ASPI | Afarand Scholarly Publishing Institute; Turkey
ISSN: 2538-4384; Geographical Research. 2024;39(2):161-168 10.58209/geores.39.2.161

Evaluation, Prediction and Regional Analysis of Floods Using Data Mining Models (Frizi Watershed)

ARTICLE INFO

Article Type
Original Research

Authors
Tavakkoli M.[1]* *MSc*
Amirahmadi A.[1] *PhD*
Goli Mokhtari L.[1] *PhD*

How to cite this article
Tavakkoli M, Amirahmadi A, Goli Mokhtari L. Evaluation, Prediction and Regional Analysis of Floods Using Data Mining Models (Frizi Watershed). Geographical Research. 2024;39(2):161-168.

[1]Department of Climatology and Geomorphology, Faculty of Geography and Environmental Science, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran

Correspondence
Address: Department of Climatology and Geomorphology, Faculty of Geography and Environmental Science, Hakim Sabzevari University, Tawheed Shahr, Sabzevar, Iran. Postal Code: 9617976487
Phone: +98 (51) 44410104
Fax: +98 (51) 44012613
tavakolimahdi770@gmail.com

Article History
Received: February 10, 2024
Accepted: April 17, 2024
ePublished: April 28, 2024

ABSTRACT

Aims Floods are one of the natural hazards that cause financial and human losses every year. This research was carried out to determine the flood risk zones in the Friesian watershed with Artificial Neural Network Model and Support Vector Machine to identify the influential factors in the occurrence of floods in the region, necessary measures for control, planning and protective and management measures in to reduce the risk of flooding.

Methodology This was an applied, analytical and developmental study carried out in 2023 in Firizi watershed. 14 environmental parameters were used for flood risk zoning. Then, 150 flood points in the basin were extracted using satellite images and randomly divided into 70% for model training and 30% for validation. Then, the layers were weighted, and the flood potential maps were classified into 5 categories: Very high, high, medium, low, and very low, using the natural fracture method. Then, the accuracy of the models used in the research was investigated using the Receiver Operating Characteristic method.

Findings The research assessed the accuracy of the models by employing the Receiver Operating Characteristic approach. The collected findings indicate that the Artificial Neural Network model outperformed the Support Vector Machine model, with an Area Under the Curve value of 0.923 compared to 0.898.

Conclusion The flooding in the basin primarily affected areas with gentle slopes, rocks that are resistant to water flow and not easily penetrated, lower altitudes, and lands located next to rivers (known as floodplains). The basin contains areas that are classified as high and extremely high-risk, primarily in its central and outflow regions.

Keywords Flooding; Frisian Watershed; ROC Curve; SVM Model; Zoning

CITATION LINKS

[Ahmad *et al.*, 2022] Development of machine learning flood ...; [Al-Areeq *et al.*, 2022] Computational machine learning approach for flood ...; [Arab Ameri *et al.*, 2017] Flood susceptibility zonation using new ensemble ...; [Aristizábal *et al.*, 2020] Hazard analysis of hydrometeorological concatenated ...; [Bakhtiar & Jahantab, 2022] Spatial modeling of floods using Artificial ...; [Beheshti Rad *et al.*, 2009] Investigating applicability of certainty factor landslide ...; [Berghuijs *et al.*, 2019] The relative importance of different ...; [Binh *et al.*, 2020] Risk communication, women's participation ...; [Bui *et al.*, 2019] Flash flood susceptibility modeling using an optimized ...; [Calea, 2002] Influnce of vegetion cover on flood hydrology ...; [Ceola *et al.*, 2022] Unraveling long-term flood risk dynamics across the ...; [Chen *et al.*, 2019] Deep learning and boosting framework for piping ...; [Chowdhuri *et al.*, 2020] Flood susceptibility mapping by ensemble evidential belief ...; [Han *et al.*, 2007] Flood forecasting using support ...; [Hatami Nejad *et al.*, 2017] Flood hazard zonation using multi-criteria analysis ...; [Hong *et al.*, 2018] Flood susceptibility assessment in Hengfeng ...; [Kan *et al.*, 2020] Hybrid machine learning hydrological ...; [Khairizadeh *et al.*, 2013] Flood hazard zoning using ANP model ...; [Khosravi *et al.*, 2021] A comparative assessment of flood susceptibility ...; [Mishra & Sinha, 2020] Flood risk assessment in the Kosi megafan ...; [Mollaee *et al.*, 2018] Estimating suspended sediment concentration using remote ...; [Mosaffaie *et al.*, 2020] Evaluation the efficiency of AHP model ...; [Munawar *et al.*, 2022] Remote sensing methods for flood ...; [Nhu *et al.*, 2020] A new hybrid firefly-PSO optimized random ...; [Omidvar *et al.*, 2010] Zoning the flood-producing potentials ...; [Peng *et al.*, 2014] Landslide susceptibility mapping based ...; [Peredo *et al.*, 2014] Investigating hydrological model versatility ...; [Pinos & Quesada-Román, 2022] Flood risk-related research trends in Latin ...; [Prăvălie & Costache, 2013] The vulnerability of the territorial-administrative units ...; [Salvati *et al.*, 2023] Flood susceptibility mapping using support ...; [Sarigöl & Nur Yesilyurt, 2022] Flood routing calculation with ANN, SVM, GPR, and ...; [Sarkar & Mondal, 2020] Flood vulnerability mapping using frequency ratio (FR) model: A case study ...; [Servati *et al.*, 2011] Feasibility of flooding in the watershed Leilan chai (Maragheh) CN ...; [Shahabi, 2021] Application of artificial neural network, frequency ratio, and ...; [Zanganeh Asadi *et al.*, 2021] Efficiency evaluation of the VIKOR, L-THIA, and Artificial Neural ...;

Copyright© 2024, the Authors | Publishing Rights, ASPI. This open-access article is published under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License which permits Share (copy and redistribute the material in any medium or format) and Adapt (remix, transform, and build upon the material) under the Attribution-NonCommercial terms.

ارزیابی، پیش‌بینی و تحلیل منطقه‌ای سیلاب با استفاده از مدل‌های داده‌کاوی در حوضه آبریز فریزی

مهدی توکلی* MSc
گروه اقلیم‌شناسی و ژئومورفولوژی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران
ابوالقاسم امیراحمدی PhD
گروه اقلیم‌شناسی و ژئومورفولوژی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران
لیلا گلی مختاری PhD
گروه اقلیم‌شناسی و ژئومورفولوژی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران

چکیده

اهداف: سیلاب از جمله مخاطرات طبیعی است که سالانه باعث خسارات مالی و جانی می‌شود. این پژوهش با هدف تعیین پهنه‌های خطر سیلاب در حوضه آبخیز فریزی با مدل شبکه عصبی مصنوعی و ماشین پشتیبان بردار انجام شد تا با شناسایی عوامل موثر در وقوع سیلاب منطقه، اقدامات لازم برای کنترل، برنامه‌ریزی و اقدامات حفاظتی و مدیریتی به منظور کاهش خطر سیلاب انجام شود.

