



## Flood Susceptibility Mapping in Ghare Ghom watershed

Sima Pourhashemi<sup>1✉</sup> | Kazem Aliabadi<sup>2</sup>

1. Corresponding Author, Research center of Geographical Studies & Social Sciences, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran. [s.pourhashemi@hsu.ac.ir](mailto:s.pourhashemi@hsu.ac.ir)
2. Research center of Geographical Studies & Social Sciences, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran. [k.aliabadi@hsu.ac.ir](mailto:k.aliabadi@hsu.ac.ir)

### Article Information

#### Research Paper

**Vol:** 16  
**No:** 60  
**P:** 188-203  
**Received:** 2024-09-11  
**Revised:** 2024-10-19  
**Accepted:** 2024-10-20  
**Published:** 2025-08-01

#### Keywords:

- *Flood Susceptibility Mapping*
- *CART Model*
- *RF Model*
- *Ghare Ghom Watershed*

#### Cite this Article:

Pourhashemi, Sima & Aliabadi, Kazem. (2025). Flood Susceptibility Mapping in Ghare Ghom watershed. *Journal of Arid Regions Geographic Studies* 16(60): 188-203  
doi: 10.22034/jargs.2024.478013.1142

**Publisher:** Hakim Sabzevari University

### Abstract

**Aims:** Floods are among the primary natural hazards that cause economic and social damage. The Ghare Ghom watershed in Razavi Khorasan province is prone to dangerous floods due to its climatic conditions, topography, and physiographic features. Most rivers in the basin are seasonal, leading to occasional severe flooding. This study assessed flood susceptibility mapping in this region.

**Materials & Methods:** Machine learning models, including the Random Forest (RF) and Classification and Regression Tree (CART), were used for flood susceptibility mapping. Of the 117 recorded flood events, 70% were used for training and 30% for validation. Influential factors included land use, slope degree, geology, distance from river, digital elevation model, slope direction, geomorphology, soil type, plan and profile curvature, rainfall, and the Topographic Wetness Index (TWI). Model performance was evaluated using the Area Under the ROC Curve (AUC) and the Tolerance Index.

**Findings:** The RF model results show that distance from the river, rainfall, and altitude had the greatest impact on flood sensitivity. In the CART model, altitude, distance from the river, and rainfall were the most influential factors. The CART model classified the area into very low, low, medium, high, and very high susceptibility classes as 9%, 29.8%, 21.9%, 32.4%, and 6.9%, respectively. For the RF model, these values were 11.48%, 24.8%, 28.7%, 24%, and 11%.

**Conclusion:** The Area Under the Curve (AUC) was 0.91 for the CART model and 0.87 for the RF model. The prediction rate was 0.88 for CART and 0.83 for RF. These results indicate that the CART model performed better than the RF model in predicting flood susceptibility.

**Innovation:** Flood susceptibility mapping and identifying influential factors using machine learning are key contributions of this study. The results support planners and policymakers in managing flood risks and reducing future economic and social losses in the region.



## **Extended Abstract**

### **1. Introduction**

Floods are one of the main natural hazards that cause economic and social damage. Also, they cause the most damage and deaths in the world. Floods occur due to the high water level and the overflow of rivers and their flow into plains and residential areas. In addition, natural disasters destroy natural resources, roads, the economy, agricultural lands and people's lives. Floods have increased with the expansion of urban areas, the sharp increase in population and the destruction of forest lands. The Ghare Ghom watershed in Razavi Khorasan province is one of the basins where, due to climatic conditions, topography, and physiographic characteristics, as well as the rivers that mostly have seasonal water, sometimes dangerous floods occur in the region. Therefore, this study assessed flood susceptibility mapping in the Ghare Ghom watershed in Razavi Khorasan province.

### **2. Materials and methods**

Identifying and collecting information about the factors affecting flooding is the first stage of zoning studies, and selecting important factors plays a major role in the accuracy of these maps. Therefore, in this research, machine learning models, including random forest model (RF) and classification and regression tree model (CART), were used for flood susceptibility mapping. Of the 117 flood events, 70% were considered for training and 30% for validation. Land use, degree of slope, geology, distance from River, digital elevation measure, direction, geomorphology, soil science, land curvature shape, land curvature profile, rainfall and topographic wetness index (Topographic Wetness Index) were considered as effective factors. Finally, the area under the ROC curve and the Tolerance index were used to evaluate the models.

### **3. Results and Discussion**

The results of multicollinearity between independent variables were examined using the well-known statistical indices of collinearity (VIF) and Tolerance (Tol). Multicollinearity analysis was performed on the 12 risk predictors used in this study for flood susceptibility. The results indicate that the VIF and Tol of all factors are less than the threshold. Therefore, all factors were entered into the modeling process for further analysis. RF model indicate that the variables of distance from the river, rainfall, and altitude, and in the CART model, altitude, distance from the river, and rainfall had the most significant impact on flood sensitivity. The areas covered by very low, low, medium, high, and very high classes in the CART model are 9, 29.8, 21.9, 32.4, and 6.9 percent, respectively. These results for the RF model are 11.48, 24.8, 28.7, 24 and 11 percent, respectively. The area under the curve (AUC) in the CART model is equal to 0.91, and the RF model is equal to 0.87. So, based on the prediction rate, the CART model was equal to 0.88, and the RF model was equal to 0.83. The results show that the CART model performs better than the RF model. In both sensitivity maps, the very high sensitivity class is located in the western and southwestern parts of the basin, full of urban and rural areas. As a result, flooding causes extensive damage to urban and rural areas, areas prone to the passage of power transmission lines and routes, road construction, industries, pastures, agricultural lands, etc. In both models, the flood sensitivity map showed that the sensitivity to flooding is higher in downstream areas than upstream and high-altitude areas due to lower elevation and slope. Also, in downstream areas, due to severe land use changes in recent years, the sensitivity to damage has increased, resulting in a decrease in vegetation cover and an increase in agricultural and residential lands. The area under the curve (AUC) in the CART model is equal to 0.91, and the RF model is equal to 0.87. Thus, based on the prediction rate, the CART model was equal to 0.88, and the RF model was equal to 0.83. The results show that the CART model performs better than the RF model.

### **4. Conclusion**

The modelling results showed that the CART model has a higher efficiency than the RF model. Overall, the results indicate that more than half of the study area is in the high and very high-risk sensitivity class. There are 30 urban points and more than 1000 rural points in the area, most of which are located in high-risk areas and are exposed to the highest risk. Most of these residential areas are located next to and within the boundaries of the basin's waterways. This study found that the analysis of environmental factors, using remote sensing data and spatial modelling, is a powerful tool for predicting sensitive areas. Given the high accuracy of machine learning models, especially the CART model in this study, and given the lack of

hydrological data in most of the country's watersheds and the excellent application of spatial modeling for natural disaster management in the country, it is suggested that researchers use this model to prepare flood risk potential maps in other regions of the country and compare the results with other models. This research helps planners and policymakers in the management of natural disasters to identify flood susceptibility areas and reduce the future economic and financial losses caused by them.

### **5. Acknowledgement & Funding**

The manuscript did not receive a grant from any organization

### **6. Conflict of Interest**

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

## پهنه‌بندی حساسیت به سیلاب در حوضه آبخیز قره قوم

سیما پورهاشمی<sup>۱</sup> ✉، کاظم علی‌آبادی<sup>۲</sup>

۱- نویسنده مسئول، مرکز پژوهشی علوم جغرافیایی و مطالعات اجتماعی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران.

s.pourhashemi@hsu.ac.ir

۲- مرکز پژوهشی علوم جغرافیایی و مطالعات اجتماعی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران. k.aliabadi@hsu.ac.ir

### چکیده

**هدف:** سیل از جمله مخاطرات طبیعی اصلی است که باعث خسارات اقتصادی و اجتماعی می‌شود. حوزه آبخیز قره قوم در استان خراسان رضوی به دلیل شرایط اقلیمی، توپوگرافی و ویژگی‌های فیزیوگرافی مستعد سیل‌های خطرناک است. اکثر رودخانه‌های این حوزه فصلی هستند و منجر به سیل‌های شدید گاه به گاه می‌شوند. بنابراین، این مطالعه با هدف پهنه‌بندی حساسیت به وقوع سیل در حوضه آبخیز قره قوم انجام شد.

**روش و داده:** در این تحقیق از مدل‌های یادگیری ماشین شامل مدل جنگل تصادفی (RF) و مدل درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون (CART) برای پهنه‌بندی خطر سیلاب استفاده شد. از میان ۱۱۷ رخدادهای سیلاب، ۷۰ درصد آن برای آموزش و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی در نظر گرفته شد. پارامترهای کاربری اراضی، درجه شیب، زمین‌شناسی، فاصله از آبراهه، نقشه رقمی ارتفاع، جهت شیب، ژئومورفولوژی، خاک‌شناسی، شکل انحنای زمین، نیمرخ انحنای زمین، بارندگی و شاخص رطوبت توپوگرافی به عنوان فاکتور مؤثر در نظر گرفته شد. در نهایت برای ارزیابی مدل‌ها، از سطح زیر منحنی ROC و نیز شاخص Tolerance استفاده شد.

