

شناسایی مهمترین عوامل پیش‌بینی کننده در تهیه نقشه حساسیت پذیری زمین لغزش با استفاده از مدل بیشینه آنتروپی

نرگس جاویدان^{۱*}، عطااله کاویان^۲، سجاد رجبی^۳، حمیدرضا پورقاسمی^۴، کریستین کنوشنتی^۵ و زینب جعفریان^۶
^۱ دکتری علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، استاد، دانشکده منابع طبیعی،
 دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ایران، ^۲ کارشناس ارشد آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع
 طبیعی ساری، ^۳ استاد، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز، ایران، ^۴ استاد، دانشکده ژئومورفولوژی و علوم دریایی، دانشگاه پارمو، ایتالیا و
^۵ دانشیار، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ایران

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۰۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۲/۰۲

چکیده

ناپایداری‌های دامنه و زمین لغزش‌ها از مخاطرات مهمی برای فعالیت‌های انسانی هستند که اغلب سبب از دست رفتن منابع اقتصادی، خسارات به اموال و تأسیسات می‌شوند. این مخاطرات در شیب‌های طبیعی و یا شیب‌هایی که به دست انسان تغییر یافته‌اند، اتفاق می‌افتد. در پژوهش حاضر، به منظور مدل‌سازی و تهیه نقشه حساسیت‌پذیری خطر زمین لغزش حوزه آبخیز گرگان‌رود از مدل بیشینه آنتروپی که یکی از مدل‌های پیشرفته داده‌کاوی است، استفاده شده است. در مرحله اول نقشه پراکنش زمین لغزش‌های منطقه شامل ۳۵۱ نقطه لغزشی بود تهیه شد. برای مدل‌سازی بیشینه آنتروپی ۱۸ متغیر مستقل به‌عنوان عوامل پیش‌بینی کننده شامل مدل رقومی ارتفاعی، درصد شیب، جهت شیب، بارندگی، فاصله از گسل، فاصله از شبکه زهکشی، فاصله از جاده، کاربری اراضی، تراکم زهکشی، سازند سنگ‌شناسی، بافت خاک، انحنای طرح، انحنای پروفیل، شاخص رطوبت توپوگرافی، عامل طول شیب، شاخص توان جریان، موقعیت شیب نسبی و شاخص زبری سطح شناسایی و به مدل معرفی شد. سه سری متفاوت از نقاط وقوع زمین لغزش (S1, S2, S3) شامل ۷۰ درصد برای آموزش مدل و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی به‌صورت تصادفی آماده شد تا قوت یا استحکام مدل مورد ارزیابی قرار بگیرد. دقت مدل بر اساس شاخص ROC مورد ارزیابی قرار گرفت و مدل بیشینه آنتروپی دقت پیش‌بینی عالی (بالای ۸۰ درصد) از خود نشان داد. همچنین، در این پژوهش درجه اهمیت متغیرها به‌وسیله مدل مورد بررسی قرار گرفت و عوامل مدل رقومی ارتفاعی (۳۲/۴ درصد اهمیت)، سنگ‌شناسی (۲۲/۹ درصد اهمیت) و فاصله از گسل (۱۴/۸ درصد اهمیت) به‌ترتیب به‌عنوان مهمترین عوامل پیش‌بینی کننده در این منطقه شناسایی شدند.

واژه‌های کلیدی: حوزه آبخیز گرگان‌رود، شاخص ROC، مدل داده‌کاوی، ناپایداری، Robustness

مقدمه

دبی رسوب ناشی از آن‌ها به آبراهه در مکان و زمان متغیر است (Dunne و Benda، ۱۹۹۷). مهمترین عوامل محرک زمین لغزش‌ها، بارندگی شدید، تغییرات

زمین لغزش یک خطر طبیعی ناپیوسته و تصادفی^۱ است که با فراوانی زیاد اتفاق می‌افتد و مقدار انتقال

^۱ Stochastic

* مسئول مکاتبات: narges.javidan20@gmail.com

تجزیه و تحلیل تفکیک کننده درجه دو^۳ (QDA)، در بحث زمین لغزش در نقاط مختلف ایران صورت گرفته است که می توان از جمله به تحقیقات Hoseinzadeh و همکاران (۲۰۱۲)، Pourghasemi و همکاران (۲۰۱۳)، ۲۰۱۲b، ۲۰۱۲a، Pourghasemi (۲۰۱۴)، Yamani و همکاران (۲۰۱۲)، Mousavi و همکاران (۲۰۱۱)، Solaimani و همکاران (۲۰۱۳)، Mohamadi و Pourghasemi (۲۰۱۷)، Kornejady و همکاران (۲۰۱۷)، Feizizadeh و همکاران (۲۰۱۷)، Pourghasemi و Rahmati (۲۰۱۸) و Kornejady و Pourghasemi (۲۰۱۹) اشاره کرد. همچنین، در دهه های اخیر پژوهش های مختلفی در سراسر دنیا برای پیش بینی و شناسایی مناطق مستعد زمین لغزش با استفاده از این الگوریتم ها و مدل ها انجام شده است: مدل سازی بر پایه تئوری بیزین (Lee و همکاران، ۲۰۰۴)، مدل های درخت تصمیم گیری (DT)، رگرسیون لجستیک (LR) و روش فرایند تحلیل سلسله مراتبی (AHP) (Marjanović و همکاران، ۲۰۱۱؛ Conoscenti و همکاران، ۲۰۱۵؛ Trigila و همکاران، ۲۰۱۵)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) (Hong و همکاران، ۲۰۱۵؛ Goetz و همکاران، ۲۰۱۵؛ Hong و همکاران، ۲۰۱۶)، جنگل تصادفی (RF) (Goetz و همکاران، ۲۰۱۵)، رگرسیون اسپلاین انطباقی چندمتغیره (MARS^۴) (Conoscenti و همکاران، ۲۰۱۵)، درخت تصمیم گیری جایگزین کننده (ADT) (Hong و همکاران، ۲۰۱۵)، وزن شواهد (WE) (Goetz و همکاران، ۲۰۱۵) و درخت طبقه بندی تجمعی خودکار (BACT) (Goetz و همکاران، ۲۰۱۵).

مدل بیشینه آنتروپی یکی از مدل های پیشرفته داده کاوی است که به دلیل مزایا و قابلیت های آن پژوهش های مختلفی برای پیش بینی خطرات مختلف طبیعی انجام شده است. Dickson و Perry (۲۰۱۶) در یک پژوهش برای مدل سازی مناطق مستعد زمین لغزش های پرتگاهی در نیوزلند از سه مدل یادگیری ماشینی شامل درخت رگرسیونی پیشرفته

ناگهانی سطح آب زیرزمینی، ذوب سریع برف، زمین لرزه و فرسایش با سرعت زیاد (Sidel و Ochiai، ۲۰۰۶)، توپوگرافی، شرایط اقلیمی، پوشش گیاهی و یا ترکیبی از این عوامل (Ost و همکاران، ۲۰۰۳) هستند. فرایند وقوع این خطر بسیار پیچیده بوده و عوامل مختلفی در رخداد آن ها نقش دارند. از این رو، پیش بینی وقوع آن نیز مشکل است. در سال های گذشته، ارزیابی حساسیت^۱ برای جوامع بین المللی موضوع مهم پژوهش شده است و تبیین و به کارگیری مدل های مختلف برای پیش بینی مکانی مناطق مستعد وقوع خطرات طبیعی به وسیله پژوهشگران مختلفی مورد بررسی قرار گرفته است. پیش بینی مکانی رخداد خطرات طبیعی از طریق به کارگیری مدل هایی که به واسطه داده های مکانی به وجود آمده و خروجی آن ها منجر به تهیه نقشه های حساسیت به هرکدام از این خطرات می شود، مناسب ترین راهکار برای برنامه ریزی مدیریت اراضی در حوزه های آبخیز برای پیشگیری از رخداد این وقایع است (Rahi، ۲۰۱۷). البته بعضی روش های دیگر نیز برای پیش بینی خطرات طبیعی وجود دارد که نیازمند داده های کمی زیاد و با کیفیت بالا می باشد که برای مناطق محدود از لحاظ مساحت کاربرد دارد، ولی روش های داده کاوی مکانی با ترکیب عوامل محیطی و موقعیت خطرات طبیعی موجود و روش های آماری مناسب به صورت کمی مناطق مستعد خطر را پیش بینی می کند (Rahi، ۲۰۱۷). نظر به اهمیت موضوع، شناخت عوامل مؤثر در وقوع زمین لغزش و مناطق مورد خطر امری ضروری به نظر می رسد. از این رو، مطالعات مختلفی با استفاده از مدل های مختلف از جمله رگرسیون لجستیک، نسبت فراوانی، سامانه تحلیل سلسله مراتبی سامانه استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، الگوریتم ماشین های پشتیبان بردار، شاخص آنتروپی، احتمال شرطی، جنگل تصادفی، بیشینه آنتروپی، شبکه عصبی مصنوعی، درخت طبقه بندی و رگرسیون، مدل خطی تعمیم یافته، مدل رگرسیون اسپلاین انطباق یافته چند متغیره، درخت رگرسیون طبقه بندی شده^۲ (BRT)،

