



دوره ۳۵، شماره ۱، شماره‌ی پیاپی ۱۳۴، بهار ۱۴۰۱، صفحه‌های ۶۰-۴۰
شناسه‌ی دیجیتال: 10.22092/WMRJ.2021.354962.1421

مقاله‌ی پژوهشی



پژوهش‌های آبخیزداری

تعیین عامل‌های مؤثر و ارزیابی حساسیت به زمین‌لغزش با روش‌های جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در منطقه‌ی دوآب صمصامی استان چهارمحال و بختیاری

کوروش شیرانی

(نویسنده‌ی مسئول)* دانشیار پژوهشکده‌ی حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی،

تهران، ایران

رضانا نادی سامانی

کارشناس مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی،

اصفهان، ایران

*ایانامه‌ی نویسنده‌ی مسئول: K_sh424@yahoo.com

تاریخ دریافت: ۴ مرداد ۱۴۰۰ تاریخ پذیرش: ۲۹ شهریور ۱۴۰۰

چکیده

زمین‌لغزش از جمله خطرهای زمین‌شناسی است که امروزه روش‌های داده‌کاوی مبتنی بر یادگیری ماشین برای مدل‌سازی و پیش‌بینی آن توسعه داده شده است. هدف‌های این پژوهش اولویت‌بندی عامل‌های مؤثر، پهنه‌بندی و پیش‌بینی حساسیت به رخداد زمین‌لغزش با مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی، و معرفی مناسب‌ترین آن‌ها در منطقه‌ی دوآب صمصامی استان چهارمحال و بختیاری است. برای پهنه‌بندی و مدل‌سازی از ۱۵ عامل زمین‌شناسی، ریخت‌شناسی، آب‌شناسی، انسان‌ساخت (متغیرهای مستقل) و ۱۷۴ رخداد زمین‌لغزش شناسایی و ثبت شده (متغیر وابسته) بهره‌گیری شد. رخداد‌های زمین‌لغزش به دو دسته‌ی داده‌ی آموزشی (۷۰٪) و آزمایشی (۳۰٪) برای مدل‌سازی و اعتبارسنجی به شکل تصادفی تقسیم شد. ارتباط میان عامل‌های مؤثر و رخداد‌های لغزشی با نسبت فراوانی کمی و وزن دار شد. برای کاهش اثر هم‌پوشانی اطلاعاتی عامل‌های مؤثر، با تحلیل وایزی چندمتغیره‌ی خطی، استقلال داده‌ها آزموده شد. برای مدل‌سازی و پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش، مدل‌های جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی برازش و توسعه داده شد. نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت به دست آمده از برازش دو مدل با شاخص‌های نسبت فراوانی-سطح سلول هسته، نرخ توفیق، و سطح زیر منحنی ویژگی عمل کرد گیرنده (AUC-ROC) ارزیابی، اعتبارسنجی و مقایسه کرده شد. نتیجه‌های بررسی عامل‌های مؤثر در هر دو مدل نشان داد که عامل‌های سنگ‌شناسی، کاربری و وجه شیب تأثیر بسزایی در رخداد زمین‌لغزش‌ها دارد، و بخش زیادی (بیش از ۸۲٪) از زمین‌لغزش‌ها در طبقه‌ی حساسیت خیلی زیاد و زیاد بود. نتیجه‌های ارزیابی طبقه‌بندی و اعتبارسنجی مدل‌ها نشان داد که دقت و کارآمدی مدل جنگل تصادفی (AUC-ROC=0.919) در پیش‌بینی رخداد زمین‌لغزش‌ها بیش‌تر از شبکه‌ی عصبی مصنوعی (AUC-ROC=0.845) است. نتیجه‌های این پژوهش ممکن است برای بهره‌گیری دستگاه‌های اجرایی در مدیریت و برنامه‌ریزی کردن طرح‌های توسعه‌ی و اجرایی عمرانی، توسعه‌ی شهری، و روستایی، برآورد دقیق‌تر در مدل‌های فرسایش و رسوب در آبخیزها، حفاظت خاک و عرصه‌های منابع طبیعی کشور سودمند باشد.

