگاه‌ها با وزن نسبی ۰/۳۴۵ پرخطرترین محدوده است که نشان‌دهنده تأثیر فعالیت‌های انسانی (خاک‌برداری، آبیاری، ساخت‌وساز) بر ناپایداری دامنه‌ها است. وزن این معیار به دلیل فراوانی پایین در مطالعات با عدم قطعیت همراه است. نقشهٔ هر یک از معیارها در شکل ۲ آورده شده است.

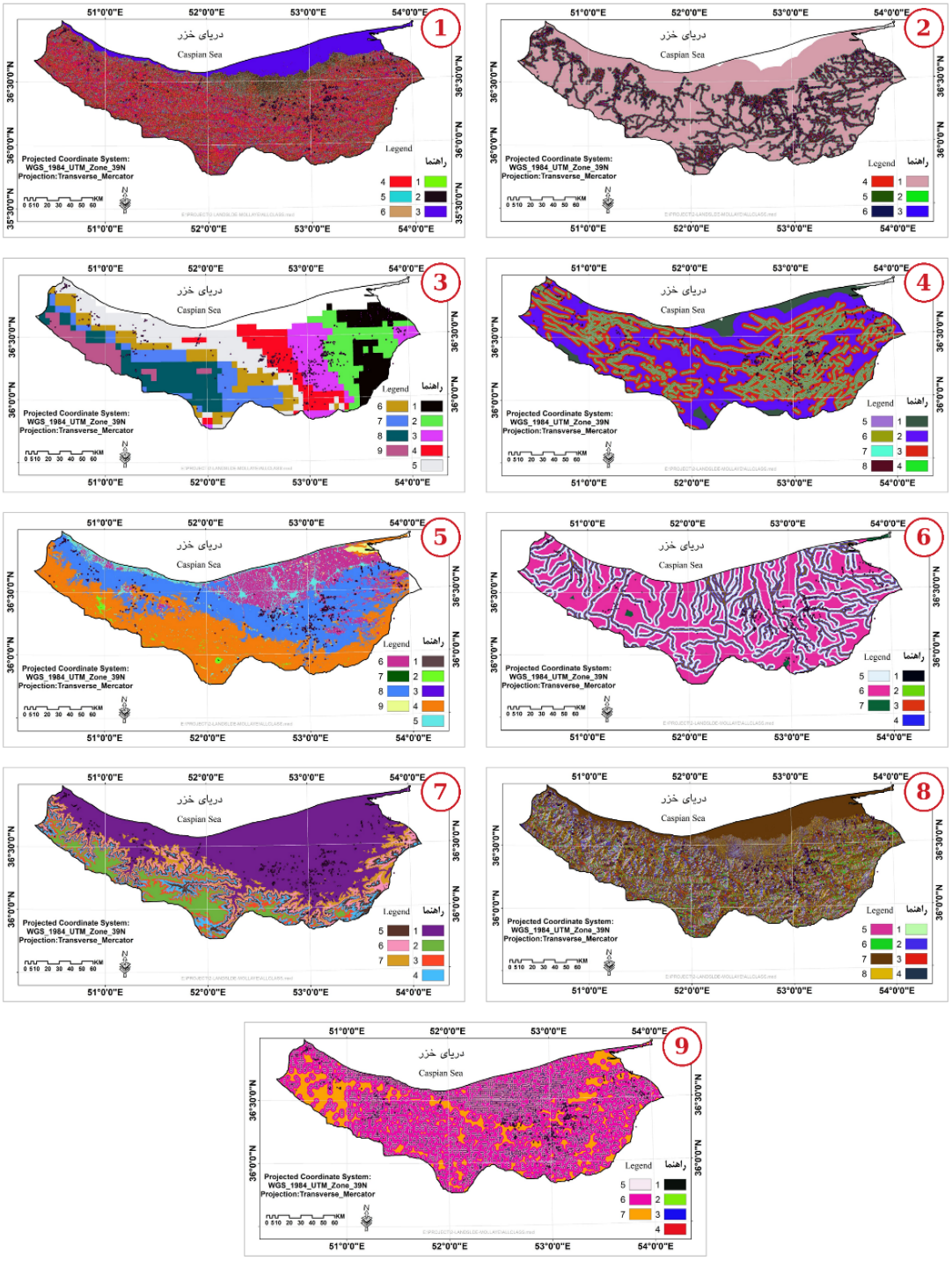
پس از استخراج وزن‌های اولیه از ۷ مطالعه مرجع و اعمال روش نرمال‌سازی اهمیت نسبی، وزن‌های استانداردشده ۹ معیار مؤثر بر زمین‌لغزش، مطابق جدول ۱ به دست آمد. این وزن‌ها عاری از سوگیری ناشی از تعداد متفاوت معیارها در مطالعات مختلف هستند و مستقیماً قابلیت استفاده در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی را دارند.

با توجه به نتایج جدول ۱ ملاحظه می‌شود، شیب با اختلاف چشمگیر، بالاترین وزن (۰/۲۳۹) را به خود اختصاص داده است. فاصله از جاده (۰/۱۳۳) و بارش (۰/۱۲۱) در رتبه‌های بعدی قرار دارند. تحلیل حساسیت با جایگزینی میانه به جای میانگین نشان داد که ترتیب اهمیت معیارها تا حد زیادی پایدار است، اما وزن ارتفاع و کاربری اراضی در صورت استفاده از میانه کاهش نسبی می‌یابد که نشان‌دهندهٔ تأثیرپذیری وزن این دو معیار از داده‌های منفرد است. وزن فاصله از نقاط جمعیتی نیز به دلیل حضور تنها در دو مطالعه، با عدم قطعیت بیش‌تری همراه است و باید بااحتیاط تفسیر شود.

پس از تعریف سامانه طبقه‌بندی مرجع و نگاشت وزن‌های مطالعات مختلف به آن، اوزان مطلق نهایی هر طبقه از حاصل‌ضرب وزن نسبی آن طبقه (R_c) در وزن معیار متناظر (W_i^{final}) محاسبه گردید. جدول ۲ این اوزان را که مستقیماً برای عملیات هم‌پوشانی وزنی[1] در نرم‌افزارهای سامانه اطلاعات جغرافیایی به کار می‌روند، ارائه می‌دهد. شایان‌ذکر است که مجموع تمامی وزن‌های مطلق طبقات در این جدول برابر با یک بوده و هر طبقه نشان‌دهندهٔ سهم آن زیرمعیار در ریسک نهایی زمین‌لغزش است.