³ Quadratic discriminant analysis

⁴ Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS)

¹ Susceptibility

² Boosted regression tree

AUC می‌باشد. پس از آن مدل بیشینه آنتروپی، جنگل تصادفی به‌ترتیب دارای دقت‌های بالا بودند. این مطالعه در حوزه آبخیز گرگان‌رود واقع در استان گلستان انجام شد. حوضه گرگان‌رود همانند بسیاری از مناطق کشور، از وقوع مخاطرات مستثنی نیست. به‌دلیل وجود اراضی شیب‌دار موجود در منطقه مورد مطالعه، پدیده زمین‌لغزش از حوادث مخرب منطقه بوده، زیرا زمین‌لغزش‌ها از جمله ویرانگرترین بلاایای طبیعی در مناطق شیب‌دار به حساب می‌آیند (Kanungo و همکاران، ۲۰۰۶) و غالباً موجب از بین رفتن باغ‌ها و زمین‌های کشاورزی و تخریب جاده‌ها و منابع طبیعی می‌شود. با توجه به زمین‌لغزش‌های متعدد، مهمترین عوامل در ناپایداری دامنه‌های منطقه مورد مطالعه سنگ‌ریزه‌ها، شیب و آب‌های سطحی است. این‌گونه زمین‌لغزش‌های مخرب با خسارات جانی و مالی فراوان همراه بوده است. بر این اساس، حوضه گرگان‌رود در استان گلستان، به‌عنوان یکی از استان‌هایی که متحمل بلاهایی همچون سیل، زمین‌لغزش و انواع مختلف فرسایش بوده است، انتخاب شد. مسئله اساسی مورد توجه این پژوهش این است که آیا می‌توان با تعیین حساسیت اراضی این منطقه به خطر زمین‌لغزش و اتکاء به مدل داده‌کاوی بیشینه آنتروپی، نقشه حساسیت زمین‌لغزش این خطر را تهیه کرد؟ چرا که تهیه نقشه حساسیت خطر زمین‌لغزش یکی از راه‌کارهای موثر برای شناسایی و پیش‌بینی مناطق آسیب‌پذیر است که می‌تواند در مدیریت خطر راهنمای مدیران باشد (Shirzadi, ۲۰۱۷). نقشه حساسیت زمین‌لغزش به‌منظور توسعه پایدار برای مدیریت یکپارچه حوزه آبخیز لازم است مدل بیشینه آنتروپی یکی از مدل‌های پیشرفته داده‌کاوی است که به‌دلیل مزایا و قابلیت‌های آن پژوهش‌های مختلفی استفاده انجام شده است (Dickson و Perry, ۲۰۱۶؛ Rahmati و همکاران، ۲۰۱۶؛ Moghaddam و همکاران، ۲۰۱۹). در منطقه گرگان‌رود هم مطالعات مختلفی با استفاده از مدل‌های مختلف برای تهیه زمین‌لغزش انجام شده است. در این مطالعه، توانایی مدل بیشینه آنتروپی برای تهیه نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش بررسی شده است تا بتوان علاوه‌بر داشتن نقشه احتمال وقوع این خطر مهمترین عوامل

(BRT)، بیشینه آنتروپی (ME) و درخت رگرسیون و طبقه‌بندی (CART) استفاده کردند. بر اساس نتایج، این مدل‌ها چگونگی اثرگذاری هر یک از عوامل محیطی بر توسعه زمین‌لغزش‌های منطقه مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت و منحنی پاسخ آن‌ها تهیه شد. هر سه مدل متغیرهای گسل و شیب را مهمترین عوامل در وقوع زمین‌لغزش‌های پرتگاهی تشخیص دادند. Rahmati و همکاران (۲۰۱۶) برای تهیه نقشه پتانسیل آب‌های زیرزمینی دو مدل جنگل تصادفی و بیشینه آنتروپی را در منطقه مهران ایران به‌کار بردند. پس از تهیه حدود ۱۹۱ نقطه آب زیرزمینی و آماده‌سازی عوامل مؤثر نقشه پتانسیل آب زیرزمینی تهیه شد. از منحنی ROC برای ارزیابی دقت مدل‌ها استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل بیشینه آنتروپی با دقت ۹۱ درصد عملکرد بهتری را نسبت به مدل جنگل تصادفی با دقت ۸۷/۷ درصد از خود نشان داد. Azareh و همکاران (۲۰۱۹) به مدل‌سازی فرسایش خندقی در یک منطقه نیمه‌خشک ایران با استفاده از مدل آماری دو متغیره، یعنی عامل قطعیت^۱ (CF) و مدل پیشرفته یادگیری ماشینی، یعنی بیشینه آنتروپی^۲ (ME) پرداختند. چندین پارامتر محیطی و زمین‌شناسی که در فرسایش خندقی نقش دارند، به‌عنوان متغیرهای پیش‌بینی کننده در نظر گرفته شدند. طبق نتایج آزمون تست جک نایف، متغیر جهت شیب، فاصله از رودخانه، لیتولوژی و کاربری اراضی به‌ترتیب مهمترین متغیرهایی بودن که بیشترین تأثیر را در توزیع مکانی فرسایش خندقی داشتند. Moghaddam و همکاران (۲۰۱۹) در مطالعه‌ای به ارزیابی نقش عوامل محیطی به سیل‌گرفتگی و مقایسه مدل‌های مختلف در مناطق نیمه‌خشک جنوب غربی ایران پرداختند. در این پژوهش، شش مدل پیشرفته داده‌کاوی (ME, MARS^۳, RF^۴, GLM^۵, GAM^۶, CART^۷) مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل CART دارای بالاترین دقت بر اساس معیار

^۱ Certainty factor

^۲ Maximum entropy

^۳ Multivariate adaptive regression splines

^۴ Random forest

^۵ General linear model

^۶ Generalized additive model

^۷ Classification and regression tree

استان گلستان در بخش شمال شرقی ایران واقع شده است. مساحت این منطقه ۱۰۱۹۷ کیلومتر مربع است که در محدوده طول جغرافیایی $34^{\circ} 34'$ تا $38^{\circ} 15'$ شمالی و عرض جغرافیایی $5^{\circ} 54'$ تا $8^{\circ} 56'$ شرقی قرار گرفته است (شکل ۱). از نظر توپوگرافیکی این منطقه با شیب‌های بالای ۶۵ درجه از مناطق کوهستانی محسوب می‌شود و میانگین ارتفاع این منطقه بین ۹۵- تا ۳۶۵۲ متر است. اقلیم حوضه بر اساس روش دومارتن از نیمه‌خشک در شرق تا مرطوب در بخش‌های غربی حوضه متغیر است و میانگین بارش سالانه درازمدت این استان ۴۳۶ میلی‌متر است که این مقدار بارش از ۳۳۰ میلی‌متر در مناطق جنوبی تا ۲۳۳ میلی‌متر در مناطق شمالی متغیر است (Nikqoch و Heidarian, ۲۰۱۳). طول رودخانه اصلی حوضه ۳۳۳ کیلومتر می‌باشد. همچنین، میانگین بیشینه و کمینه دمایی حوضه به ترتیب $18/5$ و 11 درجه سانتی‌گراد می‌باشد. بر طبق گزارش CONRWM (۲۰۰۹) منطقه مورد مطالعه با برخی از سازندهای سنگ‌شناسی حساس مانند رسوبات کواترنری و رسوبات خاکستری تیره پوشیده شده است. وقوع بارش‌های شدید به همراه تشکیلات زمین‌شناسی حساس به فرسایش و تغییر شدید کاربری اراضی از جنگل به اراضی دیم، از جمله مشکلات این منطقه می‌باشد.

