



Application of Machine Learning Algorithms in Flood Risk Management with Emphasis on Tourist- Oriented Rural Settlements (Case Study: the Bisotun Tourist Sample Area, Kermanshah Province)

Farhad Javan¹, Davood Jamini^{2*}, Ramin Atashbahar³

¹ Department of Tourism Management, Faculty of Cultural Heritage, Handicrafts and Tourism, University of Mazandaran, Babolsar, Iran

² Department of Geomorphology, Faculty of Natural Resources, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran (Part-time Researcher at Kurdistan Studies Institute, University of Kurdistan, Sanandaj, Iran)

³ Department of Remote Sensing and Geographic Information Systems, Faculty of Geography, University of Tehran, Tehran, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 15 October 2025

Revised: 30 November 2025

Accepted: 02 December 2025

Available Online:

03 December 2025

Keywords:

Flood Risk Management

Machine Learning

Random Forest (RF)

Decision Tree (DT)

Tourist-Oriented Settlements

ABSTRACT

Given the presence of tourists in tourist-oriented areas, the occurrence of environmental hazards in such areas can result in greater environmental, human, and economic damages and losses compared to other regions. Therefore, the aim of the present applied study is to delineate flood risk zones and identify villages exposed to flood hazards. This research was conducted as a case study in the Bisotun Tourist Sample Area, encompassing 60 villages. To achieve the main objective of the study, 13 criteria and two machine learning algorithms Classification and Regression Tree (CART) and Simple Random Forest (Simple RF) were employed. The results of the CART algorithm indicated that 39.5% of the study area and 80% of the villages are located within high and very high flood-risk zones. The results of the Simple RF algorithm showed that 36.1% of the area and 75% of the villages fall within high and very high flood risk zones. A comparison of the flood risk zoning maps reveals a high degree of similarity between the results; however, the CART algorithm demonstrated a relatively more stringent performance in identifying high-risk areas. The model validation results indicate that despite the high accuracy of both algorithms, the Simple RF algorithm achieved higher accuracy, with an AUC value of 0.985, compared to the CART algorithm with an AUC value of 0.942. Overall, the results of the study indicate that most tourist-oriented villages are located within high-risk flood zones.

* Corresponding author: Davood Jamini

E-mail address: D.Jamini@uok.ac.ir

How to cite this article: Javan, F., Jamini, D., & Atashbahar, R. (2026). Application of Machine Learning Algorithms in Flood Risk Management with Emphasis on Tourist- Oriented Rural Settlements (Case Study: the Bisotun Tourist Sample Area, Kermanshah Province). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(1), 226-250. <https://doi.org/10.22067/geoe.2025.95982.1616>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

A review of the relevant literature indicates that artificial intelligence (AI) was first introduced by John McCarthy in 1955 as “the science and engineering of making intelligent machines.” Artificial intelligence generally refers to technologies derived from human cognitive processes that are implemented through computer systems. The expansion of intelligence as a theoretical concept emerged alongside efforts to simplify logical problem solving in computer science. In its early stages, artificial intelligence primarily supported theoretical reasoning and was mainly applied to solving complex mathematical problems. To date, no single comprehensive definition of artificial intelligence has been universally accepted, and various interpretations have been proposed. Most definitions conceptualize AI either as a subfield of computer science or in terms of machines’ ability to imitate human intelligence. Given its close association with the rapid development of computer technology, some researchers define artificial intelligence as “the scientific study of computational principles rooted in intelligent human thinking and behavior.” In general, artificial intelligence is regarded as a branch of advanced technologies capable of identifying, analyzing, and learning from the characteristics of human intelligence, thereby exhibiting intelligent behavior. One of the key applications of artificial intelligence in tourism development is the use of machine learning algorithms, which are increasingly employed to address tourists’ needs, such as multilingual communication and responses to complex inquiries. Tourism destinations particularly rural tourism sample areas face a variety of challenges, and machine learning techniques provide effective tools for managing these challenges. Among the most critical challenges confronting rural tourism areas is the occurrence of environmental hazards, especially floods, which can result in multidimensional consequences, including human, economic, environmental, and psychological impacts on tourists and local communities.

Material and Methods

The present study was conducted with the general objective of applying artificial intelligence in environmental risk management, with particular emphasis on flood risk in the Bisotun Tourist Sample Area. Given the complex and multi-causal nature of flood events, an integrated framework combining field surveys, Geographic Information Systems (GIS), remote sensing data, and machine learning algorithms was adopted.

The integration of diverse spatial datasets with powerful decision-making models—specifically the Classification and Regression Tree (CART) and Simple Random Forest (Simple RF) algorithms—enabled accurate identification of flood-prone areas and analysis of the factors influencing flood occurrence. Overall, the research was carried out in seven main stages:

1. Literature review and research background
Previous national and international studies were reviewed to improve understanding of flood mechanisms and contributing factors.
2. Selection and definition of effective parameters
Based on literature review and expert opinions from the fields of geography, natural resources, environmental sciences, remote sensing, and crisis management, 13 key variables were selected as model inputs.
3. Flood occurrence data preparation and sampling
Sentinel-1 radar imagery was used to generate flood occurrence point data, covering three critical periods: before, during, and after the 2019 flood event.
4. Data processing and spatial layer generation
Spatial datasets were collected and processed from multiple sources.
5. Implementation of machine learning models
The CART and Simple Random Forest algorithms were applied to model flood susceptibility.
6. Model performance evaluation

Model performance was assessed using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and the Area Under the Curve (AUC).

7. Final map production and zoning analysis

Flood risk maps generated by the CART and Simple RF models were classified and integrated in the ArcGIS Pro environment.

Results and Discussion

The results of the CART algorithm indicated that 39.5% of the total study area and 80% of the 60 investigated villages are located within high and very high flood risk zones. Similarly, the Simple RF algorithm classified 36.1% of the study area and 75% of the villages as belonging to high and very high flood risk zones. Comparison of the flood risk zoning maps revealed a high degree of spatial similarity between the two models. However, the CART algorithm exhibited a relatively more stringent performance in identifying high risk areas. Model validation results showed that despite the high accuracy of both algorithms, the Simple RF model achieved superior predictive performance, with an AUC value of 0.985, compared to 0.942 for the CART model.

Conclusion

Overall, the outputs of machine learning algorithms demonstrate a high level of reliability in environmental risk management. In the context of flood risk management in the Bisotun Tourist Sample Area and its rural settlements, the main practical recommendations include: strict enforcement of construction regulations in flood-prone areas; equipping rural settlements with modern flood early-warning systems; ensuring timely and accurate flood forecasts by the Meteorological Organization; construction and development of flood diversion channels; use of durable and resilient materials in residential, public, and transportation infrastructure; dissemination of flood risk zoning maps among rural managers; establishment of relief and rescue centers near high-risk villages; education of local communities on flood preparedness and response; and installation of warning signs in hazardous zones to inform both residents and tourists.



کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مدیریت خطر سیلاب با تأکید بر سکونتگاه‌های روستایی گردشگرپذیر (مطالعه موردی: منطقه نمونه گردشگری بیستون، استان کرمانشاه)

فرهاد جوان^۱، داود جمینی^{۲*}، رامین آتش‌بهار^۳

^۱ گروه مدیریت جهانگردی، دانشکده میراث فرهنگی، صنایع دستی و گردشگری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران
^۲ گروه ژئومورفولوژی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران (پژوهشگر پاره وقت پژوهشکده کردستان‌شناسی، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران)
^۳ گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران، تهران، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۲۳ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۹/۰۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۹/۱۱	با توجه به حضور گردشگران در فضاهای گردشگرپذیر، وقوع مخاطرات محیطی در این فضاها می‌تواند نسبت به دیگر مناطق، آسیب‌ها و خسارات زیست‌محیطی، جانی و مالی بیشتری را به همراه داشته باشد. از این‌رو هدف پژوهش کاربردی حاضر، پهنه‌بندی خطر سیل و شناسایی روستاهای در معرض خطر سیل است که به صورت مطالعه موردی در منطقه نمونه گردشگری بیستون (شامل ۶۰ روستا) انجام گرفته است. در راستای دستیابی به هدف اصلی پژوهش از ۱۳ معیار و دو الگوریتم Simple RF و Cart استفاده شده است. نتایج الگوریتم Cart نشان داد ۳۹/۵ درصد از مساحت و ۸۰ درصد از روستاها، در پهنه‌های خطر زیاد و بسیار زیاد قرار گرفته است. نتایج الگوریتم Simple RF نشان داد ۳۶/۱ درصد از مساحت و ۷۵ درصد از روستاها در پهنه‌های خطر زیاد و بسیار زیاد قرار گرفته‌اند. مقایسه پهنه‌بندی‌ها نشانگر شباهت زیاد نتایج آن‌ها است با این تفاوت که الگوریتم Cart در شناسایی محدوده‌های پر خطر تاحدی سختگیرانه‌تر عمل کرده است. با این تفاوت که الگوریتم Cart در شناسایی محدوده‌های پر خطر تا حدی سختگیرانه‌تر عمل کرده است. نتایج صحت‌سنجی عملکرد الگوریتم‌ها نشان داد علی‌رغم دقت بالای دو الگوریتم، الگوریتم Simple RF، با AUC معادل ۰/۹۸۵، دقت بیشتری را نسبت به الگوریتم Cart (با AUC معادل ۰/۹۴۲) داشته است. نتایج کلی پژوهش، نشانگر استقرار اکثر روستاهای گردشگرپذیر در پهنه‌های پر خطر است.
کلمات کلیدی: مدیریت خطر سیلاب یادگیری ماشین جنگل تصادفی درخت تصمیم سکونتگاه‌های گردشگرپذیر	

مقدمه

امروزه یکی از دگرگون‌کننده‌ترین نوآوری‌ها در حوزه فناوری، ابزارهای هوش مصنوعی^۱ است. ابزارهای هوش مصنوعی با توانایی پردازش حجم وسیعی از داده‌ها، تجزیه و تحلیل الگوها و ارائه بینش‌های هوشمند (Alyasiri et al., 2024) در حوزه‌های مختلف کاربردهای متعددی دارند و می‌توانند نقش کلیدی را در تدوین برنامه‌ریزی یکپارچه ایفا نمایند (Solakis, Katsoni, Mahmoud & Grigoriou, 2024). ارتقای وضعیت و ابعاد مختلف هوش مصنوعی در سال‌های اخیر منجر به شکل‌گیری روش‌های مختلفی شده است تا در کنار بسیاری از اهداف دیگر، بتوان داده‌ها را به ترتیب استخراج و تجزیه و تحلیل کرد و به بهترین شیوه، یک هدف ایده‌آل را انتخاب نمود (Lacárcel, 2022).

بر اساس تقسیم‌بندی‌های صورت گرفته، هوش مصنوعی به هفت زیر شاخه شامل بازنمایی دانش، استدلال، برنامه‌ریزی، تصمیم‌گیری، بهینه‌سازی، یادگیری ماشین و الگوریتم‌های فراابتکاری^۲ تقسیم می‌شود. با این تفاسیر، هوش مصنوعی بسته به قابلیت‌های مختلف زیرشاخه‌های خود، می‌تواند اشکال و عملکردهای متفاوتی داشته باشد (Lv, Shi & Gursoy, 2022). در این میان یکی از ابزارهای پرکاربرد هوش مصنوعی در راستای ارائه خدمات به جامعه بشری در زمینه‌های مختلف، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است (Solakis et al., 2024). با استفاده از قدرت الگوریتم‌های یادگیری ماشین، سازمان‌ها می‌توانند پیش‌بینی‌ها و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری انجام دهند و آنها را قادر می‌سازد تا روندهای آینده، الگوهای تقاضا و نوسانات بازار را پیش‌بینی کنند، بنابراین تصمیم‌گیری آگاهانه و برنامه‌ریزی استراتژیک را تسهیل می‌کنند (García-Madurga & Grilló-Méndez, 2023). یکی از مهم‌ترین کاربردهای الگوریتم‌های یادگیری ماشین، استفاده از آنها برای شناسایی نواحی مستعد مخاطرات محیطی است (Zhang et al., 2025).

در سطح جهانی، مخاطرات طبیعی قدرتمندترین و اغلب غیرقابل پیش‌بینی‌ترین رویدادها هستند که باعث ویرانی‌های گسترده می‌شوند. مخاطرات طبیعی مانند سیل، زلزله، فوران‌های آتشفشانی، رانش زمین و سونامی تهدیدات قابل توجهی برای زندگی، زیرساخت‌ها و معیشت انسان هستند (Chaudhary, Shah, Shakya & Aryal, 2024). در میان این مخاطرات، سیل یکی از فاجعه‌بارترین بلایایی است که جوامع انسانی با آن مواجه هستند و میلیون‌ها نفر را تحت تأثیر قرار می‌دهد و به اقتصادها به شکلی جبران‌ناپذیر آسیب می‌رساند (Peiris, 2024). سیل به عنوان یک بلای طبیعی جدی، مکرراً در سراسر جهان رخ می‌دهد. در دهه‌های اخیر، سیل‌ها به دلیل تغییرات اقلیمی و گسترش شهرنشینی تشدید شده‌اند. زندگی مردم و توسعه اجتماعی به طور جدی توسط سیل تهدید شده است (Chen, Yao, Wang & Du, 2019) و در مجموع می‌تواند برای محیط طبیعی و جامعه انسانی ساکن در مناطق مختلف چالش‌های چندبعدی متعددی را به همراه داشته باشد (Shabani Hosainabadi & Jamini, 2025). سیل در ایران، یکی از سه بلایای طبیعی و اصلی است (Rahimi & Nastaran, 2025) که طی سال‌های اخیر به دلایل مختلف انسانی و طبیعی، شاهد افزایش وقوع آن بوده‌ایم (Ahmadzadeh & Davarpanah, 2023) که همراه با خسارات انسانی و اقتصادی عمده‌ای نظیر آسیب به زیرساخت‌ها، کاهش بازده محصولات کشاورزی، تخریب منازل مسکونی، شیوع بیماری بوده است (Herischan & Mahmoudzadeh, 2025).

