Modeling of Mass Movements and Management of Areas sensitive to the Occurrenceof these Movements Using Statistical Algorithms and Neural Network (Case study of Ojan Chay catchment)

Mohamad Hosein Rezaei Moghadam[1]*, Davood Mokhtari Koshki [2], Nasrin Samandar[3]

1. Professor of Geomorphology, Faculty of Planning and Environmental Sciences ,University of Tabriz
2. Professor of Geomorphology, Faculty of Planning and Environmental Sciences ,University of Tabriz
3. Ph.D Student of Geomorphology, Faculty of Planning and Environmental Sciences ,University of Tabriz

Rezaei Moghadam, M H & Mokhtari Koshki, D & Samandar, N. (2021). [Modeling of Mass Movements and Management of Areas sensitive to the Occurrence of these Movements Using Statistical Algorithms and Neural Network (Case study of Ojan Chay catchment)]. *Geography and Development*, 19 (63), 147-174.
doi: http://dx.doi.org/10.22111/J10.22111.2021.6190

Received:10/01/2020
Accepted :24/08/2020

Keywords:
Mass movements, Artificial neural network, GIS, Logistic regression model.

ABSTRACT

Slope instabilities are one of the major natural hazards in mountainous areas that cause significant damage to human activities each year. The purpose of this study was to compare the artificial neural network model with the logistic regression model to evaluate the risk of mass movements and amplitude instability and to identify the effective factors in this phenomenon in Ojan Chay basin. The purpose of the results of the statistical models is to determine the regions with potential of occurrence of instability and finally to prepare a hazard zoning map for the study area. And then the layers are prepared. Distribution map of slope instabilities that occurred in the basin was prepared and integrated with the map of factors affecting the movements and slope distribution map of the slope. Distance from fault, land use, distance from village and road, distance from drainage network were calculated in ArcGIS software environment.ROC, Pseudo R square and Chi Square coefficients were used to evaluate the outputs of the models used. The results showed that the percentages of high risk zones in neural network model and logistic regression were 10.32% and 5.06%, respectively, which mainly include the lithologically restricted zones of these areas. . Also the neural network model with ROC value is 0.89 more efficient than logistic regression for zoning the occurrence of domain instabilities; based on zoning using neural network model, respectively, 40.32, 22.15, 18.32, 8.89,10.32 of the area is classified as very low, low, medium, high and very high risk classes.

Copyright©2021, Geography and Development. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-noncommercial 4.0 International License which permits copy and redistribute the material just in noncommercial usages, provided the original work is properly cited.

Extended Abstract

1. Introduction

Identifying areas sensitive to mass movements, including landslides, from risk modeling with appropriate and efficient patterns, is a key step in reducing potential damage and risk management. Landslide is one of the main geomorphic processes affecting the evolutionary landscape in mountainous areas that has caused catastrophic events. During this process, soil and surface materials are affected by gravity, heavy rainfall, earthquakes, soil erosion and human activities such as degradation. Vegetation and improper engineering operations are located and flow downstream in various forms. Assessing range instabilities, like many environmental risk issues, is one of the most complex issues due to the variety of factors contributing to instability. In order to accurately zoning landslide-sensitive areas, the effective factors in this phenomenon should be

*Corresponding Author:
Mohamad Hosein Rezaei Moghadam
Address: Department of Geomorphology University of Tabriz
Tel: +98(9144142190
E-mail: rezmogh@tabrizu.ac.ir

analyzed in different areas. Researchers consider various factors to be effective in landslides, including altitude and slope direction, heavy rainfall and water infiltration into cracks and fissures, activity of large and active faults, the existence of drainage networks and waterways, land use and its changes. The diversity of texture and lithology and the type of soils in the region that is effective in strength and permeability, geology of the region and human activities including road construction are the most important factors in landslides. After identifying the effective factors in landslides, the studied methods should be reviewed. Researchers have used different methods for landslide zoning, and the performance of each of these methods varies in different regions. Although valuable fundamental studies have been conducted in the field of geomorphology of Sahand mountain but the present study in order to continue the implementation of development projects and achieve the desired results in the future, for the first time to identify and determine areas to mass movements, materials have been studied in the study area. The catchment area of Ojan Chay River is located on the eastern slopes of Sahand, which drains the waters of the eastern slopes of this mountain . This river is 35.77 long and with the area of the catchment area in geographical coordinates between 47 31 46 to 17 47 4 east longitude and 54 40 40 36 to 38 9 8 north latitude. After draining a part of the eastern slope of Sahand Mountain, this river finally joins Aji Chai River in Tabriz. The maximum height of the basin is 3478 meters and the lowest height in the outlet of the basin is 1528 meters. In this basin, in addition to Bostan Abad city, which is located in the central part of the basin, there are about 71 rural settlements. In the present study, two methods of artificial neural network and logistic regression model were used to zoning the landslide risk in Ojan Chay basin. The neural network model is a computational mechanism that is able to provide a new set of information by taking information and calculating it.

2. Methods and Material

Fuzzy set of effective factors: In the present study, in order to standardize continuous and discrete factors, the fuzzy set of user identifiers was used. Given that there is no clear boundary in these sets, in other words, their conversion between membership and non-membership in a set is gradual, so the fuzzy set is determined by its fuzzy membership degree and the range between 0 to 1 belongs to them. This range indicates a steady increase from non-membership to full membership. In other words, weight 1 was given to the sub-criterion with more proportionality to the landslide event and zero weight was given to the least proportionality in the mentioned event to determine the exact score of each layer and then the prepared layers were entered into the software environment to be used in The next step is to fuzzy. Logistic regression is one of the predictive statistical methods that uses independent variables to predict the expansion of the dependent variable. In the present study, which used GIS approaches, independent and dependent criteria were turned into rasters. In other words, the landslide-dependent variable was considered as a binary layer and the independent variables were considered as fuzzy standardized layers (zero to one) or classified. It should be noted, however, that the class-dependent variable is a follower of the logistic curve.

3. Results and Discussion

Neural network prediction: In most predictions, three-layer perceptron neural networks are used due to its widespread use. In the artificial neural network (ANN) method, they are trained by a limited set of real data, and if effective parameters properly selected on the phenomenon under study and given to the network, we can expect to receive logical answers from the network. Perceptron One neural network, a leading multilayer network, including one or more input layers, one or more there is a hidden layer and one or more output layers. The input nodes receive information from the outside and the results are extracted through the neurons of the output layer of the network. In prediction using multilayer perceptron neural network method, the effective factors in landslide occurrence as input neurons and independent variables as well as landslide occurrence layer as dependent and educator layer of network entered the Idrisi software environment. After combining the layers, which were prepared with pixels of the

same size, the areas that had a slip effect along the path were drawn and examined around their surface in GIS, followed by the pixels that had a slip effect. The value of 1 and other pixels took the value of 0 (Boolean logic) and was applied in a separate column. In this way, the layer prepared and fuzzy by the software entered the Idrisi environment and the neural network model was applied on them. Also, the validity of each model and the result obtained from them were extracted by Roc method, which is an efficient method for determining the validity of the results. Landslide risk zoning, assessment and zoning of hazardous areas with a scientific and accurate method can be the most appropriate way to reduce the risk in terms of cost and time, in addition to identifying areas prone to landslides affected by landslides and landslides. Along with the production of zoning chips is an important issue for risk management. In landslide risk zoning, landslides are divided into separate areas of varying degrees of low to high risk; this process is based on recognizing natural properties and quantitative modeling based on existing area data. There are several methods for landslide risk zoning, but they are generally divided into two categories: direct and indirect methods. Direct zoning methods are based on judgments based on slippery areas and indirect methods, including recent research, are based on identifying controlling factors and combining these factors as indicators. Landslide potential.. To zoning the risk of landslides, it is necessary to prepare the layers of effective factors in the occurrence of the phenomenon of slope instability, which effective factors according to the studies are up to 10 main factors. The geology of the region is considered as one of the effective parameters in the occurrence of landslides and its diversity often causes differences in the stability and strength of rocks as well as the diversity of soil type. According to the geological map of the study area the lithology layer of the area was prepared according to the strength of the available rocks. After extracting all the layers in the next stage of work, each of the extracted layers was cut with the layer of mass movements that occurred and based on the histogram and the area of occurrence of mass movements in each of the layers of layers in some layers they were reclassified as the slope direction. In other words, fuzzy set was performed based on the histogram of the occurrence of domain instability in each of the existing classes. Such studies were performed using the histogram model and based on the frequency of educational data in each of the parameters and fuzzy it has also been based on this performance. After standardization of each parameter, 10 factors as independent variables and landslides occurred as a zero and one binary layer and as a dependent variable for the logistic regression model, as well as standardized factors as input neurons. The landslides occurred as an instructor of the artificial neural network model with multilayer perceptron algorithm.

According to the above relationship, lithology, distance from the river, distance from the fault, height, slope and direction of land slope, precipitation, land use have played the most effective role in creating slope instabilities in the study area, respectively. The validation rate of the logistic regression model has been done using Chi2, PR2 indices and also the validation and validation of the logistic regression model has been done using the ROC index. In other words, it shows the success rate of the model compared to the error. Also, the accuracy of this index was estimated to be 0.83, which indicates the relatively high accuracy of the model. In fact, the closer the number obtained from the ROC index to 1, indicates the accuracy of the model used.

4. Conclusion

The present logistic regression and the artificial neural network perceptron Ojan Chay have been performed with the aim of identifying areas with high potential for mass movements. Coefficients obtained from the models Movements are affected by lithology, distance from the river, distance from the fault, height, slope and direction of slope, precipitation, land use. About 37% of Ojan Chay catchment area is located in very high, high and medium risk areas in terms of the occurrence of mass movements. These zones include the heights of the basin, especially the northern slope of Sahand and also Ojan Chay valleys. In the case this place are made of sandstone, and conglomerate, the most

instability and landslides occurred, especially on the slopes of the north and northeast; It has an effective range in the field of instability. range of 350 to 400 mm with shale and alluvium. There are many villages along this route that have medium to high hazards in terms of the occurrence of mass movements of the material, and these phenomena cause great damage to the houses, roads, agricultural lands and gardens of these villages. According to the studies carried out in the region and the exit maps of the risk zoning, the potential for instability in this region is very high and requires an urgent need for planning and control measures so that the amount of high risk areas In the logistic model it is 5.06 percent and in the neural network model it is 10.32 percent.

Keywords : Mass movements, Artificial neural network, GIS, Logistic regression model.

5. References

- Atkinson, PM., Tatnall, ARL (1997). Introduction Neural networks in remote Sensing, International Journal of Remote Sensing, 18(4), 699-709. https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01431169721870 0
- Ayalew, L., Yamagishi, H (2005). Slope failures in the Blue Nile basin, as seen from landscape evolution perspective, Geomorphology, (57). 95-116. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169555X03000850
- Burrough, P.A (1989). Fuzzy Mathematical Methods for Soil Survey and Land Evaluation, Journal of Soil Science, (40), 477-492. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1365-2389.1989.tb01290.x
- Caniani D., Pascale S,. Sdao F., Sole A (2008). Neutral networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza, Natural Hazards,(45), 55-72. https://link.springer.com/article/10.1007/s11069-007-9169-3
- Chau, K.T., Chan, J. E. (2005). Regional bias of landslide data in generating susceptibility maps using logistic regression for Hong Kong Island. Rock Mechanic, 41(2), 280-290. https://link.springer.com/article/10.1007/s10346-005-0024-x?shared-article-renderer
- Enrique, A., Castellanos Abella, A., Cees, J. and Van Weston, B (2008). Qualitative landslide susceptibility assessment by multicriteria analysis: A case study from San Antonio del Sur, Guantánamo, Cuba, The journal of Geomorphology, (94), 453-466 . https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169555X07002784
- Gomez H., Kavzoglu T., (2005). Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela, EngineeringGeology,78(1-2), 11-27. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0013795204002236
- Guinau, M.Pallás,R. Vilaplana,J (2005). A feasible methodology countries: A case-study of NW Nicaragua after Hurricane Mitch ,Engineering Geology, No. 80:316-327. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0013795205001389
- Hattanji, T, & Moriwaki, H (2009). Morphometric analysis of relic landslides using detailed landslide distribution maps: Implications for forecasting travel distance of future landslides. Journal of Geomorphology, No, 103, 447-454. https://core.ac.uk/download/pdf/56642736.pdf
- Iswar, D., Sashikant, S., Cees, V.W., Alfred, S. and Robert, H. (2010). Landslide susceptibility assessment using logistic regression and its comparison with a rock mass classification system, along a road section in the northern Himalayas, India, Geomorphology, (114), 627-637. https://research.utwente.nl/en/publications/landslide-susceptibility-assessment-using-logistic-regression-and
- Lamelas, M.T., Marinoni, O., Hoppe, A., and Riva, J. (2008). Doline probability map using logistic regression and GIS technology in the central Ebro Basin (Spain), Environmental Geology, (54), 9 63-977. https://www.researchgate.net/publication/225621331_Doline_probability_map_using_logistic_regression_and_GIS_technology_in_the_central_Ebro_Basin_Spain
- Lee S., Ryu J. H., Lee M. J., Won J. S (2006). The Application of artificial neural networks to landslide susceptibility mapping at Janghong, Korea, Mathematical Geology, 38(2), 199-220 https://link.springer.com/article/10.1007/s11004-005-9012-x
- Melchiorre C., Matteucci M., Azzoni A (2008). Artificial neural networks and cluster analysis in landslide susceptibility zonation, Geomorphology, 94: 379-400. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169555X07002747
- Mosavi, Z., Kavian, A. and Soleimani, K. (2010). "Landslide Susceptibility Mapping in Sajaroud Basin Using logistic Regression Model", Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, Water and Soil Science, 14(53): 99-112. https://jstnar.iut.ac.ir/browse.php?a_code=A-10-1114-1&slc_lang=en&sid=1&sw=logistic
- Pradhan, B, Lee, S (2009). Landslide risk analysis using artificial neural networks model focusing on different training sites, International Journal of Physical Sciences, 4: 1-15. https://academicjournals.org/journal/IJPS/article-abstract/F7906B417691

