Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems
Online ISSN: 1531-2783 Print ISSN: 5970-2423

Superiority of the maximum entropy (MaxEnt) model over random forest for flood susceptibility mapping with limited data in semi-arid regions (Case Study: Alashtar Watershed, Lorestan Province, Iran)

Negar Arjmand [1], Ali Haghizadeh [*2], Reza Fathiganji [3]

[1] Ph.D. Student, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Lorestan Province, Iran. Email: Negar.arjmand87@gmail.com
[2] Professor, Department of Watershed Management Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Lorestan Province, Iran. Email: Email: haghizadeh.a@lu.ac.ir
[3] Ph.D. Student, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Lorestan Province, Iran. Email: fathiganji.reza@ut.ac.ir

ARTICLE INFO

Article type:
Research Paper

Article history
Received: 02 July 2026
Revised: 09 July 2026
Accepted: 22 July 2026
Published online: 12 September 2026

Keywords:
Flood susceptibility, geographic information system, machine learning, mapping, semi-arid regions

ABSTRACT

This study aimed to conduct flood susceptibility zoning using artificial intelligence models in the Alashtar watershed, located in Lorestan Province, Iran. The study area, covering 797.64 km², is part of the Karkheh sub-basin and experiences a semi-arid, cold climate with an average annual precipitation of 570 mm.In this research, ten influencing factors namely, slope, aspect, precipitation, distance from roads, distance from rivers, soil type, land use, geological formation, Topographic Wetness Index (TWI), and drainage densitywere employed as input data. From a total of 58 observation points (comprising 33 flood points and 25 non-flood points), 70% were allocated for model training and the remaining 30% for validation. The performance of two models, Random Forest (RF) and Maximum Entropy (MaxEnt), was evaluated using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and the Area Under the Curve (AUC) index.The results indicated that the MaxEnt model, with AUC values of 0.98 in the training phase and 0.93 in the validation phase, demonstrated superior performance in predicting flood susceptibility. Analysis of the influencing factors revealed that most floods occurred under the following conditions: precipitation classes of 600–700 mm, distances of 0–100 m from roads and rivers, slope classes of 0–5% and 5–15%, northwest-facing aspects, rainfed agricultural land use, and old alluvial formations. According to the susceptibility map, 83.23% of the area fell into the very low susceptibility class, 9.22% into the low class, 4.66% into the moderate class, 2.12% into the high class, and only 0.74% into the very high class. Furthermore, a direct relationship was observed between the TWI and flood occurrence. Finally, the flood susceptibility zonation map was prepared using the superior MaxEnt model.

Citation: Arjmand, N., Haghizadeh, A., & Fathi Ganji, R. (2026). Superiority of the maximum entropy (MaxEnt) model over random forest for flood susceptibility mapping with limited data in semi-arid regions. *Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems*, 14(3), 73-94.

DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8

Publisher: Iranian Rainwater Catchment Systems Association
© Author(s)

***Corresponding author:** Ali Haghizadeh
Address: Department of Watershed Management Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Iran.
Tel: +989163982677
Email: haghizadeh.a@lu.ac.ir

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems
Online ISSN: 1531-2783 Print ISSN: 5970-2423

Superiority of the maximum entropy (MaxEnt) model over random forest for flood susceptibility mapping with limited data in semi-arid regions (Case Study: Alashtar Watershed, Lorestan Province, Iran)

Negar Arjmand [1], Ali Haghizadeh [*2], Reza Fathiganji [3]

[1] Ph.D. Student, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Lorestan Province, Iran. Email: Negar.arjmand87@gmail.com
[2] Professor, Department of Watershed Management Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Lorestan Province, Iran. Email: Email: haghizadeh.a@lu.ac.ir
[3] Ph.D. Student, Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Lorestan Province, Iran. Email: fathiganji.reza@ut.ac.ir

EXTENDED ABSTRACT

Introduction: Natural hazards represent one of the most significant global challenges, threatening both humanity and sustainable development. Among these phenomena, floods are a widespread and familiar hazard that affect millions of people annually, causing extensive damage to the natural environment, agriculture, infrastructure, and resulting in loss of life worldwide. Flood occurrence is primarily attributed to excessive water rise and overflow from rivers into plains and residential areas. Vulnerability to flooding is typically associated with a combination of physical and anthropogenic factors. Several elements including drainage patterns, climatic conditions, topography, rainfall intensity, and human activities contribute to flood occurrence. Consequently, understanding these factors is essential for preparing flood susceptibility maps.In recent decades, numerous studies have utilized remote sensing (RS) data and geographic information systems (GIS) in conjunction with various models, such as frequency ratio, logistic regression, Shannon entropy, and particularly machine learning methods. Machine learning models, including Random Forest and Maximum Entropy (MaxEnt), have demonstrated the capacity to capture the complex relationships between floods and their determining factors with high accuracy. The primary objective of this study is to map flood susceptibility in the Alashtar basin (Lorestan Province) using Random Forest and MaxEnt models, based on ten effective factors: slope, aspect, distance from stream, distance from road, drainage density, soil, lithology, land use, precipitation, and Topographic Wetness Index (TWI).

Methodology: The study area is geomorphologically located in the central part of the Zagros mountain range in Lorestan Province, Iran, and forms part of the Karkheh sub-basin. The Alashtar sub-basin covers an area of 797.64 km², situated between longitudes 48°03'38" to 48°30'52" E and latitudes 33°44'37" to 34°01'21" N. The highest point of the basin is in the northwest at 3,620 m above sea level, while the lowest point is in the west (basin outlet) at 1,481 m above sea level. The average annual rainfall is approximately 570 mm, and the region has a semi-arid, cold climate. Identifying the factors affecting flood susceptibility constitutes the first step in flood zoning. Based on a literature review and field observations, ten conditioning factors were selected: slope, aspect, distance from stream, and distance from road, drainage density, soil, lithology, land use, precipitation, and TWI. Slope, aspect, and stream network layers were extracted from a Digital Elevation Model (DEM). Geological and soil maps were obtained from the national geological and soil survey organizations. The land use map was provided by the provincial natural resources administration. Precipitation data were collected from synoptic and rain gauge stations and interpolated in ArcMap to generate a precipitation zoning map. The TWI was calculated using SAGA software. Distance from stream and drainage density layers were also derived from the stream network. Finally, all layers were co-registered to a common coordinate system and prepared for modeling using Random Forest (RF) and MaxEnt methods.

***Corresponding author:** Ali Haghizadeh
Address: Department of Watershed Management Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Iran.
Tel: +989163982677
Email: haghizadeh.a@lu.ac.ir

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

ISSN (Online): 2783-1531 - ISSN (Print): 2423-5970

Results and Discussion: In this study, the performance of two machine learning models—namely, Random Forest (RF) and Maximum Entropy (MaxEnt)—was evaluated for flood susceptibility mapping in the Alashtar watershed (Lorestan Province, Iran). The evaluation results, based on the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and Area Under the Curve (AUC) index, indicated that the MaxEnt model, with AUC values of 0.98 in the training phase and 0.93 in the validation phase, significantly outperformed the Random Forest model, which achieved AUC values of 0.89 and 0.86, respectively. Therefore, the MaxEnt model was selected as the superior model for producing the final flood susceptibility map.Regarding the effective factors, the results showed that slope had the greatest influence on flood occurrence, followed by distance from road, land use, and precipitation. The response curve analysis of the MaxEnt model revealed that most flood events were concentrated in slope classes of 0–5% and 5–15%, distances of 0–100 m from rivers and roads, rainfed agricultural land use, old alluvial geological formations, and precipitation class of 600–700 mm. It was also found that flood susceptibility decreased sharply with increasing distance from rivers and roads.Finally, the flood susceptibility zoning map was prepared using the superior model (MaxEnt). According to this map, the very low susceptibility class covered the largest area (83.23%), while the high and very high susceptibility classes accounted for only 2.12% and 0.74% of the study area, respectively. These results demonstrate that the MaxEnt model is an efficient tool for identifying flood-prone areas, particularly in regions with limited data and semi-arid climates

Conclusion: Floods are among the most destructive natural hazards, causing extensive human and economic losses to communities. In this study, flood susceptibility mapping was conducted in the Alashtar watershed (Lorestan Province, Iran) using two machine learning models (Random Forest and Maximum Entropy) and ten environmental factors. The results showed that the MaxEnt model, with an accuracy of 98% in the training phase and 93% in the validation phase, outperformed the Random Forest model and was selected as the superior model. Slope was identified as the most influential factor, while the Topographic Wetness Index (TWI) had the least impact on flood occurrence. According to the final susceptibility map prepared using the MaxEnt model, most of the study area (83%) falls within the very low susceptibility class, while less than 3% of the area is classified as high and very high susceptibility. These high-risk areas are mainly located near streams, rainfed agricultural lands, and old alluvial formations. In conclusion, this study demonstrates that machine learning models, particularly the MaxEnt model, serve as efficient, cost-effective, and accurate tools for flood susceptibility mapping in regions with limited data and semi-arid climates. The results of this research can be effectively utilized for land use planning, disaster management, and flood damage reduction

Ethical Considerations

Data availability statement: All data and results are presented within the text of the article
Funding: No financial support was provided for this study.
Authors' contribution: **Arjmand, N.:** Conceptualization, writing the original draft of the manuscript; **Haghizadeh, A.:** Supervision, editing and revision of the manuscript, results verification; **Fathi Ganji, R.:** Consulting and statistical analyses.
Conflicts of interest: The authors declare that they have no conflicts of interest regarding the writing and publication of the content and results presented in this study.
Acknowledgment: The authors gratefully acknowledge all the experts and Lorestan University for their valuable cooperation in the execution of this study.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

Iranian Journal of Rainwater Catchment Systems
مجله علمی سامانه‌های سطوح آبگیر باران ایران
شاپا الکترونیکی: ۲۷۸۳-۱۵۳۱ شاپا چاپی: ۲۴۲۳-۵۹۷۰

برتری مدل حداکثر آنتروپی بر جنگل تصادفی در پهنه‌بندی حساسیت سیل با داده‌های محدود در مناطق نیمه‌خشک (مطالعه موردی: حوزه آبخیز الشتر، استان لرستان)

نگار ارجمند[۱]، علی حقی‌زاده*[۲]، رضا فتحی گنجی[۳]

[۱] دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران. Negar.arjmand87@gmail.com
[۲] استاد، گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران. haghizadeh.a@lu.ac.ir
[۳] دانشجوی دکتری، گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران. fathiganji.reza@ut.ac.ir

مشخصات مقاله

نوع مقاله:
پژوهشی

تاریخچه مقاله
دریافت: ۱۱ تیر ۱۴۰۵
بازنگری: ۲۸ تیر ۱۴۰۵
پذیرش: ۳۱ تیر ۱۴۰۵
انتشار برخط: ۲۱ شهریور ۱۴۰۵

واژه‌های کلیدی:
سیستم اطلاعات جغرافیایی، پهنه‌بندی، سیل‌خیزی، مناطق نیمه‌خشک، یادگیری ماشین

چکیده

این پژوهش با هدف پهنه‌بندی حساسیت سیل با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی در حوزه آبخیز الشتر استان لرستان انجام شد. منطقه مورد مطالعه با مساحت ۷۹۷/۶۴ کیلومتر مربع، بخشی از زیرحوضه کرخه و دارای اقلیم نیمه‌خشک و سرد با میانگین بارندگی سالانه ۵۷۰ میلی‌متر است. در این تحقیق، از ۱۰ عامل مؤثر شامل شیب، جهت شیب، بارش، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه، نوع خاک، کاربری اراضی، سازند زمین‌شناسی، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)، تراکم زهکشی به‌عنوان داده‌های ورودی استفاده شد. از مجموع ۵۸ نقطه مشاهداتی (۳۳ نقطه سیل و ۲۵ نقطه غیرسیل)، ۷۰ درصد برای آموزش و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی مدل‌ها به کار رفت. عملکرد دو مدل شامل جنگل تصادفی (RF) و حداکثر آنتروپی (MaxEnt) با استفاده از منحنی ROC و شاخص سطح زیر منحنی (AUC) مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل MaxEnt با مقادیر AUC برابر با ۰/۹۸ در مرحله آموزش و ۰/۹۳ در مرحله اعتبارسنجی، بهترین عملکرد را در پیش‌بینی حساسیت سیل دارد. تحلیل عوامل مؤثر نشان داد که بیش‌ترین سیل‌ها در طبقات بارشی ۷۰۰–۶۰۰ میلی‌متر، فواصل ۱۰۰–۰ متر از جاده و رودخانه، شیب‌های ۵–۰ و ۱۵–۵ درصد، جهت شمال غربی ، کاربری کشاورزی دیم و سازندهای آبرفت قدیم واقع شده‌اند. بر اساس این نقشه، ۸۳/۲۳ درصد از منطقه در طبقه حساسیت خیلی کم، ۹/۲۲ درصد در طبقه کم، ۴/۶۶ درصد در طبقه متوسط، ۲/۱۲ درصد در طبقه زیاد و تنها ۰/۷۴ درصد در طبقه خیلی زیاد قرار گرفت. هم‌چنین بین شاخص TWI و وقوع سیل رابطه مستقیمی مشاهده شد. در نهایت، نقشه نهایی پهنه‌بندی حساسیت سیل با استفاده از مدل برتر MaxEnt تهیه شد.