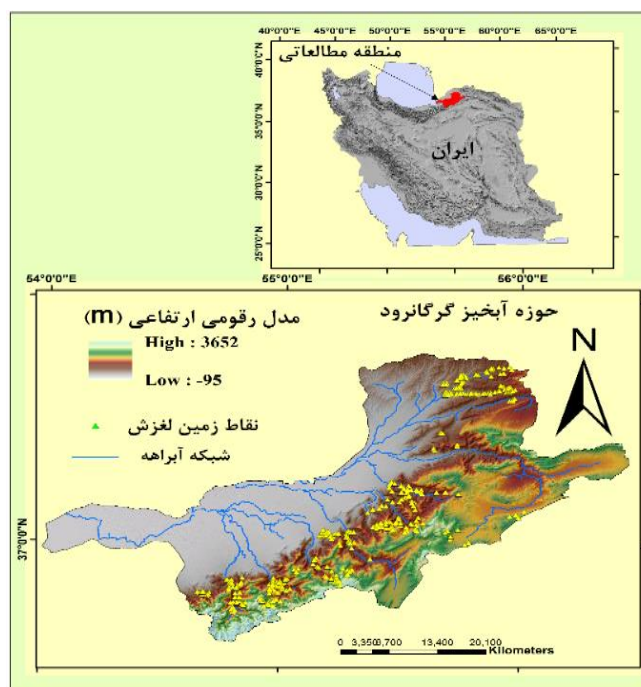
کنترل‌کننده آن را هم تعیین کرد. زیرا نتایج مطالعات قبلی نشان‌دهنده این است که عوامل مؤثر بر هر خطر در یک منطقه به دلیل تفاوت ویژگی‌های خاکشناسی، توپوگرافی، اقلیمی و غیره متفاوت از منطقه دیگر است و هر مدل دقت و نتایج متفاوتی را برای پیش‌بینی زمین‌لغزش دارد؛ از طرفی، شناسایی این عوامل می‌تواند برای مطالعات آن خطر به وسیله مدل‌های مختلف به وسیله محققان دیگر بسیار اهمیت داشته باشد، چرا که با حذف عوامل کم اثر بر هر خطر مدل بهتر آموزش دیده و دقت آن افزایش خواهد یافت.

اهداف اصلی این تحقیق شامل موارد زیر است:

- ۱- بررسی میان توانایی مدل ME برای پیش‌بینی وقوع مکانی و شناسایی مناطق مستعد لغزش زمین
- ۲- درک بهتر روابط بین این فرایند و عوامل کنترل‌کننده آن و تعیین مهمترین عوامل پیش‌بینی کننده برای وقوع زمین‌لغزش در این منطقه
- ۳- آزمون دقت و استحکام مدل با تغییر داده‌های ورودی (S1, S2, S3)

مواد و روش‌ها

منطقه مورد پژوهش: حوزه آبخیز گرگان‌رود در



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوزه آبخیز گرگان‌رود

شبکه زهکشی، بافت خاک، شاخص شیب نسبی^۶ (RSP)، شاخص قدرت جریان^۷ (SPI)، شاخص زبری سطح (TRI) و فاصله از جاده انتخاب شدند و با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS 10.5 و SAGA^۸ به لایه‌های رستری با اندازه‌های سلولی ۳۰ در ۳۰ متر تبدیل شدند. در این مطالعه، تحلیل حساسیت برای ارزیابی عدم قطعیت نقشه‌های پیش‌بینی کننده با استفاده از آزمون جک‌نایف تست انجام شد (Yost و همکاران، ۲۰۰۸). این آزمون قدرت نسبی هر متغیر را برای تهیه نقشه حساسیت‌پذیری در نظر می‌گیرد (Phillips و همکاران، ۲۰۰۶؛ Yost و همکاران، ۲۰۰۸؛ Park و همکاران، ۲۰۱۵). مدل رقومی ارتفاعی (DEM) منطقه مورد مطالعه از اداره منابع طبیعی استان گلستان اخذ و نقشه شیب، جهت شیب انحنای عرضی و طولی دامنه از روی نقشه DEM تهیه شده است. همچنین، نقشه کاربری اراضی و نقشه بافت خاک از اداره منابع طبیعی استان گلستان تهیه شد. نقشه کاربری اراضی با استفاده از تصاویر گوگل ارث اصلاح شد. کاربری‌های اراضی این منطقه شامل: دریاچه، مناطق مسکونی، جنگل، مرتع و اراضی کشاورزی می‌باشد. بافت‌های لومی-شنی، لومی-رسی، لومی-رسی-سیلتی و لومی-سیلتی از بافت‌های خاک اراضی این منطقه است. نقشه‌های فاصله از گسل، فاصله از جاده و فاصله از شبکه آبراهه با استفاده از تابع Euclidean distance در نرم‌افزار ArcGIS 10.5 تهیه شد. این لایه‌ها از طبقه صفر تا ۱۱۷۲۰ متر فاصله از جاده، صفر تا ۱۵۰۸۰ متر فاصله از شبکه آبراهه و صفر تا ۵۵۲۱۲ متر فاصله از گسل‌ها متغیر هستند. جاده‌ها و گسل‌ها از نقشه توپوگرافی ملی در مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ استخراج شدند. به‌منظور تبدیل شبکه آبراهه به یک نقشه و کمیت قابل اندازه‌گیری، نقشه تراکم زهکشی با ابزار Line density تهیه شد. نقشه بارندگی سالانه حوزه آبخیز گرگان‌رود با استفاده از اطلاعات بارش ۵۳ ایستگاه اندازه‌گیری که از اداره آب منطقه‌ای استان گلستان جمع‌آوری شد و با روش IDW^۹ درون‌یابی

مراحل انجام این پژوهش دارای مراحل زیر است:
 ۱- آماده کردن لایه‌های پیش‌بینی کننده (عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش، ۲- آماده کردن نقاط وقوع خطر زمین‌لغزش و تقسیم آن به دو نسبت ۷۰ درصد به ۳۰ درصد در سه سری داده برای ارزیابی صداقت و پایداری مدل، ۳- اجرای مدل پیشینه آنتروپی برای تهیه نقشه حساسیت به وقوع زمین‌لغزش و ۴- ارزیابی مدل با استفاده از منحنی ROC-AUC

تهیه نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌ها: آماده کردن نقشه پراکنش نقاط وقوع یک مرحله کلیدی در تهیه نقشه حساسیت‌پذیری است (Conoscenti و همکاران، ۲۰۱۴). در حوزه آبخیز گرگان‌رود حدود ۳۵۱ نقطه وقوع زمین‌لغزش با استفاده مطالعات صحرایی و تصاویر گوگل ارث، استفاده از اطلاعات محلی و نقشه شواهد زمین‌لغزش‌های حوزه آبخیز گرگان‌رود شناسایی شد. در هنگام اجرای مدل‌های داده‌کاوی باید نقاط مورد استفاده برای آموزش مدل^۱ از نقاط اعتبارسنجی^۲ متفاوت باشند (Lee و همکاران، ۲۰۰۷). بنابراین، الگوریتم تقسیم‌بندی تصادفی^۳ (Rahmati و همکاران، ۲۰۱۶؛ Pourtaghi و Pourghasemi، ۲۰۱۴) برای جدا کردن نقاط آموزشی و نقاط اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفت که ۷۰ درصد از این نقاط برای آموزش مدل و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی مدل استفاده شد. برای ارزیابی صداقت مدل^۴ و حساسیت داده‌ها (Conoscenti و همکاران، ۲۰۱۴؛ Angileri و همکاران، ۲۰۱۶؛ Javidan و همکاران، ۲۰۲۰) سه مجموعه داده آماده شد.

لایه‌های مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش: در این پژوهش، بر اساس مرور منابع و با بررسی‌های انجام شده در منطقه مورد مطالعه، حدود ۱۸ عامل شامل کاربری اراضی، فاصله از گسل، فاصله از آبراهه، سنگ‌شناسی، درصد شیب، جهت شیب، مدل رقومی ارتفاعی^۵، بارش، شاخص رطوبت توپوگرافیکی (TWI)، انحنای طولی دامنه، انحنای عرضی دامنه، عامل LS، تراکم

¹ Training

² Validation

³ Randomly partition algorithm

⁴ Robustness

⁵ Digital elevation model

⁶ Relative Sloe Position

⁷ Stream Power Index

⁸ System for Automated Geoscientific Analyses

⁹ Inverse Distance Weight

ناپایداری زمین لغزش نشان می‌دهد (Yalcin, ۲۰۰۸؛ Song و همکاران، ۲۰۱۲؛ Meinhardt و همکاران، ۲۰۱۵). در این مطالعه، نقشه سنگ‌شناسی منطقه مورد مطالعه با توجه به نقشه‌های زمین‌شناسی موجود در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ از بخش مطالعات زمین‌شناسی ایران، تهیه شده است. حوزه آبخیز گرگان‌رود تحت پوشش انواع مختلف سازندهای سنگ‌شناسی قرار دارد و در ۲۴ گروه طبقه‌بندی شده است (جدول ۱). نقشه‌های مربوط به عوامل شرایط (لایه‌های پیش‌بینی کننده) در شکل ۲ ارائه شده است.