بر اساس جدول ۲، طبقه شیب ۳۰-۴۵٪ با وزن ۰/۰۸۰ بالاترین سهم را در ایجاد خطر زمین‌لغزش دارد. پس از آن، فاصله ۰-۱۰۰ متری از جاده (۰/۰۴۷) و بارش ۵۰۰-۶۵۰ میلی‌متری (۰/۰۳۹) مهم‌ترین زیرمعیارها هستند. این نتایج گویای آن است که ترکیب شیب‌های متوسط تا زیاد با نزدیکی به عوامل انسان‌ساخت (جاده) و دریافت بارش‌های میان‌مقیاس، بیش‌ترین پتانسیل ناپایداری را در استان مازندران دارا است. طبقات کم‌خطر نظیر شیب‌های بسیار کم، ارتفاعات بسیار بالا (عمدتاً سنگی)، پوشش جنگلی متراکم و فواصل دور از زهکشی‌ها، کمترین وزن‌ها را به خود اختصاص داده‌اند.

1 - Weighted Overlay



شکل ۲- نقشهٔ عوامل مؤثر (معیارها)، به ترتیب شامل ۱: شیب ۲: فاصله از راه‌های ارتباطی ۳: بارش ۴: فاصله از گسل ۵: کاربری اراضی ۶: فاصله از آبراهه ۷: ارتفاع ۸: جهت شیب ۹: فاصله از مراکز جمعیتی

Fig.2. The map of conditioning factors (criteria), in order, comprises 1: slope, 2: distance from roads, 3: precipitation, 4: distance from faults, 5:land use, 6: distance from streams, 7: elevation, 8: aspect, and 9: distance from population centers

جدول ۱- وزن‌های نهایی استانداردشده معیارها و تحلیل حساسیت

Table 1- Final Standardized Criteria Weights and Model Sensitivity Analysis

رتبه Rank	معیارها Criteria	میانگین $\bar{r}_i$ Mean of $\bar{r}_i$	وزن نهایی W_i^{final} Final Weight (W_i^{final})	وزن میانه Median Weight
1	شیب (Slope)	0.263	0.239	0.205
2	فاصله از جاده (Distance from Road)	0.146	0.133	0.110
3	بارش (Precipitation)	0.133	0.121	0.094
4	فاصله از گسل (Distance from Fault)	0.116	0.105	0.083
5	کاربری اراضی (Land Use)	0.108	0.098	0.062
6	فاصله از آبراهه (Distance from Stream)	0.093	0.085	0.044
7	ارتفاع (Elevation)	0.084	0.076	0.035
8	جهت شیب (Aspect)	0.082	0.075	0.054
9	فاصله از مراکز جمعیتی (Distance from Population Centers)	0.075	0.068	0.054

جدول ۲- وزن‌های مطلق نهایی طبقات استانداردشده و آمادهٔ اعمال در سامانه اطلاعات جغرافیایی

Table 2- The final absolute weights of the standardized layers, ready for implementation in GIS

معیارها Criteria	طبقه اول ـ بیشترین خطر (Class I – Highest Risk)	وزن مطلق (Absolute Weight)	طبقهٔ دوم (Class II)	وزن مطلق (Absolute Weight)
شیب (Slope)	30-45%	0.080	15-30%	0.066
فاصله از جاده (Distance from Road)	0-100	0.047	100-300	0.039
بارش (Precipitation)	500-650	0.039	650-800	0.035
فاصله از گسل (Distance from Fault)	0-500	0.036	500-1000	0.028
کاربری اراضی (Land Use)	بایر/ لخت (Bare/Barren)	0.023	زراعی/ باغی (Agricultural/Orchard)	0.019
فاصله از آبراهه (Distance from Stream)	0-100	0.027	100-300	0.023
ارتفاع (Elevation)	1100-1500	0.023	1500-2000	0.019
جهت شیب	غرب (West)	0.019	جنوب (South)	0.016

معیارها Criteria	طبقه اول ـ بیشترین خطر (Class I – Highest Risk)	وزن مطلق (Absolute Weight)	طبقهٔ دوم (Class II)	وزن مطلق (Absolute Weight)
(Aspect)				
فاصله از مراکز جمعیتی (Distance from Population Centers)	0-500	0.023	500-1000	0.019

ادامه جدول ۲- وزن‌های مطلق نهایی طبقات استانداردشده و آماده اعمال در سامانه اطلاعات جغرافیایی

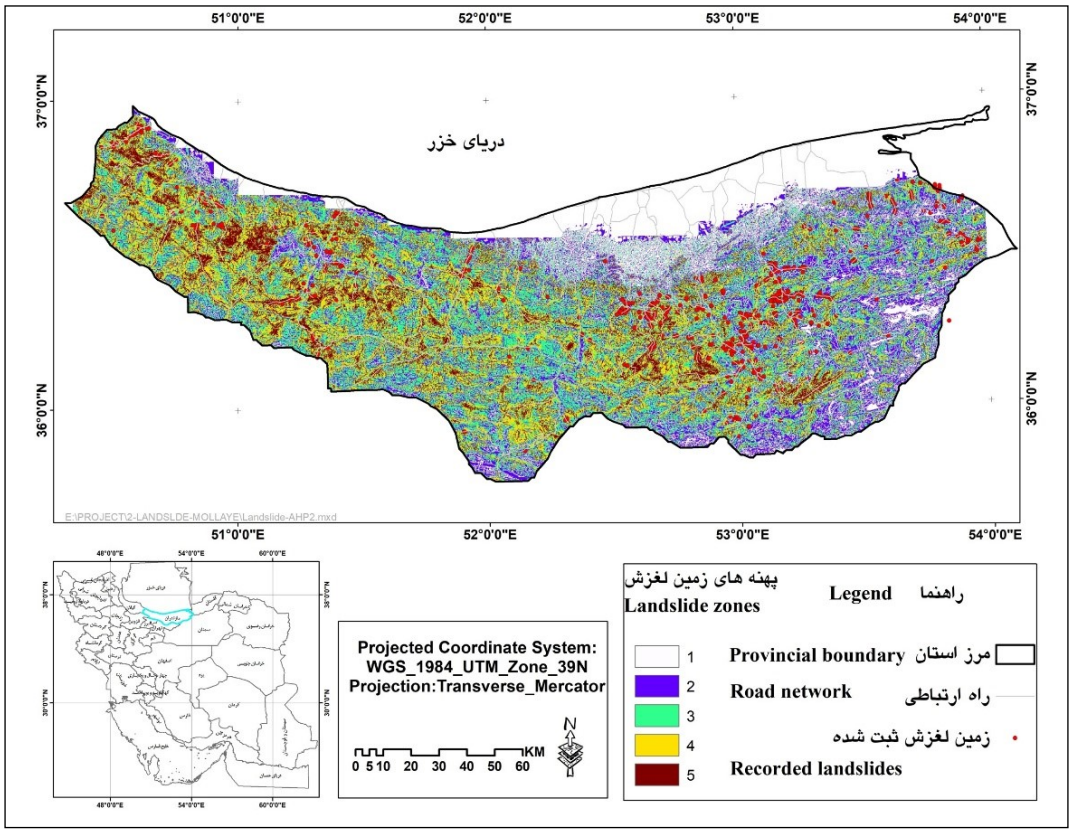
Table 2 continued- The final absolute weights of the standardized layers, ready for implementation in GIS