استناد: ارجمند، نگار، حقی‌زاده، علی، و فتحی گنجی، رضا (۱۴۰۵). برتری مدل حداکثر آنتروپی بر جنگل تصادفی در پهنه‌بندی حساسیت سیل با داده‌های محدود در مناطق نیمه‌خشک. *سامانه‌های سطوح آبگیر باران*، ۱۴(۳)، ۷۳-۹۴.

DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8

CC BY NC

ناشر: انجمن علمی سیستم‌های سطوح آبگیر باران ایران © نویسندگان

* **نویسنده مسئول:** علی حقی‌زاده
نشانی: گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران
تلفن: ۰۹۱۶۳۹۸۲۶۷۷
پست الکترونیکی: Haghizadeh.a@lu.ac.ir

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

مقدمه

خطرات طبیعی به‌عنوان یک چالش جهانی مهم که بشریت و توسعه پایدار را تهدید می‌کند ظاهر شده‌اند (Sui et al., 2018 ؛ Tabari et al., 2021). در طیف خطرات طبیعی، سیل یک خطر طبیعی گسترده و آشنا است که میلیون‌ها نفر را تحت‌تأثیر قرار می‌دهد، خسارات گسترده‌ای به محیط زیست طبیعی، کشاورزی و زیرساخت‌ها وارد می‌کند و هر سال باعث تلفات جانی در سراسر جهان می‌شود (Aslam et al., 2024 ؛ Rentschler et al., 2022). سیل به علت افزایش زیاد آب و سرریزشدن از رودخانه‌ها و جاری شدن آن در دشت‌ها و مناطق مسکونی برمی‌گردد (Chapi et al., 2017).

آسیب‌پذیری نسبت به سیل اغلب با مجموعه‌ای از عوامل فیزیکی و انسان‌ساخت مرتبط است و پیش‌بینی مکانی وقوع سیل معمولاً بر این فرض استوار است که رخدادهای سیل آینده تحت شرایطی مشابه با شرایطی که سیل‌های گذشته را ایجاد کرده‌اند رخ خواهند داد (Ma et al., 2023؛ Nie et al., 2025). عوامل متعددی در وقوع سیل، از جمله الگوهای زهکشی، عوامل اقلیمی و توپوگرافی، شدت بارش و فعالیت‌های انسانی نقش دارند (Khajehei et al., 2020). بنابراین ضروری است که عوامل مؤثر در وقوع سیل را بشناسیم، عوامل متعدد هیدرولوژیکی، هواشناسی و زمین‌شناسی و الگوهای آن‌ها باید مد نظر قرار گیرند تا بتوان ماهیت و گستردگی وقوع سیل‌ها را درک کرد و نقشه‌های حساسیت سیل را ایجاد نمود (Wei et al., 2023؛ Zafar et al., 2024).

در چند دهه اخیر، مطالعات متعددی از داده‌های سنجش از دور (RS) و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) همراه با مدل‌ها و روش‌های مختلف برای تولید نقشه‌های آسیب‌پذیری سیل استفاده کرده‌اند (Khajehei et al., 2023). این روش‌ها شامل شاخص‌های آماری، نسبت فراوانی، آنتروپی شانون، مدل‌های خطی تعمیم‌یافته، رگرسیون لجستیک، وزن‌های شواهد، تحلیل تفکیکی چندمتغیره، عوامل وزن‌دهی، تحلیل تفکیکی انعطاف‌پذیر، مدل‌های افزایشی تعمیم‌یافته، رگرسیون لجستیک چندمتغیره و دیگر رویکردهای آماری چندمتغیره می‌باشند، همان‌طور که در مطالعات توسط Ref مستند شده است (Rawy et al., 2023). تحقیقات اخیر اثربخشی روش‌های یادگیری ماشین را در مقابله با چالش‌های مرتبط با مدل‌سازی نقشه خطر، به‌ویژه در مناطقی که به داده‌های هیدرولیکی و هیدرولوژیکی دسترسی ندارند، نشان داده است. مدل‌های یادگیری ماشین رابطه پیچیده بین سیل و عوامل تعیین‌کننده را با دقت بیش‌تری نشان می‌دهند (Hussai et al., 2025 ؛Tehrany et al., 2019).

یکی از تکنیک‌های یادگیری ماشین جنگل تصادفی است (Wahba et al., 2024). از طرفی مشکلات موجود در بررسی میدانی و نبود داده‌ها و اطلاعات مانع از شناسایی مناطق سیل خیز و پیش بینی پدیده سیل می‌شود. اما علی رغم تمام محدودیت‌ها، مطالعات زیادی در این زمینه در خارج و داخل کشور انجام شده است. Arekhi et al. (2021) با روش فرایند تحلیل سلسله مراتبی، سیل‌خیزی حوضه گرگانرود را بررسی کردند، نتایج نشان داد که مناطق شمال و شمال غرب بالاترین حساسیت در برابر خطر سیل را دارند و حدود ۴۰ درصد از مساحت منطقه در معرض وضعیت خطر خیلی زیاد و زیاد وقوع سیل می‌باشد. در پژوهش دیگری Gholami et al. (2025) به بررسی پیش بینی و پهنه بندی حساسیت سیل با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی در استان ایلام پرداختند، نتایج مطالعه نشان داد سه متغیر اصلی کاربری اراضی، ارتفاع و شیب، به‌ترتیب ۶۱، ۱۲/۸ و ۱۰/۴ بیش‌ترین تأثیر را در وقوع سیل داشتند. حدود ۲/۰۶ درصد منطقه در حساسیت بالا به سیل و ۴/۰۱ درصد در منطقه متوسط و ۹۳/۹۳ درصد در منطقه کم خطر یا بدون خطر قرار گرفت Hanifinia and Abghari (2025)، با استفاده از مدل‌های خطی تعمیم یافته و حداکثر آنتروپی حساسیت سیل حوزه آبخیز زیوه ارومیه بررسی شد. نتایج نشان داد عوامل زمین‌شناسی، فاصله از آبراهه، ارتفاع و شیب بیش‌ترین تاثیر و شاخص انحنای پروفیل، کاربری اراضی و شاخص تعادل جرم کم‌ترین تاثیر را دارند. در تحقیق دیگری Li et al. (2024)، مناطق مستعد سیل در مرکز شهر تیانجین را با استفاده از مدل Maxent ارزیابی نمودند. نتایج نشان داد مدل Maxent کاربرد قوی برای ارزیابی ریسک غرقابی دارد.

Saikh et al. (2023)، با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین مبتنی بر GIS برای تحلیل حساسیت به سیل در حوضه رودخانه پگلا، شرق هند پرداختند. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که همه مدل‌ها دارای مقادیر AUC بالای ROC بین ۰/۸۸ تا ۰/۹۲ هستند. از تخمین دقت روش‌های اعمال شده با استفاده از ROC معلوم شد که مدل Ensemble نسبت به سایر مدل‌های به کار رفته توانایی بالاتری در پیش‌بینی آسیب‌پذیری سیل در منطقه مورد مطالعه دارد. Ashfaq et al. (2025)، به ارزیابی و نقشه‌برداری حساسیت سیلاب با استفاده از فرآیند سلسله‌مراتبی تحلیلی مبتنی بر GIS و مدل‌های نسبت فراوانی پرداختند. نتایج نشان داد مدل AHP (۱۴/۴۹ درصد) از منطقه را به ترتیب به‌عنوان مناطق دارای آسیب‌پذیری بسیار زیاد و زیاد سیل طبقه‌بندی کرد. در حالی‌که مدل FR حدود (۸/۳۴ درصد) و (۵/۴ درصد) را به‌عنوان مناطق بسیار زیاد و (۱۳/۲ درصد) را به‌عنوان مناطق با آسیب‌پذیری زیاد سیل طبقه‌بندی کرد.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

در مطالعه دیگر Amouzegar et al., (2026) به ارزیابی و مقایسه چهار مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) بهینه‌شده با الگوریتم‌های فراکاوشی شامل APO-ANN، RUN-ANN، HHO-ANN و WOA-ANN در پهنه‌بندی حساسیت سیل در حوضه خیاوی چای، استان اردبیل پرداختند. در این پژوهش از ۱۰ عامل شامل ارتفاع، شیب، جهت شیب، NDVI، NDWI، TWI، فاصله از رودخانه، کاربری اراضی، گروه هیدرولوژیکی خاک و حداکثر بارش روزانه استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل APO-ANN با دقت ۷۶/۹ درصد و مقدار AUC برابر با ۰/۷۳۸ بهترین عملکرد را داشت و مناطق پرخطر عمدتاً در امتداد کانال‌های زهکشی اصلی و مناطق پست شناسایی شدند.

Hossain et al. (2026) به مقایسه عملکرد مدل‌های (MaxEnt) و (RF) در پهنه‌بندی حساسیت سیل در منطقه Feni در جنوب‌شرق بنگلادش پرداختند. این مطالعه با استفاده از ۱۴ عامل کنترل‌کننده سیل شامل متغیرهای توپوگرافی، اقلیمی، خاک و طیفی و به‌کارگیری ۸۰ درصد نقاط سیل برای آموزش و ۲۰ درصد برای اعتبارسنجی انجام شد. نتایج نشان داد که مدل MaxEnt با مقدار AUC برابر با ۰/۹۸ قدرت تفکیک‌کنندگی بالاتری داشت، در حالی‌که مدل RF با دقت کلی ۰/۹۳، دقت[1] ۰/۹۲ و معیار F1-score ۰/۹۵ عملکرد بهتری در سایر معیارهای ارزیابی نشان داد. این مطالعه تأکید کرد که مدل‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه در محیط‌های با داده‌های محدود، ابزاری ارزشمند برای شناسایی مناطق مستعد سیل هستند.

هدف اصلی این پژوهش، پهنه‌بندی حساسیت سیل‌خیزی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین است. محدوده پژوهش حاضر از جنبه‌های مختلف قابل تعریف است. از منظر مکانی، این پژوهش منحصراً روی حوزه آبخیز الشتر به مساحت ۷۹۷/۶۴ کیلومتر مربع در استان لرستان متمرکز شده است. از منظر محتوایی، پژوهش روی پهنه‌بندی حساسیت سیل متمرکز بوده و به جنبه‌های هیدرودینامیکی، شدت سیل یا خسارت‌های مالی و جانی ناشی از آن نپرداخته است. از منظر روش‌شناسی، از ۱۰ عامل محیطی و دو مدل یادگیری ماشین (جنگل تصادفی و حداکثر آنتروپی) استفاده شده و سایر مدل‌های احتمالی مانند شبکه‌های عصبی، ماشین بردار پشتیبان یا رگرسیون لجستیک در این پژوهش لحاظ نشده‌اند. هم‌چنین، این پژوهش بر اساس داده‌های موجود و شرایط اقلیمی کنونی انجام شده و تأثیر تغییر اقلیم یا سناریوهای آینده در آن مد نظر قرار نگرفته است. این محدوده‌بندی به خواننده کمک می‌کند تا دامنه تعمیم‌پذیری نتایج را به‌درستی درک نماید.