شد. این نقشه از ۳۸۴ تا ۸۱۰ میلی‌متر بر سال متغیر است. شاخص SPI یکی از عوامل مهم کنترل‌کننده فرایندهای فرسایشی است و مناطق با مقدار بالای قدرت جریان دارای پتانسیل بسیار شدیدی برای فرسایش هستند (Kakembo و همکاران، ۲۰۰۹) و شاخص موقعیت شیب نسبی (Selige و Böhner، ۲۰۰۶) با استفاده از نرم‌افزار SAGA تهیه شدند. سنگ‌شناسی نقش بسیار مهمی در تعیین حساسیت‌پذیری به زمین‌لغزش دارد و واحدهای سنگ‌شناسی متفاوت تفاوت‌های چشم‌گیری در

جدول ۱- سازندهای سنگ‌شناسی حوزه آبخیز گرگان‌رود

نام سازند	علائم اختصاری	گروه
سرچشمه	Ksr	۱
-	Pz1a.bv	۲
-	E1c	۳
روته	kl	۴
چمن بید	Jch	۵
سنگ آهک روته	Pr	۶
شمشک	TRJs	۷
مبارک	Cm	۸
لالون	Cl	۹
کشف رود	PIQc	۱۰
نیور	Sn	۱۱
مزدوران	Jmz	۱۲
سنگانه	ksn	۱۳
دلیچای	Murmg	۱۴
پادگانه ابرفتی	Qft	۱۵
لار	Jl	۱۶
خوش بیلاق	Dp	۱۷
پادها	pCmt2	۱۸
خانگیران	Ekh	۱۹
آیتامیر	Kat	۲۰
درود	Pd	۲۱
باشکلاته	Jbash	۲۲
-	Qsw	۲۳
البکان	TRE	۲۴

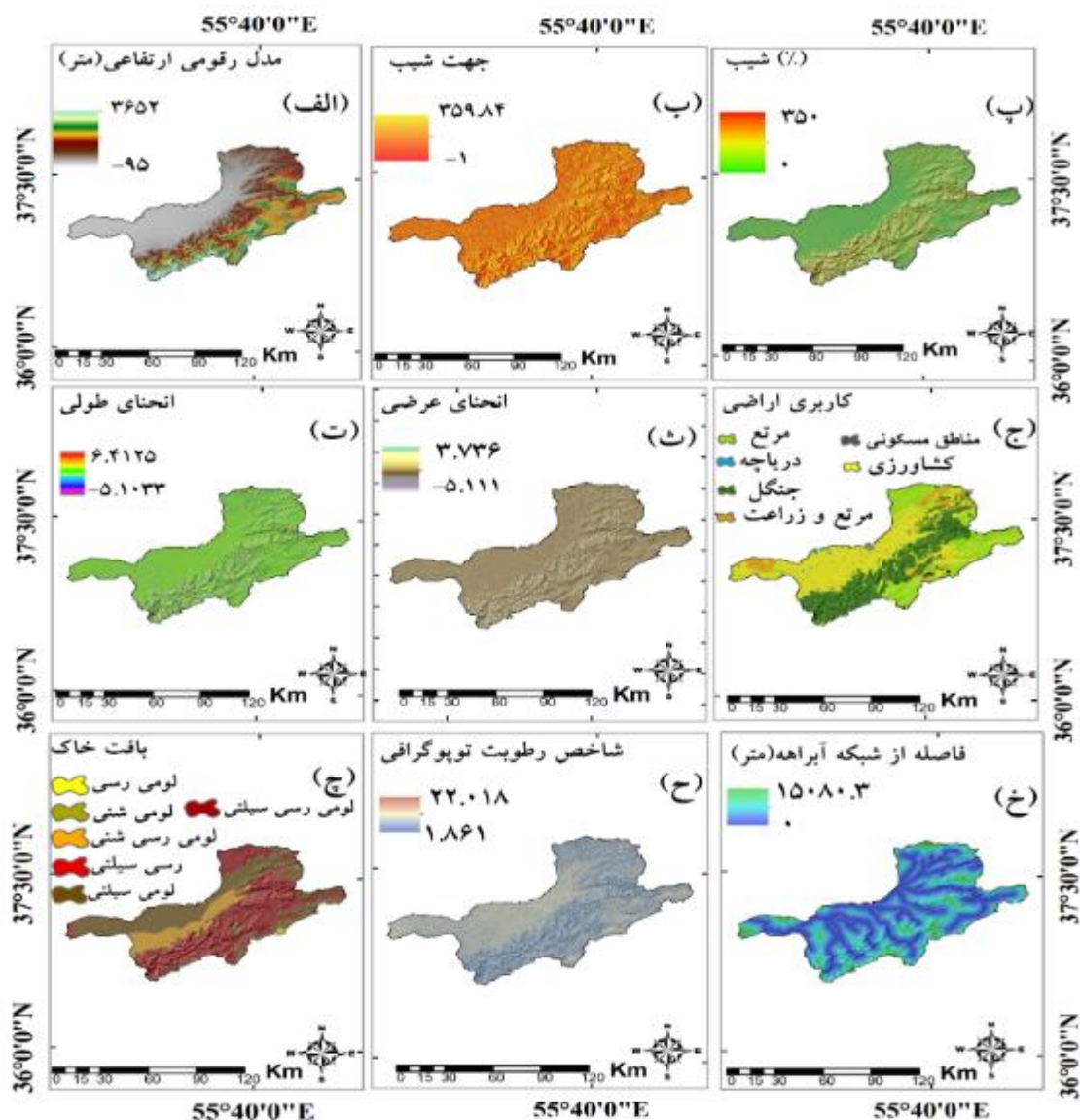
اصلی این الگوریتم عدم نیاز به نقاط عدم وقوع زمین‌لغزش در مدل‌سازی است (Felicísimo و همکاران، ۲۰۱۳)؛ بنابراین، فقط نقاط وقوع زمین‌لغزش به‌عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته می‌شود. از دیگر قابلیت‌های مهم مدل بیشینه آنترپی، عدم حساسیت آن به تعداد وقایع

مدل بیشینه آنترپی^۱ (ME): مدل بیشینه آنترپی به‌عنوان یکی از رایج‌ترین مدل‌های پیش‌بینی کننده در زمینه‌های مختلف علوم طبیعی و محیط زیست شناخته شده است (Park، ۲۰۱۵). یکی از مزیت‌های