**یافته‌ها:** نتایج حاصل از مدل RF بیان‌کننده آن است که متغیرهای فاصله از رودخانه، بارندگی و ارتفاع و در مدل CART نیز، ارتفاع، فاصله از رودخانه و بارندگی بیش‌ترین تأثیر را بر حساسیت سیل داشتند. مساحت‌های تحت پوشش کلاس‌های خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد در مدل CART به ترتیب ۹، ۲۹/۸، ۲۱/۹، ۳۲/۴ و ۶/۹ درصد است. این نتایج برای مدل RF به ترتیب ۱۱/۴۸، ۲۴/۸، ۲۸/۷، ۲۴ و ۱۱ درصد است.

**نتیجه‌گیری:** سطح زیر منحنی (AUC) در مدل CART معادل ۰/۹۱ و مدل RF معادل ۰/۸۷ است. به طوری که بر اساس نرخ پیش‌بینی، مدل CART برابر ۰/۸۸ و مدل RF معادل ۰/۸۳ به دست آمد. نتایج بیان‌کننده آن است که مدل CART عملکرد بهتری نسبت به مدل RF دارد.

**نوآوری، کاربرد نتایج:** پهنه‌بندی حساسیت به سیل و تعیین عوامل مؤثر با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین از نکات مهم این تحقیق در منطقه مورد مطالعه است. این پژوهش کمک زیادی به برنامه‌ریزان و سیاست‌گذاران در مدیریت بلایای طبیعی برای شناسایی پهنه‌های خطر سیل و کاهش خسارات اقتصادی و مالی آینده ناشی از آن می‌کند.

### اطلاعات مقاله

#### مقاله پژوهشی

شماره:

۱۶

دوره:

۶۰

صفحه:

۱۸۸-۲۰۳

تاریخ دریافت:

۱۴۰۳/۰۶/۲۱

تاریخ ویرایش:

۱۴۰۳/۰۷/۲۸

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۰۷/۲۹

تاریخ انتشار:

۱۴۰۴/۰۵/۱۰

#### کلیدواژه‌ها:

- پهنه‌بندی خطر سیلاب
- مدل درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون
- مدل جنگل تصادفی
- حوضه آبخیز قره‌قوم

#### نحوه ارجاع به این مقاله:

پورهاشمی، سیما و علی‌آبادی، کاظم. (۱۴۰۴).

پهنه‌بندی حساسیت به سیلاب در حوضه آبخیز قره‌قوم. مطالعات جغرافیایی مناطق خشک، ۱۶(۶۰): ۱۸۸-۲۰۳.

doi: 10.22034/jargs.2024.478013.1142

ناشر: دانشگاه حکیم سبزواری



© نویسنده(گان).

## ۱- مقدمه

سیل یکی از مخاطرات طبیعی است که خسارت‌های ناشی از آن می‌تواند بخش مختلفی از زندگی انسان و طبیعت را تحت تأثیر قرار می‌دهد (Ardalan et al., 2009). سیل در جهان سبب بیش‌ترین خسارت و مرگ و میر است. سیل به علت افزایش زیاد آب و سر ریز شدن از رودخانه‌ها و جاری شدن آن در دشت‌ها و مناطق مسکونی برمی‌گردد (Chapi et al., 2017). سیل یکی از بلایای طبیعی است که باعث تخریب منابع طبیعی، خطوط راه‌ها، اقتصاد، زمین‌های زراعی و زندگی مردم می‌شود. با گسترش مناطق شهری، افزایش شدید جمعیت و تخریب زمین‌های جنگلی سیل افزایش پیدا کرده است (Mirchooli et al., 2023). تعدد سیل در یک بازه زمانی سبب تخریب بیش‌تری به خصوص بر مناطق مسکونی که در نزدیکی رودخانه‌ها هستند و انسان‌ها دارند (Tehrany et al., 2015).

روش‌های هیدرولوژیکی مختلفی برای ارزیابی سیل‌خیزی حوضه‌های آبخیز وجود دارد که از آن جمله می‌توان به مدل‌های بارش-رواناب (HMS، JHACRES HEC، ANUGA و WBNM) اشاره کرد (Kannel et al., 2005). مدل‌های بارش-رواناب، نیاز به جمع‌آوری داده‌های مختلف دارد که سبب محدودیت در استفاده شده است. در نتیجه نبود داده در بیشتر مناطق کشور، بسیاری از محققین (Wanders et al., 2014; Tehrani et al., 2014; Pradhan et al., 2014; Pollard et al., 2009) برای مطالعات سیل از سامانه اطلاعات جغرافیایی برای تجزیه و تحلیل داده‌ها استفاده کردند. روش‌های سنجش از دوری (RS) و اطلاعات جغرافیایی (GIS) برای شناسایی پهنه‌های خطر سیل تکنیکی نوین برای ترکیب، تجزیه و تحلیل اطلاعات آماده می‌کند. تکنیک‌های متنوعی برای حساسیت سیل با کمک GIS گسترش یافته است. استفاده از روش‌های سامانه اطلاعات جغرافیایی و مدل‌سازی که انواع مختلف داده‌ها را مورد تحلیل قرار می‌دهد، برای توسعه خطرات طبیعی و پایه‌ای برای پهنه‌بندی حساسیت و خطر مورد توجه پژوهشگران مختلفی قرار گرفته است (Skilodimou et al., 2019). از جمله می‌توان به مدل‌های جنگل تصادفی (RF)<sup>۳</sup>، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۴</sup>، مدل‌های خطی تعمیم یافته (GLM)<sup>۵</sup>، رگرسیون چندمتغیره (MARS)<sup>۶</sup> و درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون (CART)<sup>۷</sup> اشاره کرد که علاوه بر مطالعات حساسیت سیل، در زمین‌لغزش، فرسایش، آب زیرزمینی نیز مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله مطالعات مربوط به کاربرد این الگوریتم‌ها در خطر سیل می‌توان به کاظمی و همکاران اشاره کرد که به پهنه‌بندی خطر سیلاب در شهر نوشهر با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین پرداختند و به این نتیجه رسیدند که از بین مدل‌های به کار گرفته شده، مدل یادگیری جمعی بهترین نتایج را در بر داشته است (Kazemii et al., 2021). یوسفی و همکاران به بررسی ارزیابی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین CART، GLM و GAM در شناسایی مناطق حساس به خطر سیلاب در حوضه کشکان پرداختند. مدل یادگیری ماشین CART با سطح زیر منحنی ۰/۹۱ دقیق‌ترین مدل در پیش‌بینی پتانسیل خطر سیل در این منطقه بوده است (Yosefi et al., 2022). میرچولی و همکاران در تحقیقی به پهنه‌بندی حساسیت به سیل در حوضه آبخیز فامانات، استان گیلان پرداختند. نتایج حاصل از مطالعه آن‌ها نشان داد که از میان متغیرهای تأثیرگذار، عامل ارتفاع و فاصله از رودخانه، مؤثرترین عوامل در حوضه آبخیز مطالعاتی هستند. به‌علاوه، سطح زیر منحنی در مدل MARS معادل ۰/۷۶، مدل GLM معادل ۰/۸۳ و در مدل CART معادل ۰/۹ بوده است که نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل CART در مقایسه با سایر مدل‌ها است (Mirchooli et al., 2023). چزگی و پویان در تحقیقی تحت عنوان تعیین مناطق مستعد سیل‌خیزی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین در حوضه آبخیز شهرستانک شهرستان خوسف به این نتیجه رسیدند که پارامتر تراکم زهکشی بیش‌ترین تأثیر را در سیل‌خیزی حوضه داشته است. مدل جنگل تصادفی دارای دقت بالاتری نسبت به سایر مدهای مورد استفاده است (Chezgi & Poyan., 2020). موسوی و همکاران به‌منظور اولویت‌بندی زیرحوضه‌های موجود در حوضه آبخیز تالار واقع در استان مازندران از نظر سیل و فرسایش، از مدل‌های خطی تعمیم یافته، تحلیل‌های متمایز انعطاف‌پذیر (FDA)<sup>۸</sup>، رگرسیون تطبیقی چندمتغیره، جنگل تصادفی استفاده کردند. نتایج حاصل نشان داد که مدل‌های GLM، FDA، MARS و RF به ترتیب دارای بیش‌ترین دقت مدل‌سازی بوده و زیرحوضه‌های سه و پنج دارای بیش‌ترین حساسیت به خطر سیل و فرسایش هستند

1. Remote Sensing (RS)

2. Geographic Information System (GIS)

3. Random forest (RF)

4. Artificial Neural Networks (ANN)

5. Generalized Linear Model (GLM)

6. Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)