یک رویکرد رایج برای شروع برنامه‌ریزی برای اقدامات کنترل سیل، تهیه نقشه‌های طغیان سیل با استفاده از مدل‌سازی مکانی است (Chaudhary et al., 2024). در میان مدل‌سازی‌هایی (از جمله مدل‌سازی هیدرولوژیکی و هیدرولیکی، مدل‌سازی عددی سیل، مدل‌سازی بارش - رواناب، مدل‌سازی سیل مبتنی بر سنجش از دور و GIS، مدیریت سیل مبتنی بر تحلیل تصمیم‌گیری چندمعیاره و مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری ماشین) که نقش کلیدی را در مطالعات ارزیابی خطر سیل ایفا می‌نمایند، رویکردهای مبتنی بر GIS و یادگیری ماشین نسبت به دیگر مدل‌سازی‌ها ترجیح داده می‌شوند (Zhang et al., 2025). روش‌های یادگیری ماشین

1- Artificial Intelligence

2- knowledge representation, reasoning, planning, decision-making, optimization, machine learning and metaheuristic algorithms

به طور خودکار روابطی بین عوامل مؤثر بر سیل و مکان‌های سیل‌زده یا غیر سیل‌زده را برقرار می‌کنند و امکان پیش‌بینی حساسیت به سیل در مکان‌هایی که تاکنون به عنوان مناطق سیل‌خیز شناسایی نشده‌اند را فراهم می‌کنند (Ruan, Sun, Yu, Shou & Wang, 2025).

بررسی‌ها نشان می‌دهد به لحاظ مخاطرات محیطی از جمله سیل، مناطق روستایی در مقایسه با مناطق شهری از شدت آسیب‌پذیری بالاتری برخوردار هستند به همین دلیل ارزیابی آسیب‌پذیری در استراتژی‌ها و شیوه‌های برنامه‌ریزی روستایی اهمیت فزاینده‌ای پیدا کرده است (Ecemiş Kılıç, Efe Güney, Ayhan Selçuk, Algin Demir & Gür, 2025). همچنین بررسی‌ها نشان می‌دهد پهنه‌بندی مخاطرات محیطی در مقاصد گردشگری روستایی از اهمیت دوچندان برخوردار است. چراکه علاوه بر جامعه محلی، گردشگران زیادی در این فضاها تردد دارند که با مخاطرات منطقه، آشنایی زیادی ندارند و همواره در معرض خطر هستند. بنابراین پهنه‌بندی خطر در مقاصد گردشگری، از اهمیت استراتژیک برخوردار است (Javan, Atashbahar & Motalebpour, 2025).

مرور ادبیات مرتبط با موضوع مورد مطالعه نشان می‌دهد هوش مصنوعی برای اولین بار توسط جان مک کولاخ در سال ۱۹۵۵ به عنوان "علم و مهندسی برای ساخت ماشین‌های هوشمند" پیشنهاد شد. معمولاً هوش مصنوعی به فناوری برگرفته از هوش انسانی اطلاق می‌شود که توسط برنامه‌های رایانه‌ای معمولی تحقق می‌یابد (Tsaih & Hsu, 2018). ایده بسط تعریف هوش به عنوان یک مفهوم نظری در طول ساده سازی حل منطقی مسئله در علوم کامپیوتر ظهور کرد. در ابتدا، هوش مصنوعی به عنوان کمکی برای تفکر نظری بود که عمدتاً برای حل مسائل پیچیده و دشوار ریاضی استفاده می‌شد (Zsarnoczky, 2017).

تاکنون یک تعریف جامع از هوش مصنوعی ارائه نشده است و در ارتباط با مفهوم آن تعاریف متعددی ارائه شده است. بیشتر تعاریف هوش مصنوعی بر روی آن به عنوان زیر شاخه‌ای از علوم کامپیوتر یا از نظر نحوه تقلید ماشین‌ها از هوش مصنوعی تمرکز دارد. از آنجایی که ظهور فناوری هوش مصنوعی از توسعه سریع فناوری رایانه‌ای جدایی ناپذیر است، برخی از محققان تمایل دارند آن را از منظر علم رایانه تعریف کنند و بر این باورند که هوش مصنوعی "مطالعه علمی اصول محاسباتی است که ریشه در شیوه تفکر و رفتار هوشمند انسانی دارد" (Tuo, Ning & Zhu, 2021). به طور کلی، هوش مصنوعی به عنوان زیرشاخه‌ای از «خانواده فناوری‌ها» شناخته می‌شود که می‌تواند ویژگی‌های هوش انسانی را شناسایی و تجزیه و تحلیل نماید و بر اساس یادگیری صورت گرفته، شکل پیشرفته‌ای از هوش انسانی را به نمایش بگذارد (Kong, Wang, Qiu, Cheung & Bu, 2023). همانطور که عنوان گردید یکی از ابزارها مهم و کلیدی هوش مصنوعی در توسعه صنعت گردشگری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که در زمینه‌هایی مانند پاسخگویی به نیازهای گردشگران با زبان‌های مختلف و پاسخگویی به سوالات پیچیده آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد (Irawan, 2023). با توجه به اینکه مقاصد گردشگری از جمله مناطق نمونه گردشگری به نواحی روستایی با چالش‌های مختلفی مواجه هستند، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند ابزار مناسبی برای مدیریت این چالش‌ها باشد (Jamini, Javan & Atashbahar, 2025; Jamini, Komasi, Yazdi, Hanne & Coluccio, 2025). یکی از مهم‌ترین چالش‌های مناطق نمونه گردشگری روستایی وقوع مخاطرات محیطی از جمله سیل در این مقاصد گردشگری است که می‌تواند پیامدهای چند بعدی جانی، مالی، زیست محیطی و روانی را برای گردشگران و جامعه محلی به همراه داشته باشد (Javan et al., 2025). با توجه به اهمیت پهنه‌بندی خطر در فضاها، مختلف جغرافیایی مطالعات مختلفی در خصوص آن صورت گرفته است که در ادامه به نتایج چند مطالعه مهم اشاره شده است.

کیم و نیومن (Kim & Newman, 2019) و چن و همکاران (Chen et al., 2019) در خصوص پهنه‌بندی خطر سیل در فضاها، مختلف شهری در کشورهای هلند، آمریکا و چین به این نتیجه رسیده‌اند که مناطق مختلف در برابر این مخاطره در شرایط گوناگونی قرار دارند و با توجه به اثرات نامطلوب سیل بر محیط طبیعی و انسانی، مدیریت این مخاطره، ضروری است و نیاز است از روش‌ها و ابزارهای جدید برای پهنه‌بندی مناطق مختلف در برابر مخاطرات محیطی استفاده شود.

نتایج پژوهش چودری و همکاران (Chaudhary et al., 2024) با هدف پهنه‌بندی خطر سیل در حوزه آبخیز دره کاتماندو در کشور نپال با استفاده از رویکرد فرآیند سلسله مراتبی تحلیلی (AHP) و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) و ۱۰ معیار (بارندگی، ارتفاع، شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)، انحناى زمین، کاربری/ پوشش زمین، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی، زمین‌شناسی و خاک) نشان داد حدود ۸۰ درصد محدوده مورد بررسی دارای حساسیت به سیل متوسط تا کم است و در مجموع به استثنای بخش محدودی از خط ساحلی محدوده مورد مطالعه خطر سیل چندان زیادی در این فضای جغرافیایی وجود ندارد.

صادقی و جوان (Sadeghi & Javan, 2024) در مطالعه‌ای اقدام به ارزیابی روستاهای گردشگری ایران (۹۸۰ روستا) از لحاظ آسیب‌پذیری ژئوفیزیکی با استفاده از سناریوهای فازی و معیارهای فاصله از (گسل‌های فعال، دشت‌های سیلابی، نقاط زمین‌لغزش و مناطق حفاظت‌شده)، بافت و دانه‌بندی خاک، شیب زمین و سازندهای زمین‌شناسی نموده‌اند. نتایج این مطالعه نشان داد در ایران روستاهای گردشگری زیادی در معرض خطرات ژئوفیزیکی قرار دارند. به این صورت که در سناریوهای بدبینانه، متعادل و خوش‌بینانه به ترتیب ۷۳/۱ درصد، ۳۶/۷ درصد، ۱۴/۳۸ درصد از نقاط روستایی در معرض خطر قابل توجهی قرار دارند. نتایج پژوهش ژانگ و همکاران (Zhang et al., 2024) در خصوص ارزیابی خطر سیل در شرق کشور با رویکرد یادگیری ماشین و استفاده از عوامل جغرافیایی (شامل هشت عنصر ارتفاع، شیب، میانگین بارندگی سالانه، داده‌های پوشش زمین، شاخص توان جریان، شاخص انتقال رسوب، شاخص رطوبت توپوگرافی و شاخص کنترل توپوگرافی)، پوشش گیاهی (شامل شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال‌شده رودخانه (شامل فاصله تا رودخانه) و زیرسطحی (شامل تراکم شبکه‌های خطوط لوله و نسبت سطح نفوذناپذیر)، به این نتیجه رسیده‌اند که ارتفاع و بارندگی مهم‌ترین عوامل مؤثر بر وقوع سیل هستند و در میان چهار ناحیه مورد بررسی حداقل ۸ درصد و حداکثر ۳۳ درصد از محدوده مورد مطالعه در کلاس‌های خطر زیاد و بسیار زیاد قرار دارد.

نتایج پژوهش شعبانی حسین آبادی و جمینی (Shabani Hosainabadi & Jamini, 2025) با هدف پهنه‌بندی منظر فرهنگی هورامان به لحاظ مخاطره سیل با استفاده ۱۲ معیار (شیب، بارش، تفرق پوشش گیاهی، تراکم رودخانه، شاخص موقعیت توپوگرافی، رواناب، شاخص قدرت جریان، فاصله از رودخانه، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، ارتفاع و خاک) و رویکرد همپوشانی فازی نشان داد ۳۴/۴۶ درصد از مساحت مورد بررسی در پهنه‌های خطر زیاد و بسیار زیاد قرار گرفته است و در میان ۳۱۹ روستای مورد مطالعه، ۲۸۲ روستا (معادل ۸۸/۴ درصد از کل روستاها) در پهنه‌های خطر زیاد و بسیار زیاد قرار گرفته‌اند.

اسدی و همکاران (Asadi, Shayestefar & Ganjaeian, 2026) در مطالعه‌ای با هدف کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت مخاطرات زیست‌محیطی نظیر سیلاب، زمین‌لغزش، تغییرات پوشش گیاهی، آتش‌سوزی‌ها و مدل‌سازی مسیر آلاینده‌ها در آبخوان‌ها در اکوسیستم‌های کوهستانی نشان دادند که ادغام داده‌های چندمنبعی با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی توانسته است پیش‌بینی‌هایی دقیق‌تر و سریع‌تر نسبت به روش‌های سنتی در خصوص در مدیریت مخاطرات زیست‌محیطی ارائه دهد. این قابلیت نه تنها موجب افزایش زمان واکنش و امکان صدور هشدارهای زودهنگام شده، بلکه زمینه‌ساز برنامه‌ریزی پیشگیرانه و کاهش خسارات جانی و مالی نیز شده است. نتایج پژوهش جوان و همکاران (Javan et al., 2025) با هدف پهنه‌بندی مخاطرات محیطی (خطر وقوع سیل) در مقاصد گردشگری در شهرستان سروآباد واقع در استان کردستان نشان داد از کل مساحت مورد بررسی (۱۰۴۴ کیلومتر مربع)، تنها ۱/۹۶ درصد در پهنه خطر زیاد و بسیار زیاد قرار دارد. همچنین نتایج صحت‌سنجی مدل نهایی پژوهش با استفاده از نمودار Omission و Predicted Area و منحنی ROC نشان داد مدل نهایی از دقت و عملکرد بالایی برخوردار بوده است و به خوبی توانسته است شهرستان سروآباد را به لحاظ وقوع سیلاب پهنه‌بندی نماید. صادقی و حاصلی (Sadeghi & Haseli, 2025) در مطالعه‌ای در خصوص ارزیابی آسیب‌پذیری مقاصد گردشگری روستایی در برابر مخاطره سیل در استان چهارمحال و بختیاری از شش معیار ارتفاع، شیب، زمین‌شناسی، پوشش اراضی، آبراهه، بارش و دو عملگر همپوشانی فازی OR و AND استفاده کرده‌اند. نتایج این مطالعه بر اساس سناریو بدبینانه نشان داد حدود ۹۸/۶ درصد از محدوده مورد مطالعه و ۱۴ روستا از ۱۸ روستای مقصد گردشگری، در پهنه پرخطر قرار گرفته‌اند. نتایج پژوهش گنجائیان و همکاران (Ganjaeian, Nosrati, Ebrahimi & Ghisarian, 2025) در خصوص ارزیابی

وضعیت آسیب‌پذیری روستاهای منطقه اورامان در برابر مخاطرات طبیعی (سه مخاطره زمین لغزش، زمین لرزه و سیلاب) با استفاده از رویکرد ترکیبی AHP-Fuzzy و معیارهای شیب، جهت شیب، ارتفاع، لیتولوژی، فاصله از گسل، فاصله از رودخانه، فاصله از جاده و کاربری اراضی نشان داد منطقه اورامان دارای پتانسیل آسیب‌پذیری بالایی در برابر مخاطرات طبیعی است و در این محدوده جغرافیایی، بخش مرکزی منطقه اورامان از جمله روستاهای برقرو، نی‌آباد، دگاگاه، ماضی‌بن، نسل و بوری‌در، دارای پتانسیل آسیب‌پذیری بالایی هستند.

صادقی و جوان (Sadeghi & Javan, 2025) در مطالعه‌ای با هدف بررسی آسیب‌پذیری روستاهای گردشگری ایران از لحاظ مخاطره زمین لغزش با استفاده از سامانه اطلاعات جغرافیایی و نه معیار شیب، ارتفاع، فرسایش، جنس خاک، نوع کاربری اراضی، بارش، فاصله از گسل، جاده و آبراهه، به این نتیجه رسیدند که ۶/۸ درصد مساحت کشور و ۱۴ درصد از روستاهای گردشگری ایران (۱۳۸ روستا از ۹۸۰ روستای مورد بررسی) در پهنه‌های با آسیب‌پذیری بسیار بالا و بالا قرار گرفته‌اند.

مرور ادبیات و سوابق پژوهش نشان می‌دهد مطالعات متعددی در خصوص پهنه‌بندی خطر سیل در مناطق مختلف انجام گرفته با این وجود در خصوص شناسایی روستاهای در معرض خطر سیل و به ویژه در مناطق گردشگری مطالعات اندکی انجام گرفته است. همچنین بررسی‌ها نشان می‌دهد در خصوص پهنه‌بندی مناطق گردشگری در معرض خطر سیل و به ویژه سکونتگاه‌های روستایی استقرار یافته در این مناطق با استفاده از زیربخش‌های هوش مصنوعی علی‌خصوص الگوریتم‌های یادگیری ماشین، خلأ مطالعاتی شدیدی وجود دارد. از این‌رو مطالعات حاضر به لحاظ موضوع و ابزار مورد استفاده تا حد زیادی دارای نوآوری است و می‌تواند مبنایی برای مطالعات در خصوص موضوع مورد بررسی در آینده باشد.