مواد و روش‌ها

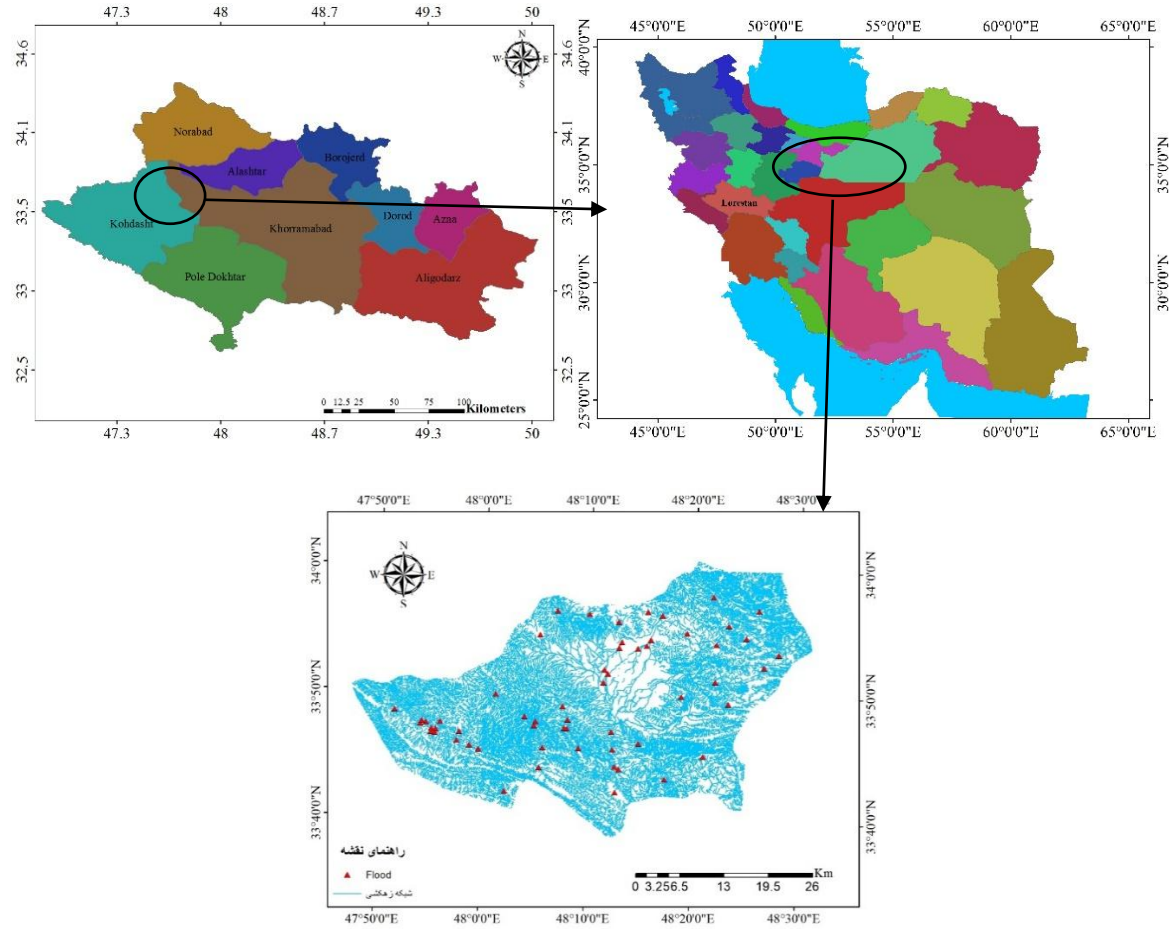
منطقه موردمطالعه

منطقه مورد مطالعه از نظر ژئومورفولوژیکی در بخش مرکزی رشته‌کوه زاگرس در استان لرستان قرار دارد که خود بخشی از زیرحوضه کرخه است. زیر حوضه الشتر با مساحت ۷۹۷/۶۴ کیلومتر مربع مطابق شکل (۱) بین طول‌های جغرافیایی"۳۸ ´۰۳ °۴۸ تا "۵۲ ´۳۰ ۴۸ شرقی و عرض‌های "۳۷ ´۴۴ ۳۳ تا "۲۱´۰۱ ۳۴ شمالی قرار دارد. بلندترین نقطه حوضه در بخش شمال غربی با ارتفاع ۳۶۲۰ متر از سطح دریا و پست ترین نقطه حوضه در بخش غربی یعنی خروجی حوضه با ارتفاع ۱۴۸۱ متر از سطح دریا قراد دارد. میانگین بارندگی حوضه حدود ۵۷۰ میلی‌متر و دارای اقلیم نیمه‌خشک و سرد است. روند کلی تغییرات بارندگی به این صورت می‌باشد که مقدار بارندگی ماهانه از مهر تا اسفندماه به تدریج افزایش پیدا می‌کند و از اسفند تا شهریور مقدار بارندگی کم می‌شود. میانگین دمای سالانه در منطقه الشتر ۲۲/۲ درجه سانتی‌گراد می‌باشد که حداکثر دمای ماهانه آن ۳۶ درجه سانتی‌گراد در مرداد و حداقل دمای ماهانه آن ۴/۷- درجه سانتی‌گراد در بهمن می‌باشد. حداکثر و حداقل دمای سالانه ایستگاه الشتر برابر با ۲۳/۴ و ۲/۵ درجه سانتی‌گراد است. هم‌چنین بیش‌ترین تبخیر ماهانه در مردادماه با ۲۷۶/۶ و بیش‌ترین تبخیر سالیانه آن ۲۰۵۹/۲ است، میانگین تبخیر سالانه ایستگاه الشتر ۵/ ۱۴۴۰ می‌باشد. حداکثر رطوبت ماهانه ایستگاه هواشناسی الشتر ۹۴/۲ در ماه فروردین و حداقل آن در شهریور و تیر با ۱۳ درصد می‌باشد. هم‌چنین حداکثر و حداقل رطوبت سالانه ۸۵/۸ و ۲۱ می‌باشد.

[1] Precision

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه روی نقشه استان لرستان و ایران

Figure 1– Geographical location of the study area on the map of Lorestan Province and Iran

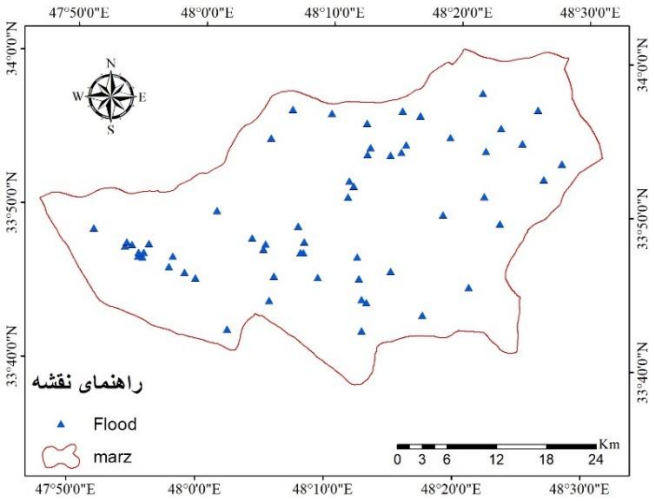
شناخت و جمع آوری اطلاعات مربوط به عوامل تاثیرگذار بر سیل‌خیزی، اولین مرحله در مطالعات پهنه‌بندی است. درادامه با بررسی سوابق تحقیق و هم‌چنین مشاهدات میدانی، عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب در منطقه تعیین شدند و نقشه این عوامل برای استفاده در مدل‌سازی و پهنه‌بندی خطر وقوع سیلاب تهیه شد. بر همین اساس، برای تهیه نقشه پهنه‌بندی خطر وقوع سیلاب با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی، حداکثر آنتروپی در منطقه مورد مطالعه، از ۱۰ عامل شامل شیب، جهت شیب، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، تراکم آبراهه، خاک، سنگشناسی، کاربری اراضی، بارش، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) استفاده شد. بدین منظور لایه‌های جهت و شبکه آبراهه‌ها، ابتدا با استفاده از نقشه مدل رقومی ارتفاع (DEM) با دقت مناسب تهیه شدند. نقشه‌های زمین‌شناسی و خاک از سازمان زمین‌شناسی و تحقیقات خاک کشور استخراج شد. نقشه کاربری اراضی از اداره کل منابع طبیعی استان تهیه شد. برای تهیه نقشه بارش، داده‌های بارش ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک و باران‌سنجی منطقه از اداره کل هواشناسی استان اخذ شد و با استفاده از روش‌های درونیابی در محیط نرم‌افزار ArcMap نقشه پهنه‌بندی بارش منطقه تهیه شد. شاخص TWI نیز با استفاده از نقشه رقومی ارتفاع در نرم‌افزار SAGA تهیه شد. لایه فاصله از آبراهه و لایه تراکم آبراهه نیز از پردازش شبکه آبراهه‌ای استخراج شدند. در نهایت، تمامی لایه‌ها در یک سیستم مختصات یکسان هم‌مرجع شده و برای ورود به مدل آماده شدند.

پهنه‌بندی حساسیت به وقوع سیلاب

برای پهنه‌بندی حساسیت به وقوع سیل با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی از جنگل تصادفی و مدل حداکثر آنتروپی (MaxEnt) استفاده شد. سپس با توجه به بررسی‌های انجام‌شده در زمینه وقوع سیلاب و شرایط منطقه مورد مطالعه، عوامل مؤثر بر ایجاد سیلاب شامل شیب، جهت شیب، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی، فاصله از جاده، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)، بارش و خاک به‌عنوان پارامترهای ورودی، و نقاط وقوع سیل و عدم وقوع سیل به‌عنوان پارامترهای خروجی برای مدل‌سازی و پهنه‌بندی حساسیت به وقوع سیل در نظر گرفته شد. در این پژوهش، موقعیت مکانی رخدادهای سیل‌گیری جهت مدل‌سازی و پهنه‌بندی حساسیت سیل از طریق تلفیق

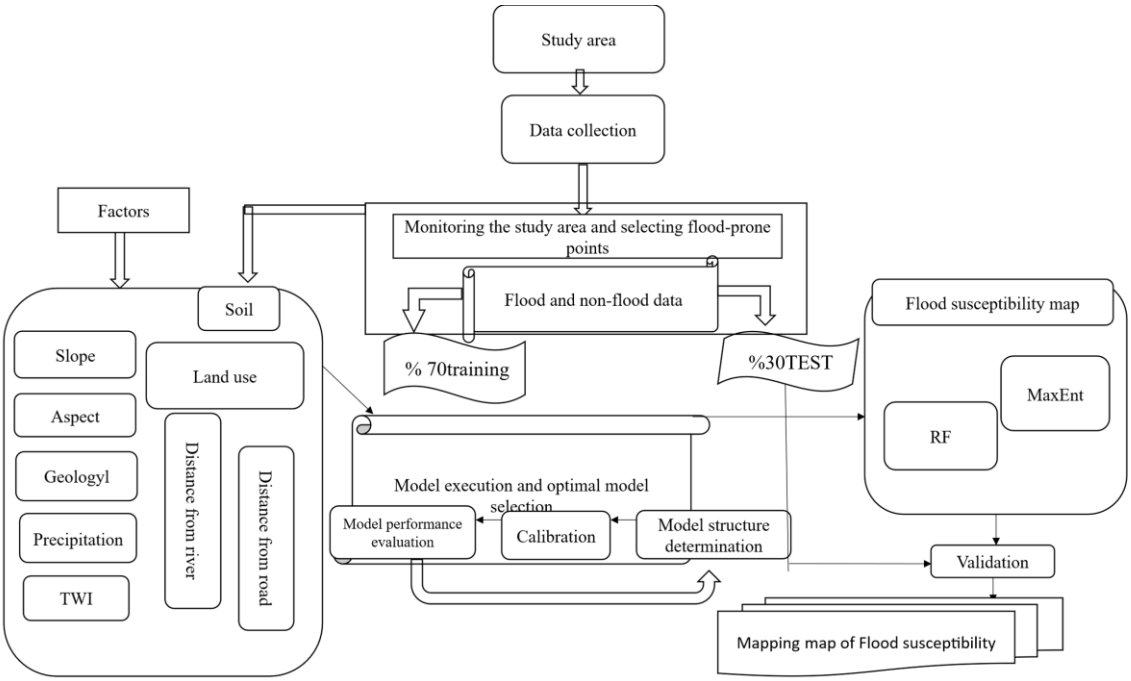
[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

اطلاعات چندین منبع معتبر از جمله تصاویر ماهواره‌ای، بازدیدهای میدانی، گزارش‌های سازمان‌های مدیریت بحران، و نقشه‌های تاریخی سیل‌های ثبت شده در منطقه جمع‌آوری شد. سپس از مجموع ۵۸ نقطه وقوع و عدم وقوع سیل (۳۳ نقطه سیل‌خیز و ۲۵ نقطه غیرسیل‌خیز)، ۷۰ درصد به‌عنوان داده‌های آموزش و ۳۰ درصد برای مرحله اعتبارسنجی استفاده شد (شکل ۲). شکل (۳) نمودار جریانی مراحل مختلف تحقیق را نشان می‌دهد. در ادامه، توضیح مختصری در مورد مدل‌های استفاده شده در این تحقیق آورده شده است.



شکل ۲- موقعیت رخدادهای سیل‌گیری در منطقه مورد مطالعه

Figure 2– Location of flood events in the study area



شکل ۳- نمودار جریانی مراحل مختلف تحقیق

Figure 3- Flowchart of the Different Stages of the Research

شیب

در مورد سیلاب، سطوح هموار نسبت به سطوح شیب‌دار آسیب‌پذیرتر هستند زیرا آب با سرعت کم‌تری حرکت می‌کند، برای مدت طولانی‌تری جمع می‌شود و در آنجا انباشته می‌شود (Desalegn et al., 2021).

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

جهت شیب

جهت شیب، عامل دیگری است که جریان آب‌های سیلابی را تحت تأثیر قرار می‌دهد و هم‌چنین رطوبت خاک را حفظ می‌کند (Chu et al., 2020). بنابراین، جهت به طور غیرمستقیم بر وقوع سیل تأثیر می‌گذارد.

فاصله از رودخانه

یک عامل مهم موثر در وقوع سیلاب که به شناسایی مناطقی که مستعد سیل‌گیری هستند کمک می‌کند، فاصله از رودخانه است (Zhou et al., 2022). نزدیکی به رودخانه‌ها احتمال وقوع سیلاب در مناطق نزدیک را نسبت به مناطق دورتر افزایش می‌دهد. هیچ توافق مشخصی در مورد فاصله دقیقی که به‌طور جهانی آسیب‌پذیری را افزایش می‌دهد وجود ندارد زیرا این موضوع در میان رودخانه‌های مختلف متفاوت است. جویبارهای کوچک می‌توانند مناطقی در چند متر اطراف خود را سیلابی کنند، در حالی که رودخانه‌های بزرگ ممکن است تا چندین کیلومتر سرریز گسترش یابند (Zzaman et al., 2021). فاصله از رودخانه یکی از عوامل مؤثر در وقوع سیلاب است، اما این تأثیر به‌شدت وابسته به شیب توپوگرافی و ژئومورفولوژی منطقه است. در رودخانه‌های دشت‌های سیلابی با شیب کم، نزدیکی به رودخانه احتمال آبگرفتگی اطراف را افزایش می‌دهد؛ در حالی که در آبراهه‌های کوهستانی با شیب تند و بستر عمیق، آب به دلیل محبوس‌شدن در دره، اطراف را سیلابی نمی‌کند و خطر اصلی به‌صورت سیلاب ناگهانی در خود بستر جریان دارد.