واژگان کلیدی: پهنه‌بندی، جنگل تصادفی، دوآب صمصامی، زمین‌لغزش، شبکه‌ی عصبی مصنوعی

مقدمه

لرستان په‌نهن‌بندی کردند. آن‌ها نتیجه گرفتند که بر پایه‌ی مدل جنگل تصادفی عامل‌های سنگ‌شناسی، فاصله از جاده، و رود به‌ترتیب بیش‌ترین تأثیر را در رخداد زمین‌لغزش‌ها داشته‌است، و این مدل با دقت عالی (۰/۹۸) در په‌نهن‌بندی حساسیت زمین‌لغزش کارآمد است. پاشا و سربی (۲۰۱۸) با الگوریتم‌های بیشینه‌ی آنتروپی، جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان، حساسیت وقوع زمین‌لغزش را در آبخیز بار نیشابور پیش‌بینی کردند. نتیجه‌ها نشان داد که مدل جنگل تصادفی کارآمدی مناسب‌تری دارد. شیرانی و همکاران (الف ۲۰۱۸) کاربرد دو مدل شبکه‌ی عصبی و وایازی چندمتغیری را در په‌نهن‌بندی حساسیت به زمین‌لغزش در جنوب استان اصفهان مقایسه کردند و نتیجه گرفتند که شبکه‌ی عصبی اعتبار و کارآمدی خوبی دارد. پژوهش‌گران پرشماری الگوریتم جنگل تصادفی را در په‌نهن‌بندی حساسیت به رخداد زمین‌لغزش به‌کار گرفتند و این مدل را در په‌نهن‌بندی حساسیت و تعیین مهم‌ترین عامل‌های مؤثر بر زمین‌لغزش کارآمد دانستند (طالبی و همکاران ۲۰۱۸؛ محمدی و پورقاسمی ۲۰۱۷؛ حیدری و همکاران ۲۰۲۰؛ طالب و چنگ ۲۰۱۸؛ دارمینتو و چو ۲۰۱۹). ارزیابی مدل‌های جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی در قالب گروهی در مقایسه با دیگر مدل‌ها در دنیا به‌غیر از ایران ارزیابی شد. در این پژوهش‌ها، مدل جنگل تصادفی را نسبت به شبکه‌ی عصبی در میان مدل‌های بررسی‌شده کارآمدتر ارزیابی کردند (ژو و همکاران ۲۰۱۷؛ سپه‌وند و همکاران ۲۰۱۷؛ الیویرا و همکاران ۲۰۱۹؛ نهو و همکاران ۲۰۲۰؛ حیدری و همکاران ۲۰۲۰؛ نم و وانگ ۲۰۲۰؛ یوسف و پورقاسمی ۲۰۲۱؛ کاویان و همکاران ۲۰۲۱).

در په‌نهن‌بندی حساسیت به رخداد زمین‌لغزش در ایران و این منطقه‌ی پژوهشی، دو الگوریتم جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی تاکنون ارزیابی و با هم مقایسه نشده‌است. منسوری و همکاران (۲۰۱۷) در بخشی از آبخیز دوآب صمصامی در استان چهارمحال و بختیاری مدل‌های احتمال دو متغیری وزن شاهد و آنتروپی را برای ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش به‌کار گرفتند. به‌نظر می‌رسد به‌دلیل ماهیت دومتغیری بودن، دقت و کارآمدی این مدل‌ها نسبت به روش‌های چندمتغیری متکی بر یادگیری ماشین مناسب نباشد. فضل‌زاده و همکاران (۲۰۱۹) این دو مدل را تنها در زمینه‌ی اقتصاد و راه‌برد آربیتراژ آماری و سودآوری در ایران مقایسه کردند. نتیجه‌های آن‌ها نشان داد که کارآمدی و برتری الگوریتم جنگل تصادفی بیش‌تر است. بارش‌های زیاد، سازنده‌های آماده‌ی زمین‌لغزش، ویژگی‌های کوهستانی، اقلیمی و کمربند فعال زمین‌ساختی (تکتونیکی) زاگرس، اهمیت تهیه‌ی نقشه‌ی په‌نهن‌بندی حساسیت به رخداد زمین‌لغزش در آبخیز دوآب صمصامی را در دامنه‌های بلندی‌های زاگرس دو چندان کرده‌است. بر پایه‌ی لزوم

