


Evaluation of Random Forest and Support Vector Machine Models in Landslide Risk Mapping (Case study: Tajan Basin, Mazandaran Province)

Sayed Hamid Sadati¹, Seyed Ramzan Mousavi^{2*} , Ghorban Vahabzadeh Kebria³, Sayed Hussein Roshun⁴

1. PhD Student of Watershed Management, Department of Watershed Engineering, Faculty of Natural Resources, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran
2. *Corresponding Author*, Assistant Professor of Watershed Management, Department of Watershed Engineering, Faculty of Natural Resources, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran
3. Associate Professor of Watershed Management, Department of Watershed Engineering, Faculty of Natural Resources, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran
4. PhD Graduate of Watershed Management, Department of Watershed Engineering, Faculty of Natural Resources, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran

Article Info	ABSTRACT
<p>Article type: Research Article</p> <p>Article history: Received: 13 October 2024 Revised: 10 December 2024 Accepted: 12 January 2025</p> <p>Keywords: Landslide, Machine Learning Techniques, AUC, Tajan Watershed.</p>	<p>The development of landslide susceptibility maps using machine learning is an effective tool for managing land in vulnerable regions. This study generates a landslide susceptibility map for the Tajan watershed using machine learning techniques. Twenty-one factors influencing landslides were identified and categorized into geological, climatic, environmental, topographical, and hydrological factors. Raster data was prepared using ENVI 5.6, SAGA GIS, and ArcGIS software. Field surveys documented 155 landslide locations, converted to point layers in ArcGIS. This data, along with the training layer, was imported into R software in ASCII format. For model training, Support Vector Machine (SVM) and Random Forest (RF) algorithms were applied, using 70% of the data (109 samples) for training and the remaining 30% (46 samples) for testing. Evaluation of the RF model using the ROC curve showed high predictive accuracy, with scores of 0.972 for training and 0.949 for testing. Analysis of the RF model identified key factors influencing landslides, including aspect, distance from streams and roads, slope, and the Topographic Position Index. The SVM model results indicated a greater proportion of high-susceptibility areas in the watershed than the RF model. AUC values for the SVM model were slightly lower, at 0.906 for training and 0.831 for testing. The SVM model highlighted elevation classes, rainfall, aspect, and distance from streams and roads as significant factors but underperformed compared to the RF model in mapping landslide susceptibility. Risk classification with the RF model showed that 10.19% of the area is very high risk, 4.17% high risk, 10.76% moderate risk, 15.62% low risk, and 59.26% very low risk. Conversely, the SVM model predicted smaller very high-risk areas at 5.51%, high risk at 15.58%, moderate risk at 5.33%, low risk at 4.47%, and very low risk at 69.09%.</p>

Cite this article: Sadati, S. H. , Mousavi, S. R. , Vahabzadeh Kebria, G. and 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), 29-34. DOI: 10.22111/jneh.2025.50031.2071



© Seyed Ramzan Mousavi*

Publisher: University of Sistan and Baluchestan

DOI: 10.22111/jneh.2025.50031.2071

* Corresponding Author Email: srmmousavi@sanru.ac.ir

INTRODUCTION

Landslides are a common natural disaster that occurs due to heavy rainfall, flooding, earthquakes, and human activities, and they primarily affect developing countries (Carrión-Mero et al., 2021). This phenomenon results in significant loss of life and financial damages, with the most severe impacts seen in mountainous regions. From 1995 to 2014, over 3,876 landslides were reported, resulting in numerous injuries and fatalities (Haque et al., 2019). To mitigate the effects of these disasters, creating landslide susceptibility maps is of great importance. Adopting effective measures to prevent and reduce damages associated with landslides is crucial. Developing landslide susceptibility maps is a common countermeasure to minimize the consequences of landslides, illustrating the spatial distribution of potential landslide occurrences in an area based on geographical conditions (Merghadi et al., 2020). These susceptibility maps are vital tools used by decision-makers to formulate reduction strategies for future disasters (Achu et al., 2023). They are produced using various methods, including data mining and statistical techniques, which can assist decision-makers in devising mitigation strategies (Roy et al., 2022). Key statistical methods include frequency ratio (FR) and Shannon entropy (Bhardwaj & Sarkar, 2024), maximum entropy and weight of evidence (Suhermat et al., 2024), reliability factor (Juliev et al., 2019), logistic regression (Hemasinghe et al., 2018), multiple adaptive regression lines (Chu et al., 2019), and data mining methods such as support vector machines (Huang et al., 2022), random forests (Sun et al., 2020), decision trees (Yeon et al., 2010), artificial neural networks (Salamat et al., 2022), and deep learning (Habumugisha et al., 2022; Azarafza et al., 2021). This study evaluates machine learning models, including support vector machines and random forests, in creating landslide susceptibility maps in northern Iran. With increasing land use changes and population, susceptibility to landslides in this region has risen. Therefore, the need for appropriate measures to mitigate the damages caused by these disasters has become more pressing. Overall, the application of these analyses is vital for effective disaster management.