روش‌شناسی: مطالعه حاضر از نوع کاربردی، تحلیلی و توسعه‌ای بوده و در سال ۱۴۰۲ در حوزه آبریز فریزی انجام شد. به منظور پهنه‌بندی خطر سیلاب از ۱۴ پارامتر محیطی استفاده شد. سپس ۱۵۰ نقطه سیلابی در حوضه با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای استخراج شد و به صورت تصادفی به ۷۰٪ برای آموزش مدل و ۳۰٪ برای اعتبارسنجی تقسیم شد. سپس لایه‌ها وزن‌دهی شد و نقشه‌های پتانسیل وقوع سیل با استفاده از روش شکست طبیعی به ۵ طبقه بسیار زیاد، زیاد، متوسط، کم و خیلی کم طبقه‌بندی شد. سپس صحت مدل‌های به کاررفته در پژوهش با استفاده از روش منحنی مشخصه عملکرد مورد بررسی قرار گرفت.

یافته‌ها: صحت مدل‌های به کار رفته با استفاده از روش منحنی مشخصه عملکرد بررسی شد. سطح زیر منحنی در مدل شبکه عصبی مصنوعی، ۰/۹۲۳ و در مدل ماشین پشتیبان بردار، ۰/۸۹۸ به‌دست آمد که نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل مدل شبکه عصبی مصنوعی است.

نتیجه‌گیری: سیلاب حوضه عمدتاً در شیب‌های کم، سازندهای مقاوم و غیرقابل نفوذ، ارتفاعات پایین‌تر و زمین‌های مجاور رودخانه‌ها (دشت‌های سیلابی) به وقوع می‌پیوندد. نواحی با خطر زیاد و خیلی زیاد در قسمت‌های مرکزی و خروجی حوضه قرار دارد.

کلیدواژگان: سیلاب، حوضه آبخیز فریزی، منحنی ROC، مدل SVM، پهنه‌بندی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۲۱
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۱/۲۹

*نویسنده مسئول: tavakolimahdi770@gmail.com

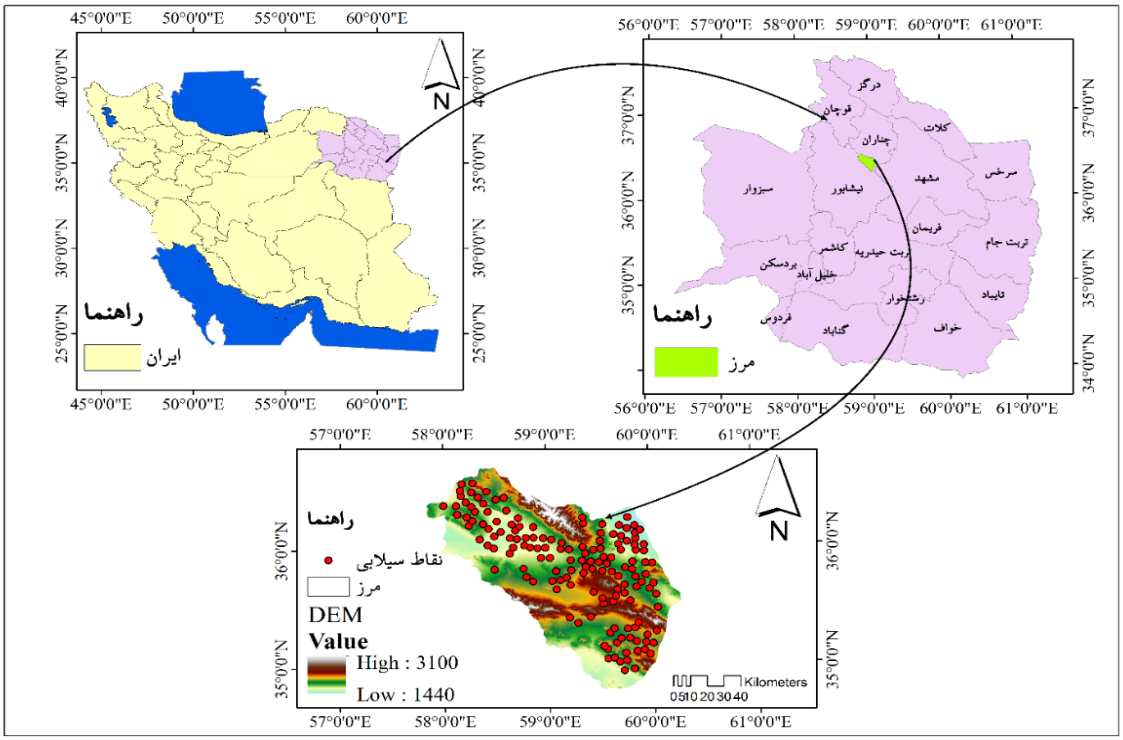
مقدمه

سیلاب از بلایای طبیعی به شمار می‌رود که بر اساس گزارش جهانی برنامه عمران سازمان ملل، این مخاطره همراه با زلزله و خشکسالی بالاترین رتبه را از نظر خسارت مالی و جانی به همراه دارد [Beheshti *et al.*, 2009]. در بین مخاطرات مختلف طبیعی، سیلاب‌ها به عنوان مخرب‌ترین مخاطرات جهان شناسایی شده‌اند [Prăvălie & Costache, 2013; Mishra & Sinha, 2020; Sarkar & Mondal, 2020]. سیل باعث تلفات جانی، انسانی و خسارات مالی بسیار زیادی می‌شود و باعث تخریب زیرساخت‌ها و اختلالات زیست‌محیطی می‌شوند [Chowdhuri *et al.*, 2020; Bui *et al.*, 2019]. عوامل متعددی باعث بروز سیلاب می‌شود. عامل اقلیمی، عامل حوضه‌ای و انسانی در وقوع سیل نقش موثری دارند [Calea, 2002]. در کشور ایران که در منطقه نیمه‌خشک جهان واقع شده است و بارندگی از لحاظ زمانی و مکانی دارای توزیع یکنواختی نیست و شاهد وقوع چنین مخاطره‌ای در اکثر نقاط کشور هستیم، برنامه‌ریزی به منظور مهار و نیز بهره‌مندی از آن امری ضروری است [Omidvar *et al.*, 2010]. متاسفانه در ایران به موضوع سیل و مدیریت و کاهش خسارت‌های آن توجه جدی نشده است و فقط زمانی که سیل جاری می‌شود توجه مسئولین به آن جلب می‌شود. یکی از راه‌های جلوگیری و کاهش خسارت‌های ناشی از سیل، قراردادن اطلاعات معتبر در اختیار مردم از طریق تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی خطر سیلاب است [Arab Ameri *et al.*, 2017]. از مهم‌ترین روش‌های کاهش خطرات سیل، پهنه‌بندی سیل است؛ که اطلاعات با ارزشی را در رابطه با طبیعت، سیلاب و اثرات آن بر اراضی دشت سیلابی و تعیین حریم رودخانه‌ها ارایه می‌دهد [Khairizadeh *et al.*, 2013]. پهنه‌بندی پتانسیل سیل‌خیزی عبارت است از تعیین و توصیف مناطق دارای پتانسیل از نظر رواناب‌های سطحی [Servati *et al.*, 2011]. اگر چه کنترل کامل خسارات ناشی از سیلاب امری غیرممکن است اما می‌توان با تحلیل‌های مناسب و انجام اقدامات پیشگیرانه تا حدی از اثرات مخرب آن جلوگیری نمود [Mosaffaie *et al.*, 2020]. مطالعات متعددی در ایران و جهان در زمینه سیلاب صورت گرفته است. *شهابی* با استفاده مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، نسبت فراوانی و تابع شواهد قطعی در بررسی سیلاب در حوضه آبخیز هراز به این نتایج دست یافت که مدل‌های نام برده به منظور پیش‌بینی خطر سیل مفید و قابل اعتماد است [Shahabi, 2021]. *زنگنه اسدی* و همکاران به منظور پیش‌بینی سیلاب در استان خراسان رضوی از مدل‌های ویکور، L-THIA و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده نمودند. نتایج حاکی از آن است که مدل L-THIA، از دقت بالاتری نسبت به دو مدل دیگر برخوردار است [Zanganeh Asadi *et al.*, 2021]. *بختیاری* و همکاران به منظور مدل‌سازی سیلاب با استفاده از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی در حوضه آبخیز کن به این نتایج دست یافتند که الگوریتم شبکه عصبی کارآیی بالایی برای پیش‌بینی پتانسیل وقوع سیل دارد [Bakhtiar *et al.*, 2022]. *احمد* و همکاران به منظور بررسی سیل در رودخانه وار در کشور فرانسه با مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به این نتایج دست یافتند که مدل شبکه عصبی مدل مناسبی برای برآورد سیلاب است [Ahmad *et al.*, 2022]. *سلواتی* و همکاران به منظور بررسی حساسیت سیل با استفاده از مدل SVR و بهینه‌سازی هایپر پارامتر در شهر تهران پرداختند. نتایج نشان‌دهنده آن است که عوامل شیب و فاصله از رودخانه از مهم‌ترین عوامل وقوع سیلاب است و مدل SVR-HPO، مدل برتر شناخته شد [Salvati *et al.*, 2023]. *ساریگول* و همکاران به منظور بررسی سیل در کشور ترکیه از مدل‌های

