

## Spatial modeling and mapping of flood potential using machine learning algorithms (Case study: Bushehr province)

Fatemeh Rezaei<sup>1</sup>, Hamid Reza Pourghasemi<sup>2\*</sup>, Seyed Rashid Fallah Shamsi<sup>1</sup>, Rasoul Khosravi<sup>1</sup>, Narges Kariminejad<sup>2</sup>

1- Department of Natural Resources and Environmental Engineering, College of Agriculture, University Shiraz University, Shiraz, Iran

2- Department of Soil Science, College of Agriculture, University Shiraz University, Shiraz, Iran

\* Corresponding author: [hamidreza.pourghasemi@yahoo.com](mailto:hamidreza.pourghasemi@yahoo.com)

(Received: 03 November 2023

Revised: 03 March 2024

Accepted: 28 March 2024)

### Extended Abstract

**Introduction:** Given the scarcity of data on river basins nationwide, numerous researchers turn to spatial analysis within a Geographic Information System (GIS) setting for hydrological studies and flood investigations. On that basis, identifying the most important factors influencing flood occurrence and severity, as well as building their sensitivity maps can be one of the most important solutions for flood reduction. Therefore, the objective of this study is to prepare a flood risk map in Bushehr province using machine learning techniques and to identify important factors affecting flood hazards.

**Materials and methods:** In this study conducted in Bushehr province, we aimed to compare the effectiveness of three machine learning models: Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), and Generalized Additive Model (GAM). Initially, layers of information influencing flood occurrence in the study area were identified. Each prepared map served as input for the models. Various layers such as slope, slope direction, elevation, distance to river, drainage density, lithology, land use, topographic wetness index, and vegetation cover index were prepared using ArcGIS and SAGA-GIS software, crucial for analyzing flood patterns. Using data from 925 flood locations, points were divided into two sets: 70% (645 points) for modeling and 30% (280 points) for evaluation. The effectiveness of the models was validated using Receiver Operating Characteristic (ROC) analysis.

**Results and Discussion:** The results indicated that among the ten main factors, height, rainfall, and lithology were the most important factors affecting flood occurrence, while slope and distance from the river had the least impact. Evaluating model accuracy using ROC revealed very good accuracy for the SVM model (0.86), generalized additive model (0.85), and RF model (0.88). Flood sensitivity analysis showed RF and GAM methods identified the highest area in the low susceptibility class, while the SVM method identified the highest area in the medium susceptibility class. Results indicated that 37.32% of the study area had low sensitivity, 26.01% had medium sensitivity, 12.42% had high sensitivity, and 24.42% were very sensitive to flood hazards. Also, two other models have had very good accuracy for flood modeling in the studied area. The ROC related to the RF model, SVM, and generalized collective model showed an accuracy of 88.5 for the RF model, 86% accuracy for the SVM model, and 85% accuracy for the generalized collective model.

**Conclusion:** This study concludes that integrating machine learning models, namely SVM, RF, and GAM, with GIS analysis holds tremendous potential for advancing our understanding of flood patterns in Bushehr province. Leveraging these tools allows for a deeper comprehension of flood dynamics, aiding informed decision-making and effective mitigation strategies. This approach marks a significant leap forward in proactively addressing flood challenges and fostering resilient flood management practices in Bushehr province.

**Keywords:** Flood, Modeling, Machine Learning, Bushehr Province

**Citation:** Rezaei, F., Pourghasemi, H. R., Fallah Shamsi, S. R., Khosravi, R., & Kariminejad, N. (2024). Spatial modeling and mapping of flood potential using machine learning algorithms (Case study: Bushehr province). *Integrated Watershed Management*, 4(2), 81-96. doi: 10.22034/iwm.2024.2014966.1113

### Copyrights:

Copyright for this article is retained by the author(s), with publication rights granted to Integrated Watershed Management. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>).



## مدل‌سازی مکانی و تهیه نقشه پتانسیل سیل‌گیری با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین

### (مطالعه موردی: استان بوشهر)

فاطمه رضایی<sup>۱</sup>، حمیدرضا پورقاسمی<sup>۲\*</sup>، سید رشید فلاح شمسی<sup>۱</sup>، رسول خسروی شرف‌آبادی<sup>۱</sup>، نرگس

کریمی نژاد<sup>۱</sup>

۱- بخش مهندسی منابع طبیعی و محیط زیست، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

۲- بخش علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

\*نویسنده مسئول: [hamidreza.pourghasemi@yahoo.com](mailto:hamidreza.pourghasemi@yahoo.com)

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۱/۰۹

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۱۲/۱۳

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۸/۱۲

#### چکیده مبسوط

**مقدمه:** سیلاب یکی از مخرب‌ترین بلاهای طبیعی محسوب می‌شود؛ بنابراین تهیه نقشه حساسیت سیل‌گیری گامی مهم در راستای مدیریت سیلاب است. به دلیل کمبود اطلاعات در اکثر حوزه‌های آبخیز کشور، بسیاری از محققان برای مطالعه‌های هیدرولوژیکی و سیل‌گیری از تجزیه و تحلیل‌های مکانی در محیط GIS استفاده می‌کنند. بر این اساس، شناسایی مهم‌ترین عوامل مؤثر بر ایجاد و تشدید وقوع سیل و همچنین تهیه نقشه حساسیت‌پذیری آن می‌تواند یکی از مهم‌ترین راهکارها در راستای کاهش خطر سیل باشد؛ بنابراین هدف از پژوهش حاضر، تهیه نقشه حساسیت‌پذیری سیل در استان بوشهر با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین و شناسایی عوامل مهم و مؤثر بر وقوع آن است.

**مواد و روش‌ها:** پژوهش حاضر به منظور مقایسه کارایی سه مدل یادگیری ماشین، شامل جنگل تصادفی (RF)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و مدل جمعی تعمیم‌یافته (GAM) در تهیه نقشه سیل‌گیری استان بوشهر انجام شده است. در این تحقیق ابتدا لایه‌های اطلاعاتی تأثیرگذار بر رخداد سیلاب در منطقه مورد مطالعه تعیین و هر یک از نقشه‌های تهیه‌شده به عنوان ورودی به مدل‌های ذکرشده در این تحقیق معرفی شدند تا بر اساس آن‌ها نقشه حساسیت به سیلاب (سیل‌گیری) در محدوده مطالعاتی تهیه شود. بدین منظور، لایه‌های اطلاعاتی درجه شیب، جهت شیب، ارتفاع، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی، سنگ‌شناسی، کاربری اراضی، شاخص رطوبت توپوگرافی، شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال‌شده و بارندگی در محیط سامانه اطلاعات مکانی در نرم‌افزارهای ArcGIS و SAGA-GIS تهیه شد. سپس بر اساس اطلاعات ۹۲۵ موقعیت سیلاب‌های رخ داده و شناسایی‌شده در محیط گوگل ارث انجین، از ۷۰ درصد تعداد کل نقاط (۶۴۵ نقطه) به منظور مدل‌سازی و ۳۰ درصد باقیمانده (۲۸۰ نقطه) برای ارزیابی استفاده شد. به منظور اعتبارسنجی و ارزیابی کارایی مدل‌ها نیز از منحنی تشخیص عملکرد نسبی استفاده شد.