METHODS AND MATERIAL

In this research, the main factors influencing landslide occurrence were initially identified through the study of scientific documents and field visits. The most significant and influential factors were categorized into four groups: geological factors (lithological units, distance from faults, and fault density), climatic and environmental factors (precipitation, land use, NDVI index, distance from roads, and road density), topographic factors (elevation levels, slope gradient, slope direction, topographic surface curvature, Topographic Position Index (TPI), and Terrain Ruggedness Index (TRI)), and hydrological factors (distance from waterways and waterway density, Sediment Transport Index (STI), Topographic Wetness Index (TWI), and Stream Power Index (SPI)). All factors were then produced in raster format in the software EVNI 5.6, ArcGIS 10.8, and SAGA GIS, with three common characteristics: coordinate system (UTM_WGS1984_Zone_39), cell size (Pixel size = 12.5 m), and identical spatial extent. These were subsequently imported into R in ASCII format for creating the landslide susceptibility map. Alongside a training layer (point layer comprising 155 landslides) resulting from field surveys and historical data of landslides that occurred in the watershed, they were processed in R for modeling. Finally, using Support Vector Machine (SVM) and Random Forest (RF) algorithms, a landslide susceptibility map for the watershed was developed.

RESULTS

The largest area of the basin is covered by marl, limestone sandstone, sandy limestone, and minor conglomerate (951.06 square kilometers) as well as dark gray shale and sandstone, and siltstone (580.77 square kilometers). The average annual rainfall in the Tajen watershed is 560 millimeters, with the highest precipitation occurring in the northern regions of the basin. According to land use maps, the majority of the basin is covered by dense forests (2,183.38 square kilometers) and agricultural lands (793.64 square kilometers). With increasing population and urban development, road construction in the basin has increased, which is a significant factor in disrupting slope materials.

The elevation range in the basin varies from 34 meters to 3,710 meters. Topographically, the basin features flat (Sari Plain) and smooth areas alongside elevated regions with steep terrain. Slope gradients range from zero degrees to 58.14 degrees in some areas. Additionally, the largest area of the basin (21.72 percent) falls within the 10 to 15-degree slope class. The northern and northwestern directions account for the highest percentage of the basin's surface. Final landslide susceptibility maps using the random forest model indicate that the central areas of the basin are the most susceptible to landslides, and the maps of roads and waterways show high susceptibility that is unavoidable. The results from the Support Vector Machine (SVM) model indicate a decrease in the very high-risk class and an increase in the potential for the high-risk class in the basin. According to the SVM model, elevation classes, rainfall, slope direction, distance from waterways, and distance from roads are the most influential factors in landslide occurrence in the studied basin.

CONCLUSION

The results obtained from the Random Forest (RF) model indicate that the risk classes of very high, high, moderate, low, and very low cover 19.10% (equivalent to 22,437 square kilometers), 17.4% (9,179 square kilometers), 10.76% (61,461 square kilometers), 15.62% (2,670 square kilometers), and 59.26% (2,542 square kilometers) of the basin area, respectively. The validation results of the RF algorithm show that the model's performance during the training and testing phases were 0.972 and 0.949, respectively, indicating excellent performance. Additionally, the factors influencing the landslide sensitivity map include slope direction, distance from watercourses, distance from roads, slope degree, and the topographic position index, which are highly significant. The landslide sensitivity map generated from the Support Vector Machine (SVM) model showed that the risk levels include 5.51% of the basin area (39,236 square kilometers) in the very high-risk class, 15.58% (78,668 square kilometers) in the high-risk class, 5.33% (73,228 square kilometers) in the moderate-risk class, 4.47% (11,192 square kilometers) in the low-risk class, and 69.09% (2,964 square kilometers) in the very low-risk class. The evaluation of this model also indicates that the AUC value during the training phase is 0.906 and 0.831 in the testing phase, demonstrating excellent performance during training and very good performance during testing. However, the SVM model has inferior performance compared to the Random Forest (RF) model in predicting the landslide sensitivity map.

ACKNOWLEDGEMENTS

The authors express their gratitude to the General Department of Natural Resources of Mazandaran Province - Sari for providing the location of historical landslides in the Tajan basin and for coordinating the visit.

REFERENCES

References (in Persian)

- Darabi Shahmari, S., Saffari, A. (2019). Landslide susceptibility mapping of Dalahoo Mountains using index of Entropy and Logistic Regression model. *Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards*, 6(2), 165-180. <http://jsaeh.khu.ac.ir/article-1-2401-fa.html>. [In Persian].
- Darvishi, Y., Moosavi nadoshan, S.M. (2023). Spatial analysis of landslide susceptibility in rural and urban areas using climatic and topographic indicators (Case study: boundaries of Gorgan city in Zarrin Gol watershed). *Geographical Engineering of Territory*, 7(2), 333-350. <https://doi.org/10.22034/jget.2023.147993>. [In Persian].
- Karami, F., Bayati Khatibi M., Kheirizadeh, M., Mokhtari Asl, A. (2020). Evaluation of Performance of Support Vector Machine Algorithm in Landslide Susceptibility Zoning in Ahar-chai Basin. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 8(4), 1-17. <https://doi.org/10.22067/geo.v8i4.83263> [In Persian].
- Sepahvand, A., Beiranvand, N. (2024). Landslide susceptibility mapping using various soft computing techniques (Case study: A part of Haraz Watershed). *Water and Soil Management and Modelling*, 4(2), 261-278. <https://doi.org/10.22098/mmws.2023.12678.1263> [In Persian].
- Tablebi, A., Nafarzadegan, A., Malekinezhad, H. (2010). A Review on Empirical and Physically Based Modelling of Rainfall Triggered Landslides. *Physical Geography Research*, 41(70), 45-64. https://jphgr.ut.ac.ir/article_21521.html?lang=fa. [In Persian].