معیارها Criteria	طبقه سوم (Class III)	وزن مطلق (Absolute Weight)	طبقه چهارم (Class IV)	وزن مطلق (Absolute Weight)	طبقه پنجم ـ کمترین خطر (Class V – Lowest Risk)	وزن مطلق (Absolute Weight)
شیب (Slope)	>45%	0.045	5-15%	0.034	0-5%	0.014
فاصله از جاده (Distance from Road)	300-500	0.030	>500	0.017	-	-
بارش (Precipitation)	270-500	0.022	>800	0.015	270<	0.010
فاصله از گسل (Distance from Fault)	1000-2000	0.024	>2000	0.017	-	-
کاربری اراضی (Land Use)	مرتع ضعیف (Poor Rangeland)	0.018	مرتع خوب (Good Rangeland)	0.016	جنگل (Forest)	0.015
فاصله از آبراهه (Distance from Stream)	300-600	0.021	>600	0.014	-	-
ارتفاع (Elevation)	700-1100	0.019	>2000	0.008	700<	0.007
جهت شیب (Aspect)	شمالی (North)	0.016	شرقی (East)	0.012	مسطح/ سایر (Flat/Other)	0.012
فاصله از مراکز جمعیتی (Distance from Population Centers)	1000-2000	0.015	>2000	0.011	-	-

پس از اعمال اوزان مطلق نهایی محاسبه‌شده برای هر یک از طبقات ۹ معیار (W_c^{final}) در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی، عملیات هم‌پوشانی وزنی با استفاده از عملگر جمع جبری[1] اجرا گردید. خروجی این مرحله، یک سطح پیوسته از مقادیر عددی بود که در آن هر پیکسل، نمره تجمعی خطر زمین‌لغزش را از مجموع وزن‌های تخصیص‌یافته به خود اختصاص داد. دامنه مقادیر در نقشه خروجی بین حداقل ۱/۶۳۳۴۴ و ۶/۵۴۳۹۴ به دست آمد. با افزایش مقدار پیکسل در این بازه، پتانسیل وقوع زمین‌لغزش به طور فزاینده‌ای افزایش می‌یابد. برای تبدیل این سطح پیوسته به یک نقشه پهنه‌بندی کیفی و قابل‌تفسیر برای مدیران و برنامه‌ریزان، نقشه خروجی با استفاده از روش شکست‌های طبیعی[2] به ۵ رده خطر طبقه‌بندی شد. انتخاب این روش مبتنی بر منطق کمینه‌سازی واریانس درون رده‌ای و بیشینه‌سازی واریانس بین رده‌ای است؛ بدین معنا که حدود رده‌ها در نقاطی از توزیع داده‌ها قرار می‌گیرند که تغییرات مقادیر به طور طبیعی جهش پیدا می‌کند.

1 - Sum
2- Natural Breaks – Jenks Optimization

این رویکرد، برخلاف روش‌های ساده‌ای نظیر فواصل برابر، از تحمیل مرزهای مصنوعی بر ساختار ذاتی داده‌ها جلوگیری کرده و طبقه‌بندی را منطبق بر الگوی واقعی ریسک در سطح استان می‌نماید. پس از اجرای الگوریتم شکست‌های طبیعی، ۵ رده ریسک از خیلی کم تا خیلی زیاد تعریف و محدوده مقادیر هر رده تعیین گردید. بدین ترتیب، نقشه نهایی پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش استان مازندران تولید شد (شکل ۳). شایان ذکر است که کل مساحت هر پهنه خطر و درصد آن از سطح استان نیز جهت تحلیل‌های تکمیلی محاسبه گردید. به منظور اعتبارسنجی نقشهٔ نهایی، از نقاط زمین‌لغزشی ثبت شده در منطقه استفاده شد و شاخص نسبت فراوانی برای هر رده خطر محاسبه گردید تا میزان تطابق پهنه‌های پرخطر با واقعیت میدانی به‌صورت کمی سنجیده شود.



شکل ۳- نقشه پهنه‌بندی زمین‌لغزش مبتنی بر روش دانش مبنا

Fig.3. Landslide susceptibility zonation map based on a knowledge-driven approach

پس از طبقه‌بندی نقشه خروجی همپوشانی با روشNatural Breaks ، مساحت و درصد هر یک از ۵ رده خطر مطابق جدول ۳ محاسبه گردید. بر اساس نتایج حاصل شده مطابق جدول ۳ توزیع فضایی ریسک در استان مازندران، ساختاری تقریباً نرمال با چولگی اندک به سمت طبقات پرخطر نشان می‌دهد. پهنه با خطر متوسط (رده ۳) با ۳۰/۲٪، وسیع‌ترین طبقه را تشکیل می‌دهد که کمربند گذار ارتفاعات میانی (عمدتاً ۱۱۰۰ تا ۱۵۰۰ متر) را پوشش می‌دهد. ترکیب دو پهنه زیاد و خیلی زیاد (مجموعاً ۳۴/۲٪) نشان می‌دهد که بیش از یک‌سوم از سطح استان در معرض ریسک بالای زمین‌لغزش قرار دارد. این پهنه‌ها عمدتاً بر شیب‌های ۱۵ تا ۴۵٪، ارتفاعات گذار و مناطق نزدیک به جاده‌ها و گسل‌های اصلی منطبق هستند. در مقابل، پهنه خیلی کم (۱۱٪/۸) صرفاً به جلگه ساحلی و دره‌های عریض محدود می‌شود. جمع مساحت سه رده پرخطر (متوسط، زیاد و خیلی زیاد) بالغ بر ۶۴/۴٪ از مساحت استان را شامل می‌شود که گویای آسیب‌پذیری ذاتی گسترده مازندران در برابر این مخاطره طبیعی است.

جدول ۳- توزیع مساحت پهنه‌های خطر زمین‌لغزش در استان مازندران

Table 3- Areal distribution of landslide hazard zones in Mazandaran Province

رده Class	پهنه خطر Hazard Zone	مساحت (کیلومترمربع) Area (km^2)	درصد از مساحت کل Percentage of Total Area	مساحت (کیلومترمربع) روش میانه Area (km^2)
1	خیلی کم(Very Low)	2573	11.8%	342
2	کم(Low)	5179	23.8%	8221
3	متوسط(Moderate)	6573	30.2%	7133
4	زیاد(High)	5257	24.1%	5928
5	خیلی زیاد(Very High)	2212	10.1%	168
مجموع(Total)		21793	100%	21792

به منظور ارزیابی دقت نقشه پهنه‌بندی، موقعیت ۶۸۱ نقطه لغزشی ثبت‌شده در استان مازندران با نقشه خروجی تلاقی داده شد. پس از حذف ۸ نقطه واقع در خارج از محدوده مطالعاتی، ارزش پیکسلی ۶۷۴ نقطه در ۵ رده خطر استخراج گردید. توزیع فراوانی این نقاط در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴- توزیع نقاط لغزشی در رده‌های خطر در استان مازندران