زمین‌لغزش از جمله آسیب‌های طبیعی زمین‌شناسی است که زیان‌های جانی و مالی بسیار دارد و موجب تخریب عرصه‌های منابع طبیعی و محیط زیست به‌ویژه در منطقه‌های مرتفع و شیب‌دار می‌شود. به‌کارگیری روش‌های داده‌کاوی مبتنی بر یادگیری ماشین برای شناسایی، تعیین اهمیت عامل‌های مؤثر بر زمین‌لغزش، په‌نهن‌بندی و پیش‌بینی حساسیت به زمین‌لغزش اهمیت ویژه‌ی دارد (شیرانی و همکاران ۱۳۹۶؛ شیرانی و همکاران ب ۲۰۱۸). هر ساله بر اثر این رخداد زیان‌های زیادی بر کشور وارد می‌شود که باعث از میان رفتن زیرساخت‌های پایه‌ی به‌ویژه ساختمان‌ها و جاده‌ها، تخریب عرصه‌های منابع طبیعی، و فرسایش خاک در آبخیزها می‌شود (شیرانی و همکاران ۱۳۹۲). از جمله‌ی این خسارت‌ها رانش‌های ناشی از زمین‌لرزه‌ی ۱۳۶۹ رودبار-منجیل و زمین‌لغزش آبیکار چهارمحال و بختیاری ۱۳۷۶ است (مرادی و همکاران ۲۰۱۲). برای پیش‌بینی کردن و کاستن از زیان‌های ناشی از این پدیده، شناخت منطقه‌های آماده‌ی لغزش بسیار ضروری است، و با پیش‌رفت داده‌کاوی و مدل‌سازی، روش‌های پرشماری برای تهیه‌ی نقشه‌های په‌نهن‌بندی توسعه داده شده‌است (وارنز ۱۹۸۴). در دهه‌های گذشته از نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش به‌طور چشم‌گیری در برنامه‌ریزی برای مدیریت کردن و کاستن از زیان‌های آن بهره گرفته شده‌است. بنابر این بدیهی است که برای په‌نهن‌بندی و پیش‌بینی کردن دقیق‌تر حساسیت منطقه‌ها به زمین‌لغزش و کاستن از خطرهای زیان‌های احتمالی جانی و مالی ناشی از آن، لازم است از کارآمدترین روش‌ها و مدل‌ها بهره گرفته شود. با گسترش روزافزون فن داده‌کاوی و مدل‌های مکانی می‌توان از یکی کردن هوش مصنوعی، روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین، سامانه‌ی اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور برای تهیه‌ی نقشه‌های په‌نهن‌بندی و پیش‌بینی حساسیت به رخداد زمین‌لغزش با دقت زیاد بهره برد (بویی و همکاران ۲۰۱۸). ایلماز (۲۰۰۹) با به‌کارگیری روش‌های نسبت فراوانی، وایازی پشتیبان و شبکه‌ی عصبی مصنوعی خطر زمین‌لغزش را در شهر کات ترکیه په‌نهن‌بندی کرد. نتیجه‌ها نشان داد که اعتبار و درستی مدل شبکه‌ی عصبی بیش‌تر از مدل‌های دیگر است. پایلوپله و همکاران (۲۰۱۰) در منطقه‌ی تایا در عربستان با الگوریتم داده‌کاوی جنگل تصادفی و مدل وایازی خطی حساسیت به رخداد زمین‌لغزش را په‌نهن‌بندی، و عملکرد دو مدل را مقایسه کردند. نتیجه‌های آن‌ها نشان داد که مدل داده‌کاوی جنگل تصادفی درستی بیش‌تری دارد. سپه‌وند و همکاران (۲۰۱۷) از شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای په‌نهن‌بندی حساسیت زمین‌لغزش بهره‌گیری، و کارایی آن را با ضریب تبیین خیلی خوب و خطای بسیار کم ارزیابی کردند. طالبی و همکاران (۲۰۱۸) با الگوریتم جنگل تصادفی حساسیت زمین‌لغزش را در آبخیز سردرآباد

تعیین عامل‌های مؤثر و ارزیابی حساسیت به زمین لغزش با روش‌های...