- Schmucker, K. J (1982). Fuzzy Sets, Natural Language Computations and Risk Analysis ,.Computer Science Press.
- Shalkoff R.J. (1997). Artificial Neural Networks. M.C Graw-Hill Companies Pub.
- Wang, L.J., Guo., Sawada, M.K., Lin, J., Zhang, J., (2015). Landslide susceptibility mapping in Mizunami City, Japan: A comparison between logistic regression, bivariate statistical analysis and multivariate adaptive regression spline models, Catena , (135), 271-282. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816215300898
- Yilmaz I., (2009). Landslide susceptibility mapping using frequency ratio,logistic regression, artificial neural networks and their comparison: A case study from kat landslides (Tokat-Turkey), Computers and Geosciences, (35), 1125-1138. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0098300408002665
- Andriany, S; Rezaei Moghadam, M.H; Valizadeh Kamran, Kh; Barzegar, V (2016). Evaluating the performance of logistic and non-parametric statistical algorithms in order to manage areas sensitive to mass movements in Goyjeh Bell catchment. Geography and Environmental Hazards, No.19, Fall '95. 59-77. https://geoeh.um.ac.ir/article_30158.html
- Andriany; S, Samandar; N, Nikjoo; M.R (2016). Modeling the amplitude movements of Sattar Khan Ahar dam area using logistic and neural network prediction models. Geography and Environmental Sustainability, No. 20, 19-37. https://ges.razi.ac.ir/article_629.html
- Asghari Saraskanrud; S. Belvasy; I. A (2015). Comparison of artificial neural network model with fuzzy logic model in landslide risk assessment (Case study of Simareh Chenar catchment). Quantitative Geomorphological Research, No. 2, 158-182. http://ensani.ir/fa/article/389675
- Burrough, P.A (1989). Fuzzy Mathematical Methods for Soil Survey and Land Evaluation, Journal of Soil Science, (40), 477-492.
- Emad al-Din; S, Moradi; A (2018). Landslide risk assessment using hierarchical process (AHP), artificial neural network analysis (ANN) and field studies with risk reduction approach (Case study: Adeh Haraz axis), Quantitative Geomorphological Research, 172-190. http://www.geomorphologyjournal.ir/article_78113.html
- Hattanji, T., & Moriwaki, H (2009). Morphometric analysis of relic landslides using detailed landslide distribution maps: Implications for forecasting travel distance of future landslides. Journal of Geomorphology, No, 103, 447-454.
- Lee S., Ryu J. H., Lee M. J., Won J. S (2006). The Application of artificial neural networks to landslide susceptibility mapping at Janghong, Korea, Mathematical Geology, 38(2), 199-220.
- Nikjoo; M. R, Rezaei Moghadam; M. H, Andriany; S (2017). Combining multi-criteria decision making methods with logistic regression method to investigate landslide sensitive areas in Zilber Chay basin. Geography and Environmental Planning, No. 4, Winter '96. 33-52. https://gep.ui.ac.ir/article_22451.html
- Pradhan, B., Lee, S (2009). Landslide risk analysis using artificial neural networks model focusing on different training sites, International Journal of Physical Sciences, 4: 001-015.
- Rakaei, B; Abdul Maleki;P. Giahechi, P (2007). Application of neural network in landslide risk zoning, Journal of Science, University of Tehran, 1(33), 21- 32. https://journals.ut.ac.ir/article_27051.html
- Rustaei; Sh, Ahmadzadeh; H, (2018). Zoning of landslide affected areas on Tabriz-Marand road using remote sensing & GIS Quantitative Geomorphological Research, No. 1, 47-58. http://www.geomorphologyjournal.ir/article_77865.html
- Samandar, Na, Hejazi, A. (2019). Evaluation of the performance of statistical methods of logistic regression and multilayer perceptron neural network in predicting the occurrence of mass movements (upper Komanj chay catchment), Geographical space, 77-97. http://geographical-space.iau-ahar.ac.ir/article-1-2812-fa.html
- Shadfar, S; Yamani, M; Namaki, S .M (2011). Landslide Hazard Zoning Using Information Value, Surface Density and LNRE Models in Chalkroud Basin, Watershed Engineering and Management, 3 (1), 47-40. https://jwem.areeo.ac.ir/article_101869.html
- Schmucker, K.J (1982). Fuzzy Sets, Natural Language Computations and Risk Analysis, Computer Science Press.

مدل‌سازی حرکات توده‌ای و مدیریت مناطق حساس به وقوع این حرکات، با استفاده از الگوریتم‌های آماری و شبکهٔ عصبی (مطالعهٔ موردی: حوضهٔ آبریز اوجان‌چای)

دکتر محمدحسین رضائی‌مقدّم[1*]، دکتر داود مختاری[2]، نسرین سمندر[3]

جغرافیا و توسعه، شمارهٔ ۶۳، تابستان ۱۴۰۰
تاریخ دریافت: ۹۸/۱۰/۲۰
تاریخ پذیرش: ۹۹/۰۶/۰۳
صفحات: ۱۷۴- ۱۴۷

واژه‌های کلیدی:
حرکات توده‌ای، شبکهٔ عصبی مصنوعی، سیستم اطلاعات جغرافیایی، مدل رگرسیون لجستیک، حوضهٔ اوجان‌چای.

چکیده

حوضهٔ آبریز اوجان‌چای با داشتن ویژگی‌های کوهستانی و شرایط طبیعی مختلف، دارای استعداد بالقوه در انواع حرکات ناپایدار دامنه‌ای است. این پژوهش با هدف مقایسهٔ مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی با مدل رگرسیون لجستیک، به‌منظور ارزیابی خطر زمین‌لغزش به‌عنوان زیرمجموعه‌ای از ناپایداری‌های دامنه‌ای و شناسایی عوامل مؤثر در ایجاد این پدیده انجام گرفته‌است. هدف از نتایج به‌دست‌آمده از مدل رگرسیون لجستیک به‌عنوان مدل آماری و مدل شبکهٔ عصبی، تعیین مناطق دارای پتانسیل وقوع ناپایداری ناشی از زمین‌لغزش و نهایتاً تهیهٔ نقشهٔ پهنه‌بندی خطر برای منطقهٔ موردمطالعه است؛ به‌همین‌دلیل ابتدا پارامترهای مؤثر در وقوع این ناپایداری دامنه‌ای استخراج و سپس لایه‌های تناسب مربوط به آن تهیه شدند. نقشهٔ پراکنش ناپایداری‌های دامنه‌ای رخداده در حوضهٔ ، با نقشهٔ عوامل مؤثر بر حرکات و نقشهٔ پراکنش ناپایداری‌های دامنه‌ای تلفیق شد و تأثیر هریک از عوامل شیب، جهت شیب، ارتفاع از سطح دریا، سنگ‌شناسی، بارش، فاصله از گسل، کاربری اراضی، فاصله از روستا و جاده و فاصله از شبکهٔ زهکشی در محیط نرم‌افزار ArcGIS محاسبه شد. سپس خصوصیات هریک از لایه‌ها شناسایی و با روش فازی استانداردسازی شدند. مبنای استانداردسازی روش هیستوگرام با استفاده از قطع‌دادن طبقات هر لایه با حرکات توده‌ای رخداده، بوده‌است. در مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی، الگوریتم پس‌انتشار خطا و تابع فعال‌سازی سیگموئید به‌کار گرفته شد. ساختار نهایی شبکه دارای ۱۰ نرون در لایهٔ ورودی، ۱ نرون در لایهٔ پنهان و ۱ نرون در لایهٔ خروجی شد. پس از بهینه‌شدن ساختمان شبکه، همهٔ اطلاعات منطقه در اختیار شبکه قرار گرفت و درنهایت با توجه به وزن خروجی، نقشهٔ پهنه‌بندی ناپایداری دامنه‌ای تهیه شد. برای ارزیابی نتایج خروجی مدل‌های استفاده‌شده، از ضرایب آماری ROC، Pseudo Rsquare و ChiSquare استفاده شد. نتایج مدل‌ها نشان داد که پهنه‌های با خطر بسیار بالا در مدل شبکهٔ عصبی و رگرسیون لجستیک به‌ترتیب ۱۰/۳۲ و ۵/۰۶ درصد است که عمدتاً محدوده‌هایی را شامل می‌شود که از لحاظ لیتولوژی در مقاومت پایین قرار گرفته‌اند. همچنین مدل شبکهٔ عصبی با مقدار شاخص ROC=۰/۸۹، مدل کارآمدتری نسبت‌به رگرسیون لجستیک درجهت پهنه‌بندی وقوع ناپایداری‌های دامنه‌ای است. براساس پهنه‌بندی صورت‌گرفته با استفاده از مدل شبکهٔ عصبی، به‌ترتیب ۴۰/۳۲، ۲۲/۱۵، ۱۸/۳۲، ۸/۸۹ و ۱۰/۳۲ درصد از مساحت منطقه در کلاس‌های خطر خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار گرفته‌است.

مقدمه

شناسایی مناطق مستعد حرکات توده‌ای، مانندِ زمین‌لغزش، ازطریق الگوسازی خطر با الگوهای مناسب و کارا، اقدامی اساسی در کاهش خسارت احتمالی و مدیریت خطر است *(نیکجو و همکاران، ۱۳۹۶: ۳۳)*. زمین‌لغزش یکی از فرایندهای ژئومورفیک اصلی تأثیرگذار بر چشم‌انداز تکاملی در مناطق کوهستانی بوده که باعث حوادث فاجعه‌آوری شده است*(Hattanji & Moriwaki, 2009: 45)*. طی این فرایند، خاک و مواد سطحی، تحت‌تأثیر نیروی گرانش، بارش‌های شدید، زلزله، اشباع‌شدن خاک از آب و فعالیت‌های انسانی، مانندِ تخریب پوشش گیاهی و عملیات ناصحیح مهندسی قرار گرفته و به شکل‌های مختلف به پایین‌دست دامنه جریان می‌یابد. ارزیابی ناپایداری‌های دامنه‌ای، مانند بسیاری از موضوعات مخاطرات محیطی، از پیچیده‌ترین مسائل است که به‌دلیل تنوع عوامل‌مؤثر در وقوع ناپایداری دامنه‌هاست *(اندریانی و همکاران، ۱۳۹۵: ۲۰)*. کشور ایران به‌دلیل

۱- استاد گروه ژئومورفولوژی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران (نویسنده مسئول) rezmogh@tabrizu.ac.ir
۲- استاد گروه ژئومورفولوژی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران d_mokhtari@tabrizu.ac.ir
۳- دانشجوی دکترای ژئومورفولوژی (مخاطرات ژئومورفیک)، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران samandar@tabrizu.ac.ir

شـرایط خاص آب‌وهوایی، فیزیوگرافی و تغییر کاربری، همواره با مشکل حرکات توده‌ای مواجه است و توجه به این محدودیت طبیعی امری ضروری به‌نظر می‌رسد *(کورکی‌نژاد، ۱۳۸۰: ۲۴)*.

از نظر ژئومورفولوژیک، کوهستان‌ها از نیـروی مورفودینـامیک شدیدی برخوردار هستند *(رجائی، ۱۳۸۲: ۱۴۲)* حوضهٔ آبریز اوجان‌چای که در دامنهٔ شمال‌شرقی تودهٔ کوهستانی سهند قرار دارد نیز به لحاظ عوامل‌طبیعی،مانند: شرایط اقلیمی، ویژگی‌های توپوگرافی و لیتولوژی و... همچنین‌سیستم‌های مورفوژنز حاکم (پریگلاسیر و رودخانه‌ای)، به‌نظر می‌رسد از پتانسیل نسبتاً بالایی به لحاظ وقوع حرکات توده‌ای مواد برخوردار باشد *(کرمی و همکاران، ۱۳۸۶: ۱۰۸)*. به‌منظور پهنه‌بندی‌دقیق مناطق حساس به‌زمین‌لغزش، باید عوامل مؤثر در وقوع این پدیده در مناطق مختلف تحلیل شود *(Pradhan & Lee, 2009: 003)*. محققان عوامل مختلفی را در وقوع زمین‌لغزش مؤثر می‌دانند که شامل: ارتفاع از سطح دریا و جهت شیب، بارش‌های سنگین و نفوذ آب به داخل ترک‌ها و شکاف‌ها، فعالیت گسل‌های بزرگ و فعال، وجود شبکه‌های زهکشی‌وآبراهه‌ها، کاربری اراضی و تغییرات آن، تنوع بافت و سنگ‌شناسی و نوع خاک‌های منطقه که در استحکام و نفوذپذیری مؤثر است،زمین‌شناسی منطقه و فعالیت‌های‌انسانی، ازجمله جاده‌سازی است *(روستایی و احمدزاده، ۱۳۹۱: ۴۸)*. پس از تشـخیص عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش، باید روش‌های موردمطالعه بررسی شود. محققان روش‌های مختلفی را برای پهنه‌بندی زمین‌لغزش استفاده کرده‌اند که کارایی هرکدام از این روش‌ها در مناطق مختلف متفاوت است *(اصغری و بلواسی، ۱۳۹۷: ۱۵۹)*. با توجه به اهمیت پدیدهٔ زمین‌لغزش، مطالعات فراوانی در متون علمی جهان و ایران انجام شده که در این پژوهش تأکید اصلی بر مقالاتی است که با مدل‌های رگرسیون لجستیک و شبکهٔ عصبی انجام شده‌است و به نتایج قابل‌قبولی رسیده‌اند.

