



The Effect of Morphometry Indices on Improving the Performance of Data Mining Models for Landslide Sensitivity Zoning in Cherikabad Watershed, Urmia

AbdulAziz Hanifinia^{a*}, Habib Nazarnejad^b

^a PhD Candidate in Watershed Management, Department of Range and Watershed Management, Urmia University, Urmia, Iran

^b Associate Professor, Department of Range and Watershed Management, Urmia University, Urmia, Iran

Received: 7 April 2021

Revised: 2 July 2021

Accepted: 6 August 2021

Abstract

The purpose of this study was to evaluate the performance of two data mining models; artificial neural network and vector support machine algorithm in three modes: Using morphometric indices including topographic wetness index, topographic position index, stream power index, length slope index, terrain ruggedness index, mass balance index, profile curvature index and surface curvature index; Using environmental and human factors including rainfall, basin height, slope, slope direction, lithology, land use, normalized vegetation difference index, distance from stream, distance from road, and distance from fault; And a combination of the above two conditions in zoning the landslide sensitivity of the Cherikabad watershed in Urmia. For this purpose, 92 landslide points in the watershed were identified using field study and Google Earth images. The map of morphometric indices and maps of environmental and human factors were prepared and digitized in ArcGIS10.5. The evaluation results of the two models using the ROC curve showed that in the case of using only morphometric indices, the two models SVM and ANN with the area under the curve of 0.742 and 0.763, respectively, have good performance in landslide sensitivity zoning. In the case of using human and environmental factors, the above two models with an area under the curve of 0.876 and 0.929 have good and very good performance, respectively; and in the case of using both human and environmental factors along with morphometric indices, the two models with an area under the curve of 0.940 and 0.936 had almost the same performance with excellent rank in the zoning of sensitive areas. Moreover, the highest quality sum (Qs) and Density ratio (Dr) had the highest correlation between risk categories for the SVM model in the third case. The results of Kappa index in the superior state showed that lithology, LS, and basin height factors had the greatest effect on the occurrence of landslides, respectively. Therefore, the effects of natural factors in comparison with human factors, and in general, the morphometric indices are higher in the occurrence of landslides than environmental and human factors, and the basin is inherently sensitive to landslides.

Keywords: Morphometric Indices, SVM, ANN, ROC Curve, Cherikabad Watershed

*. Corresponding author: AbdulAziz Hanifinia E-mail: aziz.hanifi1372@gmail.com Tel: + 989184576419

How to cite this Article: Hanifinia, A., nazarnejad, H. (2022). The effect of morphometry indices on improving the performance of data mining models for landslide sensitivity zoning in Cherikabad watershed, Urmia. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 10(4), 49-71.

doi:10.22067/geoeh.2021.69707.1041



Journal of Geography and Environmental Hazards are fully compliant with open access mandates, by publishing its articles under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0).





Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Geography and Environmental Hazards

Volume 10, Issue 4 - Number 40, Winter 2022

<https://geoeh.um.ac.ir>

 <https://dx.doi.org/10.22067/geoeh.2021.69707.1041> 

جغرافیا و مخاطرات محیطی، سال دهم، شماره چهارم، زمستان ۱۴۰۰ صص ۶۸-۴۷

مقاله پژوهشی

اثر شاخص‌های مورفومتری در بهبود کارایی مدل‌های داده‌کاوی به منظور پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش

حوضه آبخیز چریک‌آباد ارومیه

عبدالعزیز حنیفی‌نیا^۱ - دانشجوی دکتری مدیریت حوزه‌های آبخیز، گروه مرتع و آبخیزداری دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

حبیب نظرنژاد - دانشیار گروه مرتع و آبخیزداری دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱/۱۸ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۰/۴/۱۱ تاریخ تصویب: ۱۴۰۰/۵/۱۵

چکیده

هدف این مطالعه ارزیابی کارایی دو مدل داده‌کاوی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ماشین پشتیبان بردار در سه حالت استفاده از شاخص‌های مورفومتریک شامل شاخص خیزی توپوگرافی، شاخص موقعیت توپوگرافی، شاخص توان آبراهه، شاخص طول شیب، شاخص ناهمواری زمین، شاخص تعادل جرم، شاخص انحنای پروفیل و شاخص انحنای سطح؛ استفاده از عوامل محیطی و انسانی شامل بارندگی، ارتفاع حوضه، درجه شیب، جهت شیب، لیتولوژی، کاربری اراضی، شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی (NDVI)، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده و فاصله از گسل؛ و ترکیبی از دو حالت فوق، در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌های حوضه آبخیز چریک‌آباد ارومیه است. برای این منظور با استفاده از بازدیدهای میدانی و تصاویر گوگل ارث، تعداد ۹۲ نقطه لغزشی در حوضه شناسایی شدند. نقشه شاخص‌های مورفومتریک و عوامل محیطی و انسانی در ArcGIS 10.5 و SAGA_GIS 6.4 تهیه و رقومی شدند. نتایج ارزیابی دو مدل با استفاده از منحنی ROC نشان داد که در حالت استفاده از شاخص‌های مورفومتریک دو مدل SVM و ANN به ترتیب با سطح زیر منحنی ۰/۷۴۲ و ۰/۷۶۳ دارای عملکرد خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌ها بوده‌اند. در حالت استفاده از عوامل انسانی و محیطی، دو مدل فوق به ترتیب با سطح زیر منحنی ۰/۸۷۶ و ۰/۹۲۹ دارای عملکرد خوب و خیلی خوب؛ و در حالت

Email: aziz.hanifi1372@gmail.com

۱ نویسنده مسئول: ۰۹۱۸۴۵۷۶۴۱۹

نحوه ارجاع به این مقاله:

حنیفی‌نیا، عبدالعزیز، نظرنژاد، حبیب. (۱۴۰۰). اثر شاخص‌های مورفومتری در بهبود کارایی مدل‌های داده‌کاوی به منظور پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش حوضه آبخیز چریک‌آباد ارومیه. جغرافیا و مخاطرات محیطی، ۱۰(۴)، صص

<https://dx.doi.org/10.22067/geoeh.2021.69707.1041>

۶۸-۴۷

استفاده از هر دو عوامل انسانی و محیطی به همراه شاخص‌های مورفومتریکی، دو مدل با سطح زیر منحنی ۰/۹۴۰ و ۰/۹۳۶ دارای عملکرد تقریباً یکسان با رتبه عالی در پهنه‌بندی مناطق حساس بوده‌اند. بالاترین مقدار مجموع کیفیت (QS) و نسبت تراکمی (Dr) بیشترین همبستگی بین رده‌های خطر برای مدل SVM در حالت سوم بوده است. نتایج حاصل از شاخص کاپا در حالت برتر نشان داد که به ترتیب عوامل لیتولوژی، LS و ارتفاع حوضه بیشترین تأثیر را بر وقوع زمین‌لغزش‌ها داشته‌اند؛ بنابراین تأثیر عوامل طبیعی نسبت به عوامل انسانی و در حالت کلی شاخص‌های مورفومتری در مقایسه با عوامل محیطی و انسانی در وقوع لغزش‌ها بیشتر بوده و حوضه ذاتاً حساس به وقوع لغزش است.

کلیدواژه‌ها: شاخص‌های مورفومتریکی، SVM، ANN، منحنی ROC، حوضه آبخیز چریک‌آباد

۱-مقدمه

وقوع زمین‌لغزش به‌عنوان یکی از مخاطرات طبیعی می‌تواند متأثر از توپوگرافی و شکل سطح زمین باشد. مشخصات فرم دامنه‌ها، فرایندهای تغییردهنده و ویژگی شکل دامنه‌های مستعد زمین‌لغزش توسط پارامترهای ژئومورفومتریکی به‌صورت کمی قابل بیان است (احمدآبادی و رحمتی، ۱۳۹۴). طبقه‌بندی نواحی مستعد (سارکار و همکاران^۱، ۱۹۹۵) و ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش یک رویکرد معتبر و راه‌حل اولیه برای کاهش و به حداقل رساندن خسارات ناشی از زمین‌لغزش است (فل و همکاران^۲، ۲۰۰۸). رخداد زمین‌لغزش‌ها به‌عنوان یکی از شایع‌ترین خطرات طبیعی مخرب در جهان سالانه خسارت گسترده‌ای به جان و مال مردم، منابع طبیعی، تأسیسات حساس و زیرساخت‌ها وارد می‌کنند؛ به‌طوری‌که بر اساس گزارش مرکز پایگاه حوادث اضطراری^۳، زمین‌لغزش‌ها باعث خسارت جانی و کشته شدن ۶۶۴۳۸ نفر و خسارت اقتصادی با ارزش تقریباً ۱۰/۸ میلیارد دلاری از ۱۹۰۰ تا ۲۰۲۰ شده است (گوها-سپیر و همکاران^۴، ۲۰۲۰). دارا بودن توپوگرافی کوهستانی، فعالیت دوره‌های زمین‌ساختی و توان لرزه‌خیزی بالا، تنوع اقلیمی، افزایش جمعیت و فعالیت‌های انسانی در دهه‌های اخیر، شرایط طبیعی برای بروز طیف گسترده‌ای از خطرات طبیعی از جمله زمین‌لغزش‌ها را در ایران فراهم کرده است. شناخت عوامل ایجادکننده ناپایداری‌های دامنه‌ای و بررسی شرایط پایداری دامنه‌های مشرف به سکونتگاه‌ها حائز اهمیت بسیار زیادی است. بی‌توجهی به این موضوع می‌تواند علاوه بر تحمیل هزینه‌های سنگین، باعث ایجاد خسارت‌های جبران‌ناپذیری بر جان و مال مردم شود. همچنین شناسایی عوامل پدیدآورنده زمین‌لغزش امری پیچیده بوده و نیازمند شناخت دقیق از تکامل ژئومورفولوژیکی منطقه است که از طریق مدل‌های پیش‌بینی‌کننده میزان حساسیت زمین‌لغزش مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرند. این عوامل معمولاً شامل عوامل توپوگرافی، زمین‌شناسی، هیدرولوژیکی یا محیطی و

