

Flood Hazard Mapping Using the Maximum Entropy Model in the Darab Watershed

Reza Zakerinejad^{1*} , Zahra Ostad Hosseini², Yasmin Ghobishawi²

1. *Corresponding Author*, Assistant Professor, Faculty of Geographical Sciences and Planning, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Email: r.zakerinejad@geo.ui.ac.ir

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2138-0973>

2. Master of Remote Sensing and Geographic Information Systems, University of Isfahan, Iran.

Article Info	ABSTRACT
Article type: Research Article Article history: Received: 19 August 2025 Revised: 11 December 2025 Accepted: 31 December 2025 Published: 22 December 2026 Keywords: Darab Watershed, Flood, Data Mining, Maximum Entropy.	Floods are among the most significant natural hazards, causing severe damage to lives, property, and the environment annually. The Darab watershed in Fars province, due to its specific climatic conditions, topography, and geological structure, is recognized as one of the areas at high risk of flooding. This study aims to prepare of flood risk map by using the Maximum Entropy (MaxEnt) model and analyze the factors influencing floods in the studied watershed. This is a quantitative and applied research that uses field and available data, focusing on areas with high flood risk. By utilizing data mining techniques, GIS, and remote sensing images, flood risk areas are classified. Various environmental and topographic factors were used as independent variables, including 19 environmental parameters such as precipitation, land slope, soil type, drainage density, land use, and moisture, and topographic indices and etc. These data were collected from reliable sources such as satellite imagery, Digital Elevation Models (DEM), meteorological stations, and geological maps. After data preprocessing, the models were run, and their accuracy was evaluated. Finally, the flood susceptibility map was validated using AUC, and high-risk areas were identified. Preparation of the flood risk map shows that approximately 20% of the Darab watershed is at high risk, especially in low-lying areas with poor vegetation and inappropriate land use. It was also determined that variables such as precipitation, distance from stream, and elevation have the most significant impact on flood occurrence. The results indicate that the MaxEnt model has acceptable capability in predicting high-risk areas and can play an effective role in crisis management and regional planning.
How to Cite: Zakerinejad, R. , Ostad Hosseini, Z. and Ghobishawi, Y. (2026). Darab Watershed, Flood, Data Mining, Maximum Entropy. <i>Journal of Natural Environmental Hazards</i>, 15 (50), 41-66.	
	© The Author/Authors Publisher: University of Sistan and Baluchestan
DOI: 10.22111/jneh.2025.52982.2136	

EXTENDED ABSTRACT

INTRODUCTION

Flooding, as one of the most significant natural disasters, causes substantial loss of life and property annually. Globally and nationally, floods are responsible for a considerable percentage of casualties and damage resulting from natural disasters. For instance, in Iran, flood occurrences have increased by 40% in recent years. Effective flood management necessitates the identification of contributing factors and the determination of areas with high flood potential. In this regard, the utilization of Remote Sensing and GIS technologies provides powerful tools for this purpose. Creating a flood susceptibility map is a fundamental step in flood risk management. Flood susceptibility modeling can be performed using advanced statistical methods that can be integrated with R and GIS environments. Previous studies have employed various models such as Shannon Entropy, AHP, FAHP, fuzzy models, RF, and GLM Bayesian for flood risk mapping. Among these, machine learning models like MaxEnt and hybrid approaches combined with SAR data have been recognized as powerful tools for improving flood susceptibility mapping and identifying high-risk areas. Hanifinia & Abghari (2023) identified geology, distance from streams, elevation, and slope as the most critical flood factors in the Ziveh watershed, Urmia, using MaxEnt and GLM models. Aco Orchid et al. (2025) also presented a comprehensive approach to flood risk assessment by integrating machine learning and AHP. The Darab basin, due to its diverse slopes, varied vegetation, and different geological structures, plays a significant role in flood risk distribution. This research uses the MaxEnt model to evaluate its capability in predicting flood-susceptible areas within the Darab watershed and to examine the influence of each contributing index in flood generation. It is hoped that the results of this research will significantly assist in crisis management and resource conservation.

DATA AND METHODOLOGY

In this research, to model flood susceptibility and generate the flood-risk map, 19 environmental and hydrological datasets were collected from multiple sources to represent the main conditioning factors influencing flood occurrence. The following data layers were used: Topographic Data: Derived from a Digital Elevation Model (DEM) with 30 m spatial resolution (SRTM). Parameters such as elevation, slope, aspect, curvature, and flow accumulation were extracted using GIS-based analysis. Hydrological Data: Stream network density, distance to rivers, and drainage patterns were computed from the DEM using ArcGIS hydrology tools. Land-Use and Land-Cover (LULC): Acquired from Sentinel-2 products imagery. Soil and Geology Data: Soil texture and permeability maps were prepared from national soil databases. Geological formations were digitized from existing geological maps. Rainfall Data: Mean annual rainfall and extreme precipitation events were obtained from meteorological stations across the study area and interpolated using Inverse Distance Weighting (IDW). Flood Inventory (Dependent Variable): Historical flood locations (flood-affected points) over the past decade were collected through field surveys, remote sensing change detection, and reports from local disaster management agencies. These points were used as “presence” data for the MaxEnt model. By calculating the Area under the Curve (AUC), the flood susceptibility map was validated, and high-risk areas were identified.

RESULTS AND DISCUSSION

The analysis of the MaxEnt model results showed the contribution of each variable in predicting flood risk. Percent Contribution from the MaxEnt method has been used to assess variable influence. The percent contribution of the variables was as follows: Rain with 57.9%, Stream distance with 11.6%, Elevation with 10.2%, and Landuse Land cover with 8.5% had the highest scores. Conversely, Soil type and STI contributed the least, with 0.1%. The response curves indicated that the probability of flooding is high near streams and decreases with increasing distance. Furthermore, as rainfall increases from 100 to 200 mm, the flood probability sharply increases and then stabilizes at approximately one

after 200 mm. In terms of elevation, the highest contribution was observed at elevations below 1000 m, which gradually decreases with increasing elevation, reaching about 0.15 above 3000 m. For model validation, the Area Under the Curve (AUC) index for the ROC curve was used. The AUC for training data was 0.977, and for test data was 0.947, indicating the model's excellent performance in predicting flood risk mapping. The Flood susceptibility map and the percentage distribution of the different risk classes constitute the two main outputs of the present study, as presented in Figure 1 and Table 1, respectively.

Table 1. Distribution of flood risk classes in the Darab watershed.

Risk class	Area	Percentage(%)
low-risk	1872	78.35
Relatively low-risk	42.6	1.8
Relatively High-risk	81.3	3.4
High-risk	393.6	16.47

CONCLUSION

In this research, the MaxEnt model has been applied for the prediction of flood hazard in the Darab watershed in the southwest of Iran. The MaxEnt model is a validated and effective tool for flood risk mapping and identifying flood-prone areas, with studies showing high accuracy in predictions and identifying key contributing factors. In this research, the severity of flood risk in the Darab watershed in Fars province, Iran, was assessed using geographic data and the Maxent model. The results show that 3.4 % and 16.4 % of the study area is in the relatively high-risk and very high-risk classes. The analysis of variable contributions revealed that rainfall, distance from rivers, elevation, and land use were the most critical geo-environmental parameters influencing flood occurrence in the Darab watershed. Specifically, the response curves indicated that lower elevation areas, areas closer to river networks, and regions with impervious surfaces have a significantly higher probability of flooding.

ETHICAL CONSIDERATIONS

Conflict of Interest Statement: The authors declare no conflict of interest.

Ethical Statement: This article does not contain any studies with human participants or animals performed by any of the authors.

REFERENCES

References [in Persian]

- Avand, M. T., Moradi, H. R., and Ramazanzadeh, M. (2020). Flood Susceptibility Mapping Using Random Forest Machine Learning and Generalized Bayesian Linear Model. *Environment and Water Engineering*, 6(1), 83-95. doi: 10.22034/jewe.2020.220593.1351. [in Persian]
- Hanifinia, A. and Abghari, H. (2025). Predicting flood-prone areas using generalized linear and maximum entropy machine learning models. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 14(43), 19-34. doi: 10.22111/jneh.2024.47730.2021. [in Persian]
- Mir Mosavi, S. H., and Esmaeili, H. (2021). Zoning of Flood-prone Areas Using Geographic Information System (GIS) and Remote Sensing (RS), (Case Study: Darab City). *Journal of Natural Environmental Hazards*, 10(27), 21-46. doi: 10.22111/jneh.2020.32986.1613. [in Persian]
- Nohani, E., darabi, F., maroofinia, E., and khosravi, K. (2016). Evaluation of Shannon entropy for flood probability and susceptibility mapping at the Haraz catchment. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 5(10), 99-116. doi: 10.22111/jneh.2017.2958. [in Persian]
- Rahimpour T, Rezaei Moghaddam M H. (2025). Modeling the Flood Hazard Potential in the Aji Chai Basin Using Data Mining Algorithms. *E.E.R.* 14 (4):19-38. <http://magazine.hormozgan.ac.ir/article-1-862-en.html>. [in Persian]
- Sharifi, F., & Nowrouzi, G. (1999). An analysis of the August 1999 flood in Mazandaran and Golestan provinces. *Journal of Forest and Rangeland*, No. 42, pp. 40-43. [in Persian]
- Tavakkoli M, Amirahmadi A, Goli Mokhtari L. (2024). Evaluation, Prediction, and Regional Analysis of Floods Using Data Mining Models (Frizi Watershed). *GeoRes*; 39 (2):161-168. <http://georesearch.ir/article-1-1585-en.html>. [in Persian]

Zakerinejad, R. "Evaluation of DEMs for the modeling of the potential of gully erosion using Maxent model (Case study: Semirom catchment in the south of Isfahan Province, Iran)." *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, vol. 11, no. 3, 2020, pp. 106-122. 10.30495/girs.2020.674955. [in Persian]

Zakerinejad, R. and Ayash, K. (2024). Analysis of Flood Risk and Influencing Factors in Zohr-Jarhari Basin in Zohr-Jarhari in Southwest of Iran using Fuzzy Analytic Hierarchy Process (FAHP) Approach. *Physical Geography Research*, 56(2), 51-69. doi: 10.22059/jphgr.2024.376692.1007829. [in Persian]

References [in English]

- A. L. AchuORCID Icon, C. D AjuORCID Icon, M. C. Raicy, Arun BhadrarORCID Icon, Amal George, U. Surendran. (2025). Improved flood risk assessment using multi-model ensemble machine-learning techniques in a tropical river basin of Southern India, <https://doi.org/10.1080/02723646.2025>.
- Al-Hinai, H., & Abdalla, R. (2021). Mapping coastal flood susceptible areas using Shannon's entropy model: the case of Muscat governorate, Oman. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(4), 252. <https://doi.org/10.3390/ijgi10040252>
- Ali, A., Rana, I. A., Ali, A., & Najam, F. A. (2022). Flood risk perception and communication: The role of hazard proximity. *Journal of Environmental Management*, 316, 115309. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2022.115309>
- Badri B, Zare R, Honarbakhsh A, Atashkhar, F. Prioritization of flood potential Beheshtabad Sub-watershed. *Journal of Geographical Studies*. 2016; 48(1): 143-158. <https://doi.org/10.22059/JPHGR.2016.57032>
- Bhattarai, Y., Duwal, S., Sharma, S., & Talchabhadel, R. (2024). Leveraging machine learning and open-source spatial datasets to enhance flood susceptibility mapping in a transboundary river basin. *International Journal of Digital Earth*, 17(1). <https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2313857>
- Breugem, A. J., Wesseling, J. G., Oostindie, K., & Ritsema, C. J. (2020). Meteorological aspects of heavy precipitation in relation to floods – An overview. *Earth-Science Reviews*, 103171. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103171>
- Chen, Y., Wang, B., Pollino, C. A., Cuddy, S. M., Merrin, L. E., & Huang, C. (2014). Estimate of flood inundation and retention on wetlands using remote sensing and GIS. *Ecohydrology*, n/a–n/a. <https://doi.org/10.1002/eco.1467>
- Dovonce E. A. (2000). Physically based distributed hydrologic model. Master of Science Thesis, *The Pennsylvania State University*.
- Duwal, S., Liu, D., & Pradhan, P. M. (2023). Flood susceptibility modeling of the Karnali river basin of Nepal using different machine learning approaches. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1). <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2217321>
- El-Haddad, B. A., Youssef, A. M., Pourghasemi, H. R., Pradhan, B., El-Shater, A.-H., & El-Khashab, M. H. (2020). Flood susceptibility prediction using four machine learning techniques and comparison of their performance at Wadi Qena Basin, Egypt. *Natural Hazards*. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04296-y>
- Gokceoglu, C., Sonmez, H., Nefeslioglu, H.A., Duman, T.Y., Can, T., 2005. The 17 March 2005 Kuzulu landslide (Sivas, Turkey) and landslide-susceptibility map of its vicinity. *Eng. Geol.* 81, 65–83. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2005.07.011>
- Harshasimha, A.C.; Bhatt, C.M. Flood Vulnerability Mapping Using MaxEnt Machine Learning and Analytical Hierarchy Process (AHP) of Kamrup Metropolitan District, Assam. *Environ. Sci. Proc.* 2023, 25, 73. <https://doi.org/10.3390/ECWS-7-14301>
- Hitouri S, Mohajane M, Lahsaini M, Ali SA, Setargie TA, Tripathi G, D'Antonio P, Singh SK, Varasano A. (2024). Flood Susceptibility Mapping Using SAR Data and Machine Learning Algorithms in a Small Watershed in Northwestern Morocco. *Remote Sensing*, 16(5):858. <https://doi.org/10.3390/rs16050858>
- Huang, Chang & Wu, Jianping & Chen, Yun & Yu, Jia. (2012). Detecting floodplain inundation frequency using MODIS time-series imagery. 2012 1st International Conference on Agro-Geoinformatics, *Agro-Geoinformatics* 2012. 1-6. <https://doi.org/10.1109/Agro-Geoinformatics.2012.6311668>
- Huang, C., Chen, Y., Wu, J. (2013). GIS-based spatial zoning for flood inundation modelling in the Murray-Darling Basin. *20th International Congress on Modelling and Simulation* 2013 (MODSIM2013).
- Huang, C., Chen, Y., & Wu, J. (2014). Mapping spatio-temporal flood inundation dynamics at large river basin scale using time-series flow data and MODIS imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26, 350–362. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.09.002>
- Huang, C., Chen, Y., Wu, J., Chen, Z., Li, L., Liu, R., Yu, J., 2014c. Integration of remotely sensed inundation extent and high-precision topographic data for mapping inundation depth. In: 3rd International Conference on Agro-Geoinformatics, Beijing, China.
- Javidan, N., Kaviani, A., Pourghasemi, H.R. et al. (2021). Evaluation of the multi-hazard map produced using the MaxEnt machine learning technique. *Sci Rep* 11, 6496. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-85862-7>
- L., Achu & C D, Aju & MANI CHRISTY, Raicy & Bhadrar, Arun & George, Amal & Udayar Pillai, Surendran & Girishbai, Drishya & Ajayakumar, P. & Gopinath, Girish & Pradhan, Biswajeet. (2025). Improved flood risk assessment using multi-model ensemble machine-learning techniques in a tropical river basin of Southern India. *Physical Geography*. 46. 1-29. <https://doi.org/10.1080/02723646.2025.2464536>.
- McFeeters, S. K. (1996). "The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features." *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425-1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Menuka M., Sachin T., Santosh A., Bikram S., Bikram M., Amir S. (2024). Flood susceptibility assessment using a machine learning approach in the Mohana-Khutiya River of Nepal, *Natural Hazards Research*, 4(1): 32-45. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2024.01.001>.