7. Classification and regression trees (CART)

8. Flexible Discriminant Analysis (FDA)

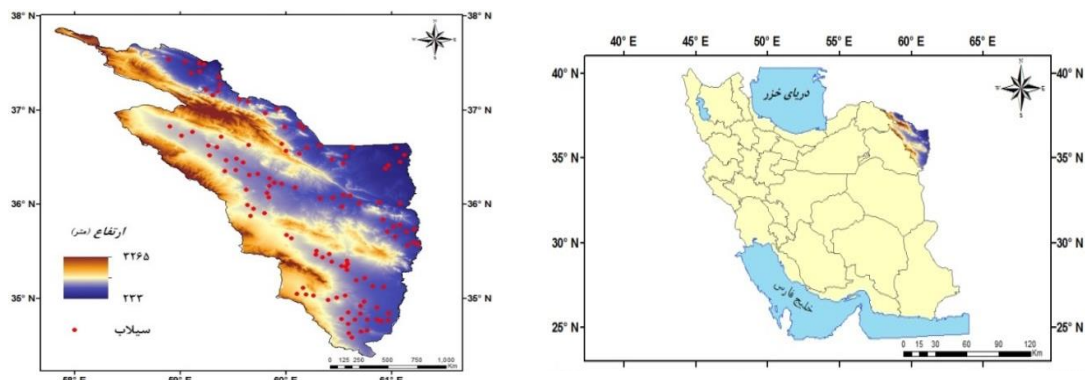
(Mosavi et al., 2020). محمدی و همکاران، با استفاده از GIS و برخی عوامل مؤثر مانند تجمع جریان، شیب، کاربری اراضی، شدت بارش، ارتفاع و زمین‌شناسی به پهنه‌بندی خطر سیل و هدر رفت محصولات کشاورزی ناشی از آن پرداختند. نتایج حاصل از مطالعه ایشان نشان داد که ارتفاع مؤثرترین عامل از میان فاکتورهای مورد بررسی در وقوع سیلاب بوده و تأثیر سیل بر هدررفت گندم و برنج از شمال حوضه به جنوب، به تدریج کاهش می‌یابد (Mohammadi et al., 2020). از نتایج تحقیقات فوق می‌توان به این نتیجه رسید که مدل‌سازی مکانی، ابزاری قدرتمند برای پیش‌بینی مناطق حساس به شمار می‌رود. با توجه به دقت بالای مدل‌های یادگیری ماشین و کاربرد عالی مدل‌سازی مکانی برای مدیریت بلایای طبیعی، استفاده از این روش در کشور پیشنهاد می‌شود. مناطق زیادی از کشور در سال‌های اخیر همواره درگیر سیلاب با خسارات زیاد بودند و لازم است این مناطق در اولویت‌های مطالعات و مدیریت قرار گیرند و این نکته اهمیت پژوهش‌هایی همچون پژوهش حاضر را نشان می‌دهد.

در تحقیق حاضر نیز پهنه‌بندی خطر سیل‌خیزی با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی و درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون در حوضه آبریز قره قوم در شمال شرق ایران انجام می‌گیرد. در نهایت با استفاده از نقشه پهنه‌بندی و مشخص شدن محدوده‌های در معرض خطر سیلاب، می‌توان محل مناسب برای اقدامات و فعالیت‌های مختلف برای پیش‌گیری از وقوع سیلاب در مناطق سیل‌گیر را مشخص کرد. نوآوری این پژوهش پهنه‌بندی حساسیت خطر سیل با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در حوضه آبخیز قره قوم است.

## ۲- مواد و روش

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز قره قوم در شمال شرق ایران یکی از شش حوضه آبریز اصلی ایران است که رود تجن خروجی اصلی این حوضه آبریز است (Azirani & Ghorbani, 2023). این حوضه از سمت شمال و شمال غرب هم مرز با ترکمنستان و از سمت شرق با افغانستان هم مرز است. مهم‌ترین رشته‌کوه‌های این حوضه شامل هزار مسجد در شمال و شمال غرب و بینالود در غرب آن هستند (Shafei & Gharaman, 2008). حوضه آبخیز قره قوم در شرق کشور بین عرض‌های  $22^{\circ} 34'$  تا  $27^{\circ} 52'$  و طول  $48^{\circ} 48'$  تا  $57^{\circ} 16'$  واقع شده است و بخشی از حوضه آبخیز بزرگ قره قوم و قزل قوم است که در خاک ترکمنستان قرار دارد (شکل ۱). آب و هوای حوضه به علت تأثیرگذاری عوامل مهمی از جمله موقعیت جغرافیایی، وجود مناطق کویری و کوه‌های مرتفع خیلی متنوع و عمدتاً خشک تا نیمه‌خشک است (Fallahzadeh et al., 2018). این وضعیت آب و هوایی موجب شده که اکوسیستم حاکم بر مناطق بیابانی حوضه از یک شرایط حساس و شکننده برخوردار باشد (Shafei & Gharaman, 2008). افزایش دما در این حوضه بر روی جریان‌ات رودخانه‌ای اثرگذار است. به طور متوسط میزان ارتفاع بارش در منطقه مورد مطالعه ۱۱۰ میلی‌متر اعلام شده است که این رقم در ارتفاعات و دشت‌ها متفاوت است (سیمای آب استان‌های خراسان شمالی، رضوی و جنوبی، ۱۴۰۰). به طور کلی، وضعیت دما و بارش، توپوگرافی، خصوصیات فیزیوگرافی به طور مستقیم بر رفتار هیدرولوژیکی در حوضه اثر می‌گذارد. به تبع وضعیت اقلیمی، اغلب رودخانه‌های حوضه به صورت فصلی دارای آب هستند و گاهی هم سیلاب‌های مخاطره‌آمیزی ایجاد نموده‌اند (Azirani & Ghorbani, 2023). عمده کاربری منطقه مراتع ضعیف بوده که خود باعث افزایش وقوع سیلاب می‌شود. هر ساله، به دلیل طغیان آب رودخانه‌ها و سیلاب‌ها، گستره وسیعی از منطقه تحت تأثیر قرار می‌گیرد و این موضوع منجر به ویران شدن تأسیسات عمرانی، امکانات ارتباطی، زمین‌های کشاورزی، شهرها و روستاها می‌شود. در سال‌های اخیر این مناطق همواره درگیر سیلاب با خسارات بوده‌اند و لازم است این مناطق در اولویت‌های مطالعات و مدیریت قرار گیرند و این نکته اهمیت پژوهش‌هایی همچون پژوهش حاضر را نشان می‌دهد.



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و نقاط سیلاب در استان خراسان رضوی و کشور (منبع: نگارندگان)