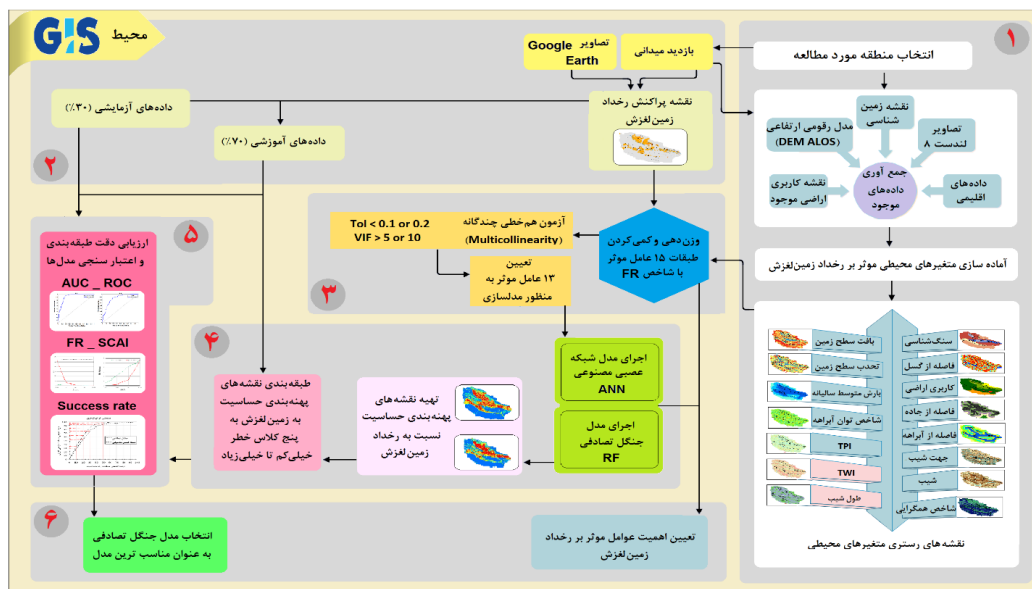
رخ‌نمون‌های سازندهای ایلام-سرک (آهک)، پابده-گورپی (بیش‌تر پلمه‌سنگ، آهک‌رس و ماسه‌سنگ)، رازک (پلمه‌سنگ و ماسه‌سنگ)، چهارم-آسماری (آهک، پلمه‌سنگ و آهک‌رس) و کواترنری (ذره‌های درشت‌دانه و آب‌رُفتی) به‌ترتیب ۱۲٪، ۱۰٪، ۴۳٪ و ۷٪ از این منطقه است (منصوری و همکاران ۲۰۱۷). رخساره‌های ریخت‌شناسی منطقه واحدهای دشت و دشت‌سر با شیب کم‌تر از ۱۰٪ و کوهستان بیش‌تر از ۹۰٪ است. پوشش گیاهی منطقه بیش‌تر گیاهان علفی، درختچه‌های گون (آستراگالوس) و کم‌تر درختی (بلوط) است.

پژوهش در شش گام اصلی اجرا شد (شکل ۱)، نخست انتخاب منطقه، جمع‌آوری، و آماده‌سازی نقشه‌های عامل‌های مؤثر، دوم تهیه نقشه‌ی پراکنش رخداد زمین لغزش‌ها، سوم وزن‌دهی، کمی کردن عامل‌های مؤثر و آزمون استقلال داده‌ها، چهارم اجرای مدل‌های جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی، تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت به رخداد زمین لغزش و طبقه‌بندی آن‌ها (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد)، پنجم ارزیابی دقت طبقه‌بندی و اعتبارسنجی نقشه‌های پهنه‌بندی، و پیش‌بینی حساسیت به رخداد زمین لغزش، و ششم مشخص کردن اهمیت عامل‌های مؤثر و معرفی مناسب‌ترین مدل.

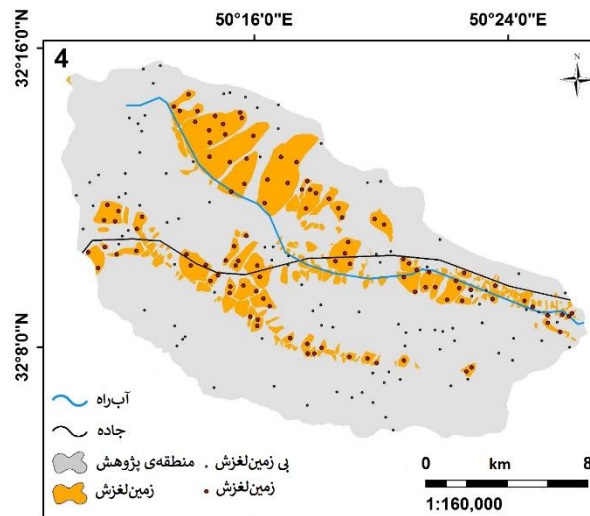
مقایسه و بررسی ارزیابی کارآمدی روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین، هدف این پژوهش اولویت‌بندی کردن عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین لغزش، پهنه‌بندی، پیش‌بینی و ارزیابی حساسیت زمین لغزش با مدل‌های هوشمند شبکه‌ی عصبی مصنوعی، و طبقه‌بندی جنگل تصادفی در آبخیز دوآب صمصامی چهارمحال و بختیاری است.