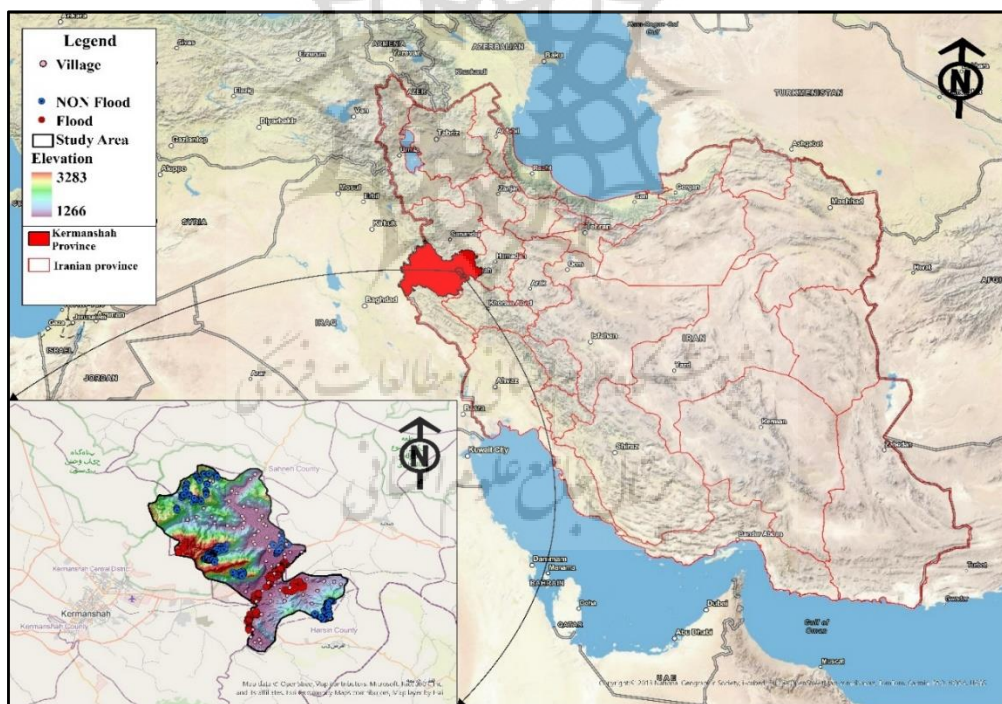
منطقه نمونه گردشگری بیستون یکی از مهم‌ترین مناطق نمونه گردشگری استان کرمانشاه است که در شهرستان هرسین قرار گرفته است. این منطقه، به واسطه برخورداری از جاذبه‌های طبیعی (کوه بیستون، رودخانه‌های سطحی، چشم‌اندازهای طبیعی بکر و زیبا، آب و هوای معتدل و ...) و انسانی (سنگ‌نوشته و آثار تاریخی پیرامون کوه بیستون، برگزاری جشنواره‌های محیطی، بافت روستایی سنتی و ...) همواره مورد توجه گردشگران بوده و ضمن قرار گرفتن در فهرست آثار ملی ایران، توسط سازمان یونسکو نیز، به ثبت جهانی رسیده است (General Directorate of Cultural Heritage, Tourism and Handicrafts of Kermanshah Province, 2025).

با توجه به استقرار ۶۰ نقطه روستایی و ۱۶۸۹۲ نفر جمعیت در این منطقه و همچنین بازدید تعداد قابل توجه گردشگران از این فضاهای جغرافیایی، مدیریت مخاطره سیل می‌تواند گام مهمی در پایدار این مقاصد گردشگری باشد. از مهم‌ترین اقداماتی که می‌توان در راستای مدیریت خطر سیل در منطقه نمونه گردشگری انجام داد، پهنه‌بندی خطر سیل با استفاده از روش‌های جدید از جمله هوش مصنوعی و زیرمجموعه‌های آن از جمله الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. زیرا به واسطه آن، با کم‌ترین هزینه می‌توان اقدامات مدیریتی لازم را برای کاهش خسارات ناشی از سیل انجام داد. با توجه به مطالب عنوان شده مهم‌ترین سوال‌های پژوهش حاضر عبارت‌اند از: پهنه‌بندی منطقه نمونه گردشگری بیستون به لحاظ مخاطره سیل با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در کلاس‌های مختلف خطر به چه صورتی است؟ چند درصد از نقاط روستایی، جمعیت و خانوارهای ساکن در سکونتگاه‌های روستایی منطقه نمونه گردشگری بیستون در کلاس‌های خطر زیاد و بسیار زیاد قرار دارند؟ و عملکرد کدام الگوریتم برای پهنه‌بندی خطر سیل در منطقه نمونه گردشگری بیستون مناسب‌تر است؟

منطقه مورد مطالعه

منطقه نمونه گردشگری بیستون در شهرستان هرسین و استان کرمانشاه قرار گرفته است. این منطقه نمونه گردشگری به واسطه مجموعه آثار جهانی بیستون (سنگ‌نوشته بیستون، آثار تاریخی پیرامون کوه بیستون، سراب و کوه بیستون و ...) در فهرست آثار ملی ایران قرار گرفته و توسط سازمان یونسکو نیز، به ثبت جهانی رسیده است (General Directorate of Cultural Heritage, Tourism and Handicrafts of Kermanshah Province, 2025).

این منطقه نمونه گردشگری به واسطه جذابیت‌های طبیعی و انسانی در تمامی فصول سال پذیرای تعداد قابل توجهی از گردشگران داخلی و خارجی است. همچنین به دلیل شرایط آب و هوای مناسب و اراضی حاصلخیز این فضای جغرافیایی، تعداد قابل توجهی از جمعیت (شهری و روستایی) در این منطقه ساکن هستند. در شکل زیر موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه نمایش داده شده است (شکل ۱). به طور کلی الگوی ارتفاعی این ناحیه میان ۱۲۷۰ تا حدود ۳۲۰۰ متر متغیر است و بدین ترتیب آن را به پهنه‌ای کوهستانی - کوهپایه‌ای با اختلاف ارتفاع زیاد تبدیل کرده است. ارتفاعات میانی تا بالایی (به‌ویژه محدوده‌های واقع در ارتفاع ۱۸۰۰ تا ۲۵۰۰ متر) بخش وسیعی از شمال و شمال غرب منطقه را تشکیل می‌دهند در حالی که نواحی کم ارتفاع‌تر بیشتر در جنوب و جنوب شرقی واقع شده‌اند. میزان بارش سالیانه در این پهنه جغرافیایی بین ۳۹۷ تا ۵۳۵ میلیمتر در نوسان است. بارش‌ها بیشتر در بخش‌های مرکزی و تا حدودی شمال غربی مشاهده می‌شوند و در مقابل، کم‌بارش‌ترین پهنه‌ها در جنوب و جنوب شرقی واقع شده‌اند. این الگوی بارشی با توزیع ارتفاعی همخوان است و سبب ایجاد تفاوت‌های اکولوژیک و هیدرولوژیک در سطح منطقه شده است. در ارتباط با شیب زمین، این محدوده متشکل از شیب‌های بسیار ملایم (۰ تا ۸ درجه) تا شیب‌های تند و کوهستانی (تا حدود ۷۵ درجه) است. شیب‌های کم تا متوسط بیشتر در بخش‌های جنوبی و دشتی قرار دارند در حالی که شیب‌های شدید مرتبط با ناهمواری‌های کوهستانی بوده و در شمال و غرب منطقه قرار گرفته‌اند. مجموع این سه پارامتر نشان می‌دهد که منطقه نمونه گردشگری بیستون یک واحد توپوگرافی - اقلیمی ناهمگون است که در آن ارتفاعات و شیب‌های زیاد در کنار الگوی بارش متغیر، نقش مهمی را در شکل‌گیری مخاطرات طبیعی مانند سیلاب دارند.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه در استان کرمانشاه و ایران

Fig. 1. Geographical location of the study area in Kermanshah province and Iran

مواد و روش‌ها

پژوهش حاضر با هدف کلی کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین به عنوان زیربخشی از هوش مصنوعی در مدیریت مخاطرات محیطی با تأکید بر خطر سیلاب در منطقه نمونه گردشگری بیستون انجام شده است. برای دستیابی به هدف اصلی پژوهش با توجه

به ماهیت پیچیده و چندعلتی سیلاب، از یک چارچوب ترکیبی مبتنی بر بازدید میدانی، سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS)، داده‌های سنجش از دور و الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده شده است. استفاده از داده‌های مکانی متنوع و مدل‌های قدرتمند تصمیم‌گیری در قالب الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظیر CART و Simple Random Forest، امکان شناسایی دقیق نواحی مستعد سیلاب و تحلیل عوامل مؤثر در وقوع آن را فراهم ساخته است. در مجموع مراحل انجام تحقیق به شرح زیر است:

در ابتدا، با هدف درک بهتر از سازوکار سیلاب و عوامل مؤثر بر آن، مطالعات پیشین داخلی و خارجی بررسی شدند. تمرکز اصلی این مرحله، بر تحلیل روش‌های مورد استفاده در پژوهش‌های گذشته در زمینه پهنه‌بندی خطر سیلاب، استفاده از داده‌های ماهواره‌ای، مدل‌های ارتفاعی و روش‌های هوشمند تصمیم‌گیری بود. خروجی این مرحله، شناسایی اولیه پارامترهای محیطی و مکانی مؤثر در وقوع سیلاب بود.

در ادامه، بر اساس مرور منابع و همچنین اخذ نظرات کارشناسان و محققان حوزه‌های علوم جغرافیایی، منابع طبیعی، محیط زیست، سنجش از دور و مدیریت بحران، در میان عوامل مختلف و متعدد مؤثر بر وقوع سیلاب، ۱۳ متغیر کلیدی به‌عنوان ورودی مدل در نظر گرفته شد. این متغیرها طیف وسیعی از عوامل توپوگرافی، هیدرولوژیکی، پوششی و زیرساختی را شامل می‌شوند که در جدول زیر نمایش داده شده‌اند (جدول ۱).

جدول ۱- عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب و شیوه استخراج آن‌ها

Table 1- Factors affecting flood occurrence and their extraction method

ردیف Row	عامل Factor	معیار Criteria	منبع / ابزار استخراج Source/Extraction Tool
1	ارتفاع Elevation	توپوگرافی Topography	مأموریت توپوگرافی رادار شاتل (GEE) SRTM (GEE)
2	شیب Slope	توپوگرافی Topography	مشتق شده از DEM Derived from DEM
3	جهت شیب Aspect	توپوگرافی Topography	مشتق شده از DEM Derived from DEM
4	انحنای سطح Plan	ژئومورفومتری Geomorphometry	مشتق شده از DEM Derived from DEM
5	انحنای مقطع Profile	ژئومورفومتری Geomorphometry	مشتق شده از DEM Derived from DEM
6	شاخص کلی انحنای Curvature	ژئومورفومتری Geomorphometry	مشتق شده از DEM Derived from DEM
7	تراکم رودخانه River density	هیدرولوژیکی Hydrological	تراکم خط (ArcGIS Pro) Line Density (ArcGIS Pro)
8	شاخص پوشش گیاهی Vegetation index	پوششی Covering	استخراج شده از تصاویر لندست ۸ Extracted from Landsat 8 images
9	میانگین بارش سالانه Average annual precipitation	اقلیمی Climatic	داده‌های ایستگاه هواشناسی Weather station data
10	کاربری اراضی Land Use	انسانی Human	استخراج شده از پروداکت سنیتل ۲ Extracted from Sentinel2 product
11	فاصله از جاده Distance from Road	زیرساختی Infrastructure	استخراج شده از ژئودیتا بیس‌های موجود Extracted from existing geodatabases
12	فاصله از رودخانه Distance from River	هیدرولوژیکی Hydrological	استخراج شده از ژئودیتا بیس‌های موجود Extracted from existing geodatabases
13	تراکم جاده Road density	زیرساختی Infrastructure	تراکم خط (ArcGIS Pro) Line Density (ArcGIS Pro)

تهیه داده‌های وقوع سیلاب و نمونه‌برداری

به‌منظور تولید لایه نقاط وقوع سیلاب، از تصاویر راداری Sentinel-1 استفاده شده است. بازه زمانی مورد بررسی در این تحقیق، شامل سه دوره کلیدی قبل، حین و بعد وقوع سیلاب در سال ۲۰۱۹ میلادی بود. تاریخ قبل و حین وقوع سیل مصادف با ۱ فروردین الی ۱۳ فروردین و تاریخ بعد از وقوع سیل نیز ۱۷ فروردین الی ۲۵ فروردین سال ۱۳۹۸ در نظر گرفته شده است. با استفاده از روش‌های پردازش سری زمانی تصاویر راداری در محیط Google Earth Engine، نواحی تحت تأثیر سیلاب استخراج شدند. سپس، برای اطمینان از دقت داده‌ها، ۳۰۰ نقطه سیلابی استخراج شده، با بازخورد کارشناسان محلی و مصاحبه با جامعه محلی نقاط سیلابی صحت‌سنجی شدند. در مجموع، ۶۰۰ نقطه نمونه شامل نقاط سیلابی و غیرسیلابی تهیه گردید. تفکیک این نقاط به صورت تصادفی بوده و به این صورت بوده است که ۸۰ درصد آن‌ها برای آموزش (۴۸۰ نقطه) و ۲۰ درصد برای آزمون مدل (۱۲۰ نقطه) در نظر گرفته شده‌اند.

پردازش داده‌ها و تولید لایه‌های مکانی

همان‌طور که قبلاً ذکر شد (جدول ۱)، داده‌های مکانی از منابع مختلف تهیه و پردازش شدند. مراحل آماده‌سازی داده‌ها شامل برش محدوده مورد مطالعه، هم‌مرجع‌سازی، فیلترگذاری، محاسبه شاخص‌ها، نرمال‌سازی و تبدیل به فرمت قابل‌استفاده در مدل‌های یادگیری ماشین بوده است. نرم‌افزارهای ArcGIS Pro و Google Earth Engine به‌عنوان محیط‌های اصلی تحلیل داده‌های مکانی و ماهواره‌ای مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

تعیین میزان اهمیت عوامل مؤثر بر وقوع سیل

در این پژوهش، تعیین میزان اهمیت عوامل مؤثر بر وقوع سیل بر اساس اهمیت نسبی آن‌ها در مدل Random Forest صورت گرفته است.