فاصله از جاده

جاده‌ها و مناطق شیبدار اطراف آن‌ها نیز می‌توانند تحت تأثیر سیلاب قرار بگیرند. ساخت جاده به افزایش سطوح غیرقابل نفوذ کمک می‌کند و نرخ نفوذ آب را کاهش می‌دهد زیرا مانع از نفوذ آب به زمین می‌شود و توپوگرافی را تغییر می‌دهد که در نتیجه بر تجمع جریان تأثیر گذاشته و باعث افزایش رواناب می‌شود (Choudhury et al., 2022 ؛ Swain et al., 2020).

بارش

بارش بیش از حد، نقش مهمی در ایجاد سیل دارد، به طوری که آب‌گرفتگی ناشی از حجم زیادی از روان‌آب است که از بارش شدید یا طولانی مدت حاصل می‌شود. هنگامی که کانال‌های طبیعی رودخانه قادر به جذب آب اضافی نباشند، سرریز شدن آب از بستر رودخانه به وقوع سیلاب‌های رودخانه‌ای منجر می‌شود (Zaman et al., 2021). برای تهیه نقشه بارش، داده‌های بارش ایستگاه‌های هواشناسی خرم آباد، کوهدشت، الشتر، نورآباد، بروجرد، رومشگان، پلدختر و دورود، تهیه شد. ابتدا میانگین بارندگی ۳۰ ساله (دوره آماری مشترک) برای هر ایستگاه محاسبه شد و سپس با استفاده از روش کریجینگ جهانی در محیط نرم‌افزار ArcMap پهنه‌بندی بارندگی انجام گرفت.

کاربری اراضی

توپوگرافی در یک منطقه خاص عمدتاً به دلیل تغییرات در کاربری و پوشش زمین تغییر می‌کند Pahari et al (2024). کاربری اراضی و پوشش زمین یک منطقه تأثیر قابل توجهی بر حرکت آب‌های سیلابی دارد زیرا می‌تواند جریان سطحی را متوقف، تأخیر یا تسریع کند (Hagos et al., 2022).

شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)

یکی از شاخص‌های حیاتی در تحلیل زمین‌شناسی، TWI است که برای ارزیابی تأثیر توپوگرافی بر فرآیندهای هیدرولوژیکی، به ویژه وقوع سیل استفاده می‌شود. شاخص TWI شناسایی مناطق دارای پتانسیل آبگرفتگی، حساسیت به اشباع زمین و آسیب‌پذیری در برابر حوادث سیل را تسهیل می‌کند (Tang et al., 2020). شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) از ترکیب مساحت حوزه بالادست و شیب بدست می‌آید. این شاخص ابزاری مفید و رایج برای توصیف شرایط رطوبتی در مقیاس حوزه می‌باشد که می‌تواند تاثیر توپوگرافی را بر تولید رواناب به صورت کمی بیان کند (Kopecký, 2021). این شاخص با استفاده از رابطه (۱) در نرم‌افزار SAGA تهیه شد.

$$TWI = \ln A_s / \tan \beta \quad (۱)$$

که در آن A_s: مساحت ویژه حوزه به متر و β : شیب منطقه‌ای (درجه) است.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

تراکم زهکشی

تراکم زهکشی یکی از مهم‌ترین شاخص‌های مورفومتری در هیدرولوژی و ژئومورفولوژی است که نقش کلیدی در پهنه‌بندی سیل و ارزیابی پتانسیل سیل‌خیزی حوزه‌های آبخیز دارد. روش تراکم آبراهه، جریان تجمعی را تخمین می‌زند (Wang et al., 2019 ؛ Chu et al., 2022). در پهنه‌بندی سیل، مناطق با تراکم آبراهه بالا معمولاً در کلاس‌های خطر بالاتر قرار می‌گیرند. این شاخص ابزاری قدرتمند برای برنامه‌ریزی محیطی، مدیریت بحران و کاهش خطر سیل است.

تراکم زهکشی یکی از بنیادی‌ترین شاخص‌های مورفومتری در هیدرولوژی و ژئومورفولوژی محسوب می‌شود که بیانگر درجه‌ی توسعه‌یافتگی شبکه‌ی آبراهه‌ها در یک حوزه‌ی آبخیز است. این شاخص برای اولین‌بار توسط (Horton, 1932) معرفی شد و به‌عنوان نسبت طول کل آبراهه‌های موجود در حوضه به مساحت کل آن حوضه تعریف شد (Horton, 1945) به‌عبارت دیگر، تراکم زهکشی معیاری کمی برای سنجش تراکم و انشعابات شبکه‌ی زهکشی بوده و نشان‌دهنده‌ی میزان برش خوردگی سطح زمین توسط جریان‌های آب است (Strahler, 1964) تراکم زهکشی با استفاده از رابطه (۲) محاسبه شد.

$$Dd=\sum Lu/\ A \qquad (۲)$$

که در آن $\sum Lu$: مجموع طول تمام قطعات آبراهه موجود در داخل حوضه (بر حسب کیلومتر) و A: مساحت کل حوزه‌ی آبخیز (بر حسب کیلومتر مربع)

مدل جنگل تصادفی

جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری ماشین با قابلیت استفاده آسان است که اغلب نتایج خوبی را فراهم می‌کند. مزایای استفاده از درخت تصمیم: وقتی با داده‌های کمی و کیفی مواجه هستیم، تفسیر کردن آن‌ها راحت‌تر است، با داده‌های گمشده یا داده‌های پرت بسیار راحت‌تر برخورد می‌کند، توانایی درک و تحلیل روابط غیرخطی خصوصیات خاک، برای توزیع داده‌ها هیچ فرضیه‌ای نیاز ندارد، بسیار راحت بروز می‌شود. این روش در بین روش‌های درختی، روش نسبتاً پیچیده‌ای است که به‌منظور افزایش دقت مدل در آن چندین درخت تصمیم آموزش داده می‌شود نتیجه حاصل پیش‌بینی گروهی از درختان تصمیم است (Breiman, 2001). از خصوصیات ممتاز الگوریتم جنگل تصادفی، اندازه گیری اهمیت نسبی هر متغیر است. علت استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی برای انتخاب متغیرها، دقت بالا، قدرت و سهولت استفاده از آن است. الگوریتم جنگل تصادفی ابتدا برای ساخت مجموعه داده‌های آموزشی از الگوریتم انتخاب متغیر استفاده می‌کند سپس با استفاده از روش تقسیم داده‌ها به مجموعه آموزش و آزمایشی، مدل‌های تصمیم درخت ایجاد و آموزش داده می‌شود، سپس با استفاده از داده‌های آموزش دیده متغیرهای که بیش‌ترین اهمیت را در تفکیک کلاس‌ها دارند تشخیص داده می‌شوند و در نهایت متغیرهای با اهمیت بالا تفکیک و بر اساس آن مدل نهایی ساخته می‌شود (Rahmati et al., 2017). روش کار آن به‌صورت زیر است:

روش کیسه‌گذاری[1]: از داده‌های اصلی، نمونه‌های تصادفی با جایگزین برداشته می‌شود و برای هر نمونه، یک درخت تصمیم ساخته می‌شود.

انتخاب تصادفی متغیرها در هر گره: در هر گره از درخت، فقط زیرمجموعه‌ای تصادفی از متغیرها برای تقسیم‌بندی در نظر گرفته می‌شود که این امر باعث افزایش تنوع بین درختان می‌شود.

ترکیب نتایج: پیش‌بینی نهایی از طریق میانگین‌گیری (در رگرسیون) یا رأی‌گیری اکثریت (در طبقه‌بندی) از نتایج همه درختان انجام می‌شود.

ارزیابی با داده‌های خارج از کیسه (OOB): داده‌هایی که در ساخت هر درخت شرکت ندارند، برای برآورد خطای مدل بدون نیاز به داده‌های جداگانه استفاده می‌شوند. این مدل نیازی به تنظیم پیچیده‌ی متغیرها ندارد و به‌راحتی می‌تواند روابط غیرخطی را بدون پیش‌فرض‌های آماری مدل‌سازی کند (Rahmati et al., 2017).

مدل جنگل تصادفی بر اساس چند فرض کلیدی عمل می‌کند: (۱) داده‌های آموزشی معرف جامعه آماری اصلی بوده و سوگیری نمونه‌برداری در آن کمینه است؛ (۲) متغیرهای پیش‌بینی‌کننده به‌صورت شرطی مستقل از یکدیگر هستند که این امر امکان انتخاب تصادفی مؤثر ویژگی‌ها در هر گره درختی را فراهم می‌سازد؛ (۳) مدل ماهیتاً ناپارامتریک بوده و نیازی به برقراری مفروضات خطی بودن، هم‌واریانس یا نرمال بودن داده‌ها ندارد؛ و (۴) تعداد درختان تصمیم‌گیرنده به‌گونه‌ای انتخاب می‌شود که با افزایش تعداد درختان، خطای تعمیم‌پذیری به حد پایدار و قابل‌قبولی برسد.

[1] Bagging

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

مدل حداکثر آنتروپی

مدل حداکثر آنتروپی یکی از روش‌های یادگیری ماشین است که قابلیت پیش‌بینی مکانی بالایی در زمینه‌های علوم محیطی دارد (Park, 2015). این مدل قادر است توزیع احتمالاتی داده‌های هر یک از لایه‌های رستری مربوط به عوامل موثر بر وقوع فرسایش خندقی را استخراج نماید. از مزیت‌های اصلی این الگوریتم عدم نیاز به نقاط عدم وقوع در مدل‌سازی است و فقط نقاط وقوع به‌عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته می‌شود (Felicísimo et al., 2013). از دیگر مزیت‌های این مدل، عدم حساسیت آن به تعداد وقایع است؛ در نتیجه در مناطقی که تعداد وقایع زیاد نیست می‌تواند پیش‌بینی‌های قابل قبولی را ارائه دهد (Kornejady et al., 2017). این مدل قادر است توزیع احتمالاتی داده‌های هر یک از لایه‌های رستری مربوط به عوامل موثر بر وقوع فرسایش خندقی را استخراج نماید. آنتروپی این توزیع بر اساس رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$H(\hat{\pi}) = -\sum x\varepsilon x\, \hat{\pi}(x)\, ln\, \hat{\pi}(x) \quad (۳)$$

که در آن H(π̂) مقدار آنتروپی توزیع احتمالاتی متغیر مورد نظر، ln لگاریتم طبیعی، x مقدار ارزش هر سلول و X مجموعه‌ای از داده‌های یک لایه رستری است. مدل MaxEnt بر پایه اصول زیر استوار است: (۱) تنها به داده‌های نقاط وقوع (حضور) نیاز داشته و به داده‌های عدم وقوع نیازی ندارد، که این ویژگی آن را برای مناطق با داده‌های محدود بسیار مناسب ساخته است؛ (۲) توزیع احتمال نهایی بر اساس اصل حداکثر آنتروپی انتخاب می‌شود، به‌گونه‌ای که ضمن برآورده‌سازی قیود اعمال شده از سوی متغیرهای محیطی، کم‌ترین اطلاعات اضافی را به مدل تحمیل کند؛ (۳) فرض می‌کند که نقاط وقوع نمونه‌ای تصادفی از جامعه مطلوبیت‌های محیطی هستند؛ و (۴) روابط بین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و پاسخ، به‌صورت توابعی هموار و غیرخطی مدل‌سازی می‌شوند، بدون آنکه شکل خاصی از پیش تعیین شده باشد.

معیار ارزیابی کارایی مدل

در این تحقیق به منظورارزیابی مدل ازمنحنی ROC استفاده می‌شود. منحنی ROC یک رویکرد رایج برای تحلیل عملکرد مدل‌ها است و معمولا برای دقت پیش‌بینی مدل با مقایسه بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده استفاده می‌شود. سطح زیر منحنی ROC محدوده بین (۰ و ۱) دارد که هرچه این مقدار به یک نزدیک‌تر باشد عملکرد طبقه‌بندی بهتر است و می‌تواند نمونه‌ها را به دقت تفکیک کند و در مقایسه با مدل‌های دیگر دارای کارایی بهتری برای پیش‌بینی در مرحله آموزش و آزمایش مدل است (Swets et al., 2014 ؛ Rahmati et al., 2019). منحنی ROC با استفاده از رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$AUC = \frac{(\sum TP + \sum TN)}{(P+N)} \quad (۴)$$

که در آن: TP نشان‌دهنده مثبت واقعی، TN منفی واقعی است. تعداد پیکسل‌هایی که به درستی توسط مدل‌ها دسته‌بندی شده‌اند، به‌عنوان مثبت واقعی TP و منفی واقعی TN شناخته می‌شود، در حالی که تعداد پیکسل‌هایی که به اشتباه توسط مدل‌ها دسته‌بندی شده‌اند (Hu et al., 2024 ؛Fu et al., 2023 ؛ Arabameri et al., 2020).