مواد و روش‌ها

آبخیز دوآب صمصامی با مساحت 276 km^2 در باختر استان چهارمحال و بختیاری، در شهرستان کوهرنگ میان طول‌های جغرافیایی $11^{\circ} 13'$ تا $50^{\circ} 24' 24''$ شرقی، و عرض‌های $32^{\circ} 08' 42''$ تا $32^{\circ} 10' 33''$ شمالی است. شکل این آبخیز کشیده و روند آن شمال غرب-جنوب شرقی است (شکل ۲). دو رود مهم این منطقه، آب کوفی و دزداران، پس از پیوستن به هم تشکیل رود بزرگ دوآب صمصامی را در شمال غرب حوزه می‌دهد که زه‌کش اصلی حوزه است. شیب متوسط آبخیز ۱۷ درجه، ارتفاع متوسط آن ۲۵۵۳ متر از تراز دریا، بیشینه بلندی ۴۲۲۱ متر، میانگین بارندگی ۸۵۰ میلی‌متر در سال، و ضریب برف‌گیری ۳۴٪ تا ۵۹٪ است. راه‌های دسترسی به منطقه دو جاده‌ی اصلی شهرکرد-مسجد سلیمان و شهرکرد-ایذه است (شکل ۲). این منطقه در پهنه‌ی زاگرس مرتفع است.



شکل ۱- نمودار گردش روش تحقیق.



شکل ۲- محدوده‌ی بررسی شده.

۱:۲۵۰۰۰۰ و ۱:۱۰۰۰۰۰ (سازمان زمین‌شناسی کشور)، نقشه‌ی سنگ‌شناسی و فاصله از گسل و تراکم خطواره تهیه شد. از اطلاعات و نقشه‌های کاربری زمین مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی اصفهان و تدقیق آن‌ها با تصویرهای رقومی ماهواره‌ی لندست ۸ (OLI)، نقشه‌ی کاربری زمین منطقه تهیه شد. برای تهیه‌ی نقشه‌ی هم‌بارش سالانه و نقشه‌ی بارش متوسط منطقه از داده‌های بارش متوسط سالانه‌ی ایستگاه‌های هواشناسی (اداره‌ی هواشناسی و وزارت نیرو) بهره‌گرفته شد. با مشاهده‌های میدانی، ثبت مکانی لغزش‌ها با دستگاه موقعیت‌یاب جهانی و نقشه‌ی به‌دست‌آمده از پردازش تصویرهای راداری ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۱ (مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی اصفهان) ۱۷۴ پهنه‌ی لغزشی شناسایی و نقشه‌ی پراکنش زمین‌لغزش‌های منطقه تهیه شد (شکل ۲ و ۳).

نقشه‌ی عامل‌های مؤثر درجه‌ی شیب، جهت شیب، طول شیب، شاخص وضعیت پستی‌بلندی، شاخص رطوبت پستی‌بلندی، بافت سطح زمین، نقشه‌ی تحدب زمین، شاخص هم‌گرایی سطح زمین، شاخص توان آبراه، فاصله از آبراه، فاصله از جاده، فاصله از گسل، جنس سنگ، کاربری زمین و بارش بر پایه‌ی درصد فراوانی نقطه‌ها تهیه شد (جدول ۱). در هر نقشه عامل‌ها طبقه‌بندی شد (شکل ۴). معیار تعیین آستانه‌ی طبقه‌های هر عامل در آرک جی‌آی‌اس، بهنجار یا نابهنجار بودن نمودار توزیع فراوانی آماری نقطه‌ها در نظر گرفته شد. در حالت بهنجار بودن فراوانی نقطه‌ها روش طبقه‌بندی شکست‌های طبیعی و در حالت نابهنجار بودن روش فاصله‌های هندسی به‌کارگرفته شد (مرادی و همکاران ۲۰۱۰؛ منصوری و همکاران ۲۰۱۷؛ شیرانی و همکاران ۲۰۱۸).