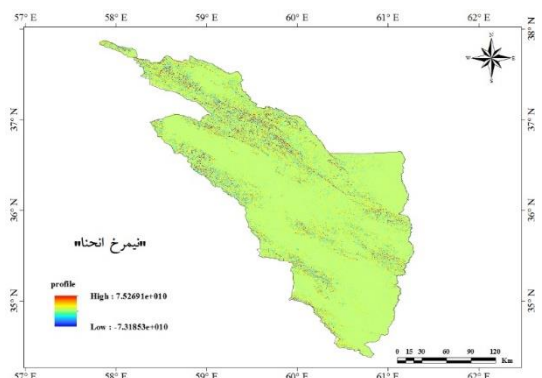
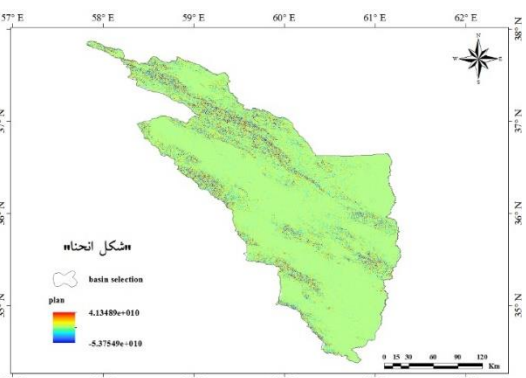
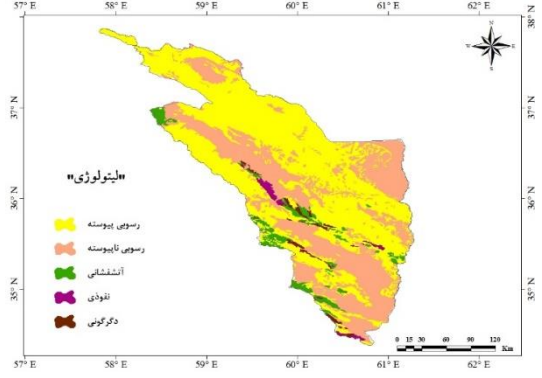
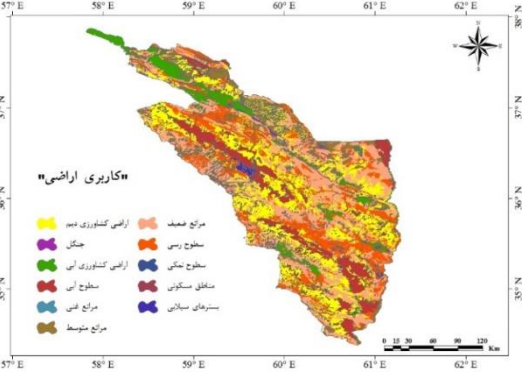
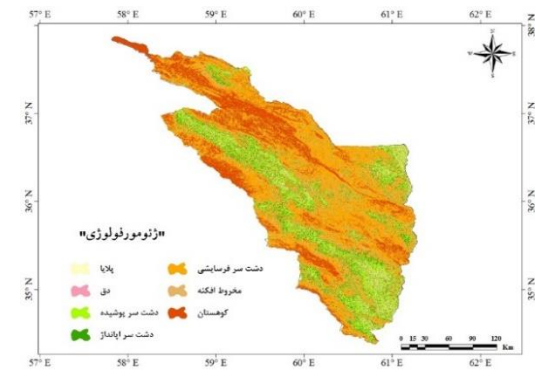
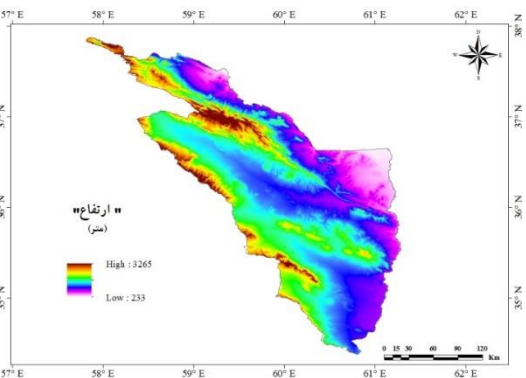
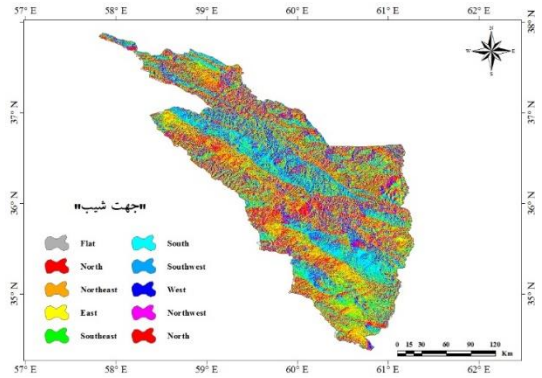
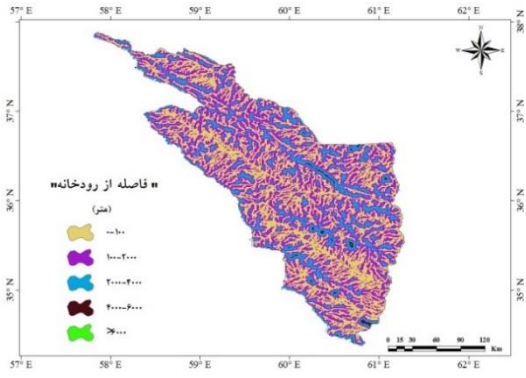
## ۲-۲- روش پژوهش

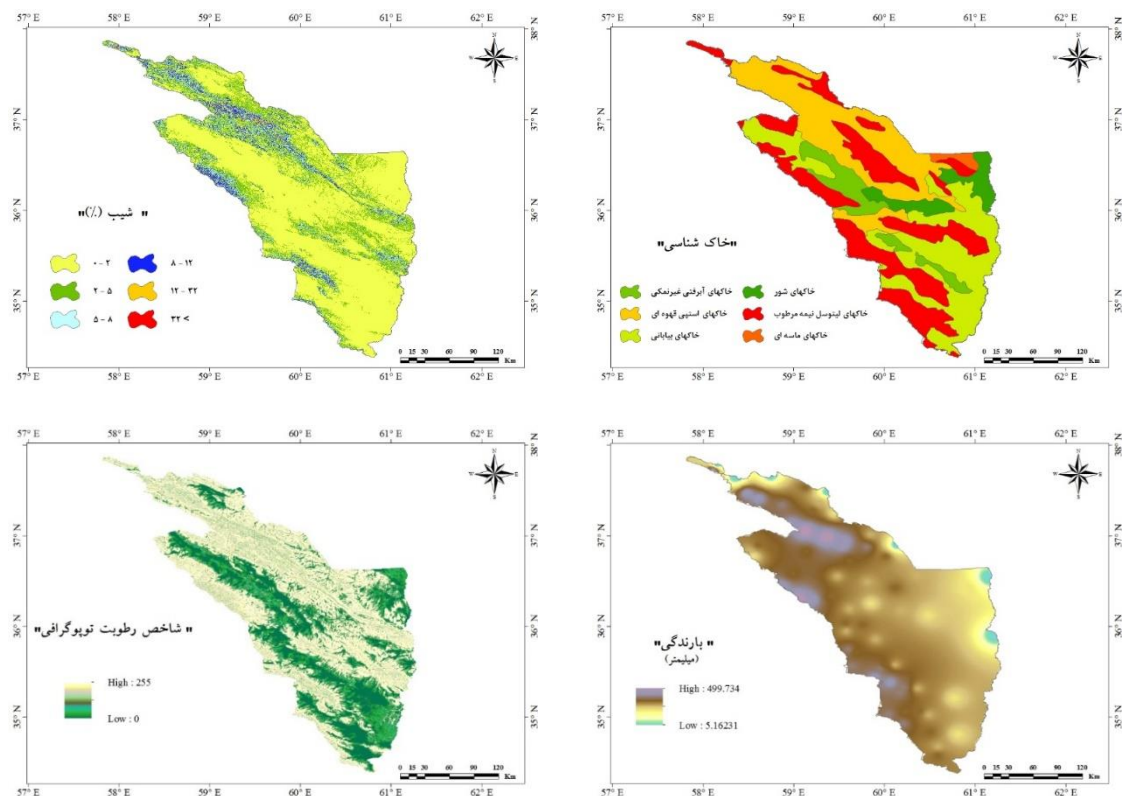
شناخت و جمع‌آوری اطلاعات مربوط به عوامل تأثیرگذار بر سیل‌خیزی، اولین مرحله مطالعات پهنه‌بندی است و انتخاب عوامل مهم، نقش زیادی در صحت این نقشه‌ها دارند. در این مطالعه، پس از بررسی‌های انجام شده، مرور منابع و سابقه پژوهش در منطقه مورد مطالعه، این لایه‌ها شامل نقشه کاربری اراضی، درجه شیب، زمین‌شناسی، فاصله از آبراهه، مدل رقومی ارتفاع (DEM)، جهت شیب، ژئومورفولوژی، خاک‌شناسی، شکل انحنا، زمین، نیمرخ انحنا، زمین، بارندگی و شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) به عنوان عوامل مؤثر بر سیلاب در منطقه مورد مطالعه تشخیص داده شد (شکل ۲). عوامل مذکور نقش مهمی در وقوع سیلاب دارند (Avand et al., 2021; Shafapour Tehrani et al., 2015). نقشه کاربری اراضی از منابع طبیعی استان تهیه و با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ با قدرت تفکیک ۳۰ متر اصلاح شد. نقشه زمین‌شناسی با استفاده از نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ حوضه آبخیز قره‌قوم و نقشه خاک‌شناسی منطقه با استفاده از نقشه خاک‌شناسی ۱:۲۵۰۰۰۰ تهیه گردید. لایه فاصله از رودخانه با استفاده از نقشه توپوگرافی منطقه مورد مطالعه ایجاد شد. نقشه شیب، جهت شیب، شکل انحنا، زمین، نیمرخ انحنا، زمین و نقشه ارتفاع منطقه از DEM منطقه مورد مطالعه با قدرت تفکیک ۳۰\*۳۰ متر تهیه گردید شاخص رطوبت توپوگرافی نیز یکی دیگر از فاکتورهای دیگر مؤثر بر سیل بوده که در محیط SAGA GIS تهیه گردید که با استفاده از رابطه ۱ محاسبه می‌شود:

$$TWI = \frac{A_s}{\tan \beta} \quad (1)$$

که در آن  $A_s$  سطح ویژه حوضه آبخیز و  $\beta$  شیب زمین (به درصد) است.

نقشه واحدهای ژئومورفولوژی با استفاده از نقشه‌های شیب و توپوگرافی با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ و زمین‌شناسی محدوده مورد مطالعه، آماده گردید. در مرحله بعد، از تفسیر تصاویر ماهواره‌ای Google Earth و لندست ۸، اطلاعات جزئی‌تر استخراج و بر روی نقشه اولیه منتقل شده و نقشه واحدهای ژئومورفولوژی منطقه تهیه گردید. در این پژوهش، به منظور تهیه لایه بارش از داده‌های ۳۰ ساله ایستگاه‌های باران‌سنجی موجود در داخل حوضه استفاده شد (تعداد ۹۶ ایستگاه باران‌سنجی در این منطقه وجود دارد که از ایستگاه‌هایی که داده‌های کاملی داشتند استفاده گردید). در نهایت برای مدل‌سازی تمام لایه‌های مؤثر به پیکسل سایز ۱۰۰ تبدیل شد.