Table 4- Distribution of landslide points across hazard classes in Mazandaran Province

رده خطر Hazard Class	پهنه Zone	تعداد نقاط Number of Points	درصد از کل Percentage of Total	درصد مساحت Percentage of Area	نسبت فراوانی Frequency Ratio
1	خیلی کم(Very Low)	57	8.5	11.8	0.72
2	کم(Low)	154	22.8	23.8	0.96
3	متوسط(Moderate)	233	34.6	30.2	1.15
4	زیاد(High)	159	23.6	24.1	0.98
5	خیلی زیاد(Very High)	71	10.5	10.1	1.04
مجموع(Total)		674	100.0	100.0	

نسبت فراوانی به عنوان یکی از معتبرترین شاخص‌های اعتبارسنجی مدل‌های پهنه‌بندی زمین‌لغزش، از نسبت درصد نقاط لغزشی در هر رده به درصد مساحت همان رده محاسبه می‌شود (جدول ۴). نسبت فراوانی بزرگ‌تر از ۱ نشان‌دهندهٔ تمرکز نقاط لغزشی بیش از سهم مساحتی آن رده و در نتیجه کارایی مدل در شناسایی پهنه‌های پرخطر است. نتایج نشان می‌دهد که روند کلی نسبت فراوانی از رده ۱ (خیلی کم) به رده ۵ (خیلی زیاد) صعودی است و از ۰/۷۲ به ۱/۰۴ افزایش می‌یابد. این روند افزایشی مؤید آن است که مدل به طور منطقی پهنه‌های با خطر بالاتر را شناسایی کرده است. نسبت فراوانی برای رده‌های ۳، ۴ و ۵ به ترتیب ۱/۱۵، ۰/۹۸ و ۱/۰۴ به دست آمده که همگی در محدوده ۱ یا بالاتر از آن قرار دارند و نشان‌دهندهٔ تمرکز نسبی نقاط لغزشی در این پهنه‌هاست. در مقابل، نسبت فراوانی رده‌های ۱ و ۲ (به ترتیب ۰/۷۲ و ۰/۹۶) کمتر از ۱ بوده و حاکی از عملکرد صحیح مدل در تفکیک پهنه‌های امن است. بالاترین مقدار نسبت فراوانی ۱/۱۵ به رده ۳ (خطر متوسط) تعلق دارد. این پدیده را می‌توان با دو عامل تبیین نمود: نخست آنکه این رده با ۳۰/۲٪ از مساحت استان، وسیع‌ترین پهنه را تشکیل می‌دهد و احتمال رخداد لغزش در آن به طور طبیعی بالاتر است؛ دوم آنکه عوامل ناپایداری نظیر شیب‌های ۱۵-۳۰٪، بارش‌های میان‌مقیاس و ارتفاعات گذار که در این پژوهش وزن‌های بالایی به خود اختصاص دادند، عمدتاً در همین طبقه متمرکز شده‌اند. نسبت فراوانی رده ۵ (۱/۰۴) نیز بالاتر از ۱ بوده و مؤید تراکم نقاط لغزشی در پرخطرترین پهنه است. با این حال، نزدیکی نسبت فراوانی به ۱ در رده‌های ۴ و ۵ نشان می‌دهد که مدل با وجود عملکرد قابل قبول، هنوز ظرفیت بهبود دارد. این وضعیت می‌تواند ناشی از آن باشد که وزن‌های استخراج‌شده از ۷ مطالعه مرجع، باوجود استانداردسازی دقیق، لزوماً منعکس‌کننده تمامی خصوصیات محلی استان مازندران نیستند. علاوه بر این، تفکیک‌پذیری

فضایی برخی لایه‌های ورودی (نظیر کاربری اراضی و فاصله از مراکز جمعیتی) ممکن است در شناسایی پهنه‌های پرخطر کوچک مقیاس محدودیت ایجاد کرده باشد. همچنین، ضریب ۱/۵ برابری تراکم نقاط در رده‌های ۴ و ۵ نسبت به میانگین استانی (۳۴/۱٪ نقاط در ۳۴/۲٪ مساحت) بیانگر آن است که مدل در شناسایی مناطق بحرانی عملکردی منطقی و قابل‌اتکا داشته است. در این مطالعه چارچوب نرمال‌سازی اهمیت نسبی توانسته است نقشه پهنه‌بندی با روند منطقی و صعودی نسبت فراوانی تولید نماید. تراکم بالاتر از میانگین نقاط لغزشی در رده‌های ۳ و ۵ و روند کاهشی نسبت فراوانی به سمت رده‌های کم‌خطر، همگی بر قابلیت اعتماد مدل صحه می‌گذارند. این نتایج نشان می‌دهد که روش نرمال‌سازی اهمیت نسبی می‌تواند به عنوان یک ابزار علمی برای استانداردسازی اوزان معیارها در مطالعات پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش مورداستفاده قرار گیرد. برای بهبود دقت در پژوهش‌های آتی، پیشنهاد می‌شود وزن‌ها با استفاده از نظرات خبرگان محلی تعدیل شده و یا با مدل‌های داده‌محور ترکیب گردند. مقایسه نتایج روش میانه و نرمال‌سازی اهمیت نسبی معیارها در پهنه‌بندی زمین‌لغزش در جدول ۵ ارائه شده است.

ارزیابی کمی عملکرد دو روش وزن‌دهی با استفاده از شاخص AUC نشان داد که روش مبتنی بر میانه با AUC معادل ۰/۵۹۲ و روش نرمال‌سازی اهمیت نسبی با AUC معادل ۰/۴۷۷، هر دو عملکردی در محدودهٔ ضعیف تا قابل قبول داشته‌اند. با این حال، بررسی توزیع نقاط لغزشی در رده‌های خطر نشان می‌دهد که روش RIN با تمرکز ۱۰/۵ درصد از نقاط در رده ۵ (پرخطرترین رده) و حفظ روند صعودی نسبت فراوانی از رده کم‌خطر به پرخطر، عملکردی به مراتب بهتر از روش میانه (با تمرکز تنها ۰/۱۵ درصد نقاط در رده ۵) داشته است. این یافته بیانگر آن است که AUC به تنهایی نمی‌تواند معیار مناسبی برای سنجش کارایی مدل‌های پهنه‌بندی خطر باشد و بررسی توزیع واقعی نقاط لغزشی در رده‌های پرخطر، شاخصی حیاتی‌تر برای ارزیابی مدل محسوب می‌شود. هرچند روش RIN با حذف سوگیری ناشی از تعداد متفاوت معیارها در مطالعات مختلف، گامی مؤثر در جهت استانداردسازی وزن‌ها برداشته است، اما عملکرد آن همچنان برای کاربردهای اجرایی در منطقهٔ مازندران نیازمند بهبود است. از این رو، تلفیق وزن‌های استانداردشده با داده‌های محلی، نظرات خبرگان بومی و یا مدل‌های داده‌محور در پژوهش‌های آتی توصیه می‌شود.