- Pandey, M., Arora, A., Arabameri, AR., Costache, RD., Kumar, Mishra, V., Nguyen, H., Mishra, J., Siddiqui, M., Ray, Y., Soni, S., Shukla, U. (2021). Flood Susceptibility Modeling in a Subtropical Humid Low-Relief <https://doi.org/10.3389/feart.2021.659296>
- Prakash Mohanty, M., Nithya, S., Nair, A. S., Indu, J., Ghosh, S., Mohan Bhatt, C., ... Karmakar, S. (2020). Sensitivity of various topographic data in flood management: Implications on inundation mapping over large data-scarce regions. *Journal of Hydrology*, 125523. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125523>
- Qasimi Abdul Baser, Isazade Vahid, Berndtsson Ronny. (2023). Flood Susceptibility Prediction Using MaxEnt and Frequency Ratio Modeling for Kokcha River in Afghanistan. *Natural Hazards*, 25 October 2023. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06232-2>
- Qasimi, A.B., Isazade, V. & Berndtsson, R. (2024). Flood susceptibility prediction using MaxEnt and frequency ratio modeling for Kokcha River in Afghanistan. *Nat Hazards* 120, 1367–1394. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06232-2>.
- Rahman, M., Ningsheng, C., Islam, M.M. et al. Flood Susceptibility Assessment in Bangladesh Using Machine Learning and Multi-criteria Decision Analysis. *Earth Syst Environ* 3, 585–601 (2019). <https://doi.org/10.1007/s41748-019-00123-y>
- Razavi Termeh S. V., Kornejady A., Pourghasemi H. R., and Keesstra S.(2018). Flood susceptibility mapping using novel ensembles of adaptive neuro-fuzzy inference systems and metaheuristic algorithms. *Sci Total Environ.*, 615, 438–451. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.09.262>
- Sala, O.E., Chapin, F.S., Armesto, J.J., et al. (2000) Global Biodiversity Scenarios for the Year 2100. *Science*, 287, 1770–1774. <http://dx.doi.org/10.1126/science.287.5459.1770>
- Shirani, K., Zakerinejad, R. (2021). Watershed prioritization for the identification of spatial hotspots of flood risk using the combined TOPSIS-GIS-based approach: a case study of the Jarahi-Zohre catchment in Southwest Iran. *AUC Geographica* 56(1), 120–128.
- Shahabi H, Khezri S, Ahmad BB, Hashim M. (2014). Landslide susceptibility mapping at central Zab basin, Iran: A comparison between analytical hierarchy process, frequency ratio, and logistic regression models, *Catena* 115: 55-70. <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2013.11.014>
- Shrestha, R.M., Di, L., Yu, G., Shao, Y., Kang, L., & Zhang, B. (2013). Detection of flood and its impact on crops using NDVI Corn case. 2013 *Second International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*, 200-204. <https://doi.org/10.1109/ARGO-GEOINFORMATICS.2013.6621907>
- Smith, K. (2001). Environmental hazard assessing risk and reducing disaster, Third edition, published by Routledge, 11 New Fetter Lane, London.
- Sugianto S, Deli A, Miswar E, Rusdi M, Irham M. The effect of land use and land cover changes on flood occurrence in Teunom Watershed, Aceh Jaya. *Land*. 2022 Aug 8;11(8):1271. <https://doi.org/10.3390/land11081271>
- Taherizadeh, M., Niknam, A., Nguyen-Huy, T. et al. Flash flood-risk areas zoning using integration of decision-making trial and evaluation laboratory, GIS-based analytic network process, and satellite-derived information. *Nat Hazards* 118, 2309–2335 (2023). <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06089-5>
- Tao, H., Al-Khafaji, Z. S., Qi, C., Zounemat-Kermani, M., Kisi, O., Tiyyasha, T., ... & Yaseen, Z. M. (2021). Artificial intelligence models for suspended river sediment prediction: state-of-the-art, modeling framework appraisal, and proposed future research directions. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 15(1), 1585-1612. <https://doi.org/10.1080/19942060.2021.1984992>
- Thomas, David S.G. (2016). The Dictionary of Physical Geography, 4th Edition. John Wiley & Sons Ltd. <https://doi.org/10.1002/9781118782323.ch06>
- Ticehurst, C., Chen, Y., Karim, F., Dushmanta, D., 2013. Using MODIS for mapping flood events for use in hydrological and hydrodynamic models: experiences so far. In: *20th International Congress on Modelling and Simulation, Adelaide, Australia*.
- Xu, H. (2006). "Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery." *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3025-3033. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>
- Zakerinejad, R., Ayash, K. (2024). Analysis of Flood Risk and Influencing Factors in Zohr-Jarhari Basin in Zohr-Jarhari in Southwest of Iran using Fuzzy Analytic Hierarchy Process (FAHP) Approach. *Physical Geography Research Quarterly*, 56 (2), 51-69. <http://doi.org/10.22059/JPHGR.2024.376692.1007829>.

مجله علمی پژوهشی مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۵، شماره ۵۰، شماره پیاپی ۰۴، دی ۱۴۰۵

تهیه نقشه خطر سیل با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی در حوضه آبخیز داراب

رضا ذاکری نژاد^{۱*}، زهرا استاد حسینی عطا آبادی^۲، یاسمین غبیشاوی^۲

۱. استادیار گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم جغرافیایی و برنامه‌ریزی دانشگاه اصفهان (نویسنده مسئول)

ایمیل: r.zakerinejad@geo.ui.ac.ir ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2138-0973>

۲. کارشناسی ارشد سنجش اذدور و سیستم اطلاعات جغرافیایی دانشگاه اصفهان

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله پژوهشی تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۵/۲۸ تاریخ ویرایش: ۱۴۰۴/۰۹/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۰/۱۰ تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۱۰/۰۱ واژه‌های کلیدی: حوضه داراب، سیلاب، داده کاوی، حداکثر آنتروپی.	سیلاب‌ها از جمله مهم‌ترین مخاطرات طبیعی به شمار می‌آیند که سالانه خسارت‌های جبران‌ناپذیری به جان، مال و محیط زیست وارد می‌کنند. حوضه آبخیز داراب در استان فارس، به‌دلیل شرایط خاص اقلیمی، توپوگرافی و ساختار زمین‌شناسی، به‌عنوان یکی از مناطق در معرض خطر در برابر سیلاب شناخته می‌شود. هدف این پژوهش، پهنه‌بندی مناطق سیل‌خیز با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی (مکسنت) و تحلیل عوامل موثر بر سیلاب در حوضه مورد مطالعه است. این یک پژوهش کمی و کاربردی است که از داده‌های میدانی و کتابخانه‌ای استفاده می‌کند و بر مناطق با خطر سیل بالا تمرکز دارد. با بهره‌گیری از فن داده‌کاوی، GIS و تصاویر سنجش‌ازدور برای پهنه‌بندی خطر سیل طبقه‌بندی می‌شوند. عوامل مختلف محیطی و توپوگرافی به‌عنوان متغیرهای مستقل مورد استفاده شامل ۱۹ تا از پارامترهای محیطی نظیر بارندگی، شیب زمین، نوع خاک، تراکم زهکشی، کاربری اراضی و شاخص‌های رطوبت و توپوگرافی و غیره بودند. این داده‌ها از منابع معتبری نظیر تصاویر ماهواره‌ای، مدل‌های رقومی ارتفاعی (DEM)، ایستگاه‌های هواشناسی و نقشه‌های زمین‌شناسی جمع‌آوری شدند. پس از پیش‌پردازش داده‌ها، مدل‌ها اجرا و دقت آن‌ها ارزیابی گردید. در نهایت، نقشه حساسیت به سیل با استفاده از AUC اعتبارسنجی و پهنه پرخطر شناسایی می‌شوند. تحلیل‌های پهنه‌بندی نشان داد که حدود ۲۰ درصد از حوضه آبخیز داراب در معرض خطر بالا قرار دارد، به‌ویژه در مناطق کم‌ارتفاع با پوشش گیاهی پایین و کاربری اراضی نامناسب است. همچنین، مشخص شد که متغیرهایی نظیر بارش، فاصله از آبراهه و ارتفاع بیشترین تأثیر را در وقوع سیلاب دارند. نتایج حاکی از آن است که مدل MaxEnt توانایی قابل‌قبولی در پیش‌بینی مناطق پرخطر دارد و می‌تواند نقش موثری در مدیریت بحران و برنامه‌ریزی‌های منطقه‌ای ایفا کند.
استناد: ذاکری نژاد، رضا، استاد حسینی، زهرا و غبیشاوی، یاسمین. (۱۴۰۵). تهیه نقشه خطر سیل با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی در حوضه آبخیز داراب. <i>مخاطرات محیط طبیعی</i>، ۱۵ (۵۰)، ۴۱-۶۶.	
نویسنده/ نویسندگان ناشر: دانشگاه سیستان و بلوچستان	
DOI: 10.22111/jneh.2025.52982.2136	