شکل ۲. نقشه عوامل مؤثر بر پهنه‌بندی حساسیت به سیل در حوضه آبخیز قره قوم (منبع: نگارندگان)

برای بررسی هم‌خطی<sup>۱</sup> بین متغیرهای مستقل از آماره‌های تحمل (TOL)<sup>۲</sup> و ضریب تورم واریانس (VIF)<sup>۳</sup> استفاده می‌شود. در صورت وجود هم‌خطی بین متغیرهای مستقل، خطا افزایش می‌یابد و از دقت پیش‌بینی مدل کاسته می‌شود (Park et al., 2017). رخداد‌های تاریخی سیل به‌عنوان مبنایی برای پیش‌بینی وقوع سیل مورد استفاده قرار می‌گیرد. به طوری که مناطق نزدیک به وقایع سیلاب گذشته، پتانسیل بیشتری در برابر سیل خیزی دارند (Avand et al., 2021)؛ لذا در این مطالعه، نقاط سیل از سازمان آب منطقه‌ای استان خراسان رضوی دریافت شد (شکل ۱). در همین راستا، نقاط غیرسیل با استفاده از نقشه توپوگرافی، بازدید میدانی و نرم‌افزار Google Earth انتخاب شد. برای انجام مدل‌سازی، در ابتدا با استفاده از روش نمونه‌برداری تصادفی طبقه‌بندی شده<sup>۴</sup> (DeVries, 1986) نقاط برداشت به دو گروه ۷۰ درصد برای مدل‌سازی (آموزش) و ۳۰ درصد برای ارزیابی (اعتبارسنجی) مدل تقسیم شد (Youssef et al., 2016). در مرحله اجرای مدل، تمام لایه‌هایی که به‌عنوان متغیر مستقل شناخته شدند، به همراه ۷۰ درصد داده‌های وابسته برای مدل تعریف شدند (Mirchooli et al., 2023). در این مرحله بر اساس ۳۰ درصد از داده‌هایی که از قبل جدا شدند و در مرحله آموزش مورد استفاده قرار نگرفتند، دقت پیش‌بینی مدل ارزیابی می‌گردد. در این مطالعه، الگوریتم‌های زیر مورد استفاده قرار گرفت:

#### • مدل جنگل تصادفی (RF)

این الگوریتم را نخستین بار لئو بریمن<sup>۵</sup> و آدل کاتلر<sup>۶</sup> ایجاد کرده و توسعه دادند (Sadeh & Farshad, 2014). الگوریتم جنگل تصادفی، روش یادگیری مبتنی بر دسته‌ای از درخت‌های تصمیم است (Akbari et al., 2018). در حال حاضر این الگوریتم از بهترین الگوریتم‌های یادگیری است و برای بسیاری از مجموعه داده‌ها، طبقه‌بندی با صحت بالایی را انجام می‌دهد. مهم‌ترین ویژگی جنگل تصادفی عملکرد بالای آن‌ها در اندازه‌گیری اهمیت متغیرها برای مشخص کردن این‌که هر متغیر چه نقشی در پیش‌بینی پاسخ دارد

1. Multicollinearity
2. Tolerance (TOL)
3. Variance Inflation Factor (VIF)

4. Stratified random sampling
5. Leo Breiman
6. Adele Cutler

(Catani et al., 2013). کلاسه‌بندی جنگل تصادفی ابتدا بر روی داده آموزشی و سپس روی داده‌های اعتبارسنجی اجرا می‌گردد. RF می‌تواند بر پرت‌ها در پیش‌بینی‌ها غلبه کند، به طور خودکار داده‌های حذف شده را مدیریت کند و تنوع درخت‌های طبقه‌بندی را افزایش دهد (Youssef et al., 2022).

#### • الگوریتم (CART)

از محبوب‌ترین و در عین حال از ساده‌ترین الگوریتم‌های درخت‌های تصمیم، الگوریتم CART است که کاربردهای زیادی در طبقه‌بندی و رگرسیون دارد (Darvand et al., 2020). همان‌طور که از نام این روش مشخص است، CART ساخت درختان رگرسیونی دو دویی را نیز تأمین می‌نماید. درختان رگرسیونی از درختان طبقه‌بندی ساده‌ترند؛ زیرا معیار رشد و هرس نمودن آن‌ها مشابه است. ساختار درخت رگرسیونی مشابه درخت طبقه‌بندی است فقط هر برگ یک مقدار حقیقی را پیش‌بینی می‌کند (Youssef et al., 2021). CART داده‌ها را به دو زیر مجموعه افزایش می‌کند به طوری که رکوردهای درون هر زیر مجموعه نسبت به زیر مجموعه قبلی همگن‌ترند. یک فیلد پیش‌بینی‌کننده چندین مرتبه در چندین سطح در درخت تکرار می‌شود. این الگوریتم از جداکننده جانشین بهره می‌گیرد تا بهترین استفاده از داده با مقادیر گم‌شده را داشته باشد (Rutkowski et al., 2014).

#### • ارزیابی مدل‌های تهیه نقشه آسیب‌پذیری

یکی از مهم‌ترین بخش‌های مربوط به مدل‌سازی، اعتبارسنجی نتایج پیش‌بینی شده است (Chung & Fabbri, 2003). منحنی منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (ROC) یکی از مفیدترین و کارآمدترین روش‌ها در ارائه‌ی خصوصیت تعیینی، شناسایی احتمالی و پیش‌بینی سیستم‌هاست (Catani et al., 2013). ایده‌آل‌ترین مدل، بیش‌ترین سطح زیر منحنی را دارد و مقدار آن بین ۰/۵ تا ۱ است. در بهترین حالت سطح زیر منحنی نزدیک به یک است، در حالی که مقادیر نزدیک به ۰/۵ نشان‌دهنده عدم دقت کافی در مدل است (Floyd & Gill, 2011). منحنی ROC برای ارزیابی عملکرد نقشه حساسیت ایجاد شده در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت. منحنی ROC از کارآمدترین روش‌ها در ارائه خصوصیت تعیینی، شناسایی احتمالی و پیش‌بینی سیستم‌هاست که میزان دقت را به صورت کمی برآورد می‌کند. در روش ROC، مساحت زیر منحنی دارای مقادیر بین ۰/۵ تا ۱ بوده و از آن برای ارزیابی دقت مدل استفاده می‌شود (Nandi & Shakoor, 2009). در این مرحله از ۳۰ درصد داده‌هایی که جهت اعتبارسنجی مدل‌ها به صورت تصادفی انتخاب شده بودند، استفاده شد.

### ۳- یافته‌ها

چند خطی بودن بین متغیرهای مستقل با کمک شاخص آماری معروف هم‌خطی، VIF و TOL مورد بررسی قرار گرفت (Yoo & Cho, 2019). هنگامی که  $TOL < 0.1$  و  $VIF > 5$  باشد بین متغیرهای مستقل هم‌خطی وجود دارد (Chen et al., 2017; Rahman et al., 2019). تجزیه و تحلیل چندخطی عوامل پیش‌بینی‌کننده خطر مورد استفاده در این مطالعه برای حساسیت به سیل‌خیزی برای ۱۲ فاکتور در جدول (۲) نشان داده شده است. با توجه به جدول ۱، VIF و TOL تمامی فاکتورها کمتر از حد آستانه است؛ لذا همه فاکتورهای برای ادامه تجزیه و تحلیل، وارد فرآیند مدل‌سازی خواهند شد.

در ادامه، نقشه‌های حساسیت سیل‌خیزی حوضه آبخیز قره‌قوم با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشینی بردار RF و CART تهیه شد. پس از اجرای مدل‌ها در نرم‌افزار R و انجام مدل‌سازی، نقشه‌های حساسیت نهایی سیل‌خیزی منطقه مورد مطالعه در محیط ArcGIS تهیه شد. سپس نقشه حساسیت به پنج کلاس حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تقسیم شدند. نتایج حاصل از ارزیابی مهم‌ترین فاکتورهای مؤثر بر حساسیت حوضه آبخیز به سیل‌خیزی در جدول ۳ نشان داده شده است. بر اساس نتایج حاصل از مدل RF متغیرهای فاصله از رودخانه، بارندگی و ارتفاع بیش‌ترین تأثیر را بر حساسیت منطقه داشته و در مقابل، فاکتورهای شاخص رطوبت توپوگرافی، شکل انحنای لیتولوژی کم‌ترین تأثیر را داشته‌اند. نتایج حاصل از مدل CART حاکی از آن است که ارتفاع، فاصله از رودخانه و بارندگی بیش‌ترین تأثیر را بر حساسیت سیل داشتند، و لیتولوژی، خاک، شکل انحنای شاخص رطوبت توپوگرافی هیچ تأثیری نداشتند. این نتایج با مطالعه میرچولی و همکاران، آوند و همکاران، یوسفی و همکاران و

چاپی و همکاران مبنی بر اهمیت زیاد فاصله از رودخانه و ارتفاع، همخوانی دارد (Mirchooli et al., 2023; Avand et al., 2020; Yousefi et al., 2022; Chapi et al., 2017).