جدول ۵- مقایسهٔ نتایج روش میانه و نرمال‌سازی اهمیت نسبی معیارها در پهنه‌بندی زمین‌لغزش

Table 5- A Comparative Study of Median-Based Weighting and Relative Importance Normalization (RIN) for Landslide Hazard Zonation

شاخص Indicator	روش میانه Median- Method	روش نرمال‌سازی اهمیت نسبی RIN- Method	نتیجه Result
شاخص سطح زیر منحنی (Area Under the Curve)	0.592%	0.477	هر دو ضعیف، اما میانه‌بالاتر (Both are low, but the moderate is higher)
تمرکز نقاط در رده ۵ (Concentration of points in class5)	(1 points)0.15%	(71 points)10.5%	برتری روش نرمال سازی اهمیت نسبی (RIN is superior)
تمرکز نقاط در رده‌های ۳-۵ (Concentration of points in classes 3–5)	46.85%	68.7%	برتری روش نرمال سازی اهمیت نسبی (RIN is superior)
روند نسبت فراوانی (Frequency ratio trend)	نزولی(Descending)	صعودی(Ascending)	برتری روش نرمال سازی اهمیت نسبی (RIN is superior)
قابلیت شناسایی پهنه‌های بحرانی (Capability to identify critical zones)	بسیار ضعیف (Very weak)	قابل‌قبول(Acceptable)	برتری روش نرمال سازی اهمیت نسبی (RIN is superior)
قابلیت تعمیم به مناطق دیگر (Generalizability to other regions)	متوسط (Moderate)	بالا با امکان تعدیل محلی (High with local adjustment possibility)	برتری روش نرمال سازی اهمیت نسبی (RIN is superior)

نتیجه‌گیری

این پژوهش با معرفی و پیاده‌سازی چارچوب نظام‌مند نرمال‌سازی اهمیت نسبی (RIN)، گامی مؤثر در جهت کاهش چالش‌های پیشروی مدل‌های دانش مبنا یعنی سوگیری‌های ذهنی در قضاوت‌های کارشناسی و خطاهای سامان‌مند ناشی از میانگین‌گیری سادهٔ اوزان در مطالعات پیشین ناهمگون، برداشته است. برخلاف روش‌های سنتی که به دلیل تفاوت در تعداد معیارهای ورودی در هر تحقیق دچار سوگیری محاسباتی می‌شوند، الگوریتم نرمال‌سازی اهمیت نسبی با نرمال‌سازی اوزان در درون هر مطالعه پیش از تلفیق نهایی، بستر مناسبی را برای همگن‌سازی دانش جهانی و انطباق آن با شرایط محیطی منطقه فراهم آورده است؛ امری که ارتقای سطح عینیت و کاهش خطای انسانی را در پهنه‌بندی مخاطرات به دنبال دارد. بر مبنای یافته‌های تحقیق حاضر، متغیرهای توپوگرافی و عوامل انسان‌ساخت، پیشران‌های اصلی وقوع زمین‌لغزش در استان مازندران هستند. در این میان، معیار شیب با وزن ۰/۲۳۹ و فاصله از جاده با وزن ۰/۱۳۳ (به‌ویژه در حریم ۰-۱۰۰ متر با وزن مطلق ۰/۰۴۷)، بالاترین میزان تأثیر را بر ناپایداری دامنه‌ها نشان دادند. این نتایج با یافته‌های اسفندیاری درآباد و همکاران (Esfandiari Darabad et al., 2025) که بر نقش حیاتی جاده و توپوگرافی در ناپایداری‌های دامنه‌ای تأکید داشتند، و همچنین گیلانی‌پور و همکاران (Gilanipoor et al., 2025) که مداخلات انسانی (مانند جاده‌سازی و تخریب کاربری) و ساختار زمین‌شناختی را پیشران‌های اصلی حرکات توده‌ای در البرز معرفی کردند، کاملاً همسو است. علاوه بر این، تطابق پتانسیل بالای خطر با مناطق پربارش (بارش ۵۰۰-۶۵۰ میلی‌متر با وزن ۰/۰۳۹)، مهر تأییدی بر نتایج مواوی و همکاران (Moavi et al., 2025) در زمینه اهمیت تلفیق فاکتورهای هیدرو ژئومورفولوژیکی است. قرارگیری ۳۴/۲ درصد از مساحت استان در پهنه‌های با خطر بالا و بسیار بالا نیز گویای آسیب‌پذیری ذاتی و پویایی این پهنه ساختاری فعال است. اگر چه مدل‌های داده‌محور و الگوریتم‌های یادگیری ماشین به دلیل دقت پیش‌بینی بالا در پژوهش‌های اخیر بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند، اما کاربرد و کارایی آن‌ها به شدت نیازمند دسترسی به پایگاه‌داده‌های تاریخی جامع، دقیق و بدون نقص از وقوع زمین‌لغزش‌ها است. در همین راستا، در پژوهشی چالش اساسی انتخاب نمونه‌های منفی مورد بحث قرار گرفته است؛ پژوهشگران معتقدند برچسب‌گذاری مناطق فاقد لغزش صرفاً بر اساس عدم ثبت رویداد، رویکردی محدودکننده است؛ چرا که ممکن است این مناطق به طور بالقوه مستعد زمین‌لغزش باشند، اما صرفاً تاکنون رویدادی در آن‌ها به ثبت نرسیده باشد. در نتیجه، این نمونه‌ها بازتاب دقیقی از مناطق کاملاً ایمن و غیرمستند نخواهند بود (Wu et al., 2026)؛ بنابراین، در مناطقی مانند ارتفاعات صعب‌العبور البرز که با محدودیت یا فقر داده‌های تاریخی جامع و متقن مواجهه هستیم، اتکا به رویکرد دانش مبنا و توسعه‌یافته در این تحقیق که بر فراتحلیل و استانداردسازی تجارب انباشته علمی استوار است، پایداری و صحت بالاتری نسبت به مدل‌های صرفاً داده‌محور نشان می‌دهد. مطالعات انجام‌شده در مناطق کوهستانی کم‌داده یا دارای موجودی ناقص زمین‌لغزش نشان داده‌اند که تلفیق دانش کارشناسی با شواهد داده‌ای در قالب مدل‌های ترکیبی می‌تواند محدودیت اتکای صرف به مدل‌های داده‌محور را کاهش داده و قابلیت اعتماد پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش را افزایش دهد (Ozer et al., 2020; Tan et al., 2024). اعتبارسنجی نقشه نهایی با استفاده از ۶۷۴ نقطه لغزشی ثبت‌شده و شاخص نسبت فراوانی (FR)، روند صعودی منظم و منطقی را از پهنه خطر خیلی کم (۰/۷۲) تا پهنه خطر خیلی زیاد (۱/۰۴) نشان داد که مؤید کارایی بالا و انطباق دقیق فضایی مدل با واقعیت‌های میدانی است. در این میان، اختصاص بالاترین مقدار شاخص نسبت فراوانی (۱/۱۵) به رده خطر متوسط، به دلیل وسعت بالای این پهنه (۳۰/۲ درصد از سطح استان) و تمرکز فاکتورهای ناپایداری واسط مانند شیب‌های ۱۵-۳۰ درصد و ارتفاعات گذار در این طبقه، کاملاً از نظر ژئومورفولوژیکی قابل‌توجیه است. با وجود کارایی چشمگیر چارچوب RIN، محدودیت‌هایی نظیر بَسامد پایین حضور برخی معیارهای انسانی (مانند فاصله از مراکز جمعیتی که تنها در دو مطالعه حضور داشت) و محدودیت رزولوشن مکانی برخی لایه‌ها وجود دارد. برای پژوهش‌های آتی، پیشنهاد می‌شود اوزان استاندارد شده حاصل از این الگوریتم با دانش کارشناسان محلی تلفیق شده و یا به عنوان یک گام پیش‌پردازش ریاضی جهت همگن‌سازی لایه‌ها، در مدل‌های ترکیبی (Hybrid) با الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظیر رگرسیون لجستیک یا ماشین بردار پشتیبان