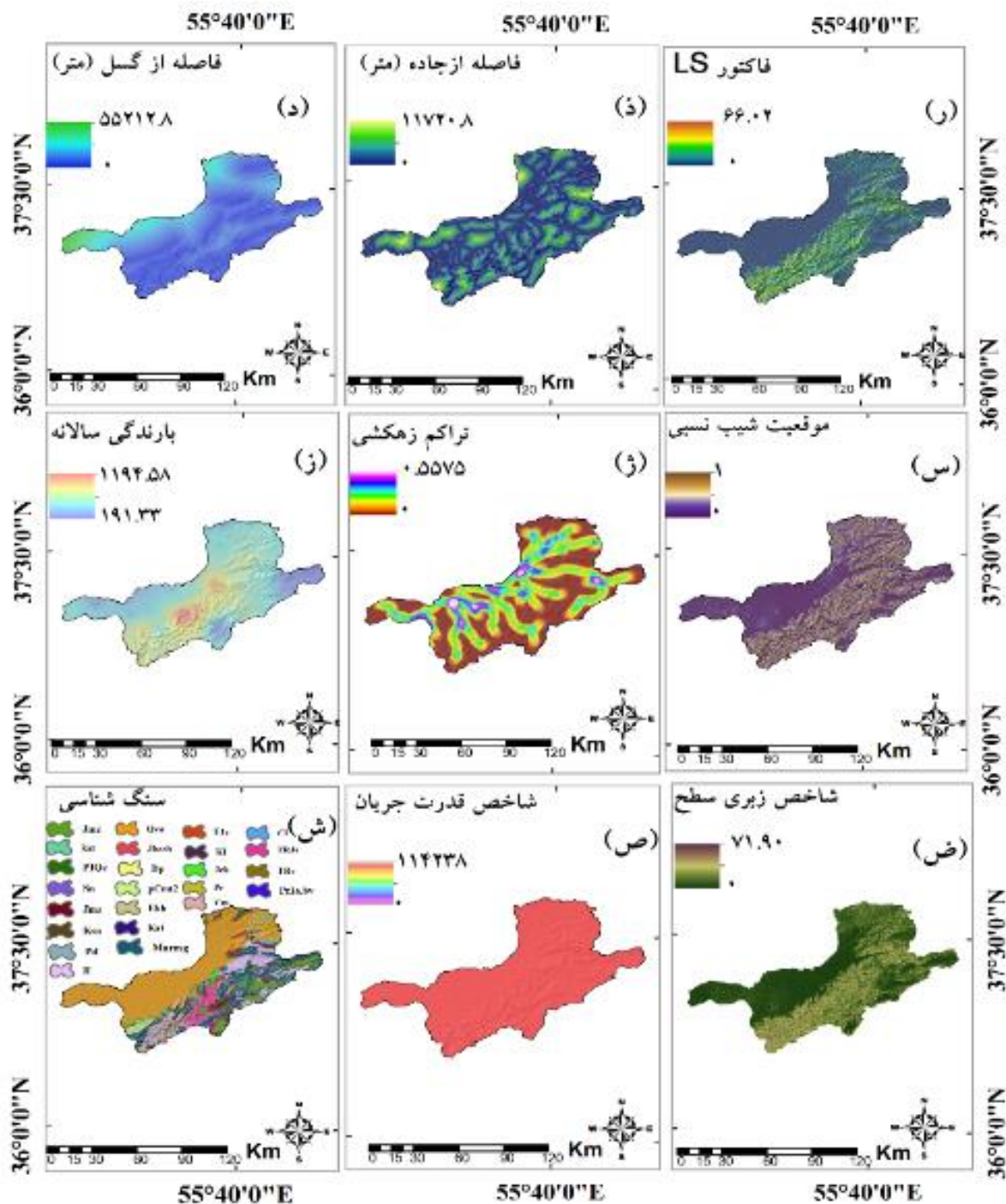
^۱ Maximum entropy

را در وقوع و گسترش زمین‌لغزش نشان دهد. همچنین، مدل مذکور قابلیت انجام تحلیل حساسیت را در قالب آزمون Jackknife دارد. در این آزمون با استفاده از روش حذفی، در هر مرحله یکی از متغیرهای مستقل حذف‌شده و مدل‌سازی زمین‌لغزش بدون آن متغیر انجام می‌شود. سپس، میزان افت دقت نقشه نهایی (میزان کاهش دقت) به ازای حذف آن متغیر محاسبه می‌شود.

زمین‌لغزش‌ها است (Kornejady و همکاران، ۲۰۱۷)؛ بنابراین، در مناطقی که تعداد وقایع زمین‌لغزش زیاد نیست می‌تواند پیش‌بینی‌های قابل قبولی ارائه دهد. برای توصیف کمی عدم قطعیت و اطلاعات محتوای یک رویداد تصادفی مانند وقوع لندفرم زمین‌لغزش می‌توان از اصل آنتروپی استفاده کرد (Vorpahl و همکاران، ۲۰۱۲). به‌منظور اجرای مدل بیشینه آنتروپی از نرم‌افزار MaxEnt استفاده می‌شود. این مدل قادر است که اثر تغییرات هر یک از متغیرهای مستقل



شکل ۲- لایه‌های پیش‌بینی کننده حساسیت‌پذیری به زمین‌لغزش: (الف) مدل رقومی ارتفاعی، (ب) جهت شیب، (پ) درصد شیب، (ت) انحنا طولی دامنه، (ث) انحنا عرضی دامنه، (ج) کاربری اراضی، (چ) بافت خاک، (ح) شاخص رطوبت توپوگرافی، (خ) فاصله از شبکه آبراهه



ادامه شکل ۲- لایه‌های پیش‌بینی کننده حساسیت‌پذیری به زمین‌لغزش: (د) فاصله از گسل، (ذ) فاصله از جاده، (ر) عامل LS، (ز) بارش سالانه، (ژ) تراکم زهکشی، (س) موقعیت شیب نسبی، (ش) سنگ‌شناسی، (ص) شاخص قدرت جریان و (ض) شاخص زبری سطح

عامل گیرنده^۱ (ROC) اعتبارسنجی می‌شود (Pourghasemi و همکاران، ۲۰۱۲). مساحت زیر این منحنی^۲ (AUC) به‌عنوان معیار کمی برای اعتبارسنجی استفاده می‌شود (Felicísimo و همکاران،

ارزیابی عملکرد پیش‌بینی: در این مرحله، نتایج حاصل از مدل‌سازی زمین‌لغزش، بر اساس وقوع زمین‌لغزش‌های گروه اعتبارسنجی (۳۰ درصد وقایع زمین‌لغزش گذشته) و در قالب روش منحنی مشخصه

¹ Receiver Operating Characteristic

² Area Under Curve

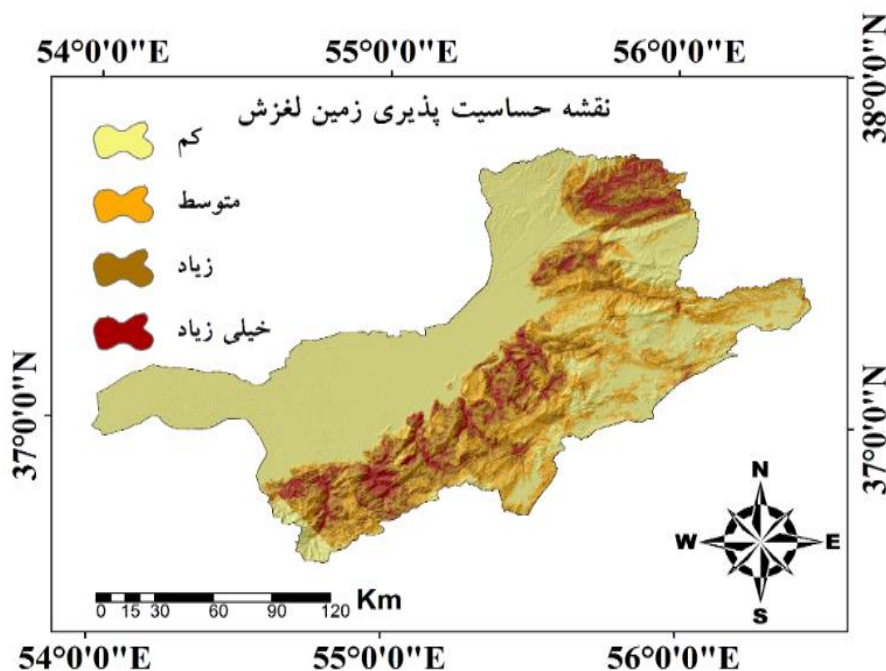
$$R_{AUC-ROC} = AUC-ROC_{max} - AUC-ROC_{min} \quad (14)$$

که در آن، $R_{AUC-ROC}$ صداقت و صحت مدل است که حاصل اختلاف بیشترین و کمترین مقدار R_{AUC} است.

نتایج و بحث

اجرای مدل پیشینه آنتروپی: پس از انجام مدل‌سازی مکانی پیش‌بینی مناطق دارای پتانسیل خطر زمین‌لغزش نقشه حساسیت‌پذیری برای خطر زمین‌لغزش با استفاده از متغیرهای پیش‌بینی کننده و هر گروه داده آموزشی ($S1, S2, S3$) در مدل پیشینه آنتروپی اجرا شد و نقشه حساسیت‌پذیری برای هر گروه تهیه شد. سپس، نقشه نهایی استعداد وقوع زمین‌لغزش از میانگین این سه نقشه به دست آمد. شکل ۳، درصد فراوانی نسبی طبقات استعداد وقوع زمین‌لغزش برای نقشه میانگین حاصل از اجرای سه گروه داده را نشان می‌دهد. از میانگین حساسیت‌پذیری این سه گروه به ترتیب حدود ۱۴/۷۷ و ۸/۱۱ درصد در طبقه خطر بالا و طبقه خطر خیلی بالا قرار گرفت.

(۲۰۱۳). هرگاه مقدار مساحت زیر منحنی بیشتر از ۸۰ درصد باشد، کارایی مدل خوب خواهد بود و هرگاه مقدار مساحت زیر منحنی بیشتر از ۹۰ درصد باشد، دقت مدل عالی خواهد بود (Yessilnacar, ۲۰۰۵). اگرچه در مدل‌سازی‌های ژئومورفولوژیک بایستی از معیارهای ارزیابی مختلفی برای اعتبارسنجی دقت مدل استفاده کرد، اما با توجه با پیشینه تحقیق در این زمینه، روش منحنی مشخصه عامل گیرنده به‌عنوان جامع‌ترین روش در نظر گرفته می‌شود (Walter, ۲۰۰۲)؛ زیرا این روش به‌طور هم‌زمان دو معیار حساسیت و تشخیص را در نظر می‌گیرد که در این صورت نواقص هر یک از معیارهای حساسیت و تشخیص رفع می‌شود. در حقیقت، محورهای منحنی ROC بر اساس معیارهای حساسیت و تشخیص به دست می‌آید. همچنین، برای تعیین تأثیر تغییر مجموعه داده‌ها (نقاط وقوع) و تحلیل حساسیت داده‌ها، نقاط وقوع زمین‌لغزش به سه گروه ($S1, S2, S3$) تقسیم و ارزیابی صداقت (Robustness) مدل بر اساس معادله زیر انجام شد (Angileri و همکاران، ۲۰۱۶؛ Conoscenti و همکاران، ۲۰۱۴؛ Rahmati و همکاران، ۲۰۱۸؛ Javidan و همکاران، ۲۰۲۰).