Zakerinejad, R., Kahrani, A. (2023). Assessment and Comparison of CART and TreeNet models to Landslide Susceptibility Mapping using SPM Software and Geographic Information System (GIS), (Case study: Kameh Watershed, Southern of Isfahan Province). *Journal of Natural Environmental Hazards*, 12(37), 17-38. <https://doi.org/10.22111/jneh.2023.42304.1904>. [In Persian].

References (in English)

- Abedin, J., Rabby, Y. W., Hasan, I., Akter, H. (2020). An investigation of the characteristics, causes, and consequences of June 13, 2017, landslides in Rangamati District Bangladesh. *Geoenvironmental Disasters*, 7, 1-19. <https://doi.org/10.1186/s40677-020-00161-z>
- Achu, A. L., Aju, C. D., Di Napoli, M., Prakash, P., Gopinath, G., Shaji, E., Chandra, V. (2023). Machine-learning-based landslide susceptibility modeling with emphasis on uncertainty analysis. *Geoscience Frontiers*, 14(6), 101657. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2023.101657>
- Ado, M., Amitab, K., Maji, A. K., Jasińska, E., Gono, R., Leonowicz, Z., Jasiński, M. (2022). Landslide susceptibility mapping using machine learning: A literature survey. *Remote Sensing*, 14(13), 3029. <https://doi.org/10.3390/rs14133029>
- Althwaynee, O. F., Pradhan, B., Park, H. J., Lee, J. H. (2014). A novel ensemble bivariate statistical evidential belief function with knowledge-based analytical hierarchy process and multivariate statistical logistic regression for landslide susceptibility mapping. *Catena*, 114, 21-36. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2013.10.011>
- Azarafza, M., Azarafza, M., Akgün, H., Atkinson, P. M., Derakhshani, R. (2021). Deep learning-based landslide susceptibility mapping. *Scientific reports*, 11(1), 24112. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-03585-1>
- Beven, K. J., Kirkby, M. J. (1979). A physically based, variable contributing area model of basin hydrology/Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. *Hydrological Sciences Journal*, 24(1), 43-69. <https://doi.org/10.1080/02626667909491834>
- Bhardwaj, D., Sarkar, R. (2024). Landslide susceptibility mapping using probabilistic frequency ratio and Shannon entropy for Chamoli, Uttarakhand Himalayas. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, 48(1), 377-395. <https://doi.org/10.1007/s40996-024-01509-3>
- Bogaart, P. W., Troch, P. A. (2006). Curvature distribution within hillslopes and catchments and its effect on the hydrological response. *Hydrology and Earth System Sciences*, 10(6), 925-936. <https://doi.org/10.5194/hess-10-925-2006>
- Carrión-Mero, P., Montalván-Burbano, N., Morante-Carballo, F., Quesada-Román, A., Apolo-Masache, B. (2021). Worldwide research trends in landslide science. *International journal of environmental research and public health*, 18(18), 9445. <https://doi.org/10.3390/ijerph18189445>
- Chu, L., Wang, L. J., Jiang, J., Liu, X., Sawada, K., & Zhang, J. (2019). Comparison of landslide susceptibility maps using random forest and multivariate adaptive regression spline models in combination with catchment map units. *Geosciences Journal*, 23, 341-355. <https://doi.org/10.1007/s12303-018-0038-8>
- Cortes, C., Vapnik, V. (1995). Support vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>
- Cui, K., Lu, D., Li, W. (2017). Comparison of landslide susceptibility mapping based on statistical index, certainty factors, weights of evidence, and evidential belief function models. *Geocarto International*, 32(9), 935-955. <https://doi.org/10.1080/10106049.2016.1195886>
- Grabs, T., Seibert, J., Bishop, K., Laudon, H. (2009). Modeling spatial patterns of saturated areas: A comparison of the topographic wetness index and a dynamic distributed model. *Journal of Hydrology*, 373(1-2), 15-23. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.03.031>
- Gray, D. H., Sotir, R. B. (1996). *Biotechnical and soil bioengineering slope stabilization: a practical guide for erosion control*. John Wiley & Sons. 400 pages.
- Habumugisha, J. M., Chen, N., Rahman, M., Islam, M. M., Ahmad, H., Elbeltagi, A., Sharma, G., Liza, S.N. and Dewan, A. (2022). Landslide susceptibility mapping with deep learning algorithms. *Sustainability*, 14(3), 1734. <https://doi.org/10.3390/su14031734>
- Haque, U., Da Silva, P.F., Devoli, G., Pilz, J., Zhao, B., Khaloua, A., Wilopo, W., Andersen, P., Lu, P., Lee, J. and Yamamoto, T. (2019). The human cost of global warming: Deadly landslides and their triggers (1995–2014). *Science of the Total Environment*, 682, 673-684. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.03.415>
- Hemasinghe, H., Rangali, R.S.S., Deshapriya, N. L., Samarakoon, L. (2018). Landslide susceptibility mapping using logistic regression model (a case study in Badulla District, Sri Lanka). *Procedia Engineering*, 212, 1046-1053. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2018.01.135>
- Hong, H., Liu, J., Bui, D.T., Pradhan, B., Acharya, T.D., Pham, B.T., Zhu, A.X., Chen, W. and Ahmad, B.B. (2018). Landslide susceptibility mapping using J48 Decision Tree with AdaBoost, Bagging, and Rotation Forest ensembles in the Guangchang area (China). *Catena*, 163, 399-413. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.01.005>
- Huang, W., Ding, M., Li, Z., Zhuang, J., Yang, J., Li, X., Meng, L.E., Zhang, H. Dong, Y. (2022). An efficient user-friendly integration tool for landslide susceptibility mapping based on support vector machines: SVM-LSM toolbox. *Remote Sensing*, 14(14), 3408. <https://doi.org/10.3390/rs14143408>
- Juliev, M., Mergili, M., Mondal, I., Nurtaev, B., Pulatov, A., Hübl, J. (2019). Comparative analysis of statistical methods for landslide susceptibility mapping in the Bostanlik District, Uzbekistan. *Science of the total environment*, 653, 801-814. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.431>