پیاده‌سازی مدل‌های یادگیری ماشین و ارزیابی عملکرد مدل‌ها

در این مرحله، از دو الگوریتم زیر استفاده شد:

CART: مدل درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون (CART) توسط بریمن و همکاران در سال ۱۹۸۴ معرفی شد. ایده اصلی این مدل، تقسیم داده‌ها به بخش‌های کوچکتر است، به‌طوری که این بخش‌ها حاوی اطلاعات تا حد امکان تفکیک‌شده باشند (Yousefi, 2022). مراحل الگوریتم CART به این نحو است که در ابتدا کار با تمامی داده‌ها در ریشه درخت (گره‌ای که در رأس درخت تصمیم قرار دارد) شروع می‌شود. این روش در ابتدا با استفاده از معیارهای تعیین شده تمامی داده‌ها را به‌صورتی بازگشت‌پذیر تقسیم می‌کند. سپس تمامی متغیرهای پیشگو را مورد بررسی قرار می‌دهد تا مشخص کند کدام یک بهترین تقسیم را داشته‌اند. پس از آن داده‌های ورودی براساس متغیرهای مستقلی که اهمیت بیشتری دارند تقسیم می‌شوند. این کار تا زمانی که برگ‌ها شامل داده‌هایی شوند که همگونی زیادی با یکدیگر دارند، ادامه می‌یابد (Nazariani & Fallah, 2023; Mirchooli, 2024). (Gholami & Boroughani, 2024).

Simple Random Forest: الگوریتم Simple RF نسخه ساده‌سازی شده الگوریتم Random Forest است. این روش از چندین درخت تصمیم ساخته می‌شود، اما تعداد درخت‌ها، عمق درخت‌ها و پیچیدگی انتخاب ویژگی‌ها، محدودتر است. این الگوریتم راه‌حل‌های ساده را به جای راه‌حل‌های پیچیده انتخاب می‌کند (Vandana, Chandravanshi & Akhtar, 2018; Somraj Mupparaju, 2025). (Karanayil & Soundararajan, 2025).

در این پژوهش، مدل CART با استفاده از تابع ee.Classifier.smileCart در محیط Google Earth Engine اجرا شد و حالت خروجی آن روی Regression تنظیم گردید. معیار تقسیم گره‌ها در CART بر اساس کاهش واریانس تعیین شد و عمق درخت به صورت خودکار توسط الگوریتم انتخاب شد.

همچنین مدل Simple Random Forest با استفاده از تابع ee.Classifier.smileRandomForest(20) در محیط Google Earth Engine اجرا شد. به طوری که تعداد درخت‌ها برابر با ۲۰ عدد تعیین گردید که هر یک از آن‌ها یک مدل جداگانه را تهیه نموده و در نهایت، پیش‌بینی نهایی میانگین خروجی تمام درخت‌ها بود. در مجموع در این مطالعه، لایه‌های مکانی به‌همراه نقاط آموزشی به مدل‌ها داده شد و در نهایت نقشه احتمال وقوع سیلاب تولید گردید.

برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، از منحنی ROC، مساحت زیر منحنی (AUC) و ضریب همبستگی پیرسون استفاده گردید. این شاخص‌ها توانایی مدل‌ها را در تشخیص صحیح مناطق دارای سیلاب و فاقد سیلاب برآورد می‌کنند. مقدار AUC نزدیک به عدد ۱ نشان‌دهنده دقت بالای مدل است. همچنین، سایر معیارهای کیفی مانند دقت^۱، حساسیت^۲ و خاصیت^۳ در تحلیل مدل‌ها مورد توجه قرار گرفتند.

تولید نقشه نهایی و تحلیل پهنه‌بندی

نقشه‌های حاصل از الگوریتم‌های CART و Simple RF در محیط ArcGIS Pro تلفیق و دسته‌بندی شدند. خروجی مدل‌ها به پنج کلاس خطر (از خیلی کم تا خیلی زیاد) تقسیم شد. سپس این نقشه‌ها با نقشه‌های مرجع و مشاهدات میدانی تطبیق داده شدند تا قابلیت کاربرد آن‌ها در برنامه‌ریزی مدیریت سیلاب، مدیریت بحران، برنامه‌ریزی توسعه گردشگری و توسعه پایدار شهری و روستایی مورد سنجش قرار گیرد و در این خصوص تحلیل‌های لازم صورت گیرد.

نتایج و بحث

همان‌طور که در بخش روش تحقیق ذکر شد، در راستای دستیابی به هدف اصلی پژوهش، ابتدا داده‌های راداری سنجنده Sentinel-1 جهت شناسایی و استخراج نقاطی که در تاریخ وقوع سیل (۱۲ فروردین ۱۳۹۸) تحت تأثیر قرار گرفته بودند، مورد استفاده قرار گرفت. این داده‌ها به دلیل توانایی بالای آن‌ها در نفوذ از میان ابر و ثبت اطلاعات سطح زمین در شرایط جوی نامناسب، ابزار مناسبی برای استخراج دقیق نواحی دچار آب‌گرفتگی به‌شمار می‌آیند. پس از استخراج این نقاط، برای پهنه‌بندی خطر سیلاب در منطقه نمونه گردشگری بیستون، اقدام به تهیه نقشه عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب (مانند شیب، کاربری اراضی، فاصله از رودخانه و ...) شده است. در ادامه بر اساس معیارهای منتخب نقشه‌های مربوط به هر یک از آن‌ها تهیه شده است.

در شکل‌های ۲ تا ۴، پارامترهای توپوگرافی مؤثر بر وقوع سیلاب ترسیم شده است. توزیع ارتفاع در منطقه نمونه گردشگری بیستون در شکل ۲ نمایش داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بخش‌های شمالی و شمال‌غربی منطقه دارای ارتفاعات بیشتری (بین ۲۵۲۱ تا ۳۲۸۳ متر) بوده و این نواحی عمدتاً کوهستانی هستند. در مقابل، ارتفاعات پایین‌تر (بین ۱۲۶۶ تا ۱۵۰۲ متر) در نواحی جنوبی و شرقی محدوده مورد مطالعه قرار دارند. این توزیع ارتفاعی بیانگر شیب عمومی از شمال‌غرب به جنوب‌شرق است که تأثیر به‌سزایی در جهت جریان رواناب‌ها، پوشش گیاهی، و شرایط اقلیمی محلی دارد. توزیع شیب در محدوده مورد مطالعه در شکل ۳، نمایش داده شده است. یافته‌ها نشان می‌دهد مناطق دارای شیب زیاد (بیشتر از ۱۸ درجه) که عمدتاً با نواحی کوهستانی و ارتفاعات بالا هم‌پوشانی دارند و در شمال‌غرب و بخش‌هایی از مرکز منطقه مشاهده می‌شوند، نقش تعیین‌کننده‌ای را در تشدید سرعت جریان‌های سطحی دارند. در این نواحی، به دلیل شیب تند، نفوذپذیری سطح کاهش یافته و فرصت جذب آب باران توسط خاک کمتر می‌شود. در نتیجه، سیلاب‌ها با شدت و سرعت بیشتری به سمت پایین‌دست هدایت می‌شوند. این شرایط می‌تواند به ایجاد سیلاب‌های لحظه‌ای یا ناگهانی در پایاب حوضه منجر شود. در مقابل، نواحی دارای شیب ملایم‌تر (کمتر از ۸ درجه) که عمدتاً در دشت‌ها و نواحی جنوبی و شرقی منطقه پراکنده‌اند، با کاهش سرعت جریان و فراهم‌سازی فرصت برای نفوذ آب به داخل خاک، نقش مهمی در تجمع رواناب و افزایش پتانسیل سیلاب‌خیزی محلی ایفا می‌کنند. در این مناطق، اگر ظرفیت زهکشی طبیعی یا

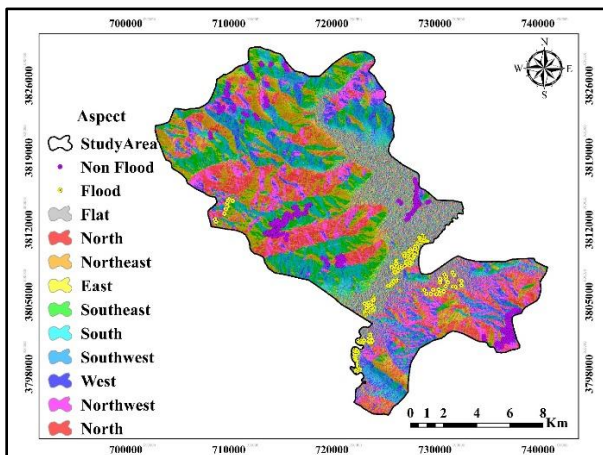
1- Accuracy

2- Sensitivity

3- Specificity

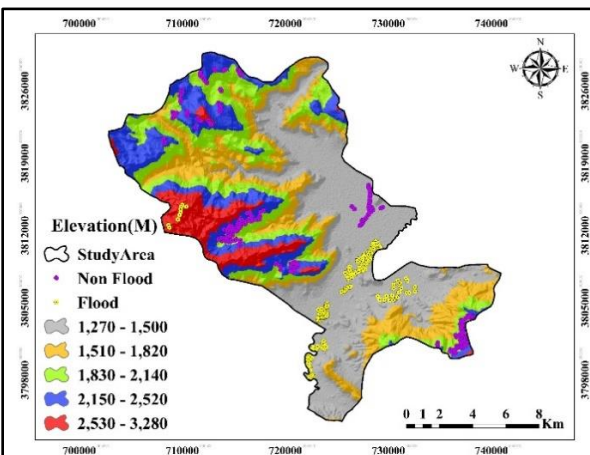
مصنوعی کافی نباشد، آب ناشی از بارندگی‌های شدید به راحتی در سطح جمع شده و می‌تواند به آب‌گرفتگی، تخریب اراضی زراعی و تهدید سکونتگاه‌های انسانی منجر گردد. در شکل ۴، جهت شیب در منطقه نمونه گردشگری بیستون ترسیم شده است. جهت شیب تأثیر مستقیم و غیرمستقیمی بر رفتار رواناب و مخاطراتی همچون سیلاب دارد. جهت‌های شیب بر تابش خورشیدی، دمای خاک، رطوبت سطحی، نوع و تراکم پوشش گیاهی اثر می‌گذارند، که همگی در شدت و الگوی رواناب سطحی نقش دارند. جهت‌های شمالی، به دلیل دریافت کمتر تابش خورشید، معمولاً خنک‌تر و مرطوب‌ترند. در این نواحی، به‌ویژه اگر با شیب زیاد همراه باشند، خاک ظرفیت بیشتری برای جذب و نگهداشت رطوبت دارد، که باعث کاهش تولید رواناب و در نتیجه کاهش خطر سیلاب می‌شود. همچنین رشد پوشش گیاهی در این جهات معمولاً مطلوب‌تر بوده و پوشش گیاهی متراکم می‌تواند باعث افزایش نفوذپذیری خاک و کاهش فرسایش و رواناب سطحی گردد. در مقابل، جهت‌های جنوبی و جنوب‌غربی که بیشترین تابش را دریافت می‌کنند، مستعد افزایش دما، خشکی سطحی و کاهش رطوبت خاک هستند. این شرایط موجب کاهش نفوذ آب باران و افزایش حجم و شدت رواناب سطحی می‌شود. اگر این جهات با شیب‌های زیاد همراه باشند، سرعت حرکت رواناب بیشتر شده و خطر سیلاب‌های ناگهانی و فرسایش شدید به‌مراتب بالاتر خواهد بود. جهات شرقی و غربی نیز بسته به زمان تابش خورشید و نوع پوشش، شرایط متغیری دارند. در ساعات اولیه روز، شیب‌های شرقی سریع‌تر گرم می‌شوند و ممکن است منجر به ذوب برف یا افزایش تبخیر شوند، در حالی که دامنه‌های غربی در ساعات بعد از ظهر گرم‌تر می‌شوند و اگر با بارش همزمان شوند، می‌توانند جریان‌های سریع‌تری ایجاد کنند.

در ادامه نقشه مربوط به پارامترهای ژئومورفومتری مؤثر بر وقوع سیلاب تهیه شده است (شکل ۵ تا ۷). در محدوده مورد مطالعه نقشه شاخص انحنا در سطح نشان می‌دهد (شکل ۵) که مناطق با مقادیر منفی شاخص انحنا اغلب در امتداد دره‌ها، خطوط جریان طبیعی و پای دامنه‌ها قرار دارند. این نواحی که حالت مقعر دارند، تمایل به تمرکز رواناب دارند و به‌طور طبیعی، کانون‌های مستعد تشکیل سیلاب‌های متمرکز هستند. در مقابل، مناطقی با شاخص انحنا مثبت که معمولاً در قسمت‌های مرتفع و دامنه‌ها دیده می‌شوند، نشان‌دهنده محدب بودن سطح زمین هستند که رواناب را به اطراف پراکنده می‌کنند و معمولاً نقش کمتری در تجمع آب ایفا می‌کنند، اما می‌توانند باعث هدایت سریع رواناب به پایین‌دست شوند. وجود نقاط قرمز رنگ مربوط به سیلاب در مجاورت نواحی با شاخص انحنا منفی، دلالت بر همبستگی بالای این پارامتر با وقوع سیلاب دارد. شاخص انحنا مقطع در امتداد شیب و در راستای جریان آب اهمیت دارد، زیرا نشان می‌دهد که چگونه سرعت جریان ممکن است در یک منطقه افزایش یا کاهش یابد. یافته‌ها در خصوص شاخص انحنا مقطع نشان می‌دهد (شکل ۶) نواحی با انحنا مقطع منفی اغلب در پایین‌دست دامنه‌ها و در امتداد مسیل‌های طبیعی واقع شده‌اند. این مناطق باعث کاهش سرعت جریان و افزایش تجمع رواناب می‌شوند و در نتیجه، از نظر خطرپذیری سیلاب بسیار حساس هستند. از سوی دیگر، مناطقی با انحنا مقطع مثبت در قسمت‌های شیب‌دار دیده می‌شوند که باعث افزایش سرعت جریان و هدایت رواناب به سمت پایین‌دست می‌شوند و می‌توانند در تقویت پویایی سیلاب نقش داشته باشند. شاخص انحنا مقطع، انحنا افقی سطح زمین را نشان می‌دهد و مشخص می‌کند که آیا رواناب به صورت جانبی همگرا یا واگرا می‌شود. یافته‌ها در خصوص این معیار نشان می‌دهد (شکل ۷) مناطق با انحنا مقطع منفی (رنگ‌های سبز تا آبی) گویای این مطلب هستند که زمین حالت مقعر در عرض دارد و بنابراین، رواناب‌ها به سمت یکدیگر همگرا شده و در این مناطق تمرکز می‌یابند. این شرایط، به‌ویژه در نقاط هم‌جوار با مسیل‌ها یا دره‌ها، پتانسیل وقوع سیلاب را به‌طور قابل‌توجهی افزایش می‌دهد. این هم‌پوشانی با نقاط قرمز گزارش‌شده، تأییدکننده اهمیت انحنا مقطع در تحلیل خطر سیلاب است. در مقابل، نواحی با انحنا مقطع مثبت، با ماهیت محدب، تمایل به پراکندگی جریان دارند و از نظر سیلاب‌خیزی در اولویت کمتری قرار دارند، هرچند در صورت ترکیب با شیب تند، رواناب را به‌سرعت به نواحی حساس‌تر منتقل می‌کنند.