1 Sarkar

2 Fell

3 Emergency Events Database (EM-DAT)

4 Guha-Sapir

انسانی هستند (گوزتی و همکاران^۱، ۲۰۱۲). کوهستانی بودن، تنوع متغیرهای محیطی مؤثر، مهیا بودن شرایط اقلیمی، لیتولوژیکی، پوشش گیاهی، تکتونیک و عوامل انسانی در حوضه آبخیز چریک‌آباد امکان وقوع زمین‌لغزش‌ها در این حوضه را چند برابر کرده است. پتانسیل سیل‌خیزی این حوضه بالا بوده به طوری که با بارندگی‌های بهاری سیل به وقوع می‌پیوندد. در صورتی که وقوع سیل همراه با رخداد زمین‌لغزش‌های کنار رودخانه‌ای باشد، خسارات ناشی از سیل چند برابر خواهد شد، همانند سیل بهار سال ۱۳۹۶ و ۱۴۰۰ در این حوضه که خسارات زیادی را به دامداران و کشاورزان اطراف رودخانه وارد کرد. تاکنون تکنیک‌ها و مدل‌های متعددی برای مدل‌سازی حساسیت زمین‌لغزش‌ها استفاده شدند که یکی از آن‌ها استفاده از مدل‌های داده‌کاوی است. این مدل‌ها به لحاظ به‌کارگیری مدل‌های تخمین توزیع با داشتن خصوصیت داده محور و تکرار زیاد فرایند مدل‌سازی، توانایی زیادی در شناسایی رفتار وقوع پدیده زمین‌لغزش را دارند و می‌توانند ارزیابی و پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش‌ها را برحسب عوامل تأثیرگذار در وقوع آن‌ها انجام دهند (میرزانی و شهابی، ۱۳۹۸). مدل‌های پیشرفته داده‌کاوی در پژوهش‌های متعددی برتری نسبی خود بر مدل‌های آماری دومتغیره و چندمتغیره را به اثبات رسانده‌اند. در تجزیه و تحلیل روش‌های آماری دو متغیره از رابطه بین دو متغیر استفاده می‌شود که در ارتباط دادن آزمایش فرضیه‌های ساده می‌تواند کمک کند؛ در حالی که زمین‌لغزش‌ها حرکات یکپارچه، چندبعدی و پیچیده‌ای هستند و به‌طور کلی پدیده‌های مرتبط با علوم زمین به‌طور ذاتی چند متغیره هستند. تجزیه و تحلیل همزمان عوامل مؤثر بر وقوع لغزش‌ها و تعیین پارامترهایی که نقش بالایی در ناپایداری دارند با استفاده از آنالیزهای چند متغیره (حقیقت^۲ و همکاران، ۲۰۱۶) همانند دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ماشین پشتیبان بردار بهتر امکان‌پذیر است. این روش‌ها رابطه یک متغیر وابسته (زمین‌لغزش) و مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل (شیب، وجه شیب، زمین‌شناسی، ارتفاع، کاربری اراضی، فاصله از جاده و رودخانه و...) را به‌طور همزمان مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌دهد. از بین مدل‌های داده‌کاوی دو مدل الگوریتم پشتیبان بردار^۳ و شبکه عصبی مصنوعی^۴ در تحقیقات پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌ها از اهمیت بالایی برخوردارند که از جمله این پژوهش‌ها می‌توان به استفاده از مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار توسط (تیشن بوی و همکاران^۵، ۲۰۱۴؛ هانگ و همکاران^۶، ۲۰۱۶؛ رودپشتی و همکاران^۷، ۲۰۱۷؛ و خشوری و همکاران^۸، ۲۰۱۹)؛ استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی توسط (آرنون و همکاران^۹، ۲۰۱۴؛ آدیتیان و همکاران^{۱۰}، ۲۰۱۸؛ براگانولو و همکاران^{۱۱}، ۲۰۲۰) و ترکیب دو مدل شبکه

1 Guzzetti

2 Haghghat

3 Support vector machine

4 Artificial Neural Networks

5 Tien Bui

6 Hong

7 Roodposhti

8 Vakhshoori

9 Arnone

10 Aditian

عصبی مصنوعی و ماشین پشتیبان بردار توسط (چن و همکاران^۲، ۲۰۱۷؛ یو و چن^۳، ۲۰۲۰؛ فنگ و همکاران^۴، ۲۰۲۰) اشاره کرد. امروزه در اغلب پژوهش‌ها به منظور سنجش میزان دقت یک مدل از شاخص‌های ارزیابی دقت مدل‌ها استفاده می‌شود. مهم‌ترین این شاخص‌ها در بحث پهنه‌بندی زمین‌لغزش‌ها عبارت‌اند از: منحنی تشخیص عملکرد نسبی سیستم^۵ (ROC) (حنیفی‌نیا و همکاران، ۱۳۹۸؛ میرزایا و شهابی، ۱۳۹۸؛ حنیفی‌نیا و همکاران، ۱۳۹۹؛ لوکچز و همکاران^۶، ۲۰۲۱)، شاخص SCAI^۷ (کریمی و همکاران، ۱۳۹۸؛ ژی^۸ و همکاران، ۲۰۲۱)، نسبت تراکم^۹ (Dr) (شیرانی و سیف، ۱۳۹۰؛ هوآنگ و همکاران^{۱۰}، ۲۰۲۰)، شاخص مجموع کیفیت^{۱۱} (Qs) (نوجوان و همکاران، ۱۳۹۸؛ عبادی و همکاران، ۱۳۹۸؛ رابی و همکاران^{۱۲}، ۲۰۲۰) و شاخص دقت^{۱۳} P^{۱۳} (شیرانی و سیف، ۱۳۹۰؛ عبادی و همکاران، ۱۳۹۸). هدف اصلی پژوهش حاضر، بررسی تأثیر شاخص‌های مورفومتری بر بهبود کارایی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل الگوریتم پشتیبان بردار در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌های به وقوع پیوسته در حوضه مورد مطالعه است. در کنار آن، اهداف فرعی از جمله بررسی تأثیرگذارترین عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش‌ها از طریق ترسیم شاخص کاپا؛ و همچنین به منظور افزایش دقت نتایج به دست آمده، ارزیابی کارایی دو مدل فوق از طریق بررسی نسبت سطح تراکم و شاخص مجموع کیفیت نیز مد نظر است.

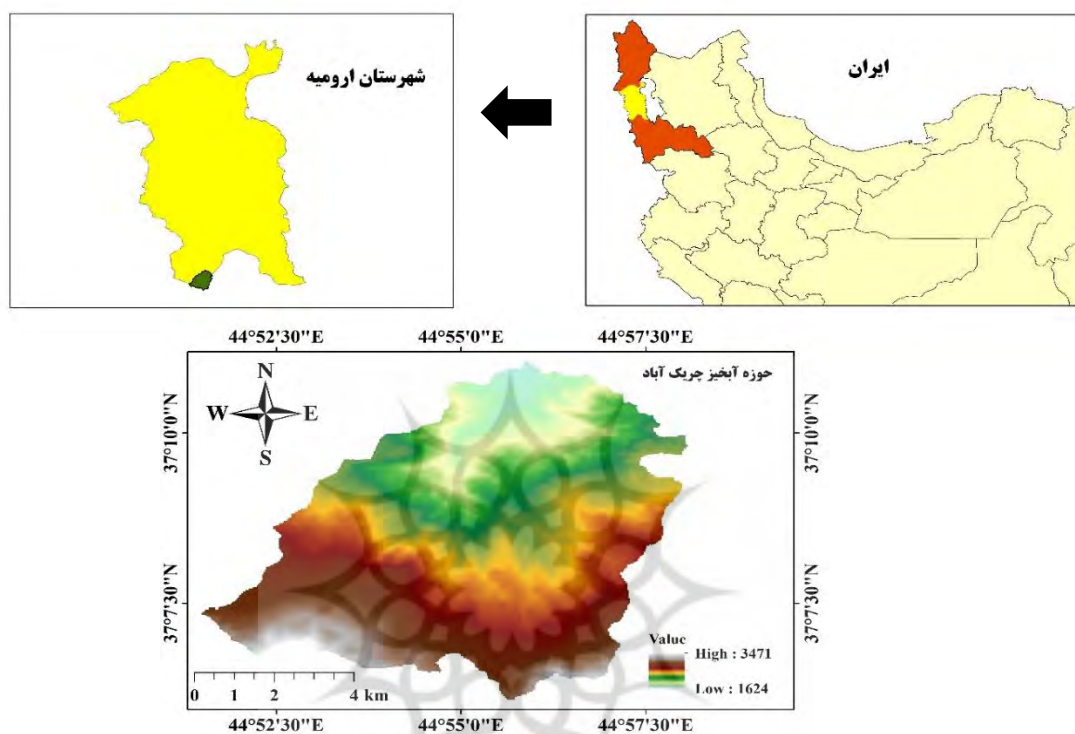
۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- معرفی منطقه مورد مطالعه

حوضه آبخیز چریک‌آباد در استان آذربایجان غربی، جنوب غربی شهرستان ارومیه و در بخش سیلوانه قرار دارد یکی از زیرحوضه‌های فرعی دریاچه ارومیه به‌شمار می‌رود. رودخانه خروجی از این حوضه به رودخانه باراندوزچای که یکی از منابع مهم تغذیه دریاچه ارومیه است، می‌پیوندد. این حوضه با مساحتی بالغ بر ۵۱۸۰ هکتار دارای ارتفاع میانه ۲۴۲۳ متر، حداقل ارتفاع ۱۶۲۴ متر، حداکثر ارتفاع ۳۴۷۱ متر و شیب متوسط ۱۸ درجه است. متوسط بارندگی سالیانه بر اساس آمار ایستگاه‌های مجاور حوضه برابر با ۵۳۳ میلی‌متر برآورد شده است. با توجه به

- 1 Bragagnolo
- 2 Chen
- 3 Yu & Chen
- 4 Fang
- 5 Receiver Operating Characteristic
- 6 Lucchese
- 7 Seed Cell Area Index
- 8 Xie
- 9 Density Ratio
- 10 Huang
- 11 Quality Summation
- 12 Rabby
- 13 Precision

کوهستانی بودن بخش اعظمی از حوضه مطالعاتی، کاربری غالب منطقه مرتع بوده و بخش‌های شمالی حوضه که نزدیک به روستا و دارای زمین‌های مسطح و هموارتر نسبت به سایر بخش‌های دیگر حوضه است، دارای کاربری کشاورزی است. از نظر زمین‌شناسی، حوضه مورد مطالعه در زون سنندج - سیرجان قرار گرفته است (شکل ۱).