ANN، SVM، GPR و RTE استفاده نمودند و به این نتایج رسیدند که مدل SVM نتایج قابل قبولی در پیش‌بینی سیلاب دارد [Sarigöl *et al.*, 2022]. این پژوهش با هدف تعیین پهنه‌های خطر سیلاب در حوضه آبخیز فریزی با مدل شبکه عصبی مصنوعی ANNs و ماشین پشتیبان بردار SVM انجام شد تا با شناسایی عوامل موثر در وقوع سیلاب منطقه، اقدامات لازم برای کنترل، برنامه‌ریزی و اقدامات حفاظتی و مدیریتی به منظور کاهش خطر سیلاب انجام شود.

روش‌شناسی

پژوهش حاضر از نوع کاربردی، تحلیلی و توسعه‌ای بوده و در سال ۱۴۰۲ در منطقه فیریزی انجام شد. حوضه مطالعاتی جزء حوضه آبریز کشف رود است که در جنوب غربی شهرستان چناران و در موقعیت طول جغرافیایی "۴-۴۸-۵۸° تا "۴۵-۵۹-۵۸° و عرض جغرافیایی "۲۶-۴۱-۳۶° تا "۱۰-۳۹-۳۶° قرار گرفته است. وسعت منطقه ۸۰/۵۷۲ کیلومتر مربع است (شکل ۱).



شکل ۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه

به منظور بررسی وقوع سیلاب در حوضه آبخیز فریزی ابتدا ۱۴ عامل موثر در وقوع سیلاب منطقه انتخاب شدند. به منظور تعیین نقاط سیلابی از اطلاعات تاریخی سیلاب‌های ثبت‌شده سازمان آب منطقه‌ای استان خراسان رضوی استفاده شد. سپس ۱۵۰ نقطه سیلابی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ و گوگل ارث مشخص شد. از مجموعه نقاط سیلابی ۷۰٪ برای آموزش مدل و ۳۰٪ برای اعتبارسنجی مدل استفاده شد. سپس از روش یادگیری نظارت‌شده برای نمونه‌گیری استفاده شد. به منظور تهیه لایه‌ها از نقشه توپوگرافی ۱/۵۰۰۰۰، نقشه زمین‌شناسی ۱/۱۰۰۰۰۰ و تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ استفاده شد. همچنین به منظور تهیه نقشه ارتفاع و شیب از مدل رقومی ارتفاعی (DEM) با قدرت تفکیک ۱۲/۵، به منظور تهیه نقشه ژئومورفولوژی از خطوط منحنی میزان، به منظور تهیه نقشه بارش از داده‌های بارندگی ۳۰ساله طی دوره آماری (۱۴۰۰-۱۳۷۰)، به منظور تهیه نقشه فاصله از آبراهه از نقشه توپوگرافی ۱/۵۰۰۰۰، به منظور تهیه نقشه تراکم زهکشی از لایه آبراهه‌ها، به منظور تهیه نقشه زمین‌شناسی از نقشه زمین‌شناسی ۱/۱۰۰۰۰۰، به منظور تهیه نقشه خاک از نقشه خاک ۱/۵۰۰۰۰، به منظور تهیه نقشه کاربری اراضی از نقشه کاربری اراضی ۱/۲۵۰۰۰ و به منظور تهیه نقشه شاخص پوشش گیاهی از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ استفاده شد. سپس به منظور برنامه‌نویسی الگوریتم‌ها و تحلیل آماری داده‌ها از نرم‌افزار R Studio، ArcGIS 10.4، نرم‌افزار SPSS 26، MATLAB R2023a، WinGamma™1.98 و ENVI 5.3 استفاده شد.

شبکه عصبی مصنوعی ANNs

شبکه‌های عصبی مصنوعی، از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری و با استفاده از پردازشگرهایی به نام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارایه دهد [Mollaee *et al.*, 2018]. مدل‌سازی ANN شامل سه مرحله آموزش مدل، تست مدل و ارزیابی مدل است [Kan *et al.*, 2020; Chen *et al.*, 2021]. در این شبکه‌ها ورودی موثر هر نرون، حاصل ضرب خروجی نرون‌های لایه قبل در وزن‌های میان آن نرون‌ها است.