ادغام گردند تا مرزهای سخت رده‌های محیطی به فضایی پیوسته و واقعی‌تر تبدیل شود. در نهایت، نقشه پهنه‌بندی خطر تولیدشده در این مطالعه می‌تواند به عنوان یک سند کاربردی در اختیار تصمیم‌گیران مدیریت بحران، برنامه‌ریزان زیرساخت‌های جاده‌ای و متولیان پایدارسازی دامنه‌ها در استان مازندران و سایر مناطق کوهستانی مشابه قرار گیرد.

سپاسگزاری

بدین‌وسیله از مدیریت و کارشناسان محترم ادارهٔ کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان مازندران، به پاس در اختیار قرار دادن لایه‌های اطلاعاتی پایه که نقش بنیادینی در پیشبرد این پژوهش ایفا نمودند، صمیمانه قدردانی می‌گردد. همچنین شایسته است اشاره شود که ایدهٔ اولیه این مطالعه برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی‌ارشد رشته مخاطرات محیطی با راهنمایی نویسنده مسئول در دانشگاه بیرجند است که پس از بازنگری‌های گسترده در محتوا، روش‌شناسی و نتایج، به شکل مقالهٔ حاضر تدوین گردیده است.

References

Abe, S., Higaki, D., & Hayashi, K. (2023). The role of translational landslides in the evolution of cuesta topography. In *Progress in Landslide Research and Technology, Volume 1 Issue 1, 2022* (pp. 149-161). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16898-7_10

Alijani, B., Ghahroudi, M., & Amirahmadi, A. (2007). Landslide hazard zonation on the northern slopes of Shah Jahan using GIS (Case study: Estarkhi watershed, Shirvan). *Geographical Research, 22*(1), 117–132. [In Persian]

Alimoradi, M., Saffari, A., & Yamani, M. (2012). Evaluation of AHP and ANP models in landslide susceptibility mapping (Case study: Central Alborz). *Geography and Environmental Planning, 23*(2), 85-104. [In Persian] https://gep.ui.ac.ir/article_18561.html

Amirahmadi, A., & Jahanfar, A. (2013). Evaluation of factors influencing landslide occurrence using multi-criteria decision-making techniques (MCDM): A case study of the Zemkan watershed, Kermanshah Province. In *Proceedings of the Second International Conference on Environmental Hazards*, Tehran, Iran. [in Persian] https://civilica.com/doc/307473/

Amirahmadi, A., Kamrani Dalir, H., & Sadeghi, M. (2010). Landslide hazard zonation using the analytical hierarchy process (AHP): A case study of the Chelav watershed, Amol. *Geography, 8*(27), 181–203. [In Persian] https://mag.iga.ir/volume_34782.html

Asghari Saraskanroud, S., Emami, R., & Piroozi, E. (2021). Evaluation and landslide hazard zonation using OWA and ANN methods (Case study: Paveh County). *Journal of Natural Environmental Hazards, 10*(28), 131–150. [In Persian] https://doi.org/10.22111/jneh.2021.33729.1645

Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology, 65*(1-2), 15-31. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.06.010

Baharvand, S., & Souri, S. (2016). Landslide hazard zonation using artificial neural network (Case study: Sepiddasht–Lorestan, Iran). *Journal of RS and GIS for Natural Resources, 6*(4), 15–31. [In Persian] https://sanad.iau.ir/en/Journal/girs/Article/903041

Basu, T., & Pal, S. (2020). A GIS-based factor clustering and landslide susceptibility analysis using AHP for Gish River Basin, India. *Environment, Development and Sustainability, 22*(5), 4787-4819. https://doi.org/10.1007/s10668-019-00406-4

Chung, C.-J. F., & Fabbri, A. G. (1999). Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 65*(12), 1389–1399. https://www.asprs.org/a/publications/pers/99journal/december/1999_dec_1389-1399.pdf

Climate-Data.org. (2015). Climate: Mazandaran. Retrieved July 4, 2026, from https://en.climate-data.org/asia/iran/mazandaran-2183/

Ebrahimi, L., & Ilanloo, M. (2025). Landslide risk zoning using machine learning algorithm modeling technique (Case study: Izeh County). *Environmental Management Hazards*, *12*(1), 51–64. [In Persian] https://journals.ut.ac.ir/article_102600.html?lang=en

Esfandiari Darabad, F., Vahabzadeh, M., Sheikhlar, Z., & Nezafat Takleh, B. (2025). Identifying factors affecting landslides on Astara road to Namin tunnel using the MLP model. *Journal of Geography and Environmental Hazards, 14*(1), 43-60. [In Persian] https://doi.org/10.22067/geoeh.2024.87409.1475

Fatemi Aghda, S. M., Bagheri, V., & Razifard, M. (2018). Landslide susceptibility mapping using fuzzy logic system and its influences on mainlines in Lashgarak Region, Tehran, Iran. *Geotechnical and Geological Engineering, 36,* 915–937. https://doi.org/10.1007/s10706-017-0365-y

Fathi, M., Jafari, M., & Rashidi, A. (2016). Application of conditional probability and statistical models in landslide susceptibility zoning. *Journal of Engineering Geology, 10*(2), 1415-1432. [In Persian] https://jeg.khu.ac.ir/article-1-2365-fa.html

Feizolahpour, M., & Momipour, M. (2020). Zonation of landslide-prone areas using a feed-forward multilayer perceptron with back-propagation algorithm (Case study: Sangurchay River basin). *Geographical Space, 20*(69), 97–116. [In Persian]

Ghayoor Bolorfroshan, M., Hosseinzadeh, S. R., Lashkaripour, G. R., Minaei, M., & Morabbi Heravi, H. (2024). Spatial-temporal behaviour of old landslide reactivation (case study: Hossein-Abad Kalpoosh Village landslide). *Journal of Geography and Environmental Hazards, 13*(4), 314-343. [In Persian] https://doi.org/10.22067/geoeh.2023.82181.1358