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

۲-۲- جمع‌آوری داده‌ها و آماده‌سازی لایه‌های عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش

ابتدا موقعیت زمین‌لغزش‌های رخ داده در حوضه با بازدیدهای میدانی گسترده و برداشت پلیگونی با استفاده از دستگاه جی‌پی‌اس (GPS) ثبت و از تصاویر گوگل ارث (برای ثبت نقاطی که به علت توپوگرافی پرشیب منطقه دسترسی به آنان دشوار بود) استفاده و در مجموع تعداد ۹۲ زمین‌لغزش در منطقه شناسایی شدند.



شکل ۲- برخی از زمین لغزش‌های رخ داده در حوضه آبخیز چریک آباد

با مرور منابع داخلی و خارجی و همچنین توجه به عوامل تأثیرگذار در هر زمین لغزش و یادداشت آن در حین ثبت نقاط، لایه‌های ارتفاع حوضه، بارش، جهت شیب، درجه شیب، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، فاصله از گسل، سنگ‌شناسی، کاربری اراضی و شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI) به‌عنوان ۱۰ عامل محیطی و انسانی مؤثر بر وقوع زمین لغزش‌ها در نظر گرفته شدند. نقشه مدل رقومی ارتفاع با قدرت تفکیک (۱۲/۵×۱۲/۵) متر از سایت دانشگاه آلاسکا دریافت و محدوده حوضه استخراج شد. موقعیت جاده‌ها و آبراهه‌ها مشخص و برای تهیه لایه‌های فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، درجه شیب و جهت شیب از نرم‌افزار ArcGIS10.5 استفاده شد. نقشه کاربری اراضی از اداره کل منابع طبیعی استان آذربایجان غربی تهیه و با استفاده از تصاویر گوگل ارث اصلاح شد. نقشه شاخص (NDVI) با استفاده از تصاویر ماهواره Sentinel-2 و رابطه زیر محاسبه و تهیه شد (رابطه ۱).

$$NDVI = \frac{IR-R}{IR+R} \quad \text{رابطه (۱)}$$

IR باند مادون قرمز نزدیک (باند هشت)، R باند مادون قرمز (باند چهار)

از نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ سیلوانا جهت تهیه لایه‌های گسل و سنگ‌شناسی استفاده شد. با توجه به وجود فقط یک ایستگاه هواشناسی در محدوده مورد مطالعه از آمار بارندگی ۱۲ ایستگاه باران‌سنجی اطراف حوضه آبخیز چریک‌آباد با دوره آماری مشترک (۱۳۹۴-۱۳۹۹) برای تهیه نقشه بارش محدوده مورد مطالعه استفاده شد. همچنین از ۸ شاخص مورفومتری مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش‌ها استفاده شد که مشخصات و توضیحات و روش انجام محاسبات آنان در جدول (۱) درج شده است. برای تهیه این شاخص‌ها از مدل رقومی ارتفاعی با پیکسل سایز (۱۲/۵×۱۲/۵) متر استفاده شد.

جدول ۱- مشخصات و روابط شاخص‌های مورفومتری

شماره	شاخص	توضیحات	فرمول	محل انجام محاسبات
۱	TWI ^۱	بیان کننده میزان رطوبت خاک، تعیین اندازه منطقه اشباع و نشان‌دهنده اثر پستی و بلندی بر ایجاد رطوبت است. بین افزایش مقدار این شاخص با رخداد زمین‌لغزش‌ها رابطه مستقیم وجود دارد (اوکاگولوا ^۲ و همکاران، ۲۰۰۲)	$TWI = Ln(A_s / \tan(\beta))$	SAGAGIS
۲	TPI ^۳	این شاخص ارتفاع هر سلول را نسبت به ارتفاع میانگین سلول‌های مجاور در یک پهنه مشخص مقایسه می‌نماید. وجود مناطق دارای TPI کم (گودی‌ها و چاله‌ها) یک عامل مؤثر بر افزایش زمان تأخیر جریان‌های سطحی، افزایش نفوذ و در نهایت بر روی ذخیره نزولات و رواناب سطحی اثر زیادی دارد (عرب‌عامری و همکاران، ۱۳۹۷).	$TPI = Z_0 - \sum_{n=1} Z_n/n$	SAGAGIS
۳	SPI ^۴	منعکس کننده نیمرخ عرضی و نیمرخ طولی آبراهه با نشان دادن نسبت بین مساحت یک نقطه و شیب زمین در بالادست است. می‌تواند بیانگر نقاط تجمع و رسوبگذاری در حوضه آبخیز باشد (شهابی و همکاران، ۲۰۱۴).	$SPI = A_s \tan(\beta)$	ArcGIS
۴	LS ^۵	برگرفته از مدل جهانی فرسایش خاک است که در بین لایه‌های ورودی ترکیب طول و زاویه	$LS = \left(\frac{A_s}{22.1}\right)^{0.6} \times \left(\frac{\sin}{0.0896}\right)^{1/3}$	SAGAGIS

1 Topographic Wetness Index

2 Ocakoglu

3 Topographic Position Index

4 Stream Power Index

5 Length slope index

شماره	شاخص	توضیحات	فرمول	محل انجام محاسبات
		شیب بیشترین اثر را بر لایه‌های خاک دارد. این فاکتور اثر فاکتورهای توپوگرافی در فرسایش خاک را توصیف می‌کند. هرچه عدد حاصل بزرگ‌تر باشد نشان از افزایش مقدار پستی و بلندی در حوضه آبخیز خواهد بود (مور و همکاران ^۱ ، ۱۹۹۱)		
۵	TRI ^۲	اختلاف ارتفاع یک پیکسل با هشت پیکسل همسایه خود است. برای این کار ارتفاع هر پیکسل از پیکسل‌های اطراف خود کم شده و برای مثبت کردن این اعداد آن‌ها را به توان دوم رسانده، از آن‌ها میانگین گرفته و دوباره ریشه دوم آن حساب می‌شود و به پیکسل مورد نظر نسبت داده می‌شود. این شاخص بیانگر تغییر در سطح پستی و بلندی در حوضه آبخیز است (صمدی و همکاران، ۱۳۹۵).	$TRI = \sqrt{\sum_{p=1}^8 ZMd}$	SAGAGIS
6	MBI ^۳	شاخص تعادل جرم تخریب و ازهم پاشیدگی خاک از پیش‌نیازهای توپوگرافی را نشان می‌دهد. شاخص‌های منفی مناطق دارای گودشدگی یا دشت‌های سیلاب و مقادیر مثبت مناطق با خطر فرسایش بالا را نشان می‌دهد. مقادیر نزدیک به صفر مناطقی را نشان می‌دهد که تعادل در آنان و تجمع ژئومس افزایش یافته است (مولر ^۴ و همکاران، ۲۰۰۸)	$MBI = \begin{cases} f(TC) \times (1 - f(VDN)) & \text{for } (TC) < 0 \\ f(TC) \times (1 + f(S)) \times (1 + f(VDN)) & \text{for } (TC) > 0 \end{cases}$	SAGAGIS
7	Plan Cu ^۵	انحنای سطح فرایند فرسایش شیب به شکل همگرایی و واگرایی آب در طول جریان سرایشی است. این شاخص دارای مقادیر مثبت و منفی است که مقادیر مثبت انحنای سطح، تحدب را تعریف می‌کند. مقادیر منفی انحنای نقشه تقارن انحنای شیب را توصیف می‌کند. مقادیر انحنای پلان در حدود صفر نشان	$Plan. Cu = -\frac{q^2 \times r - 2 \times p \times q \times s + p^2 \times t}{(\sqrt{1 + p^2 + q^2})^3}$	ArcGIS