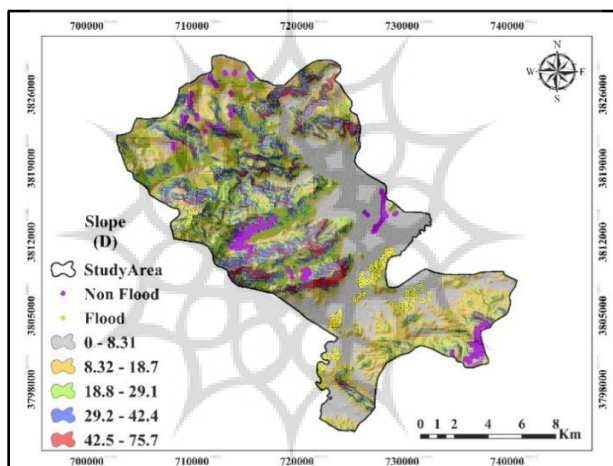
شکل ۳- نقشه شیب محدوده مورد مطالعه

Fig.3. Slope map of the study area



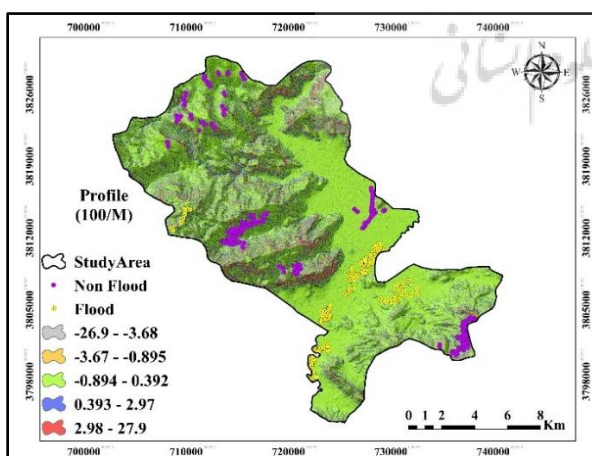
شکل ۲- نقشه ارتفاع محدوده مورد مطالعه

Fig.2. Elevation map of the study area



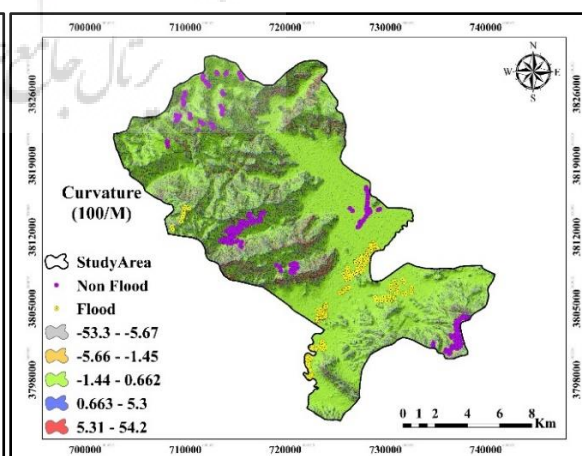
شکل ۴- نقشه جهت شیب محدوده مورد مطالعه

Fig. 4. Aspect map of the study area



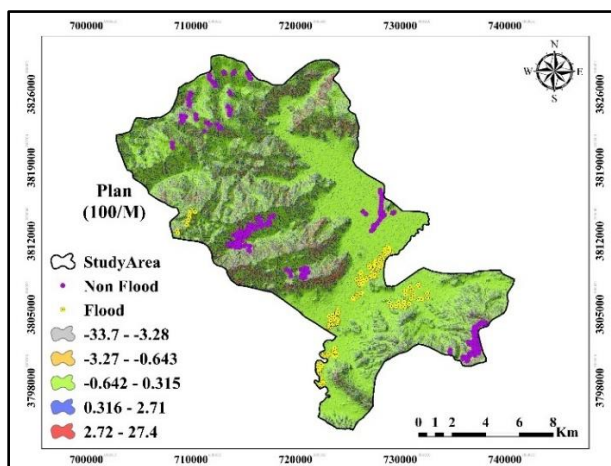
شکل ۶- نقشه انحنا مقطع در محدوده مورد مطالعه

Fig.6. Cross-section curvature map of study area



شکل ۵- نقشه انحنا در محدوده مورد مطالعه

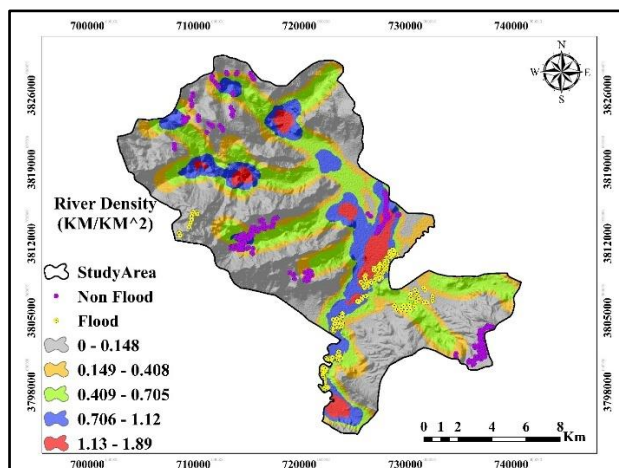
Fig.5. Curvature map of study area



شکل ۷- نقشه انحنای سطح در منطقه مورد مطالعه

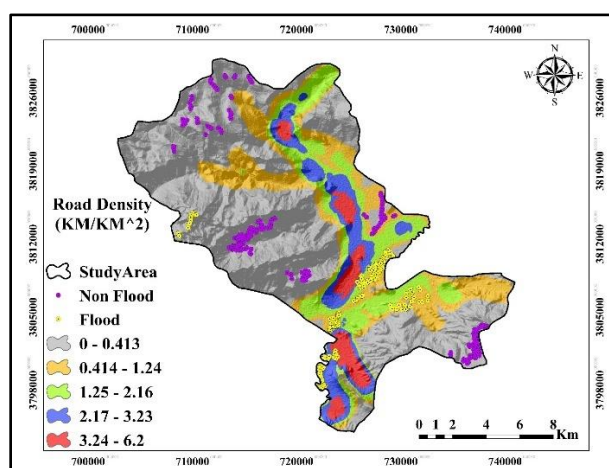
Fig. 7. Surface curvature map of study area

در ادامه نقشه‌های مربوط به پارامترهای زیرساختی و هیدرولوژیکی مؤثر بر وقوع سیلاب تهیه شده است (شکل ۸ تا ۱۱). بررسی وضعیت تراکم جاده (شکل ۸) نشان می‌دهد بخش‌های جنوب غربی، مرکزی و حاشیه شرقی منطقه با رنگ‌های آبی روشن تا تیره مشخص شده‌اند که نشان‌دهنده تراکم بالای جاده‌ها هستند. این نواحی به واسطه وجود زیرساخت‌های حمل‌ونقل گسترده، دارای سطح پوشیده از مصالح نفوذناپذیر هستند که موجب کاهش نفوذ بارش به خاک و افزایش سرعت تولید رواناب سطحی می‌شود. همچنین، حضور گسترده جاده‌ها می‌تواند باعث قطع مسیرهای طبیعی زهکشی‌ها شده و منجر به تجمع آب و جاری شدن سیلاب‌های ناگهانی گردد. این موضوع در مناطقی که با نقاط قرمز (رخدادهای سیلاب) هم‌پوشانی دارند، اهمیت بیشتری می‌یابد. یافته‌ها در خصوص تراکم رودخانه‌ها نشان می‌دهد (شکل ۹) نواحی با رنگ‌های آبی روشن و تیره مانند دامنه‌های شمالی و مرکزی منطقه، دارای بیشترین تراکم شبکه رودخانه‌ای هستند. این امر بیانگر آن است که شبکه زهکشی در این نواحی به شدت توسعه یافته و امکان انتقال سریع رواناب وجود دارد. چنین شرایطی در زمان بارش‌های شدید می‌تواند منجر به افزایش شدت و شتاب جریان سیلاب‌ها گردد. به‌ویژه در نواحی با شیب زیاد یا پوشش گیاهی ضعیف، ترکیب تراکم بالای رودخانه با بارش شدید به سرعت باعث سیلاب‌های ناگهانی و پرحجم خواهد شد. از سوی دیگر، نواحی با رنگ قرمز و نارنجی (تراکم پایین رودخانه) عمدتاً در حاشیه جنوبی و غربی منطقه قرار دارند. یافته‌ها در خصوص معیار فاصله از جاده نشان می‌دهد (شکل ۱۰) مناطق نزدیک‌تر به جاده‌ها بیشتر در مناطق جنوبی، شرقی، شمال شرقی و مرکزی منطقه قرار گرفته‌اند. این نزدیکی به جاده‌ها از یک‌سو ممکن است باعث افزایش سرعت تخلیه رواناب شود، اما از سوی دیگر، در صورت وقوع سیلاب، زیرساخت‌های حمل‌ونقل در معرض خطر مستقیم خواهند بود. جاده‌ها در مناطق با نفوذپذیری پایین، می‌توانند به عنوان موانع جریان عمل کرده و موجب تجمع آب و آسیب به حاشیه راه‌ها و روستاهای اطراف شوند. بنابراین، مناطق نزدیک به جاده‌ها در مناطق پست و همزمان با شیب ملایم یا سطح وسیع، نیازمند تدابیر حفاظتی بیشتری هستند. یافته‌ها در خصوص معیار فاصله از رودخانه نشان می‌دهد (شکل ۱۱)، نواحی با رنگ‌های قرمز و نارنجی که فاصله کمی با رودخانه دارند، بیشترین خطر را در برابر طغیان رودخانه‌ها در مواقع بارندگی شدید دارند. این نواحی، که در امتداد بستر رودخانه‌های دائمی و فصلی قرار دارند، مستعد پخش سیلاب و فرو رفتن در جریان‌های پرحجم آب هستند. به‌ویژه در جنوب غرب، شمال و مرکز منطقه، جایی که این نواحی با تراکم بالای رودخانه هم‌پوشانی دارند، باید به عنوان مناطق بحرانی در نظر گرفته شوند. در مقابل، نواحی دور از رودخانه‌ها اگرچه از خطر طغیان مستقیم در امان هستند، ولی در صورت عدم زهکشی مناسب می‌توانند دچار آب‌ماندگی و سیلاب‌های ایستا شوند.



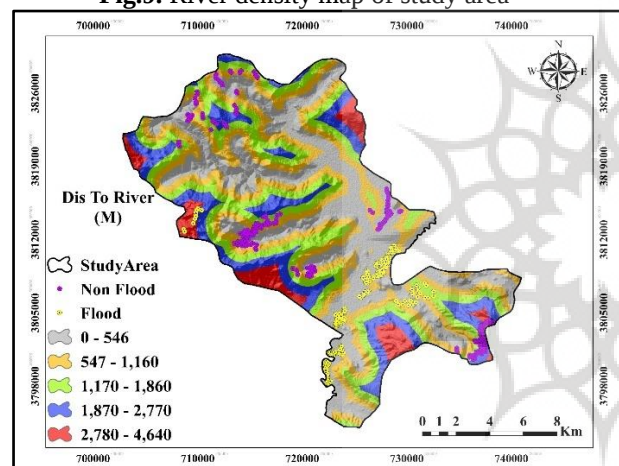
شکل ۹- نقشه تراکم رودخانه در محدوده مورد مطالعه

Fig.9. River density map of study area



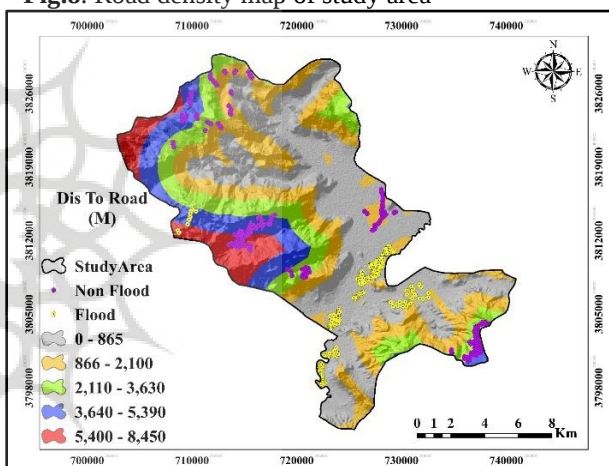
شکل ۸- نقشه تراکم جاده در محدوده مورد مطالعه