برای بهره‌گیری از روش‌های داده‌کاوی و مدل‌سازی در پهنه‌بندی، داده‌های مکانی و نقشه‌ی پراکنش زمین‌لغزش در جایگاه متغیر وابسته به‌کاربرده شد. با مشاهده‌های میدانی و ثبت مکانی لغزش‌ها با دستگاه موقعیت‌یاب جهانی، نقشه‌ی به‌دست‌آمده از پردازش تصویرهای راداری سال‌های ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۱ (مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی اصفهان)، و تصویرهای گوگل ارث برای ترسیم و تدقیق، ۱۷۴ پهنه‌ی لغزشی شناسایی، و نقشه‌ی پراکنش زمین‌لغزش‌ها در منطقه تهیه شد (شکل ۳). زمین‌لغزش‌های شناسایی شده در منطقه عمدتاً از نوع سطحی، چرخشی، انتقالی، سنگ‌افت، واریزه‌یی و مرکب است (شکل ۳). داده‌های مکانی پراکنش زمین‌لغزش در دو دسته‌ی آموزشی و آزمایشی به‌ترتیب به نسبت ۷۰٪ برای اجرا و توسعه، و ۳۰٪ برای اعتبارسنجی مدل‌ها به‌شکل کاملاً تصادفی در آرک جی‌آی‌اس ۸٫۰ تقسیم و انتخاب شد (کنستانتین و همکاران ۲۰۱۰).

زمین‌لغزش‌ها مهم‌ترین بخش مدل‌سازی به روش داده‌کاوی است. مدل رقومی ارتفاعی DEM ALOS سنجنده‌ی پالسار از ژاپن با دقت ۱۲/۵ متر از جمله داده‌های مکانی است که نقش مؤثری در تهیه و آماده‌سازی عامل‌های زمین‌ریختی تأثیرگذار بر ناپایداری و زمین‌لغزش دارد. برای تهیه‌ی ۱۰ عامل از میان ۱۵ عامل مؤثر انتخاب شده‌ی درجه‌ی شیب، جهت و طول شیب، شاخص‌های رطوبت و وضعیت پستی‌بلندی، شاخص توان آبراه، شاخص هم‌گرایی، بافت و تحدب سطح زمین، و فاصله از آبراه، مدل رقومی ارتفاعی DEM ALOS به‌کاربرده شد (شکل ۴). پنج عامل دیگر سنگ‌شناسی، فاصله از گسل، کاربری زمین، فاصله از جاده، و بارش متوسط با نقشه‌های موجود تهیه شد. از نقشه‌های زمین‌شناسی

تعیین عامل‌های مؤثر و ارزیابی حساسیت به زمین‌لغزش با روش‌های...