1 Moore

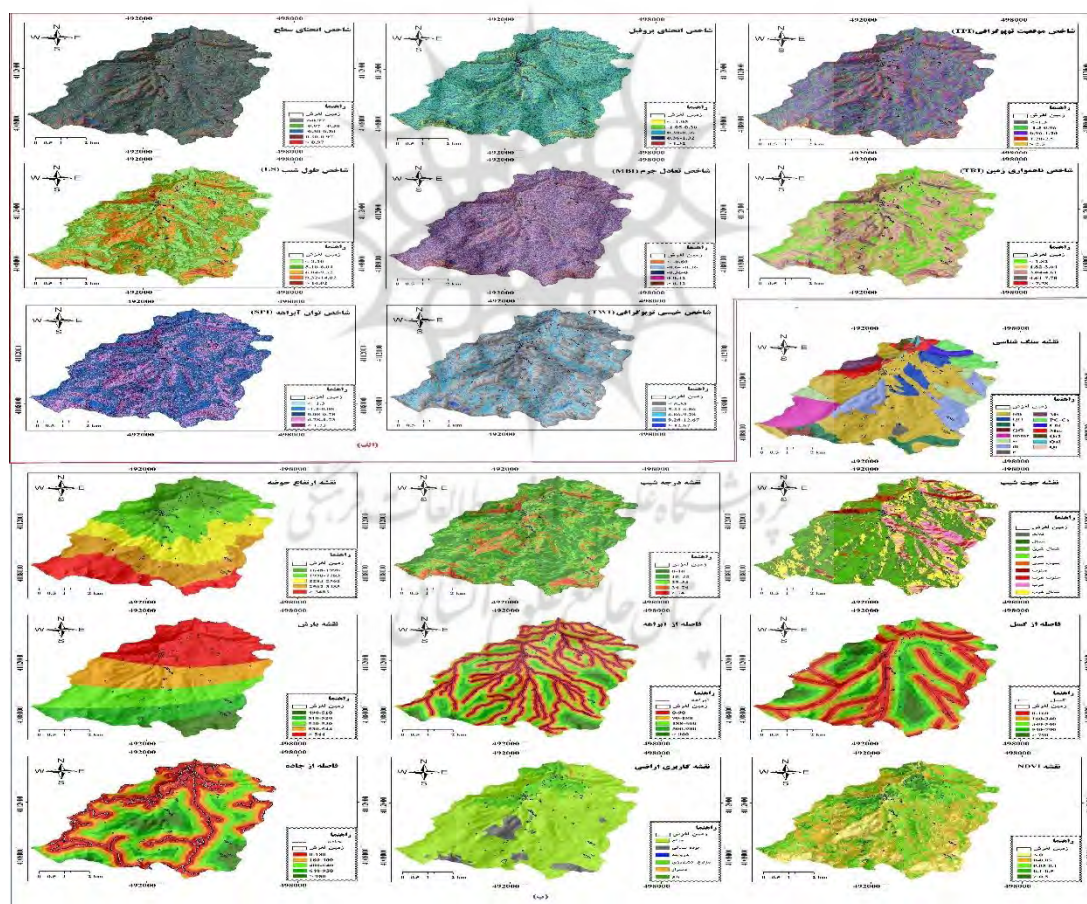
2 Terrain Ruggedness Index

3 Mass Balance Index

4 Möller

5 Plan Curvature

شماره	شاخص	توضیحات	فرمول	محل انجام محاسبات
		می‌دهد که سطح صاف است (عرب‌عامری و همکاران، ۱۳۹۷)		
8	'Profile Curvature	انحنای مقطع معرف میزان اندازه در طول مسیر جریان است و مقادیر آن با افزایش سطح مقطع افزایش پیدا می‌کند. بر اساس این شاخص فرسایش در مقادیر منفی و رسوب‌گذاری در مقادیر مثبت انجام می‌گیرد. همچنین این شاخص بیان‌کننده ژئومورفولوژی منطقه و سرعت حرکت توده‌ها به سمت پایین شیب نیز است (عرب‌عامری و همکاران، ۱۳۹۷).	$\text{Profile.Cu} = -\frac{q^2 \times r + 2 \times p \times q \times r \times s + q^2 \times t}{(p^2 + q^2) \times (\sqrt{1 + p^2 + q^2})^3}$	ArcGIS



شکل ۳- نقشه عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش الف: شاخص‌های مورفومتریک ب: عوامل محیطی و انسانی

۲-۳- معرفی مدل‌های داده‌کاوی مورد استفاده

الف: مدل شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک روش محاسباتی برای یادگیری ماشینی، نمایش و اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی در سامانه داده‌های چند متغیره است (کارارا^۱ و همکاران، ۲۰۰۸). گره‌هایی که در این مدل تشکیل می‌شوند در سه لایه ورودی، پنهان یا پردازشگر و خروجی قابل تنظیم می‌باشند. لایه ورودی الگوی وابستگی خود را به یک یا چند گره پنهان ارائه می‌دهد و گره‌های پنهان الگوی دریافتی از گره‌های ورودی را از طریق اتصالات وزنی پردازش می‌کنند. گره‌های خروجی در طرف مقابل شبکه، چگونگی واکنش شبکه به اطلاعات آموخته شده را بررسی می‌کنند (پراساد و همکاران، ۲۰۱۲).

مزیت شبکه عصبی غیرخطی بودن آن است که به آن قابلیت مدل‌سازی الگوهای پیچیده را می‌دهد (لی و مین^۲، ۲۰۰۱). همچنین ویژگی مهم دیگر شبکه عصبی توانایی یادگیری از الگوهای آموزشی است در فرآیند آموزش وزن ارتباطی بین نرون‌های مختلف تعدیل می‌شوند که این مسئله می‌تواند توسط برخی الگوریتم‌های آموزشی مبتنی بر آموزش پس از انتشار صورت گیرد (کاوزاوغلو^۳ و همکاران، ۲۰۱۵). در شبکه‌های عصبی اصل یادگیری با تکرار یا همان (iteration) انجام می‌شود؛ یعنی چندین مرتبه داده‌های یک مجموعه داده به الگوریتم تزریق می‌شود و این الگوریتم با کم و زیاد کردن وزن‌ها و انحراف‌ها، می‌تواند تفاوت‌ها را در داده‌های آموزشی تشخیص دهد (کاما^۴ و همکاران، ۲۰۱۶).

یکی از روش‌های بسیار پرکاربرد برای تکرار در شبکه‌های عصبی روش پس انتشار خطا است. در شبکه‌های پس انتشار خطا خروجی با یک نتیجه دلخواهی که ایجاد شده مقایسه می‌شود و خطاهای ایجاد شده در لایه‌های قبلی در شبکه عصبی با بهینه‌سازی شبکه‌های اتصال مشخص می‌شوند (اشمیت هوبر^۵، ۲۰۱۵). این فرآیند تا زمانی که یک نرخ اشتباه قابل قبول به دست آید، تکرار خواهد شد. به منظور پیش‌بینی و طبقه‌بندی مسائل، شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا، از انواع روش‌های خوب تلقی می‌شوند (کیرکوس و مانولوپولاس^۶، ۲۰۰۴). در این پژوهش از روش پس از انتشار خطای شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از نرم‌افزار ModEco جهت پهنه‌بندی حساسیت زمین-لغزش‌ها در سه حالت استفاده شد.

1 Carrara

2 Prasad

3 Lee & Min

4 Kavzoglu

5 Cama

6 Schmidhuber

7 Kirkos & Manolopoulos

ب: مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار

الگوریتم ماشین پشتیبان بردار، سیستم طبقه‌بندی برگرفته از نظریه یادگیری آماری است. کلاس‌های با سطح تصمیم‌گیری را با حداکثر حاشیه بین کلاس‌ها جدا می‌سازد. این سطح اغلب ابر صفحه بهینه و نزدیک‌ترین نقطه‌های داده به این ابر صفحه، "بردارهای پشتیبان" نامیده می‌شوند (بن‌هور^۱ و همکاران، ۲۰۰۱).

مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار را می‌توان با طبقه‌بندی غیرخطی از طریق استفاده از کرنل‌های غیرخطی وفق داد. تا زمانی که مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار طبقه‌بندی کننده باینری در ساده‌ترین شکل است، می‌تواند تابعی به‌عنوان یک طبقه‌بندی کننده چند کلاسی به‌وسیله ترکیب چند طبقه‌بندی کننده مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار باینری باشد (پرس^۲ و همکاران، ۲۰۰۷). خروجی طبقه‌بندی مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار ارزش‌های تصمیم هر پیکسل برای هر کلاس است که برای تخمین احتمال صحیح در صحنه‌ای که هر احتمال در رنج صفر تا یک اتفاق می‌افتد و مجموع ارزش‌ها برای هر پیکسل برابر یک است (سیئه^۳ و همکاران، ۲۰۰۸).

مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار شامل یک پارامتر جریمه است که درجه قطعی طبقه‌بندی نادرست را ارائه می‌دهد به طوری که مخصوصاً برای مجموعه‌های تعلیمی غیرقابل تفکیک مهم است. پارامتر جریمه، سبک و سنگین کردن بین خطاهای تعلیمی و حواشی سفت و محکم را کنترل می‌کند (شال‌شوارتز^۴ و همکاران، ۲۰۱۱). این مدل یکی از روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر برای طبقه‌بندی نشان داده است. مبنای کار مدل، دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خطی انتخاب گردد که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. حل معادله به‌وسیله پیدا کردن خط بهینه برای داده‌ها که از روش‌های شناخته شده در حل مسائل محدودیت‌دار هستند، صورت می‌گیرد (مایر^۵ و همکاران، ۲۰۱۱).

برای این حل مسائل با ابعاد خیلی بالا با استفاده از این روش‌ها، از قضیه دوگانی لاگرانژ برای تبدیل مسئله حداقل‌سازی مورد نظر به فرم دوگانی آن استفاده می‌شود. در این روش می‌توان از توابع هسته مختلفی از جمله هسته‌های نمایی، چندجمله‌ای و سیگموئید استفاده نمود (مرجانویچ^۶ و همکاران، ۲۰۱۱؛ بوزر^۷ و همکاران، ۱۹۹۲). در این پژوهش از نرم‌افزار ModEco جهت پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌ها برای روش الگوریتم ماشین پشتیبان بردار در سه حالت استفاده شد.