**نتایج و بحث:** نتایج روش جنگل تصادفی نتایج نشان داد از بین ۱۰ عامل اصلی، عوامل ارتفاع، بارندگی و سنگ‌شناسی به عنوان مهم‌ترین فاکتورهای تأثیرگذار بر وقوع سیل در منطقه مورد مطالعه بوده و در مقابل عوامل جهت شیب و فاصله از رودخانه دارای کم‌ترین تأثیر بر وقوع سیل می‌باشند. به عبارت دیگر، نتایج نشان داد که عوامل ارتفاع، بارندگی و سنگ‌شناسی بیش‌ترین تأثیر را بر سیل‌گیری منطقه مورد مطالعه دارند. نتایج ارزیابی دقت مدل‌ها با استفاده شاخص سطح زیر منحنی نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان (۰/۸۶)، مدل جمعی تعمیم‌یافته (۰/۸۵) و مدل جنگل تصادفی (۰/۸۸) دارای دقت خیلی خوب هستند. همچنین بیشترین مساحت حساسیت سیل در مدل جنگل تصادفی و مدل جمعی تعمیم‌یافته مربوط به طبقه کم است. اگرچه در مدل ماشین بردار پشتیبان بیشترین کلاس حساسیت مربوط به طبقه متوسط است؛ بنابراین بر اساس شاخص‌های مذکور هر سه مدل توانایی خوبی در شناسایی مناطق سیل‌گیر دارند. به بیان دیگر، نتایج به‌دست‌آمده بر اساس مدل ماشین بردار پشتیبان نشان می‌دهد که ۳۷/۳۲ درصد از مساحت استان دارای حساسیت کم، ۲۶/۰۱ درصد از مساحت استان دارای حساسیت متوسط، ۱۲/۴۲ درصد از استان دارای حساسیت زیاد و ۲۴/۴۲ درصد از مساحت استان دارای حساسیت خیلی زیاد نسبت به سیل‌خیزی هستند. همچنین دو مدل دیگر نیز از دقت خیلی خوبی برای مدل‌سازی سیل در منطقه مورد مطالعه برخوردار بوده‌اند. نمودار ROC مربوط به مربوط به مدل جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و مدل جمعی تعمیم‌یافته نشان‌دهنده دقت ۸۸/۵ برای مدل جنگل تصادفی، دقت ۸۶ درصد برای مدل ماشین بردار پشتیبان و دقت ۸۵ درصد برای مدل جمعی است.

**نتیجه‌گیری:** نتایج به‌دست‌آمده از تحقیق حاضر می‌تواند کمک قابل توجهی به دولت، برنامه‌ریزان و مهندسی در پیش‌گیری و کاهش وقوع سیلاب نماید. همچنین می‌توان از روش‌های دیگر و ترکیب آن‌ها برای مدل‌سازی و مقایسه نتیجه آن با پژوهش حاضر استفاده کرد. بنا بر نتایج این تحقیق می‌توان ادعا داشت با استفاده از ابزارهای قدرتمند هوش مصنوعی، محققان و ذینفعان درک عمیق‌تری از پویایی پیچیده در وقوع سیل به دست می‌آورند و در نتیجه تصمیم‌گیری آگاهانه‌تر و استراتژی‌های مؤثرتری را در کاهش و کنترل سیل به کار می‌برند.

**واژه‌های کلیدی:** سیل‌گیری، مدل‌سازی، یادگیری ماشین، استان بوشهر

**استناد:** رضایی، ف.، پورقاسمی، ح. ر.، فلاح شمسی، س. ر.، خسروی، ر.؛ کریمی نژاد، ن. (۱۴۰۳). مدل‌سازی مکانی و تهیه نقشه پتانسیل

سیل‌گیری با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مطالعه موردی: استان بوشهر). مدیریت جامع حوزه‌های آبخیز، ۴(۲)، ۹۶-۸۱.

#### حق چاپ:



حق چاپ برای نویسنده (گان) این مقاله محفوظ است. بر اساس قوانین انتشارات با دسترسی آزاد، تمام مطالعات چاپ شده در این نشریه به‌صورت آزاد در وبسایت نشریه برای عموم بدون پرداخت هزینه قابل دسترسی است.

## مقدمه

همه‌روزه در سراسر جهان وقایع زیادی رخ می‌دهد که تعدادی از آن تبدیل به بلایای طبیعی می‌شود. بلایای طبیعی در واقع یک فاجعه یا مصیبت ناشی از وقوع یک پدیده طبیعی پرخطر مانند سیلاب، خشک‌سالی، زلزله، زمین‌لغزش و فرونشست زمین است که باعث وارد آمدن خسارت مالی و جانی فراوان به جوامع انسانی می‌گردد (Pham et al., 2020). سیل یکی از مهم‌ترین انواع بلایای طبیعی است که می‌تواند هر ساله باعث آسیب‌های گسترده اقتصادی-اجتماعی شده و پیامدهای زیست‌محیطی مهمی را برجای گذارد. گسترش حوادث و بلایای طبیعی می‌تواند با تغییرات آب و هوایی که در دهه‌های گذشته رخ داده است، همراه باشد. به عبارت دیگر، سیل از عوامل اصلی خسارت به منابع طبیعی، بخش‌های کشاورزی و زیرساخت‌های شهری است؛ بنابراین سیل یکی از زیان‌بارترین بلایای طبیعی دنیا محسوب می‌شود، زیرا ۳۱ درصد از کل خسارت اقتصادی ناشی از بلایای طبیعی جهانی را به خود اختصاص می‌دهد (Ali et al., 2020).

اگرچه سیل به لحاظ دینامیکی پویاترین فاجعه طبیعی است که به‌طور کامل نمی‌توان از آن جلوگیری کرد، اما می‌توان به شیوه‌هایی از جمله پیش‌بینی مکان‌های احتمالی سیل، از درجه عواقب، اثرات مضر و میزان تلفات آن کاست (Ali et al., 2020). بررسی‌ها حاکی از آن است که در سال ۲۰۱۰ حدود ۱۷۸ میلیون نفر تحت تأثیر سیل قرار گرفتند و بیش از ۴۰ میلیارد دلار خسارت در طی سال‌های ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۰ ثبت شده است (Leskens et al., 2014). هم‌چنین سیل باعث مرگ‌ومیر سالانه حدود ۲۰ هزار نفر شده و ۷۵ میلیون نفر تحت تأثیر سیل خانه‌های خود را از دست داده و بی‌خانمان شده‌اند (Khosravi et al., 2018). وقوع سیلاب از جمله حوادث طبیعی معمول در ایران است که حیات بشری را به مخاطره انداخته و در مقیاس جهانی فاجعه‌بارترین و مؤثرترین عامل در مرگ‌ومیر و

خسارات مالی است (Darabi et al., 2019). کشور ایران نیز با توجه به وسعت آن، تنوع آب و هوایی و تغییرات زمانی و مکانی بارندگی در اغلب استان‌ها، هر ساله با سیلاب‌های عظیمی مواجه است. در طول سالیان گذشته خسارات اقتصادی حاصل از فاجعه سیلاب به بیش از ۱۷۰۵ هزار دلار می‌رسد (Norouzi & Taslimi, 2012)؛ بنابراین شناسایی مناطق حساس به وقوع سیل به‌منظور فراهم کردن مدیریت لازم برای کاهش خسارات سیل ضروری است (Avand et al., 2020). تهیه نقشه حساسیت به وقوع سیل به‌عنوان مرحله اصلی برای جلوگیری و پیش‌بینی مدیریت سیلاب شناخته شده است (Khosravi et al., 2018). علیرغم تلاش متخصصان، تصمیم‌گیران، ذی‌نفعان و ادارات دولتی در دهه‌های اخیر برای کاهش اثرات سیلاب، تعداد حوادث و تلفات اقتصادی و انسانی مرتبط با آن، در سراسر جهان در حال افزایش است. این پدیده نه‌تنها در کشورهای در حال توسعه، بلکه در تمام جهان شایع‌ترین مخاطره طبیعی است. دسترسی سریع به ماهواره بر پایه داده‌های سنجش‌از‌دور و بهبود روش‌های تجاری، استفاده از سامانه اطلاعات مکانی را در تهیه نقشه حساسیت به وقوع سیل افزایش داده است؛ بنابراین GIS یک ابزار مفید برای بررسی وقایع چندبعدی مانند سیلاب است. دامنه وسیعی از تکنیک‌های مدل‌سازی در ارزیابی بلایای طبیعی پیشنهاد و مورد استفاده واقع شده است. محققان مختلفی به ارزیابی نقشه‌های سیلاب با استفاده از GIS اقدام و اطلاعات مفیدی را در ارتباط با بعضی از روش‌های موجود ارائه کرده‌اند (Catani et al., 2013; Kia et al., 2012). روش‌های مختلف تهیه نقشه حساسیت به وقوع سیل مانند مدل‌های آماری و احتمالاتی در تحقیق‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفته است (Khosravi et al., 2018). در سال‌های اخیر تکنیک‌های پیشرفته‌تری نیز در ارزیابی نقشه‌های حساسیت سیلاب از قبیل روش‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی به کار گرفته شده است.

شمالی و ۵۰ درجه و ۱ دقیقه تا ۵۲ درجه و ۵۹ دقیقه طول شرقی قرار دارد (شکل ۱). آب‌وهوای استان گرم و خشک و در نواحی ساحلی گرم و مرطوب است. بیشینه دمای مطلق آن ۵۲/۵ درجه سلسیوس و حداقل آن ۱- درجه و دمای متوسط سالانه آن ۲۵/۷ درجه و میانگین بارش ۲۲۰ میلی‌متر است (Ardakanian, 1983).