نتایج و بحث

پهنه‌بندی خطر سیل یکی از اقدامات اساسی در مدیریت ریسک و کاهش خسارات ناشی از این پدیده طبیعی به‌شمار می‌رود. این فرآیند با شناسایی مناطق با احتمال وقوع و عمق متفاوت سیلاب، امکان برنامه‌ریزی کاربری اراضی، طراحی زیرساخت‌ها و آمادگی برای مواقع بحرانی را فراهم می‌سازد. پیامدهای گسترده سیل، از خسارت مستقیم به ساختمان‌ها، تأسیسات و زمین‌های کشاورزی گرفته تا اختلال در حمل‌ونقل، سلامت عمومی و اکوسیستم‌ها، ضرورت انجام پهنه‌بندی دقیق را آشکار می‌سازد. تغییرات الگوهای هیدرولوژیکی تحت تأثیر عوامل طبیعی و انسانی، از جمله تغییر اقلیم و تغییر پوشش زمین، می‌تواند بر فراوانی و شدت سیلاب‌ها بیفزاید. در همین راستا، این پژوهش با هدف پهنه‌بندی خطر سیل در منطقه مورد مطالعه با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی، حداکثر آنتروپی انجام شده است. لایه‌های اطلاعاتی مؤثر در وقوع سیل، از جمله شاخص‌های توپوگرافی (شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی)، ویژگی‌های حوضه (تراکم آبراهه، فاصله از رودخانه)، شرایط زمین‌شناسی و خاک، کاربری اراضی و داده‌های بارش، جمع‌آوری و تحلیل شده‌اند. با تلفیق این لایه‌ها در چارچوب مدل‌های جنگل تصادفی (Random Forest) و مکسنت (MaxEnt) نقشه نهایی حساسیت سیل بدست آمد. این نقشه مناطق را در کلاس‌های خطر مختلف از «بسیار کم» تا «بسیار زیاد» دسته‌بندی می‌کند. لایه‌های مورد استفاده برای تعیین مناطق دارای حساسیت سیل‌خیزی در شکل (۴) نشان داده شده است.

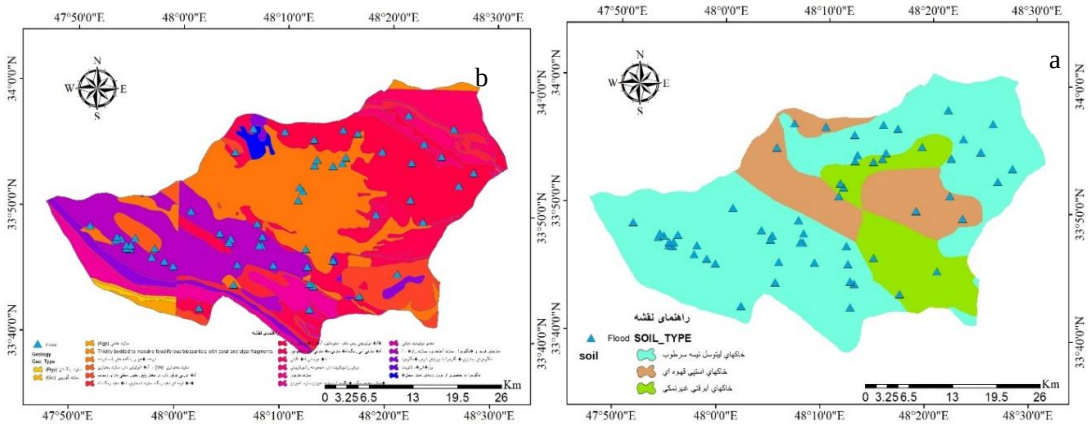
[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

براساس داده‌های مشاهدتی وقوع سیل در منطقه مورد مطالعه، نتایج جدول (۱) نشان داد که که به‌ترتیب بیش‌ترین و کم‌ترین بارش‌ها در طبقات ۷۰۰–۶۰۰ و ۶۰۰–۵۰۰ میلی‌متر قرار گرفته است. از نظر عوامل فاصله از رودخانه و فاصله از جاده، طبقه ۱۰۰–۰ متر با بیش‌ترین حساسیت به سیل‌خیزی مشخص شد. هم‌چنین، بیش‌ترین تراکم زهکشی در طبقه ۰/۲–۰ مشاهده شد که نشان‌دهنده بالاترین حساسیت به وقوع سیل در این محدوده است. در مورد شیب و جهت شیب، نتایج حاکی از آن است که بیش‌تر سیلاب‌ها در طبقات شیب ۵–۰ و ۱۵–۵ و در جهت شمال غربی رخ داده‌اند که این طبقات را به‌عنوان مناطق با بیش‌ترین حساسیت نسبت به سیل متمایز می‌سازد. تحلیل کاربری اراضی نشان داد که بیش‌ترین مساحت منطقه به کشاورزی دیم و کم‌ترین مساحت به باغ اختصاص دارد. در ارتباط با عامل خاک، خاک‌های لیتوسل نیمه‌مرطوب بیش‌ترین حساسیت را نسبت به وقوع سیل در مقایسه با سایر گروه‌های خاکی منطقه نشان دادند. براساس نتایج جدول (۱) مشخص شد که به‌ترتیب بیش‌ترین و کم‌ترین مساحت منطقه روی سازند آبرفت قدیمی و ولکانیک، لاتریت قرار دارد.

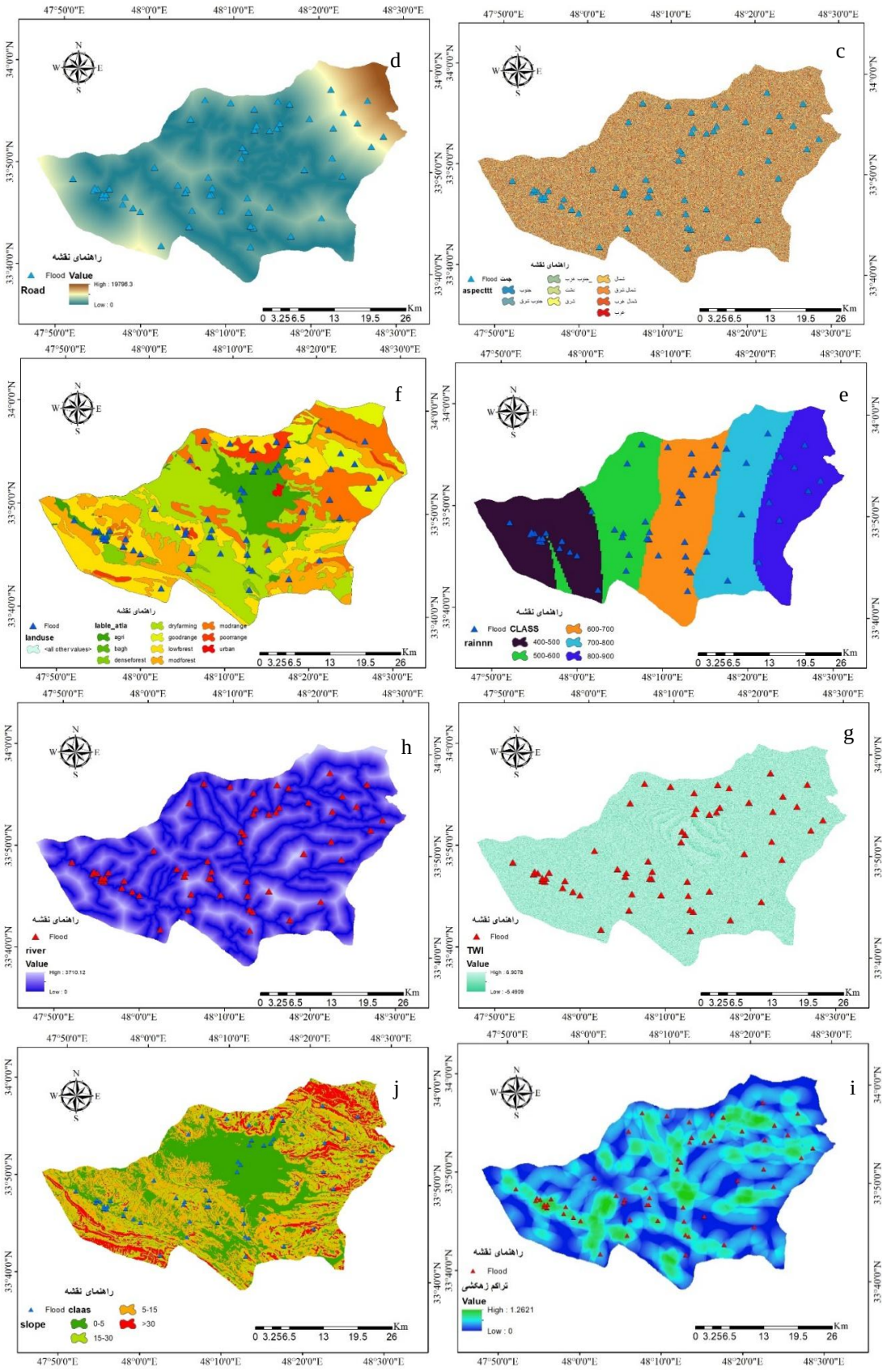
توزیع فضایی شاخص رطوبت توپوگرافی در منطقه مورد مطالعه در شکل (۴) (h) نشان داده شده است. مقدار این شاخص در محدوده بین ۵/۴۹– تا ۶/۹۰ است. بنابراین مناطقی که دارای شاخص رطوبت توپوگرافی بالا هستند خطر سیل بیش‌تری را دارا می‌باشند. در این پژوهش، عامل شیب به‌عنوان مؤثرترین پارامتر در تعیین حساسیت به سیلاب در منطقه مورد مطالعه شناسایی شد. در بخش شمال غربی منطقه، افزایش حساسیت سیلابی عمدتاً ناشی از عوامل مؤثر بر افزایش نگهداشت رطوبت سطحی، تشدید رواناب و کاهش نرخ نفوذپذیری خاک است که نتایج آن با Teimoori et al. (2023) هم‌خوانی دارد. ادغام نقشه کاربری اراضی منطقه الشتر با لایه حساسیت سیلاب نشان داد که بیش‌ترین گستره‌های تحت تأثیر سیل در اراضی با کاربری کشاورزی خشک واقع شده‌اند که این امر نیز با یافته‌های Teimoori et al. (2023) و Rahmati et al. (2018) مطابقت دارد. در اراضی با پوشش گیاهی فقیر، عواملی مانند فرسایش سطحی، چرای بی‌رویه دام و کاهش تراکم پوشش گیاهی منجر به افزایش رواناب و در نتیجه تشدید حساسیت سیلابی شده‌اند. افزایش حساسیت سیل در اثر افزایش شاخص رطوبت توپوگرافی به دلیل کاهش نفوذپذیری و افزایش رواناب و در نتیجه تشدید حساسیت سیل رخ داده‌است (Tehrany et al., 2017). مطابق نتایج بدست آمده از تحقیق مشخص شد که با افزایش فاصله از آبراهه حساسیت سیل کاهش می‌یابد.

هرچند پژوهش حاضر بر اساس داده‌های ایستگاهی موجود و شرایط اقلیمی کنونی انجام شده است، اما با توجه به روندهای مشاهداتی و پیش‌بینی‌های اقلیمی برای غرب ایران، انتظار می‌رود تغییر اقلیم بتواند الگوی مکانی و شدت سیل‌خیزی را در منطقه مورد مطالعه تحت تأثیر قرار دهد. در چنین سناریویی، احتمال وقوع سیلاب‌های ناگهانی با وجود کاهش بارش کل سالانه، به دلیل افزایش شدت بارش‌های متمرکز و کاهش نفوذپذیری ناشی از خشکی خاک، افزایش خواهد یافت. لذا پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی، با استفاده از سناریوهای نقشه‌های حساسیت سیل تحت شرایط اقلیمی آینده بازسازی و به‌روزرسانی شوند تا برنامه‌ریزی سازگاری با تغییر اقلیم در مدیریت سیلاب میسر شود.