- Kanwal, S., Atif, S., Shafiq, M. (2017). GIS-based landslide susceptibility mapping of northern areas of Pakistan, a case study of Shigar and Shyok Basins. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 8(2), 348-366. <https://doi.org/10.1080/19475705.2016.1220023>
- Kavzoglu, T., Colkesen, I., Sahin, E. K. (2019). Machine learning techniques in landslide susceptibility mapping: a survey and a case study. *Landslides: Theory, practice and modeling*, 283-301. https://doi.org/10.1007/978-3-319-77377-3_13
- Kim, J. C., Lee, S., Jung, H. S., Lee, S. (2018). Landslide susceptibility mapping using random forest and boosted tree models in Pyeong-Chang, Korea. *Geocarto international*, 33(9), 1000-1015. <https://doi.org/10.1080/10106049.2017.1323964>
- Lacasse, S., Nadim, F. (2009). Landslide risk assessment and mitigation strategy. *Landslides—disaster risk reduction*, 31-61. https://doi.org/10.1007/978-3-540-69970-5_3
- Le, X. H., Eu, S., Choi, C., Nguyen, D. H., Yeon, M., Lee, G. (2023). Machine learning for high-resolution landslide susceptibility mapping: case study in Inje County, South Korea. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1268501. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1268501>
- Merghadi, A., Yunus, A.P., Dou, J., Whiteley, J., ThaiPham, B., Bui, D.T., Avtar, R. and Abderrahmane, B. (2020). Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. *Earth-Science Reviews*, 207, 103225. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103225>
- Moore, I. D., Burch, G. J. (1986). Sediment transport capacity of sheet and rill flow: application of unit stream power theory. *Water resources research*, 22(8), 1350-1360.
- Nefeslioglu, H. A., Duman, T. Y., Durmaz, S. (2008). Landslide susceptibility mapping for a part of tectonic Kelkit Valley (Eastern Black Sea region of Turkey). *Geomorphology*, 94(3-4), 401-418. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.10.036>
- Obuchowski, N.A., Bullen, J.A. (2018). Receiver operating characteristic (ROC) curves: review of methods with applications in diagnostic medicine. *Physics in Medicine & Biology*, 63(7), 07TR01. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/aab4b>
- Reilly Shawn, J., DeGloria Stephen, D., Elliot Robert, A. (1999). Terrain Ruggedness Index That Quantifies Topographic Heterogeneity. *intermountain Journal of Science*, 5(1-4), 23-27.
- Robin, X., Turck, N., Hainard, A., Tiberti, N., Lisacek, F., Sanchez, J. C., Müller, M. (2011). pROC: an open-source package for R and S+ to analyze and compare ROC curves. *BMC Bioinformatics*, 12, 1-8. <https://doi.org/10.1186/1471-2105-12-77>
- Roccati, A., Faccini, F., Luino, F., Ciampalini, A., Turconi, L. (2019). Heavy rainfall triggering shallow landslides: A susceptibility assessment by a GIS-approach in a Ligurian Apennine Catchment (Italy). *Water*, 11(3), 605. <https://doi.org/10.3390/w11030605>
- Roy, P., Ghosal, K., Paul, P. K. (2022). Landslide susceptibility mapping of Kalimpong in Eastern Himalayan Region using a Rprop ANN approach. *Journal of Earth System Science*, 131(2), 130. <https://doi.org/10.1007/s12040-022-01877-2>
- Schmidt, J., Evans, I. S., Brinkmann, J. (2003). Comparison of polynomial models for land surface curvature calculation. *International Journal of Geographical Information Science*, 17(8), 797-814. <https://doi.org/10.1080/13658810310001596058>
- Selamat, S. N., Majid, N. A., Taha, M. R., Osman, A. (2022). Landslide susceptibility model using artificial neural network (ANN) approach in Langat river basin, Selangor, Malaysia. *Land*, 11(6), 833. <https://doi.org/10.3390/land11060833>
- Sihag, P., Singh, V. P., Angelaki, A., Kumar, V., Sepahvand, A., Golia, E. (2019). Modeling of infiltration using artificial intelligence techniques in semi-arid Iran. *Hydrological Sciences Journal*, 64(13), 1647-1658. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1659965>
- Suhermat, M., Sugianti, K., Yunarto, Y., Kumoro, Y., Nur, W. H., Sukristiyanti, S., Lestiana, H. (2024). Effectiveness of Landslide Susceptibility Mapping Using the Maximum Entropy Model and Weights of Evidence Modelling in the Kuningan Regency, West Java, Indonesia. *Rudarsko-geološko-naftni zbornik*, 39(3), 27-42. <https://doi.org/10.17794/rgn.2024.3.3>
- Sun, D., Xu, J., Wen, H., Wang, Y. (2020). An optimized random forest model and its generalization ability in landslide susceptibility mapping: application in two areas of Three Gorges Reservoir, China. *Journal of Earth Science*, 31, 1068-1086. <https://doi.org/10.1007/s12583-020-1072-9>
- Tuyen, T. T., An, T. T., Van An, N., Ha, N. T. T., Van Luong, V., Ha, V. T. T. (2024). Integrating Remote Sensing, GIS, and Machine Learning Approaches in Evaluation of Landslide Susceptibility in Mountainous Region of Nghe An Province, Vietnam. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1345(1), 012008. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1345/1/012008>
- Weiss, A.D. (2001). Topographic Positions and Landforms Analysis, *ESRI International User Conference*, San Diego, CA, 3, 9-13.
- Yeon, Y.K., Han, J.G., Ryu, K.H. (2010). Landslide susceptibility mapping in Injae, Korea, using a decision tree. *Engineering Geology*, 116(3-4), 274-283. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2010.09.009>