شکل ۳- نقشه حساسیت‌پذیری وقوع زمین‌لغزش منطقه مورد مطالعه بر اساس مدل پیشینه آنتروپی

میزان مشارکت عوامل مؤثر (لایه‌های پیش‌بینی کننده) در مدل بیشینه آنتروپی: بر اساس آنچه که در روش تحقیق، تجزیه و تحلیل‌های آزمون Jackknife مدل بیشینه آنتروپی، میزان اهمیت و مشارکت متغیرهای ورودی در وقوع زمین‌لغزش مشخص شد. همان‌گونه که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، عوامل مدل رقومی ارتفاعی (۳۲/۴ درصد)، سنگ‌شناسی (۲۲/۹ درصد) و فاصله از گسل (۱۴/۸ درصد) به‌عنوان مهمترین عوامل محیطی مؤثر بر وقوع

زمین‌لغزش منطقه مورد مطالعه شناسایی شدند. همچنین، متغیرهای فاصله از جاده، کاربری اراضی، فاصله از شبکه زهکشی، بارش و موقعیت شیب نسبی دارای اهمیت متوسط بودند. متغیر شاخص رطوبت توپوگرافی و شاخص زبری سطح (میزان مشارکت کمتر از یک درصد) اهمیت کمتری را در وقوع زمین‌لغزش نسبت به دیگر عوامل محیطی به خود اختصاص داد. بنابراین، برای تهیه نقشه استعداد وقوع زمین‌لغزش مدل با حذف این متغیرها مجدداً اجرا شد.

جدول ۲- میزان مشارکت لایه‌های پیش‌بینی کننده در مدل بیشینه آنتروپی

متغیرها	درصد مشارکت
مدل رقومی ارتفاعی	۳۲/۴
سنگ‌شناسی	۲۲/۹
فاصله از گسل	۱۴/۸
فاصله از جاده	۷/۲
کاربری اراضی	۵/۸
فاصله از شبکه آبراهه	۴/۳
بارندگی سالانه	۲/۶
موقعیت شیب نسبی	۲/۶
انحنای طولی	۱/۵
جهت شیب	۱/۴
درصد شیب	۱/۱
تراکم زهکشی	۰/۹
یافت خاک	۰/۷
شاخص قدرت جریان	۰/۶
LS عامل	۰/۴
انحنای عرضی	۰/۳
شاخص رطوبت توپوگرافی	۰/۱
شاخص زبری سطح	۰

ارزیابی نقشه پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش نقشه پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش: بر اساس منحنی مشخصه عامل گیرنده (ROC)، اعتبارسنجی شد. همچنین، مساحت زیر این منحنی‌ها (AUC) برای مدل بیشینه آنتروپی محاسبه شد که نتایج آن برای هر سه مجموعه داده در جدول ۳ نشان داده شده است. شکل ۴، نتایج ارزیابی را برای مجموعه S1 نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، دقت مدل بالای ۸۰ محاسبه شد. بر اساس منابع علمی (Yessilnacar, ۲۰۰۵) در زمینه تحلیل روش منحنی ROC و اعتبارسنجی مدل‌های

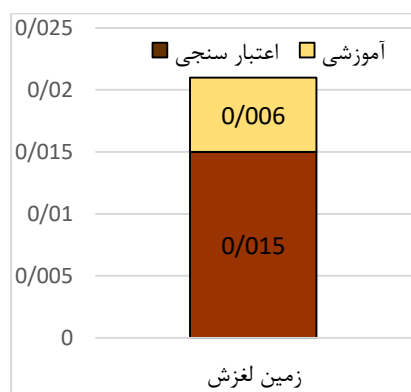
پیش‌بینی مکانی، می‌توان بیان کرد که مدل‌های با دقت بیش از ۸۰ درصد دارای کارایی خوب در پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش دارد. همچنین، شکل ۵ نتایج تحلیل حساسیت داده‌ها (صداقت مدل) را نشان می‌دهد. در بخش مواد و روش‌ها اشاره شد که این معیار حاصل اختلاف بیشترین و کمترین مقدار ROC-RAUC است و هر چقدر این اختلاف کمتر باشد، نشان‌دهنده این است که مدل پایداری بیشتری داشته و با تغییر مجموعه داده‌ها دقت مدل تغییر زیادی نکرده است. همان‌طوری که مشاهده می‌شود، مقدار برای مرحله آموزش مدل ۰/۰۰۶ و برای

اعتبارسنجی ۰/۰۱۵ به‌دست آمد که نشان‌دهنده اعتباری مدل با تغییر مجموعه داده‌ها است (Marmion و همکاران، ۲۰۰۸).

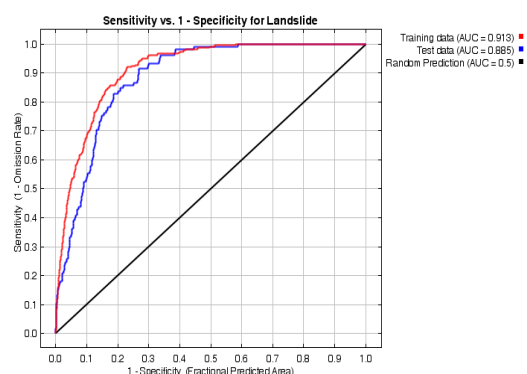
جدول ۳- نتایج ارزیابی مدل براساس معیار (AUC)

مدل پیشینه آنتروپی	مجموعه داده‌ها	معیار ارزیابی (AUC)
زمین‌لغزش		
۰/۹۱۳	S1	آموزشی
۰/۹۱۴	S2	
۰/۹۱۹	S3	
۰/۹۱۵	میانگین	اعتبارسنجی
۰/۸۸۵	S1	
۰/۸۸۳	S2	
۰/۸۷۰	S3	
۰/۸۷۹	میانگین	

این مدل در کشور و خارج از کشور انجام شده است (Dickson و Perry، ۲۰۱۶؛ Rahmati و همکاران، ۲۰۱۶؛ Moghaddam، ۲۰۱۹). در مطالعه حاضر، حدود ۱۸ عامل شامل کاربری اراضی، فاصله از گسل، فاصله از آبراهه، سنگ‌شناسی، درصد شیب، جهت شیب، مدل رقومی ارتفاعی، بارش، شاخص رطوبت توپوگرافیکی (TWI)، انحنای طولی دامنه، انحنای عرضی دامنه، عامل LS، تراکم شبکه زهکشی، بافت خاک، شاخص شیب نسبی (RSP)، شاخص قدرت جریان (SPI)، شاخص زبری سطح (TRI) و فاصله از جاده انتخاب شدند و با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS 10.5 و SAGA به لایه‌های رستری با اندازه‌های سلولی ۳۰ متر در ۳۰ متر تبدیل شدند (شکل ۲). نتایج آزمون جک‌نایف نشان داد که عوامل رقومی ارتفاعی (۳۲/۴ درصد)، سنگ‌شناسی (۲۲/۹ درصد) و فاصله از گسل (۱۴/۸ درصد) به‌عنوان مهمترین عوامل محیطی مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش منطقه مورد مطالعه شناسایی شدند. در مطالعه‌ای که به‌وسیله Dickson و Perry (۲۰۱۶) با استفاده از مدل پیشینه آنتروپی انجام شد، متغیرهای گسل و شیب مهمترین عوامل در وقوع زمین‌لغزش‌های پرتگاهی تشخیص داده شد. همچنین، در مطالعه دیگری به‌وسیله Azareh و همکاران (۲۰۱۹) که با استفاده از همین مدل بر روی فرسایش خندقی انجام گرفت، متغیر جهت شیب، فاصله از رودخانه، لیتولوژی و