[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]



شکل ۴- نقشه داده‌های ورودی مدل‌سازی حساسیت به وقوع سیل (a) زمین‌شناسی، (b) خاک، (c) فاصله از جاده، (d)جهت شیب، (e) کاربری اراضی (f) بارش، (g) فاصله از رودخانه، (h) شاخص رطوبت توپوگرافی، (i) شیب، (j) تراکم زهکشی

Figure 4– Map of input data for flood susceptibility modeling: (a) Geology, (b) Soil, (c) Distance from road, (d) Aspect, (e) Land use, (f) Precipitation, (g) Distance from river, (h) Topographic Wetness Index (TWI), (i) Slope, (j) Drainage density

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

جدول ۱- مقادیر حاصل از ارتباط بین عوامل موثر بر وقوع سیل‌خیزی در منطقه مورد مطالعه

Table 1– Values obtained from the relationship between factors affecting flood occurrence in the study area

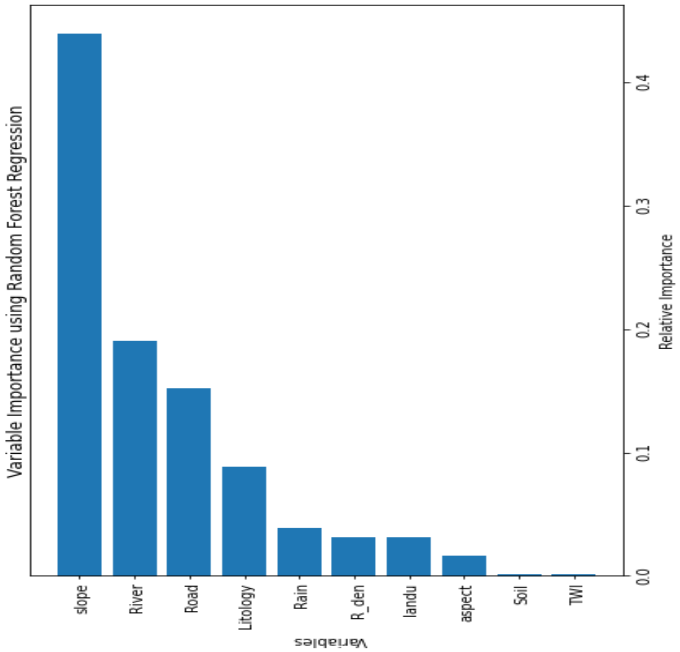
Parameter	Class	Total area (ha)	Percent
Precipitation	400-500	29305	19.34
	500-600	27742	18.31
	600-700	33823	22.33
	700-800	32050	21.16
	800-900	28545	18.84
Drainage density	0-0.2	291567	70.44
	0.2-0.5	32113	7.75
	0.5-0.9	45666	11.03
	0.9-1	30285	7.31
	1-2	14244	3.44
Distance from river	0-100	55249	36.47
	100-200	48740	32.17
	200-300	33119	21.86
	>300	14357	9.47
Distance from road	0-100	81175	53.59
	100-200	44044	29.07
	200-300	16779	11.07
	>300	9466	6.24
Slope	0-5	47790	31.80
	5-15	47370	31.46
	15-30	35735	23.73
	>30	19571	12.99
Aspect	Plain	2616	2.25
	North	16264	14
	Northeast	13373	11.51
	East	2031	1.74
	Southeast	11650	10.03
	South	12320	10.60
	Southwest	13189	11.35
	West	15600	13.43
	Northwest	29096	25.05
Land use	Irrigated agriculture	15338	10.06
	Garden	102	0.06
	Dense forest	2127	1.39
	Good rangeland	10977	7.20
	Sparse forest	32586	21.38
	Rainfed agriculture	41290	27.10
	Medium-density forest	20981	13.77
	Medium rangeland	23876	15.67
	Poor rangeland	4677	3.06
	Residential	395	0.25
Soil	Semi-moist Lithosols	100629	79.42
	Brown Steppe Soils	2737	2.16
	Non-saline Alluvial Soils	23336	18.41
Geologyl	(Bgp)	675	0.44
	Massive white limestone.	5678	3.72
	Bakhtyari Conglomerate, Conglomerate with red cherts	2608	1.71
	(Bk)	5149	3.38
	(Gu)	440	0.28
	Radiolarite-bearing section, Radiolarite complex.	23363	15.33
	Dolomitic limestone (Maastrichtian - Cenomanian), Limestone, Limestone and Shale	5249	3.44
	Orbitolina-bearing limestone	8430	5.53
	Blue Marl Limestone, Marl Limestone, Marl Limestone (Santonian)	16991	11.15
	Shale, Sandstone, Conglomerate – Amiran Formation,	9936	6.52
	(Kgp)	977	0.64
	Red Marls and Conglomerate – Aghajari Formation, Razak Formation	855	0.56
	Ml	25906	17
	Coral Limestone, Oolitic Limestone	7733	5.07
	Conglomerate with elements from local outcrops.	1336	0.87
	Old Alluvium	36253	23.79
	Middle Dolomite Member	30	0.019
	Volcanic, Laterite	10	0.0065
	Tarbur Formation	717	0.47

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

انتخاب مهم‌ترین متغیرها با الگوریتم جنگل تصادفی

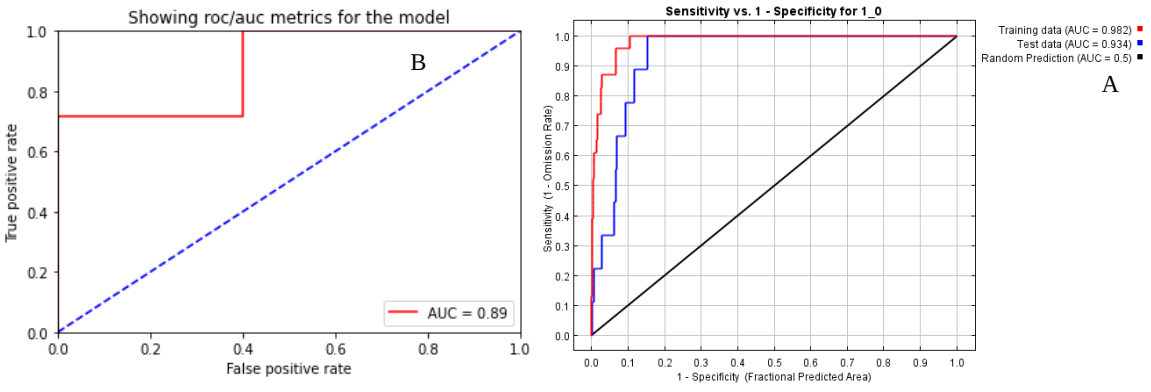
در این تحقیق با استفاده از مدل جنگل تصادفی به تعیین سهم هر پارامتر در وقوع سیل پرداخته شد که شکل (۵) ضریب تاثیر عوامل مختلف بر وقوع سیل را نشان می‌دهد. نتایج این بخش نشان داد که متغیر شیب دارای بیش‌ترین اهمیت بر وقوع سیل بوده و متغیر TWI دارای کم‌ترین تاثیر بر وقوع سیل نسبت به سایر متغیرها در منطقه مورد مطالعه می‌باشد.



شکل ۵- ضریب تاثیر عوامل مختلف بر وقوع سیل در منطقه مورد مطالعه

Figure 5– Influence coefficient of different factors on flood occurrence in the study area

شکل (۶) ارزیابی نتایج مدل‌سازی تهیه نقشه پهنه بندی حساسیت سیل را با استفاده از مدل‌های RF، MaxEnt نشان می‌دهد. هم چنین نتایج بررسی عملکرد مدل‌های مورد استفاده برای تهیه پهنه‌بندی حساسیت به سیل در جدول (۲) آورده شده است که مطابق نتایج این جدول، به‌ترتیب در هر دو مرحله آموزش و آزمایش میزان AUC برای مدل جنگل تصادفی (RF)، به‌ترتیب برابر ۰/۸۹ بوده است. علاوه بر این میزان AUC برای نتایج مدل حداکثر آنتروپی (MaxEnt) به‌ترتیب در مرحله آموزش و آزمایش برابر ۰/۹۸ و ۰/۹۳ بوده است. مطابق نتایج جدول (۲) مشخص شد که مدل حداکثر آنتروپی (MaxEnt) با توجه به معیار ارزیابی دقت مدل AUC به‌عنوان مدل برتر برای پهنه‌بندی حساسیت سیل در منطقه مورد مطالعه انتخاب شد.



شکل ۶- نتایج مقادیر ROC در بخش آموزش و اعتبارسنجی مدل (a) RF، (b) MaxEnt

Figure 6– ROC values results in the training and validation phases of the model: (a) RF, (b) MaxEnt

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

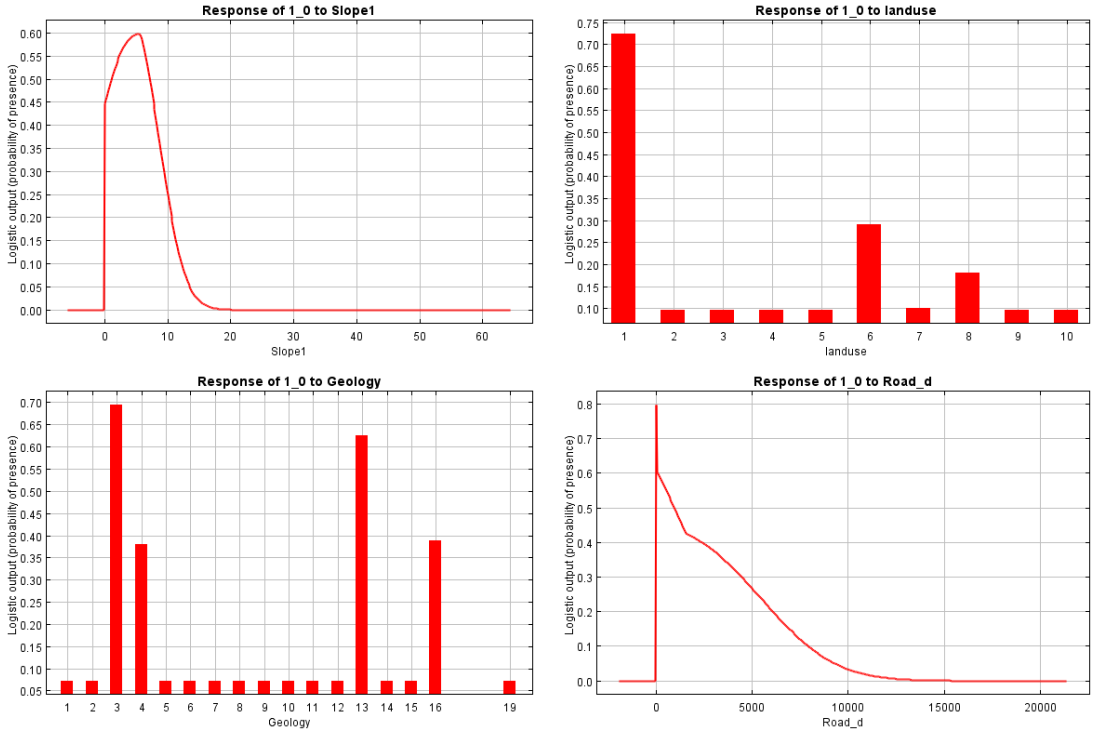
جدول ۲- نتایج بررسی عملکرد مدل‌های مورد استفاده برای پهنه‌بندی حساسیت سیل

Table 2- Results of performance evaluation of models used for flood susceptibility zoning

Models	Training	TEST
(RF)	0.89	0.86
(MaxEnt)	0.98	0.93

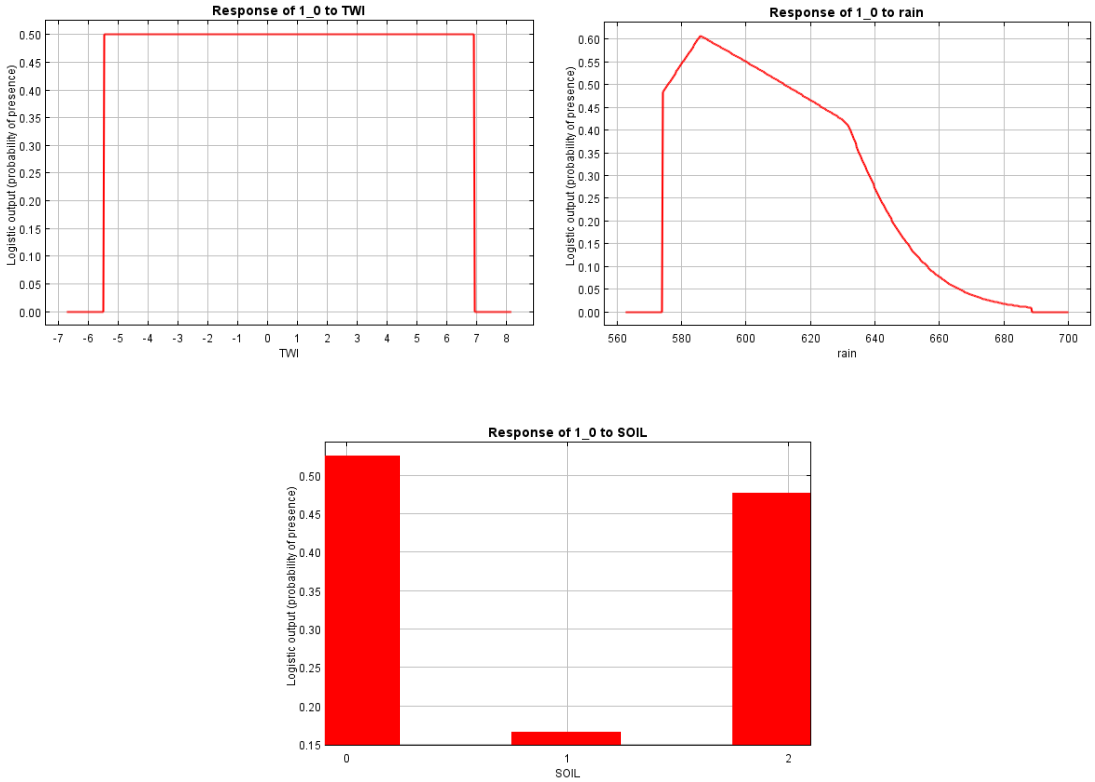
منحنی‌های پاسخ

بررسی پاسخ تغییرات پارامترهای مورد استفاده جهت تعیین مناطق دارای حساسیت سیل و نحوه اثر آن روی پیش‌بینی مدل MaxEnt در شکل (۷) ارائه شده است. بر اساس شکل (۷) و نتایج بدست آمده از تحلیل روابط بین طبقه‌های مختلف شیب و سیلاب‌های به وقوع پیوسته در منطقه نشان می‌دهد که طبقه شیب صفر تا پنج درصد بیش‌ترین تاثیر را بر وقوع سیل دارد. نوع کاربری به صورت معنی‌داری فرایند سیل را تحت تاثیر قرار می‌دهد. مناطق خالی از پوشش گیاهی در مقابل سطوح پوشیده شده از جنگل سیل شدیدتری را تجربه می‌کند. نتایج منحنی‌پاسخ کاربری اراضی نشان داد که کاربری کشاورزی دیم دارای بیش‌ترین حساسیت به سیل است، عدم وجود پوشش گیاهی در این کاربری احتمال وقوع سیل را افزایش داده است. بیش‌ترین حساسیت سیل در منطقه مورد مطالعه روی تشکیلات آبرفت قدیمی قرار دارد. منحنی‌پاسخ شاخص رطوبت توپوگرافیک (TWI) نشان داد که بیش‌ترین سیل‌ها در TWI ۶/۵- تا ۷ رخ داده‌اند. با افزایش فاصله از جاده وقوع سیل کاهش می‌یابد. نتایج منحنی‌پاسخ خاک نشان داد که بیش‌ترین حساسیت سیل روی خاک‌های لیتوسل نیمه مرطوب است. نتایج منحنی‌پاسخ بارش نشان داد که بیش‌ترین حساسیت سیل در طبقات بارش ۷۰۰-۶۰۰ است.