مقدمه

سیلاب، یک سطح آب بالا در امتداد یک کانال رودخانه و یا در یک ساحل که منجر به طغیان زمینی می‌شود و به‌طور معمول زیر آب نمی‌رود (Thomas, 2016). سیلاب از مهم‌ترین بلایای طبیعی است که خسارت‌های فراوانی به مناطق تحت تأثیر خود وارد می‌کند. برای مدیریت سیلاب باید عوامل تولید و ایجاد سیل شناسایی شده و سپس مناطق دارای پتانسیل زیاد در تولید سیل تعیین شود (Badei B et al. 2016). سیل یکی از مهم‌ترین بلایای طبیعی در بسیاری از کشورهای دنیا است، به‌طوری‌که بالاترین تلفات جانی (۴۳/۷ درصد) در بین کشورهای مختلف در فاصله سال‌های ۱۹۶۷ و ۱۹۹۰ مربوط به سیلاب بوده است (شریفی و نوروزی، ۱۳۷۸). در کشور ایران، در طی چندین سال اخیر ۱۲۶۰ سیل با میانگین سالانه ۳۰ سیل رخ داده است که این آمار حاکی از رشد وقوع سیل در سال‌های اخیر به میزان ۴۰٪ می‌باشند (Dovonce, 2000). برای این منظور داده‌های سنجش‌ازدور (RS) و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) ابزاری مفید و توانمند برای شناسایی عوامل مؤثر بر پتانسیل سیل‌خیزی می‌باشند. از خسارت‌هایی که به سختی می‌توان ارزش پولی آن‌ها را حساب کرد، می‌توان به تغییرات محیطی مانند آلودگی آب، فرسایش، پر شدن مخازن سدها از رسوب که توسط سیل صورت می‌گیرد، اشاره کرد (Smith, 2001). پهنه‌بندی پتانسیل سیل‌خیزی عبارت از تعیین و توصیف مناطق دارای پتانسیل از نظر رواناب‌های سطحی است. این عمل بر اساس مشابهت خصوصیت‌های هیدرولوژیکی و هیدروژئولوژیکی مناطق مورد بررسی صورت گرفته و از این طریق امکانات استفاده از هر زون مشخص و ارزیابی می‌شود. در واقع با تعیین محل‌های دارای پتانسیل بالا به نوعی می‌توان یک ارزیابی کلی از وضعیت سیل‌خیزی منطقه نیز به‌دست آورد؛ چرا که وجود پتانسیل بالای سیل‌خیزی در یک منطقه، مقدمه‌ای بر افزایش احتمال وقوع سیل در آن منطقه می‌باشد. عوامل گوناگونی در جاری شدن سیل دخالت دارند که از جمله آن شدت بارندگی، شیب حوضه، نفوذپذیری زمین، شرایط توپوگرافی، ویژگی‌های پوشش گیاهی و درجه اشباع شدن خاک را می‌توان به‌عنوان عوامل مؤثر در جاری شدن سیلاب نام برد (Sala et al., 2000). دشت‌های سیلابی نقش مهمی در محیط‌های هیدرولوژیکی و اکولوژیکی رودخانه ایفا می‌کنند. مدل‌سازی سیل برای درک فرآیندهای هیدرولوژیکی و اکولوژیکی در این اکوسیستم‌ها ضروری است (Huang et al. 2012; Huang et al. 2013). تهیه نقشه حساسیت سیل یک گام ضروری در رویکردهای مدیریت خطر سیل است که می‌تواند به‌عنوان یک ارزیابی کمی یا کیفی از توزیع فضایی سیل تعریف شود که در یک محیط رخ می‌دهد یا به احتمال زیاد رخ می‌دهد (Rahman et al. 2019). عوامل متعدد نقش مهمی در سیل ایفا می‌کنند و شناخت نقش این عوامل مرتبط با سیل ممکن است پیش‌بینی بلایای سیل و استراتژی‌های مقابله را افزایش دهد (Al-Hinai & Abdalla, 2021). فناوری سنجش‌ازدور روشی مؤثر برای مطالعه این خصوصیت‌های طغیان با استفاده از تصاویر سنجش‌ازدور چندمکانی، چندزمانی و چندطیفی ارائه کرده است (Chen et al., 2014b; Huang et al., 2012; Huang et al., 2013; Huang et al., 2014c; Ticehurst et al., 2013). این مدل حساسیت سیل را می‌توان با استفاده از روش‌های آماری پیشرفته که می‌توانند در محیط R و GIS ادغام شوند، به‌دست آورد (El-Haddad et al. 2020). مطالعات متعددی با استفاده از مدل‌های متنوعی در زمینه پهنه‌بندی خطر سیل انجام شده است. از جمله، استفاده از مدل آنتروپی شانون، مدل سلسله‌مراتبی و فازی در پهنه‌بندی و شناسایی عوامل تأثیرگذار بر رخداد خطر سیلاب استفاده شده است (توسط هینای^۱ و عبدالله^۲ ۲۰۲۱؛ ذاکری نژاد و عیاش، ۱۴۰۳؛ میرموسوی و اسمعیلی، ۱۴۰۰؛

1 Hinai

2 Abdalla

نوحانی و همکاران، ۱۳۹۵). در بسیاری از مطالعات اخیر به ارزیابی و مقایسه‌ی الگوریتم‌های مختلف داده‌کاوی جهت تهیه نقشه حساسیت به سیل استفاده شده است (تقی‌آوند و همکاران، ۱۳۹۹؛ رحیم پور و رضائی مقدم، ۱۴۰۳؛ توکلی و همکاران، ۱۴۰۳؛ پاندی^۱ و همکاران، ۲۰۲۱؛ دووال^۲ و همکاران، ۲۰۲۳؛ طاهری‌زاده و همکاران، ۲۰۲۳؛ بهاتارای^۳ و همکاران، ۲۰۲۴؛ هیتوری^۴ و همکاران، ۲۰۲۴). مدل حداکثر آنتروپی (مکسنت^۵) به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های داده‌کاوی به‌دلیل اینکه تنها نیاز به داده‌های رخداد سیلاب می‌باشد، قابلیت بالای در پهنه‌بندی خطر سیلاب دارد. در پژوهشی در حوضه آبخیز زیوه ارومیه، به بررسی خطر سیلاب با استفاده از مدل مکسنت و GLM پرداخته شد که شاخص‌های زمین‌شناسی، فاصله از آبراهه، ارتفاع و شیب را به‌عنوان مهم‌ترین عوامل مؤثر بر پهنه‌بندی خطر سیلاب معرفی نمودند (حنیفی نیا و عبقری، ۱۴۰۴). شاخص‌های توپوگرافی مختلف از جمله ارتفاع، شیب، جهت شیب، قدرت فرساینده‌گی آبراهه (SPi^6) و رطوبت خاک (TWI^7)، از عوامل اصلی در پیش‌بینی و پهنه‌بندی مخاطراتی همانند فرسایش و سیل اشاره شده است (ذاکری نژاد ۱۳۹۹؛ شیرانی و ذاکری نژاد ۲۰۲۲). در یک مطالعه‌ی دیگر توسط آچو ارکید^۸ و همکاران (۲۰۲۵)، با ادغام فن‌های یادگیری ماشین و روش AHP، رویکردی جامع برای ارزیابی و مدیریت خطر سیل ارائه دادند. نتایج این پژوهش نشان داد که فن تجمیعی ML عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های مجزا دارد. همچنین، هارشاسیمها^۹ و موهان بهات^{۱۰} (۲۰۲۳) با استفاده از مدل مکسنت و AHP، شاخص رطوبت توپوگرافیک، ارتفاع و شیب را در ارزیابی مناطق سیل‌زده مؤثر دانستند و برتری مدل مکسنت را در تولید نقشه‌های خطر سیل تأیید کردند. این مطالعات نشان می‌دهند که استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و رویکردهای ترکیبی، می‌تواند به بهبود دقت و کارایی ارزیابی خطر سیل و مدیریت بلایا کمک کند. پژوهش‌های مختلف محققین در سال اخیر به وضوح نشان می‌دهد که مدل یادگیری ماشین مکسنت به‌عنوان یک ابزار استاندارد و قدرتمند برای پهنه‌بندی حساسیت به سیل در حوضه‌های مختلف ایران و جهان تثبیت شده است. این مدل به‌دلیل عملکرد بسیار قوی و نرخ موفقیت بالا شناخته می‌شود. در مطالعات داخلی، نگهبان و مرحمت (۱۴۰۳) در چهارم بر پهنه‌سازی مدل با الگوریتم ژنتیک تأکید کردند. یوسفی و همکاران (۱۴۰۲) در مرزداران با استفاده از این مدل، موفق به شناسایی ۱۰۰ کیلومتر مربع منطقه بحرانی شدند. مهرجان^{۱۱} و همکاران (۲۰۲۴) نزدیکی به رودخانه را مهم‌ترین عامل معرفی کردند و کاظمی و همکاران (۲۰۲۳) بر اهمیت پارامترهایی چون بارندگی، کاربری اراضی، فاصله تا رودخانه و نوع خاک تأکید نمودند. تمامی این تحقیقات، با شناسایی دقیق عوامل کنترل‌کننده و اولویت‌بندی مناطق بحرانی، کاربردی بودن مدل مکسنت را برای مدیریت جامع بلایای طبیعی اثبات کرده‌اند. در این پژوهش، از الگوریتم حداکثر آنتروپی (مدل مکسنت)، جهت پهنه‌بندی خطر سیلاب در حوضه آبخیز داراب در استان فارس پرداخته شده است. حوضه مورد مطالعه به‌دلیل شرایط خاص توپوگرافی از جمله نواحی پرشیب و همچنین پوشش گیاهی ضعیف، دارای پتانسیل بالایی از جهت رخداد سیلاب می‌باشد. استفاده از مدل مکسنت به‌همراه لایه‌های

1 . Pandey

2 . Duwal

3 . Bhattarai

4 . Hitouri

5 . MaxEnt

6 . Stream Power Index

7 . Topographic Witness Index

8 . Achu

9 . Harshasimha

10 . Bhatt

11 . Maharjan

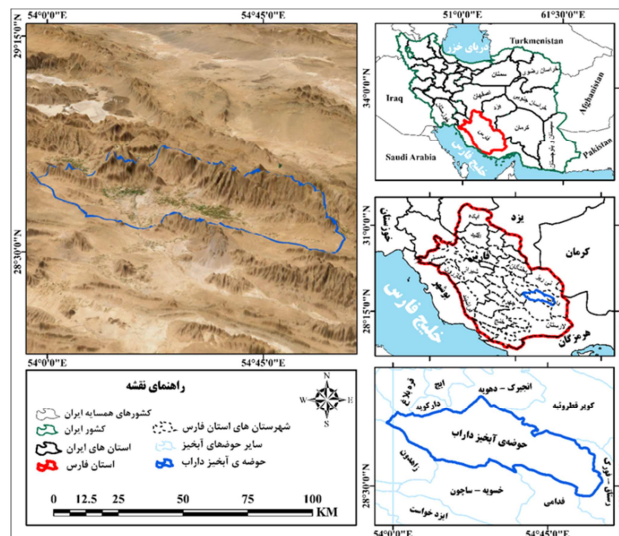
متنوع محیطی موثر بر رخداد سیل جهت شناسایی مناطق پر خطر سیلاب از اهداف اصلی این پژوهش می‌باشد. قابل‌یادآوری است، استفاده از تصاویر ماهوره‌ای برای شناسایی رخداد‌های سیل‌های گذشته یکی دیگر از مزیت‌های این پژوهش محسوب می‌گردد.

بحث‌های ایجادشده از این پژوهش می‌توانند توسط دولت محلی و تصمیم‌گیرندگان برای اجرای طرح‌های مناسب کاهش خسارت‌های سیل در آینده اتخاذ شوند.

داده‌ها و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبخیز داراب در جنوب شرق استان فارس با وسعت ۲۳۷۰ کیلومتر مربع از زیرحوضه‌های آبخیز کل-مهران محسوب می‌شود و در موقعیت جغرافیایی ۲۸ درجه و ۲۷ دقیقه تا ۲۸ درجه و ۵۶ دقیقه شمالی و ۵۳ درجه و ۵۸ دقیقه تا ۵۵ درجه و یک دقیقه شرقی و ارتفاع ۱۱۱۰ متر از سطح دریا واقع شده است. حداکثر و حداقل مطلق درجه حرارت سالانه به ترتیب ۴۹ (تیرماه) و ۹- (آذرماه) درجه سانتی‌گراد می‌باشد. متوسط بارندگی سالانه در این محدوده ۲۷۵ میلی‌متر و متوسط تبخیر سالانه ۲۷۶۷ میلی‌متر است. این منطقه دارای شیب‌های متنوع، پوشش گیاهی مختلف، و ساختارهای زمین‌شناسی گوناگون است که نقش مهمی در توزیع خطر سیل ایفا می‌کنند. اقلیم حاکم در این حوضه، نیمه‌خشک و گرم است؛ اما بارش‌های فصلی و ناگهانی، بستر مناسب برای وقوع سیل را فراهم می‌آورند (شکل (۱)).



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی مورد مطالعه

روش‌شناسی

این پژوهش کمی بوده و به لحاظ هدف، کاربردی است. روش جمع‌آوری داده‌های آن نیز میدانی و کتابخانه‌ای می‌باشد. نمونه‌گیری در این پژوهش بر اساس نمونه‌گیری اهمیت^۱ است. در این شیوه، مناطق نمونه‌برداری با خطر

¹. Importance Sampling

سیل بالقوه بالاتر را بر اساس دانش تخصصی یا تجزیه و تحلیل اولیه اولویت بندی می کند. در اینجا، فن های داده کاوی برای کشف دانش از پایگاه داده GIS به منظور بهبود طبقه بندی تصاویر سنجش از دور جهت پهنه بندی خطر سیلاب استفاده می شود. ابتدا، مجموعه ای از داده های فضایی مختلف (ارتفاع، بارش، کاربری اراضی و ...) باید جمع آوری گشته و به همراه شاخص های رطوبت توپوگرافی^۱ (TWI)، انحنا^۲، شاخص خشکسالی استاندارد شده (SPI^۳)، تراکم زهکشی^۴، فاصله تا رودخانه، فاصله از جاده، نوع خاک، پوشش زمین، شاخص اختلاف آب نرمال شده (NDWI)^۵ و عوامل فیزیوگرافی پیش بینی کننده هایی^۶ را می سازند که به منزله متغیرهای مستقل یا مجموعه داده های آموزشی (training) که ۷۰ درصد پژوهش و شاخص ها را شامل می شود، وارد مدل مکسنت می شوند. سپس پردازش های لازم صورت گرفته، وزن تأثیر هر فاکتور با استفاده از الگوریتم مربوطه، به عنوان مجموعه داده های اعتبارسنجی (tasting) که ۳۰ درصد پژوهش و نقاط سیل خیزی را شامل می شود، مشخص می شود. در نهایت، سطح زیرمنحنی (AUC) برای اعتبارسنجی نقشه حساسیت به وقوع سیل محاسبه گشته و پهنه های در معرض خطر بازنمایی می شوند. در جدول (۱) و شکل (۲)، مراحل انجام این مدل ها نشان داده شده است.