مجله علمی پژوهشی مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۴، شماره ۴۵، شماره پیاپی ۳، مهر ۱۴۰۴

ارزیابی مدل‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش (مطالعه موردی: حوضه تجن، استان مازندران)

سیدحمید ساداتی^۱، سید رمضان موسوی^{۲*} , قربان وهاب‌زاده کبریا^۲، سیدحسین روشن^۴

۱. دانشجوی دکتری آبخیزداری، گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
۲. استادیار گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری (نویسنده مسئول)
۳. دانشیار گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
۴. دانش‌آموخته دکتری علوم و مهندسی آبخیزداری، گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی	تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از یادگیری ماشین ابزاری مفید برای مدیریت زمین در مناطق مستعد به این پدیده است. هدف این مطالعه، تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش در حوضه تجن با یادگیری ماشین است. بدین منظور، ۲۱ عامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش در چهار طبقه عوامل زمین‌شناسی، اقلیمی و محیطی، توپوگرافی و هیدرولوژیکی شناسایی و رستر آنها در نرم‌افزارهای SAGA GIS، ENVI 5.6 و ArcGIS تهیه شد. با بازبینی میدانی، موقعیت ۱۵۵ زمین‌لغزش ثبت و در ArcGIS به لایه نقطه‌ای تبدیل شدند. کلیه عوامل با فرمت ASCII و لایه نقطه‌ای (لایه آموزشی) وارد نرم‌افزار R شدند. برای آموزش مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و جنگل تصادفی (RF) 70 درصد از داده‌ها (۱۰۹ واقعه) و برای آزمون ۳۰ درصد (۴۶ واقعه) استفاده شد. ارزیابی مدل RF با منحنی ROC نشان داد که نمره‌های ۰/۹۷۲ و ۰/۹۴۹ در مراحل آموزش و آزمون را کسب کرده است. اطلاعات مدل RF نشان می‌دهد که مؤثرترین عوامل شامل جهت شیب، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، درجه شیب و شاخص موقعیت توپوگرافی هستند. نتایج مدل SVM نشان داد که پتانسیل طبقه حساسیت زیاد در حوضه بیشتر از RF است و نمرات AUC به ترتیب ۰/۹۰۶ و ۰/۸۳۱ به دست آمد. نتایج مدل SVM نشان داد که پتانسیل طبقه حساسیت زیاد در حوضه نسبت به پیش‌بینی مدل RF بیشتر شده است. مؤثرترین عوامل در مدل SVM شامل طبقات ارتفاعی، بارندگی، جهت شیب، فاصله از آبراهه و فاصله از جاده می‌باشند. مدل SVM در مقایسه با مدل RF عملکردی ضعیفی در پیش‌بینی نقشه حساسیت زمین لغزش دارد. نتایج دسته‌بندی سطح خطر در مدل RF، به ترتیب خیلی زیاد (۱۰/۱۹٪)، زیاد (۴/۱۷٪)، متوسط (۱۰/۷۶٪)، کم (۱۵/۶۲٪) و خیلی کم (۵۹/۲۶٪) از مساحت حوضه است. در مدل SVM نیز به ترتیب سهم طبقات خیلی زیاد (۵/۵۱٪)، زیاد (۱۵/۵۸٪)، متوسط (۵/۳۳٪)، کم (۴/۴۷٪) و خیلی کم (۶۹/۰۹٪) محاسبه شده است.