### تهیه نقشه پراکنش سیلاب

به‌منظور پیش‌بینی وقوع سیلاب در یک منطقه می‌توان از آنالیزهای مربوط به سیلاب‌های گذشته و رخ داده استفاده کرد. نقشه پراکنش سیلاب به‌عنوان یک عامل مؤثر در پیش‌بینی وقوع سیل در نظر گرفته می‌شود. لازم به ذکر است که نقشه پراکنش مکانی سیلاب با استفاده از سامانه آنلاین گوگل ارث انجین (<https://earthengine.google.com>) تهیه شده است. در مجموع از ۹۲۵ موقعیت سیل در استان بوشهر ۶۴۵ محل وقوع سیل (۷۰ درصد) جهت تهیه نقشه پتانسیل سیل‌گیری و ۲۸۰ نقطه (۳۰ درصد) برای اعتبارسنجی مدل‌های مذکور مورد استفاده قرار گرفت.

### معیارهای تأثیرگذار بر سیلاب

تعیین عوامل مؤثر بر وقوع سیل یکی از موارد ضروری در تهیه نقشه حساسیت سیل‌گیری است (Kia *et al.*, 2012). در این پژوهش ۱۰ عامل مؤثر بر وقوع سیلاب در منطقه مورد مطالعه شامل درجه شیب، ارتفاع، جهت شیب، کاربری اراضی، شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال‌شده، میانگین بارش سالانه، شاخص رطوبت توپوگرافی، فاصله از شبکه آبراهه‌ها، تراکم زهکشی و واحدهای سنگ‌شناسی مورد استفاده قرار گرفت (Khosravi *et al.*, 2018). به‌منظور تهیه لایه‌های اطلاعاتی از نرم‌افزارهای ArcGIS و SAGA-GIS استفاده شد. در ابتدا نقشه مدل رقومی ارتفاع با استفاده از نقشه توپوگرافی در مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ تهیه و نقشه طبقات ارتفاعی، درجه شیب و جهت شیب در محیط

به‌طور کلی، به دلیل اینکه حوضه‌ها به‌طور ذاتی پیچیده هستند، مدل‌سازی آن‌ها با روش‌های هیدرولوژی ساده و خطی مطابقت ندارد (Pierdicca *et al.*, 2010)، به همین دلیل تکنیک‌های مختلفی برای بررسی سیل مورد استفاده قرار می‌گیرد. در میان تکنیک‌های مختلف، استفاده از سنجش‌ازدور (Francke *et al.*, 2009; Naghibi *et al.*, 2017)، فرآیند تحلیل سلسله مراتبی (Chapi *et al.*, 2017)، نسبت فراوانی (Pham *et al.*, 2020)، رگرسیون لجستیک (Al-Juaidi *et al.*, 2018)، منطق فازی (Nguyen *et al.*, 2020)، جنگل تصادفی (Avand *et al.*, 2020)، شبکه عصبی مصنوعی (Leskens *et al.*, 2014) و ماشین بردار پشتیبان (Chau *et al.*, 2005) مورد توجه محققان است؛ بنابراین سیل به لحاظ دینامیکی، پویاترین فاجعه طبیعی است که به‌طور کامل نمی‌توان از آن جلوگیری کرد، اما می‌توان با تهیه نقشه‌های حساسیت‌پذیری، خطر و ریسک، از درجه عواقب، اثرات مضر و میزان تلفات آن کم کرد. بر این اساس، شناسایی مهم‌ترین عوامل مؤثر بر ایجاد و تشدید وقوع سیل و هم‌چنین تهیه نقشه حساسیت‌پذیری آن می‌تواند یکی از مهم‌ترین راهکارها در راستای کاهش خطر سیل باشد؛ بنابراین هدف از پژوهش حاضر، تهیه نقشه حساسیت‌پذیری سیل در استان بوشهر با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین و شناسایی عوامل مهم و مؤثر بر وقوع آن است.

### مواد و روش‌ها

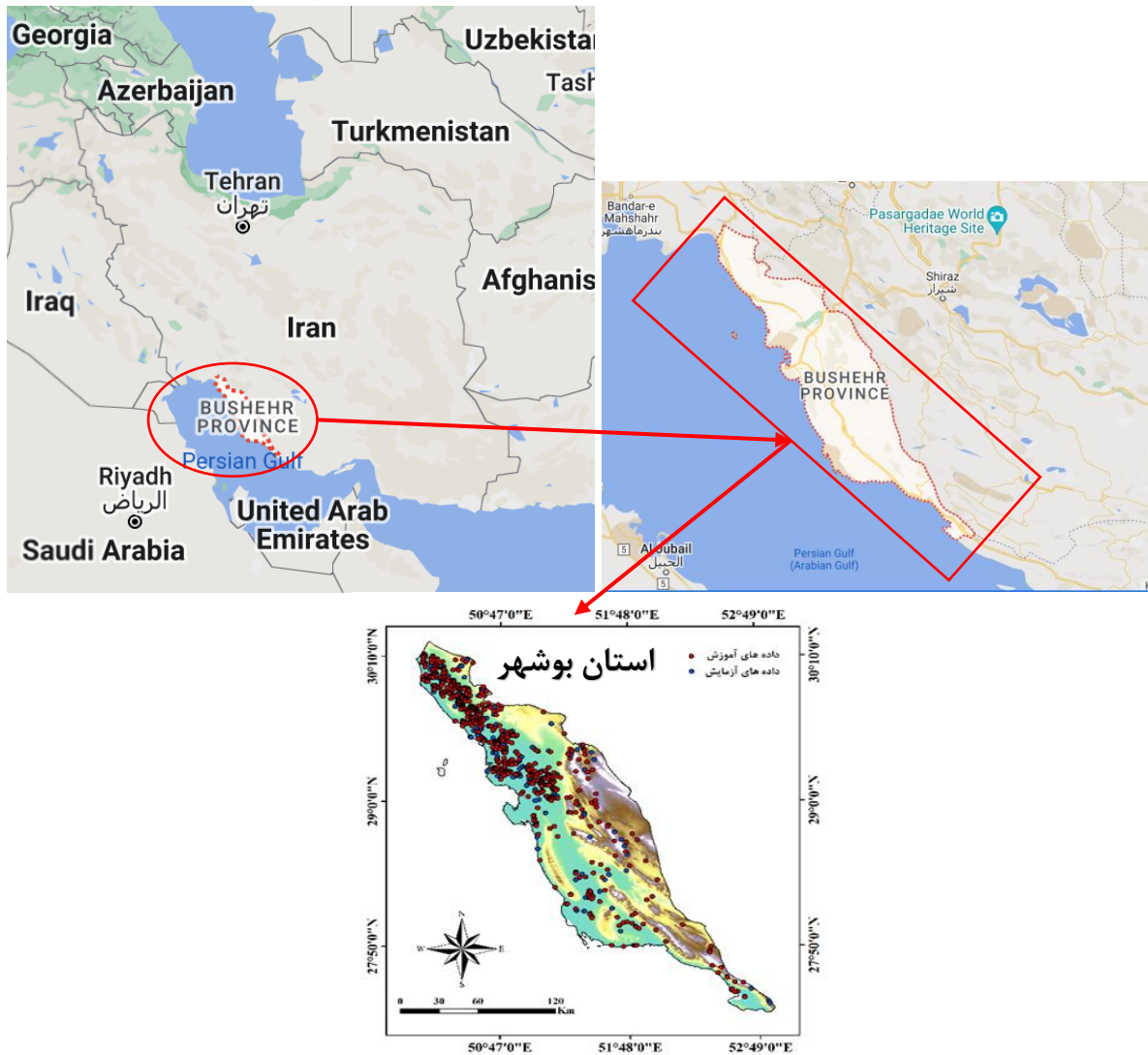
#### منطقه مورد مطالعه

استان بوشهر از استان‌های جنوبی ایران و هفدهمین استان بزرگ کشور به لحاظ مساحت است که در حاشیه خلیج فارس قرار دارد. استان بوشهر از شمال به قسمتی از استان‌های خوزستان و کهگیلویه و بویراحمد، از شرق به استان فارس، از جنوب و غرب به خلیج فارس و از جنوب شرق به قسمتی از استان هرمزگان محدود است. مختصات جغرافیایی استان بین ۲۷ درجه و ۱۹ دقیقه تا ۳۰ درجه و ۱۶ دقیقه عرض

رضایی و همکاران

کشاورزی و بیشه‌زار و درختچه‌زار است که دارای تراکم کم پوشش گیاهی و حداکثر سیلاب می‌باشند. شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال شده یکی دیگر از عوامل اصلی به شمار می‌رود که از روی تصاویر ماهواره‌ای سنتینل ۲ در محیط نرم‌افزار ArcGIS تهیه شد که مقدار آن بین +۱ و -۱ متغیر است.