شکل ۴- منحنی ROC برای زمین‌لغزش در دو مرحله آموزش و اعتبارسنجی مدل



شکل ۵- ارزیابی صداقت (Robustness) مدل پیشینه آنتروپی در مراحل آموزش و اعتبارسنجی مدل بر اساس AUC در این تحقیق، برای تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش در حوزه آبخیز گرگان‌رود، از مدل پیشینه آنتروپی استفاده شد. همچنین، مهمترین عوامل پیش‌بینی کننده در حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش شناسایی شد. تا کنون مطالعات زیادی با استفاده از

آمد. بر اساس منابع علمی در زمینه تحلیل روش منحنی ROC و اعتبارسنجی مدل‌های پیش‌بینی مکانی می‌توان بیان کرد که مدل‌های با دقت بیش از ۸۰ درصد دارای کارایی خوب در پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش دارد. این موضوع به‌وسیله Rahmati و همکاران (۲۰۱۶) که به تهیه نقشه پتانسیل آب‌های زیرزمینی با استفاده از دو مدل جنگل تصادفی و بیشینه آنتروپی را در منطقه مهران ایران اقدام کردند و از منحنی ROC برای ارزیابی دقت مدل‌ها استفاده کردند، قابل تأیید است. نتایج این مطالعه نشان داد که مدل بیشینه آنتروپی با دقت ۹۱ درصد عملکرد بهتری را نسبت به مدل جنگل تصادفی با دقت ۸۷/۷ درصد از خود نشان داد. همچنین، نتایج ارزیابی بر اساس منحنی ROC در پژوهش Azareh و همکاران (۲۰۱۹) برای مدل‌سازی فرسایش خندقی که در یک منطقه نیمه‌خشک ایران با استفاده از مدل آماری دو متغیره، یعنی عامل قطعیت (CF) بیشینه آنتروپی (ME) انجام شد. دقت مدل بیشینه آنتروپی ۸۸/۶ درصد و مدل عامل قطعیت ۸۱/۸ درصد به‌دست آمد.

نتیجه‌گیری

به‌عنوان نتیجه‌گیری نهایی تحقیق می‌توان گفت عوامل محیطی و عوامل انسانی از جمله جاده‌سازی نقش زیادی در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه گرگان‌رود ایفا کرده است. همچنین، با توجه به نتایج حاصل از دقت و صحت بالای نقشه حساسیت زمین‌لغزش مدل بیشینه آنتروپی، می‌توان اظهار داشت که این مدل دارای قابلیت لازم برای تهیه نقشه استعداد وقوع خطر در شرایط آبخیزهای مشابه با حوزه آبخیز گرگان‌رود است.

پیشنهادات

- ۱- به‌منظور شناسایی دقیق‌تر خطر زمین‌لغزش، استفاده از تصاویر ماهواره‌ای دقیق‌تر و اطلاعات LiDAR برای تجزیه و تحلیل پیشنهاد می‌شود.
- ۲- علاوه بر تعیین مناطق حساس به زمین‌لغزش، میزان رشد گسترش آن‌ها بر اساس تصاویر ماهواره‌ای دوره‌های زمانی مختلف مورد پایش

کاربری اراضی به‌ترتیب مهمترین متغیرهایی بودن که بیشترین تأثیر را در توزیع مکانی فرسایش خندقی داشتند که این نتایج نشان دهنده این است که عوامل مؤثر بر هر خطر در یک منطقه متفاوت از منطقه و خطر دیگر است؛ از طرفی، شناسایی این عوامل می‌تواند برای مطالعات آن خطر به‌وسیله مدل‌های مختلف به‌وسیله محققان دیگر بسیار اهمیت داشته باشد، چرا که با حذف عوامل کم اثر بر هر خطر مدل بهتر آموزش دیده و دقت آن افزایش خواهد یافت (Azareh و همکاران، ۲۰۱۹). پس از انجام مدل‌سازی مکانی پیش‌بینی مناطق دارای پتانسیل خطر زمین‌لغزش نقشه حساسیت‌پذیری برای خطر زمین‌لغزش با استفاده از متغیرهای پیش‌بینی کننده و هر گروه از نقاط وقوع به‌صورت جداگانه اجرا شد. در مطالعه حاضر برای تعیین تأثیر تغییر مجموعه داده‌ها (نقاط وقوع) و تحلیل حساسیت داده‌ها، نقاط وقوع زمین‌لغزش به سه گروه (S1, S2, S3) تقسیم و ارزیابی صداقت (Robustness) مدل انجام شد. بنابراین، نقشه نهایی استعداد وقوع زمین‌لغزش میانگین سه نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش است که با اجرای هر مجموعه نقاط وقوع به‌دست آمده بود؛ چرا که با تقسیم نقاط وقوع فقط به یک گروه از داده‌ها با نسبت ۷۰ درصد به ۳۰ درصد، نتایج مدل نمی‌تواند قابل اعتماد باشد و باید با مجموعه‌های بیشتری از این نقاط و میانگین‌گیری از آن‌ها نقشه نهایی تهیه شود (Angileri و همکاران، ۲۰۱۶؛ Conoscenti و همکاران، ۲۰۱۴؛ Rahmati و همکاران، ۲۰۱۸؛ Javidan و همکاران، ۲۰۲۰). از نقشه میانگین حساسیت‌پذیری به‌ترتیب حدود ۱۴/۷۷ و ۸/۱۱ درصد در طبقه خطر بالا و خطر خیلی بالا قرار گرفت. نقشه پیش‌بینی مناطق مستعد زمین‌لغزش بر اساس منحنی مشخصه عامل گیرنده (ROC) ارزیابی شد. همچنین، مساحت زیر این منحنی‌ها (AUC) برای مدل بیشینه آنتروپی محاسبه شد که نتایج آن برای هر سه مجموعه داده در جدول ۳ نشان داده شده است. بر اساس این معیار، دقت مدل بالای ۸۰ درصد برای هر سه گروه داده محاسبه شد و دقت نقشه حاصل از میانگین این سه گروه حدود ۹۱ درصد در مرحله آموزش و ۸۷ درصد در مرحله اعتبارسنجی به‌دست

قرارگرفته و بر اساس اطلاعات به‌دست آمده از تخمین رشد آن‌ها (Hazard retreat) و میزان تولید رسوب آن‌ها ارائه شود.

منابع مورد استفاده

1. Angileri, S.E., C. Conoscenti, V. Hochschild, M. Märker, E. Rotigliano and V. Agnesi. 2016. Water erosion susceptibility mapping by applying Stochastic Gradient Treeboost to the Imera Meridionale River Basin (Sicily, Italy). *Geomorphology*, 262: 61-76.
2. Azareh, A., O. Rahmati, E. Rafiei-Sardooi, J.B. Sankey, S. Lee, H. Shahabi and B.B. Ahmad. 2019. Modelling gully-erosion susceptibility in a semi-arid region, Iran: investigation of applicability of certainty factor and maximum entropy models. *Science of the Total Environment*, 655: 684-696.
3. Benda, L. and T. Dunne. 1997. Stochastic forcing of sediment supply to channel networks from landsliding and debris flow. *Water Resources Research*, 33: 2849-2863.
4. Böhner, J. and T. Selige. 2006. Spatial prediction of soil attributes using terrain analysis and climate regionalisation. *Göttinger Geographische Abhandlungen*, 115: 13-28.
5. Conoscenti, C., S. Angileri, C. Cappadonia, E. Rotigliano, V. Agnesi and M. Märker. 2014. Gully erosion susceptibility assessment by means of GIS-based logistic regression: a case of Sicily (Italy). *Geomorphology*, 204(1): 399-411.
6. Conoscenti, C., M. Ciaccio, N.A. Caraballo-Arias, A. Gómez-Gutiérrez, E. Rotigliano and V. Agnesi. 2015. Assessment of susceptibility to earth-flow landslide using logistic regression and multivariate adaptive regression splines: a case of the Belice River Basin (Western Sicily, Italy). *Geomorphology*, 242: 49-64.
7. Dickson, M.E. and G.L. Perry. 2016. Identifying the controls on coastal cliff landslides using machine-learning approaches. *Environmental Modelling and Software*, 76: 117-127.
8. Felicísimo, Á., A. Cuartero, J. Remondo and E. Quirós. 2013. Mapping landslide susceptibility with logistic regression, multiple adaptive regression splines, classification and regression trees, and maximum entropy methods: a comparative study. *Landslides*, 10: 175-189.
9. Feizizadeh, B., M.S. Roodposhti, T. Blaschke and J. Aryal. 2017. Comparing GIS-based support vector machine kernel functions for landslide susceptibility mapping. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(5): 112-122.
10. Goetz, J.N., A. Brenning, H. Petschko and P. Leopold. 2015. Evaluating machine learning and statistical prediction techniques for landslide susceptibility modeling. *Computers and Geosciences*, 81: 1-11.
11. Hoseinzadeh, M.M., M. Amini and B. Mirbagheri. 2012. Landslide zonation in the Googerd Watershed. *Earth Science Research*, 3(10): 98-110 (in Persian).
12. Hong, H., B. Pradhan, C. Xu and D.T. Bui. 2015. Spatial prediction of landslide hazard at the Yihuang area (China) using two-class kernel logistic regression, alternating decision tree and support vector machines. *Catena*, 133: 266-281.
13. Hong, H., B. Pradhan, M.N. Jebur, D.T. Bui, C. Xu and A. Akgun. 2016. Spatial prediction of landslide hazard at the luxi area (China) using support vector machines. *Environmental Earth Sciences*, 75(1): 1-14.
14. Javidan, N., A. Kaviani, H.R. Pourghasemi, C. Conoscenti and Z. Jafarian. 2020. Gully erosion susceptibility mapping using multivariate adaptive regression splines replications and sample size scenarios. *Water*, 11(11): 19-23.
15. Kanungo, D.P., M.K. Arora, S. Sarkar and R.P. Gupta. 2006. A comparative study of conventional, ANN black box, fuzzy and combined neural and fuzzy weighting procedures for landslide susceptibility zonation in Darjeeling Himalayas. *Engineering Geology*, 2: 347-366.
16. Kakembo, V., W.W. Xanga and K. Rowntree. 2009. Topographic thresholds in gully development on the hillslopes of communal areas in Ngqushwa local municipality, Eastern Cape, South Africa. *Geomorphology*, 110(3-4): 188-194.
17. Kornejady, A., M. Ownegh and A. Bahremand. 2017. Landslide susceptibility assessment using maximum entropy model with two different data sampling methods. *Catena*, 152: 144-162.
18. Kornejady, A. and H.R. Pourghasemi. 2019. Landslide susceptibility assessment using data mining models, a case study: Chehel-Chai Basin. *Scientific Information Database*, 11(1): 28-42.
19. Lee, S. and J. Choi. 2004. Landslide susceptibility mapping in the Damrei Romel area, Cambodia using frequency ratio and logistic regression models. *Environmental Geology*, 50(6): 847-855.
20. Marmion, M., J. Hjort., W. Thuiller and M. Luoto. 2008. A comparison of predictive methods in modelling the distribution of periglacial landforms in Finnish Lapland. *Earth Surface Processes and Landforms*, 33(14): 2241-2254.