یلماز (۲۰۰۹)[1] با استفاده از روش‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی، نسبت فراوانی و رگرسیون لجستیک به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در منطقهٔ کت[2] (توکت-ترکیه) پرداخته‌اند و به این نتیجه رسیدند که مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی نسبت‌به دو روش دیگر از صحت بیشتری برخوردار است. وانگ و همکاران (۲۰۱۵)[3] با استفاده از روش‌های‌رگرسیون لجستیک، تحلیل آماری دومتغیره و رگرسیون زبانه‌دار تطبیقی چندمتغیره[4] اقدام به پهنه‌بندی پتانسیل وقوع زمین‌لغزش در شهر میزونامی کشور ژاپن کردند. آن‌ها مدل MARSpline[5] را نسبت‌به دیگر مدل‌های مورد استفاده، کارآمدتر معرفی کردند.

وانگ و همکاران (۲۰۱۵)[6] با استفاده از روش‌های رگرسیون‌لجستیک، درخت تصمیم‌گیری و ماشین بردار پشتیبان شهر میزونامی ژاپن را از نظر پتانسیل وقوع زمین‌لغزش مورد پهنه‌بندی قرار داده و در سطح اطمینان ۹۵ درصد، روش درخت تصمیم‌گیری را بهترین روش با استفاده از ۱۴ فاکتور معرفی کردند. در تمامی این پژوهش‌ها میزان موفقیت و صحت مدل‌های به‌کاررفته بسیار بالا بوده و این مدل‌ها به‌عنوان مدل‌های کارآمد در پیش‌بینی و پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش معرفی شده‌اند. با توجه به‌پیشینهٔ مدل‌های انتخابی، انجام این پژوهش در محدوهٔ اوجان‌چای که پدیده‌های حرکات دامنه‌ای به وفور در آن دیده شده و منطقهٔ مستعد زمین‌لغزش است، مفید و قابل

1-Yilmaz,2009
2-Kat
3-Wang et al, 2015
4-Multivariate adaptive Regression splines
5-Multivariate adaptive Rregression splines
6-Hung et al, 2015

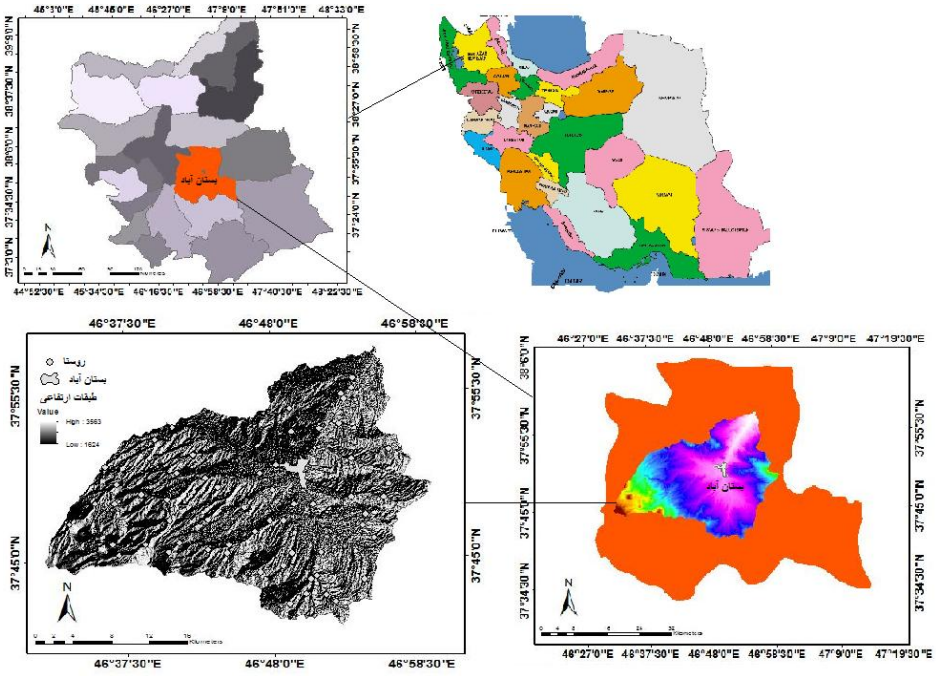
استفاده خواهد بود؛ بنابراین با به‌کارگیری این مدل‌ها و صحت و اعتبارسنجی آن‌ها می‌توان به میزان اعتبار نتایج، اطمینان حاصل کرد. همچنین می‌توان به موارد دیگری از پژوهش‌های موفق و با میزان صحت‌سنجی بالای مدل‌ها اشاره کرد؛ ازجمله: پژوهش‌های پهنه‌بندی زمین‌لغزش در حوضهٔ کشوری (نوژیان) با استفاده از مدل شبکهٔ عصبی توسط سوری و همکاران (۱۳۹۰) و همچنین ثروتی و همکاران (۱۳۹۳) با استفاده از مدل آماری لجستیک به پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش در حوضهٔ آبریز رودخانه سیکان پرداخته‌اند. مالچویر و همکاران (۲۰۰۸)[1] با تهیهٔ نقشهٔ پهنه‌بندی زمین‌لغزش با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی و آنالیز گسیختگی به این نتیجه رسیدند که روش شبکهٔ عصبی مصنوعی یک روش مناسب درجهت پهنه‌بندی زمین‌لغزش است.

گانیانی و همکاران (۲۰۰۵)[2] با به‌کارگیری روش‌های وزن‌دهی دانش کارشناسی، فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، عوامل مؤثر در لغزش زمین را وزن‌دهی کرده و دریافتند که اگر از شبکهٔ عصبی استفاده شود، این شبکه بهترین نتایج را به‌بار خواهد آورد. با وجودی که مطالعات بنیادی باارزشی در زمینهٔ ژئومورفولوژی تودهٔ کوهستانی سهند انجام شده، ولی پژوهش حاضر به‌منظور ادامهٔ روند اجرای پروژه‌های عمرانی توسعه و دستیابی به نتایج مطلوب در آینده، برای اولین‌بار به شناسایی و تعیین نواحی مستعد وقوع حرکات توده‌ای مواد، ازجمله زمین‌لغزش، در منطقهٔ موردمطالعه پرداخته است. هدف این پژوهش، ترسیم و ارائهٔ نقشهٔ پهنه‌بندی خطر با درجات مختلف حرکات توده‌ای مواد و شناسایی نواحی بالفعل و بالقوهٔ مستعد رویداد این پدیده در حوضهٔ آبریز اوجان‌چای و مقایسهٔ مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی با مدل رگرسیون لجستیک به‌منظور ارزیابی خطر زمین‌لغزش درحوضهٔ اوجان‌چای است.

موقعیت جغرافیایی منطقهٔ موردمطالعه

حوضهٔ آبریز رودخانهٔ اوجان‌چای در دامنه‌های شرقی سهند واقع شده که آب‌های دامنهٔ شرقی این تودهٔ کوهستانی را زهکشی می‌کند. این رودخانه به طول ۳۵/۷۷ کیلومتر و با مساحت حوضهٔ آبریز ۱۰۲۹ کیلومتر در مختصات جغرافیایی بین ˝۴۷ ۳۱ ۴۶ تا ۰۴ ۱۷ ۴۷ طول‌شرقی و ´۵۴ ۴۰ ˝ ۳۶ تا ۰۸ ۰۹ ˝۳۸ عرض‌شمالی واقع شده‌است. این رودخانه پس از زهکشی بخشی از دامنهٔ شرقی کوهستان سهند،درنهایت به‌رودخانهٔ آجی‌چای تبریز می‌پیوندد. بیشترین ارتفاع حوضه ۳۴۷۸ متر و پایین‌ترین ارتفاع در بخش خروجی حوضه به ارتفاع ۱۵۲۸ متر است. در این حوضه علاوه‌بر شهرستان بستان‌آباد که در بخش مرکزی حوضه قرار گرفته‌است، در حدود ۷۱ سکونتگاه روستایی نیز وجود دارد. با توجه به وجود آب که از دامنه‌های سهند سرچشمه می‌گیرد و مواد خروجی ناشی از فوران‌های تودهٔ سهند که در زمین‌های اطراف برجای گذاشته می‌شود، زمین‌های حاصلخیزی به‌وجود آمده و کمک شایانی به کشاورزی‌منطقه کرده‌است. با توجه به همین عوامل، سکونتگاه‌های موجود در این حوضه بیشتر در بخش جنوبی و جنوب‌غربی حوضه و درواقع در دامنه‌های سهند استقرار یافته‌اند. تراکم و تمرکز در این قسمت از حوضه نسبت‌به بخش‌های خروجی حوضه بیشتر است (شکل ۱).

1-Melchiorre and et al, 2008
2-Guinau and et al, 2005



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی حوضهٔ آبریز اوجان‌چای بستان‌آباد

تهیه و ترسیم: نویسندگان، ۱۳۹۸

در تحقیق حاضر برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوضهٔ اوجان‌چای از دو روش شبکهٔ عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون لجستیک استفاده شد. مدل شبکهٔ عصبی، مکانیسمی محاسباتی است که قادر است با گرفتن اطلاعات و محاسبه‌کردن آن‌ها، مجموعه‌ای اطلاعات جدید ارائه دهد (*Lee et al, 2006: 200*). این مدل نسبت‌به روش‌های دیگر دارای مزیت‌هایی است، ازجمله اینکه شبکهٔ عصبی مصنوعی از توزیع آماری داده‌ها مستقل است و به متغیرهای آماری مخصوصی نیاز ندارد. همچنین این روش برای آنالیز صحت داده‌ها به‌بررسی کمتری درقیاس با روش‌های آماری نیاز دارد (*Caniani et al,2008:55*). مدل شبکهٔ عصبی چندلایه، مکانیسمی محاسباتی است که قادر است با گرفتن اطلاعات و محاسبه کردن آن‌ها، مجموعه‌ای اطلاعات جدید ارائه دهد(*Lee et al,2006: 200*). در شبکهٔ عصبی سعی بر این است که ساختاری مشابه با ساختار بیولوژیک مغز انسان و شبکهٔ اعصاب بدن ساخته شود تا همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد (*Gomez, Kavzoglu, 2005: 12*).

علاوه بر آن، این‌روش نسبت به‌روش‌های دیگر دارای مزیت‌هایی است. به‌واسطهٔ قابلیت منحصر به‌فرد شبکهٔ عصبی در تعمیم‌دادن عمومیت‌های حاکم در پایگاه داده درحین آموزش، از شبکهٔعصبی می‌توان برای تصمیم‌گیری در موارد جدید که قبلاً در اختیار شبکه قرار نگرفته، استفاده کرد (*Caniani et al, 2008:55*). مزیت استفاده از مدل‌رگرسیون‌لجستیک نسبت‌به سایر تحلیل‌های آماری، نیاز به فرضیات کمتر و عدم نیاز به وجود توزیع نرمال میان متغیرها و عدم‌لزوم رابطهٔ خطی میان متغیر وابسته با متغیرهای مستقل است. این روش کاملاً کمّی است و میزان تأثیر هریک از متغیرهای مستقل بر متغیر وابسته را به‌صورت کمّی و

از ضرایب و آنتی‌لگاریتم ضرایب مشخص می‌کند (*Enrique, 2008: 453; Lamelas et al, 2008: 65*). این مدل حضور و عدم‌حضور متغیر مستقل را در ارتباط با متغیرهای وابسته تحلیل و بررسی می‌کند (*Iswar, 2010: 628*). متغیر وابسته متغیر کیفی دو حالته است و فقط ارزش ۱ و ۰ دارد. هدف از رگرسیون لجستیک در تهیهٔ نقشهٔ حساسیت زمین‌لغزش، پیداکردن بهترین مدل برازش‌داده‌شده برای تشریح حضور و عدم‌حضور زمین‌لغزش به همراه متغیرهای مستقل است. متغیرهای مستقل همان عوامل مؤثر در وقوع لغزش، شامل: شیب، جهت شیب، فاصله از آبراهه و... است. این مدل احتمال وقوع لغزش را براساس پیکسل‌ها یا نقاط با ارزش ۰ و ۱ بیان می‌کند و برای ارزیابی ناپایداری شیب‌ها بسیار مناسب است (*Chau et al, 2005:283*؛ *Mousavi & et al, 2010:99*)؛ بنابراین به‌کارگیری این دو مدل و ارزیابی نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌ها اطلاعات خوبی را در اختیار محققان قرار می‌دهد. برای استفاده از مدل‌های رگرسیون لجستیک و شبکهٔ عصبی نیاز به استفاده از یک سری داده‌ها است. این داده‌ها شامل دو گروه داده‌های اسنادی و میدانی هستند.