جدول ۱: داده های مورد استفاده در عملیات مدل سازی پژوهش

ردیف	رده	نام متغیر	منبع
۱	طبیعی (فیزیوگرافیک)	ارتفاع	مدل های ارتفاعی رقومی (SRTM ^۷)
۲		شیب	
۳		تندی شیب ^۸	
۴		جهت شیب ^۹	
۵		قدرت آبراهه	
۶		رطوبت توپوگرافی	
۷		شاخص حمل رسوب	
۸		فاصله از گسل	نقشه گسل های ایران
۹		زمین شناسی	نقشه زمین شناسی منطقه مورد مطالعه از نقشه زمین شناسی ایران
۱۰		بارش	مشاهدات زمینی ایستگاه های هواشناسی - تصاویر ماهواره ای و مدل های اقلیمی از پایگاه های GPM ^{۱۰} ، و داده های ایستگاه های هواشناسی درون حوضه و مجاور آن
۱۱	طبیعی - انسانی	نوع خاک	داده های میدانی - آزمایشگاه خاک
۱۲		پوشش گیاهی	تصاویر ماهواره ای (لندست ۹_۸ و سنتینل ۲) و پلتفرم های داده باز
۱۳		شاخص تفاوت نرمال شده آب	
۱۴		شاخص تفاوت نرمال شده آب اصلاح شده	
۱۵		شاخص نسبت آب	
۱۶		کاربری زمین	تصاویر ماهواره ای سنتینل ۲
۱۷		تراکم زهکشی	بررسی های میدانی و مدل های ارتفاعی رقومی (DEMs)
۱۸		فاصله از رودخانه	شیب فایل آبراهه و راه های کشور از سازمان های ملی
۱۹		فاصله از جاده	

^۱. Topographic Wetness Index

^۲. Plan Curvature

^۳. Standardized Precipitation Index

^۴. drainage density

^۵. Normalized Difference Water Index

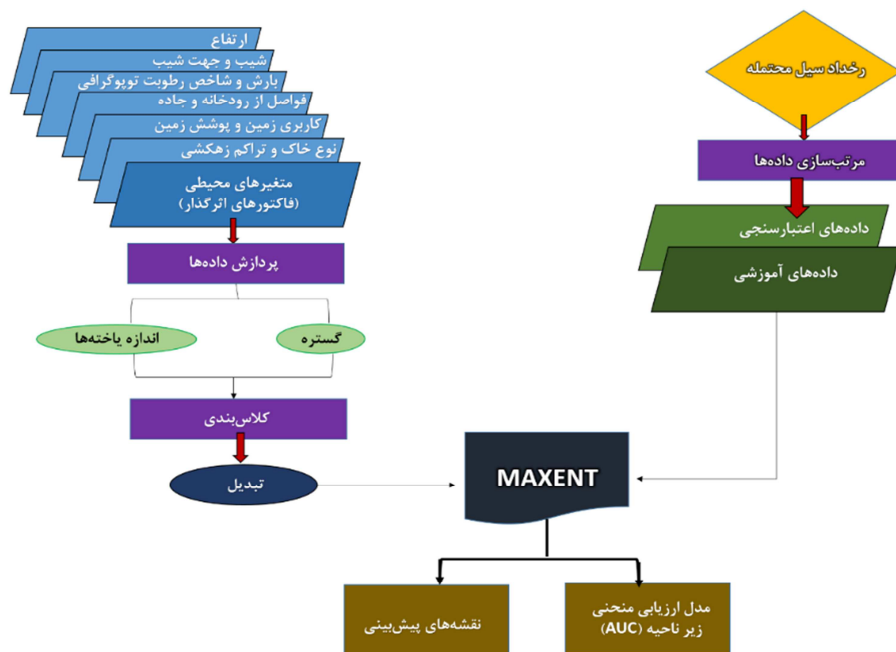
^۶. Predictions

^۷. Shuttle Radar Topography Mission

^۸. steepness

^۹. Aspect

^{۱۰}. Global Precipitation Measurement



شکل ۲: فلوچارت روش تحقیق

یافته‌های پژوهش

عوامل طبیعی و انسانی متعددی در وقوع سیل نقش دارند که در زیر به بررسی آنها و چگونگی تأثیرشان پرداخته می‌شود:

بارش: بارش سنگین و مداوم می‌تواند به سرعت باعث اشباع شدن خاک و افزایش جریان سطحی آب شود که در نهایت منجر به سیل می‌شود. (Breugem et al., 2020). نقشه بارش زیر از طریق رابطه رگرسیونی بین ارتفاع و بارش از مجموع داده‌های سازمان هواشناسی تهیه و استخراج شده است (شکل ۴-الف).

ارتفاع: ارتفاعات بالاتر معمولاً دارای شیب‌های بیشتر و جریان‌های سطحی سریع‌تر هستند که می‌تواند خطر سیل را در مناطق پایین‌دست افزایش دهد. (Prakash Mohanty et al., 2020). برای به‌دست آوردن مدل رقومی ارتفاع در منطقه مورد مطالعه، از ماهواره SRTM با دقت مکانی ۳۰ متر استفاده شد (شکل ۴-ب).

شیب: هر چه شیب زمین بیشتر باشد، مقدار نفوذ رواناب کمتر و سرعت جریان آب بیشتری می‌شود. (نوحانی و همکاران، ۱۳۹۵).

جهت شیب: جهت شیب یا سوی شیب زمین، بر حرکت و تجمع آب تأثیر دارد (شکل ۴-ت).

طول شیب (LS): این فاکتور بر روی لایه‌های خاک و فاکتورهای توپوگرافی مانند درصد و زاویه شیب تأثیر می‌گذارد که در نتیجه آن میزان فرسایش خاک افزایش می‌یابد (حنیفی‌نیا و عبقری، ۱۴۰۴).

تراکم زهکشی: تراکم زهکشی به‌طور موثری به لیتولوژی، شیب توپوگرافی و شرایط اقلیمی مربوط می‌شود و نقش اساسی در زمان تمرکز و اوج سیلاب دارد (تقی آوند و همکاران، ۱۳۹۹).

فاصله از آبراهه: نقاط نزدیک‌تر به آبراهه‌ها معمولاً بیشتر در معرض سیلاب قرار دارند، به‌خصوص در هنگام بارش‌های سنگین که آبراهه‌ها پر می‌شوند و سطح آب افزایش می‌یابد (Ali et al., 2022).

فاصله از جاده: فاصله به‌طور مستقیم بر وقوع سیل تأثیر نمی‌گذارد، اما می‌تواند بر پیامدهای سیل، به‌ویژه در مناطقی که جاده مسیر آب را تغییر می‌دهد، اثرگذار باشد (شکل ۴-ح).

زمین‌شناسی: لیتولوژی و خاک حاصل از آن تعیین‌کننده شدت و ظرفیت نفوذپذیری خاک بوده و رواناب سطحی را نیز تحت تأثیر قرار می‌دهد (Razavi Termeh et al. 2018).

بافت خاک: بافت خاک به اندازه ذرات آن (ماسه، سیلت، رس) بستگی دارد. خاک رس با ذرات ریز، نفوذپذیری کمتری دارد و بیشتر مستعد سیلاب است. خاک ماسه‌ای با ذرات درشت، آب را بهتر جذب می‌کند و خطر سیل را کاهش می‌دهد. نمونه‌های خاک توسط پژوهشگر برداشت و به آزمایشگاه آب و خاک تحویل شد. در ادامه براساس روش‌های هیدرومتری نوع بافت خاک تعیین و نقشه شکل ۴-د تهیه گردید.

کاربری اراضی: مناطق شهری با سطح‌های نفوذناپذیر، جریان سطحی بیشتری دارند و مستعد سیلاب هستند، درحالی‌که مناطق جنگلی با پوشش گیاهی متراکم، خطر سیلاب کمتری دارند. (Sugianto et al., 2022). در شکل زیر کاربری اراضی را از محصولات ماهواره‌ی سنتینل ۲ و مربوط به سال ۲۰۲۳ استخراج گردیده است (شکل ۴-ذ).

فاصله از گسل: گسل‌ها می‌توانند باعث تغییر در نفوذپذیری خاک و سنگ‌ها شوند. (Thompson & Clayton, 2002).

قدرت آبراهه^۱ (SPI): شاخص (SPI)، شاخص قدرت جریان می‌تواند بیانگر نقاط تجمع و رسوب‌گذاری در حوضه آبخیز باشد (شهابی و همکاران، ۲۰۱۴). این شاخص با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی SRTM با دقت ۳۰ متر و با کدنویسی در نرم‌افزار R تولید و در شکل ۴-ز نمایش داده شده است.

$$SPI = \ln \left(\left(\text{Flow Accumulation} + 0.001 \right) \times \left(\frac{\text{Slope Percent}}{100} + 0.001 \right) \right) \quad (۱)$$

شاخص رطوبت توپوگرافی^۲ (TWI): شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) مقدار تجمع جریان در هر مکان در حوضه آبخیز و روند جریان به سمت پایین‌دست توسط نیروی ثقل تعریف می‌گردد (Gokceoglu et al, 2005). مناطق با TWI بالا بیشتر مستعد وقوع سیلاب هستند. این شاخص بر اساس رابطه ۱ و با استفاده از مدل رقومی ارتفاعی SRTM با دقت ۳۰ متر در نرم‌افزار SAGA GIS مطابق شکل ۴-ژ تولید گردید.

$$TWI = \ln(a / \tan(\beta)) \quad (۲)$$

a نشان‌دهنده مساحت حوزه آبخیز بالادست و $\tan(\beta)$ شیب محلی است.

شاخص حمل رسوب^۳ (STI): شاخص انتقال رسوب (STI) با مقادیر بالا نشان‌دهنده پتانسیل بالای انتقال رسوب در مناطق با شیب تند و جریان قوی و با مقادیر پایین نمایانگر پتانسیل کمتر در مناطق مسطح یا دارای پوشش گیاهی است و در برنامه‌ریزی‌های محیط‌زیستی برای شناسایی نقاط آسیب‌پذیر و مدیریت فرسایش کاربرد دارد (تائو و

^۱. Stream Power Index

^۲. The topographic wetness index

^۳. Sediment Transport Index

همکاران، ۲۰۲۱). این شاخص با استفاده از مدل رقومی ارتفاع SRTM و با استفاده از رابطه ۳ در نرم افزار ArcGIS تهیه گردید (شکل ۴-س).

$$STI = (m + 1) * (As/22.13)^m \quad STI = (m + 1) - (As/22.13)^m * \sin(B/0.0896)^n \quad (2)$$

As: مساحت ویژه حوضه بالادست

B: شیب محلی (درجه)

m: عدد ثابت بین ۰/۴-۰/۶

n: مقدار ثابت ۱/۳-۱/۶

شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی^۱ (NDVI): مناطق با NDVI بالا پوشش گیاهی متراکمی دارند که می تواند جریان سطحی آب را کاهش داده و خطر سیلاب را کم کند. (Shrestha et al. 2013).

شاخص تفاوت نرمال شده آب^۲ (NDWI): شاخص NDWI با استفاده از جذب شدید نور مادون قرمز نزدیک (NIR) و انعکاس نور سبز توسط آب، به تمایز آب از سایر ویژگی های زمینی کمک می کند. (McFeeters, 1996; Gao, 1996)

شاخص تفاوت نرمال شده آب اصلاح شده (MNDWI): شاخص تعیین محدوده توده های آبی را به ویژه در مناطق شهری یا مناطق با کاربری مختلط زمین که بازتابندگی NIR از سازه های ساخته شده می تواند با تشخیص آب تداخل داشته باشد، بهبود می بخشد (Xu, 2006; McFeeters, 1996).

شاخص نسبت آب (WRI):^۳ جداسازی طیفی آب از سایر انواع پوشش زمین را تقویت می کند. مناطق پوشیده از آب را در حین سیل شناسایی می کند. (Xu, 2006; McFeeters, 1996).