استناد: ساداتی، سیدحمید، موسوی، سید رمضان، وهاب‌زاده کبریا، قربان و روشن، سیدحسین. (۱۴۰۴). ارزیابی مدل‌های جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان در تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش (مطالعه موردی: حوضه تجن، استان مازندران). مخاطرات محیط طبیعی، ۱۴(۴۵)، ۳۳-۴۶

DOI: 10.22111/jneh.2025.50031.2071



© سیدحمید ساداتی، سید رمضان موسوی*، قربان وهاب‌زاده کبریا، سیدحسین روشن.

ناشر: دانشگاه سیستان و بلوچستان

مقدمه

لغزش زمین یکی از بلایای طبیعی رایج است که به دلیل بارش‌های شدید، سیلاب، زلزله و فعالیت‌های انسانی رخ می‌دهد و بیشتر کشورهای در حال توسعه را تحت تاثیر قرار می‌دهد (کاریون‌مرو و همکاران، ۲۰۲۱). این پدیده موجب تلفات جانی و خسارات مالی زیادی می‌شود و در مناطق کوهستانی بیشترین آسیب را به بار می‌آورد. به طوری که از ۱۹۹۵ تا ۲۰۱۴ بیش از ۳۸۷۶ مورد زمین‌لغزش گزارش شده است که نتیجه آن زخمی و فوتی‌های فراوانی بوده است (هاک و همکاران، ۲۰۱۹). به منظور کاهش اثرات این بلایا، تهیه نقشه‌های حساسیت زمین لغزش اهمیت زیادی دارد. اتخاذ راه‌های مؤثر برای جلوگیری و کاهش تخریب‌های مرتبط با زمین لغزش بسیار مهم است. تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش، یک اقدام متقابل رایج برای کاهش پیامدهای زمین لغزش، نشان‌دهنده توزیع مکانی وقوع احتمالی زمین لغزش در یک منطقه بر اساس محیط جغرافیایی است (مرغادی و همکاران، ۲۰۲۰). نقشه‌های حساسیت زمین لغزش ابزارهای حیاتی هستند که توسط تصمیم‌گیرندگان برای اتخاذ استراتژی‌های کاهش برای بلایای آینده استفاده می‌شوند (آجو و همکاران، ۲۰۲۳). این نقشه‌ها به وسیله روش‌های متنوعی همچون روش‌های داده کاوی و آماری تولید می‌شوند و می‌توانند به تصمیم‌گیرندگان در تدوین استراتژی‌های کاهش تهدیدات کمک کنند (روی و همکاران، ۲۰۲۲). روش‌های آماری مهم شامل نسبت فراوانی (FR) و آنتروپی شانون (باردواج و سرکار، ۲۰۲۴)، حداکثر آنتروپی و وزن شواهد (سوهرمات و همکاران، ۲۰۲۴)، عامل اطمینان (جولیف و همکاران، ۲۰۱۹)، رگرسیون لجستیک (هماسینگه و همکاران، ۲۰۱۸)، خطوط رگرسیون تطبیقی چندگانه (چو و همکاران، ۲۰۱۹)، روش‌های داده کاوی شامل ماشین بردار پشتیبان (هوانگ و همکاران، ۲۰۲۲)، جنگل تصادفی (سان و همکاران، ۲۰۲۰)، درخت تصمیم (یون و همکاران، ۲۰۱۰)، شبکه عصبی مصنوعی (سلامت و همکاران، ۲۰۲۲) و یادگیری عمیق (هابوموگیشا و همکاران، ۲۰۲۲؛ آذرافزا و همکاران، ۲۰۲۱). این مطالعه به ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین، شامل ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی، در تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش در شمال ایران می‌پردازد. با افزایش تغییرات کاربری زمین و جمعیت، حساسیت به زمین لغزش در این ناحیه افزایش یافته است. بنابراین، ضرورت اتخاذ تدابیر مناسب برای کاهش خسارت‌های ناشی از این بلایا بیش از پیش احساس می‌شود. به طور کلی، استفاده از نقشه‌های حساسیت زمین لغزش در سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی‌های آینده می‌تواند به حفاظت از جان و اموال انسان‌ها و کاهش خسارت‌های اجتماعی و اقتصادی کمک کند.

داده‌ها و روش‌ها

در این پژوهش ابتدا با مطالعه اسناد علمی و با انجام بازدیدهای میدانی مهمترین عوامل مؤثر در وقوع حساسیت زمین لغزش تعیین شدند. مهمترین و مؤثرترین آنها در چهار دسته شامل عوامل زمین‌شناسی (واحدهای سنگ‌شناسی، فاصله از گسل و تراکم گسل)، اقلیمی و محیطی (بارندگی، کاربری اراضی، شاخص NDVI، فاصله از جاده و تراکم جاده)، توپوگرافیکی (طبقات ارتفاعی، مقدار شیب، جهت شیب، انحنای سطح توپوگرافی، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) و شاخص ناهمواری زمین (TRI)) و هیدرولوژیکی (فاصله از آبراهه و تراکم آبراهه، شاخص حمل رسوب (STI)، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) و شاخص قدرت جریان (SPI) تقسیم‌بندی شدند. سپس کلیه عوامل با سه ویژگی مشترک شامل سیستم تصویر و مختصات (UTM_WGS1984_Zone_39)، اندازه سلول (Pixel