داده‌های اسنادی شامل مطالعات کتابخانه‌ای، نقشه‌های توپوگرافی با مقیاس ۱/۵۰۰۰۰، نقشهٔ زمین‌شناسی اهر با مقیاس ۱/۲۵۰۰۰۰، ثبت نقاط زمین‌لغزش از روی تصویر ماهوارهٔ کوییک‌بِرد[1]، سامانهٔ گوگل‌ارث[2] و داده‌های حاصل از مشاهدهٔ میدانی، لایهٔ رقومی ارتفاعی استر[3] با اندازهٔ پیکسل ۳۰ متری و داده‌های هواشناسی‌وکلیماتولوژی سازمان آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی برای انجام روش‌های ذکرشده در تحقیق حاضر، ابتدا براساس مقیاس، موقعیت منطقهٔ مطالعاتی و روش پهنه‌بندی استفاده شده، مجموعاً ۱۰ عامل شامل حرکات توده‌ای، سنگ‌شناسی، فاصله از گسل، ارتفاع، شیب، جهت شیب، کاربری اراضی، فاصله از جاده، نقشهٔ هم‌بارش و تراکم شبکهٔ زهکشی مورد استفاده و مطالعه قرار گرفته‌است. در ابتدا نقاط لغزشی حوضه ازطریق تصاویر ماهواره‌ای و تطبیق آن‌ها با گوگل‌ارث ثبت و در مرحلهٔ بعدی وارد نرم‌افزار ArcGIS 10.2 شد و نقشهٔ حرکات توده‌ای از این طریق تهیه شد. در مرحلهٔ بعد بااستفاده از نقشهٔ زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ منطقه، وضعیت زمین‌شناسی منطقه به‌خوبی بررسی، سپس با مطالعه و بررسی دقیق اقدام به تهیهٔ نقشهٔ واحدهای سنگی در محیط نرم‌افزار شد. نقشه‌های لیتولوژی، تراکم شبکهٔ زهکشی، فاصله از گسل و آبراهه به‌همین‌ترتیب در محیط ArcGIS تهیه شد. به‌منظور تهیهٔ نقشهٔ شیب و جهت شیب، از مدل ارتفاعی رقومی DEM استفاده شد.لایهٔ زمین‌لغزش به‌عنوان متغیر وابسته در مدل، مهم‌ترین لایهٔ مورد استفاده در این‌مدل است و عامل سنگ‌شناسی به‌عنوان یکی از پارامترها (متغیر مستقل) در ایجاد زمین‌لغزش به‌شمار می‌رود. به‌منظور بررسی تغییرات مکانی بارندگی و به‌دست‌آوردن گرادیان بارندگی منطقه، با توجه به این موضوع که با افزایش ارتفاع میزان بارندگی افزایش خواهد داشت، اگرچه این موضوع لزوماً در همه‌جا صادق نیست، ولی در اکثر موارد ازجمله ایستگاه‌ها و منطقهٔ موردمطالعهٔ این پدیده صادق است، بین متوسط بارندگی سالانه و ارتفاع ایستگاه‌های مذکور از سطح دریا (با حذف ایستگاه‌های پرت) رابطهٔ همبستگی برقرار شد.

1-Quick bird
2-Google Earth
3-Advanced Space borne Thermal Emission and Reflection Radiometer

جدول ۱: مشخصات ایستگاه‌های مورد استفاده برای تهیهٔ لایهٔ بارش (ادارهٔ آب منطقه‌ای آ-ش)

ردیف	نام ایستگاه	نوع ایستگاه	ارتفاع از سطح دریا (متر)	طول جغرافیایی		عرض جغرافیایی		سازمان مربوط	مختصات UTM	
				دقیقه	درجه	دقیقه	درجه		Y	X
۱	تبریز	سینوپتیک	۱۳۶۴	۱۷	۴۶	۵	۳۸	هواشناسی	۴۲۱۵۸۳۹	۶۱۲۵۴۸
۲	باسمنج	باران‌سنجی	۱۷۰۰	۲۸	۴۶	۰	۳۸	هواشناسی	۴۲۰۶۸۲۹	۶۲۸۷۷۳
۳	باشیز اوجان	باران‌سنجی	۱۸۵۰	۴۴	۴۶	۴۲	۳۷	هواشناسی	۴۱۷۳۹۴۴	۶۲۲۸۰۶
۴	زرنق	باران‌سنجی	۱۶۰۰	۴	۴۷	۵	۳۸	هواشناسی	۴۲۱۷۰۷۸	۶۸۱۲۵۲
۵	زینجناب	باران‌سنجی	۲۱۱۱۰	۱۶	۴۶	۵۱	۳۷	هواشناسی	۴۱۸۹۹۲۸	۶۱۱۴۳۸
۶	سعیدآباد	باران‌سنجی	۱۹۵۰	۳۵	۴۶	۵۷	۳۷	هواشناسی	۴۲۰۱۴۵۰	۶۳۹۱۱۱
۷	بستان‌آباد	باران‌سنجی	۱۷۰۰	۴۹	۴۶	۵۱	۳۷	وزارت نیرو	۴۱۹۰۹۰۷	۶۵۹۸۴۰
۸	تبریز	باران‌سنجی	۱۳۷۰	۱۹	۴۶	۵	۳۸	وزارت نیرو	۴۲۱۶۰۵۸	۶۱۵۴۸۴
۹	سعیدآباد	باران‌سنجی	۱۸۰۰	۳۵	۴۶	۵۹	۳۷	وزارت نیرو	۴۲۰۵۳۲۸	۶۳۹۰۵۸
۱۰	سهند	سینوپتیک	۱۶۴۱	۷	۴۶	۵۶	۳۷	هواشناسی	۴۱۹۹۰۰۶	۵۹۸۱۳۱

مأخذ: نگارندگان، ۱۳۹۸

داده‌های ایستگاه‌های حاصل از جدول ۱ بعد از تکمیل دورهٔ آماری بیست‌ساله و آزمون همگنی مورد استفاده قرار گرفت.

روش تحقیق

فازی‌سازی فاکتورهای مؤثر

در تحقیق حاضر به‌منظور استانداردسازی فاکتورهای پیوسته و گسسته، از مجموعهٔ فازی معرف کاربر[1] استفاده شد[2] *(Burrough, 1989: 48; Schmucker, 1982: 7)*.

با توجه به اینکه در این مجموعه‌ها مرز کاملاً مشخصی وجود ندارد، به‌عبارت‌دیگر تبدیل آن‌ها بین عضویت و عدم‌عضویت دریک مجموعه به‌صورت تدریجی است؛ بنابراین مجموعهٔ فازی به‌وسیلهٔ درجهٔ عضویت فازی آن مشخص شده و دامنه‌ای بین ۰ تا ۱ به آن‌ها تعلق گرفت که این دامنه نشانگر افزایش پیوسته از عدم‌عضویت به سمت عضویت کامل است؛ به‌عبارت‌دیگر، وزن ۱ به زیرمعیار دارای تناسب بیشتر با رخداد زمین‌لغزش و وزن صفر به کمترین تناسب در رخداد مذکور داده شد. بدین‌منظور با استفاده از روش هیستوگرام و تحلیل مکانی منطقه، هر ۱۰ لایه به کلاس‌هایی طبقه‌بندی شد و در تک‌تک کلاس‌های معیارها با لایهٔ وقوع زمین‌لغزش در منطقهٔ موردمطالعه قطع داده شدند تا میزان امتیاز دقیق هر لایه مشخص شده و سپس لایه‌های آماده‌شده وارد محیط نرم‌افزار شدند تا برای استفاده در مرحلهٔ بعدی فازی‌سازی شوند *(سمندر و حجازی، ۱۳۹۸: ۸۲)*.

رگرسیون لجستیک[3] ازجمله روش‌های آماری پیش‌بینی‌کننده است که با استفاده از متغیرهای مستقل، روند گسترش متغیر وابسته را پیش‌بینی می‌کند. در تحقیق حاضر که رویکردهای سیستم

1-User Defined

۲- شوموخر و بوروف ۱۹۸۲-۱۹۸۹

3-Logistic Regression

اطلاعات جغرافیایی به‌کار گرفته شد، معیارهای مستقل و وابسته به‌صورت رستری (تصویری که جزء کوچک آن را پیکسل تشکیل می‌دهد) تبدیل شد. متغیر وابسته به‌عبارتی زمین‌لغزش‌های روی‌داده به‌صورت یک لایهٔ باینری (صفر و یک) و متغیرهای مستقل (عوامل مؤثر در زمین رخداد زمین‌لغزش) به‌صورت لایه‌های استانداردشدهٔ فازی (صفر تا یک) یا طبقه‌بندی‌شده در نظر گرفته شد. البته متغیر وابسته با کلاس یک دنبال‌کننده منحنی لجستیک است *(اندریانی، ۱۳۹۵: ۶۴)*.

نهایتاً لایه‌های آماده‌سازی‌شده در نرم‌افزار Arc GIS و فازی‌شده در محیط Idrisi Selva در محیط این نرم‌افزار به‌روش لجستیک پهنه‌بندی شدند (شکل ۵).

پیش‌بینی شبکهٔ عصبی پرسپترون

در اکثر پیش‌بینی‌ها، شبکه‌های عصبی پرسپترون سه لایه با توجه به کاربرد زیاد آن مورد استفاده قرار می‌گیرد *(اندریانی و همکاران، ۱۳۹۵: ۲۴)*. در روش شبکهٔعصبی مصنوعی (ANN[1]) توسط یکسری یکسری محدود از داده‌های واقعی آموزش می‌بینند و چنانچه پارامترهای مؤثر بر پدیدهٔ مورد بررسی به‌صورت صحیح انتخاب و به‌شبکه داده شود، می‌توان انتظار داشت که جواب‌های منطقی از شبکه دریافت‌شود*(عمادالدین و مرادی، ۱۳۹۷: ۱۷۸)*. خروجی شبکه، با مقدار مطلوبی که از شبکه انتظار می‌رود، مقایسه شده و با تغییر در نرون‌های ارتباط‌دهندهٔ نرون‌ها در شبکه تعدیل می‌شود که برای این کار از الگوریتم پس‌انتشار[2] خطا استفاده می‌کند تا با استفاده از گرادیان تابع هزینه، وزن‌های شبکه را برای کاهش میزان خطای شبکه تعدیل کند و تا خطای موجود به‌ازای تمامی نمونه‌های آموزشی به یک مقدار حداقل که برای شبکه از قبل تعیین شده نرسد، این کار ادامه می‌یابد. این الگوریتم از تابع سیگموئیدی[3] به‌عنوان تابع غیرخطی استفاده می‌کند و ازآنجایی‌که قاعدهٔ پس‌انتشار به مشتق‌گیری نیاز دارد،تابع سیگموئیدی به‌علت داشتن خاصیت مشتق‌پذیری این شرایط را فراهم می‌آورد. این الگوریتم دارای دو گام اساسی انتشار روبه‌جلو[4] و روبه‌عقب[5] است. انتشار روبه‌جلو با رابطهٔ ۱ قابل‌بیان است *(Shalkoff,1997:565)*.

رابطهٔ ۱: $O_j = 1 / (1 + e^{-\lambda \, net_j})$

O_j خروجی برای ورودی j ، λ شیب تابع تبدیل و net_j از رابطهٔ ۲ بیان می‌شود.

رابطهٔ ۲: $netj=\sum_i wij \; oi$

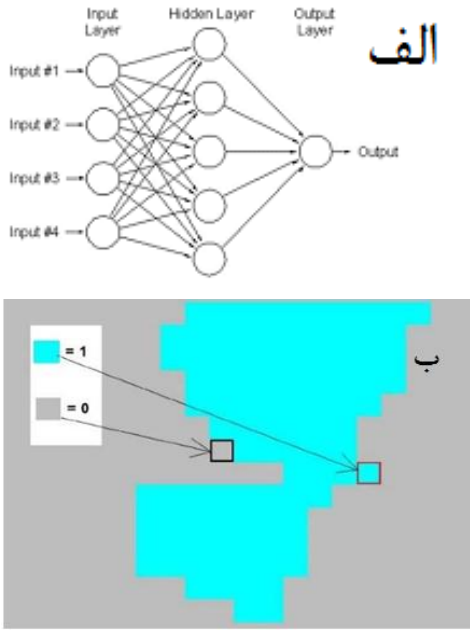
wij وزن داده شده از واحد j تا i و خروجی واحد i هرگونه اختلاف به عبارتی خطا در شبکه، بین خروجی شبکه با خروجی مورد انتظار که به شبکه پس‌انتشار می‌شود، از رابطهٔ ۳ قابل‌بیان است. این فرایندها مکرر تکرار می‌شود تا خطاهای شبکه به حداقل یا مقدار قابل‌قبول برسد *(Atkinson et al, 1997: 700)*.