زمین‌لغزش انتقالی واریزه‌ی حاشیه‌ی جاده در سازند گورپی



جریان‌های واریزه‌ی در دامنه‌ی بلندی‌های سازند سروک



زمین‌لغزش مرکب پلکانی در سازند پابده



زمین‌لغزش چرخشی انتقالی مرکب در سازند رازک

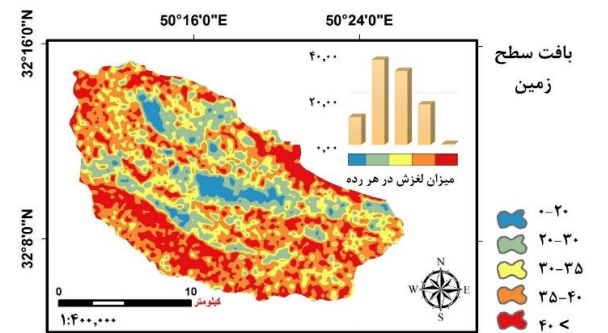
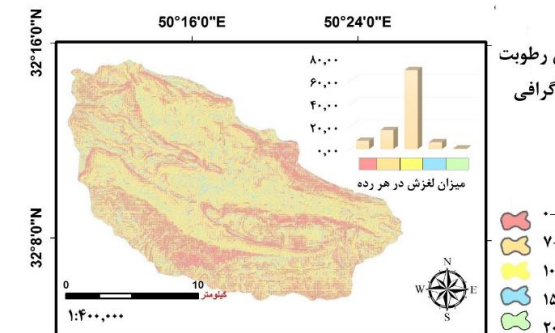
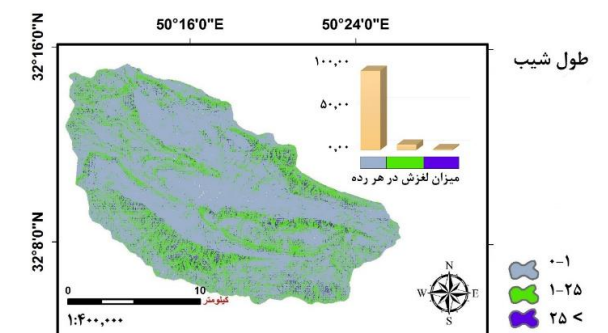
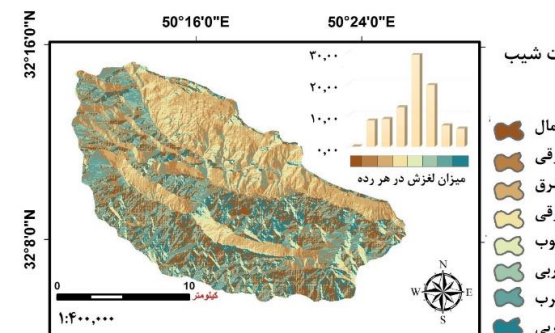
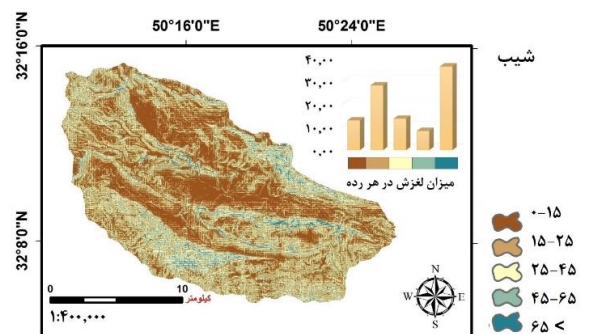
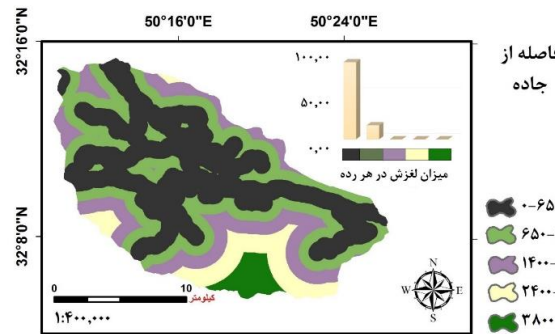
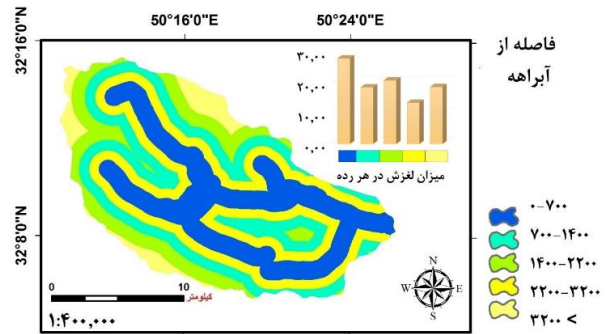
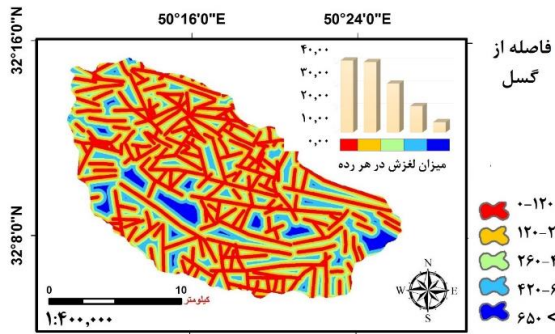