داده های حضور (وقوع و تکرار)^۴

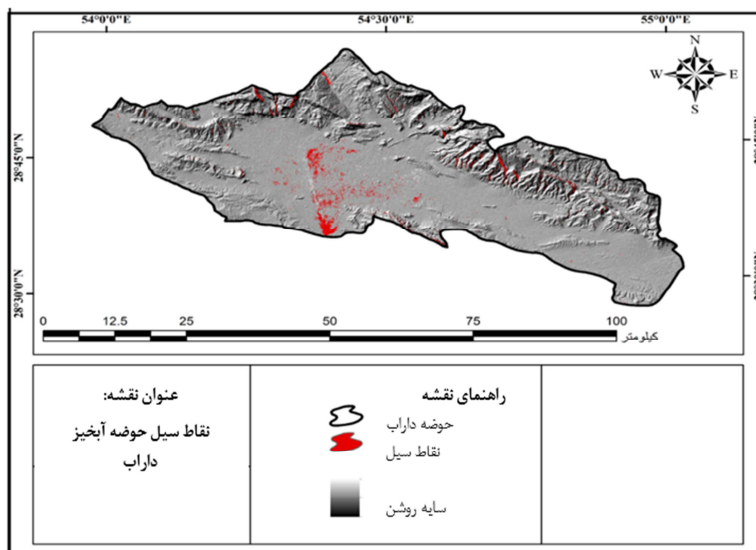
داده های حضور به مجموعه ای از داده ها اشاره دارد که تنها مکان وقوع یک پدیده خاص (مانند سیل) را نشان می دهند و اطلاعاتی درباره مکان هایی که این پدیده رخ نداده است، ارائه نمی دهند. این نوع داده ها به ویژه در مطالعات محیطی و اکولوژیکی، از جمله بررسی مخاطرات طبیعی مانند سیل، رایج هستند. در این پژوهش، برای استخراج نقاط حضور یا نقاط سیل از تصویر ماهواره ای لندست ۸ مربوط به سال ۲۰۱۷ (زمان وقوع سیل در استان فارس) استفاده شد که نتیجه این برداشت در نقشه شکل (۳) زیر قابل مشاهده است.