نرم‌افزار ArcGIS از آن استخراج گردید. نوع کاربری اراضی نقش مهمی بر فرآیند سیلاب دارد و بر روی برخی فرآیندهای هیدرولوژیکی مانند نفوذپذیری، تبخیر و تعرق و تولید رواناب تأثیر دارد. نقشه کاربری اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره سنتینل ۲ در سال ۲۰۲۰ و در محیط نرم‌افزار ArcGIS تهیه شد. بیش‌تر مساحت استان پوشیده از دو کاربری زمین‌های



شکل ۱- نقشه پراکنش سیلاب در منطقه مورد مطالعه

Figure 1 Flood Distribution map in the study area

نرم‌افزار ArcGIS استفاده شد. عامل تراکم زهکشی از جمله عوامل مؤثر بر سیل‌خیزی است که از روی نقشه مدل رقومی ارتفاع (DEM) و در محیط نرم‌افزار SAGA GIS تهیه شد. فاصله از رودخانه یکی دیگر از

به‌منظور تهیه نقشه میانگین بارندگی از داده‌های بارندگی ۱۴ ایستگاه باران‌سنج در بازه زمانی ۱۳۹۷-۱۳۷۸ و برای میان‌یابی بارندگی از روش وزن فاصله معکوس (IDW) (Jaafari *et al.*, 2014) در محیط

سنگ‌شناسی مربوط به سازندهای کواترنری است که دارای بیش‌ترین میزان سیل‌گیری هم بوده‌اند. برای تهیه نقشه شاخص رطوبت توپوگرافی، از نرم‌افزار SAGA GIS و رابطه ۱ استفاده شد که در آن As مساحت منطقه و tanB زاویه شیب منطقه به درجه است (جدول ۱).

$$TWI = \ln(As/\tan)$$

(۱)

عوامل اصلی است که تأثیر قابل‌توجهی بر گستره و اندازه سیلاب دارد (Rahmati *et al.*, 2016) که نقشه آن بر اساس لایه رقومی شبکه آبراهه حوضه در محیط نرم‌افزار SAGA GIS تهیه شد. نقشه سنگ‌شناسی از روی نقشه زمین‌شناسی در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ (سازمان زمین‌شناسی کشور) در ArcGIS تهیه و به ۱۳ کلاس طبقه‌بندی شد که بیش‌ترین مساحت واحد

جدول ۱- ویژگی سازندهای زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

Table 1- Characteristics of geological formations in the study area

نام سازند	علامت سازند	لیتولوژی سازند یا واحد رسوبی
رازک	Rz	آهک با میان لایه شیل
کواترنری	Q	آبرفت جوان، مشتمل بر پادگانه‌ها و مخروط‌افکنه‌های جوان‌تر
میشان	Mn	شیل و آهک
خامی	Kh	آهک با میان لایه‌های شیل و دولومیت
کژدمی	Kz	شیل خالص با نفوذپذیری خیلی کم
گورپی	Gu	مارنی همراه با میان لایه‌هایی از ماسه‌سنگ و شیل
گچساران	Gs	اغلب آهک و شیل
بنگستان	Bn	شیل و آهک
بختیاری	Bk	آهک‌های مارنی با رنگ آبی تیره
آسماری و جهرم	As-J	دولومیت و آهک
آسماری	As	آهک و انیدریت
آغاچاری	Aj	ماسه‌سنگی
امیران	A	کنگلمرایی سیاه رنگ

بسیاری از داده‌ها، طبقه‌بندی را با صحت بالایی انجام می‌دهد (Lee *et al.*, 2012). در هر مرحله به‌منظور یافتن بهترین نوع تقسیم، همه متغیرها و مقادیر ممکن آن‌ها مورد جستجو قرار می‌گیرند تا فضای متغیرها به دو قسمت مناسب تقسیم شود.

جنگل تصادفی شامل سه پارامتر تعریف‌شده توسط کاربر است که عبارت از (۱) تعداد متغیرهای مورد استفاده در ساخت هر درخت که قدرت هر درخت مستقل را بیان می‌کند، (۲) تعداد درختان در جنگل تصادفی و (۳) حداقل تعداد گره‌های انتهایی است. هر چه تعداد درختان جنگل تصادفی بیش‌تر باشد، پیش‌بینی از دقت بالاتری برخوردار است. پس از تعیین وزن هر عامل و کلاس‌های مربوط به آن و انتقال وزن‌ها به نقشه‌های مذکور، نقشه نهایی پتانسیل سیلاب در

### مدل‌سازی مکانی سیل‌گیری جنگل تصادفی (RF)

این مدل روشی غیرپارامتری است که مجموعه‌ای از درختان تصمیم، روش طبقه‌بندی جنگل تصادفی را تشکیل می‌دهند. جنگل تصادفی یک نوع مدرن از درخت پایه هستند که شامل انبوهی از درخت‌های کلاس‌بندی و رگرسیونی می‌باشند. از مهم‌ترین ویژگی جنگل تصادفی می‌توان به عملکرد بالای آن در اندازه‌گیری اهمیت متغیرها اشاره کرد که مشخص می‌کند هر متغیر چه نقشی در پیش‌بینی پاسخ دارد. این الگوریتم در واقع الحاقی از درخت رگرسیون و طبقه‌بندی است که مبتنی بر دسته‌ای از درختان تصمیم است. این مدل بر اساس میانگین‌گیری از نتایج حاصل از تمام درختان تصمیم استوار است و برای

### مدل جمعی تعمیم‌یافته (GAM)

یکی از مدل‌های آماری ناپارامتری، مدل جمعی تعمیم‌یافته است که از توسعه و بسط مدل‌های خطی تعمیم‌یافته ایجاد شده است. برخلاف مدل خطی تعمیم‌یافته که در آن رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته در قالب معادلات رگرسیونی و ضرایب ارائه می‌شود، در مدل GAM، داده‌ها شکل منحنی پاسخ را تعیین می‌کنند (Yousefi et al., 2022)؛ بنابراین در مدل‌های جمعی تعمیم‌یافته، ساختار جمعی به بیان نتایج قابل تفسیر به صورت جداگانه برای هر متغیر توضیحی وارد شده به مدل، کمک می‌نماید. مدل‌های جمعی تعمیم‌یافته به صورت رابطه (۲) ارائه می‌شود (Yousefi et al., 2022) که در آن  $f_j$  ها توابعی نامعلوم، هموار و  $X_j$  متغیر پیش‌گو است.

$$g(\mu) = \alpha + \sum_{j=1}^p f_j(x_j) \quad (2)$$

ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین و انتخاب بهترین مدل منطقه‌ای به منظور ارزیابی مدل‌های تهیه‌شده از منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC) استفاده شده است. سطح زیر منحنی ROC بیانگر مقدار پیش‌بینی سیستم از طریق توصیف توانایی در تخمین صحیح وقایع رخداد (وقوع سیلاب) و عدم وقوع رخداد (عدم وقوع سیلاب) آن است. ایده‌آل‌ترین مدل، بیش‌ترین سطح زیر منحنی را دارد و مقادیر AUC بین ۰/۵-۱ متغیر است. چنانچه مدلی نتواند رخداد وقوع سیلاب را بهتر از دیدگاه احتمالی (تصادفی) تخمین بزند، مقدار AUC آن ۰/۵ است و زمانی که منحنی ROC، سطح زیر منحنی برابر ۱ داشته باشد، نشان‌دهنده بهترین کارایی مدل در تهیه نقشه وقوع رخداد سیل است (Razavi Termeh & Malek, 2016).