Fig.8. Road density map of study area



شکل ۱۱- نقشه فاصله از رودخانه در محدوده مورد مطالعه

Fig.11. River distance map of study area

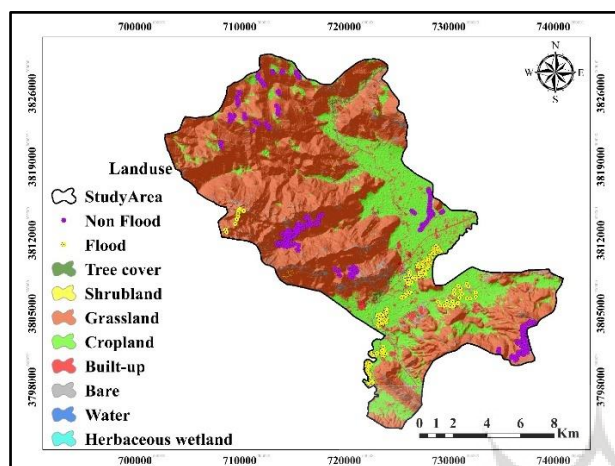


شکل ۱۰- نقشه فاصله از جاده در محدوده مورد مطالعه

Fig.10. Road distance map of study area

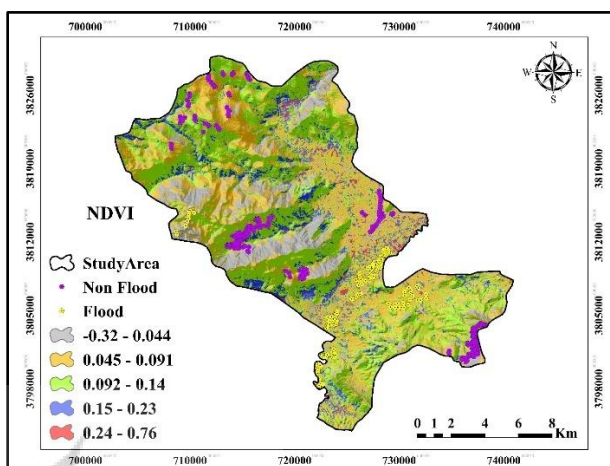
در ادامه یافته‌های حاصل از بررسی پارامترهای انسانی، پوششی و اقلیمی مؤثر بر سیلاب ارائه شده است (شکل ۱۲ تا ۱۴). یافته‌های در خصوص شاخص پوشش گیاهی نشان می‌دهد (شکل ۱۲)، مناطق با پوشش گیاهی متراکم بیشتر در نواحی شمالی، شمال غربی و بخش‌هایی از مرکز منطقه قرار دارند. این نواحی با دارا بودن شاخص NDVI بالا (نزدیک به ۰/۵۲)، نشان‌دهنده وضعیت مناسب پوشش گیاهی هستند. چنین مناطقی معمولاً ظرفیت بالاتری در جذب آب باران، کاهش رواناب سطحی و ممانعت از وقوع سیلاب دارند. در مقابل، نواحی جنوب شرقی، غرب و بخش‌هایی از مرکز، شاخص NDVI پایین‌تری دارند و نشان‌دهنده کاهش یا فقدان پوشش گیاهی مؤثر هستند. این وضعیت در صورت وقوع بارش شدید، احتمال تولید رواناب و وقوع سیلاب را افزایش می‌دهد. یافته‌ها حاصل از بررسی معیار کاربری اراضی در محدوده مورد مطالعه نشان می‌دهد (شکل ۱۳)، اراضی کشاورزی، باغی، مناطق ساختمانی، اراضی بایر، جنگل‌ها و مراتع در سراسر منطقه پراکنده‌اند. بخش‌های جنوبی و جنوب شرقی منطقه که با رنگ‌های صورتی، زرد و قرمز نشان داده شده‌اند، عمدتاً شامل مناطق ساختمانی، اراضی کشاورزی و بایر هستند. این نوع کاربری‌ها، به‌ویژه در صورت همراهی با پوشش گیاهی ضعیف، منجر به کاهش نفوذپذیری خاک و افزایش پتانسیل رواناب سطحی می‌شوند. در مقابل، مناطق دارای جنگل و مرتع در شمال منطقه، با دارا بودن پوشش گیاهی متراکم و کاربری طبیعی، نقش مهمی در جذب رواناب و کنترل

جریان آب دارند. یافته‌ها در خصوص شاخص بارش سالانه نشان می‌دهد (شکل ۱۴) مناطق قرمز و نارنجی کم‌بارش‌ترین بخش‌ها در محدوده مورد مطالعه هستند. در مقابل، نواحی آبی و بنفش بیشترین میزان بارش را دارند و به‌عنوان پهنه‌های پربارش منطقه شناخته می‌شوند. همچنین مناطق سبز رنگ دارای بارش متوسط بوده و حالتی میانی میان دو پهنه کم‌بارش و پربارش دارند.



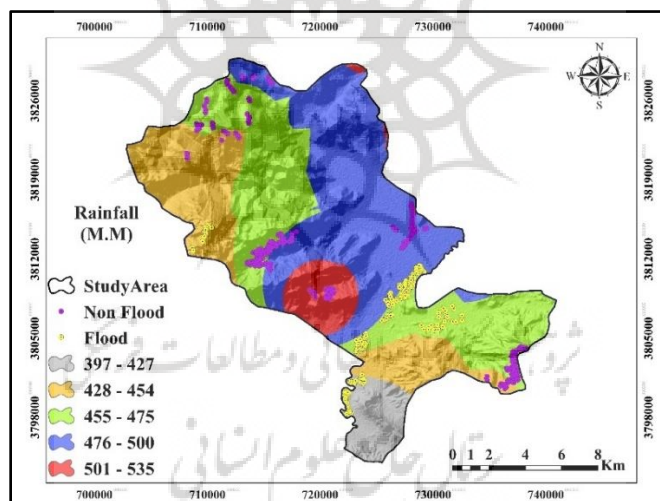
شکل ۱۳- نقشه کاربری اراضی محدوده مورد مطالعه

Fig.13. Land use map of the study area



شکل ۱۲- نقشه پوشش گیاهی محدوده مورد مطالعه

Fig.12. Vegetation map of the study area



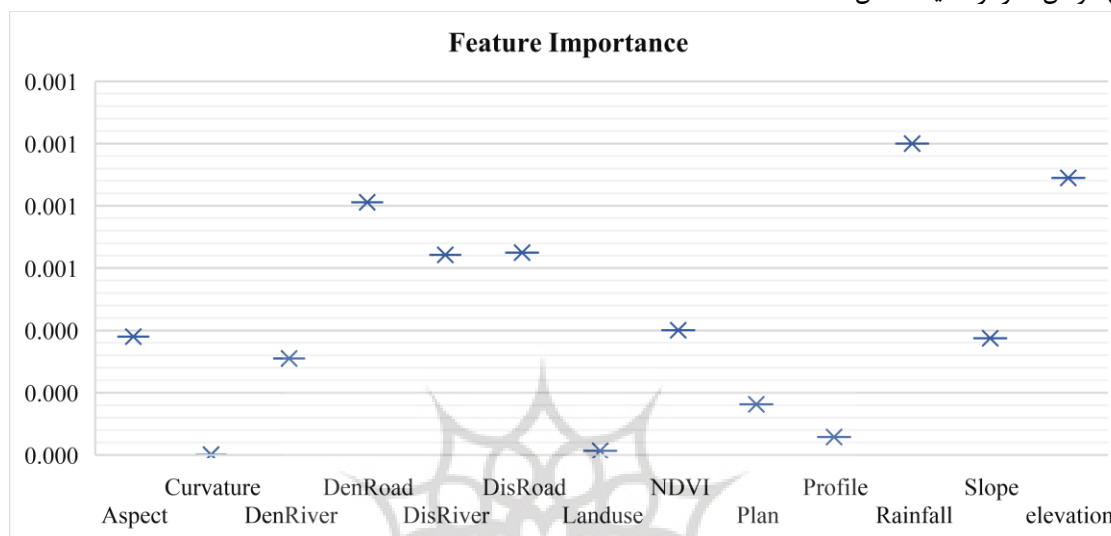
شکل ۱۴- نقشه میانگین بارش سالانه محدوده مورد مطالعه

Fig.14. Map of average annual precipitation of study area

تعیین میزان اهمیت عوامل مؤثر بر وقوع سیل

در این پژوهش، تعیین میزان اهمیت عوامل مؤثر بر وقوع سیل بر اساس اهمیت نسبی آن‌ها در مدل Random Forest انجام شده است. به این صورت که ابتدا مدل روی تمام ویژگی‌های موجود آموزش داده شد و میزان تأثیر هر ویژگی در کاهش خطای پیش‌بینی کلاس‌ها محاسبه گردید. سپس مقادیر اهمیت نرمال‌سازی شدند تا در بازه ۰ تا ۱ قرار گیرند و قابل مقایسه باشند. نتایج نشان داد که ویژگی‌هایی مانند بارش (Rainfall)، ارتفاع (Elevation) و تراکم جاده‌ها (DenRoad)، بیشترین اهمیت را در پیش‌بینی کلاس‌ها داشته‌اند، در حالی که ویژگی‌هایی مانند Curvature و Land use تأثیر نسبتاً کمی داشته‌اند.

در این فرایند مقدار نرمال شده ویژگی‌ها مابین ۰ و ۱ قرار گرفته است و عدد ۱ صرفاً نشان‌دهنده این است که بارش نسبت به سایر ویژگی‌ها بیشترین نقش را در کاهش خطای مدل داشته است. این مقدار یک اثر مطلق یا قطعی نیست و تنها مقایسه‌ای بین ویژگی‌ها محسوب می‌شود؛ به عنوان مثال، اگر داده‌ها تغییر کنند یا ویژگی‌های جدیدی اضافه شوند، مقدار نرمال شده بارش ممکن است کمتر از ۱ باشد. بر اساس این تحلیل، مهم‌ترین ویژگی‌ها انتخاب و برای آموزش مدل‌های نهایی استفاده شدند تا مدل روی مؤثرترین عوامل تمرکز نماید (شکل ۱۵).



شکل ۱۵- تعیین میزان اهمیت عوامل مؤثر بر وقوع سیل

Fig. 15. Determination of the importance of factors influencing flood occurrence

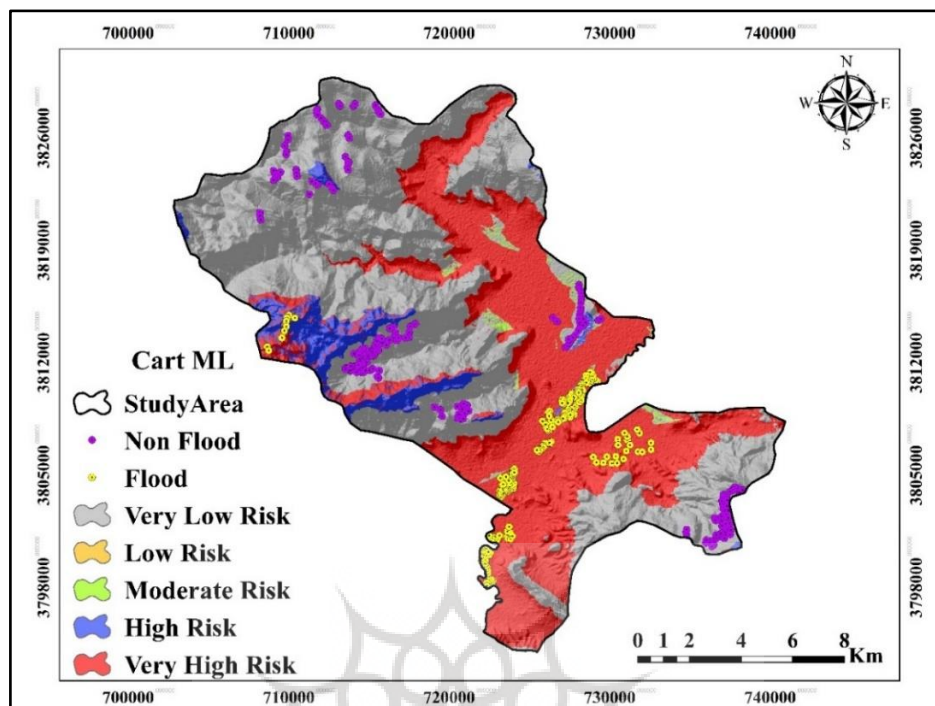
پهنه‌بندی مخاطره سیلاب در منطقه نمونه گردشگری بیستون

همان‌طور که عنوان گردید برای پهنه‌بندی خطر سیلاب در محدوده مورد مطالعه از دو الگوریتم Cart و Simple Rf استفاده شده است (شکل ۱۶ و ۱۷ و جدول ۲). پهنه‌بندی مذکور مورد براساس میزان خطرپذیری در پنج طبقه اصلی شامل بسیار کم‌خطر، کم‌خطر، خطر متوسط، پرخطر و بسیار پرخطر تقسیم‌بندی صورت گرفته است. اگرچه ساختار کلی پهنه‌بندی در هر دو الگوریتم ظاهراً مشابه به نظر می‌رسد، اما در توزیع فضایی پهنه‌های مختلف خطر تفاوت‌هایی وجود دارد که از تفاوت ذاتی بین عملکرد این دو الگوریتم ناشی می‌شود.

در پهنه‌بندی صورت گرفته با استفاده از الگوریتم CART (شکل ۱۵)، تمرکز پهنه‌های بسیار پرخطر در نواحی جنوبی، جنوب‌شرقی و مرکزی محدوده مورد مطالعه قرار دارد. این مناطق که با رنگ قرمز مشخص شده‌اند، غالباً شامل زمین‌های بایر، کاربری‌های انسانی نفوذناپذیر و نواحی با پوشش گیاهی ضعیف هستند. گسترش پهنه‌های با خطر متوسط تا زیاد در اطراف این نواحی نیز نشان می‌دهد که عوامل محیطی مانند شیب ملایم، نزدیکی به جاده‌ها و جهت شیب در افزایش خطر سیلاب در این نواحی مؤثر بوده‌اند. در عوض، نواحی شمالی و شمال‌غربی منطقه که دارای پوشش گیاهی انبوه، ارتفاع بالا و کاربری طبیعی هستند، عمدتاً در کلاس‌های کم‌خطر یا بسیار کم‌خطر جای گرفته‌اند و به رنگ سبز در نقشه دیده می‌شوند. در پهنه‌بندی صورت گرفته با استفاده از الگوریتم Simple RF، نواحی شرقی، مرکزی و جنوب‌شرقی با کمتر در معرض خطر قرار گرفته‌اند و پهنه‌های قرمز رنگ در این مدل وسعت کمتری را نسبت به مدل CART دارند. دلیل این تفاوت، به ماهیت مدل Simple RF برمی‌گردد که با ترکیب مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم‌گیری و استفاده از ویژگی‌های محیطی مختلف مانند پوشش گیاهی، انحنای سطح، فاصله از رودخانه‌ها، تراکم جاده و میزان بارش، به دقت بالایی در طبقه‌بندی نواحی دست یافته است. با این حال، علی‌رغم تفاوت‌های فنی بین دو مدل، هر دو نقشه در یک نکته اشتراک دارند: تمرکز خطر در نواحی پایین‌دست و دشت‌های جنوبی، شرقی و حاشیه‌ای منطقه نمونه گردشگری