Gilanipoor, A., Motevalli, S., & Derafshi, K. (2025). Assessment of landslide sensitivity and determination of effective factors in its occurrence using the random forest algorithm (Case study: Glandrood watershed). *Journal of Geography and Environmental Hazards, 14*(1), 247-274. [In Persian] https://doi.org/10.22067/geoeh.2025.89542.1514

Goli, I., Kriaučiūnienė, Z., Zhang, R., Bijani, M., Kabir Koohi, P., Rostamkalaei, S. A., … & Azadi, H. (2024). Contributions of climate smart agriculture toward climate change adaptation and food security: The case of Mazandaran Province, Iran. *Trends in Food Science & Technology, 152,* 104653. https://doi.org/10.1016/j.tifs.2024.104653

Guzzetti, F., Reichenbach, P., & Ghigi, S. (2004). Rockfall hazard and risk assessment along a transportation corridor in the Nera Valley, Central Italy. *Environmental Management, 34*(2), 191-208. https://doi.org/10.1007/s00267-003-0021-6

Hemmati, F., Seyed Ahmadi, S., & Alizadeh, A. (2025). Analysis of the role of morphotectonic processes on the potential risk of slope instability in the Shaharchay River basin of Urmia. *Journal of Geography and Environmental Hazards, 14*(3), 18-37. [In Persian] https://doi.org/10.22067/geoeh.2025.93808.1578

Highland, L., & Bobrowsky, P. T. (2008). *The landslide handbook: A guide to understanding landslides*. US Geological Survey, Reston, VA. https://doi.org/10.3133/cir1325

Jafari, G. H., & Khodaei, R. (2024). Zoning land surfaces of Shahroud basin against the occurrence of landslides using the Shannon model. *Journal of Geography and Environmental Hazards, 12*(4), 253-274. [In Persian] https://doi.org/10.22067/geoeh.2022.75401.1183

Jafari, T., Goli Mokhtari, L., & Naemi Tabar, M. (2019). Zoning the risk of landslides in Badranlou Basin using the analytic network process (ANP). *Geographical Space, 19*(66), 1–17. [In Persian] https://geographical-space.iau-ahar.ac.ir/article-1-1967-en.html

Kamranzad, F., Mohasel Afshar, E., Mojarab, M., & Memarian, H. (2016). Landslide hazard zonation in Tehran Province using data driven and AHP methods. *Scientific Quarterly Journal of Geosciences, 25*(97), 101–114. [In Persian] https://doi.org/10.22071/gsj.2015.41372

Karimi, T., Karam, A., Zeaiean Firuzabadi, P., & Tavakkoli Sabour, S. M. (2025). Analysis of slope dynamics and determination of active landslides in Qazvin Alamut river basin with radar data. *Applied Researches in Geographical Sciences, 25*(79), 50-69. [In Persian] https://doi.org/10.61882/jgs.25.79.10

Lee, S., & Pradhan, B. (2007). Landslide hazard mapping at Selangor, Malaysia using frequency ratio and logistic regression m*odels. Landslides, 4,* 33–41. https://doi.org/10.1007/s10346-006-0047-y

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

Mafigiri, A., Khanan, M. F. A., & Abdullah, R. A. (2025). A review of GIS-based landslide susceptibility and hazard modeling considering the influence of topographic parameters on rainfall spatial variability. *Modeling Earth Systems and Environment, 11*(6), 427. https://doi.org/10.1007/s40808-025-02615-5

Mansouri, H., Vakili Ondari, F., & Khatib, M. M. (2017). Landslide hazard zonation using Analytic Hierarchy Process and Boolean logic in Baghran Mountain (South of Birjand). *New Findings in Applied Geology, 10*(20), 49–61. [In Persian] https://doi.org/10.22084/nfag.2017.1692

Mazandaran Meteorological Office. (n.d.). Climate of Mazandaran Province. Retrieved July 4, 2026, from https://www.mazmet.ir/

Mirsanei, R., & Mahdavifar, M. R. (2006). Optimal methods and criteria for preparing landslide hazard zonation maps: *Part I—Preparation of a guideline for landslide hazard zonation in Iran [Final report]*. Natural Disasters Research Institute. [In Persian]

Moavi, M., Elmizadeh, H., & Entezari, M. (2025). Landslide susceptibility modelling using artificial neural network algorithm: A case study of the Shahid Abbaspour dam catchment, northeastern Khuzestan. *Journal of Geography and Environmental Hazards, 14*(3), 38-54. [In Persian] https://doi.org/10.22067/GEOEH.2025.92634.1557

Mohammady, M. (2026). Landslide susceptibility assessment in a part of northern Tehran city. *Hydrogeomorphology, 12*(45), 63-79. [In Persian] https://doi.org/10.22034/hyd.2025.67496.1794

Moncayo, S., & Ávila, G. (2023). Landslide travel distances in Colombia from national landslide database analysis. *In Progress in Landslide Research and Technology, Volume 1 Issue 1, 2022 (pp. 315-325). Cham*: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16898-7_24

Moradi, H. R., Mohammadi, M., Pourghasemi, H. R., & Feiznia, S. (2010). Analysis and estimate of landslide hazard using AHP method in a part of Haraz Road. *Journal of Modares Humanities Planning and Space Programming, 14*(2), 233–247. [In Persian] https://hsmsp.modares.ac.ir/article-21-3642-fa.html

Moradi, H. R., Pourghasemi, H. R., Mohammadi, M., & Mahdavifar, M. R. (2010). Landslide hazard zonation using the gamma fuzzy operator (Case study: Haraz watershed). *Advanced Environmental Sciences, 7*(4), 129–142. [In Persian] https://envs.sbu.ac.ir/index.php/article_96578.html

Nhu, V. H., Shirzadi, A., Shahabi, H., Singh, S. K., Al-Ansari, N., Clague, J. J., ... & Binh, T. (2020). Shallow landslide susceptibility mapping: A comparison between logistic model tree, logistic regression, naïve bayes tree, artificial neural network, and support vector machine algorithms. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 17*(8), 2749. https://doi.org/10.3390/ijerph17082749

Oh, H. J., & Pradhan, B. (2011). Application of a neuro-fuzzy model to landslide-susceptibility mapping for shallow landslides in a tropical hilly area. *Computers & Geosciences*, *37*(9), 1264–1276. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2010.10.012

Ohlmacher, G. C., & Davis, J. C. (2003). Using multiple logistic regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. *Engineering Geology, 69*(3–4), 331–343. https://doi.org/10.1016/S0013-7952(03)00069-3

Ozer, B. C., Mutlu, B., Nefeslioglu, H. A., Sezer, E. A., Rouai, M., Dekayir, A., & Gokceoglu, C. (2020). On the use of hierarchical fuzzy inference systems (HFIS) in expert-based landslide susceptibility mapping: The central part of the Rif Mountains (Morocco). *Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 79,* 551–568. https://doi.org/10.1007/s10064-019-01548-5