### نتایج

تهیه نقشه پتانسیل سیل‌گیری با استفاده از

#### الگوریتم‌های هوش مصنوعی

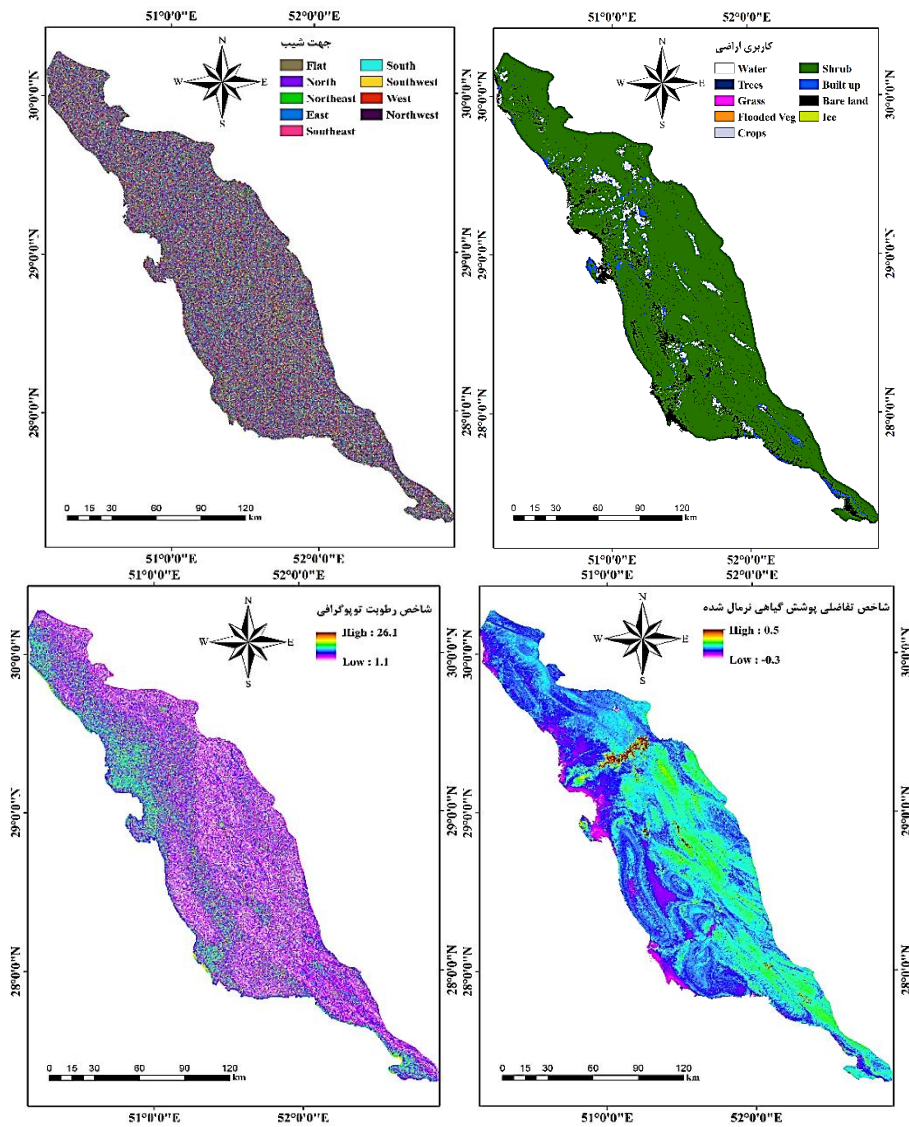
در این تحقیق ابتدا لایه‌های اطلاعاتی تأثیرگذار بر رخ داد سیلاب در منطقه مورد مطالعه تعیین شد (شکل ۲)

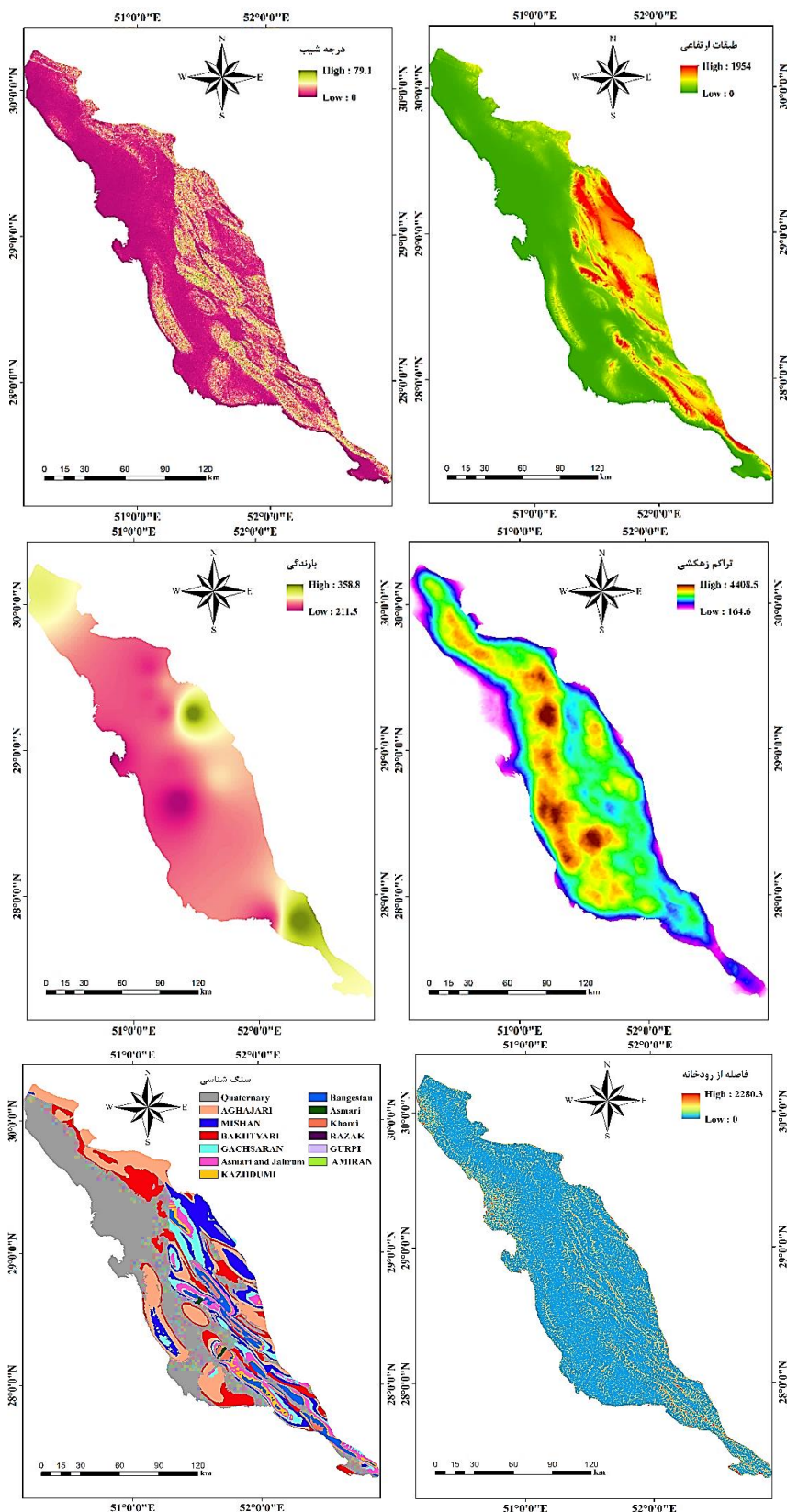
محیط نرم‌افزار ArcGIS تهیه و بر اساس الگوریتم شکستگی‌های طبیعی (Natural Breaks) به ۴ طبقه حساسیت کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تقسیم‌بندی شد (Mohammadi & Pourqasmi, 2017) (شکل ۴).