رابطهٔ ۳:
$$\Delta w_{ij}(t+1) = \eta(\delta_j O_i) + \alpha \Delta w_{ij}(t)$$

1-Artificial Neural Networ
2-Back Propagation
3-Sigmoid
4-Forward Propagation
5-Backward Propagation

η: ضریب یادگیری[1]، δ_j: شاخص نرخ تغییر در خطا، α: ضریب شتاب[2]

شبکهٔ عصبی پرسپترون یک، یک شبکهٔ پیشروی چندلایه، شامل یک یا چند لایهٔ ورودی، یک یا چند لایهٔ پنهان و یک یا چند لایهٔ خروجی است (شکل ۲). گره‌های ورودی اطلاعات را از بیرون دریافت می‌کنند و نتایج ازطریق نرون‌های لایهٔ خروجی شبکه استخراج می‌شود *(عمادالدین و مرادی، ۱۳۹۷: ۱۷۸)*. در پیش‌بینی با استفاده از روش شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه،عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش به‌عنوان نرون‌های ورودی و متغیر مستقل، همچنین لایهٔ وقوع زمین‌لغزش به‌عنوان لایهٔ وابسته و آموزش‌دهندهٔ شبکه وارد محیط نرم‌افزار ادریسی شد. پس از ترکیب لایه‌ها که با پیکسل سایز یکسان تهیه شده‌بود، پهنه‌هایی که درطول مسیر اثر لغزش در آن‌ها وجود داشت، پس از بررسی و کارشناسی حدود سطح آن‌ها در GIS ترسیم شد. در ادامه پیکسل‌هایی که اثر لغزش در آن‌ها وجود داشت، ارزش ۱ و سایر پیکسل‌ها ارزش ۰ (منطق بولین) به خود گرفتند و در یک ستون مجزا اعمال شدند(شکل۲)؛ به‌این ترتیب که لایهٔ آماده‌سازی‌شده و فازی‌شده توسط نرم‌افزار وارد محیط ادریسی شده و مدل شبکهٔ عصبی برروی آن‌ها اعمال شد. همچنین میزان اعتبار هریک از مدل‌ها و نتیجهٔ به‌دست‌آمده از آن‌ها با روش Roc که روشی کارآمد برای تعیین میزان اعتبارسنجی نتایج است، استخراج شد.



شکل ۲: الف) ساختار شبکهٔ عصبی مصنوعی پرسپترون
ب) ارزش‌گذاری به روش بولین در پهنه‌های لغزشی
تهیه و ترسیم: اندریانی و همکاران، ۱۳۹۵

اعتبارسنجی مدل

برای اعتبارسنجی مدل رگرسیون لجستیک از شاخص‌های ROC، Pseudo RSquare ، Chi Square استفاده شد.برای بررسی عملکرد رگرسیون لجستیک و به‌منظور اعتبارسنجی مدل رگرسیونی، ۱۰ درصد از کل پیکسل‌های تصویر که به‌صورت تصادفی سیستماتیک انتخاب شده‌بود، در برازش این مدل مورد استفاده قرار گرفت. ROC شاخص آمارهٔ برتری برای اندازه‌گیری برازش نیکویی رگرسیون لجستیک است. دامنهٔ عددی آن بین صفر تا یک متغیر بوده، به‌طوری‌که عدد یک نشان‌دهندهٔ برازش کامل و عدد ۰/۵ نشان‌دهندهٔ برازش تصادفی است *(سمندر و حجازی، ۱۳۹۸: ۸۳)*.

1-Learning Rate
2-Momentum Rate

آزمون Pseudo R Square که برای برازش مجموعهٔ داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد، از رابطهٔ ۴ محاسبه می‌شود:

رابطهٔ ۴:

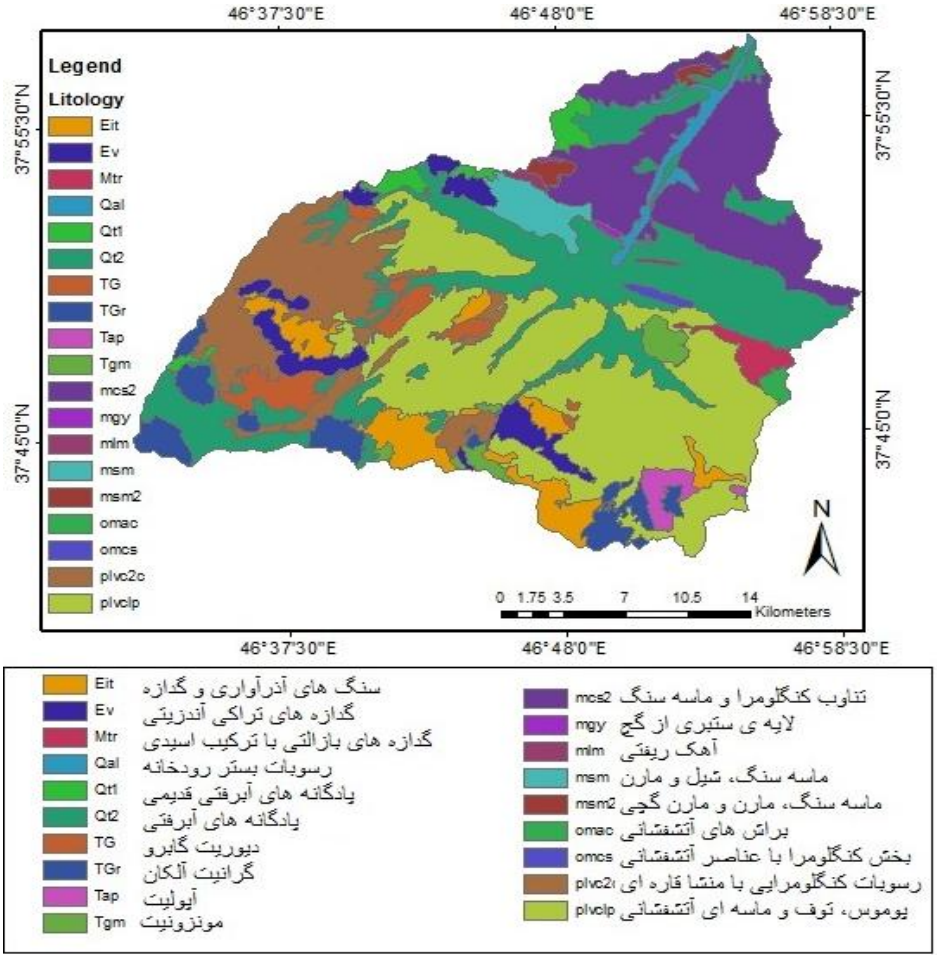
PR2 = 1- (2 Log (Likelihood) / 2 Log (L0)

در رابطهٔ ۴، (Log (Likelihood مقدار تابع احتمال برای مدل کامل زمانی برازش (Log (L0 مقدار تابع احتمال است، به شرطی که همهٔ ضرایب به‌غیر از عرض از مبدأ، صفر باشد. مقدار PRSquare مساوی یک نشان‌دهندهٔ برازش کامل مدل بوده‌است. مقدار صفر نشان‌دهندهٔ نبود رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل است. مقدار بزرگتر از ۰/۲ نشان‌دهندهٔ برازش نسبتاً خوب مدل است. آزمون Chi Square از اختلاف بین (Likelihood) Log ۲- برای مدل بهترین برازش (L0) Log (2- برای فرضیهٔ صفر به‌دست می‌آید. در صورت بزرگتربودن این شاخص از مقدار عددی ۱۴/۱، فرضیهٔ صفر رد است. فرضیهٔ دیگر مورد بررسی این آزمون، صفرفرض‌کردن همهٔ ضرایب به غیر از عرض از مبدأ است *(اندریانی و همکاران ۱۳۹۵: ۶۴)*

یافته‌ها و بحث

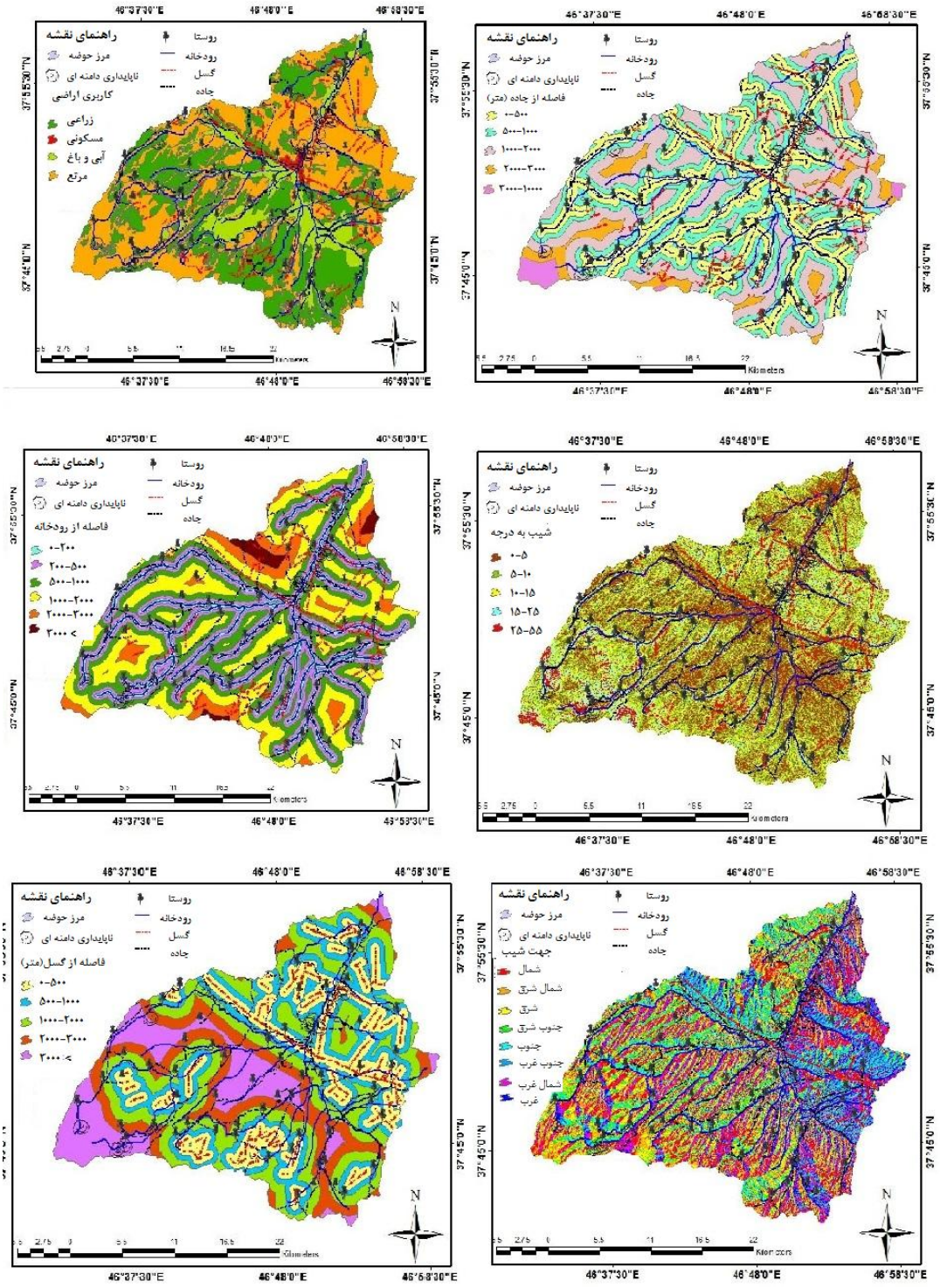
پیش‌بینی زمان و مکان رخداد زمین‌لغزش از دانش فعلی بشر خارج است؛ بنابراین برای بیان حساسیت دامنه‌ها، رجبی و همکاران *(۱۳۹۵: ۶۵)* به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش پرداختند. ارزیابی و پهنه‌بندی مناطق مخاطره‌آمیز با روشی علمی و دقیق می‌تواند در راستای کاهش ریسک، مناسب‌ترین راه از نظر صرف هزینه و زمان باشد؛ علاوه‌برآن شناسایی مناطق مستعد خطر متأثر از ریزش و لغزش به‌همراه تولید نقشه‌های پهنه‌بندی از موضوعات مهم برای مدیریت خطر است *(عمالدین و مرادی، ۱۳۹۷: ۱۷۳)*. در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش، سطح زمین به نواحی مجزایی از درجات مختلف خطر کم تا بسیار زیاد تقسیم می‌شود *(Lee et al, 2006:199)*؛ *شادفر و همکاران، ۱۳۹۰: ۴۷)* این فرایند بر مبنای شناخت ویژگی‌های طبیعی و مدل‌سازی کمّی بر پایهٔ داده‌های ناحیهٔ موجود صورت می‌گیرد. روش‌های متعددی برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش وجود دارد، ولی به‌طورکلی به دو دستهٔ روش‌های مستقیم و غیرمستقیم تقسیم می‌شوند. روش‌های مستقیم پهنه‌بندی براساس قضاوت‌های متکی بر مناطق لغزش‌یافته صورت می‌گیرد و روش‌های غیرمستقیم که تحقیق اخیر نیز از آن جمله است، براساس شناسایی عوامل کنترل‌کننده و تلفیق این عوامل به‌عنوان معرف‌های پتانسیل‌زمین‌لغزش است *(راکعی و همکاران،۱۳۸۶: ۲۱)*. برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش می‌بایست لایه‌های عوامل مؤثر در وقوع پدیدهٔ ناپایداری دامنه‌ای را تهیه کرد که عوامل مؤثر با توجه به بررسی‌های صورت‌گرفته بالغ بر ۱۰ عامل اصلی است. در این پژوهش ابتدا عوامل مؤثر در وقوع ناپایداری‌های دامنه‌ای رخداده در منطقهٔ مورد مطالعه برای ورود به مدل‌ها به‌ترتیب زیر تهیه شد: زمین‌شناسی منطقه به‌عنوان یکی از پارامترهای مؤثر در وقوع پدیدهٔ زمین‌لغزش به‌شمار می‌رود و تنوع آن اغلب باعث اختلاف در پایداری و مقاومت سنگ‌ها و همچنین تنوع جنس خاک می‌شود (*Ayalew & yamagi, 2005:95)* با توجه به نقشهٔ زمین‌شناسی منطقهٔ موردمطالعه، لایهٔ لیتولوژی منطقه با توجه به مقاومت سنگ‌های موجود تهیه شد که شکل ۳

به‌عنوان لایهٔ مؤثر در حرکات دامنه‌ای در نظر گرفته شد. همچنین گسل‌های منطقه نیز از نقشهٔ زمین‌شناسی منطقهٔ رقومی‌سازی شده و فاصله از گسل‌های موجود در شکل ۵ نشان داده شده‌است. نقشهٔ ارتفاع با استفاده از نقشهٔ توپوگرافی لایهٔ رقومی ارتفاعی، لایهٔ شیب،جهت شیب، لایهٔ زهکشی منطقه موردمطالعه استخراج شد که شکل ۴ به‌ترتیب نقشهٔ لایه‌های ذکرشده را نشان می‌دهد. همهٔ لایه‌های زیر در مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفته و رابطه‌ای از مدل رگرسیون لجستیک استخراج شده‌است که میزان تأثیر و اهمیت هریک از لایه‌ها را نشان می‌دهد (رابطهٔ ۵).