و ابعاد فیزیکی (Extent) یکسان با فرمت رستری در نرم‌افزارهای ArcGIS 10.8، EVNI 5.6، و SAGA GIS تولید و سپس به فرمت ASCII برای تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش به نرم‌افزار R وارد شدند. سپس به همراه لایه آموزشی (لایه نقطه‌ای شامل ۱۵۵ زمین لغزش) که حاصل برداشت‌های میدانی و داده‌های تاریخی زمین لغزش‌های رخ داده در حوضه می‌باشد، برای مدل‌سازی وارد نرم افزار R شدند. سرانجام با استفاده از الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM) و جنگل تصادفی (RF) نقشه حساسیت زمین لغزش در حوضه تهیه گردید.

نتایج و بحث

بیشترین سطح حوضه را سنگ‌های مازنی، ماسه سنگ آهکی، سنگ آهکی شنی و کنگلومرای جزئی (۹۵۱/۰۶ کیلومترمربع) و شیل و ماسه سنگ، سیلتستون خاکستری تیره (۵۸۰/۷۷ کیلومترمربع) به خود اختصاص داده است. میزان بارندگی متوسط سالانه حوضه آبخیز تجن ۵۶۰ میلی‌متر می‌باشد که بیشترین میزان بارش در نواحی شمالی حوضه رخ می‌دهد. بر اساس نقشه کاربری اراضی بیشترین سطح حوضه را جنگل‌های متراکم (۲۱۸۳/۳۸ کیلومترمربع) و اراضی کشاورزی (۷۹۳/۶۴ کیلومترمربع) پوشانده است. با افزایش جمعیت و توسعه شهرها و روستاها، جاده‌سازی در حوضه مورد نظر افزایش یافته است که عامل مهمی در برهم‌زدن مواد دامنه‌ای می‌باشد. محدوده تغییرات ارتفاعی در حوضه بین ۳۴- تا ۳۷۱۰ متر می‌باشد. از نظر توپوگرافی نیز در سطح حوضه اراضی دشتی (دشت ساری) و هموار تا مناطق مرتفع و دارای توپوگرافی شدید وجود دارد. بطوریکه میزان شیب بر حسب درجه از صفر درجه و در برخی مناطق تا ۵۸/۱۴ درجه قابل مشاهده است. همچنین بیشترین سطح حوضه (۲۱/۷۲ درصد) در طبقه شیب ۱۵-۱۰ درجه قرار دارد. جهت‌های شمال و شمال غرب نیز بیشترین درصد سطح حوضه را به خود اختصاص داده‌اند. نقشه‌های نهایی حساسیت به وقوع زمین لغزش با مدل جنگل تصادفی نشان داد که مناطق میانی حوضه دارای بیشترین حساسیت به وقوع زمین لغزش هستند و نقشه جاده‌ها و آبراه‌ها در حساسیت زیاد غیرقابل اجتناب است نتایج مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، بیانگر کاهش طبقه خطر خیلی زیاد و افزایش پتانسیل طبقه خطر زیاد در حوضه است. بر اساس مدل SVM طبقات ارتفاعی، بارندگی، جهت شیب، فاصله از آبراه و فاصله از جاده مؤثرترین عوامل در وقوع زمین لغزش در حوضه مورد مطالعه می‌باشند.

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از مدل RF بیانگر اینست که طبقات خطر خیلی زیاد، زیاد، متوسط، کم و خیلی کم به ترتیب ۱۰/۱۹٪ (معادل ۴۳۷/۲۲ کیلومترمربع)، ۴/۱۷٪ (۱۷۹/۰۹ کیلومترمربع)، ۱۰/۷۶٪ (۴۶۱/۶۱ کیلومترمربع)، ۱۵/۶۲٪ (۶۷۰/۰۲ کیلومترمربع) و ۵۹/۲۶٪ (۲۵۴۲/۰۶ کیلومترمربع) از سطح حوضه را پوشش می‌دهند. نتایج اعتبارسنجی الگوریتم جنگل تصادفی (RF) نشان می‌دهد که عملکرد مدل در مرحله آموزش و آزمون به ترتیب ۰/۹۷۲ و ۰/۹۴۹ بوده که نشان‌دهنده عملکرد عالی آن است. همچنین، عوامل مؤثر در تهیه نقشه حساسیت وقوع زمین لغزش شامل جهت شیب، فاصله از آبراه، فاصله از جاده، درجه شیب و شاخص موقعیت توپوگرافی از اهمیت بالایی برخوردارند.