### ماشین بردار پشتیبان (SVM)

این مدل یکی از روش‌های یادگیری نظارت‌شده است که برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌گردد. این روش از جمله تکنیک‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر طبقه‌بندی از جمله شبکه‌های عصبی پرسپترون نشان داده است. مبنای کاری دسته‌بندی کننده SVM، دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌کند خطی را انتخاب نماید که حاشیه اطمینان بیش‌تری داشته باشد (Kariminejad et al., 2020). ماشین بردار پشتیبان در اصل یک الگوریتم طبقه‌بندی دوکلاسی است که کلاس‌ها توسط یک مرز خطی از هم جدا می‌شوند. در این روش نزدیک‌ترین نمونه‌ها به مرز تصمیم‌گیری را بردارهای پشتیبان می‌نامند که این بردارها معادله مرز تصمیم‌گیری را مشخص می‌کنند. روش مذکور به دلیل استفاده از اصل کمینه‌سازی ریسک ساختاری که از طریق بیشینه کردن فاصله بین دو ابر صفحه گذرا از بردارهای پشتیبان هر دو کلاس، اعمال می‌شود برخلاف حالت کمینه‌سازی ریسک تجربی که سعی در کمینه کردن خطای آموزش را دارد، عملکرد بهتری بر روی داده‌هایی که مدل با آن‌ها ساخته نشده است از خود نشان می‌دهد. به منظور تهیه نقشه خطرات چندگانه زیست‌محیطی با استفاده از الگوریتم SVM، اساساً چهار نوع تابع کرنل از قبیل خطی، چندجمله‌ای، سینوسی و تابع پایه شعاعی وجود دارد که در تحقیق حاضر از تابع پایه شعاعی به دلیل عملکرد بهتر آن در مقایسه با دیگر توابع استفاده شد (Gharakhanlou & Perez, 2023).

و هر یک از نقشه‌های تهیه‌شده به‌عنوان ورودی به مدل‌های به‌کار برده شده در این تحقیق معرفی شدند تا بر اساس آن‌ها نقشه حساسیت به سیلاب (سیل‌گیری) در محدوده مطالعاتی تهیه شود.



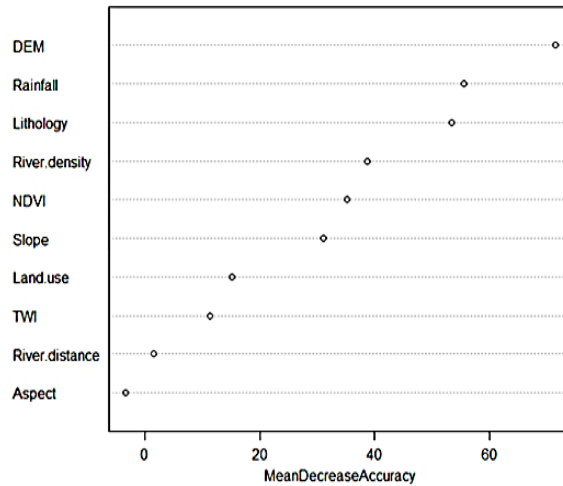


شکل ۲- لایه‌های اطلاعاتی تأثیرگذار بر رخ داد سیلاب در منطقه مورد مطالعه  
 Figure 2- Effective thematic layers on flood occurrence in the study area

### نتایج حاصل از روش جنگل تصادفی

در این تحقیق با استفاده از نرم‌افزار R مدل‌سازی و اولویت‌بندی بین عوامل مؤثر با مدل جنگل تصادفی انجام گرفت. با توجه به شکل ۳ نتایج نشان داد از بین ۱۰ عامل اصلی، عوامل ارتفاع، بارندگی و سنگ‌شناسی

به‌عنوان مهم‌ترین فاکتورهای تأثیرگذار بر وقوع سیل در منطقه مورد مطالعه بوده و در مقابل عوامل جهت شیب و فاصله از رودخانه دارای کم‌ترین تأثیر بر وقوع سیل می‌باشند (شکل ۳).

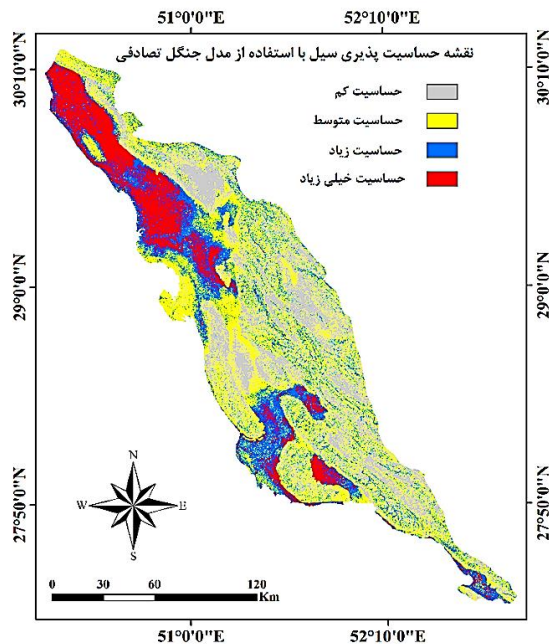


شکل ۳- اولویت‌بندی عوامل مؤثر بر وقوع سیل در منطقه مورد مطالعه

Figure 3- Prioritization of factors affecting the occurrence of floods in the study area

حساسیت زیاد و ۱۳/۲۰ درصد از مساحت استان دارای حساسیت خیلی زیاد نسبت به سیل‌گیری هستند. بیشترین مساحت حساسیت به سیل در این مدل مربوط به طبقه کم است.

بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از مدل جنگل تصادفی (شکل ۴)، ۳۷/۵۹ درصد از مساحت استان دارای حساسیت کم، ۲۸/۸۶ درصد از مساحت استان دارای حساسیت متوسط، ۲۰/۳۴ درصد از استان دارای



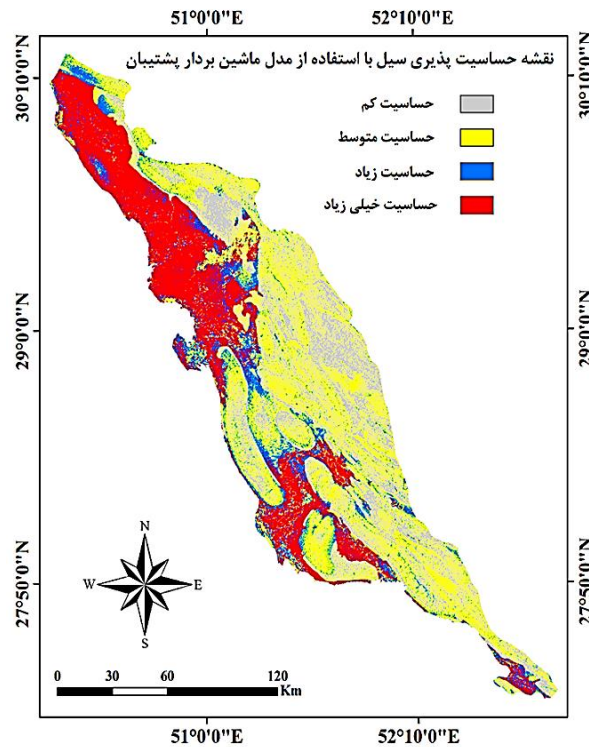
شکل ۴- نقشه پتانسیل سیلاب در منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش جنگل تصادفی

Figure 4- Flood susceptibility map in the study area using RF method

رضایی و همکاران

نتایج حاصل از روش مدل ماشین بردار پشتیبان نتایج به‌دست‌آمده بر اساس این مدل (شکل ۵) نشان می‌دهد که ۳۷/۳۲ درصد از مساحت استان دارای حساسیت کم، ۲۶/۰۱ درصد از مساحت استان دارای حساسیت متوسط، ۱۲/۴۲ درصد از استان دارای

حساسیت زیاد و ۲۴/۴۲ درصد از مساحت استان دارای حساسیت خیلی زیاد نسبت به سیل‌گیری هستند. بیش‌ترین مساحت حساسیت سیل در این مدل مربوط به طبقه متوسط است.