¹. Normalized Difference Vegetation Index

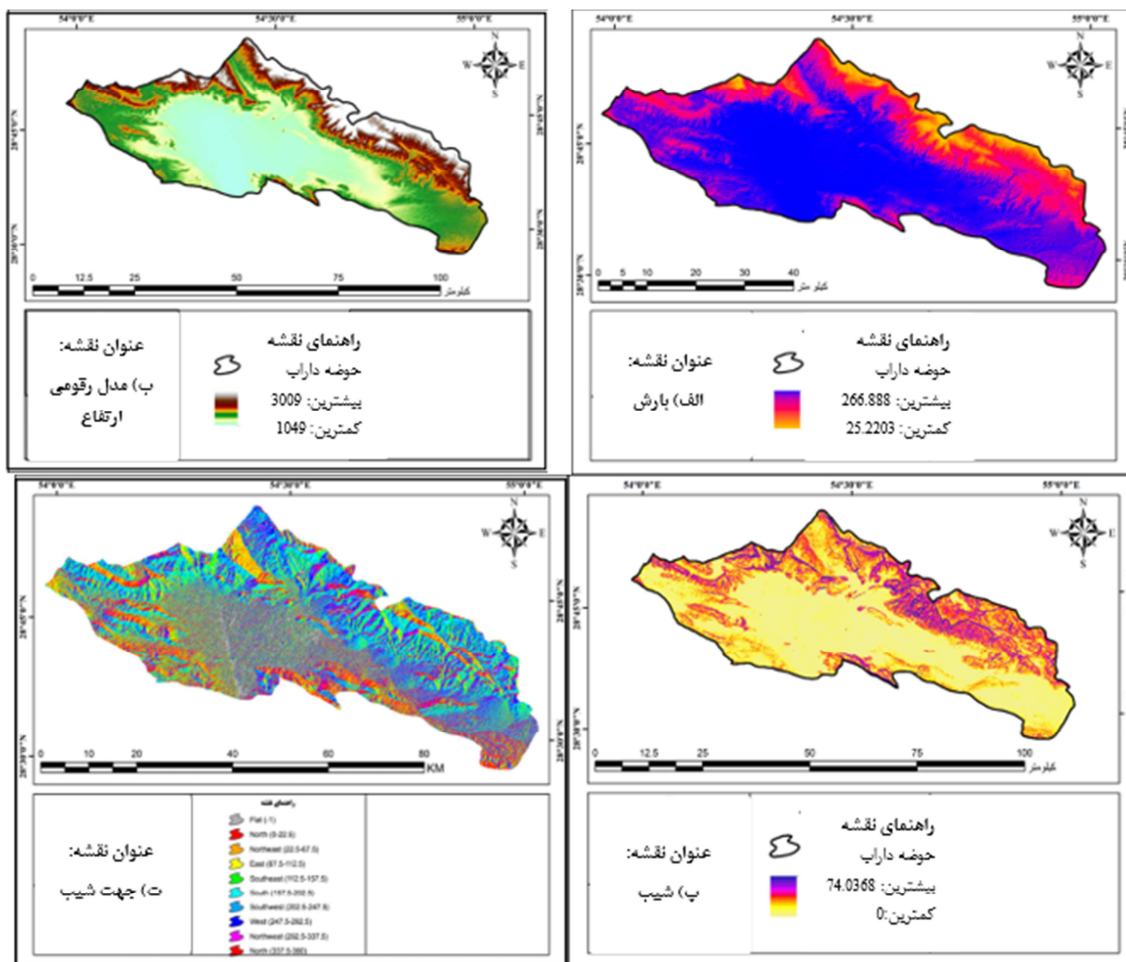
². Normal Difference Water Index

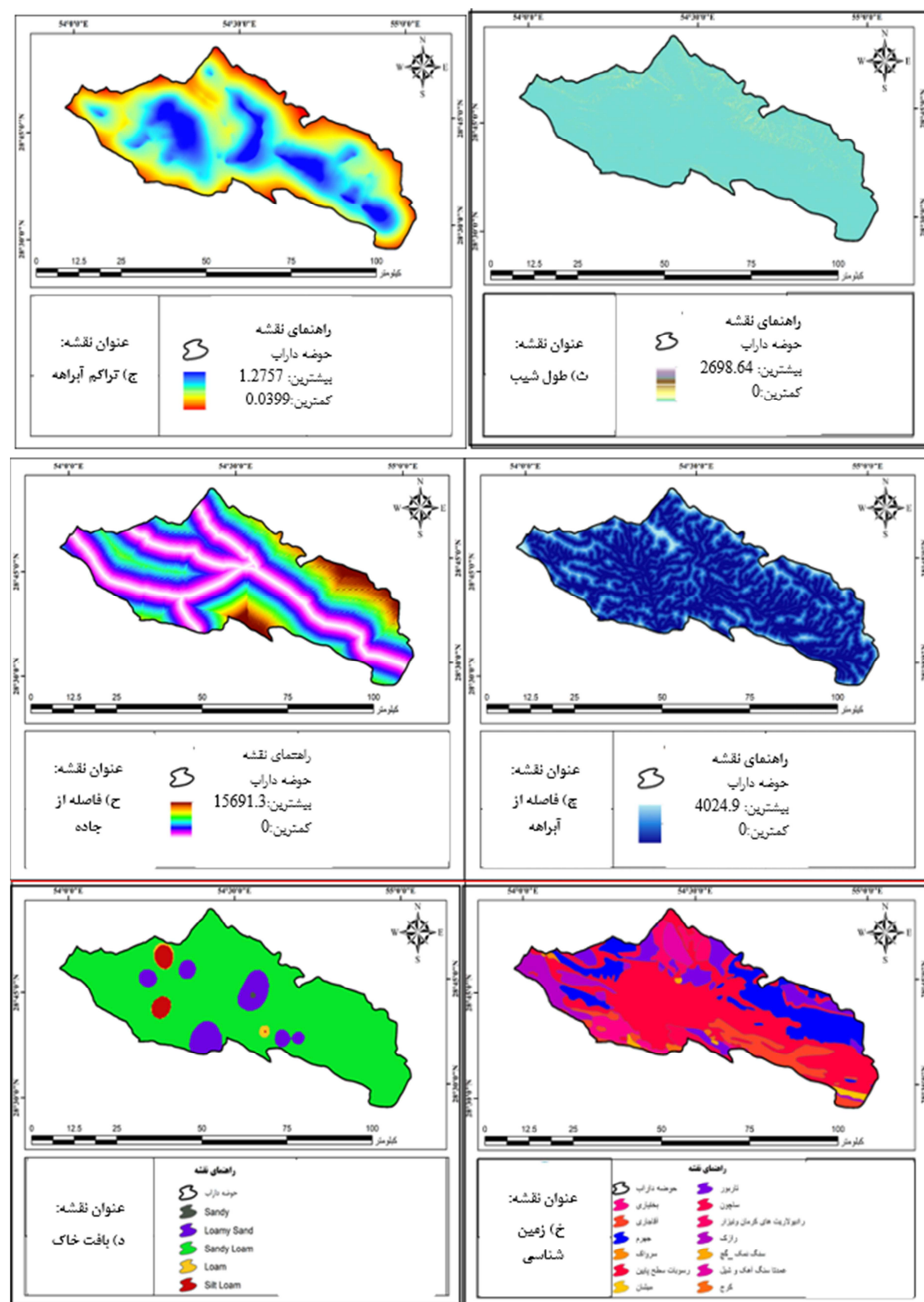
³. Water Ratio Index

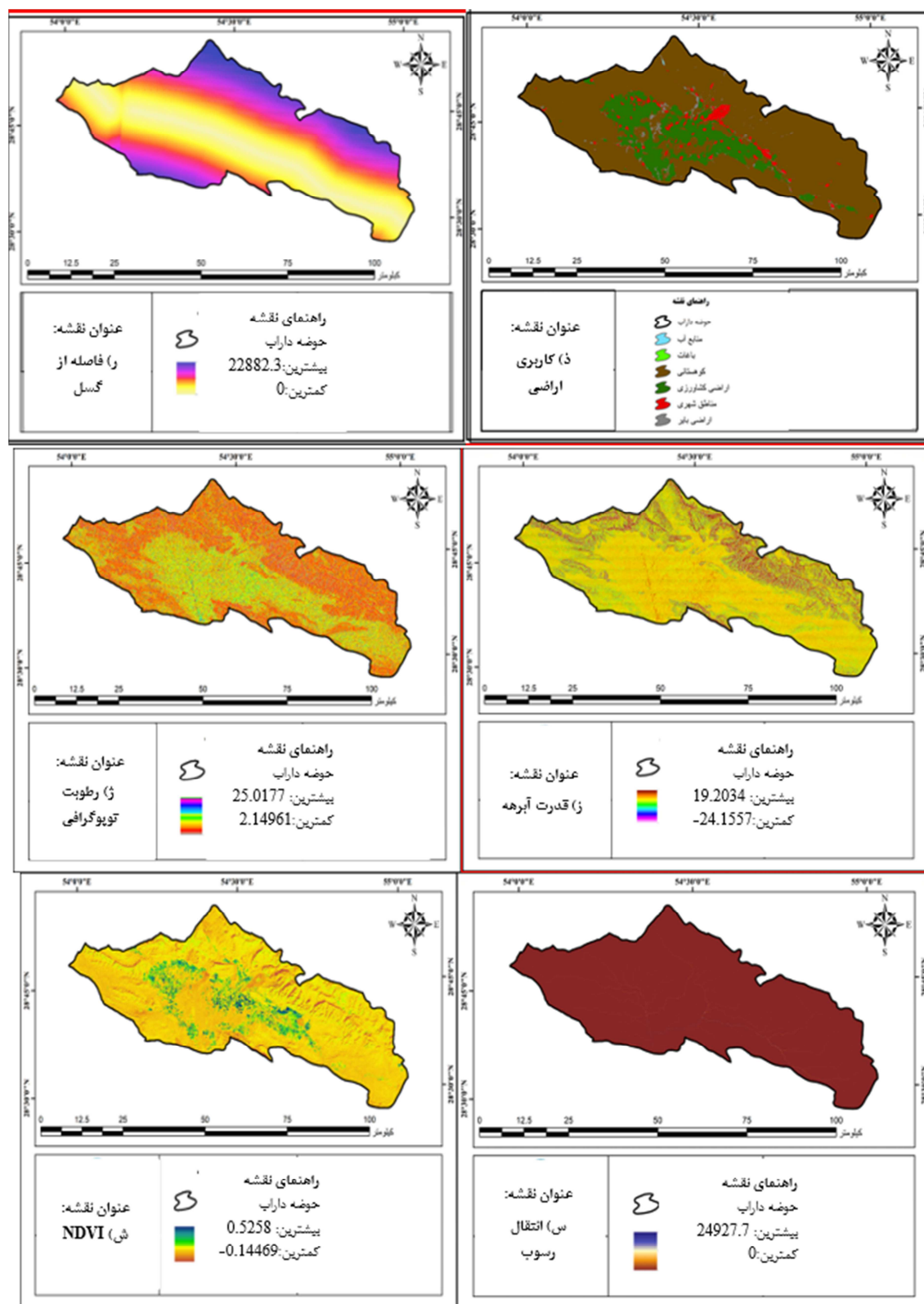
⁴. presence-only data

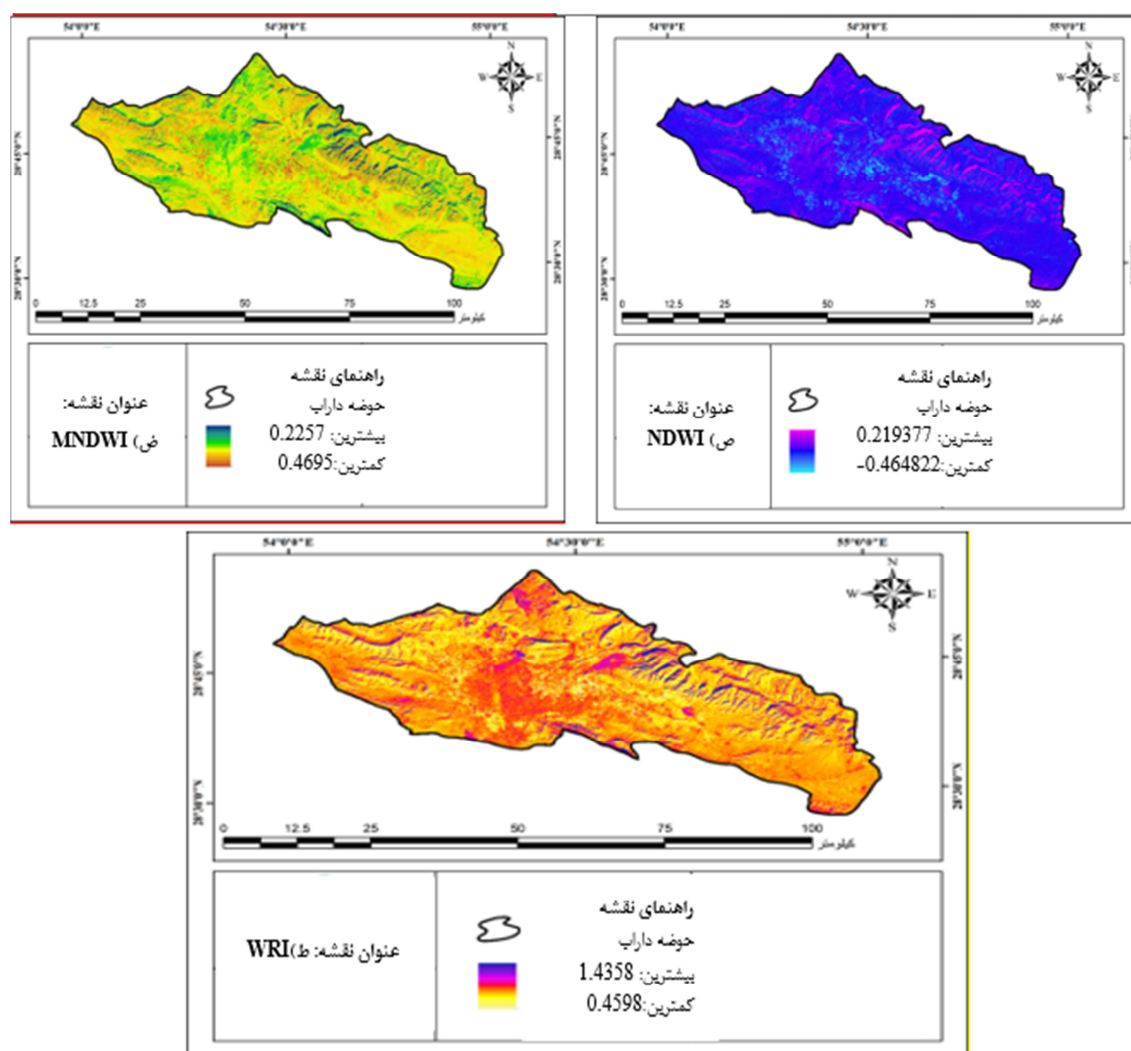


شکل ۳) نقشه موقعیت نقاط سیل حوضه آبخیز داراب









شکل ۴) نقشه شاخص‌های حوضه آبخیز میان آب الف) بارش، ب) ارتفاع، پ) شیب، ت) جهت شیب، ث) طول شیب، ج) تراکم آبراهه، چ) فاصله از آبراهه، ح) فاصله از جاده، خ) زمین‌شناسی، د) نوع بافت خاک، ذ) کاربری اراضی، ر) فاصله از گسل، ز) قدرت آبراهه، ژ) رطوبت توپوگرافی، س) انتقال رسوب، ش) NDVI، ص) NDWI، ض) MNDWI، ط) WRI.

بعد از تهیه نقشه‌های مربوط به شاخص‌های مختلف، از مدل مکسنت برای پهنه‌بندی سیلاب حوضه استفاده شده است.

نتایج و بحث

در این پژوهش بعد از تهیه‌ی لایه‌های موثر و تاثیرگذار بر رخداد سیلاب در حوضه‌ی آبخیز داراب (۱۹ شاخص)، به-عنوان متغیرهای مستقل در مدل مکسنت به‌کار برده شد. قابل یادآوری است، تمامی لایه‌ها به‌صورت رستری و با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر در محیط Arc GIS10.8 جهت آماده‌سازی استفاده گردید. در ادامه به بررسی اهمیت شاخص‌های مختلف و همچنین نقشه نهایی خطر سیلاب در منطقه مورد مطالعه پرداخته شده است.

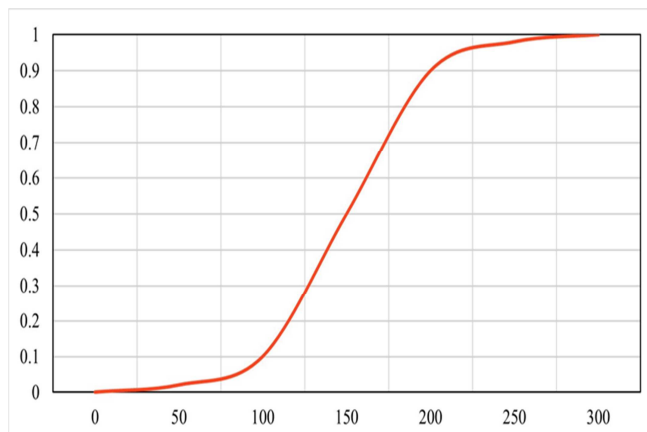
اهمیت متغیرهای (شاخص‌های) مدل مکسنت

در این پژوهش، میزان تأثیر هر شاخص بر خطر سیل حوضه آبخیز داراب در استان فارس بر اساس مدل مکسنت مورد بررسی قرار گرفت. شاخص‌هایی با درصد مشارکت بالا، نشان‌دهنده اثرگذاری بیشتری روی توزیع نقشه حساسیت سیل منطقه مورد مطالعه می‌باشند. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، سه شاخص مهم تأثیرگذار در مدل‌سازی خطر سیل در این پژوهش، شامل شاخص بارش (۵۷/۹)، شاخص فاصله از آبراهه (۱۱/۶) و شاخص ارتفاع (۱۰/۲) مهم‌ترین شاخص‌های تأثیرگذار در حوضه مورد مطالعه می‌باشند. همچنین، کمترین پارامترهای تأثیرگذار شاخص نوع خاک و انتقال رسوب می‌باشند (جدول ۲).

جدول ۲) اهمیت ویژگی‌ها در پهنه‌بندی خطر سیل با مدل مکسنت

شاخص	اهمیت
بارش	۵۷/۹
فاصله از آبراهه	۱۱/۶
ارتفاع	۱۰/۲
کاربری اراضی	۸/۵
شاخص نرمال‌شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI)	۰/۱
شیب	۴
رطوبت توپوگرافی	۱/۳
جهت شیب	۱/۳
بافت خاک	۱/۲
تفاوت نرمال‌شده آب (NDWI)	۱/۲
قدرت آبراهه (SPI)	۰/۷
تراکم زهکشی	۰/۶
اصلاح‌شده نرمال‌شده آب (MNDWI)	۰/۴
طول شیب	۰/۳
فاصله از گسل	۰/۲
شاخص نسبت آب	۰/۲
فاصله از جاده	۰/۱
زمین‌شناسی	۰/۱
شاخص حمل رسوب	۰/۱

شاخص بارش اولین متغیر تأثیرگذار در این پژوهش است، به‌طوری‌که بر اساس منحنی پاسخ احتمال وقوع سیل، در مقادیر بارش کم (کمتر از ۱۰۰ میلی‌متر) تقریباً ناچیز است؛ درحالی‌که با افزایش بارش به سمت مقادیر متوسط (۱۰۰ تا ۲۰۰ میلی‌متر)، احتمال وقوع سیل به‌سرعت افزایش می‌یابد. برای مقادیر بالاتر از حدود ۲۰۰-۲۵۰ میلی‌متر بارش، احتمال وقوع سیل بسیار افزایش می‌یابد. این نتایج می‌تواند دلالت بر اینکه با رسیدن به یک سطح بحرانی بارش، شرایط سیل کاملاً محتمل خواهد بود (شکل ۵). شاخص فاصله از آبراهه‌ها نیز به‌عنوان دومین شاخص اثرگذار در مدل‌سازی خطر سیل دارای اهمیت زیادی در تهیه نقشه‌ی حساسیت سیل در حوضه‌ی مورد مطالعه می‌باشد. محور افقی منحنی پاسخ در این نمودار نشان‌دهنده مقدار فاصله از آبراهه‌ها است و محور عمودی احتمال وقوع سیل یا سهم این متغیر در پیش‌بینی خطر سیل را نشان می‌دهد (شکل ۶).



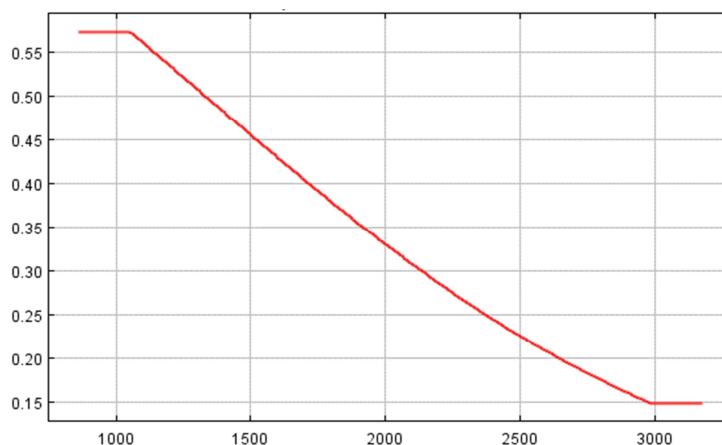
شکل ۵: نمودار سهم شاخص بارش در پیش‌بینی مدل مکسنت

در ابتدای نمودار سهم شاخص فاصله از آبراهه (فاصله نزدیک به صفر)، مقدار احتمال خطر رخداد سیل بالا است که دلالت بر اینکه مناطق نزدیک به آبراهه‌ها بیشترین خطر وقوع سیلاب را دارند؛ زیرا آبراهه‌ها مسیر اصلی جریان آب در هنگام بارش سنگین یا سیلاب هستند. با افزایش فاصله از آبراهه‌ها، احتمال وقوع سیلاب به شدت کاهش می‌یابد. این موضوع نشان می‌دهد که با دور شدن از آبراهه‌ها، تأثیر این شاخص بر خطر سیل کم می‌شود. در فواصل بسیار زیاد (حدوداً بالای ۴۰۰۰ متر)، احتمال وقوع سیل تقریباً به صفر می‌رسد. این نشان می‌دهد که فاصله از آبراهه‌ها دیگر نقشی در خطر سیل ایفا نمی‌کند.



شکل ۶: نمودار سهم شاخص فاصله از آبراهه در پیش‌بینی مدل مکسنت

همچنین، بر اساس منحنی پاسخ شاخص ارتفاع، در مقادیر کمتر از ۱۰۰۰ متر، تأثیر این شاخص بسیار بالا بوده (حدود ۰/۵۵) که این امر بیانگر تأثیر بالای ارتفاعات پایین‌تر در پتانسیل خطر سیل در این نواحی می‌باشد (شکل ۷). در واقع می‌توان بیان کرد که با افزایش ارتفاع در این حوضه آبخیز مورد مطالعه، سهم متغیر به صورت تدریجی و تقریباً خطی کاهش می‌یابد. این روند نشان می‌دهد که اهمیت این شاخص در مدل‌سازی حساسیت سیل در حوضه آبخیز داراب با بالا رفتن مقدار ارتفاع کاهش می‌یابد. در مقادیر بیش از ۳۰۰۰ متر، سهم متغیر به حدود ۰/۱۵ می‌رسد. این مقدار نشان‌دهنده کاهش قابل توجه تأثیر ارتفاع در این بازه‌ها است.