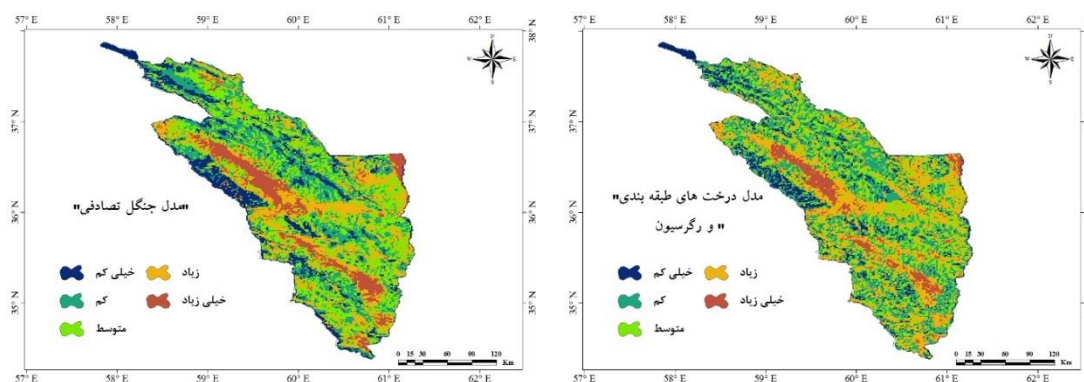
جدول ۲. نتایج آنالیز هم خطی چندگانه بین متغیرهای مستقل (منبع: نگارندگان)

عوامل مؤثر	VIF	Tolerance
شیب	۱/۱۵	۰/۸۹
جهت شیب	۲/۱۲	۰/۱۴
ارتفاع	۱/۸۴	۰/۲۶
کاربری اراضی	۱/۶۱	۰/۴۹
لیتولوژی	۱/۹	۰/۱۱
خاک شناسی	۱/۳۴	۰/۷۱
ژئومورفولوژی	۱/۱۸	۰/۸۳
فاصله از رودخانه	۱/۳۲	۰/۷۵
بارندگی	۱/۵۸	۰/۵۵
شکل انحنا	۱/۱۷	۰/۸۳
نیمرخ انحنا	۲/۱۸	۰/۳
شاخص رطوبت توپوگرافی	۱/۲	۰/۷۷

جدول ۳. اهمیت فاکتورهای مستقل مورد استفاده در حساسیت منطقه مورد مطالعه به سیل (منبع: نگارندگان)

عوامل مؤثر	RF	CART
شیب	۶/۸	۵/۳
جهت شیب	۴/۹	۳/۸
ارتفاع	۷/۳	۲۹/۲
کاربری اراضی	۲/۸	۱/۲
لیتولوژی	۱/۵	۰
خاک شناسی	۳/۲	۰
ژئومورفولوژی	۳/۹	۴/۲
فاصله از رودخانه	۱۱/۱	۲۱/۵
بارندگی	۷/۶	۱۴/۳
شکل انحنا	۱/۲	۰
نیمرخ انحنا	۵/۳	۷/۲
شاخص رطوبت توپوگرافی	۱/۱	۰

شکل (۳) نقشه حساسیت سیل خیزی را با استفاده از مدل‌های CART و RF نشان می‌دهد. در هر دو مدل، نقشه حساسیت سیل خیزی نشان داد که به دلیل ارتفاع و شیب کمتر، حساسیت به سیل خیزی در نواحی پایین دست بیشتر از نواحی بالادست و مرتفع است (Costache, 2019). همچنین در نواحی پایین دست به دلیل تغییر شدید کاربری اراضی در چند سال اخیر حساسیت به آسیب افزایش یافته و در نتیجه باعث کاهش پوشش گیاهی و افزایش اراضی کشاورزی و مسکونی شده است (Fernández & Lutz, 2010). نقشه‌های حساسیت سیل خیزی در مدل‌های RF و CART از نظر حساسیت تقریباً مشابه هستند.



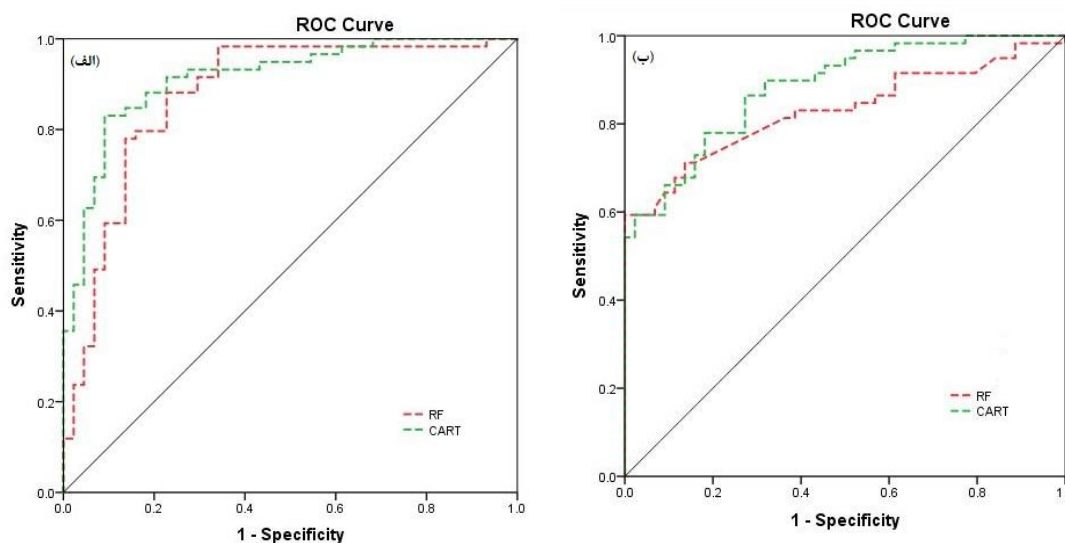
شکل ۳. نقشه پهنه‌بندی حساسیت به سیلاب خیزی با استفاده از مدل‌های RF و CART (منبع: نگارندگان)

بر اساس نتایج به دست آمده، مساحت‌های تحت پوشش کلاس‌های خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد در مدل CART به ترتیب ۹، ۲۹/۸، ۲۱/۹، ۳۲/۴ و ۶/۹ درصد است. این نتایج برای مدل RF به ترتیب ۱۱/۴۸، ۲۴/۸، ۲۸/۷، ۲۴ و ۱۱ درصد است (جدول ۴). در هر دو نقشه حساسیت، کلاس خیلی زیاد حساسیت بیشتر در قسمت غربی و جنوب غربی حوضه واقع شده است که این نواحی پر از نقاط شهری و روستایی است. در نتیجه وقوع سیلاب باعث خسارت فراوان به نواحی شهری و روستاها، نواحی مستعد عبور خطوط و مسیرهای انتقال نیرو (انرژی)، راه‌سازی، صنایع، مراتع، زمین‌های کشاورزی و ... می‌شود. نتایج پژوهشگرانی مانند رضوی ترمه و همکاران روی پهنه‌بندی حساسیت سیلاب خیزی و طبقه‌بندی مساحت و درصد سیلاب کردند که با نتایج پژوهش حاضر هم‌خوانی دارد (Razavi Termeh et al., 2018).

جدول ۴. مساحت (درصد) مناطق موجود در کلاس‌های مختلف خطر سیلاب در منطقه مورد مطالعه (منبع: نگارندگان)

مدل	کلاس حساسیت	مساحت %	سیلاب %
جنگل تصادفی (RF)	خیلی کم	۱۱/۴۸	۴۲/۳
	کم	۲۴/۸	۱۷/۰۹
	متوسط	۲۸/۷	۲۱/۳۷
	زیاد	۲۴	۲۸/۲۱
	خیلی زیاد	۱۱	۳۹/۹۱
درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون (CART)	خیلی کم	۹	۴/۲۷
	کم	۲۹/۸	۱۵/۳۸
	متوسط	۲۱/۹	۱۷/۹۵
	زیاد	۳۲/۴	۳۵/۹۰
	خیلی زیاد	۶/۹	۲۶/۵۰

جدول ۵ نتایج ارزیابی مدل‌های CART و RF را با استفاده از ROC برای هر دو مدل CART و RF برای مرحله آموزش و مرحله اعتبارسنجی نشان می‌دهد. بر اساس نتایج به دست آمده، مدل CART عملکرد بهتری نسبت به مدل RF دارد. به طوری که AUC در مورد مدل CART معادل ۰/۹۱ و مدل RF معادل ۰/۸۷ است. همچنین عملکرد بهتر مدل CART در مقایسه با مدل RF توسط شاخص‌های دیگر تأیید شد. به طوری که بر اساس نرخ پیش‌بینی، مدل CART برابر ۰/۸۸ و مدل RF معادل ۰/۸۳ به دست آمد. در این راستا، لازم به ذکر است که در بسیاری از مطالعات پیشین از جمله آزادی و همکاران و نیز یوسفی و همکاران تنها از مساحت زیر منحنی (AUC) برای ارزیابی دقت مدل‌ها، استفاده شد (Azadi et al., 2020; Yousefi et al., 2021); اما در مطالعه حاضر از هر دو شاخص AUC و نرخ پیش‌بینی استفاده شده است.