1 Ben-Hur

2 Press

3 Hsieh

4 Shalev-Shwartz

5 Meyer

6 aa rjnnovć

7 Boser

۲-۴- اعتبارسنجی مدل‌ها

به منظور اعتبارسنجی از تعداد کل لغزش‌های ثبت شده، حدود ۷۰ درصد از این داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی و ۳۰ درصد آن‌ها جهت اعتبارسنجی مدل‌ها استفاده شدند (تین بوی و همکاران، ۲۰۱۲). دقت مدل‌ها و مقایسه آنان در تهیه نقشه‌های حساسیت به وقوع زمین‌لغزش‌های تهیه شده با استفاده از منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC)، روش مجموع کیفیت (Qs) و به منظور مقایسه بین پهنه‌های خطر یا به عبارت دیگر دقت تفکیک بین پهنه‌ها یا رده‌های خطر در هر روش از شاخص نسبت تراکم استفاده گردید.

الف: منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC)

منحنی تشخیص عملکرد نسبی سیستم نموداری است که در آن نسبت پیکسل‌هایی که به اشتباه توسط مدل به عنوان زمین‌لغزش شناسایی شده‌اند و در واقعیت فاقد زمین‌لغزش بوده‌اند روی محور افقی (مثبت غلط یا Specificity) و در برابر مقدار مکمل آن یعنی نسبت پیکسل‌هایی که به درستی توسط مدل تحت عنوان دارای زمین‌لغزش شناسایی شده‌اند (مثبت درست یا Sensitivity) روی محور عمودی ترسیم می‌گردد. مساحت زیر این منحنی AUC نام داشته و AUC برابر با ۰/۵ معادل مدل خنثی (نتایج ناشی از شانس) بوده و هرچه این مقدار به یک نزدیک‌تر شود کارایی مدل افزایش می‌یابد (پانتیوس و اشناپدر، ۲۰۰۱).

ب: درستی یا مجموع کیفیت (Qs)

برای محاسبه مجموع کیفیت ابتدا باید مقدار نسبت تراکم بر اساس رابطه زیر به دست آورد:

$$D_r = \frac{S_i}{A_i} / \left(\frac{\sum_1^n S_i}{\sum_1^n A_i} \right)$$

که در آن S_i : مجموع مساحت زمین‌لغزش‌های واقع در هر رده خطر، A_i : مساحت آیین رده خطر در یک نقشه پهنه‌بندی و n : تعداد رده‌های خطر است. هرچه تفکیک بین رده‌های خطر توسط شاخص نسبت تراکم بهتر صورت گرفته باشد، روش از دقت بالاتری برخوردار است. مقدار مجموع کیفیت (Qs) نشان‌دهنده درستی یا مطلوبیت عملکرد روش در پیش‌بینی خطر لغزش زمین در منطقه است. مقادیر آن بین صفر تا ۷ است. اگرچه از نظر تئوری، حدی برای آن وجود ندارد. در ارزیابی روش‌ها هر چه مقدار مجموع کیفیت بیشتر باشد، روش از درستی و مطلوبیت بیشتری در تفکیک برخوردار است. مقدار مجموعه کیفیت از (جی^۲، ۱۹۹۱) به دست می‌آید. رابطه (۳)

$$Q_s = \sum_{i=1}^n ((D_r - 1)^2 \times S) \quad \text{رابطه (۳)}$$

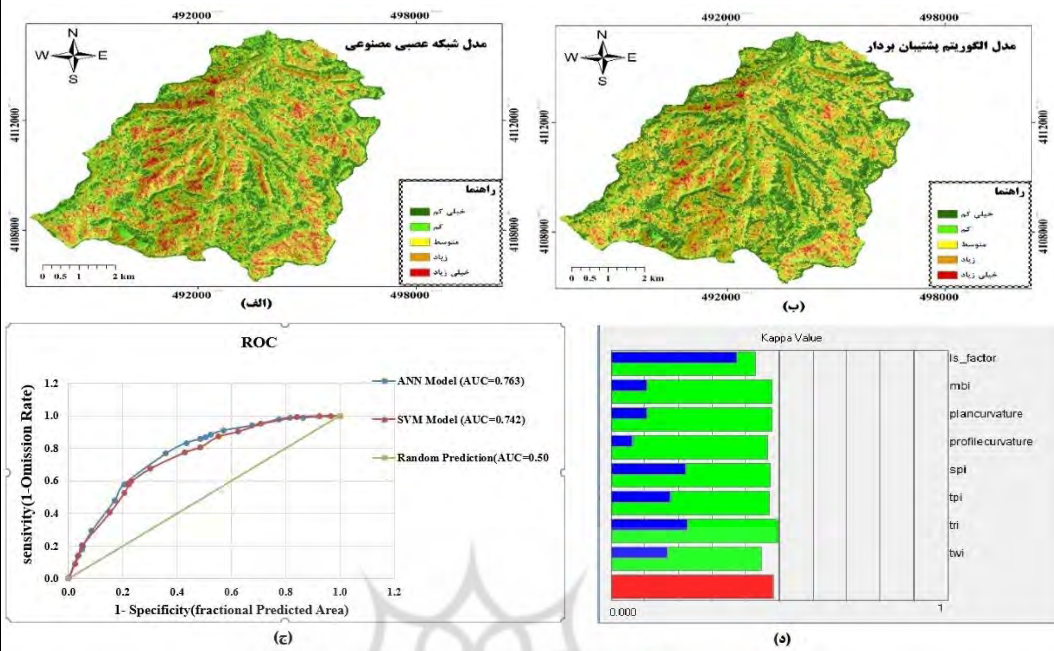
Qs: مجموع کیفیت، D_r : نسبت تراکم، S: نسبت مساحت هر رده خطر نسبت به مساحت کل منطقه، n: تعداد

کلاس خطر.