شکل ۷) نمودار سهم شاخص ارتفاع در پیش‌بینی مدل مکسنت

ارزیابی دقت مدل مکسنت

در این پژوهش، برای اعتبارسنجی مدل به کار برده شده برای حساسیت خطر سیل در حوضه آبخیز داراب از شاخص سطح زیر منحنی (AUC)^۱ نمودار منحنی ویژگی عملیاتی گیرنده^۲ (ROC)، استفاده شده است. این شاخص آماری ابزاری قدرتمند برای ارزیابی عملکرد مدل‌های طبقه‌بندی است. محور افقی (۱- Specificity) در این نمودار نشان‌دهنده نرخ مثبت کاذب^۳ است. به عبارتی، این محور نشان می‌دهد که مدل چقدر اشتباه مثبت پیش‌بینی کرده است.^۴ هرچه مقدار به سمت راست بیشتر باشد، مدل پیش‌بینی‌های مثبت بیشتری اشتباه کرده است. محور عمودی (Sensitivity) نشان‌دهنده نرخ مثبت صحیح^۵ یا به عبارت دیگر درصد پیش‌بینی‌های درست برای موارد مثبت واقعی است.^۶ مقدار بالاتر یعنی مدل پیش‌بینی دقیق‌تری برای موارد مثبت دارد. ناحیه زیر منحنی^۷ (AUC) نیز معیاری عددی بین ۰ تا ۱ است که از روی نمودار ROC به دست می‌آید و نشان‌دهنده توانایی کلی مدل در تشخیص صحیح نمونه‌ها (تمایز بین کلاس‌های مثبت و منفی) است. خطی تصادفی با زاویه ۴۵ درجه که نشان‌دهنده عملکرد یک مدل تصادفی است نیز وجود دارد. اگر مدل عملکردی بهتر از یک مدل تصادفی داشته باشد، منحنی آن باید بالای این خط قرار گیرد.

هرچه منحنی به گوشه سمت چپ بالای نمودار نزدیک‌تر باشد، عملکرد مدل بهتر است. این نشان می‌دهد که مدل هم در شناسایی نمونه‌های مثبت و هم در رد کردن نمونه‌های منفی عملکرد خوبی دارد.

^۱. Area Under Curve

^۲. Receiver Operating Characteristic

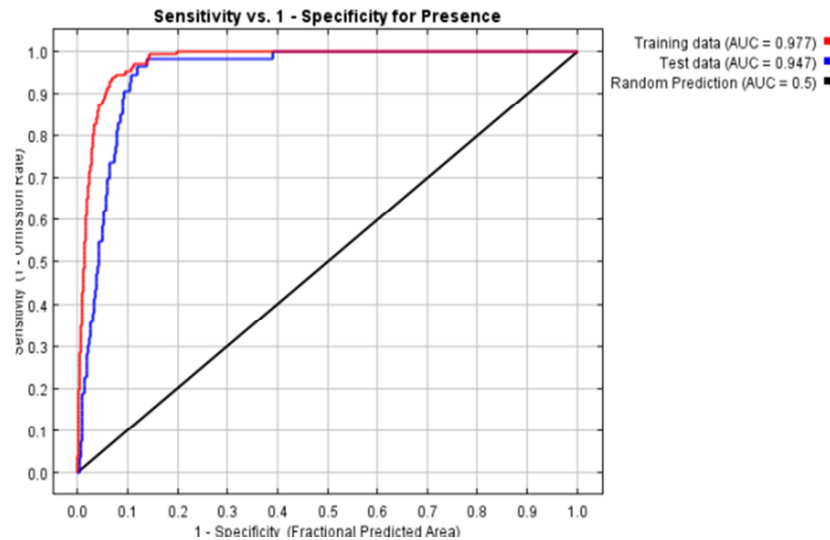
^۳. False Positive Rate

^۵. True Positive Rate

^۷. Area Under Curve

^۴ احتمال اینکه یک نمونه منفی به اشتباه به عنوان مثبت طبقه‌بندی شود.

^۶ احتمال اینکه یک نمونه مثبت به درستی به عنوان مثبت طبقه‌بندی شود.

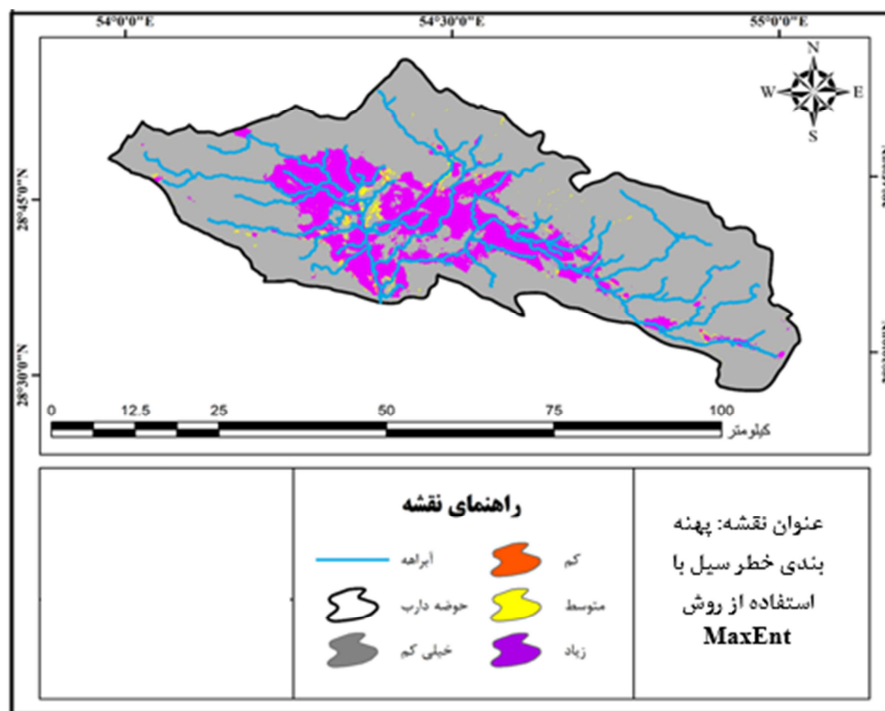


شکل ۸) منحنی ROC برای اعتبارسنجی مدل مکسنت

بر اساس نمودار شکل ۸، مقدار شاخص ROC برای مدلسازی خط سیل با استفاده از مدل مکسنت در حوضه مورد مطالعه برای داده‌های آموزشی و تعلیمی به ترتیب شامل مقدار ۰/۹۷۷ و ۰/۹۴۷ می‌باشند. مقدار بالای این اعداد و نزدیک به ۱ نشان از عملکرد و دقت بالای نتایج حاصله از مدلسازی نقشه تهیه‌شده خطر سیل با استفاده از مدل مکسنت در محدوده‌ی مورد مطالعه دارد. قابل‌یادآوری است، اختلاف ناچیز مقدار شاخص AUC بین داده‌های آموزشی و تعلیمی دلالت بر تعمیم‌پذیری خوب مدل به کار برده‌شده دارد و همچنین نبود برازش در داده‌ها می‌باشد.

نقشه نهایی خطر سیل

زمانی که مدل از نظر عملکرد رضایت‌بخش تلقی شد، می‌توان از آن برای پیش‌بینی خطر سیل برای مکان‌های مختلف در منطقه مورد مطالعه استفاده کرد. در این پژوهش با استفاده از مدل مکسنت و شاخص‌های تاثیرگذار بر رخداد سیل، نقشه‌ی پهنه‌بندی رستری از نواحی پر خطر در حوضه آبخیز داراب تهیه گردید (شکل ۹). بدین ترتیب، مناطقی را که به استراتژی‌های کاهش، سیستم‌های هشدار اولیه یا برنامه‌ریزی تخلیه نیاز دارند، شناسایی می‌شوند. همچنین، این را می‌توان از طریق نقشه‌ها، نمودارها یا سایر نمایش‌های بصری انجام داد تا به ذینفعان کمک کند تا توزیع فضایی خطر سیل را درک کنند و در مورد برنامه‌ریزی کاربری زمین، واکنش اضطراری یا توسعه زیرساخت تصمیم‌گیری آگاهانه بگیرند.



شکل ۹: نقشه پهنه‌بندی خطر سیل در حوضه آبخیز داراب با استفاده از مدل مکسنت

بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از نقشه نهایی خطر سیلاب در منطقه مورد مطالعه، بیشترین مساحت حوضه (۷۸/۳۴٪) در رده کم‌خطر قرار دارد (جدول ۳). اگرچه مساحت مناطق پرخطر نسبت به مناطق کم‌خطر بسیار کمتر است (۱۶/۴۷٪)، اما این مناطق به‌دلیل پتانسیل بالای وقوع سیل، نیازمند توجه ویژه هستند. مناطق با خطر متوسط (نسبتاً کم‌خطر و نسبتاً پرخطر) نیز سهم قابل‌توجهی از مساحت حوضه را به خود اختصاص داده‌اند. این مناطق نیازمند پایش مستمر و اقدامات پیشگیرانه هستند. با توجه به نتایج حاصل مدل مکسنت با دقت قابل‌توجهی توانسته خطر سیلاب را پیش‌بینی کند. عملکرد مدل روی داده‌های آزمایشی نشان می‌دهد که این مدل می‌تواند در پیش‌بینی‌های آینده نیز عملکرد خوبی را از خود نشان دهد.

جدول ۳: توزیع خطر سیل در حوضه آبخیز داراب بر اساس مدل مکسنت

رده	مساحت	درصد
کم‌خطر	۱۸۷۲/۱۴	۷۸/۳۵
نسبتاً کم‌خطر	۴۲/۶	۱/۷۸
نسبتاً پرخطر	۸۱/۳	۳/۴
پرخطر	۳۹۳/۶	۱۶/۴۷

نتیجه‌گیری

در حوضه‌ی آبخیز داراب در استان فارس، در طی سال‌های اخیر سیلاب‌های زیادی رخ داده است. همین مسئله ضرورت مطالعه در خصوص عوامل مؤثر در بروز سیل و همچنین شناسایی نواحی پرخطر را آشکار می‌سازد. این پژوهش به منظور شناسایی اهمیت شاخص‌های مختلف در رخداد‌های سیل و همچنین تهیه نقشه خطر سیلاب با

استفاده از مدل حداکثر آنتروپی (مکسنت) انجام گرفت. با توجه به نتایج پژوهش، شاخص‌های بارش، فاصله از آبراهه و همچنین ارتفاع از مهم‌ترین عوامل در وقوع سیلاب در حوضه مورد مطالعه می‌باشند. نتایج این بررسی نشان داد که نواحی کم ارتفاع، کم شیب و همچنین نواحی نزدیک رودخانه‌ها در کلاس پر خطر وقوع سیل می‌باشند. ارزیابی دقت نقشه‌های نهایی با استفاده از شاخص‌های آماری و منحنی ROC نشان داد که مدل مکسنت از دقت خوبی جهت تهیه نقشه خطر سیل در حوضه آبخیز مورد مطالعه را دارد. بررسی نتایج این پژوهش با سایر مطالعات که مدل مکسنت را جهت پهنه‌بندی خطر سیل مناسب دانسته‌اند، انطباق دارد (Javidan et al., 2021). انتخاب مدل مناسب برای پهنه‌بندی خطر سیلاب به عوامل مختلفی مانند حجم داده‌ها، پیچیدگی روابط بین متغیرها، هدف از پهنه‌بندی و تجربه کاربر بستگی دارد. در برخی موارد، ممکن است مدل‌های یادگیری ماشین ترکیبی (Ensemble Machine Learning) برای بهبود دقت نتایج مفید باشد. بنابراین، می‌توان گفت تهیه نقشه حساسیت یا خطر سیلاب با استفاده از الگوریتم داده‌کاوی و GIS ابزار مهمی برای کمک به سیاست‌گذاران، طراحان و مهندسان برای کاهش خسارت‌های ناشی از وقوع آن است. پس جهت مدیریت هر چه بهتر سیلاب در این حوضه آبخیز، پیشنهادات همانند، تقویت پوشش گیاهی، اجرای طرح‌های مناسب آبخیزداری، جلوگیری از دست‌اندازی به حریم و بستر آبراهه‌های اصلی و همچنین آموزش‌های لازم به جوامع محلی می‌تواند در جهت مدیریت سیلاب موثر باشند. این اقدامات، همراه با ایجاد سیستم هشدار سریع و توجه به سازگاری با تغییرات اقلیمی، می‌توانند به کاهش خسارت‌های ناشی از سیل کمک کنند.