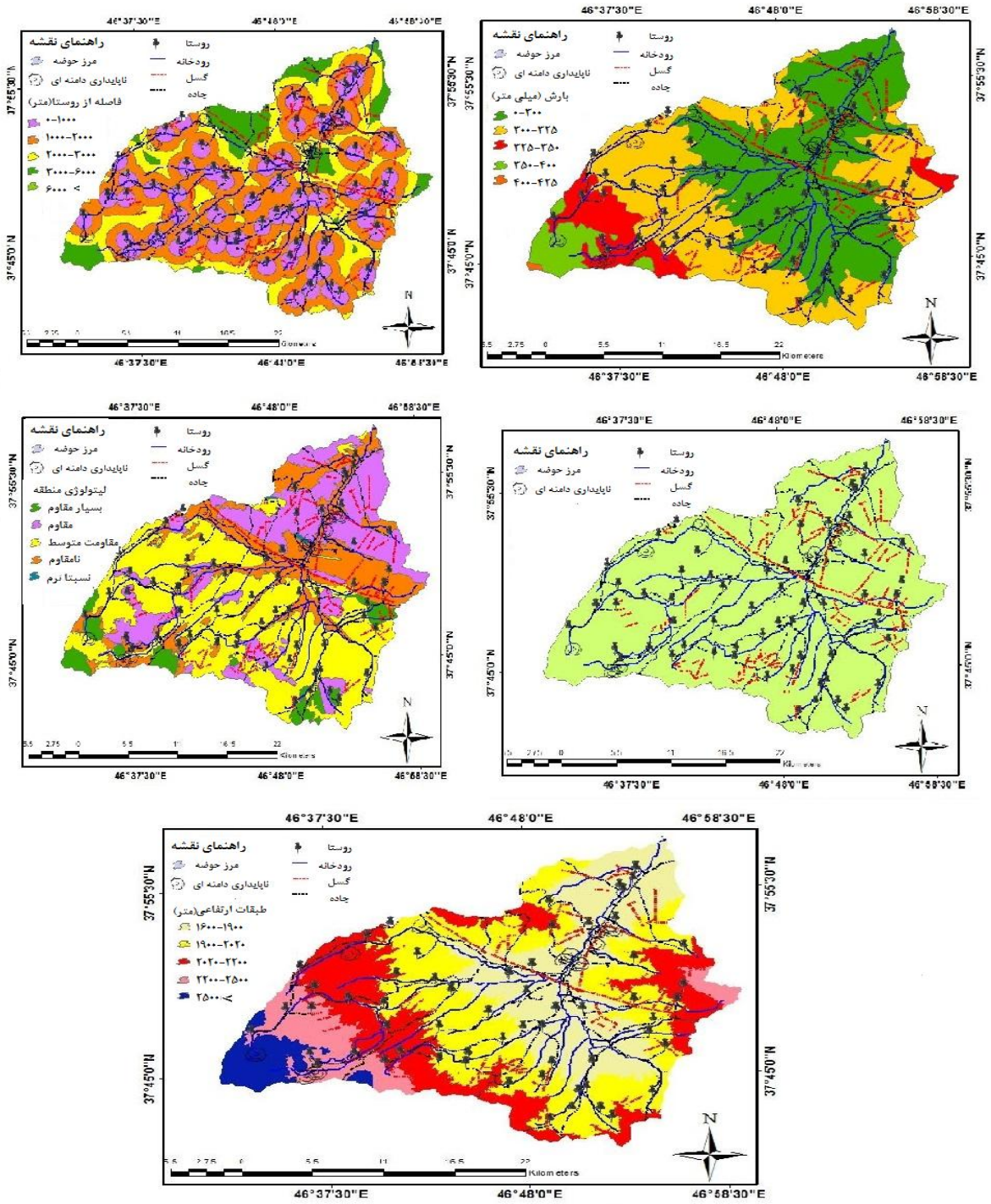
شکل ۳: نقشهٔ زمین‌شناسی حوضهٔ اوجان‌چای بستان‌آباد

مأخذ: نقشهٔ زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ بستان‌آباد



شکل ۴: فاکتورهای مؤثر در وقوع حرکات توده‌ای

تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۸



ادامهٔ شکل ۴: فاکتورهای مؤثر در وقوع حرکات توده‌ای و زیرمعیارهای هر لایه

تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۸

باتوجه به جدول ۲ برروی لایه‌های موجود، طبقه‌بندی مجدد سپس فازی‌سازی هریک از طبقات لایه‌ها صورت گرفت که گویای تأثیر طبقات در هر فاکتور است. پس از استخراج همهٔ لایه‌ها در مرحلهٔ

بعدی کار، تک‌تک لایه‌های استخراج‌شده با لایهٔ حرکات توده‌ای رخ‌داده قطع داده شد و براساس هیستوگرام و مساحت وقوع حرکات توده‌ای در هریک از طبقات لایه‌ها، در برخی لایه‌ها مانند جهت شیب، طبقه‌بندی مجدد صورت‌گرفت؛ به‌عبارتی دیگر براساس هیستوگرام وقوع ناپایداری دامنه‌ای در هریک از طبقات موجود، فازی‌سازی انجام گرفت (شکل ۵). این گونه بررسی‌ها با استفاده از مدل هیستوگرام و براساس فراوانی داده‌های تعلیمی در هریک از پارامترها صورت گرفته و فازی‌سازی نیز مبنی بر این عملکرد بوده‌است. پس از استانداردسازی هریک از پارامترها، ۱۰ فاکتور به‌عنوان متغیر مستقل و زمین‌لغزش‌های رخ‌داده نیز به‌صورت یک لایهٔ صفر و یک باینری و به‌عنوان متغیر وابسته برای مدل رگرسیون لجستیک، همچنین فاکتورهای استاندارد شده به‌عنوان نرون‌های ورودی و زمین‌لغزش‌های رخ‌داده به‌عنوان آموزش‌دهندهٔ مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی با الگوریتم پرسپترون چندلایه معرفی شد.

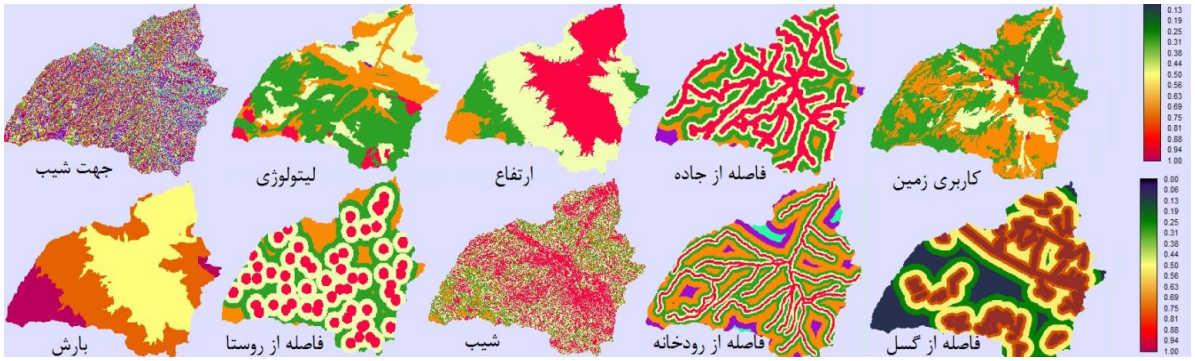
جدول ۲: تعریف طبقات هر فاکتور، میزان مساحت زمین‌لغزش‌های رخ‌داده در هر طبقه (در واحد کیلومتر مربع) و استانداردسازی فازی آن‌ها

فاکتور	طبقات	مساحت لغزش‌های رخ‌داده (Km^2)	شمارهٔ طبقه	وزن فازی‌سازی (۰ - ۱)
	۱۶۰۰-۱۹۰۰	۱۰/۲۵	۱	۱
	۱۹۰۰-۲۰۲۰	۲/۳۱	۱	۱
ارتفاع (متر)	۲۰۲۰-۲۲۰۰	۱/۹۴	۲	۰/۵
	۲۲۰۰-۲۵۰۰	۰/۳۴	۳	۰/۳۳
	۲۵۰۰<	۰/۰۴	۴	۰/۲۵
	شمال	۷/۵۲	۱	۱
	شمال‌شرق	۱/۳۸	۲	۰/۵
جهت شیب	شرق	۱/۱	۲	۰/۵
	جنوب‌شرق	۰/۶۴	۳	۰/۳۳
	جنوب	۰/۳۸	۴	۰/۲۵
	جنوب‌غرب	۰/۱۲	۵	۰/۲
	غرب	۰/۲۹	۴	۰/۲۵
	شمال‌غرب	۰/۵۸	۳	۰/۳۳
	۰-۵	۳/۵۷	۱	۱
	۵-۱۰	۴/۲۰	۱	۱
شیب (درجه)	۱۰-۱۵	۴/۵۷	۱	۱
	۱۵-۲۵	۰/۶۲	۲	۰/۵
	۲۵-۵۵	۰/۱۷	۳	۰/۳۳
	بسیار مقاوم	۰	۴	۰/۲
	مقاوم	۰	۴	۰/۲
	مقاومت متوسط	۱/۵	۳	۰/۵

لیتولوژی	نامقاوم	۱۲/۷۸	۱	۱
	نسبتاً نرم	۱/۳۱	۲	۰/۵
	۰-۲۰۰	۴/۴۲	۱	۱
	۲۰۰-۵۰۰	۶/۱۲	۱	۱
فاصله از رودخانه (متر)	۵۰۰-۱۰۰۰	۲/۱۵	۲	۰/۵
	۱۰۰۰-۲۰۰۰	۰/۱۶	۳	۰/۳۳
	۲۰۰۰-۳۰۰۰	۰	۴	۰/۲
	۳۰۰۰<	۰	۴	۰/۲
	۰-۳۰۰	۵/۵۸	۱	۱
بارش (میلی‌متر)	۳۵۰-۳۲۵	۲/۳۱	۲	۰./۵
	۳۲۵-۳۵۰	۰	۳	۰/۲
	۳۵۰-۴۰۰	۲/۵	۲	۰/۵
	۴۰۰-۴۲۶	۰	۳	۰/۲
	زراعی	۲/۲۳	۲	۰/۵
کاربری زمین	مسکونی	۰/۱۹	۴	۰/۲
	آبی و باغی	۰/۳۸	۳	۰/۳۳
	مرتع	۶/۹۵	۱	۱
	۰-۱۰۰۰	۱/۴	۱	۱
	۱۰۰۰-۲۰۰۰	۶/۵	۱	۱
فاصله از روستا (متر)	۲۰۰۰-۳۰۰۰	۱/۱	۲	۰/۵
	۳۰۰۰۰-۶۰۰۰	۰	۳	۰/۲
	۶۰۰۰۰ <	۰	۳	۰/۲
	۰-۵۰۰	۴/۷۵	۱	۱
	۵۰۰-۱۰۰۰	۳/۷۵	۱	۱
فاصله از گسل (متر)	۱۰۰۰-۲۰۰۰	۲/۷۸	۲	۰/۵
	۲۰۰۰-۳۰۰۰	۱/۰۵	۳	۰/۳۳
	۳۰۰۰<	۰/۶۵	۴	۰/۲
	۰-۵۰۰	۵/۶۹	۱	۱
	۵۰۰-۱۰۰۰	۳/۳۳	۱	۱
فاصله از جاده (متر)	۱۰۰۰-۲۰۰۰	۲/۸۶	۲	۰/۵
	۲۰۰۰-۳۰۰۰	۱/۲۵	۳	۰/۳۳
	۳۰۰۰<	۰	۴	۰/۲

مأخذ: نگارندگان، ۱۳۹۸

لایه‌های فازی‌سازی‌شده براساس رابطهٔ ۴ مستخرج شده از مدل رگرسیون لجستیک مدل‌سازی شد. شکل شمارهٔ ۶ نتیجهٔ حاصل از پهنه‌بندی مناطق حساس به وقوع زمین‌لغزش را نشان می‌دهد.