ماشین پشتیبان بردار (SVM)

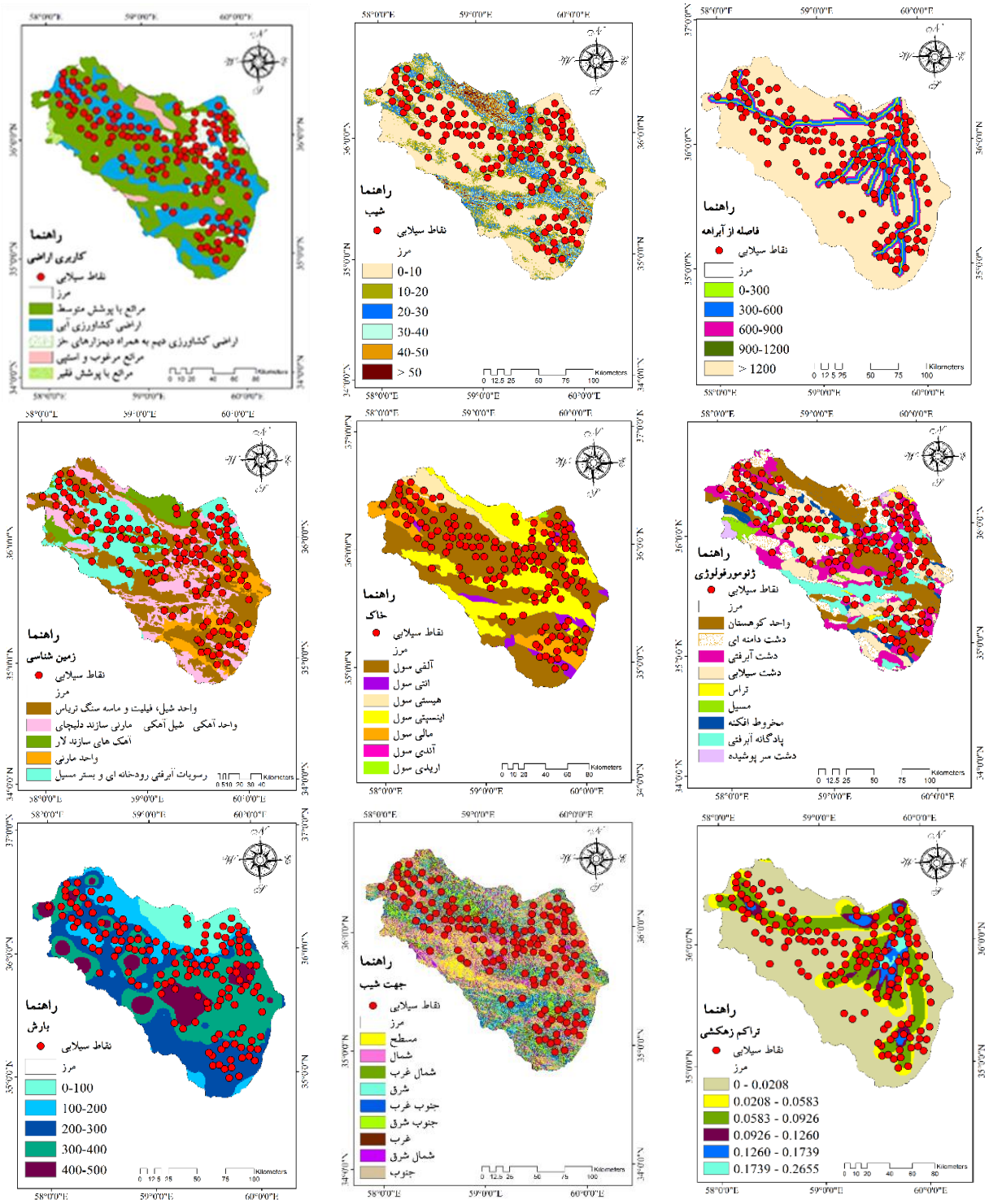
مدل نام‌برده توسط واپنیک (۱۹۹۵) بر اساس نظریه یادگیری آماری ارایه شد [Peng *et al.*, 2014]. SVMها بر اساس اصل کمینه‌سازی ریسک ساختاری (SRM) هستند که یک اصل استقرایی است که معمولاً در یادگیری ماشین استفاده می‌شود

[Han *et al.*, 2007]. ایده اصلی طبقه‌بندی SVM این است که نقاط داده گروه‌های مختلف را با یک شکاف واضح که تا حد امکان گسترده است (حداکثر حاشیه) با استفاده از یک ابر صفحه بهینه برای الگوهای قابل جداسازی خطی تقسیم می‌کند.

به منظور انتخاب مناسب‌ترین تابع توزیع از آزمون‌های برازش کای اسکوئر و کولموگروف-اسمیرنوف و به منظور انتخاب ترکیب بهینه از آزمون گاما استفاده شد. برآورد خطایی که به آن آزمون گاما گفته می‌شود معادل مجموع مربعات خطای غیرخطی است.

یافته‌ها

در حوضه مطالعاتی سازندهای مقاوم به دلیل نفوذپذیری کم باعث افزایش رواناب شدند که در ایجاد سیلاب حوضه نقش داشت. ارتفاع نیز نقش موثری در ایجاد سیل داشته و بیشترین وقوع سیل در ارتفاعات ۱۰۰۰-۰ متر رخ داد. خاک از دیگر عوامل مهمی بود که بر الگوی رواناب سطحی و میزان نفوذ تاثیر داشت. خاک‌های آلفی سول در حوضه مورد مطالعه در روی کوه‌ها و تپه‌ها به صورت خاک خیلی کم‌عمق وجود داشت و باعث ایجاد رواناب و وقوع سیل شدند.



شکل ۲) مهم‌ترین عوامل موثر بر وقوع سیل

کاربری مراتع خوب و مرغوب به دلیل نفوذ بیشتر، رواناب کمتری تولید می‌کرد ولی مناطقی که از نظر مراتع و پوشش گیاهی فقیر بود به دلیل نفوذپذیری کمتر، رواناب بیشتری تولید کرده و باعث سیل‌خیزی حوضه شد. در حوضه مورد مطالعه میانگین بارندگی ۴۵۰ میلی‌متر بود که در فصل بهار بارش‌های رگباری باعث ایجاد رواناب و سیل می‌شد. تراکم زهکشی، رابطه عکس با میزان نفوذپذیری داشت. قسمت‌هایی از حوضه مطالعاتی با تراکم زهکشی بالا مستعد وقوع سیلاب بود. در حوضه مطالعاتی در فاصله ۱۲۰۰ متر کمترین وقوع سیل رخ داد در حالیکه در فاصله ۳۰۰-۰ متر بیشترین وقوع سیلاب اتفاق افتاد. شیب از عوامل موثر بر سرعت و حجم رواناب بود. در حوضه مورد مطالعه شیب ۱۰-۰ درجه مستعد سیلاب بود. دامنه‌های شمالی، شمال غربی و غربی به دلیل بارش، ماندگاری برف و رطوبت زیاد، مستعد سیلاب بود. سیلاب در شیب‌های محدب به وقوع پیوسته و سرعت رواناب در این دامنه‌ها افزایش یافته و باعث تشدید سیلاب در حوضه شد. بیشترین وقوع سیلاب در مناطقی رخ داد که مقدار SPI بیشتر بود. هر چه مقادیر این شاخص بیشتر باشد وقوع سیل نیز افزایش می‌یابد. بیشترین وقوع سیل در نقاطی رخ داد که دارای مقادیر بالای TWI بود. با توجه به نقشه ژئومورفولوژی حوضه، واحد کوهستان دارای دامنه‌هایی با شیب تند بود، به همین دلیل مقدار و سرعت روان آب زیاد بوده در ایجاد سیلاب تاثیر داشت. در دشت‌های دامنه‌ای نیز به علت شیب کمتر رواناب جاری شده و در وقوع سیلاب موثر بود. در دشت آبرفتی نیز جریانات سیلابی به‌آسانی می‌توانستند پوشش نازک روی دشت‌ها را مورد حمله قرار داده و این موضوع در بروز سیلاب موثر بود. مخروط افکنه نیز به دلیل شیب ملایم باعث جاری‌شدن سیلاب شد (شکل ۲). سپس، مناسب‌ترین تابع توزیع با استفاده از آزمون‌های برازش کای اسکوئر و کولموگروف-اسمیرنوف انتخاب شد.