شکل ۴. ارزیابی نتایج مدل‌های کاربردی از طریق منحنی ROC (الف: آموزشی و ب: اعتبارسنجی) (منبع: نگارندگان)

#### ۴- بحث و نتیجه‌گیری

سیلاب سالانه خسارات زیادی در سراسر دنیا به کشاورزی، محیط زیست و مردم وارد می‌کند. یکی از روش‌های مناسب برای مطالعات سیل، الگوریتم‌های یادگیری ماشین همراه با شناسایی فاکتورهای مؤثر بر وقوع سیل از طریق بررسی مطالعات پیشین و نیز بازدیدهای میدانی است؛ لذا پژوهش حاضر با هدف ارزیابی دقت الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل مدل RF و CART در تعیین مناطق حساس به سیل خیزی، انجام شد. بدین منظور، از ۱۲ فاکتور مؤثر محیط‌زیستی و نیز ۱۱۷ نقطه سیل شناسایی شده استفاده گردید. نتایج نشان‌دهنده آن است که در مدل RF متغیرهای فاصله از رودخانه، بارندگی و ارتفاع بیش‌ترین تأثیر را بر حساسیت منطقه داشته و فاکتورهای شاخص رطوبت توپوگرافی، شکل انحنای لیتولوژی کم‌ترین تأثیر را داشته‌اند. نتایج حاصل از مدل CART حاکی از آن است که ارتفاع، فاصله از رودخانه و بارندگی بیش‌ترین تأثیر را بر حساسیت سیل خیزی داشتند، و در مقابل لیتولوژی، خاک، شکل انحنای و شاخص رطوبت توپوگرافی هیچ تأثیری نداشتند. همچنین نتایج حاصل از مدل‌سازی نشان داد که مدل CART کارایی بالاتری نسبت به مدل RF دارد. در مجموع نتایج بیان‌کننده آن است که بیش از نیمی از منطقه مورد مطالعه در کلاس حساسیت خطر زیاد و خیلی زیاد قرار دارد. ۳۰ نقطه شهری و بیش از ۱۰۰۰ نقطه روستایی در منطقه وجود دارد که اکثراً در عرصه‌های پر خطر قرار دارند و در معرض بیش‌ترین خطر هستند. اکثر این نواحی سکونتگاهی در کنار و در حریم آبراهه‌های حوضه قرار دارند. از جمله محدودیت‌های این پژوهش، این بود که با توجه به شرایط توپوگرافی منطقه، پایش میدانی از تمام مناطق سیل خیز امکان‌پذیر نبود و دیگری، اطلاعات دقیق از منطقه مورد مطالعه است که در حال حاضر به طور کامل وجود ندارد. در این پژوهش مشخص شد که تجزیه و تحلیل عوامل محیطی، با استفاده از داده‌های سنجش از دور و مدل‌سازی مکانی، ابزاری قدرتمند برای پیش‌بینی مناطق حساس به شمار می‌رود. با توجه به دقت بالای مدل‌های یادگیری ماشین و به‌خصوص مدل CART در این مطالعه و با توجه به کمبود داده‌های هیدرولوژیکی در اکثر حوضه‌های آبخیز کشور و کاربرد عالی مدل‌سازی مکانی برای مدیریت بلایای طبیعی در کشور، پیشنهاد می‌شود پژوهشگران از این مدل به‌منظور تهیه نقشه‌های پتانسیل خطر سیلاب در مناطق دیگر کشور نیز استفاده و نتایج را با مدل‌های دیگر مقایسه کنند.

به‌طور کلی، برای مدیریت خطر سیل، تهیه نقشه حساسیت‌پذیری می‌تواند نقشی اساسی در برنامه‌ریزی منطقه‌ای کاربری اراضی، مدیریت منابع و در تصمیم‌گیری مدیران برای آماده‌سازی زمین و مدیریت جامع منطقه مورد مطالعه داشته باشد و به عنوان یک ابزار مفید برای برنامه‌ریزی و مدیریت مخاطرات محیطی، مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مجموع می‌توان از نتایج این تحقیق برای شناسایی مناطق مناسب و امن برای توسعه عمرانی استفاده کرد.

## ۵- سپاس‌گزاری

نویسندگان از حمایت‌های معنوی دانشگاه حکیم سبزواری تشکر می‌نمایند.

## ۶- فهرست منابع

- ازیرانی، طیبه و قربانی، حسین. (۱۴۰۲). مدل‌سازی و تحلیل هیدرواقليم حوضه آبریز قره قوم در سال‌های اخیر با تأکید بر رواناب فصلی. *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی* ۱۲(۲)، ۱۰۹-۱۲۹.
- داروند، سروه، خسروی، حسن، کشت‌کار، حمیدرضا، زهتابیان، غلامرضا، و رحمتی، امید. (۱۴۰۰). مقایسه مدل‌های یادگیری ماشینی جهت اولویت‌بندی مناطق مستعد تولید گرد و غبار. مرتع و آبخیزداری (منابع طبیعی ایران)، ۷۴(۱)، ۵۳-۶۸.
- شفیعی، مجتبی و قهرمان، بیژن. (۱۳۸۸). بررسی تغییرات مکانی حداکثر بارش محتمل ۲۴ ساعته در حوضه آبریز قره قوم. *آبیاری و زهکشی ایران*، ۳(۲)، ۵۰-۵۵.
- فلاح‌زاده، مونا، رضایی، پرویز، اسلامیان، سیدسعید، و عباسی، علیرضا. (۱۳۹۸). ارتباط الگوهای پیوند از دور با خشکسالی؛ مطالعه موردی حوضه قره قوم. *تحقیقات جغرافیایی*، ۳۴(۲) (پیاپی ۱۳۲)، ۱۵۳-۱۶۴.
- میرچولی، فهیمه، غلامی، عیسی و بروغنی، مهدی. (۱۴۰۲). پهنه‌بندی حساسیت به سیل در حوزه آبخیز فامنا، استان گیلان. آب و خاک. ۳۷(۶)، ۸۴۱-۸۵۳.

## References

- Adnan, R.M., Liang, Z., & Heddarn, S. (2019). Least square support vector machine and multivariate adaptive regression splines for streamflow prediction in mountainous basin using hydro-meteorological data as inputs. *Journal of Hydrology*, (586), 124371. <https://doi.org/10.1016/J.JHYDROL.2019.124371>
- Akbari, S., Sakhaei, A.H., Kowsari, K., Yang, B., Serjoui, A., Yuanfang, Z. & Ge, Q. (2018). Enhanced multimaterial 4D printing with active hinges. *Smart Materials and Structures*, 27(6), p.065027. [10.1088/1361-665X/aabe63](https://doi.org/10.1088/1361-665X/aabe63)
- Avand, M., Kuriqi, A., Khazaei, M., & Ghorbanzadeh, O. (2022). DEM resolution effects on machine learning performance for flood probability mapping. *Journal of Hydro-Environment Research*, 40, 1 - 16. <https://doi.org/10.1016/j.jher.2021.10.002>
- Azadi, M., Northey, S.A., Ali, S.H. & Edraki, M. (2020). Transparency on greenhouse gas emissions from mining to enable climate change mitigation. *Nature Geoscience*, 13(2), 100-104.
- Azirani, T., & Ghorbani, H. (2023). Modeling and analysis of the hydroclimate of Qara Qom watershed in recent years with an emphasis on seasonal runoff. *Quantitative Geomorphology Research*, 12(2), 109-129. [10.22034/GMPJ.2023.366733.1384](https://doi.org/10.22034/GMPJ.2023.366733.1384). [In Persian]
- Catani, F., Lagomarsino, D., Segoni, S. & Tofani, V. (2013). Landslide susceptibility estimation by random forests technique: sensitivity and scaling issues. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13(11), 2815-2831. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-2815-2013>
- Chan, H.P., Goodsitt, M.M., Helvie, M.A., Hadjiiski, L.M., Lydick, J.T., Roubidoux, M.A., Bailey, J.E., Nees, A., Blane, C.E. & Sahiner, B. (2005). ROC study of the effect of stereoscopic imaging on assessment of breast lesions. *Medical physics*, 32(4), 1001-1009. <https://doi.org/10.1118/1.1870172>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.06.012>
- Chezgi, J., Poyan, S. (2024) Determining Flood-Prone Areas Using Machine Learning Models in the Shahrestank Watershed Area of Khosf City. *Iranian Journal of Watershed Management Science and Engineering*, 17 (63) : 4. <https://doi.org/10.22034/17.63.38>
- Chung, C.J.F. & Fabbri, A.G. (2003). Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping. *Natural hazards*, 30, 451-472. <https://doi.org/10.1023/B:NHAZ.0000007172.62651.2b>
- Costache R (2019) Flood susceptibility assessment by using bivariate statistics and machine learning models-A useful tool for flood risk management. *Water Resource Management* 33: 3239-3256. [10.1007/s11269-019-02301-z](https://doi.org/10.1007/s11269-019-02301-z)
- Darvand, S., Khosravi, H., Keshtkar, H.R., Zahtabian, G., & Rahmati, O. (2020). Comparison of machine learning models to prioritize areas prone to dust production. *Pasture and watershed scientific-research journal*, 74(1), 53-68. [10.22059/JRWM.2021.321033.1580](https://doi.org/10.22059/JRWM.2021.321033.1580). [In Persian]