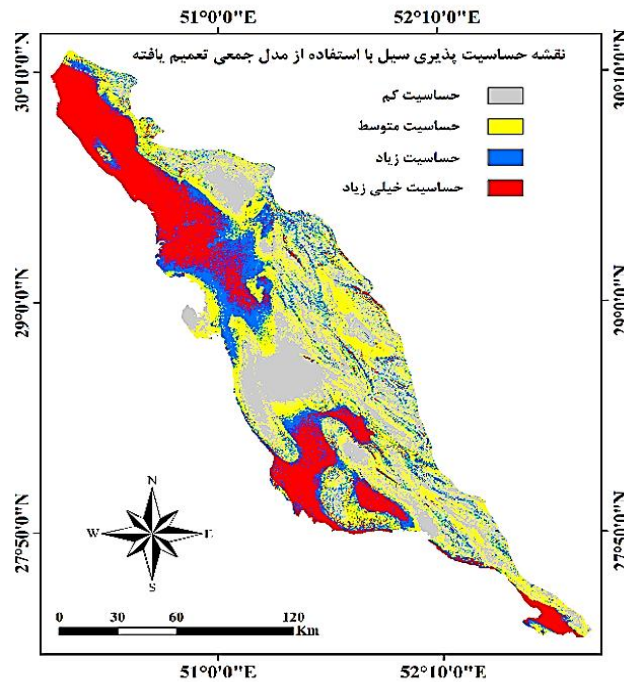
شکل ۵- نقشه پتانسیل سیلاب در منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش مدل ماشین بردار پشتیبان

Figure 5- Flood susceptibility map in the study area using the SWM model

نتایج حاصل از روش مدل جمعی تعمیم‌یافته

بر اساس نتایج حاصل (شکل ۶)، ۳۳/۵۳ درصد از مساحت استان دارای حساسیت کم، ۲۴/۵۲ درصد از مساحت استان دارای حساسیت متوسط، ۱۸/۵۱ درصد

از استان دارای حساسیت زیاد و ۲۳/۴۲ درصد از مساحت استان دارای حساسیت خیلی زیاد نسبت به سیل‌گیری هستند. بیشترین مساحت حساسیت سیل در این مدل مربوط به طبقه کم است.

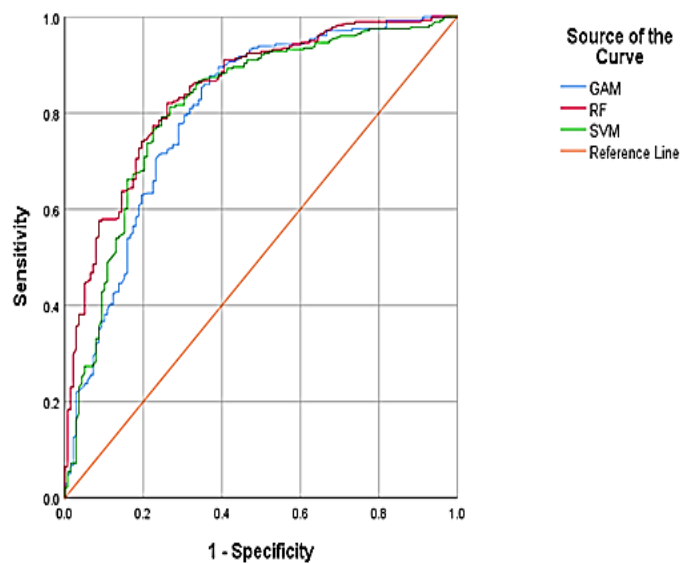


شکل ۶- نقشه پتانسیل سیلاب در منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش مدل جمعی تعمیم‌یافته  
 Figure 6- Flood potential map in the studied area using GAM model

بوده‌اند. نمودار ROC مربوط به مدل جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و مدل جمعی تعمیم‌یافته در شکل ۷ نشان داده شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان‌دهنده دقت ۸۸/۵ برای مدل جنگل تصادفی، دقت ۸۶ درصد برای مدل ماشین بردار پشتیبان و دقت ۸۵ درصد برای مدل جمعی است.

#### ارزیابی نتایج مدل‌ها

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، مدل جنگل تصادفی دقت بیشتری را نسبت به سایر مدل‌ها به خود اختصاص داده است. همچنین دو مدل دیگر نیز از دقت خیلی خوبی برای مدل‌سازی سیل در منطقه مورد مطالعه برخوردار



شکل ۷- منحنی ROC روش‌های جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و مدل جمعی تعمیم‌یافته  
 Figure 7- The ROC of RF, SVM, and GAM models

**بحث**

از نقشه تراکم زهکشی نشان می‌دهد که مناطق دارای کم‌ترین میزان تراکم زهکشی دارای بیش‌ترین میزان سیل بوده‌اند که علت آن را می‌توان مرتبط با واحدهای سنگ‌شناسی دانست. بررسی عامل فاصله از رودخانه نشان می‌دهد که بیش‌ترین سیل‌ها در بیش‌ترین فاصله از شبکه آبراهه اتفاق افتاده و علت آن را می‌توان در تغییر کاربری اراضی جستجو کرد. با انجام عملیات ساخت‌وساز و تغییر کاربری سیل‌خیزی افزایش می‌یابد. بررسی نتایج کلاس‌های درجه شیب نشان می‌دهد که بیش‌تر سیل‌های رخ داده در کلاس اول یعنی جایی که درجه شیب  $0-5/6$  درجه است اتفاق افتاده است که با نظرات (Avand et al., 2020) مطابقت دارد. با افزایش درجه شیب در منطقه مورد مطالعه تعداد سیل‌ها کاهش یافته و کم‌ترین وقوع سیل‌گیری‌ها در مناطقی با حداکثر شیب است. بررسی نتایج حاصل از شاخص رطوبت توپوگرافی نشان می‌دهد که سیل‌خیزی با افزایش میزان شاخص رطوبت توپوگرافی افزایش می‌یابد. با توجه به تعریف پارامتر شاخص رطوبت توپوگرافی، می‌توان این پارامتر را معادل نواحی و اراضی خیس دانست. در استان بوشهر بیش‌ترین میزان رخداد سیلاب در چهارمین کلاس یعنی بازه عددی  $14/9-11/2$  است؛ یعنی جایی که تراکم زهکشی نسبتاً بالا دارد و خاک قادر به جذب رطوبت نمی‌باشد و در نتیجه سیل‌گیری افزایش می‌یابد که با نتایج پژوهش (Rafiei et al., 2021-) مطابقت دارد.

**نتیجه‌گیری کلی**

سیلاب یکی از مخرب‌ترین بلاهای طبیعی محسوب می‌شود؛ بنابراین تهیه نقشه حساسیت سیل‌گیری گامی مهم در راستای مدیریت سیلاب است. شایان ذکر است دو عامل بارش و تغییر کاربری اراضی مهم‌ترین عوامل مؤثر بر وقوع سیل در منطقه مورد مطالعه شناسایی شدند و هم‌چنین مدل جنگل تصادفی در مقایسه با سایر روش‌های یادگیری ماشین دقت بیش‌تری در تهیه نقشه حساسیت سیل‌گیری در منطقه مورد مطالعه داشت. نتایج به‌دست‌آمده از تحقیق حاضر

نتایج بررسی عامل جهت شیب نشان می‌دهد که بیش‌تر سیلاب‌ها در جهت جنوب شرقی رخ داده است که علت آن را می‌توان به پوشش گیاهی کم و توانایی کم واحدهای سنگ‌شناسی در جذب و نفوذ آب نسبت داد. بررسی عامل ارتفاع نشان می‌دهد که بیش‌تر سیلاب‌ها در ارتفاع  $0-71$  متر اتفاق افتاده است که دلیل آن جاری شدن سیلاب در مناطق با ارتفاع کم‌تر است که با نتایج پژوهش (Yousefi et al., 2020) مطابقت دارد. بررسی نتایج عامل کاربری اراضی نشان می‌دهد که بیش‌تر سیلاب‌ها در کاربری زمین‌های کشاورزی و بیشه‌زار و درختچه‌زار اتفاق افتاده است که تراکم کم پوشش گیاهی و به‌تبع نفوذپذیری کم را می‌توان عامل سیل‌گیری منطقه عنوان کرد. بررسی عامل سنگ‌شناسی نشان می‌دهد که بیش‌تر سیلاب‌ها در سازندهای کواترنری اتفاق افتاده است که برخلاف نفوذپذیری خوب این نوع سازندها به دلیل قرارگیری در مناطق با شیب و ارتفاع کم شاهد بیش‌ترین میزان سیل‌گیری بوده‌اند. بررسی نتایج حاصل از NDVI منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد در مناطقی که پوشش گیاهی وجود ندارد بیش‌ترین سیل‌گیری اتفاق افتاده است. مناطقی که پوشش گیاهی کم‌تری دارند یا مناطقی که بدون پوشش گیاهی هستند نسبت به مناطقی که پوشش گیاهی بیش‌تری دارند مستعد سیلاب هستند، زیرا در پوشش گیاهی کم، جذب و نفوذ کاهش می‌یابد. این نتیجه با پژوهش (Pham et al., 2020) مطابقت دارد. بررسی نتایج حاصل از بارندگی نشان می‌دهد که جهت جنوب‌شرقی حداکثر میزان بارش را دریافت کرده است. هرچه میزان بارندگی بیش‌تر باشد سیل‌خیزی نیز بیش‌تر می‌شود و این موضوع در مورد استان بوشهر هم صدق می‌کند یعنی مناطقی که بیش‌ترین بارندگی را دریافت کرده‌اند شاهد بیش‌ترین سیل‌خیزی می‌باشند که نتایج این بخش با پژوهش‌های (Chițu et al., 2020; Chapi et al., 2017) که بین بارندگی و پتانسیل تولید رواناب رابطه‌ای مستقیم وجود دارد، مطابقت دارد. بررسی نتایج حاصل

برای مدل‌سازی و مقایسه نتیجه آن با پژوهش حاضر استفاده کرد.