[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

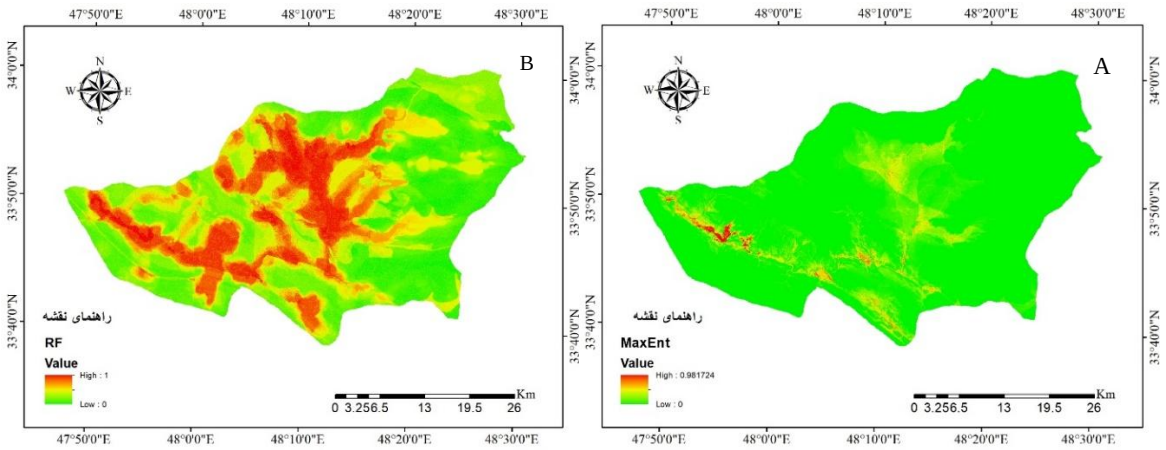
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]



شکل ۷- منحنی پاسخ عوامل مورد استفاده و تاثیر آن بر مدل‌سازی حساسیت سیل

Figure 7– Response curve of the factors used and their impact on flood susceptibility modeling

شکل (۸) نقشه پهنه‌بندی حساسیت سیل در منطقه مورد مطالعه با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی (RF)، حداکثر آنتروپی (MaxEnt) را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج شکل (۸) و جدول (۳) مشخص شد که، در همه مدل‌ها طبقه با حساسیت خیلی‌کم، بیش‌ترین مساحت را به خود اختصاص داده است.



شکل ۸- نقشه پهنه‌بندی حساسیت سیل در منطقه مورد مطالعه با استفاده از مدل‌های (a) جنگل تصادفی (RF)؛ (b) حداکثر آنتروپی (MaxEnt)

Figure 8– Flood susceptibility mapping map of the study area using (a) Random Forest (RF) and (b) Maximum Entropy (MaxEnt) models

جدول (۳) درصد مساحت هر یک از طبقات حساسیت سیل برای نتایج مدل‌های مختلف را نشان می‌دهد که براساس این جدول، مشخص شد در مدل جنگل تصادفی به‌ترتیب بیش‌ترین و کم‌ترین مساحت با ۳۲/۵۴ و ۱۲/۴۶ درصد در طبقه خطر خیلی‌کم و زیاد قرار

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]
[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

دارد، هم‌چنین با توجه به نتایج بدست آمده از مدل حداکثر آنتروپی (MaxEnt)، مشخص شد که طبقه حساسیت خیلی‌کم با ۸۳/۲۳ درصد بیش‌ترین مساحت منطقه مورد مطالعه را به خود اختصاص داده است.

جدول ۳- مساحت و درصد مساحت طبقات حساسیت سیل با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی (RF)، حداکثر آنتروپی (MaxEnt) در منطقه مورد مطالعه

Table 3– Area and percentage of area of flood susceptibility classes using Random Forest (RF) and Maximum Entropy (MaxEnt) models in the study area

Susceptibility class	Percentage of area	Area (ha)	Models
Very low	32.54	48718	RF
Low	21.41	32055	
Medium	17.66	26443	
High	12.46	18655	
Very high	15.90	23815	
Very low	83.23	124596	MaxEnt
Low	9.22	13815	
Medium	4.66	6981	
High	2.12	3178	
Very high	0.74	1116	

عدم‌قطعیت در نتایج این پژوهش عمدتاً از سه منبع اصلی ناشی می‌شود: (۱) عدم‌قطعیت مربوط به داده‌های ورودی، شامل دقت مکانی لایه‌های اطلاعاتی (مانند DEM، نقشه‌های خاک و زمین‌شناسی)، خطای درونیابی داده‌های بارش، و محدودیت‌های داده‌های نقاط سیل (تعداد ۵۸ نقطه مشاهداتی که با وجود کفایت آماری، ممکن است تمامی تنوع مکانی سیل‌خیزی در منطقه را پوشش ندهد)؛ (۲) عدم‌قطعیت ذاتی مدل‌ها، که به دلیل تفاوت در ساختار الگوریتمی و مفروضات هر مدل، نتایج متفاوتی ارائه می‌دهند؛ و (۳) عدم‌قطعیت ناشی از انتخاب متغیرها و طبقه‌بندی آن‌ها. در این پژوهش، به منظور کاهش عدم‌قطعیت، از ترکیب ۱۰ عامل مؤثر بر اساس مرور نظام‌مند منابع و مشاهدات میدانی، استفاده از دو مدل متفاوت و مقایسه عملکرد آن‌ها با شاخص AUC، و هم‌چنین انجام تحلیل حساسیت، استفاده شده است. با این وجود، کاربران نقشه‌های حساسیت سیل باید آگاه باشند که نقشه نهایی، یک پیش‌بینی احتمالاتی مبتنی بر شرایط موجود است و نمی‌تواند تمامی رویدادهای غیرمنتظره یا تغییرات آتی را به‌طور کامل پوشش دهد. لذا توصیه می‌شود در کاربردهای مدیریتی و برنامه‌ریزی، این نقشه به‌عنوان ابزار پشتیبان تصمیم‌گیری در کنار سایر اطلاعات محلی و میدانی مورد استفاده قرار گیرد.

نتیجه‌گیری

سیل یکی از مخرب‌ترین بلایای طبیعی است که خسارات جانی و مالی گسترده‌ای به جوامع وارد می‌سازد. وقوع و تشدید این پدیده حاصل تعامل پویا و پیچیده چندین عامل محیطی و انسانی است. یافته‌های علمی نشان می‌دهد که حساسیت یک منطقه به سیل عمدتاً تحت تأثیر چهار متغیر کلیدی توپوگرافی (زمین‌شناسی و شیب)، ویژگی‌های حوضه آبریز، الگوی بارش و پوشش/کاربری اراضی قرار دارد. این عوامل در یک چارچوب سیستمی، هم به‌عنوان بستر اولیه و هم به‌عنوان محرک‌های پویا عمل می‌کنند. هم‌چنین نتایج نشان داد مدل حداکثر آنتروپی (MaxEnt) بهترین عملکرد را با توجه به معیارارزیابی مدل (AUC=۰/۹۳) کسب کرده است. بنابراین، نتایج حاصل از چنین پژوهش‌هایی، دیدگاه علمی و جامعی در مورد تأثیر متقابل عوامل مؤثر در ایجاد سیل در اختیار برنامه‌ریزان، مدیران بحران و محققان قرار می‌دهد. این پژوهش‌ها بر این نکته تأکید دارند که به‌کارگیری فناوری‌های نوین هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، می‌تواند چارچوبی علمی، کم‌هزینه، سریع و کارآمد برای ارزیابی خطر و مدیریت ریسک سیل فراهم آورد. پیشنهاد می‌شود از نقشه‌های حساسیت به سیل حاصل از این مدل‌ها، در برنامه‌ریزی‌های کاربری اراضی، طراحی زیرساخت‌های شهری، اجرای طرح‌های احیای پوشش گیاهی و سیستم‌های هشدار سریع استفاده شود. درمجموع، این رویکرد نشان می‌دهد که مدل‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی نه تنها جایگزینی قدرتمند و دقیق برای روش‌های سنتی پهنه‌بندی خطر سیل است، بلکه با آشکارسازی تعامل پیچیده عوامل طبیعی و انسانی، درک جامع‌تری از این پدیده ارائه داده و راه را برای مدیریت پیش‌گیرانه، هوشمند و پایدار این چالش بزرگ محیط‌زیستی و انسانی هموار می‌سازد. به منظور ارزیابی پایداری و قابلیت اطمینان نتایج مدل‌سازی، تحلیل حساسیت روی ورودی‌های مدل MaxEnt (به‌عنوان مدل برتر) انجام شد. در این تحلیل، تأثیر حذف تدریجی هر یک از متغیرهای محیطی روی شاخص AUC در مرحله اعتبارسنجی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که حذف متغیر شیب، به‌عنوان مؤثرترین عامل، موجب کاهش محسوس AUC به میزان ۰/۰۷– ۰/۰۵ می‌شود، در حالی‌که حذف متغیر TWI کم‌ترین تأثیر (کاهش کم‌تر از ۰/۰۱) را بر عملکرد مدل داشت. هم‌چنین، تغییر در تعداد نقاط آموزشی

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

(افزایش یا کاهش ۲۰ درصدی تصادفی نمونه‌ها) تغییرات ناچیزی در AUC (حدود۰/۰۱ ±) ایجاد کرد که حاکی از پایداری مناسب مدل MaxEnt نسبت به حجم داده‌های آموزشی است. این یافته‌ها نشان می‌دهد که مدل انتخابی از استحکام کافی در برابر تغییرات پارامتری و نمونه‌ای برخوردار بوده و نتایج آن از قابلیت تعمیم‌پذیری مناسبی برخوردار است.

ملاحظه‌های اخلاقی

دسترسی به داده‌ها: همه اطلاعات و نتایج در متن مقاله ارائه شده است.

حمایت مالی: هیچ‌گونه حمایت مالی برای این مطالعه استفاده نشده است.

مشارکت نویسندگان: **ارجمند، ن.:** مفهوم‌سازی، نگارش نسخه اولیه مقاله؛ **حقی‌زاده، ع.:** راهنمایی، ویرایش و بازبینی مقاله، کنترل نتایج؛ **فتحی‌گنجی، ر.:** مشاوره، و تحلیل‌های آماری.

تضاد منافع: نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ گونه تضاد منافعی در خصوص نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش وجود ندارد.

سپاس‌گزاری: بدین‌وسیله نویسندگان مراتب قدردانی و تشکر خود را از تمامی کارشناسان و دانشگاه لرستان جهت همکاری در انجام این پژوهش اعلام می‌دارند.

منابع

آرخی، صالح، یاری بیگی، حدیث و عمادالدین، سمیه (۱۴۰۰). پهنه‌بندی خطرسیلاب با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی (مطالعه موردی: حوضه آبخیز گرگانرود. *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمّی*، ۱۰(۳)، ۸۶-۱۱۰. **doi:**10.22034/gmpj.2021.309363.1307

تیموری، مهدی، وکیلی تجره، فرزانه، مزین، ملیحه، رمضانی، مرضیه (۱۴۰۲). مقایسه مدل‌های یادگیری ماشینی در پهنه‌بندی حساسیت سیل‌خیزی حوزه آبخیز سد کرج. *علوم و مهندسی آبخیزداری ایران*، ۱۷(۶۱)، ۴۰-۳۰. **dor:**20.1001.1.20089554.1402.17.61.4.8

حنیفی‌نیا، عبدالعزیز و عبقری، هیراد (۱۴۰۴). پیش‌بینی مناطق مستعد سیل با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین خطی تعمیم یافته و حداکثر آنتروپی. *مخاطرات محیطی طبیعی*، ۱۴ (۴۳). **doi:**10.22111/jneh.2024.47730.2021

غلامی، فرزانه، انتظاری، مژگان، ذاکری‌نژاد، رضا، کریمی، حاجی. (۱۴۰۴). پیش‌بینی و پهنه‌بندی حساسیت سیل با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی در استان ایلام. *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمّی*، ۱۳ (۴)، ۱۳۸-۱۱۶. **doi:**10.22034/gmpj.2025.475889.1520

References

Ali, S.A., Parvin, F., Pham, Q.B., Vojtek, M., Vojtekov´a, J., Costache, R., Linh, N.T.T., Nguyen, H.Q., Ahmad, A., & Ghorbani, M.A. (2020). GIS-based comparative assessment of flood susceptibility mapping using hybrid multi-criteria decision-making approach, naïve Bayes tree, bivariate statistics and logistic regression: A case of Top l' a basin, Slovakia. *Ecological Indicators*, 117. **doi:**10.1016/j. ecolind.2020.106620.