شکل ۵: فازی‌سازی لایه‌های مؤثر در وقوع زمین‌لغزش

تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۸

رابطهٔ ۵ :

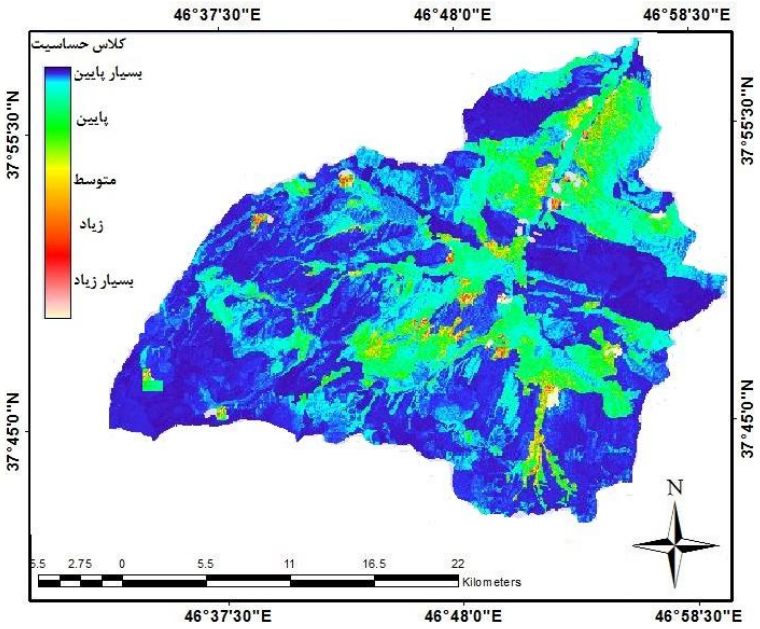
Logit =-6.9083 + 0.813776*ارتفاع + 1.742112* فاصله از گسل - 0.007903* فاصله از جاده *3.559359+فاصله - 1.195362* شیب - 5.554234* لیتولوژی - 0.172969* فاصله از روستا + 0.975747* جهت شیب + از رودخانه کاربری اراضی* 0.829920+ بارش * 0.979330

با توجه به رابطهٔ فوق به‌ترتیب لیتولوژی، فاصله از رودخانه، فاصله از گسل، ارتفاع، شیب و جهت شیب زمین، بارش و کاربری زمین مؤثرترین نقش را در ایجاد ناپایداری‌های دامنه‌ای منطقهٔ موردمطالعه داشته‌اند.میزان اعتبارسنجی مدل‌رگرسیون‌لجستیک با استفاده از شاخص‌های Chi2، PR2 در جدول شمارهٔ ۳ نشان داده شده‌است و همچنین میزان اعتبارسنجی و صحت‌سنجی مدل رگرسیون‌لجستیک با استفاده از شاخص ROC در شکل ۹ نشان داده شده‌است. به‌عبارتی میزان موفقیت مدل نسبت‌به خطا را نشان می‌دهد. همچنین مقدار صحت‌سنجی این شاخص برابر با ۰/۸۳ برآورد شد که نشان از دقت نسبتاً بالای مدل دارد. درواقع هرچقدر عدد به‌دست آمده از شاخص ROC به ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهندهٔ دقت و صحت مدل مورد استفاده است.

جدول ۳: مقادیر شاخص‌های مورد استفاده برای اعتبارسنجی

شاخص‌ها	Pseudo R_square	ChiSquare
مقادیر	۰,۴۲	۵۱۲

مأخذ: نگارندگان، ۱۳۹۸



شکل ۶: نتیجهٔ حاصل از پهنه‌بندی مناطق حساس به وقوع ناپایداری دامنه‌ای در حوضهٔ اوجان‌چای با مدل رگرسیون لجستیک

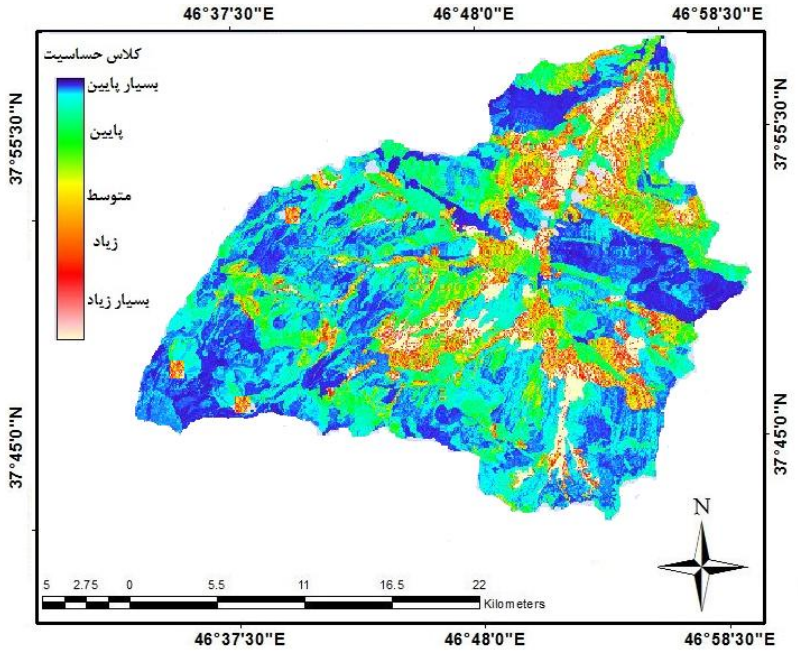
تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۸

برای دستیابی به شبکهٔ بهینه و بالاترین صحت نقشهٔ پیش‌بینی مناطق حساس به ناپایداری‌های دامنه‌ای در روش شبکهٔ عصبی مصنوعی با الگوریتم پرسپترون‌چندلایه،مقادیر متفاوتی برای شاخص‌های شبکه در نظر گرفته شد و صحت آن‌ها با استفاده از آزمون و خطاارزیابی شد.درنهایت مقادیر شاخص‌های بهینه طبق جدول ۴ مورد استفاده قرار گرفت. شکل شمارهٔ ۷ نتیجهٔ حاصل از پهنه‌بندی با استفاده از مدل شبکهٔ عصبی را نشان می‌دهد.

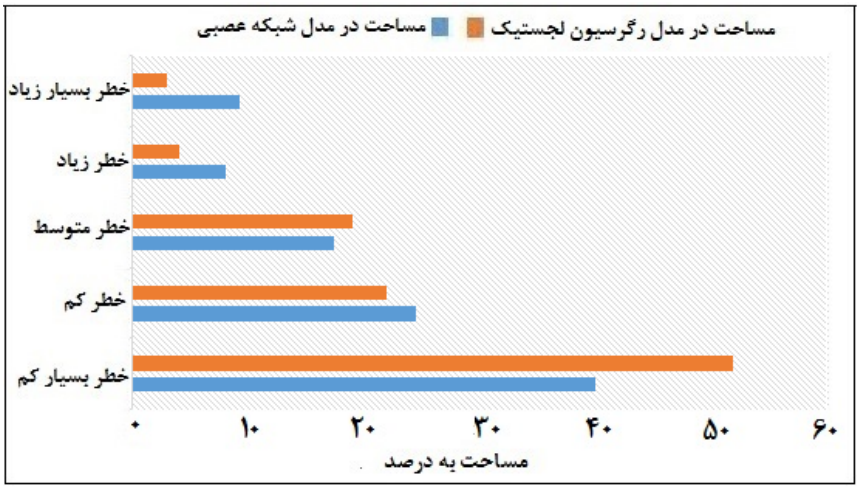
جدول ۴:مقادیر شاخص‌های مورد استفاده در الگوریتم پرسپترون چندلایه

شاخص‌ها	متوسط پیکسل‌های آموزشی	متوسط پیکسل‌های آزمایشی	تعداد لایه‌های پنهان	گره‌های لایهٔ پنهان	نرخ یادگیری	ضریب شتاب	میزان تکرار
مقادیر	۱۰۰۰	۵۰۰	۱	۹	۰/۰۱	۰/۵	۱۰۰۰۰

مأخذ: نگارندگان، ۱۳۹۸



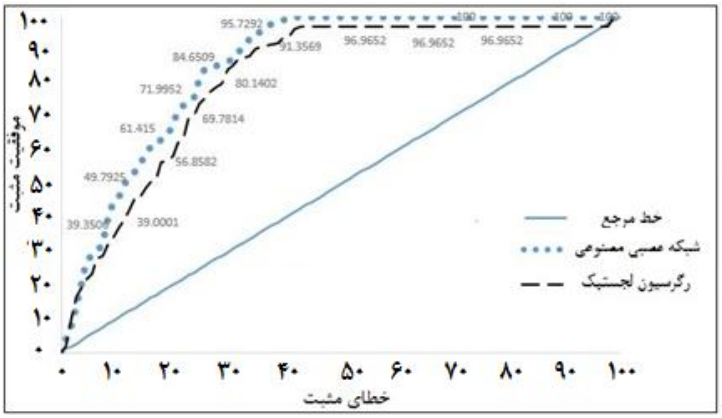
شکل ۷: پهنه‌بندی مناطق حساس به وقوع ناپایداری دامنه‌ای
در حوضهٔ اوجان‌چای با مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی
تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۸



شکل ۸: مساحت پهنه‌های ناپایداری دامنه‌ای با استفاده از مدل‌های مورد استفاده
تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۸

شکل ۹ نمودار حاصل از آزمون مدل با استفاده از شاخص ROC را نشان می‌دهد که زیادبودن سطح زیر منحنی دلیلی بر موفقیت مدل به‌کار گرفته شده در منطقهٔ موردمطالعه است. در مقایسهٔ مدل‌های مورد استفاده در پژوهش حاضر با استفاده از مدل آماری ROC مدل شبکهٔ عصبی با میانگین عددی ۰/۸۹ نسبت‌به مدل رگرسیون لجستیک با میانگین ۰/۸۳ مدلی کارآمدتر معرفی می‌شود. هرچند که صحت مدل‌های به‌کار گرفته‌شده نزدیک به هم هستند، اما با مقایسهٔ نتایج هر دو مدل، می‌توان

گفت به‌دلیل اینکه مدل شبکهٔ عصبی سطح بیشتری از زیر منحنی را می‌پوشاند (شکل ۹)، برای منطقهٔ مورد مطالعهٔ این پژوهش مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی‌پرسپترون در پهنه‌بندی ناپایداری دامنه‌ای پیشنهاد می‌شود.



شکل ۹: نمودار منحنی ROC برای مدل‌های رگرسیون لجستیک و شبکهٔ عصبی

تهیه و ترسیم: نگارندگان، ۱۳۹۸

نتیجه

پژوهش حاضر با استفاده از روش‌های رگرسیون لجستیک و شبکهٔ عصبی مصنوعی پرسپترون در منطقهٔ اوجان‌چای با هدف شناسایی مناطق با پتانسیل بالای حرکات توده‌ای، انجام شده‌است. ضرایب به‌دست‌آمده از مدل‌ها بیـانگر این است که وقوع حرکات در منطقهٔ مورد مطالعه تحت‌تأثیر عوامل لیتولوژی، فاصله از رودخانه، فاصله از گسل، ارتفاع، شیب و جهت شیب زمین، بارش، کاربری زمین قرار دارد. در حدود ۳۷ درصد از حوضهٔ آبریز اوجان‌چای از نظر وقـوع حرکـات توده‌ای در پهنه‌های با خطر بسیار زیاد و زیاد و متوسط قرار دارد. این پهنه‌ها شـامل ارتفاعـات حوضه، به‌ویژه دامنهٔ شمالی سهند و همچنین دره‌های اوجان‌چای هستند. در دامنه‌های متشکل از مارن و ماسه‌سنگ و ماسه‌سنگ و کنگلومرا، بیشترین ناپایداری و زمین‌لغزش‌ها رخ داده‌است. به‌ویژه در دامنه‌هایی که رو به‌شمال و شمال‌شرق هستند، به‌دلیل برخورداری از رطوبت بیشتر، تعداد زمین‌لغزش‌ها بیشتر بوده و بیشترین وقوع ناپایداری‌های دامنه‌ای در شیب‌های ۱۵-۵ درجه در دامنهٔ شمال‌غربی با تأثیر بیشتر و شیب‌های شمال و غرب با تأثیر کمتر را نیز می‌توان در وقوع ناپایداری دامنه‌ای مؤثر دانست. بیشترین فراوانی وقوع حرکات توده‌ای در کلاس‌های مرتع و زراعی است.همچنین بیشترین فراوانی‌ناپایداری‌های دامنه‌ای در محدودهٔ بارش ۳۵۰ تا ۴۰۰ میلی‌متری و در سازندهای مستعد لغزش، یعنی مارن، ماسه‌سنگ، شیل و آبرفت است. روستاهای زیادی در این مسیر قرار دارند که از نظر وقوع حرکات توده‌ای مواد، دارای خطرهای متوسط به بالا هستند و پدیده‌های مزبور به مسکن‌ها، راه‌ها، زمین‌های زراعی و باغات این روستاها خسارت‌های هنگفتی وارد می‌سازد. همچنین بخش‌هایی از درهٔ اصلی اوجان‌چای با خطر بسیار بالا مشخص شده‌است که با توجه به مشاهدات میدانی، حرکات توده‌ای بزرگی در این‌مناطق مشاهده نشده و نتیجه بیانگر پهنـه‌های مستعد با توان بالقوهٔ زیاد از نظر وقوع حرکات توده‌ای هستند. درواقع پهنه‌های با خطر زیاد تا متوسط، بدون حرکات توده‌ای، نواحی بالقوهٔ مستعد را نشان می‌دهند. هرگونه فعالیت زراعی-دامی و عمرانی در