آزمون گاما

به منظور انتخاب ترکیب بهینه از آزمون گاما استفاده شد (جدول ۱). مقدار آماره گاما در ترکیب شماره ۱، معادل ۰/۱۲۵۴ بود. در ترکیب ۱۵ با حذف متغیر فاصله از آبراهه مقدار آماره گاما نسبت به ترکیب ۱، به ۰/۲۴۱۱ افزایش یافت. در ترکیب‌های ۶، ۱۶ و ۱۷ با حذف متغیرهای بارش، خاک و زمین‌شناسی مقدار آماره گاما نسبت به ترکیب ۱، به‌ترتیب ۰/۲۲۰۶، ۰/۲۵۴۴ و ۰/۲۱۳۶ افزایش یافت.

بر اساس نتایج مربوط به مدل‌سازی دبی‌های حداکثر لحظه‌ای، عملکرد مدل بر اساس ناش ساتکلیف نشان داد که دقت مدل‌سازی روند سینوسی دارد. دقیق‌ترین مدل در دوره بازگشت ۵۰ساله با آماره ناش ساتکلیف ۰/۸۳٪ در مرحله آزمون به‌دست آمد (جدول ۲).

جدول ۱) انتخاب متغیرهای تاثیرگذار بر دبی سیلاب با استفاده از آزمون گاما

شماره ترکیب	متغیر	گاما (T)
۱	All	۰/۱۲۵۴
۲	طبقات ارتفاعی-All	۰/۱۱۲۳
۳	تراکم زهکشی-All	۰/۲۲۱۱
۴	کاربری اراضی-All	۰/۱۷۵۵
۵	واحدهای ژئومورفولوژی-All	۰/۱۶۰۱
۶	لیتولوژی-All	۰/۲۲۰۶
۷	شیب-All	۰/۲۳۱۵
۸	جهت شیب-All	۰/۱۳۸۹
۹	شاخص All-TWI	۰/۲۱۲۵
۱۰	شاخص All-SPI	۰/۱۴۶۵
۱۱	شاخص All-NDVI	۰/۱۹۰۵
۱۲	انحنای زمین-All	۰/۲۱۵۶
۱۵	فاصله از آبراهه-All	۰/۲۴۱۱
۱۶	بارش-All	۰/۲۵۴۴
۱۷	خاک-All	۰/۲۱۳۶

جدول ۲) نتایج مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آموزش و آزمون

دوره بازگشت	آرایش شبکه	لایه مخفی	لایه خروجی	تعداد تکرار	R^2	آموزش RMSE	NSC	R^2	آموزش RMSE (میانگین مربع خطا)	NSC
۲	۱-۱۲-۳	Tanh	Pure line	۲۳	۰/۶۱	۱۷/۳۳	۰/۷۱	۰/۸۱	۲۱/۵۴	۰/۷۳
۵	۱-۸-۴	Logistic	Pure line	۲۴	۰/۶۸	۲۹/۲۳	۰/۵۸	۰/۷۴	۱۶/۶۹	۰/۶۵
۱۰	۱-۱۳-۴	Tanh	Pure line	۵۴	۰/۵۹	۳۲/۱۱	۰/۶۴	۰/۶۲	۱۴/۵۴	۰/۵۹
۲۵	۱-۹-۴	Logistic	Pure line	۴۳	۰/۴۷	۳۸/۰۲	۰/۷۳	۰/۸۵	۲۵/۴۱	۰/۸۴
۵۰	۴-۴-۱۲	Tanh	Pure line	۳۸	۰/۴۲	۵۱/۱۳	۰/۸۳	۰/۶۹	۱۵/۶۶	۰/۷۹
۱۰۰	۱-۱۳-۴	Logistic	Pure line	۴۹	۰/۳۲	۶۱/۰۵	۰/۷۹	۰/۸۹	۳۱/۴۳	۰/۹۱

به منظور تعیین مناسب‌ترین گاما، همبستگی بین لایه‌های اولیه و نقشه نهایی محاسبه شد. بر این اساس، گامای ۰/۸ بیشترین همبستگی را با لایه‌های اولیه داشت (جدول ۳).

به منظور اجرای مدل ماشین پشتیبان، ۱۵۰ نقطه سیلابی در منطقه تشخیص داده شد که ۷۰٪ برای آموزش و ۳۰٪ برای اعتبارسنجی به کار برده شد. در مرحله بعد، نقاط سیلابی و غیرسیلابی به عنوان ۰ و ۱ در نظر گرفته شدند و با استفاده از نرم‌افزار R Studio مدل نام‌برده برنامه‌نویسی شد. سپس صحت مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های آماری بررسی شد.

ارزیابی دقت مدل‌ها

در پژوهش حاضر از ارزیابی دقت به منظور ارزیابی تعداد پیکسل‌ها در مناطق سیلابی و غیرسیلابی استفاده شد. سپس از چهار شاخص برای اندازه‌گیری دقت، مثبت واقعی (TP)، منفی واقعی (TN)، مثبت کاذب (FP) و منفی کاذب (FN) استفاده شد. در داده‌های تعلیمی حساسیت مدل SVM برابر با ۰/۵۸ و در مدل ANNs برابر ۰/۶۳ به‌دست آمد. در داده‌های صحت‌سنجی حساسیت مدل SVM برابر با ۰/۸۱ و در مدل ANNs برابر ۰/۸۹ بود. مقادیر RMSE در داده‌های تعلیمی در مدل SVM معادل ۰/۰۵۱ و در مدل ANNs

معادل ۰/۰۶۷ به‌دست آمد و در داده‌های صحت‌سنجی مدل SVM برابر با ۰/۰۸۷ و مدل ANNs برابر ۰/۰۹۱ به‌دست آمد (جدول ۴).