Pourghasemi, H. R., & Mohammady, M. (2016). Presentation of a new ensemble method of Bayesian and logistic regression models in landslide susceptibility assessment in Khalkhal Township. *Environmental Erosion Research*, *6*(2), 16–30. [In Persian] https://dorl.net/dor/20.1001.1.22517812.1395.6.2.3.8

Pournader, M., Ghafoori, M., & Lashkaripour, G. R. (2012). Landslide hazard zoning using logistic regression model in structural zones of Iran. *Journal of Advanced Applied Geology, 2*(4), 54-68. [In Persian]. https://aag.scu.ac.ir/article_10123.html

Pradhan, B., & Lee, S. (2010). Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: Backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling. *Environmental Modelling & Software, 25*(6), 747–759. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2009.10.016

Rahimpour, T., & Rezaei Moghaddam, M. H. (2025). GIS-based MCDM approach for landslide susceptibility hazard mapping (Case study: Mehran Roud basin, Iran). *Hydrogeomorphology, 12*(44), 116-131. [In Persian] https://doi.org/10.22034/hyd.2025.66388.1783

Rajabi, A. M., & Khosravi, H. (2018). The zoning of earthquake-induced landslide hazards using the AHP model. *Journal of Engineering Geology, 12*(4), 635–658. [In Persian] https://jeg.khu.ac.ir/article-1-2551-en.html

Ranjbar, M. (2012). Multi-criteria decision analysis (MCDA) for landslide hazard mitigation in Alborz Range. *Journal of Applied Researches in Geographical Sciences, 12*(24), 119-136. [In Persian] https://jgs.khu.ac.ir/article-1-125-fa.html

Rowshanzamir, S. (2025). Investigation of effective factors on landslide occurrence and susceptibility zonation using the Dempster–Shafer model in the Middle Mazlaghan Chai, Markazi Province. *Watershed Management Research, 38*(1), 113–127. [In Persian] https://doi.org/10.22092/wmrj.2023.360607.1502

Sadati, S. H., Mousavi, S. R., Vahabzadeh Kebria, G., & Roshun, S. H. (2025). Evaluation of random forest and support vector machine models in landslide risk mapping (Case study: Tajan basin, Mazandaran province). *Journal of Natural Environmental Hazards, 14*(45), 133-154. [In Persian] https://doi.org/10.22111/jneh.2025.50031.2071

Salehpour Jam, A., Mosaffaie, J., Sarfaraz, F., Shadfar, S., & Akhtari, R. (2021). GIS-based landslide susceptibility mapping using hybrid MCDM models. *Natural Hazards, 108*(1), 1025–1046. https://doi.org/10.1007/s11069-021-04718-5

Sedighi, H., & Ghasemi, A. R. (2023). Modeling landslide occurrence risk using logistic regression model (Case study: Chaharmahal and Bakhtiari province). *Researches in Earth Sciences, 14*(4), 42-60. [In Persian]. https://doi.org/10.48308/ESRJ.2023.104053

Senouci, R., Taibi, N. E., Teodoro, A. C., Duarte, L., Mansour, H., & Yahia Meddah, R. (2021). GIS-based expert knowledge for landslide susceptibility mapping (LSM): Case of Mostaganem Coast District, West of Algeria. *Sustainability, 13*(2), 630. https://doi.org/10.3390/su13020630

Shadfar, S., & Yamani, M. (2008). Landslide hazard zonation in the Jelisan watershed using the LNRF model. *Geographical Research, 39*(62), 11–23. [In Persian] https://jrg.ut.ac.ir/article_19186.html?lang=fa

Shahinfar, H. (2014). The role of factor prioritization in multi-criteria evaluation of land instabilities. *Journal of Remote Sensing and GIS, 6*(2), 67-82. [In Persian] https://jis.sbu.ac.ir/article_94676.html

Shirani, K., & Naderi Samani, R. (2022). Prioritization of effective parameters and landslide susceptibility zonation using maximum entropy and Dempster–Shafer models in Doab Samsami, Chaharmahal and Bakhtiari Province. *Journal of Range and Watershed Management, 75*(1), 51–72. [In Persian] https://doi.org/10.22059/jrwm.2022.324882.1592

Silakhouri, Z., Vahabzadeh Kebria, G., & Pourghasemi, H. R. (2021). Landslide hazard assessment using the Dempster-Shafer model (Case study: Part of the Talar watershed). *Environmental Erosion Research, 11*(3), 82–98. [In Persian] https://dorl.net/dor/20.1001.1.22517812.1400.11.3.3.5

Statistical Center of Iran. (2016). Summary results of the 2016 Population and Housing Census. [In Persian]

Statistical Center of Iran. (2024). Population estimates of Mazandaran Province. https://www.amar.org.ir/

Sujatha, E. R., & Sudharsan, J. S. (2024). Landslide susceptibility mapping methods—A review. In G. K. Panda, R. Shaw, S. C. Pal, U. Chatterjee, & A. Saha (Eds.), Landslide: Susceptibility, risk assessment and sustainability: *Application of geostatistical and geospatial modeling (pp. 87–102)*. Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-56591-5_4

Tan, J., Yang, C., Wang, Y., Xiong, H., & Ma, C. (2024). A hybrid model to overcome landslide inventory incompleteness issue for landslide susceptibility prediction. *Geocarto International, 39(1),* 2322066. https://doi.org/10.1080/10106049.2024.2322066

Ullah, I., Aslam, B., Shah, S. H. I. A., Tariq, A., Qin, S., Majeed, M., & Havenith, H.-B. (2022). An integrated approach of machine learning, remote sensing, and GIS data for the landslide susceptibility mapping. *Land, 11*(8), 1265. https://doi.org/10.3390/land11081265

Vahdatifar, M., Mousavi, S. F., Farzin, S., & Hadiani, M. O. (2025). Comprehensive study of climate change impacts on temperature and precipitation in east and west of Mazandaran Province in north of Iran. *Water, 17*(8), 1181. https://doi.org/10.3390/w17081181

Wu, Q., Xie, Z., Zhao, Y., Wu, Y., Tian, M., Lv, Y., & Qiu, Q. (2026). Landslide susceptibility assessment based on textual semantic-numerical embedding and positive-unlabeled learning. *Engineering Geology, 368,* 108750. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2026.108750

Yamusa, I. B., Ismail, M. S., & Tella, A. (2022). Highway proneness appraisal to landslides along Taiping to Ipoh segment Malaysia, using MCDM and GIS techniques. *Sustainability, 14*(15), 9096. https://doi.org/10.3390/su14159096

Ye, C., Wu, H., Oguchi, T., Tang, Y., Pei, X., & Wu, Y. (2025). Physically based and data-driven models for landslide susceptibility assessment: principles, applications, and challenges. *Remote Sensing, 17*(13), 2280. https://doi.org/10.3390/rs17132280