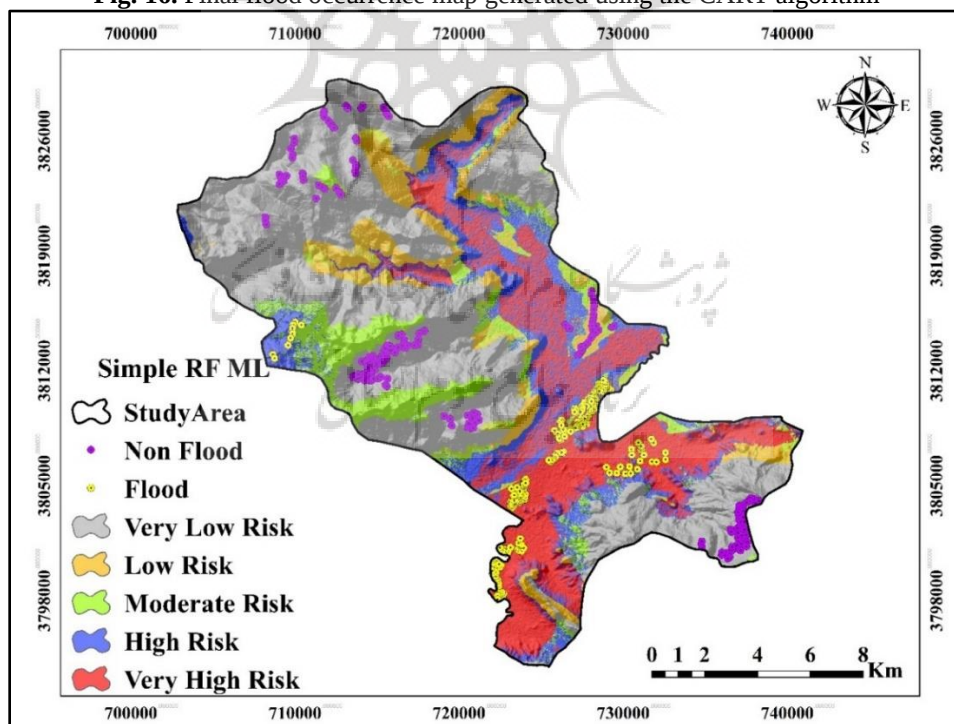
بیستون. این نواحی به دلیل داشتن ویژگی‌هایی همچون پوشش گیاهی ضعیف، تراکم بالای جاده‌ها، نزدیکی به بستر رودخانه‌ها و نفوذپذیری پایین خاک، به صورت مداوم در پهنه‌های پرخطر تا بسیار پرخطر قرار گرفته‌اند. در جمع‌بندی، می‌توان گفت که مدل CART با رویکرد طبقه‌بندی ساده‌تر و محافظه‌کارانه‌تر، برای ارائه تصویری کلی از خطر مناسب است، در حالی که مدل Simple RF با دقت بالا و حساسیت بیشتر، برای شناسایی دقیق نواحی بحرانی و اجرای سیاست‌های پیشگیرانه، ابزار مؤثرتری به‌شمار می‌رود. تلفیق نتایج هر دو مدل می‌تواند پایه‌ای قوی برای برنامه‌ریزی جامع مدیریت خطر سیلاب در منطقه بیستون را فراهم کند.

یافته‌های حاصل از مقایسه پهنه‌های مختلف خطر وقوع سیلاب، بر اساس دو الگوریتم طبقه‌بندی Simple RF و Cart نشان می‌دهد (جدول ۲) در پهنه بسیار کم‌خطر، مدل Cart با اختصاص حدود $31/400$ هکتار بیشترین سطح را در این دسته ثبت کرده است، در حالی که Simple RF سطح کمتری برابر با $25/439$ هکتار را به این پهنه اختصاص داده است. این اختلاف قابل توجه نشان می‌دهد که مدل Cart تمایل بیشتری به خوش‌بینی و طبقه‌بندی مناطق در سطح خطر پایین دارد. در مقابل، در پهنه کم‌خطر و خطر متوسط، مدل Simple RF سطوح به مراتب بیشتری نسبت به Cart اختصاص داده است. به‌طور خاص، در پهنه کم‌خطر، مدل Simple RF حدود $5/347$ هکتار را پوشش داده که بیش از 17 برابر مساحت گزارش‌شده توسط Cart در همین طبقه است. در پهنه خطر متوسط نیز، تفاوت معنادار است $5/803$ هکتار در مقابل $2/904$ هکتار. این امر نشان می‌دهد که Simple RF رویکرد محتاطانه‌تری داشته و مناطق بیشتری را در دسته‌های میانی ریسک طبقه‌بندی کرده است. در پهنه خطر زیاد، Simple RF مجدداً مساحت بزرگ‌تری، حدود $8/441$ هکتار نسبت به Cart $1/718$ هکتار اختصاص داده که بیش از 4 برابر است. این اختلاف نشان‌دهنده حساسیت بالاتر مدل Simple RF در شناسایی مناطق با ریسک بالا است. در نهایت، در پهنه بسیار پرخطر، مدل Cart با اختصاص حدود $20/940$ هکتار، برخلاف الگوهای قبل، سطح بیشتری نسبت به Simple RF $12/628$ هکتار برآورد کرده است. این نکته می‌تواند به ویژگی‌های مدل Cart و رفتار دوگانه آن در دسته‌بندی ریسک‌های بسیار بالا و بسیار پایین مرتبط باشد. در مجموع، مدل Simple RF مساحت بیشتری را در طبقات خطر متوسط تا زیاد نسبت به مدل Cart شناسایی کرده است، که بیانگر دقت و حساسیت بالاتر آن در تشخیص مناطق در معرض خطر بالقوه سیلاب است. در مقابل، مدل Cart گرایش به طبقه‌بندی خوش‌بینانه‌تر و افراطی‌تری دارد، به‌گونه‌ای که درصد بیشتری از سطح منطقه را در دو سر طیف (بسیار کم‌خطر یا بسیار پرخطر) قرار داده است. این موضوع می‌تواند در انتخاب مدل برای مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری‌های عملیاتی حائز اهمیت باشد. به تبعیت از پهنه‌بندی صورت گرفته از طریق دو الگوریتم فوق، تعداد و درصد روستاها، جمعیت و خانوارهای روستایی نیز در طبقات مختلف خطر توزیع شده‌اند. در مجموع می‌توان چنین عنوان کرد که در هر دو الگوریتم مورد استفاده بیش از 75 درصد سکونتگاه‌های روستایی در پهنه‌های بسیار پرخطر و خطر زیاد قرار گرفته‌اند و این درصد برای متغیرهای جمعیت روستایی و خانوارهای روستایی بیش از 85 درصد بوده است که نشانگر وضعیت بحرانی فضاها و روستای و جمعیت ساکن در آن‌ها در برابر مخاطره سیلاب است.



شکل ۱۶- پهنه نهایی وقوع سیلاب با استفاده از الگوریتم Cart

Fig. 16. Final flood occurrence map generated using the CART algorithm



شکل ۱۷- پهنه نهایی وقوع سیلاب با استفاده از الگوریتم Simple RF

Fig. 17. Final flood occurrence map generated using the Simple RF algorithm

جدول ۲- مقایسه نتایج دو الگوریتم مورد استفاده در خصوص پهنه‌بندی خطر سیلاب در منطقه نمونه گردشگری بیستون

Table 2- Comparison of the results of two algorithms applied for flood hazard zoning in the Bisotun tourism pilot area

الگوریتم Simple RF								الگوریتم Cart								نوع پهنه
Simple RF algorithm								Cart algorithm								
خانوار		جمعیت		روستا		مساحت		خانوار		جمعیت		روستا		مساحت		
Household	Population	Village	Area	Household	Population	Village	Area	Household	Population	Village	Area	Household	Population	Village	Area	
درصد	تعداد	درصد	تعداد	درصد	تعداد	درصد	هکتار	درصد	تعداد	درصد	تعداد	درصد	تعداد	درصد	هکتار	
0.8	37	1	167	6.7	4	44.4	25439.74	11.7	562	12.3	2082	20	12	54.8	31400.77	
0.1	4	0.1	17	3.3	2	9.3	5447.82	0	0	0	0	0	0	0.5	303.17	
12.3	588	12.7	2143	15	9	10.1	5803.2	0	0	0	0	0	0	5.1	2940.32	
37.4	1794	36.9	6232	23.3	14	14.7	8441.84	1.1	51	1.1	189	3.3	2	3	1718.55	
49.5	2375	49.3	8333	51.7	31	21.4	12268.22	87.2	4185	86.6	14621	76.7	46	36.5	20940.64	
100	4798	100	16892	100	60	100	57300.82	100	4798	100	16892	100	6	100	57303.45	

صحت‌سنجی عملکرد الگوریتم‌های مورد استفاده در خصوص پهنه‌بندی خطر سیلاب

برای صحت‌سنجی عملکرد دو الگوریتم مورد استفاده از شاخص آماری AUC (مساحت زیر منحنی)، نمودار ROC و ضریب همبستگی پیرسون استفاده شده است (جدول ۳ و ۴ و شکل ۱۸). نتایج نشان می‌دهند که هر دو مدل عملکرد بسیار دقیقی در پیش‌بینی خطر سیلاب داشته‌اند، اما تفاوت‌هایی هر چند جزئی در میزان دقت آن‌ها مشاهده می‌شود و با توجه به اهمیت پهنه‌بندی خطر این تفاوت ناچیز نیز بسیار مهم است. یافته‌ها نشان می‌دهد مدل Simple RF، با AUC معادل ۰/۹۸۵، دقت بسیار زیادی را در تشخیص نواحی سیل‌خیز دارد و منحنی ROC آن تقریباً به‌طور کامل به گوشه بالایی نمودار میل کرده است؛ رفتاری که نشان‌دهنده تفکیک بسیار قوی نمونه‌های مثبت و منفی است. این دقت بالا، در کنار خطای استاندارد ۰/۰۰۷ و بازه اطمینان ۹۵ درصدی بین ۰/۹۷۱ تا ۱، بیانگر پایداری و اطمینان بالای مدل در مواجهه با داده‌های واقعی منطقه‌ای است. در مقابل، مدل CART نیز با AUC برابر ۰/۹۴۲، عملکرد بسیار خوبی داشته است؛ با وجود این که دقت آن اندکی پایین‌تر از Simple RF است، همچنان در زمره مدل‌های بسیار دقیق قرار می‌گیرد. خطای استاندارد ۰/۰۱۹ و بازه اطمینان بین ۰/۹۰۵ تا ۰/۹۷۹، نشان می‌دهد این مدل نیز توانسته با قطعیت بالا، نواحی با سابقه سیلاب را از نواحی امن تفکیک نماید. با این حال، در مدل CART یادداشتهی در جدول آمده مبنی بر اینکه در برخی از نمونه‌ها، هم‌پوشانی بین گروه‌های دارای سیلاب و فاقد سیلاب وجود داشته است. این مسئله احتمال اندکی برای بروز بایاس در برآورد دقت مدل ایجاد می‌کند، اما تأثیر آن با توجه به مقدار بسیار بالای AUC ناچیز به نظر می‌رسد. همچنین برای بررسی صحت‌سنجی پیش‌بینی‌های صورت گرفته، ضریب همبستگی پیرسون نیز میان پهنه‌های سیلابی برداشت با استفاده از تصاویر راداری و پهنه‌بندی صورت گرفته با استفاده از الگوریتم‌ها بررسی شد. نتایج نشانگر همبستگی معنادار بودن همبستگی و به نوعی صحت بالای پهنه‌بندی انجام شده با استفاده از دو الگوریتم است. با این اوصاف می‌توان چنین عنوان کرد که هر دو مدل از نظر آماری قابل اتکا هستند، با این تفاوت که Simple RF حساسیت بالاتری دارد و به‌طور خاص برای شرایط بحرانی یا تصمیم‌سازی در حوزه مدیریت خطر سیلاب، گزینه‌ای مطمئن‌تر محسوب می‌شود. به‌طور کلی، خروجی‌های مرتبط با صحت‌سنجی الگوریتم‌های مورد استفاده نشان می‌دهد (جدول ۳ و ۴ و شکل ۱۸) که انتخاب الگوریتم در چنین مطالعاتی، بر اساس سطح مورد انتظار از دقت، سرعت و نوع کاربرد نهایی تعیین می‌شود. در حالی که CART با ساختاری ساده‌تر برای تبیین علمی مدل مناسب

است، مدل Simple RF به‌ویژه برای سیاست‌گذاری‌ها، اولویت‌بندی عملیات پیشگیرانه، و شناسایی دقیق مناطق بحران‌زا، گزینه‌ای کارآمدتر خواهد بود. این تفاوت در دقت و رفتار دو مدل، زمینه‌ساز تحلیل‌های عمیق‌تر در مرحله ارزیابی مساحت پهنه‌ها و توزیع جمعیتی در کلاس‌های مختلف خطر می‌شود.

جدول ۳- میزان دقت مدل‌های یادگیری ماشین

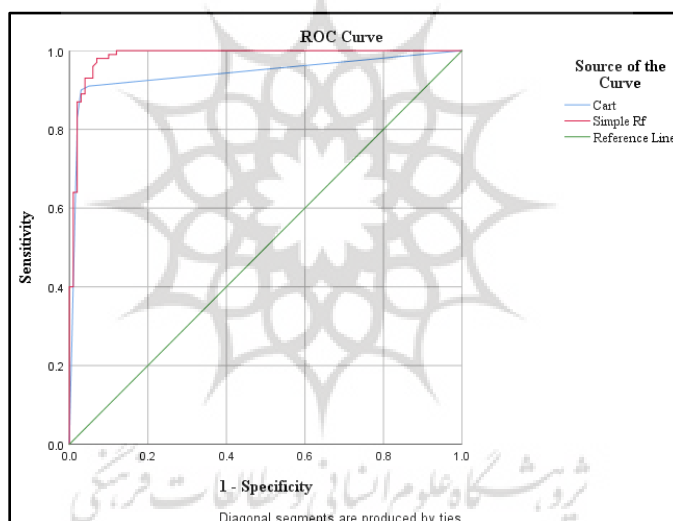
Table 3- Accuracy of machine learning models

متغیر نتیجه آزمون Test Result Variable(s)	مساحت زیر منحنی Area Under the Curve			فاصله اطمینان ۹۵٪ Asymptotic 95% Confidence Interval	
	مساحت Area	خطای استاندارد Std. Error ^a	سطح معناداری Asymptotic Sig. ^b	Upper Bound	Lower Bound
Simple RF	.985	.007	.000	.971	1
Cart	.942	.019	.000	.905	.979

The test result variable(s): Cart, Simple Rf has at least one tie between the positive actual state group and the negative actual state group. Statistics may be biased.

a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5



شکل ۱۸- نمودار ROC در خصوص بررسی دقت مدل‌های یادگیری ماشین

Fig. 18. ROC curve for evaluating the accuracy of machine learning models

جدول ۴- همبستگی پهنه‌های سیلابی برداشت شده با استفاده از تصاویر راداری و پهنه‌بندی انجام شده با استفاده از الگوریتم‌ها