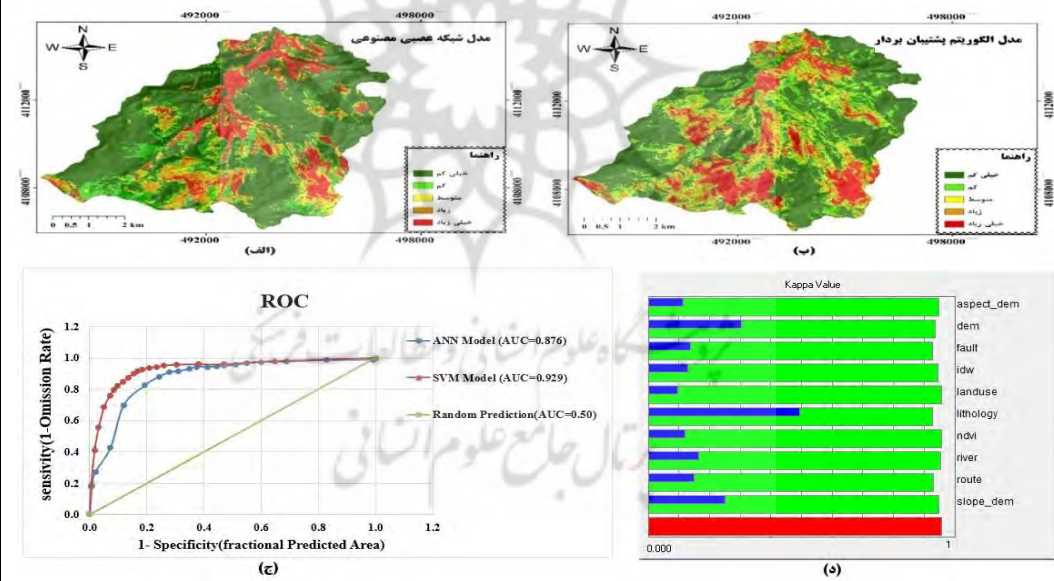
۳- نتایج

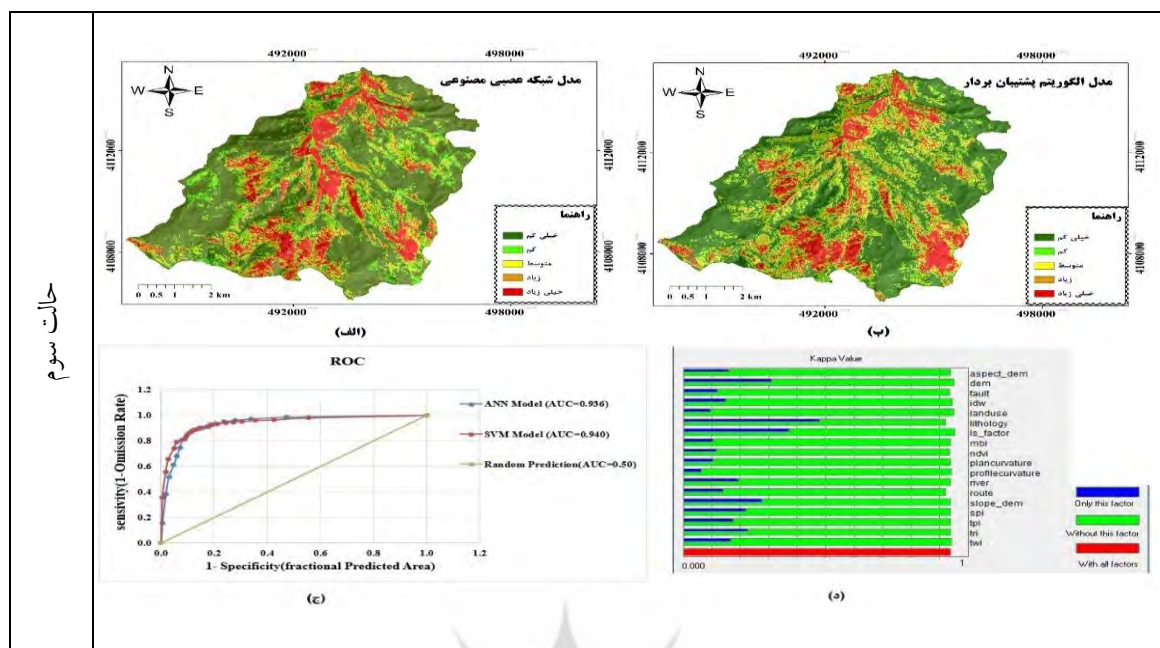
در این پژوهش در حالت کلی ۱۸ عامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش به‌عنوان لایه‌های ورودی در مدل‌های الگوریتم پشتیبان بردار و شبکه عصبی مصنوعی در سه حالت استفاده از شاخص‌های مورفومتریک؛ استفاده از عوامل محیطی و انسانی؛ و استفاده از ترکیب این دو حالت با هدف صحت‌سنجی میزان کارایی این مدل‌ها در ارزیابی نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در محدوده مورد مطالعه با استفاده از نرم‌افزار ModEco و ArcGIS بررسی شدند. نتایج حاصل از ارزیابی دو مدل در حالتی که فقط از شاخص‌های مورفومتریک استفاده شد (حالت اول)، نشان داد که هر دو مدل دارای عملکرد خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش بوده‌اند. در این حالت، مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به الگوریتم ماشین پشتیبان بردار دارای عملکرد بهتری بوده است. بر اساس شاخص کاپا، فاکتور LS، شاخص TRI و شاخص SPI بیشترین پتانسیل را در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه داشته‌اند. برای حالتی که فقط از عوامل محیطی و انسانی استفاده شد (حالت دوم)، مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای عملکرد خوب و مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار خیلی خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش بوده‌اند. در این حالت بر خلاف حالت اول مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی برتری داشت. بر اساس شاخص کاپا، لیتولوژی، ارتفاع و درجه شیب بیشترین پتانسیل را در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه داشته‌اند. برای حالتی که از ترکیب شاخص‌های مورفومتریک و عوامل محیطی و انسانی استفاده شد (حالت سوم)، هر دو مدل دارای عملکرد خیلی خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش بوده‌اند. در این حالت نیز همانند حالت دوم مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی برتری داشت. بر اساس شاخص کاپا به ترتیب سنگ‌شناسی، LS، ارتفاع و شیب منطقه بیشترین پتانسیل را در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه داشته‌اند.

حالت اول



حالت دوم





شکل ۴- نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش و منحنی ROC بری دو مدل ANN و SVM به همراه شاخص کاپا برای مدل برتر در سه حالت ارزیابی

ارزیابی مدل‌ها با استفاده از روش‌های نسبت تراکمی و مجموع کیفیت

با هدف افزایش دقت در ارزیابی نتایج مدل‌ها در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از دو شاخص ارزیابی نسبت تراکم و مجموع کیفیت نیز صحت سنجی شد که نتایج حاصل از روش مجموع کیفیت برای مدل ANN و SVM در حالت استفاده همزمان از هر دو عامل شاخص‌های مورفومتری و عوامل محیطی و انسانی (حالت سوم) با مقادیر ۱,۷۸ و ۱,۴۳ و نتایج حاصل از شاخص نسبت تراکمی که بیانگر دقت تفکیک بین پهنه‌ها یا رده‌های خطر در هر روش می‌باشد، بیانگر این است که روند صعودی نسبت تراکمی برای گستره‌های مواجهه با خطر خیلی کم تا گستره‌های مواجهه با خطر خیلی زیاد در هر سه حالت، نشان از صحت نقشه‌های تهیه شده با روش‌های مورد استفاده را دارد. همچنین نتایج هر دو حالت اول و دوم ارزیابی مدل‌ها با نتایج حاصل از روش مجموع کیفیت و نسبت تراکمی همسو بوده است.

جدول ۲- ارزیابی دو مدل ANN و SVM برای هر سه حالت با استفاده از تراکم سطح و مجموع کیفیت

Qs	هر رده Qs	تراکم سطح	مساحت هر کلاس	مساحت زمین‌لغزش	کلاس
۰.۴۵	۱۴/۰	۱۶/۰	۲/۱۰۴۱	۴۹/۰	خیلی کم
	۰۶/۰	۵۴/۰	۸/۱۳۷۹	۹۱/۴	کم
	۰۰/۰	۰۷/۱	۳/۱۰۵۶	۳۹/۶	متوسط

		کلاس	مساحت زمین لغزش	مساحت هر کلاس	تراکم سطح	هر رده Qs	Qs	
		زیاد	۷۵/۱۳	۱/۱۳۷۴	۷۷/۱	۱۶/۰		
		خیلی زیاد	۴	۳۲۴	۱۹/۲	۰۹/۰		
	SVM	خیلی کم	۳۱/۲	۳/۱۵۲۳	۲۷/۰	۱۶/۰	۴۲/۰	
		کم	۱۹/۴	۸/۱۰۶۱	۸۲/۰	۰۱/۰		
		متوسط	۱۶/۸	۶/۱۳۵۰	۱۳/۱	۰۰/۰		
		زیاد	۵۰/۱۰	۱۰۳۴	۷۲/۱	۱۰/۰		
		خیلی زیاد	۳۹/۳	۸/۲۰۵	۹۲/۲	۱۵/۰		
حالت دوم	ANN	خیلی کم	۷۱/۶	۹/۲۹۰۳	۴۱/۰	۲۰/۰	۱۵/۱	
		کم	۲۶/۲	۶/۷۵۹	۵۳/۰	۰۳/۰		
		متوسط	۲	۰/۴۰۳	۸۸/۰	۰۰/۰		
		زیاد	۷۶/۴	۷/۴۳۳	۹۴/۱	۰۷/۰		
		خیلی زیاد	۵۱/۱۳	۶۷۲.۵	۵۶/۳	۸۵/۰		
	SVM	خیلی کم	۰۷/۳	۵/۲۲۶۸	۲۴/۰	۲۵/۰	۳۹/۱	
		کم	۶۷/۳	۸/۹۰۵	۷۲/۰	۰۱/۰		
		متوسط	۸۴/۲	۸/۶۸۴	۷۳/۰	۰۱/۰		
		زیاد	۰۳/۴	۲/۶۲۲	۱۵/۱	۰۰/۰		
		خیلی زیاد	۱۵.۶۴	۲/۷۲۷	۸۱/۳	۱۱/۱		
	حالت سوم	ANN	خیلی کم	۸۲/۲	۲۶۳۵	۱۹/۰	۳۳/۰	۴۳/۱
			کم	۳/۳	۶/۸۰۷	۷۳/۰	۰۱/۰	
متوسط			۳	۱/۵۱۲	۰۴/۱	۰۰/۰		
زیاد			۹۵/۴	۵/۴۹۱	۷۸/۱	۰۶/۰		
خیلی زیاد			۱۷/۱۵	۴/۷۲۲	۷۲/۳	۰۳/۱		
SVM		خیلی کم	۴۳/۲	۳/۲۳۵۱	۱۸/۰	۳۰/۰	۷۸/۱	
		کم	۱۶/۲	۱/۹۰۹	۵۱/۰	۰۴/۰		
		متوسط	۳/۱۱	۶/۶۶۷	۸۲/۰	۰۰/۰		
		زیاد	۲۷/۴	۳/۵۶۰	۴۹/۱	۰۳/۰		
		خیلی زیاد	۳۹/۱۶	۲/۶۸۰	۲۷/۴	۴۰/۱		

** مساحت کل حوزه: ۵۱۸۰ هکتار و مساحت کل زمین لغزش های رخ داده: ۲۹/۲۶ هکتار

۴- بحث

حوزه مورد مطالعه به دلیل کوهستانی بودن، ارتفاع و شیب زیاد که جزء عوامل کلیدی و اصلی در وقوع زمین-لغزش هستند، مستعد وقوع زمین لغزش می باشد. وقوع زمین لغزش به عنوان یکی از مشکلاتی اساسی است که مردم این حوزه با آن مواجه هستند. به منظور کاهش رخداد این بلای طبیعی و جلوگیری از تهدید جان و مال مردم لازم