جدول ۳) نتایج همپوشانی لایه‌ها با نقشه‌های پهنه‌بندی پتانسیل سیل‌خیزی گاما

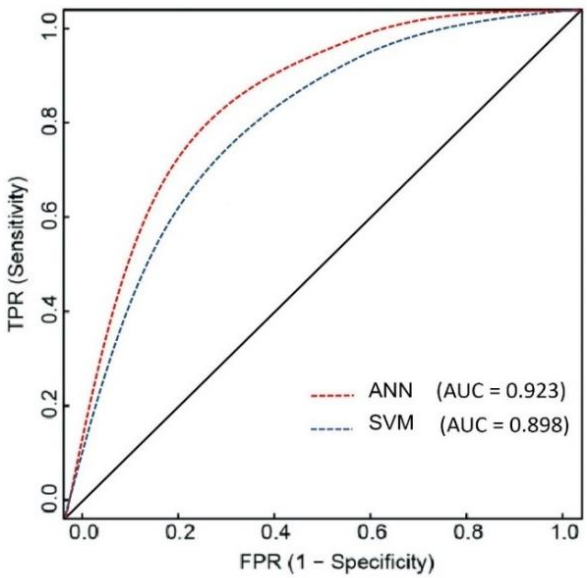
گاما	۰/۶	۰/۸	۰/۷
طبقات ارتفاعی	۰/۱۹	۰/۴۹	۰/۲۵
تراکم زهکشی	۰/۲۱	۰/۶۳	۰/۷۱
کاربری اراضی	۰/۳۶	۰/۵۸	۰/۴۱
واحدهای ژئومورفولوژی	۰/۴۲	۰/۲۹	۰/۵۹
لیتولوژی	۰/۳۳	۰/۴۳	۰/۶۷
شیب	۰/۴۶	۰/۶۹	۰/۷۷
جهت شیب	۰/۵۲	۰/۶۱	۰/۴۷
شاخص TWI	۰/۲۶	۰/۵۷	۰/۶۳
شاخص SPI	۰/۴۷	۰/۴۱	۰/۵۴
شاخص NDVI	۰/۲۸	۰/۳۹	۰/۴۸
انحنای زمین	۰/۳۸	۰/۴۴	۰/۵۳
فاصله از جاده	۰/۴۳	۰/۵۱	۰/۷۲
تراکم جاده	۰/۵۶	۰/۶۶	۰/۸۱
بارش	۰/۲۴	۰/۵۲	۰/۶۹
خاک	۰/۴۴	۰/۶۲	۰/۷۴

جدول ۴) ارزیابی مدل‌سازی داده‌های تعلیمی با الگوریتم SVM و ANNs

شاخص	داده‌های صحت‌سنجی		داده‌های تعلیمی	
	ANNs	SVM	ANNs	SVM
(%) Sensitivity	۰/۸۱	۰/۷۴	۰/۹۸	۰/۹۲
(%) Specificity	۰/۸۹	۰/۸۱	۰/۹۵	۰/۹۰
(%) Accuracy	۰/۷۹	۰/۶۸	۰/۶۳	۰/۵۸
RMSE	۰/۰۹۱	۰/۰۸۷	۰/۰۶۷	۰/۰۵۱

منحنی ROC

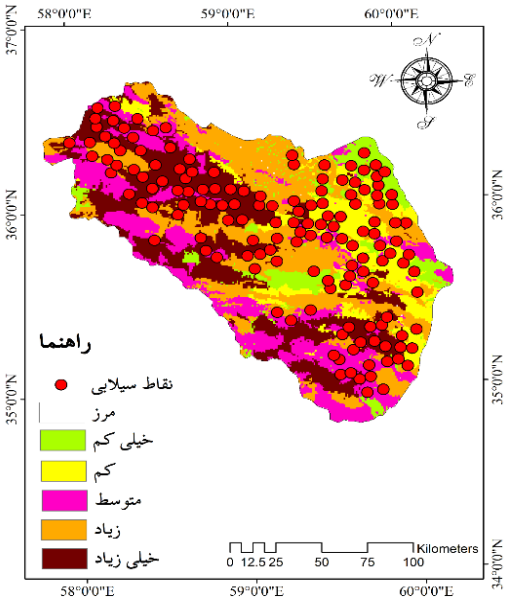
سطح زیر منحنی ROC (AUC) به منظور ارزیابی عملکرد مدل استفاده می‌شود. مقدار AUC در مدل ANNs، ۰/۹۲۳ و در مدل SVM، ۰/۸۹۸ به‌دست آمد . با توجه به عملکرد مدل‌ها، مدل شبکه عصبی از دقت بالایی برخوردار بود (شکل ۳).



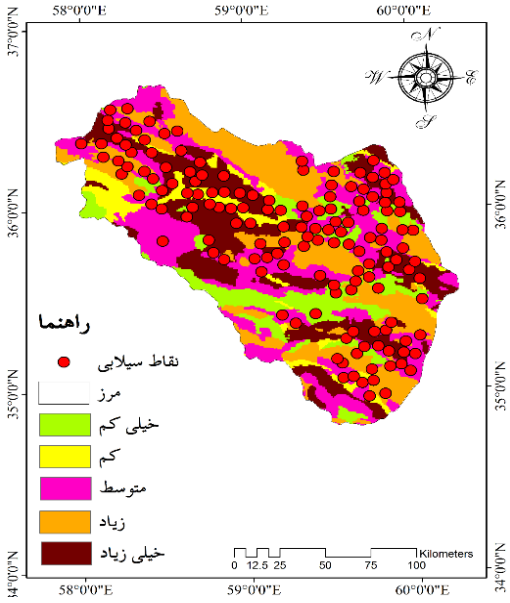
شکل ۳) اعتبارسنجی مدل‌های استفاده‌شده توسط روش ROC

به منظور تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی سیلاب از روش شکست طبیعی استفاده شده. در این روش به منظور طبقه‌بندی مقادیر، از گروه‌هایی با حداقل واریانس درون کلاس استفاده شد. سپس، به همه نقاط سیلابی و غیرسیلابی (۱۵۰ نقطه)، کد ۱ و صفر اختصاص داده شد. در مرحله بعد با انتخاب تصادفی، ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ برای آزمایش مدل، تقسیم شدند. با توجه به نقشه پهنه‌بندی مدل ANNs (شکل ۴ الف)، ۸۳٪ حوضه در پهنه خطر متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار داشت. در مدل SVM ، ۷۵٪ منطقه در پهنه خطر متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار داشت (شکل ۴ ب).

الف)



ب)



شکل ۴) نقشه پهنه‌بندی سیلاب، الف) با مدل ANNs، ب) با مدل SVM

بحث

این پژوهش با هدف تعیین پهنه‌های خطر سیلاب در حوضه آبخیز فریزی با مدل شبکه عصبی مصنوعی ANNs و ماشین پشتیبان بردار SVM انجام شد تا با شناسایی عوامل موثر در وقوع سیلاب منطقه، اقدامات لازم برای کنترل، برنامه‌ریزی و اقدامات حفاظتی و مدیریتی به منظور کاهش خطر سیلاب انجام شود.