نقشه حساسیت زمین لغزش حاصل از مدل SVM نشان داد که سطح طبقات خطر بترتیب شامل ۵/۵۱ درصد سطح حوضه (۲۳۶/۳۹ کیلومتر مربع) در طبقه خطر خیلی زیاد، ۱۵/۵۸ درصد (۶۶۸/۷۸ کیلومتر مربع) در طبقه زیاد، ۵/۳۳ درصد (۲۲۸/۷۳ کیلومتر مربع) در طبقه متوسط، ۴/۴۷ درصد (۱۹۲/۱۱ کیلومتر مربع) در طبقه کم و ۶۹/۰۹ درصد (۲۹۶۴/۰۰ کیلومتر مربع) در طبقه خطر خیلی کم قرار دارند. ارزیابی این مدل نیز نشان می‌دهد که مقدار AUC در مرحله آموزش ۰/۹۰۶ و در مرحله آزمون ۰/۸۳۱ است، که نشان‌دهنده عملکرد عالی در مرحله آموزش و خیلی خوب در مرحله آزمون است. با این حال، مدل SVM در مقایسه با مدل جنگل تصادفی (RF) عملکرد ضعیف‌تری در پیش‌بینی نقشه حساسیت زمین لغزش دارد.

منابع

- Achu, A. L., Aju, C. D., Di Napoli, M., Prakash, P., Gopinath, G., Shaji, E., Chandra, V. (2023). Machine-learning-based landslide susceptibility modeling with emphasis on uncertainty analysis. *Geoscience Frontiers*, 14(6), 101657. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2023.101657>
- Azarafza, M., Azarafza, M., Akgün, H., Atkinson, P. M., Derakhshani, R. (2021). Deep learning-based landslide susceptibility mapping. *Scientific reports*, 11(1), 24112. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-03585-1>
- Bhardwaj, D., Sarkar, R. (2024). Landslide susceptibility mapping using probabilistic frequency ratio and Shannon entropy for Chamoli, Uttarakhand Himalayas. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, 48(1), 377-395. <https://doi.org/10.1007/s40996-024-01509-3>
- Carrión-Mero, P., Montalván-Burbano, N., Morante-Carballo, F., Quesada-Román, A., Apolo-Masache, B. (2021). Worldwide research trends in landslide science. *International journal of environmental research and public health*, 18(18), 9445. <https://doi.org/10.3390/ijerph18189445>
- Chu, L., Wang, L. J., Jiang, J., Liu, X., Sawada, K., & Zhang, J. (2019). Comparison of landslide susceptibility maps using random forest and multivariate adaptive regression spline models in combination with catchment map units. *Geosciences Journal*, 23, 341-355. <https://doi.org/10.1007/s12303-018-0038-8>
- Haque, U., Da Silva, P.F., Devoli, G., Pilz, J., Zhao, B., Khaloua, A., Wilopo, W., Andersen, P., Lu, P., Lee, J. and Yamamoto, T. (2019). The human cost of global warming: Deadly landslides and their triggers (1995–2014). *Science of the Total Environment*, 682, 673-684. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.03.415>
- Hemasinghe, H., Rangali, R.S.S., Deshapriya, N. L., Samarakoon, L. (2018). Landslide susceptibility mapping using logistic regression model (a case study in Badulla District, Sri Lanka). *Procedia Engineering*, 212, 1046-1053. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2018.01.135>
- Huang, W., Ding, M., Li, Z., Zhuang, J., Yang, J., Li, X., Meng, L.E., Zhang, H. Dong, Y. (2022). An efficient user-friendly integration tool for landslide susceptibility mapping based on support vector machines: SVM-LSM toolbox. *Remote Sensing*, 14(14), 3408. <https://doi.org/10.3390/rs14143408>
- Merghadi, A., Yunus, A.P., Dou, J., Whiteley, J., ThaiPham, B., Bui, D.T., Avtar, R. and Abderrahmane, B. (2020). Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. *Earth-Science Reviews*, 207, 103225. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103225>
- Roy, P., Ghosal, K., Paul, P. K. (2022). Landslide susceptibility mapping of Kalimpong in Eastern Himalayan Region using a Rprop ANN approach. *Journal of Earth System Science*, 131(2), 130. <https://doi.org/10.1007/s12040-022-01877-2>
- Selamat, S. N., Majid, N. A., Taha, M. R., Osman, A. (2022). Landslide susceptibility model using artificial neural network (ANN) approach in Langat river basin, Selangor, Malaysia. *Land*, 11(6), 833. <https://doi.org/10.3390/land11060833>
- Sihag, P., Singh, V. P., Angelaki, A., Kumar, V., Sepahvand, A., Golia, E. (2019). Modeling of infiltration using artificial intelligence techniques in semi-arid Iran. *Hydrological Sciences Journal*, 64(13), 1647-1658. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1659965>
- Suhermat, M., Sugianti, K., Yunarto, Y., Kumoro, Y., Nur, W. H., Sukristiyanti, S., Lestiana, H. (2024). Effectiveness of Landslide Susceptibility Mapping Using the Maximum Entropy Model and Weights of Evidence Modelling in the Kuningan Regency, West Java, Indonesia. *Rudarsko-geološko-naftni zbornik*, 39(3), 27-42. <https://doi.org/10.17794/rgn.2024.3.3>
- Sun, D., Xu, J., Wen, H., Wang, Y. (2020). An optimized random forest model and its generalization ability in landslide susceptibility mapping: application in two areas of Three Gorges Reservoir, China. *Journal of Earth Science*, 31, 1068-1086. <https://doi.org/10.1007/s12583-020-1072-9>
- Yeon, Y.K., Han, J.G., Ryu, K.H. (2010). Landslide susceptibility mapping in Injae, Korea, using a decision tree. *Engineering Geology*, 116(3-4), 274-283. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2010.09.009>