است که بحث وقوع حرکات توده‌ای بالأخص زمین‌لغزش‌ها در این حوضه مورد توجه قرار گیرد. تخریب اراضی مرغوب کشاورزی و راه‌های منتهی به آن به سبب وقوع زمین‌لغزش‌ها یکی از تهدیدات مالی بوده و در طولانی‌مدت حتی می‌تواند به تهدیدات جانی نیز تبدیل شود؛ زیرا کشاورزی منبع اصلی درآمد در این حوضه می‌باشد. وجود ویژگی‌های طبیعی همانند آسیب‌پذیری بخش بزرگی از سازندهای زمین‌شناسی منطقه (آمیزه‌های افیولیتی و آهک-های پلازیک)، بارندگی بالا و داشتن آب‌وهوای نیمه‌مرطوب سرد به همراه شیب تند، ارتفاع زیاد، وجود ناهمواری-ها، خصوصیات فیزیوگرافی مانند تراکم زهکشی بالا، وجود گسل‌های فراوان و عوامل انسانی نظیر تغییر کاربری اراضی و چرای بی‌رویه و زودرس (کاهش تراکم پوشش گیاهی) بر وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه تأثیرگذار بوده‌اند. وجود یک رشته‌نوازی کوهستان که از حاشیه شرقی تا غربی حوضه کشیده شده است، دارای شیب‌های فشرده و دره‌های عمیق بوده که تحت حاکمیت خصوصیات فیزیوگرافی، سبب تشکیل بخش‌های مخاطره‌آمیز طبیعی شده‌اند. انتخاب یک مدل مناسب که بتواند رابطه فی‌مابین عوامل محیطی و انسانی و شاخص‌های توپوگرافی را به‌خوبی مدل کند، یک گام مهم در بحث پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌ها و ارزیابی مدل‌ها می‌باشد. علت انتخاب مدل شبکه عصبی مصنوعی و ماشین‌الگوریتم پشتیبان بردار نسبت به دیگر مدل‌ها برای این پژوهش این است که برخلاف روش‌های آماری این مدل‌ها دارای توزیع آماری داده‌های مستقل، مبتنی بر روش‌های طبقه‌بندی بودن، وجود رابطه غیرخطی بین عوامل و نیاز به بررسی‌های کمتر در درستی داده‌ها می‌باشند (لی^۱ و همکاران، ۲۰۰۶). انتخاب تعداد مناسب عوامل تأثیرگذار نیز از هدررفت وقت و افزایش هزینه‌ها جلوگیری می‌کند. در این پژوهش در حالتی که فقط از شاخص‌های مورفومتریک استفاده شد، نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های ارزیابی روش منحنی ROC و مجموع مربعات (Qs) برای مدل‌ها و نسبت تراکم (Dr) برای تفکیک بین رده‌های خطر نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل الگوریتم پشتیبان بردار نتایج بهتری را ارائه کرده است. اگرچه مدل ANN نسبت به مدل SVM دارای نتایج قابل قبول‌تر بوده اما در حالت کلی هر دو مدل هم از لحاظ تفکیک رده‌های خطر (- نسبت تراکم) و هم از لحاظ ارزیابی مدل‌ها در حالت قابل قبول بوده‌اند. زمانی که از عوامل محیطی و انسانی استفاده شد، نتایج مدل‌ها از حالت عملکرد خوب به خیلی خوب و عالی تغییر و مدل الگوریتم پشتیبان بردار از شبکه عصبی مصنوعی بهتر عمل کرده است. در حالتی که از ترکیبی از عوامل فوق استفاده شد، مدل الگوریتم پشتیبان بردار از مدل شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نشان داد. آزمون جک‌نایف^۲ (بوس و براوین^۳، ۲۰۰۴) به‌وسیله داده‌های اعتبارسنجی برای مدل برتر در نرم‌افزار ModEco به‌صورت جداگانه برای هر سه حال فوق استفاده شد. نتایج حاصل از این آزمون توسط مدل برتر با استفاده از عدد کاپا در حالتی که فقط از شاخص‌های مورفومتریک استفاده شد، گویای این است که مقدار کیفیت این شاخص در تفکیک عوامل بهتر، کمتر از حالتی بوده است که از عوامل محیطی

1 Lee

2 Jackknife

3 Boos & Browine

و انسانی و ترکیبی از آنان استفاده شده است؛ بنابراین اگر از همه عوامل در نظر گرفته شده برای تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش استفاده شود آزمون جکنایف بهترین نتیجه و عدد کاپا، حداکثر خواهد بود. براساس حالت برتر (حالت سوم) با عدد کاپای^۱ حداکثر، عوامل لیتولوژی، LS، ارتفاع، شیب و شاخص TRI بیشترین تأثیر را بر وقوع زمین‌لغزش‌ها داشته‌اند. در این حوزه نقش عوامل مرتبط با ارتفاع در رخداد زمین‌لغزش‌ها بسیار قابل توجه می‌باشد؛ بنابراین در نظر گرفتن شاخص‌های مورفومتریکی در تعیین مناطق حساس در این حوضه از اهمیت زیادی برخوردار می‌باشد.

۵- جمع‌بندی

پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش یکی از روش‌هایی است که می‌توان به کمک آن مناطق بحرانی را به لحاظ پایداری را مشخص و از نقشه‌های به دست آمده در برنامه‌ریزی‌های توسعه پایدار استفاده کرد. هدف اصلی پژوهش، بررسی تأثیر شاخص‌های مورفومتری بر بهبود کارایی مدل‌هایی شبکه عصبی مصنوعی و مدل الگوریتم پشتیبان بردار در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌های به‌وقوع پیوسته در حوضه مورد مطالعه می‌باشد. نتایج بررسی در هر سه حالت نشان داد که نقش عوامل طبیعی نسبت به عوامل انسانی در رخداد زمین‌لغزش‌ها بیشتر بوده است که با نتایج حنیفی‌نیا و همکاران، (۱۳۹۸) مطابقت دارد. اگرچه تا حدودی زمین‌لغزش‌های در حال وقوع یا مناطق مستعد رخداد ناشی از فعالیت‌های انسانی قابلیت کنترل و مدیریت پذیری را دارند، اما پیشگیری و کنترل مناطق مستعد زمین‌لغزش ناشی از عوامل طبیعی اغلب امکان‌پذیر نبوده و کار آسانی نخواهد بود یا در صورت امکان بسیار پرهزینه می‌باشد؛ بنابراین حوضه مورد مطالعه ذاتاً (به دلیل تأثیر زیاد عوامل طبیعی نسبت به عوامل انسانی) نسبت به رخداد زمین‌لغزش‌ها حساس بوده و کمترین دخالت در این حوضه ممکن است سبب ایجاد وضعیت بحرانی در حوضه بشود. بعد از تهیه لایه‌های عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و پهنه‌بندی حساسیت لغزش‌ها با مدل‌های فوق در این مطالعه نتایج ارزیابی با استفاده از منحنی نسبی عملکرد سیستم نشان داد که در حالت استفاده از تنها شاخص‌های مورفومتریکی در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش، دو مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب با سطح زیر منحنی ۰/۷۴۲ و ۰/۷۶۳ دارای عملکرد خوب در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش‌ها بوده‌اند. در حالت استفاده از عوامل انسانی و محیطی، دو مدل فوق به ترتیب با سطح زیر منحنی ۰/۸۷۶ و ۰/۹۲۹ دارای عملکرد خوب و خیلی خوب؛ و در حالت استفاده از هر دو عوامل انسانی و محیطی به همراه شاخص‌های مورفومتریکی، دو مدل با سطح زیر منحنی ۰/۹۴۰ و ۰/۹۳۶ دارای عملکرد عالی در پهنه‌بندی مناطق حساس بوده‌اند. همچنین بالاترین مقدار مجموع کیفیت و نسبت تراکمی بیشترین همبستگی بین رده‌های خطر برای مدل الگوریتم ماشین پشتیبان بردار در حالت سوم بوده است. نتایج حاصل از شاخص کاپا در حالت برتر نشان داد که به ترتیب عوامل لیتولوژی، فاکتور طول شیب و

1 Kappa

ارتفاع حوضه بیشترین تأثیر را بر وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه داشته‌اند؛ بنابراین نقش عوامل مربوط به شاخص‌های مورفومتری در این مطالعه از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد که با نتایج عرب عامری و همکاران (۱۳۹۷) مطابقت دارد. با توجه به دقت خیلی خوب هر دو مدل با درصد خطای کم در ارزیابی و تهیه نقشه خطر لغزش‌های حوضه در حالت سوم، می‌توان پیشنهاد کرد که نقشه‌های مذکور می‌تواند در تصمیم‌گیری‌های آتی، مدیریت دامنه‌های ناپایدار و آمایش سرزمین در منطقه مورد مطالعه نقش بسزایی داشته باشد.

کتابنامه

- احمدآبادی، علی؛ رحمتی، مریم؛ ۱۳۹۴. کاربرد شاخص‌های کمی ژئومورفومتریک در شناسایی پهنه‌های مستعد زمین‌لغزش با استفاده از مدل SVM، مطالعه موردی: آزادراه خرم‌آباد-پل زال. پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی. سال ۳. شماره ۴. صفحات ۱۹۷-۲۱۳.
- حنیفی‌نیا، عبدالعزیز؛ نظرنژاد، حبیب؛ نجفی، سعید؛ کرنازادی، آیدینگ؛ ۱۳۹۹. اولویت‌بندی عامل‌های مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و پهنه‌بندی حساسیت آن در آبخیز چریک‌آباد ارومیه با استفاده از مدل آنتروپی شانون. پژوهش‌های آبخیزداری. دوره ۳۳. شماره ۴. ۴۸-۳۲.
- حنیفی‌نیا، عبدالعزیز؛ نظرنژاد، حبیب؛ نجفی، سعید؛ کرنازادی، آیدینگ؛ ۱۳۹۸. پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل فرایند سلسله مراتبی در حوزه آبخیز چریک‌آباد ارومیه. چهاردهمین همایش ملی علوم و مهندسی آبخیزداری ایران. ۲۵ و ۲۶ تیر ماه ۱۳۹۸.
- شیرانی، کورش؛ سیف، عبدالله؛ ۱۳۹۰. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از روش‌های آماری (منطقه پیشکوه، شهرستان فریدون‌شهر). علوم زمین. دوره ۲۲. شماره ۸۵. ۱۵۸-۱۴۹.
- صمدی، میثم؛ جلالی، سعیده؛ قشلاقچایی، محمود؛ کرنازادی، آیدینگ؛ ۱۳۹۵. بررسی شاخص‌های مورفومتری در حوزه آبخیز چهل‌چای استان گلستان با استفاده از GIS. مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی. دوره ۷. شماره ۴. ۴۸-۳۷.
- عبادی، فؤاد؛ ایلدرمی، نوری؛ بابائی، خالد؛ ۱۳۹۸. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در آبخیز سد چراغ ویس کردستان با مدل‌های IRAT و LNRF. پژوهش‌های آبخیزداری. پیاپی ۳۲. شماره ۳. ۵۲-۳۷.
- عرب‌عامری، علیرضا؛ رضایی، خلیل؛ سهرابی، مسعود؛ شیرانی، کورش؛ ۱۳۹۷. ارزیابی کارایی پارامترهای کمی ژئومورفومتریک در افزایش صحت نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش (مطالعه موردی: حوضه فریدون شهر، استان اصفهان). پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز. شماره ۱۸. جلد ۹. ۲۳۲-۲۲۰.
- کریمی، فریبا؛ بیاتی خطیبی، مریم؛ خیری‌زاده، منصور؛ مختاری اصل، ابوالفضل؛ ۱۳۹۸. ارزیابی کارایی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش حوضه آبریز اهرچای. جغرافیا و مخاطرات محیطی. دوره ۸. شماره ۳۲. ۱۷-۱.