Table 4- Correlation between floodplain extents extracted using radar imagery and flood zoning produced by algorithm

		کارت Cart	رندوم فارست ساده شده Simple Rf	سیل رادار سنتینل Flood Sentinel
سیل رادار سنتینل Flood Sentinel	همبستگی پیرسون Pearson Correlation	0.709**	0.741**	1
	معنی‌داری Sig. (2-tailed)	0.000	0.000	
	تعداد N	200	200	200

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

نتیجه‌گیری

با توجه به خسارات چندبعدی جانی، مالی، زیست‌محیطی و روانی سیل از یک طرف، و کمبود اعتبارات تخصیص یافته به سکونتگاه‌های روستایی از طرف دیگر، یکی از پرکاربردترین و کم‌هزینه‌ترین اقدامات در راستای مدیریت این مخاطره، تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی خطر در مناطق روستایی است. این مهم در مناطق گردشگرپذیر از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است. چراکه علاوه بر جامعه محلی که ممکن است در معرض این مخاطره قرار گیرند، ممکن است گردشگرانی را که دارای آگاهی اندکی از مخاطرات مقاصد گردشگری هستند، با تهدیدهای جدی مواجه نماید. از این‌رو هدف اصلی پژوهش حاضر پهنه‌بندی خطر سیل با کاربری الگوریتم‌های یادگیری ماشین در منطقه نمونه گردشگری بیستون است. نتایج پژوهش گویای این مهم است که در خوشینانه‌ترین حالت حدود ۳۶ درصد از مساحت منطقه نمونه گردشگری بیستون و ۷۵ درصد از سکونتگاه‌های روستایی آن در کلاس‌های خطر زیاد و بسیار زیاد قرار گرفته‌اند. این نتایج گویای خطرپذیری بالا و شرایط بحرانی اکثر روستاهای این فضای جغرافیایی در برابر مخاطره سیل است. نتایج حاصل شده با یافته‌های پژوهش صادقی و جوان (Sadeghi & Javan, 2024)، صادقی و حاصلی (Sadeghi & Haseli, 2025) و شعبانی حسین آبادی و جمینی (Shabani Hosainabadi & Jamini, 2025)، که بر وجود درصد بالای مساحت و یا نقاط روستایی در معرض خطر زیاد سیل تأکید کرده‌اند، همسو می‌باشد. قرار گرفتن بخش زیادی از فضای جغرافیایی منطقه نمونه گردشگری بیستون و روستاهای آن در کلاس‌های با احتمال خطر زیاد، زنگ هشدار برای سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزی توسعه روستایی و گردشگری شهرستان هرسین و استان کرمانشاه است. تردد گردشگران در ایام مختلف سال از این منطقه نمونه گردشگری، حساسیت و اهمیت مضاعف را در خصوص مدیریت این مخاطره نمایان می‌سازد. بنابراین با توجه به ماهیت چندبعدی خسارت ناشی از خطر سیل و وقوع ناگهانی آن، مدیریت سریع این مخاطره باید در اولویت برنامه‌های اجرایی نهادها و سازمان‌های متولی قرار گیرد. نتایج پژوهش در خصوص استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به عنوان یکی از زیربخش‌های هفت‌گانه هوش مصنوعی نشان داد خروجی‌های دو الگوریتم مورد استفاده (Simple RF و Cart) تا حدی زیادی مشابه هم بوده و در جزئیات دارای تفاوت‌های جزئی با یکدیگر هستند و نهایتاً الگوریتم Simple RF دقت بیشتری را نسبت به الگوریتم Cart داشته است. این مهم نشانگر برون‌داد با سطح اطمینان بالای الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مدیریت مخاطرات محیطی است. در راستای مدیریت خاطر سیل در منطقه نمونه گردشگری بیستون و سکونتگاه‌های روستایی مستقر در آن مهمترین پیشنهادهای عملیاتی و کاربردی پژوهش حاضر عبارت‌اند از: اعمال سختگیرانه قوانین و مقررات ساخت و ساز در پهنه‌های سیل‌گیر؛ تجهیز نقاط روستایی به فناوری‌های نوین هشدار سیل؛ الزام سازمان هواشناسی به اطلاع‌رسانی دقیق و اعلام به موقع هشدار سیل؛ احداث و توسعه کانال‌های هدایت سیلاب به بستر رودخانه‌ها؛ استفاده از مصالح و تجهیزات مستحکم و پایدار در تمامی ساخت‌وسازها اعم از فضاهای مسکونی، عمومی، راه‌های ارتباطی و ...؛ توزیع و انتشار نقشه‌های پهنه‌بندی خطر به صورت پوستر در میان مدیران روستایی؛ احداث پایگاه‌های امداد و نجات در مجاورت روستاهای پرخطر؛ آموزش جامعه محلی در خصوص نحوه پیشگیری و مدیریت خطر سیل؛ نصب علائم هشدار در پهنه‌های خطر جهت اطلاع جامعه محلی و گردشگران.

در راستای توسعه هرچه بیشتر، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پهنه‌بندی خطر سیل و سایر مخاطرات مشابه در سکونتگاه‌های روستایی گردشگرپذیر، پیشنهاد می‌شود در آینده از الگوریتم‌های بیشتری مانند Random Forest و Mean Decrease Impurity استفاده شود.

References

- Ahmadzadeh, H., & Davarpanah, M. (2023). Spatial Analysis of Flood Risk with the Approach of Landuse Planning and Management in Urmia City. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 12(2), 63-80. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geoh.2022.77571.1255>
- Alyasiri, O. M., Selvaraj, K., Younis, H. A., Sahib, T. M., Almasoodi, M. F., & Hayder, I. M. (2024). A Survey on the Potential of Artificial Intelligence Tools in Tourism Information Services. *Babylonian Journal of Artificial Intelligence*, 4, 1-8. <https://doi.org/10.58496/BJAI/2024/001>
- Asadi, M., Shayestefar, M., & Ganjaeian, H. (2026). Analysis of the Application of Artificial Intelligence in Environmental Hazard Management in Mountainous Regions. *Journal of Environmental Research in Mountainous Regions*, 2(1), 15-30. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/ermr.2025.144309.1032>
- Chaudhary, U., Shah, M. A. R., Shakya, B. M., & Aryal, A. (2024). Flood Susceptibility and Risk Mapping of Kathmandu Valley Watershed, Nepal. *Sustainability*, 16(16), 7101. <https://doi.org/10.3390/su16167101>
- Chen, N., Yao, S., Wang, C., & Du, W. (2019). A Method for Urban Flood Risk Assessment and Zoning Considering Road Environments and Terrain. *Sustainability*, 11(10), 2734. <https://doi.org/10.3390/su11102734>
- Ecemiş Kılıç, S., Efe Güney, M., Ayhan Selçuk, İ., Algin Demir, K., & Gür, G. (2025). An Example of Vulnerability Analysis According to Disasters: Neighborhoods in the Southern Region of Izmir. *Sustainability*, 17(18), 8358. <https://doi.org/10.3390/su17188358>
- Ganjaeian, H., Nosrati, M., Ebrahimi, A., & Ghisarian, S. S. (2025). Assessing the Vulnerability of Rural Areas Against Natural Hazards (Case Study: Villages of Oraman Region). *Journal of Environmental Research in Mountainous Regions*, 1(2), 57-70. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/ermr.2024.63510>
- García-Madurga, M. Á., & Grilló-Méndez, A. J. (2023). Artificial Intelligence in the tourism industry: An overview of reviews. *Administrative Sciences*, 13(8), 172. <https://doi.org/10.3390/admsci13080172>
- General Directorate of Cultural Heritage, Tourism and Handicrafts of Kermanshah Province. (2025). Model Tourism Areas, available at: <https://kermanshah.mcth.ir>. [In Persian]
- Herischian, M., & Mahmoudzadeh, H. (2025). Evaluation of Urban Flood Risk Mitigation Ecosystem Service (UFRM) With A Short Term Approach (2 Years), Case Study: Tabriz Metropolitan. *Journal of Geography and Environmental Hazards*. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geoh.2025.94245.1589>
- Irawan, B. (2023). Impact of artificial intelligence on the tourism industry: A literature review. *Journal of Social Science Research*, 3(6), 4865-4878. <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>
- Jamini, D., Javan, F., & Atashbahar, R. (2025). Application of artificial intelligence in locating eco-camps. *Tourism Management Studies*. [In Persian] <https://doi.org/10.22054/tms.2025.85190.3055>
- Jamini, D., Komasi, H., Yazdi, A. K., Hanne, T., & Coluccio, G. (2025). Scenario Planning for Food Tourism in Iran's Rural Areas: Ranking Strategies Using Picture Fuzzy AHP and COPRAS. *Sustainability*, 17(21), 9524. <https://doi.org/10.3390/su17219524>
- Javan, F., Atashbahar, R., & Motalebpour, A. (2025). Zoning of Environmental Hazards in Tourism Destinations with Emphasis on Flooding (Case Study: Sarvabad County, Kurdistan Province). *Journal of Environmental Research in Mountainous Regions*, 1(3), 43-56. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/ermr.2025.144141.1025>
- Kim, Y., & Newman, G. (2019). Climate Change Preparedness: Comparing Future Urban Growth and Flood Risk in Amsterdam and Houston. *Sustainability*, 11(4), 1048. <https://doi.org/10.3390/su11041048>
- Kong, H., Wang, K., Qiu, X., Cheung, C., & Bu, N. (2023). 30 years of artificial intelligence (AI) research relating to the hospitality and tourism industry. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 35(6), 2157-2177. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-03-2022-0354>
- Lacárce, F. J. S. (2022). Main uses of artificial intelligence in digital marketing strategies linked to tourism. *Journal of Tourism, Sustainability and Well-being*, 10(3), 215-226. <https://doi.org/10.34623/mppf-r253>
- Lv, H., Shi, S., & Gursoy, D. (2022). A look back and a leap forward: a review and synthesis of big data and artificial intelligence literature in hospitality and tourism. *Journal of Hospitality Marketing & Management*, 31(2), 145-175. <https://doi.org/10.1080/19368623.2021.1937434>

- Mirchooli, F., Gholami, I., & Boroughani, M. (2024). Flood Susceptibility Mapping of the Famnat Watershed, Gilan Province. *Water and Soil*, 37(6), 841-853. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/jsw.2023.84146.1328>
- Nazariani, N., & Fallah, A. (2023). Landslide Risk Modeling using Data Mining in Hyrcanian Forests. *Journal of Watershed Management Research*, 14(27), 123-134. [In Persian] <http://dx.doi.org/10.61186/jwmr.14.27.123>
- Peiris, M. T. O. V. (2024). Assessment of Urban Resilience to Floods: A Spatial Planning Framework for Cities. *Sustainability*, 16(20), 9117. <https://doi.org/10.3390/su16209117>
- Rahimi, A., & Nastaran, M. (2025). Vulnerability Analysis of Facilities Against Flood with Emphasis on AHP Fuzzy Method (Case Study: Khorramabad City). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 14(1), 99-122. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geoe.2025.89239.1506>
- Ruan, X., Sun, H., Yu, Q., Shou, W., & Wang, J. (2025). A Game-Theoretic Combination Weighting-TOPSIS Integrated Model for Sustainable Floodplain Risk Assessment Under Multi-Return-Period Scenarios. *Sustainability*, 17(12), 5622. <https://doi.org/10.3390/su17125622>
- Sadeghi, H., & Haseli, M. (2025a). Assessment the Vulnerability of Rural Tourism Destinations Against Flood Risk in Mountainous Regions (Case Study: Chaharmahal and Bakhtiari Province). *Journal of Environmental Research in Mountainous Regions*, 1(1), 1-14. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/ermr.2025.63294>
- Sadeghi, H., & Javan, F. (2024). The Evaluation of Tourist Villages of Iran in terms of Geophysical Vulnerability using Fuzzy Scenarios. *Journal of Rural Research*, 15(4), 85-100. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jrur.2024.383580.1993>
- Sadeghi, H., & Javan, F. (2025). Vulnerability of Iranian tourism villages in terms of Landslide hazard using GIS. *Geography*, 23(84), 153-170. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/jiga.2025.2055364.1385>
- Shabani Hosainabadi, A., & Jamini, D. (2025). Zoning of Environmental Hazards in Rural Areas of Western Iran. *Journal of Sustainable Rural Development*, 9(1), 71-82. <https://doi.org/10.22034/jsrd.2025.508315.1214>
- Solakis, K., Katsoni, V., Mahmoud, A. B., & Grigoriou, N. (2024). Factors affecting value co-creation through artificial intelligence in tourism: a general literature review. *Journal of Tourism Futures*, 10(1), 116-130. <https://doi.org/10.1108/JTF-06-2021-0157>
- Somraj, N., Mupparaju, S. H., Karanayil, A., & Soundararajan, R (2025). Simple-RF: Regularizing Sparse Input Radiance Fields with Simpler Solutions. *ACM Trans. Graph.* 1(1), 1-43. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.19015>
- Tsaih, R. H., & Hsu, C. C. (2018). Artificial intelligence in smart tourism: A conceptual framework. In *Proceedings of The 18th International Conference on Electronic Business* (pp. 124-133). ICEB, Guilin, China, December 2-6. <https://aisel.aisnet.org/iceb2018/89>
- Tuo, Y., Ning, L., & Zhu, A. (2021). *How Artificial Intelligence Will Change the Future of Tourism Industry: The Practice in China*. In: Wörndl, W., Koo, C., Stienmetz, J.L. (eds) *Information and Communication Technologies in Tourism*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-65785-7_7
- Vandana, S., Chandravanshi., & Akhtar, M. J. (2018). Simple RF Energy Harvesting Circuit Using AMC Backed Bowtie Antenna. 18th Mediterranean Microwave Symposium (MMS), Istanbul, Turkey, 287-290. <https://doi.org/10.1109/MMS.2018.8611907>
- Yousefi, H., Yonesi, H. A., Davoudimoghdam, D., Arshia, A., & Shamsi, Z. (2022). Determination of Flood potential Using CART, GLM and GAM Machine learning Models. *Irrigation and Water Engineering*, 12(4), 84-105. [In Persian] <https://doi.org/10.22125/iwe.2022.150684>
- Zhang, H., Jiang, X., Peng, S., Zhou, K., Xu, Z., & Wang, X. (2025). Coupled Risk Assessment of Flood Before and During Disaster Based on Machine Learning. *Sustainability*, 17(10), 4564. <https://doi.org/10.3390/su17104564>
- Zsarnoczky, M. (2017). How does artificial intelligence affect the tourism industry?. *Vadyba*, 31(2), 85-90. <https://www.ltvk.lt/VADYBA>