۷۴٪ از سطح حوضه را کاربری اراضی با پوشش فقیر و مراتع متوسط پوشانده بود. طی سال‌های اخیر ۴۳٪ اراضی مرتعی به اراضی کشاورزی تبدیل شده و باعث شده بود که تراکم پوشش گیاهی در منطقه کاهش یابد و این امر باعث کاهش نفوذ آب در خاک و افزایش هرزآب‌ها شده و سیلاب در منطقه را تشدید کرده بود. این نتایج با نتایج پژوهش [Aristizábal *et al.*, 2020] مطابقت دارد. مشابه با نتایج پژوهش‌های [Nhu *et al.*, 2020; Chowdhuri *et al.*, 2020]، شیب کم و ارتفاع حوضه نیز نقش مهمی در رواناب، مقدار نفوذ و سرعت حرکت رواناب داشت. ۶۹٪ سطح حوضه را شیب بین ۱۰-۰ درجه تشکیل داده بود. احتمال وقوع سیل نیز در مناطق پایین‌دست به دلیل شیب کمتر و ارتفاع پایین‌تر بیشتر بود و بین افزایش بارندگی و سیل‌خیزی در مناطق پایین‌دست رابطه مستقیمی وجود داشت. با توجه به سازندهای حوضه، ۵۳٪ منطقه شامل سازندهای مقاوم بود و با توجه به این که سازندهای حوضه نیز جزء رسوبات غیرقابل نفوذ و مقاوم بود، رواناب نیز ارتفاع بالایی داشت. این نتایج با نتایج پژوهش‌های [Khosravi *et al.*, 2019; Pinos & Quesada-Román, 2022; Munawar *et al.*, 2022] مطابقت دارد. تراکم زهکشی در حوضه نیز زیاد بوده و ۳۳٪ حوضه دارای تراکم زهکشی بالا بود و جریانات سطحی با سرعت بیشتری تشکیل می‌شدند و تاثیر زیادی بر وقوع سیلاب حوضه داشتند که با نتایج پژوهش‌های [Peredo *et al.*, 2022; Berghuijs *et al.*, 2019] مطابقت دارد. از لحاظ پارامتر ژئومورفولوژی نیز دشت‌های سیلابی مستعد وقوع سیلاب بود. کشاورزان نیز به دلیل کشت محصولات تا بستر رودخانه پیشروی کرده و باعث افزایش سیل‌خیزی در حوضه می‌شدند. همچنین مخروط افکنه‌ها نیز به دلیل رگبارهای شدید تابستانی باعث افزایش و سرعت حرکت رواناب و سیلاب می‌شدند. مشابه با نتایج پژوهش [Al-Areeq *et al.*, 2022] و با توجه به ژئومورفولوژی منطقه، دشت سیلابی ۲۹٪ سطح حوضه، دشت آبرفتی ۱۸٪ سطح منطقه و مخروط افکنه‌ها ۹٪ سطح حوضه را تشکیل داده بود. شیب‌های شمال غرب و جنوب شرق حوضه نیز به علت دریافت بارش بیشتر و تراکم کمتر پوشش گیاهی و احتباس طولانی مدت برف، مستعد سیل‌خیزی بود و این موضوع با نتایج پژوهش [Ceola *et al.*, 2022] مطابقت دارد. آبراهه‌ها نیز به دلیل عبور رواناب‌های ناشی از بارندگی عامل مهم دیگری در وقوع سیلاب بودند و به علت قرارگرفتن مناطق مسکونی در نزدیکی حریم رودخانه‌ها باعث خسارات فراوان جانی و مالی می‌شدند. با توجه به نقشه پهنه‌بندی مدل شبکه عصبی، ۸۳٪ حوضه در پهنه خطر متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار داشت و در مدل SVM، ۷۵٪ منطقه در پهنه خطر متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار داشت که نقش عوامل طبیعی کاملاً مشهود بود. با توجه به آماره گاما در مدل ANNs متغیرهای بارش، خاک و زمین‌شناسی، مقدار آماره ۰/۲۲۰۶، ۰/۲۵۴۴ و ۰/۲۱۳۶ را کسب کرد. نتایج نشان داد که سه شاخص بارش، خاک و زمین‌شناسی به عنوان متغیرهای موثر بر دبی حداکثر لحظه‌ای بودند و این یافته با نتایج پژوهش [Binh *et al.*, 2020; Hatami Nejad *et al.*, 2017; Hong *et al.*, 2018] مطابقت دارد. با توجه به سیل‌خیزبودن منطقه، اقدامات مدیریتی و آبخیزداری در منطقه ضروری است. با توجه به شرایط طبیعی حوضه می‌بایست اقداماتی برای کاهش حجم سیلاب ارایه نمود؛ از جمله این اقدامات می‌توان به تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی سیلاب و پیاده‌سازی حد بستر و حریم رودخانه‌ها به منظور مدیریت توسعه سیلاب دشت اشاره کرد. مدیریت حوضه و حفاظت آبریز از جمله انجام عملیات آبخیزداری به منظور تقویت پوشش گیاهی، حفاظت خاک و افزایش نفوذپذیری و در نتیجه کاهش پتانسیل سیل‌خیزی. اجتناب از ساخت‌وساز در پای دامنه و حریم بستر رودخانه‌ها نیز از عوامل موثر در مناطق سیل‌خیز هستند. از جمله محدودیت‌های پژوهش حاضر می‌توان به صعب‌العبوربودن منطقه و عدم دسترسی آسان به حوضه به دلیل کوهستانی‌بودن، عدم وجود مطالعات جامع و کاربردی در حوضه و کمبود و ناقص‌بودن اطلاعات پایه‌ای اشاره کرد.

نتیجه‌گیری

سیلاب حوضه عمدتاً در شیب‌های کم، سازندهای مقاوم و غیرقابل نفوذ، ارتفاعات پایین‌تر و زمین‌های مجاور رودخانه‌ها (دشت‌های سیلابی) به وقوع می‌پیوندد. نواحی با خطر زیاد و خیلی زیاد در قسمت‌های مرکزی و خروجی حوضه قرار دارد.

تشکر و قدردانی: موردی از طرف نویسندگان گزارش نشده است.
تاییدیه اخلاقی: موردی از طرف نویسندگان گزارش نشده است.
تعارض منافع: موردی از طرف نویسندگان گزارش نشده است.
سهم نویسندگان: مهدی توکلی (نویسنده اول)، نگارنده مقدمه/روش‌شناس (۳۰٪)؛ ابوالقاسم امیر احمدی (نویسنده دوم)، نگارنده مقدمه/تحلیلگر آماری (۴۰٪)؛ لیلا گلی مختاری (نویسنده سوم)، نگارنده بحث/تحلیلگر آماری (۳۰٪)
منابع مالی: این پژوهش با حمایت دانشگاه حکیم سبزواری انجام شده است.