می‌تواند کمک قابل‌توجهی به دولت، برنامه‌ریزان و مهندسين در پیش‌گیری و کاهش وقوع سیلاب نماید. هم‌چنین می‌توان از روش‌های دیگر و ترکیب آن‌ها

## References

- Ali, S. A., Parvin, F., Pham, Q. B., Vojtek, M., Vojteková, J., Costache, R., ... & Ghorbani, M. A. (2020). GIS-based comparative assessment of flood susceptibility mapping using hybrid multi-criteria decision-making approach, naïve Bayes tree, bivariate statistics and logistic regression: a case of Topľa basin, Slovakia. *Ecological Indicators*, 117, 106620. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106620>
- Al-Juaidi, A.E., Nassar, A.M. & Al-Juaidi, O.E. (2018). Evaluation of flood susceptibility mapping using logistic regression and GIS conditioning factors. *Arabian Journal of Geosciences*, 11(24), 765. <https://doi.org/10.1007/s12517-018-4095-0>
- Ardakanian, A. (1983). *Tourism guide in Bushehr province. Tehran: For tomorrow.* Shabak 1-10-8169-964. (In Persian)
- Avand, M., Janizadeh, S., Tien Bui, D., Pham, V. H., Ngo, P. T. T. & Nhu, V. H. (2020). A tree-based intelligence ensemble approach for spatial prediction of potential groundwater. *International Journal of Digital Earth*, 13(12), 1408-1429. <https://doi.org/10.1080/17538947.2020.1718785>
- Bui, D. T., Pradhan, B., Nampak, H., Bui, Q. T., Tran, Q. A. & Nguyen, Q. P. (2016). Hybrid artificial intelligence approach based on neural fuzzy inference model and metaheuristic optimization for flood susceptibility modeling in a high-frequency tropical cyclone area using GIS. *Journal of Hydrology*, 540, 317-330. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.06.027>
- 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. <http://dx.doi.org/10.5194/nhess-13-2815-2013>
- 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>
- Chau, K. W., Wu, C. L. & Li, Y. S. (2005). Comparison of several flood forecasting models in Yangtze River. *Journal of Hydrologic Engineering*, 10(6), 485-491. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)1084-0699](https://doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699)
- Darabi, H., Choubin, B., Rahmati, O., Haghghi, A. T., Pradhan, B. & Kløve, B. (2019). Urban flood risk mapping using the GARP and QUEST models: A comparative study of machine learning techniques. *Journal of hydrology*, 569, 142-154. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.12.002>
- Francke, T. K. O. (2009). *Measurement and modelling of water and sediment fluxes in meso-scale dryland catchments.* (Doctoral dissertation, Universität Potsdam). <http://dx.doi.org/10.5445/IR/1000104223>
- Gharakhanlou, N.M. & Perez, L. (2023). Flood susceptible prediction through the use of geospatial variables and machine learning methods. *Journal of hydrology*, 617, p.129121. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129121>
- Jaafari, A., Najafi, A., Pourghasemi, H. R., Rezaeian, J. & Sattarian, A. (2014). GIS-based frequency ratio and index of entropy models for landslide susceptibility assessment in the Caspian forest, northern Iran. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 11, 909-926. <http://dx.doi.org/10.1007/s13762-013-0464-0>
- Kariminejad, N., Hosseinalizadeh, M., Pourghasemi, H.R., Ownegh, M., Rossi, M. & Tiefenbacher, J.P. (2020). Optimizing

- collapsed pipes mapping: Effects of DEM spatial resolution. *Catena*, 187, p.104344. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104344>
- Khosravi, K., Pham, B. T., Chapi, K., Shirzadi, A., Shahabi, H., Revhaug, I., Prakash, I. & Bui, D. T. (2018). A comparative assessment of decision trees algorithms for flash flood susceptibility modeling at Haraz watershed, northern Iran. *Science of the Total Environment*, 627, 744-755. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.01.266>
- Kia, M. B., Pirasteh, S., Pradhan, B., Mahmud, A. R., Sulaiman, W. N. A. & Moradi, A. (2012). An artificial neural network model for flood simulation using GIS: Johor River Basin, Malaysia. *Environmental earth sciences*, 67(1), 251-264. <https://doi.org/10.1007/s12665-011-1504-z>
- Lee, S., Park, I. & Choi, J. K. (2012). Spatial prediction of ground subsidence susceptibility using an artificial neural network. *Environmental management*, 49(2), 347-358. <https://doi.org/10.1007/s00267-011-9766-5>
- Leskens, J. G., Brugnach, M., Hoekstra, A. Y. & Schuurmans, W. (2014). Why are decisions in flood disaster management so poorly supported by information from flood models? *Environmental modelling & software*, 53, 53-61. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.11.003>
- Mohammadi, M. & Pourqhasmi, H. R. (2017). Prioritization of Landslide-Conditioning Factors and its Landslide Susceptibility Mapping using Random Forest New Algorithm (Case Study: A Part of Golestan province). *Journal of Watershed Management Research*, 8(15), 161-170. <http://dx.doi.org/10.29252/jwmr.8.15.161> (In Persian)
- Naghibi, S. A., Ahmadi, K. & Daneshi, A. (2017). Application of support vector machine, random forest, and genetic algorithm optimized random forest models in groundwater potential mapping. *Water Resources Management*, 31(9), 2761-2775. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11269-017-1660-3>
- Nguyen, P. T., Ha, D. H., Avand, M., Jaafari, A., Nguyen, H. D., Al-Ansari, N. ... & Pham, B. T. (2020). Soft computing ensemble models based on logistic regression for groundwater potential mapping. *Applied Sciences*, 10(7), 2469. <https://doi.org/10.3390/app10072469>
- Norouzi, G. & Taslimi, M. (2012). The impact of flood damages on production of Iran's Agricultural Sector. *Middle East J Scientific Research*, 12, 921-926. <https://doi.org/10.5829/idosi.mejsr.2012.12.7.1783>
- Pham, B. T., Avand, M., Janizadeh, S., Phong, T. V., Al-Ansari, N., Ho, L. S. ... & Prakash, I. (2020). GIS based hybrid computational approaches for flash flood susceptibility assessment. *Water*, 12(3), 683. <https://doi.org/10.3390/w12030683>
- Pierdicca, N., Pulvirenti, L., Chini, M., Guerriero, L. & Ferrazzoli, P. (2010). A fuzzy-logic-based approach for flood detection from Cosmo-SkyMed data. In *2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* (pp. 4796-4798). IEEE. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11269-017-1660-3>
- Rafiei-Sardooi, E., Azareh, A., Choubin, B., Mosavi, A. H. & Clague, J. J. (2021). Evaluating urban flood risk using hybrid method of TOPSIS and machine learning. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 66, 102614. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2021.102614>
- Rahmati, O., Zeinivand, H. & Besharat, M. (2016). Flood hazard zoning in Yasooj region, Iran, using GIS and multi-criteria decision analysis. *Geomatics. Natural Hazards and Risk*, 7(3), 1000-1017. <https://doi.org/10.1080/19475705.2015.10450>
- Razavi Termeh, S. & Malek, M. (2016). Flood susceptibility mapping using ensemble of evidential belief (EBF) function with Analytical hierarchy process (AHP) (Case study: Jahrom Township). *Scientific-research journal of mapping sciences and techniques*, (8), 1-15. <http://dx.doi.org/10.46717/igj.55.2C.10ms-2022-08-23> (In Persian)

Yousefi, H., Yonesi, H.A., Davoudimoghadam, 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.  
<https://doi.org/10.22125/IWE.2022.150684>