21. Mousavi, S.Z., A. Kavian, K. Soleimani, S.R. Mousavi and A. Shirzadi. 2011. GIS-based spatial prediction of landslide susceptibility using logistic regression model. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2(1): 33-50.
22. Marjanović, M., M. Kovačević, B. Bajat and V. Voženilek. 2011. Landslide susceptibility assessment using SVM machine learning algorithm. *Engineering Geology*, 123(3): 225-234.
23. Meinhardt, M., M. Fink and H. Tunschel. 2015. Landslide susceptibility analysis in central Vietnam based on an incomplete landslide inventory: comparison of a new method to calculate weighting factors by means of bivariate statistics. *Geomorphology*, 234: 80-97.
24. Mohamadi, M. and H.R. Pourghasemi. 2017. Prioritization of effective factors on landslide occurrence and preparing sensitivity map using a new random forest algorithm, case study: part of Golestan. *Journal of Watershed Management*, 8(15): 161-170 (in Persian).
25. Moghaddam, D.D., H.R. Pourghasemi and O. Rahmati. 2019. Assessment of the contribution of geo-environmental factors to flood inundation in a semi-arid region of SW Iran: comparison of different advanced modeling approaches. In *Natural Hazards GIS-Based Spatial Modeling Using Data Mining Techniques*. Springer, Cham, 59-78 pages.
26. Ost, L., E.M. Van-Den, J. Poesen and M.C. Vanmaercke-Gottigny. 2003. Characteristics and spatial distribution of large land-slides in the Flemish Ardennes (Belgium). *Zeitschrift für Geomorphologie*, 47(3): 329-350.
27. Phillips, S.J., R.P. Anderson and R.E. Schapire. 2006. Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, 190(3-4): 231-259.
28. Pradhan, B. and M.F. Buchroithner. 2010. Comparison and validation of landslide susceptibility maps using an artificial neural network model for three test areas in Malaysia. *Environmental and Engineering Geoscience*, 16(2): 107-126.
29. Pourtaghi, Z.S., H.R. Pourghasemi. 2014. GIS-based groundwater spring potential assessment and mapping in the Birjand Township, southern Khorasan Province, Iran. *Hydrogeology Journal*, 22(3): 643-662.
30. Park, N.W. 2015. Using maximum entropy modeling for landslide susceptibility mapping with multiple geoenvironmental data sets. *Environmental Earth Sciences*, 73(3): 937-949.
31. Pourghasemi, H.R., M. Mohammady and B. Pradhan. 2012a. Landslide susceptibility mapping using index of entropy and conditional probability models in GS: Safarood Basin, Iran. *Catena*, 97: 71-84.
32. Pourghasemi, H.R., H. Moradi and M. Fatemioghdas. 2012b. Landslide susceptibility mapping using adaptive neuro-fuzzy inference system in north of Tehran. *Earth Science Research*, 3(10): 63-78 (in Persian).
33. Pourghasemi, H.R., A.G. Jirandeh, B. Pradhan, C. Xu and C. Gokceoglu. 2013. Landslide susceptibility mapping using support vector machine and GIS at the Golestan Province, Iran. *Journal of Earth System Science*, 122(2): 349-369.
34. Pourghasemi, H.R., S. Yousefi, A. Kornejady and A. Cerdà. 2017. Performance assessment of individual and ensemble data-mining techniques for gully erosion modeling. *Science of the Total Environment*, 609: 764-775.
35. Pourghasemi, H.R. and O. Rahmati. 2018. Prediction of the landslide susceptibility: which algorithm, which precision? *Catena*, 162: 177-192.
36. Rahmati, O., H.R. Pourghasemi and A.M. Melesse. 2016. Application of GIS-based data driven random forest and maximum entropy models for groundwater potential mapping: a case study at Mehran Region, Iran. *Catena*, 137: 360-372.
37. Rahmati, O., S.A. Naghibi, H. Shahabi, D.T. Bui, B. Pradhan, A. Azareh, E. Rafiei-Sardooi, A.N. Samani and A.M. Melesse. 2018. Groundwater spring potential modelling: comprising the capability and robustness of three different modeling approaches. *Journal of Hydrology*, 565: 248-261.
38. Solaimani, K., S.Z. Mousavi and A. Kavian. 2013. Landslide susceptibility mapping based on frequency ratio and logistic regression models. *Arabian Journal of Geosciences*, 6(7): 2557-2569.
39. Song, Y., J. Gong, S. Gao, D. Wang, T. Cui, Y. Li and B. Wei. 2012. Susceptibility assessment of earthquake-induced landslides using Bayesian network: a case study in Beichuan, China. *Computers and Geosciences*, 42: 189-199.
40. Shirzadi, A. 2017. Prediction of surface landslides around Bijar City using innovative data mining algorithms. PhD Thesis, 225 pages (in Persian).
41. Trigila, A., C. Iadanza, C. Esposito and G. Scarascia-Mugnozza. 2015. Comparison of logistic regression and random forests techniques for shallow landslide susceptibility assessment in Giampileri (NE Sicily, Italy). *Geomorphology*, 249: 119-136.
42. Vorpahl, P., H. Elsenbeer, M. Märker and B. Schröder. 2012. How can statistical models help to determine driving factors of landslides? *Ecological Modelling*, 239: 27-39.

43. Walter, S.D. 2002. Properties of the Summary Receiver Operating Characteristic (SROC) curve for diagnostic test data. *Stat Med*, 21: 1237–1256.
44. Yessilnacar, E.K. 2005. The application of computational intelligence of landslide susceptibility mapping in Turkey. PhD Thesis, Department of Geomatics the University of Melbourne, 423 pages.
45. Yost, A.C., S.L. Petersen, M. Gregg and R. Miller. 2008. Predictive modeling and mapping sage grouse (*Centrocercus urophasianus*) nesting habitat using Maximum Entropy and a long-term dataset from Southern Oregon. *Ecological Informatics*, 3(6): 375-386.
46. Yalcin, A. 2008. GIS-based landslide susceptibility mapping using analytical hierarchy process and bivariate statistics in Ardesen (Turkey): comparisons of results and confirmations. *Catena*, 72: 1–12.
47. Yamani, M., A. Ahmadabadi and G.h Zare. 2012. Implementation of SVM algorithm in mapping landslide in Darake Watershed. *Journal of Geography and Natural Hazards*, 3: 125-142 (in Persian).