- De Vries, G.J., Duetz, W., Buijs, R.M., van Heerikhuizen, J. & Vreeburg, J.T. (1986). Effects of androgens and estrogens on the vasopressin and oxytocin innervation of the adult rat brain. *Brain research*, 399(2), 296-302. [https://doi.org/10.1016/0006-8993\(86\)91519-2](https://doi.org/10.1016/0006-8993(86)91519-2)
- Fallahzadeh, M., Rezaei, P., Islamian, S.S., & Abbasi, A. (2018). Correlation of remote transplant patterns with drought; A case study of Qaraqom basin. *Geographical Research*, 34(2), 153-164. 10.29252/geores.34.2.153. **[In Persian]**
- Farshad, M., & Sadeh, J. (2014). Transmission line fault location using hybrid wavelet-Prony method and relief algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 61, 127-136. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.03.045>
- Fernández, D.S., & Lutz, M.A. (2010). Urban flood hazard zoning in Tucumán Province, Argentina, using GIS and multicriteria decision analysis. *Engineering Geology*, 111(1-4), 90-98. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2009.12.006>
- Floyd, K.W., & Gill, T.E. (2011). The association of land covers with aeolian sediment production at Jornada Basin, New Mexico, USA. *Aeolian Research*, 3, 55-66. <https://doi.org/10.1016/j.aeolia.2011.02.002>
- <https://doi.org/10.22067/jsw.2023.84146.1328>
- Kazemi, H., Mansouri, N., Jozi, S.A. (2021). Flood risk zoning in Nowshahr city using machine learning models. *Housing and Rural Environment*. 40(176), 71-86. 10.22034/40.176.71.
- Kennel, M.B., Shlens, J., Abarbanel, H.D., & Chichilnisky, E.J. (2005). Estimating entropy rates with Bayesian confidence intervals. *Neural Computation*, 17(7), 1531-1576. <https://doi.org/10.1162/0899766053723050>
- Mirchooli, F., Gholami, I. and Boroughani, M., 2023. Flood Susceptibility Mapping of the Farnat Watershed, Gilan Province. *Journal of Water and Soil*, 37(6), 841-853. **[In Persian]**
- Mohammadi, B., Ahmadi, F., Mehdizadeh, S., Guan, Y., Pham, Q.B., Linh, N.T.T. & Tri, D.Q. (2020). Developing novel robust models to improve the accuracy of daily stream flow modeling. *Water Resources Management*, 34, 3387-3409. <https://doi.org/10.1007/s11269-020-02619-z>
- Mosavi, A., Sajedi-Hosseini, F., Choubin, B., Taromideh, F., Rahi, G., & Dineva, A.A. (2020). Susceptibility mapping of soil water erosion using machine learning models. *Water*, 12(7), p.1995. <https://doi.org/10.3390/w12071995>
- Nandi, A., & Shakoor, A. (2010). A GIS-based landslide susceptibility evaluation using bivariate and multivariate statistical analyses. *Engineering Geology*, 110(1-2), 11-20. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2009.10.001>
- Park, S., Hamm, S.Y., Jeon, H.T., & Kim, J. (2017). Evaluation of Logistic Regression and Multivariate Adaptive Regression Spline Models for Groundwater Potential Mapping Using R and GIS. *Sustainability*, 9, 1157. <https://doi.org/10.3390/su9071157>
- Pollard, S.M., Yoshikawa, K., Clarke, I.D., Danovi, D., Stricker, S., Russell, R., Bayani, J., Head, R., Lee, M., Bernstein, M., & Squire, J.A. (2009). Glioma stem cell lines expanded in adherent culture have tumor-specific phenotypes and are suitable for chemical and genetic screens. *Cell stem cell*, 4(6), 568-580. 10.1016/j.stem.2009.03.014
- Pradhan, S., Elhadad, N., Chapman, W., Manandhar, S. & Savova, G. (2014). August. Semeval-2014 task 7: Analysis of clinical text. In *Proceedings of the 8th international workshop on semantic evaluation (SemEval 2014)* (pp. 54-62).
- Rahman M, Ningsheng C, Islam MM, Dewan A, Iqbal J, Washakh RMA, Shufeng T (201 9) Flood Susceptibility Assessment in Bangladesh Using Machine Learning and Multi-criteria Decision Analysis. *Earth Syst Environ* 3, 585-601 (201 9). <https://doi.org/10.1007/s41748-019-00123-y>.
- Razavi Termeh, S.V.R., Kornejady, A., Pourghasemi, H.R. & Keesstra, S. (2018). Flood susceptibility mapping using novel ensembles of adaptive neuro-fuzzy inference system and metaheuristic algorithms. *Science of the Total Environment*, 615, 438-451. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.09.262>
- Rutkowski, L., Jaworski, M., Pietruczuk, L., & Duda, P. (2014). The CART decision tree for mining data streams. *Information Sciences*, 266, 1-15. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.12.060>
- Shafapour Tehrany, M.S., Pradhan, B., & Jebur, M.N. (2015). Flood susceptibility analysis and its verification using a novel ensemble support vector machine and frequency ratio method. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 29, 1149-1165. <https://doi.org/10.1007/s00477-015-1021-9>
- Shafei, M., & Ghahraman, B. (2008). Investigating the spatial changes of maximum possible 24-hour rainfall in the Qora Qom watershed. *Iran Irrigation and Drainage Journal* 3: 59-52. <https://www.magiran.com/volume/54230> **[In Persian]**

- Skilodimou, H.D., Bathrellos, G.D., Chousianitis, K., Youssef, A.M., & Pradhan, B. (2019). Multi-hazard assessment modeling via multi-criteria analysis and GIS : a case study. *Environmental Earth Sciences*, 78, 42. <https://doi.org/10.1007/s12665-018-8003-4>
- Tehrani, A.S.S., Lee, H., Mathews, S.C., Shore, A., Makary, M.A., Pronovost, P.J. & Newman-Toker, D.E. (2013). 25-Year summary of US malpractice claims for diagnostic errors 1986–2010: an analysis from the National Practitioner Data Bank. *BMJ Quality & Safety*, 22(8), 672-680. <https://doi.org/10.1136/bmjqs-2012-001550>
- Wanders, N., Karssenbergh, D., De Roo, A., De Jong, S.M. & Bierkens, M.F.P. (2014). The suitability of remotely sensed soil moisture for improving operational flood forecasting. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(6), 2343-2357.
- Yoo, C., & Cho, E. (2019). Effect of multicollinearity on the bivariate frequency analysis of annual maximum rainfall events. *Water*, 11(5), 905. <https://doi.org/10.3390/w11050905>
- Yousefi, H., Yonesi, H., Davodi Moghadam, D., Arshiya, A., & Shamsi, Z. (2022). Determination of flood potential using CART, GLM and GAM machine learning models (case study: Kashkan basin). *Scientific Research Journal of Irrigation and Water Engineering of Iran*, 12(4), 84-105. 10.22125/iwe.2022.150684
- Yousefi, H., Yonsei, H. A., Arshiya, A., Yarahamdi, Y., & Guderzi, A. (2021). Determining flood-prone areas with models to reduce flood risks (case study: Kashkan watershed). *Ecohydrology*, 8(1), 307-319. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.124743>
- Yousefi, H., Yonsei, H. A., Davoudi-Moghadam, D., Arshiya, A., & Shamsi, Z. (2022). Determination of flood potential using CART, GLM and GAM machine learning models (case study: Kashkan Basin). *Scientific Research Journal of Irrigation and Water Engineering of Iran*, 12(48): 84-105. 10.22125/IWE.2022.150684
- Youssef, A.M., Pradhan, B., & Sefry, S.A. (2016). Flash flood susceptibility assessment in Jeddah city (Kingdom of Saudi Arabia) using bivariate and multivariate statistical models. *Environmental Earth Sciences*, 75(1): 12.