این نواحی بدون آگاهی و توجه به دینامی محیط طبیعی، به تخریب محیط منجر خواهد شد. با توجه به بررسی‌های انجام‌شده در منطقهٔ موردمطالعه و نقشه‌های خروجی پهنه‌بندی خطر، پتانسیل ناپایداری در این منطقه بسیار بالاست و نیاز ضروری به برنامه‌ریزی و اقدامات کنترلی را می‌طلبد؛ به‌طوری‌که میزان مناطق با خطر بسیار بالا در مدل لجستیک ۵/۰۶ درصد و در مدل شبکهٔ عصبی ۱۰/۳۲ درصد است. به‌دلیل تعداد و مساحت بالای زمین‌لغزش‌های رخ‌داده در فاصلهٔ ۰-۵۰۰ متری جاده، از پژوهش حاضر می‌توان چنین نتیجه دریافت که علاوه‌بر عوامل طبیعی، برخی عوامل انسانی، ازجمله جاده‌سازی غیراصولی، نقش مهمی در وقوع ناپایداری دامنه‌ای دارد که برای کاهش خطرات و افزایش میزان پایداری دامنه‌ها با توجه به شرایط حاکم بر منطقه، لازم است از تغییر اکوسیستم و کاربری اراضی موجود اجتناب کرده و هرگونه سیاست سازه‌گذاری به‌منظور احداث‌ها باید متناسب با شرایط ژئومورفولوژی و زمین‌شناسی باشد تا متحمل حداقل خسارات جانی و مالی در منطقه شوند. در بررسی‌های تکنیکی مناطق از لحاظ پتانسیل حرکات توده‌ای، بایستی تناسب مدل و تعداد معیارها با توجه به منطقهٔ موردمطالعه صورت پذیرد. ازآنجایی‌که مدل‌های به‌کار رفته در این پژوهش دارای معیارها و زیرمعیارهای زیادی هستند و امکان تجزیه‌وتحلیل دقیق، هم در مدل و هم در لایه‌ها وجود دارد، نتایج به‌دست آمده از مدل‌ها از صحت بالایی برخوردارند. نهایتاً می‌توان گفت با توجه به پیشینهٔ مدل‌ها و نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌ها در این پژوهش چنین استنباط می‌شود که به‌کارگیری این مدل‌ها در منطقهٔ موردمطالعه نسبت‌به سایر مدل‌های موجود مناسب‌تر بوده و نتایج حاصل از آن‌ها همخوانی بالایی با واقعیت دارد.

منابع

- اندریانی، صغری؛ محمدحسین رضایی‌مقدّم؛ خلیل ولی‌زاده کامران؛ ویدا برزگر (۱۳۹۵). ارزیابی عملکرد الگوریتم‌های آماری لجستیک و ناپارامتریک به‌منظور مدیریت مناطق حساس به حرکات توده‌ای در حوضهٔ آبریز گویجه‌بل، جغرافیا و مخاطرات محیطی. شمارهٔ نوزدهم. پاییز ۹۵. صفحات ۷۷-۵۹.
https://geoeh.um.ac.ir/article_30158.html
- اندریانی، صغری؛ نسرین سمندر؛ محمدرضا نیکجو (۱۳۹۵).مدل‌سازی‌حرکات دامنه‌ای محدودهٔ سدستارخان اهر با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی‌کنندهٔ لجستیک و شبکهٔ عصبی،جغرافیا و پایداری محیط. شمارهٔ ۲۰. صفحات ۳۷-۱۹.
https://ges.razi.ac.ir/article_629.html
- اصغری‌سراسکانرود؛ صیاد؛ ایمانعلی بلواسی (۱۳۹۷). مقایسهٔ مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی با مدل منطق فازی در ارزیابی خطر زمین‌لغزش (مطالعهٔ موردی: حوضهٔ آبریز سیمره چنار)، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمّی. شمارهٔ ۲. صفحات ۱۸۲- ۱۵۸.
http://ensani.ir/fa/article/389675
- ثروتی، محمدرضا؛ کاظم نصرتی؛ شیما حسنوندی؛ بابک میرباقری (۱۳۹۳). پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش در حوزهٔ آبخیز رودخانه سیکان با استفاده از مدل آماری رگرسیون لجستیک، منابع طبیعی ایران.۶۷ (۱). صفحات. ۲۹- ۱۷.
https://journals.ut.ac.ir/article_50825.html
- راکعی، بابک؛ ماشاالله خامه‌چیان؛ پرویز عبدالملکی؛ پانته آ گیاه‌چی (۱۳۸۶). کاربرد شبکهٔ عصبی در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش(ناحیه سفیدار گله استان سمنان)، مجلهٔ علوم دانشگاه تهران. ۱ (۳۳). صفحات. ۳۲-۲۱.
https://journals.ut.ac.ir/article_27051.html
- رجایی، عبدالحمید (۱۳۸۲). کاربرد جغرافیای طبیعی در برنامه‌ریزی شهری و روستایی، نشر قومس.

- رجبی،معصومه؛ خلیل ولی‌زاده‌کامران؛ حسن عابدی‌قشلاقی (۱۳۹۵). ارزیابی و پهنه‌بندی زمین‌لغزش با استفاده از فرایند تحلیل شبکه و شبکهٔ عصبی مصنوعی، مطالعهٔ موردی حوضهٔ آذرشهرچای، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمّی. سال ۵. شمارهٔ ۱۷۴-۶۰.
http://www.geomorphologyjournal.ir/article_78031.html
- روستایی؛ شهرام؛ حسن احمدزاده (۱۳۹۱). پهنه‌بندی مناطق متأثر از خطر زمین‌لغزش در جادهٔ تبریز- مرند با استفاده ازسنجش‌ازدور و GIS، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمّی. شمارهٔ ۱. صفحات: ۵۸-۴۷.
http://www.geomorphologyjournal.ir/article_77865.html
- سمندر، نسرین؛ اسدالله حجازی (۱۳۹۸). ارزیابی عملکرد روش‌های آماری رگرسیون لجستیک و شبکهٔ عصبی چندلایهٔ پرسپترون در پیش‌بینی وقوع حرکات توده‌ای (حوضهٔ آبریز کمانچای علیا)، فضای جغرافیایی. ۹۷-۷۷.
http://geographical-space.iau-ahar.ac.ir/article-1-2812-fa.html
- سوری، سلمان؛ غلامرضا لشکری‌پور؛ محمد غفوری (۱۳۹۰). پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش بااستفاده از شبکهٔ عصبی‌مصنوعی،مطالعهٔ موردی: حوضهٔ کشوری(نوژیان)، زمین‌شناسی مهندسی. ۵(۲). صفحات۱۲۸۶-۱۲۶۹.
http://jeg.khu.ac.ir/article-1-374-fa.html
- شادفر، صمد؛ مجتبی یمانی؛ سیدمحمد نمکی (۱۳۹۰). پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های ارزش اطلاعاتی، تراکم سطح و LNRE در حوضهٔ چالک‌رود، مهندسی و مدیریت آبخیز. ۳ (۱). صفحات ۴۷-۴۰.
https://jwem.areeo.ac.ir/article_101869.html
- عمادالدین، سمیه؛ آیدین مرادی (۱۳۹۷). ارزیابی خطر زمین‌لغزش با استفاده از فرایند سلسله‌مراتبی (AHP)، تحلیل شبکهٔ عصبی مصنوعی (ANN) و مطالعات میدانی با رویکرد کاهش ریسک (مطالعهٔ موردی: محور جادهٔ هراز)، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمّی. ۱۹۰-۱۷۲.
http://www.geomorphologyjournal.ir/article_78113.html
- کرمی، فریبا؛ مریم بیاتی‌خطیبی؛ داود مختاری‌کشکی (۱۳۸۶). ارزیابی و پهنه‌بندی خطر حرکات توده‌ای مواد در حوضهٔ آبریز اوجان‌چای، مجلهٔ جغرافیا و توسعه. صفحات ۱۰۷-۱۲.
https://www.sid.ir/fa/Journal/ViewPaper.aspx?ID=68514
- کورکی‌نژاد، محمد (۱۳۸۰). مقایسهٔ کارایی دو مدل پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش (حائری و مورا) با استفاده از ساج در حوضهٔ آبخیز سیاه رودبار گرگان، پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد. دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان. صفحه ۲۴.
- نیکجو،محمدرضا؛محمدحسین‌رضایی‌مقدّم؛صغری‌اندریانی (۱۳۹۶).تلفیق روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره با روش رگرسیون لجستیک برای بررسی مناطق حساس به‌وقوع زمین‌لغزش در حوضهٔ زیلبرچای، جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی. شمارهٔ ۴. زمستان ۹۶. صفحات ۵۲-۳۳.
https://gep.ui.ac.ir/article_22451.html
- Atkinson, PM., Tatnall, ARL(1997). Introduction Neural networks in remote Sensing, International Journal of Remote Sensing, 18(4), 699-709. https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/014311697218700
- Ayalew, L., Yamagishi, H (2005). Slope failures in the Blue Nile basin, as seen from landscape evolution perspective,Geomorphology,(57).95-116. https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169555X03000850
- Burrough, P.A (1989). Fuzzy Mathematical Methods for Soil Survey and Land Evaluation, Journal of Soil Science, (40), 477-492. https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1365-2389.1989.tb01290.x
- Caniani D., Pascale S,. Sdao F., Sole A (2008). Neutral networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza, Natural Hazards, (45), 55-72. https://link.springer.com/article/10.1007/s11069-007-9169-3
- Chau, K.T., Chan, J. E. (2005). Regional bias of landslide data in generating susceptibility maps using logistic regression for Hong Kong Island. Rock Mechanic, 41(2), 280-290. https://link.springer.com/article/10.1007/s10346-005-0024-x?shared-article-renderer

- Lee S., Ryu J. H., Lee M. J., Won J. S (2006). The Application of artificial neural networks to landslide susceptibility mapping at Janghong, Korea, Mathematical Geology, 38(2), 199-220 https://link.springer.com/article/10.1007/s11004-005-9012-x
- Melchiorre C., Matteucci M., Azzoni A., (2008). Artificial neural networks and cluster analysis in landslide susceptibility zonation, Geomorphology, 94: 379 -400.

https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169555X07002747
- Mosavi, Z., Kavian, A. and Soleimani, K. (2010). "Landslide Susceptibility Mapping in Sajaroud Basin Using logistic Regression Model", Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, Water and Soil Science, 14(53): 99-112. https://jstnar.iut.ac.ir/browse.php?a_code=A-10-1114-1&slc_lang=en&sid=1&sw=logistic
- Pradhan, B., Lee, S., (2009). Landslide risk analysis using artificial neural networks model focusing on different training sites, International Journal of Physical Sciences, 4: 1-15.

https://academicjournals.org/journal/IJPS/article-abstract/F7906B417691
- Schmucker, K. J (1982). Fuzzy Sets, Natural Language Computations and Risk Analysis ,.Computer Science Press.
- Shalkoff R. J (1997). Artificial Neural Networks. M.C Graw-Hill Companies Pub.
- Wang, L.J., Guo.,Sawada, M.K., Lin, J., Zhang, J (2015). Landslide susceptibility mapping in Mizunami City, Japan: A comparison between logistic regression, bivariate statistical analysis and multivariate adaptive regression spline models, Catena, (135), 271-282.

https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816215300898
- Yilmaz I., (2009), Landslide susceptibility mapping using frequency ratio,logistic regression, artificial neural networks and their comparison: A case study from kat landslides (Tokat-Turkey), Computers and Geosciences, (35), 1125-1138.

https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0098300408002665
- Enrique, A., Castellanos Abella, A., Cees, J. and Van Weston, B (2008). Qualitative landslide susceptibility assessment by multicriteria analysis: A case study from San Antonio del Sur, Guantánamo,Cuba,The journal of Geomorphology, (94), 453-466.

https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169555X07002784
- Gomez H., Kavzoglu T (2005). Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela,EngineeringGeology,78(1-2), 11-27.

https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0013795204002236
- Guinau, M.Pallás,R. Vilaplana,J (2005). A feasible methodology countries: A case-study of NW Nicaragua after Hurricane Mitch ,Engineering Geology, No. 80, 316-327.

https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0013795205001389
- Hattanji, T., & Moriwaki, H., (2009). Morphometric analysis of relic landslides using detailed landslide distribution maps: Implications for forecasting travel distance of future landslides. Journal of Geomorphology, No, 103, 447-454

https://core.ac.uk/download/pdf/56642736.pdf
- Iswar, D., Sashikant, S., Cees, V.W., Alfred, S. and Robert, H. (2010). Landslide susceptibility assessment using logistic regression and its comparison with a rock mass classification system, along a road section in the northern Himalayas, India, Geomorphology, (114), 627-637.

https://research.utwente.nl/en/publications/landslide-susceptibility-assessment-using-logistic-regression-and
- Lamelas, M.T., Marinoni, O., Hoppe, A., and Riva, J (2008). Doline probability map using logistic regression and GIS technology in the central Ebro Basin (Spain), Environmental Geology, (54), 963-977.

https://www.researchgate.net/publication/225621331_Doline_probability_map_using_logistic_regression_and_GIS_technology_in_the_central_Ebro_Basin_Spain