میرزانی، صالح؛ شهابی، هیمین؛ ۱۳۹۸. ارزیابی و پیش‌بینی مکانی مخاطره زمین‌لغزش در جاده کوهستانی سندج- کامیاران با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته داده‌کاوی. مدیریت مخاطرات محیطی. دوره ۶. شماره ۴. ۳۱۷-۳۴۰.

نوجوان، محمدرضا؛ شاه‌زیدی، سمیه‌سادات؛ داودی، محمود؛ امین رعایا، هاجر؛ ۱۳۹۸. پهنه بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از تلفیق دو مدل فرآیند تحلیل سلسله مراتبی و فازی (مطالعه موردی: حوضه آبخیز کمه، استان اصفهان). پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی. دوره ۷. شماره ۴. صفحات ۱۴۲-۱۵۹.

- Adition A, Kubota T, Shinohara Y. 2018. Comparison of GIS-based landslide susceptibility models using frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network in a tertiary region of Ambon, Indonesia, *Geomorphology* 318: 101-111.
- Arnone E, Francipane A, Noto LV, Scarbaci A, La Loggia G. 2014. Strategies investigation in using artificial neural network for landslide susceptibility mapping: application to a Sicilian catchment, *Journal of Hydroinformatics* 16(2): 502-515.
- Ben-Hur Asa, Horn David, Siegelmann Hava, Vapnik Vladimir N. 2001. Support vector clustering, *Journal of Machine Learning Research* 2: 125-137.
- Boser BE, Guyon IM, Vapnik VN. 1992. A training algorithm for optimal margin classifiers. *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory- COLT '92*. p. 144. CiteSeerX 10.1.1.21.3818.
- Bragagnolo L, da Silva RV, Grzybowski JMV. 2020. Landslide susceptibility mapping with r. landslide: A free open-source GIS-integrated tool based on Artificial Neural Networks, *Environmental Modelling & Software* 123, 104565.
- Cama M, Conoscenti C, Lombardo L, Rotigliano, E. 2016. Exploring relationships between grid cell size and accuracy for debris-flow susceptibility models: a test in the Giampilieri catchment (Sicily, Italy), *Environ. Earth Sci* 75 (3): 1-21.
- Carrara A, Crosta G, Frattini P. 2008. Comparing models of debris-flow susceptibility in the alpine environment. *Geomorphology* 94(3-4): 353-378.
- Chen W, Pourghasemi HR, Kornejady A, Zhang N. 2017. Landslide spatial modeling: Introducing new ensembles of ANN, MaxEnt, and SVM machine learning techniques, *Geoderma* 305: 314-327.
- Fang Z, Wang Y, Peng L, Hong H. 2020. Integration of convolutional neural network and conventional machine learning classifiers for landslide susceptibility mapping. *Computers & Geosciences* 139, 104470.
- Fell R, Corominas J, Bonnard C, Cascini L, Leroi E, Savage WZ. 2008. Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning, *Engineering Geology* 102(3): 85-98.
- Gee, M. D. (1991). Classification of landslide hazard zonation methods and a test of predictive capability, *Landslides*, Bell, G., (ed.), Balkema, Rotterdam 947- 952.
- Guha-Sapir D, Below R, Hoyois P. 2020. EM-DAT: international disaster database. Brussels, Belgium: Université Catholique de Louvain. Available from: <http://www.emdat.be>.
- Guzzetti F, Cesare Mondini A, Cardinali M, Fiorucci F, Santangelo M, Chang KT. 2012. Landslide inventory maps: new tools for an old problem, *EarthScience Review* 112: 42-66.
- Haghighat M, Abdel-Mottaleb M, Alhalabi W. 2016. Discriminant correlation analysis: Real-time feature level fusion for multimodal biometric recognition. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 11(9): 1984-1996.

- Hong H, Pourghasemi HR, Pourtaghi, ZS. 2016. Landslide susceptibility assessment in Lianhua County (China): a comparison between a random forest data mining technique and bivariate and multivariate statistical models, *Geomorphology* 259: 105-118.
- Hsieh CJ, Chang KW, Lin CJ, Keerthi SS, Sundararajan S. 2008. A dual coordinate descent method for large-scale linear SVM, In *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning* (408-415).
- Huang F, Cao Z, Guo J, Jiang SH, Li S, Guo Z. 2020. Comparisons of heuristic, general statistical and machine learning models for landslide susceptibility prediction and mapping, *Catena* 191, 104580.
- Kavzoglu T, Kutlug Sahin E, Colkesen I. 2015. An assessment of multivariate and bivariate approaches in landslide susceptibility mapping: a case study of Duzkoy district, *ORIGINAL PAPER* 76:471-496.
- Kirkos S, Manolopoulos Y. 2004. September. Data mining in finance and accounting: a review of current research trends, In *Proceedings of the 1st international conference on enterprise systems and accounting (ICESAcc)* 63-78 pp.
- Lee S, Min K. 2001. Statistical analysis of landslide susceptibility at Yongin, Korea, *Environmental Geology* 40: 1095-1113.
- Lucchese, L.V., de Oliveira GG, Pedrollo OC. 2021. Investigation of the influence of nonoccurrence sampling on landslide susceptibility assessment using Artificial Neural Networks, *Catena* 198, 105067.
- aa rjvvvić M, Kvvččvvić ,, Bajat B, Vžžííí lkk V. 2.11.ide ssscttt ibility sseesmnttt using SVM machine learning algorithm, *Engineering Geology* 123(3): 225-234.
- Meyer D, Leisch F, Hornik K. 2003. The support vector machine under test, *Neurocomputing* 55(1-2): 169-186.
- Möller M, Volk M, Friedrich K, Lymburner L. (2008). Placing soil-genesis and transport processes into a landscape context: A multiscale terrain-analysis approach, *Journal of Plant Nutrition and Soil Science* 171 (3): 419-430.
- Moore ID, Grayson RB, Ladson AR. 1991. Digital terrain modeling: a review of hydrological, geomorphological, and biological applications, *Hydro Process* 5: 3-30.
- Ocakoglu F, Gokceoglu C, Ercanoglu M. 2002. Dynamics of a complex mass movement triggered by heavy rainfall: a case study from NW Turkey, *Geomorphology* 42(3-4): 329-341.
- Pontius JRG, Schneider LC. 2001. Land-cover change model validation by a ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA, *Agriculture, Ecosystems & Environment* 85(1-3): 239-248.
- Prasad R, Pandey A, Singh KP, Singh VP, Mishra RK, Singh D. 2012. Retrieval of spinach crop parameters by microwave remote sensing with back propagation artificial neural networks: A comparison of different transfer functions, *Advances in space research* 50(3): 363-370.
- Press William H, Teukolsky SA, Vetterling WT, Flannery BP. 2007. Section 16.5. Support Vector Machines. *Numerical Recipes: The Art of Scientific Computing* (3rd ed.). New York: Cambridge University Press.
- Rabby YW, Hossain MB, Abedin J. 2020. Landslide Susceptibility Mapping in Three Upazilas of Rangamati Hill District Bangladesh: Application and Comparison of GIS-based Machine Learning Methods, *Geocarto International* 1-24.
- Roodposhti MS, Safarrad T, Shahabi H. 2017. Drought sensitivity mapping using two one-class support vector machine algorithms, *Atmospheric Research* 193: 73-82.
- Sarkar S, Kanungo DP, Mehrotra, GS. 1995. Landslide hazard zonation: a case study in Garhwal Himalaya, India, *Mountain Research and Development* 15(4): 301-309.

- Schmidhuber J. 2015. "Deep Learning". Scholarpedia, 10 (11): 85–117.
- Shahabi H, Khezri S, Ahmad BB, Hashim M. 2014. Landslide susceptibility mapping at central Zab basin, Iran: A comparison between analytical hierarchy process, frequency ratio and logistic regression models, Catena 115: 55-70.
- Shalev-Shwartz S, Singer Y, Srebro N, Cotter A. 2011. Pegasos: Primal estimated sub-gradient solver for SVM, Mathematical programming 127(1): 3-30.
- Tien Bui D, Pradhan B, Revhaug I, Trung TC. 2014. A comparative assessment between the application of fuzzy unordered rules induction algorithm and J48 decision tree models in spatial prediction of shallow landslides at Lang Son City, Vietnam, In Remote sensing applications in environmental research 87-111.
- Vakhshoori V, Pourghasemi HR, Zare, M., & Blaschke, T. (2019). Landslide susceptibility mapping using GIS-based data mining algorithms, Water 11(11): 2292.
- Xie W, Li X, Jian W, Yang Y, Liu H, Robledo LF, Nie W. 2021. A Novel Hybrid Method for Landslide Susceptibility Mapping-Based GeoDetector and Machine Learning Cluster: A Case of Xiaojin County, China, ISPRS International Journal of Geo-Information 10(2): 1-19.
- Yalcin A. 2011. A geotechnical study on the landslides in the Trabzon Province, NE, Turkey, Applied clay science 52: 11-29.
- Yu C, Chen J. 2020. Landslide Susceptibility Mapping Using the Slope Unit for Southeastern Helong City, Jilin Province, China: A Comparison of ANN and SVM, Symmetry 12(6): 10-47.