منابع

- Ahmad M, Al Mehedi MA, Yazdan MMS, Kumar R (2022). Development of machine learning flood model using artificial neural network (ANN) at Var River. Liquids. 2(3):147-160.
- Al-Areeq AM, Abba SI, Yassin MA, Benaafi M, Ghaleb M, Aljundi IH (2022). Computational machine learning approach for flood susceptibility assessment integrated with remote sensing and GIS techniques from Jeddah, Saudi Arabia. Remote Sensing. 14(21):5515.
- Arab Ameri A, Pourghasemi HR, Shirani K (2017). Flood susceptibility zonation using new ensemble Bayesian-AHP methods (case study: Neka Watershed, Mazandaran Province). Iranian Journal of Ecohydrology. 4(2):447-462. [Persian]

- Aristizábal E, Carmona MIA, Gómez FJ, Castro SML, Severiche ADV, Riaño F (2020). Hazard analysis of hydrometeorological concatenated processes in the Colombian Andes. In: Advances in natural hazards and hydrological risks: Meeting the challenge. Berlin: Springer. p. 7-10.
- Bakhtiar M, Jahantab Z (2022). Spatial modeling of floods using artificial neural network (ANN) and analyst functions of GIS. Climate Research. 13(49):177-194. [Persian]
- Beheshti Rad M, Ahmadi H, Feizniya S, Salajegheh A (2009). Investigating applicability of certainty factor landslide hazard zonation model (a case study Moalemkalayeh watershed). Journal of Physical Geography. 2(5):19-28. [Persian]
- Berghuijs WR, Harrigan S, Molnar P, Slater LJ, Kirchner JW (2019). The relative importance of different flood-generating mechanisms across Europe. Water Resources Research. 55(6):4582-4593.
- Binh PT, Zhu X, Groeneveld RA, Van Ierland EC (2020). Risk communication, women's participation and flood mitigation in Vietnam: An experimental study. Land Use Policy. 95:104436.
- Bui DT, Tsangaratos P, Ngo PT, Pham TD, Pham BT (2019). Flash flood susceptibility modeling using an optimized fuzzy rule based feature selection technique and tree based ensemble methods. Science of the Total Environment. 668:1038-1054.
- Calea GB (2002). Influnce of vegetion cover on flood hydrology in experimental basins if mt. lozere. Hydrology Continental. 7(1):33-49.
- Ceola S, Domeneghetti A, Schumann GJP (2022). Unraveling long-term flood risk dynamics across the murray-darling basin using a large-scale hydraulic model and satellite data. Frontiers Water. 3:797259.
- Chen Y, Chen W, Janizadeh S, Bhunia GS, Bera A, Pham QB, et al (2021). Deep learning and boosting framework for piping erosion susceptibility modeling: Spatial evaluation of agricultural areas in the semiarid region. Geocarto International. 37(16):4628-4654.
- Chowdhuri I, Pal SC, Chakrabortty R (2020). Flood susceptibility mapping by ensemble evidential belief function and binomial logistic regression model on river basin of eastern India. Advances in Space Research. 65(5):1466-1489.
- Han D, Chan L, Zhu N (2007). Flood forecasting using support vector machines. Hydroinformatics. 9(4):267-276.
- Hatami Nejad H, Atashafrooz N, Arvin M (2017). Flood hazard zonation using multi-criteria analysis and GIS (case study: Izeh Township). Disaster Prevention and Management Knowledge. 7(2):44-57. [Persian]
- Hong H, Panahi M, Shirzadi A, Ma T, Liu J, Zhu AX, et al (2018). Flood susceptibility assessment in Hengfeng area coupling adaptive neuro-fuzzy inference system with genetic algorithm and differential evolution. Science of the Total Environment. 621:1124-1141.
- Kan G, Liang K, Yu H, Sun B, Ding L, Li J, et al (2020). Hybrid machine learning hydrological model for flood forecast purpose. Open Geosciences. 12(1):813-820.
- Khairizadeh M, Maleki J, Amounia H (2013). Flood hazard zoning using ANP model in watershed, case study: Mardaghchay Watershed. Quantitative Geomorphological Research. 1(3):39-56. [Persian]
- Khosravi K, Shahabi H, Pham BT, Adamowski J, Shirzadi A, Pradhan B, et al (2019). A comparative assessment of flood susceptibility modeling using Multi-Criteria Decision-Making Analysis and Machine Learning Methods. Journal of Hydrology. 573:311-323.
- Mishra K, Sinha R (2020). Flood risk assessment in the Kosi megafan using multi-criteria decision analysis: A hydro-geomorphic approach. Geomorphology. 350:106861.
- Mollaee Z, Zahiri J, Jalili S, Ansari MR, Taghizadeh A (2018). Estimating suspended sediment concentration using remote sensing and artificial neural network (case study: Karun River). Journal of Water and Soil Science. 22(2):249-259. [Persian]
- Mosaffaie J, Kamali M, Pourjam A, Soleymani K, Shahedi K, Gomrokchi A (2020). Evaluation the efficiency of AHP model in prioritizing of Barajin sub watersheds from flood potential viewpoint. Journal of Watershed Management Research. 11(21):48-58. [Persian]
- Munawar HS, Hammad AWA, Waller ST (2022). Remote sensing methods for flood prediction: A review. Sensors. 22(3):960.
- Nhu VH, Thi Ngo PT, Pham TD, Dou J, Song X, Hoang ND, et al (2020). A new hybrid firefly-PSO optimized random subspace tree intelligence for torrential rainfall induced flash flood susceptible mapping. Remote Sensing. 12(17):2688.
- Omidvar K, Kianfar A, Asgari Sh (2010). Zoning the flood-producing potentials of Konjancham Basin. Natural Geography Researches. 72:73-90.
- Peng L, Ruiqing N, Xueling W, Zhao Y, Ye R (2014). Landslide susceptibility mapping based on Rough Set Theory and Support Vector Machines: A case of the Three Gorges Area, China. Geomorphology. 204:287-301.
- Peredo D, Ramos MH, Andréassian V, Oudin L (2022). Investigating hydrological model versatility to simulate extreme flood events. Hydrological Sciences Journal. 67(4):628-645.
- Pinos J, Quesada-Román A (2022). Flood risk-related research trends in Latin America and the Caribbean. Water. 14(1):10.
- Prăvălie R, Costache R (2013). The vulnerability of the territorial-administrative units to the hydrological phenomena of risk (flash-floods). Case study: The subcarpathian sector of Buzău catchment. Annals of the University of Oradea, Geography Series. 23(1):91-98.
- Salvati A, Moghaddam Nia A, Salajegheh A, Ghaderi K, Talebpour Asl D, Al-Ansari N, et al (2023). Flood susceptibility mapping using support vector regression and hyper-parameter optimization. Journal of Flood Risk Management. 16(4):e12920.
- Sarigöl M, Nur Yesilyurt S (2022). Flood routing calculation with ANN, SVM, GPR, and RTE methods. Polish Journal of Environmental Studies. 31(6):5221-5228.
- Sarkar D, Mondal P (2020). Flood vulnerability mapping using frequency ratio (FR) model: A case study on Kulik river basin, Indo-Bangladesh Barind region. Applied Water Science. 10(1):3.
- Servati MR, Rostami A, Khodadadi F (2011). Feasibility of flooding in the watershed Leilan chai (Maragheh) CN metod. Quarterly Geographical Journal of Territory. 8(32):67-81. [Persian]
- Shahabi H (2021). Application of artificial neural network, frequency ratio, and evidential belief function models in preparing of flood susceptibility map in Haraz watershed: A plan for urban flood risk studies. Research and Urban Planning. 12(45):181-202. [Persian]
- Zanganeh Asadi MA, Amir Ahmadi A, Naemitabar M (2021). Efficiency evaluation of the VIKOR, L-THIA, and Artificial Neural Network (ANN) models in flood zone analysis (case study: Khorasan Razavi Province). Iranian Journal of Ecohydrology. 8(1):89-108. [Persian]