منابع

- تقی آوند، محمد؛ مرادی، حمیدرضا؛ رمضان‌زاده لسبویی، مهدی. (۱۳۹۹). تهیه نقشه حساسیت سیل با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین جنگل تصادفی و خطی تعمیم‌یافته بیزین. محیط زیست و مهندسی آب، دوره ۱۶(۱)، صص: ۸۳-۹۵.
10.22034/jewe.2020.220593.1351
- توکلی، مهدی؛ امیراحمدی، ابوالقاسم؛ گلی مختاری، لیلی. (۱۴۰۳). ارزیابی، پیش‌بینی و تحلیل منطقه‌ای سیلاب با استفاده از مدل‌های داده‌کاوی در حوضه آبریز فریزی. فصل‌نامه تحقیقات جغرافیایی، دوره ۳۹(۲)، صص: ۱۶۱-۱۶۸.
- حنیفی نیا، عبدالعزیز؛ عبقری، هیراد. (۱۴۰۴). پیش‌بینی مناطق مستعد سیل با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین خطی تعمیم‌یافته و پیشینه آنتروپی. مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۴(۴۳)، صص: ۱۹-۳۴. Jneh.2024.47730.2021. ۱۰,۲۲۱۱۱
- شریفی، فرود؛ غلامرضا، نوروزی. (۱۳۷۸). تحلیلی بر سیل مرداد ۷۸ مازندران و گلستان. نشریه جنگل و مرتع، شماره ۴۲، صص: ۴۰-۴۳.
- رحیم‌پور، توحید؛ رضائی‌مقدم، محمدحسین. (۱۴۰۳). مدل‌سازی پتانسیل خطر وقوع سیلاب در حوضه آبریز آجی‌چای با استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی. پژوهش‌های فرسایش محیطی. دوره ۱۴(۴)، صص: ۱۹-۳۸.
- ذاکری نژاد، رضا؛ عیاش، کمال. (۱۴۰۳). ارزیابی خطر سیل و عوامل مؤثر بر آن در حوضه آبخیز زهر-جراحی در جنوب غرب ایران با استفاده از روش سلسله‌مراتبی فازی. پژوهش‌های جغرافیایی طبیعی، دوره ۵۶(۲)، صص: ۵۱-۶۹. doi: 10.22059/jphgr.2024.376692.1007829
- ذاکری‌نژاد، رضا. (۱۳۹۹). ارزیابی مدل‌های رقمی ارتفاع جهت تهیه نقشه پتانسیل فرسایش خندقی با استفاده از مدل مکسنت و سامانه اطلاعات جغرافیایی (مطالعه موردی: حوزه آبخیز سمیرم، جنوب استان اصفهان). سنجش‌ازدور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی (کاربرد سنجش‌ازدور و GIS در علوم منابع طبیعی)، دوره ۱۱(۳) (پیاپی ۴۰)، صص: ۲۱-۲۲. SID. <https://sid.ir/paper/359585/fa>
- میرموسوی، سیدحسین؛ حسین اسمعیلی. (۱۴۰۰). پهنه‌بندی نواحی سیل‌خیز با استفاده از سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) و سنجش-ازدور (RS). مطالعه موردی: شهرستان داراب. مخاطرات محیط طبیعی، دوره ۱۰(۲۷)، صص: ۲۱-۴۶.
<https://doi.org/10.22111/jneh.2020.32986.1613>

- نوحانی، ابراهیم؛ دارابی، فریبا؛ معروفی‌نیا، ادریس؛ خسروی، خه بات. (۱۳۹۵). ارزیابی مدل آنتروپی شانون در تهیه نقشه حساسیت و احتمال به وقوع سیل در حوضه آبخیز هراز. مخاطرات محیط طبیعی، سال پنجم، شماره دهم. ۱۰,۲۲۱۱۱/Jneh.2017.2958
- A. L. AchuORCID Icon, C. D AjuORCID Icon, M. C. Raicy, Arun BhadrarORCID Icon, Amal George, U. Surendran. (2025). Improved flood risk assessment using multi-model ensemble machine-learning techniques in a tropical river basin of Southern India. <https://doi.org/10.1080/02723646.2025>.
- Al-Hinai, H., & Abdalla, R. (2021). Mapping coastal flood susceptible areas using Shannon's entropy model: the case of Muscat governorate, Oman. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(4), 252. <https://doi.org/10.3390/ijgi10040252>
- Ali, A., Rana, I. A., Ali, A., & Najam, F. A. (2022). Flood risk perception and communication: The role of hazard proximity. *Journal of Environmental Management*, 316, 115309. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2022.115309>
- Badri B, Zare R, Honarbaksh A, Atashkhar, F. Prioritization of flood potential Beheshtabad Sub-watershed. *Journal of Geographical Studies*. 2016; 48(1): 143-158. <https://doi.org/10.22059/JPHGR.2016.57032>
- Bhattarai, Y., Duwal, S., Sharma, S., & Talchabhadel, R. (2024). Leveraging machine learning and open-source spatial datasets to enhance flood susceptibility mapping in a transboundary river basin. *International Journal of Digital Earth*, 17(1). <https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2313857>
- Breugem, A. J., Wesseling, J. G., Oostindie, K., & Ritsema, C. J. (2020). Meteorological aspects of heavy precipitation in relation to floods – An overview. *Earth-Science Reviews*, 103171. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103171>
- Chen, Y., Wang, B., Pollino, C. A., Cuddy, S. M., Merrin, L. E., & Huang, C. (2014). Estimate of flood inundation and retention on wetlands using remote sensing and GIS. *Ecohydrology*, n/a–n/a. <https://doi.org/10.1002/eco.1467>
- Dovonce E. A. (2000). Physically based distributed hydrologic model. Master of Science Thesis, *The Pennsylvania State University*.
- Duwal, S., Liu, D., & Pradhan, P. M. (2023). Flood susceptibility modeling of the Karnali river basin of Nepal using different machine learning approaches. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1). <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2217321>
- El-Haddad, B. A., Youssef, A. M., Pourghasemi, H. R., Pradhan, B., El-Shater, A.-H., & El-Khashab, M. H. (2020). Flood susceptibility prediction using four machine learning techniques and comparison of their performance at Wadi Qena Basin, Egypt. *Natural Hazards*. <https://doi.org/10.1007/s11069-020-04296-y>
- Gokceoglu, C., Sonmez, H., Nefeslioglu, H.A., Duman, T.Y., Can, T., 2005. The 17 March 2005 Kuzulu landslide (Sivas, Turkey) and landslide-susceptibility map of its vicinity. *Eng. Geol.* 81, 65–83. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2005.07.011>
- Harshasimha, A.C.; Bhatt, C.M. Flood Vulnerability Mapping Using MaxEnt Machine Learning and Analytical Hierarchy Process (AHP) of Kamrup Metropolitan District, Assam. *Environ. Sci. Proc.* 2023, 25, 73. <https://doi.org/10.3390/ECWS-7-14301>
- Hitouri S, Mohajane M, Lahsaini M, Ali SA, Setargie TA, Tripathi G, D'Antonio P, Singh SK, Varasano A. (2024). Flood Susceptibility Mapping Using SAR Data and Machine Learning Algorithms in a Small Watershed in Northwestern Morocco. *Remote Sensing*, 16(5):858. <https://doi.org/10.3390/rs16050858>
- Huang, Chang & Wu, Jianping & Chen, Yun & Yu, Jia. (2012). Detecting floodplain inundation frequency using MODIS time-series imagery. 2012 1st International Conference on Agro-Geoinformatics, *Agro-Geoinformatics* 2012. 1-6. <https://doi.org/10.1109/Agro-Geoinformatics.2012.6311668>
- Huang, C., Chen, Y., Wu, J. (2013). GIS-based spatial zoning for flood inundation modelling in the Murray-Darling Basin. *20th International Congress on Modelling and Simulation* 2013 (MODSIM2013).
- Huang, C., Chen, Y., & Wu, J. (2014). Mapping spatio-temporal flood inundation dynamics at large river basin scale using time-series flow data and MODIS imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26, 350–362. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.09.002>
- Huang, C., Chen, Y., Wu, J., Chen, Z., Li, L., Liu, R., Yu, J., 2014c. Integration of remotely sensed inundation extent and high-precision topographic data for mapping inundation depth. In: 3rd International Conference on Agro-Geoinformatics, *Beijing, China*.
- Javidan, N., Kaviani, A., Pourghasemi, H.R. et al. (2021). Evaluation of the multi-hazard map produced using the MaxEnt machine learning technique. *Sci Rep* 11, 6496. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-85862-7>
- L., Achu & C D, Aju & MANI CHRISTY, Raicy & Bhadrar, Arun & George, Amal & Udayar Pillai, Surendran & Girishbai, Drishya & Ajayakumar, P. & Gopinath, Girish & Pradhan, Biswajeet. (2025). Improved flood risk assessment using multi-model ensemble machine-learning techniques in a tropical river basin of Southern India. *Physical Geography*. 46. 1-29. <https://doi.org/10.1080/02723646.2025.2464536>.
- McFeeters, S. K. (1996). "The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features." *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425-1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>

- Menuka M., Sachin T., Santosh A., Bikram S., Bikram M., Amir S. (2024). Flood susceptibility assessment using a machine learning approach in the Mohana-Khutiya River of Nepal, *Natural Hazards Research*, 4(1): 32-45. doi.org/10.1016/j.nhres.2024.01.001.
- Pandey, M., Arora, A., Arabameri, A.R., Costache, R.D., Kumar, Mishra, V., Nguyen, H., Mishra, J., Siddiqui, M., Ray, Y., Soni, S., Shukla, U. (2021). Flood Susceptibility Modeling in a Subtropical Humid Low-Relief <https://doi.org/10.3389/feart.2021.659296>
- Prakash Mohanty, M., Nithya, S., Nair, A. S., Indu, J., Ghosh, S., Mohan Bhatt, C., ... Karmakar, S. (2020). Sensitivity of various topographic data in flood management: Implications on inundation mapping over large data-scarce regions. *Journal of Hydrology*, 125523. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125523>
- Qasimi Abdul Baser, Isazade Vahid, Berndtsson Ronny. (2023). Flood Susceptibility Prediction Using MaxEnt and Frequency Ratio Modeling for Kokcha River in Afghanistan. *Natural Hazards*, 25 October 2023. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06232-2>
- Qasimi, A.B., Isazade, V. & Berndtsson, R. (2024). Flood susceptibility prediction using MaxEnt and frequency ratio modeling for Kokcha River in Afghanistan. *Nat Hazards* 120, 1367–1394. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06232-2>.
- Rahman, M., Ningsheng, C., Islam, M.M. et al. Flood Susceptibility Assessment in Bangladesh Using Machine Learning and Multi-criteria Decision Analysis. *Earth Syst Environ* 3, 585–601 (2019). <https://doi.org/10.1007/s41748-019-00123-y>
- Razavi Termeh S. V., Kornejady A., Pourghasemi H. R., and Keesstra S. (2018). Flood susceptibility mapping using novel ensembles of adaptive neuro-fuzzy inference systems and metaheuristic algorithms. *Sci Total Environ.*, 615, 438–451. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.09.262>
- Sala, O.E., Chapin, F.S., Armesto, J.J., et al. (2000) Global Biodiversity Scenarios for the Year 2100. *Science*, 287, 1770-1774. <http://dx.doi.org/10.1126/science.287.5459.1770>
- Shirani, K., Zakerinejad, R. (2021). Watershed prioritization for the identification of spatial hotspots of flood risk using the combined TOPSIS-GIS-based approach: a case study of the Jarahi-Zohre catchment in Southwest Iran. *AUC Geographica* 56(1), 120–128.
- Shahabi H, Khezri S, Ahmad BB, Hashim M. (2014). Landslide susceptibility mapping at central Zab basin, Iran: A comparison between analytical hierarchy process, frequency ratio, and logistic regression models, *Catena* 115: 55-70. <http://dx.doi.org/10.1016/j.catena.2013.11.014>
- Shrestha, R.M., Di, L., Yu, G., Shao, Y., Kang, L., & Zhang, B. (2013). Detection of flood and its impact on crops using NDVI Corn case. *2013 Second International Conference on Agro-Geoinformatics (Agro-Geoinformatics)*, 200-204. <https://doi.org/10.1109/ARGO-GEOINFORMATICS.2013.6621907>
- Smith, K. (2001). Environmental hazard assessing risk and reducing disaster, Third edition, published by Routledge, 11 New Fetter Lane, London.
- Sugianto S, Deli A, Miswar E, Rusdi M, Irham M. The effect of land use and land cover changes on flood occurrence in Teunom Watershed, Aceh Jaya. *Land*. 2022 Aug 8;11(8):1271. <https://doi.org/10.3390/land11081271>
- Taherizadeh, M., Niknam, A., Nguyen-Huy, T. et al. Flash flood-risk areas zoning using integration of decision-making trial and evaluation laboratory, GIS-based analytic network process, and satellite-derived information. *Nat Hazards* 118, 2309–2335 (2023). <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06089-5>
- Tao, H., Al-Khafaji, Z. S., Qi, C., Zounemat-Kermani, M., Kisi, O., Tiyasha, T., ... & Yaseen, Z. M. (2021). Artificial intelligence models for suspended river sediment prediction: state-of-the-art, modeling framework appraisal, and proposed future research directions. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 15(1), 1585-1612. <https://doi.org/10.1080/19942060.2021.1984992>
- Thomas, David S.G. (2016). The Dictionary of Physical Geography, 4th Edition. John Wiley & Sons Ltd <https://doi.org/10.1002/9781118782323.ch06>
- Ticehurst, C., Chen, Y., Karim, F., Dushmanta, D., 2013. Using MODIS for mapping flood events for use in hydrological and hydrodynamic models: experiences so far. In: *20th International Congress on Modelling and Simulation, Adelaide, Australia*.
- Xu, H. (2006). "Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery." *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3025-3033. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>
- Zakerinejad, R., Ayash, K. (2024). Analysis of Flood Risk and Influencing Factors in Zohr-Jarhari Basin in Zohr-Jarhari in Southwest of Iran using Fuzzy Analytic Hierarchy Process (FAHP) Approach. *Physical Geography Research Quarterly*, 56 (2), 51-69. <http://doi.org/10.22059/JPHGR.2024.376692.1007829>.