Amouzegar, P., Kisi, O., & Parchami, N. (2026). Metaheuristic-optimized ANN for flood susceptibility mapping: a case study in the Khiavchai Watershed, Iran. *Environmental Earth Sciences*, 85, 265. **doi:**10.1007/s12665-026-12974-6.

Arekhi, S., Yari Baghi, H., & Emadaddian, S. (2021). Zoning Flood hazard using GIS (Case study: Gorganrood Watershed). *Quantitative Geomorphological Research*, 10(3), 86-110. **doi:**10.22034/gmpj.2021.309363.1307 [In Persian]

Ashfaq, S., Tufail, M., Niaz. A., Muhammad. S., & Alzahrani. H. (2025). Flood susceptibility assessment and mapping using GIS-based analytical hierarchy process and frequency ratio models. *Global and Planetary Change*, 251, 104831. **doi:**10.1016/j.gloplacha.2025.104831

Aslam, R.W., Naz, I., Quddoos, A., & Quddusi, M.R. (2024). Assessing climatic impacts on land use and land cover dynamics in Peshawar, Khyber Pakhtunkhwa, Pakistan: a remote sensing and GIS approach. *GeoJournal* 89 (5), 202. **doi:**10.1007/ s10708-024-11203-6.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5–32. **doi:**10.1023/A:1010933404324

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

Chapi, K., Singh, V.P., Shirzadi, A., Shahabi, H., Bui, D.T., Pham, B.T., & Khosravi, K. (2017). A novel hybrid artificial intelligence approach for flood susceptibility assessment. Environmental Modelling & software, 95, 229-245. **doi:**10.1016/j.envsoft.2017.06.012

Choudhury, S., Basak, A., Biswas, S., & Das, J. (2022). Flash flood susceptibility mapping using GIS-based AHP method. In: EBooks. Springer, pp. 119–142. **doi:**10.1007/978-3-030-94544-2_8.

Chu, H., Wu, W., Wang,Q.J., Nathan, R., & Wei, J. (2020). An ANN-based emulation modelling framework for flood inundation modelling: Application, challenges and future directions. *Environmental Modelling & Software*, 124, 104587. **doi:**10.1016/j.envsoft.2019.104587

Chu, J., Zhou, Y., Cai, Y., Wang, X., Li, C., & Liu, Q. (2022). Flow and stock accumulation of plastics in China: patterns and drivers. Sci. Total Environ. 852, 158513. **doi:**10.1016/ J.SCITOTENV.2022.158513.

Desalegn, H., & Mulu, A. (2021). Flood vulnerability assessment using GIS at Fetam watershed, upper Abbay basin, Ethiopia. *Heliyon*, 7(1), e05865. **doi:**10.1016/j. heliyon.2020.e05865.

El-Rawy, M., Elsadek, W. M., & De Smedt, F. (2022). Flash flood susceptibility mapping in Sinai, Egypt using hydromorphic data, principal component analysis and logistic regression. *Water*, 14(15), 2434, **doi:**10.3390/w14152434.

Felicísimo, Á., Cuartero, A., Remondo, J., & Quirós, E. (2013): Mapping landslide susceptibility with logistiv regression, multiple adaptive regression splines, classification and regression tress, amd maximum entropy methods: a comparative study. *Landslides*, 10, 175-189. **doi:** 10.1007/s10346-012-0320-1

Gholami, F., Entezari, M., Zakerinezhad, R., & Karimi, H. (2025). Flood susceptibility prediction and zoning using maximum entropy model in Ilam province. Quantitative Geomorphological Research, 13(4), 116-138. **doi:**10.22034/gmpj.2025.475889.1520 [In Persian]

Hagos, Y.G., Andualem, T.G., Yibeltal, M., & Mengie, M.A. (2022). Flood hazard assessment and mapping using GIS integrated with multi-criteria decision analysis in upper Awash River basin, Ethiopia. *Applied Water Science*, 12. **doi:**10.1007/s13201- 022-01674-8.

Hanifinia, A., & 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]

Horton, R.E. (1932). Drainage-basin characteristics. *Transactions, American Geophysical Union*, 13(1), 350-361. **doi:**10.1029/TR013i001p00350

Horton, R.E. (1945). Erosional development of streams and their drainage basins. *Geological Society of America Bulletin*, 56(3), 275-370. **doi:**10.1130/0016-7606

Hossain, M., Bhattacharjee, S., Ferdous. M., & Raunaq Preetom, M. (2026). Geospatial driven machine learning approach for flood susceptibility mapping in southeastern region of Bangladesh. *Discover Geoscience*, 4, 201. **doi:**10.1007/s44288-026-00572-9.

Hussain, M.A., Chen, Z., Zhou, Y., Ullah, H., & Ying, M. (2025b). Spatial analysis of flood susceptibility in coastal area of Pakistan using machine learning models and SAR imagery. *Environmental Earth Sciences*, 84 (5), 1–23. **doi:**10.2166/wcc.2023.035

Kaya, C.M., & Derin, L. (2023). Parameters and methods used in flood susceptibility mapping: a review. *Journal of Water and Climate Change*, 14, 1935–1960. **doi:**10.2166/ WCC.2023.035.

Kazemi, M., & Jafarpoor, A. (2022). Identifying the threshold of variables affecting flood zone using machine learning technique (Case study: Karun basin). *Water and Soil Management and Modeling*, 4(1), 214-232. **doi:** 10.22098/mmws.2023.12285.1220.

Khajehei, S., Ahmadalipour, A., Shao, W., & Moradkhani, H. (2020). A place-based assessment of flash flood hazard and vulnerability in the contiguous United States. *Scientific Reports*, 10 (1), 448. **doi:**10.1038/s41598-019-57349-z

Kopecký, M., Macek, M., & Wild, J. (2021). Topographic Wetness Index calculation guidelines based on measured soil moisture and plant species composition. *Science of the Total Environment*, 757, 143785. **doi:**10.1016/j.scitotenv.2020.143785

Kornejady, A., Ownegh, M., & Bahremand, A. (2017). Landslide susceptibility assessment using maximum entropy model with two different data sampling methods. *Catena*, 152, 144-162. **doi:**10.1016/j.catena.2017.01.010

Li, H., Wang, Q., Li, M., Zang, X., & Wang, Y. (2024). Identification of urban waterlogging indicators and risk assessment based on MaxEnt Model: A case study of Tianjin Downtown. *Ecological Indicators*, 158, 111354. **doi:**10.1016/j.ecolind.2023.111354

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

Ma, X., Ding, J., Wang, T., Lu, L., Sun, H., Zhang, F., Cheng, X., & Nurmemet, I. (2023). A pixel dichotomy coupled linear kernel-driven model for estimating fractional vegetation cover in arid areas from high-spatial-resolution images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (TGRS)*, 61, 1–15. **doi:**10.1109/TGRS.2023.3289093.

Nie, W., Tian, C., Song, D., Liu, X., Wang, E. (2025). Disaster process and multisource information monitoring and warning method for rainfall-triggered landslide: a case study in the southeastern coastal area of China. *Natural Hazards*, 121 (3), 2535–2564. **doi:**10.1007/s11069-024-06897-3.

Pahari, S., Das Chatterjee, N., Barman, N.K. (2024). Noise vulnerability assessment using an integrated approach of multi-criteria decision-making model and geospatial techniques. *International Journal of Environmental Science and Technology (IJEST)*, 21, 5421–5436. **doi:**10.1007/ s13762-023-05331-8.

Park, N.W. (2015). Using maximum entropy modeling for landslide susceptibility mapping with multiple geoenvironmental data sets. *Environmental Earth Sciences*, 73(3), 937-949. **doi:**10.1007/s12665-014-3442-z

Phillips, S.J., R.P. Anderson and R.E. Schapire. 2006: Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modeling*, 190: 231–259. **doi:**10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026

Rahmati, O., & Pourghasemi, H.R. (2017). Identification of critical flood prone areas in datascarce and ungauged regions: a comparison of three data mining models. *Water Resources Management*, 31(5), 1473–1487. **doi:**10.1007/s11269-017-1589-6

Rahmati, O., Tahmasebipour, N., Haghizadeh, A., Pourghasemi, H.R. & Feizizadeh. B. (2017a). Evaluating the influence of geo-environmental factors on gully erosion in a semi-arid region of Iran: an integrated framework. *Science of the Total Environment*, 579, 913–927. **doi:** 10.1016/j.scitotenv.2016.10.176

Rentschler, J., Salhab, M., Jafino, B.A. (2022). Flood exposure and poverty in 188 countries. *Nature Communications*, 131 (13), 1–11. **doi:**10.1038/s41467-022- 30727-4.

Saikh, N., & Mondal, P. (2023). GIS-based machine learning algorithm for flood susceptibility analysis in the Pagla river basin, Eastern India. *Natural Hazards Research*, 3, 420–436. **doi:**10.1016/j.nhres.2023.05.004

Strahler, A.N. (1964). Quantitative geomorphology of drainage basins and channel networks. In *Handbook of Applied Hydrology* (V.T. Chow, Ed.), McGraw-Hill, pp. 4-39.

Swain, K.C., Singha, C., & Nayak, L. (2020). Flood susceptibility mapping through the GIS- AHP technique using the cloud. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9, 720. **doi:**10.3390/ijgi9120720.

Tabari, H., Hosseinzadehtalaei, P., Thiery, W., & Willems, P. (2021). Amplified drought and f lood risk under future socioeconomic and climatic change. Earth's Future 9, e2021EF002295. **doi:**10.1029/2021EF002295.

Tajbakhsh, S.M., & Chezgi, J. (2022). Prioritization of flooding sub-basins in the north of the Birjand Plain using morphometric factors and VIKOR model. *Water and Soil Management and Modeling*, 3(3), 240-255. **doi:**10.22098/mmws.2022.11855.1179.

Tang, X., Li, J., Liu, M., Liu, W., & Hong, H. (2020). Flood susceptibility assessment based on a novel random Naïve Bayes method: a comparison between different factor discretization methods. *Catena*, 190. **doi:**10.1016/j.catena.2020.104536.

Tehrany, M., Shabani, F., Neamah Jebur, M., Hong, H., Chen, W., & Xie, X. (2017). GIS-based spatial prediction of flood prone areas using standalone frequency ratio, logistic regression, weight of evidence and their ensemble techniques. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 82, 1538-1561. **doi:**10.1080/19475705.2017.1362038

Tehrany, M.S., Jones, S., & Shabani, F. (2019). Identifying the essential flood conditioning factors for flood prone area mapping using machine learning techniques. *Catena*, 175, 174–192. **doi:**10.1016/j.catena.2018.12.011

Tehrany, M.S., Kumar, L., & Shabani, F., (2019). A novel GIS-based ensemble technique for flood susceptibility mapping using evidential belief function and support vector machine: Brisbane, Australia. PeerJ 2019, e7653. **doi:**10.7717/ peerj.7653.

Teimoori, M., Vakili Tajareh, F., Mozayyan, M., Ramezani, M. (2023). Comparison of Machine Learning Models in Flood Susceptibility Zoning in Karaj Dam Basin. *Iranian Journal of Watershed Management Science and Engineering*, 17(61), 30-40. **dor:** 20.1001.1.20089554.1402.17.61.4.8 [In Persian]

Wahba, M., Essam, R., El-Rawy. M., & Al-Arif, N. (2024). Forecasting of flash flood susceptibility mapping using random forest regression model and geographic information systems. *Heliyon*, 10(2), e33982. **doi:**10.1016/j.heliyon.2024.e33982

Wang, L., Xiao, H., Luo, S., Zhang, J., & Liu, X. (2019a). A weighted feature extraction method based on temporal accumulation of optical flow for micro-expression recognition. Signal Process. *Image Communication*, 78, 246–253. **doi:**10.1016/ J.IMAGE.2019.07.011.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]

Wei, W., Gong, J., Deng, J., & Xu, W. (2023). Effects of air vent size and location design on air supply efficiency in flood discharge tunnel operations. *Journal of Hydraulic Engineering*, 149 (12), 4023050. **doi:**10.1061/JHEND8.HYENG-13305.

Zafar, Z. (2024). Assessment of urbanization impacts on vegetation cover in major cities of Pakistan: evidence from remotely sensed data. *GeoJournal*, 89(4), 167. **doi:**10.1007/s10708-024-11189-1.

Zhou, G., Liu, W., Zhu, Q., Lu, Y., & Liu, Y. (2022). ECA-MobileNetV3(Large)+SegNet model for binary sugarcane classification of remotely sensed images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (TGRS)*, 60. **doi:**10.1109/TGRS.2022.3215802.

Zzaman, R.U., Nowreen, S., Billah, M., & Islam, A.S. (2021). Flood hazard mapping of Sangu River basin in Bangladesh using multi-criteria analysis of hydro-geomorphological factors. *Journal of Flood Risk Management*, 14, e12715. **doi:**10.1111/jfr3.12715.

[Downloaded from jircsa.ir on 2026-10-08]

[DOR: 20.1001.1.24235970.1405.14.3.7.8]