زمین‌لغزش انتقالی در رسوب‌های کواترنری



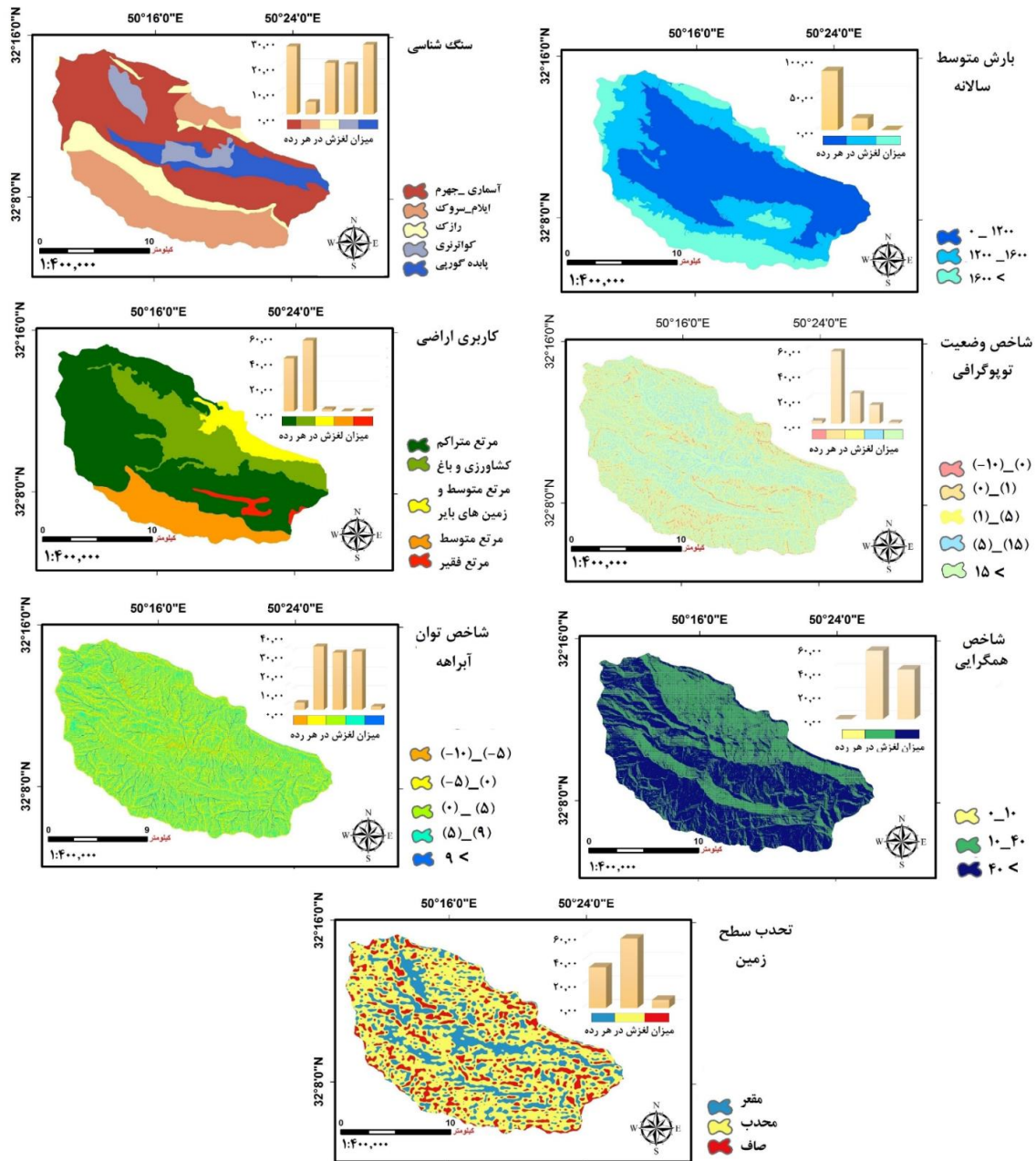
زمین‌لغزش چرخشی در سازند شهبازان

شکل ۳- نوع‌های زمین‌لغزش رخ داده در منطقه.



شکل ۴- عوامل مؤثر بر زمین لغزش و نمودار اندازه‌ی پراکنش زمین لغزش‌ها در هر طبقه.

تعیین عامل‌های مؤثر و ارزیابی حساسیت به زمین‌لغزش با روش‌های...



شکل ۴ (ادامه) - عامل‌های مؤثر بر زمین‌لغزش و نمودار اندازه‌ی پراکنش زمین‌لغزش‌ها در هر طبقه.

دارد (اردشیر و همکاران ۲۰۱۴). انسان از راه ارتباط سلول‌های پردازشی مغز (نورون) با هم می‌تواند کارهای پیچیده انجام دهد. شبکه‌ی عصبی مصنوعی نیز به همین شیوه کار می‌کند. نورون نمونه‌یی از ساختار شبکه‌ی عصبی است (اردشیر و همکاران ۲۰۱۴)، که با کمک تعداد عامل‌های ورودی و هدف انتخاب می‌شود. روش‌ها و رابطه‌های ریاضی زیادی برای تعیین کردن تعداد نورون‌ها است، که یکی از بهترین آن‌ها روش سعی و خطا است. تجزیه و تحلیل در ارزیابی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در

شبکه‌های عصبی مصنوعی سامانه‌ها و روش محاسبه‌ی نوین برای یادگیری ماشین، نمایش دانش و اعمال دانش به‌دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌ی ایجاد شده است. این سامانه‌ی برای پردازش اطلاعات است که ویژگی‌ها و رفتار آن مشابه با شبکه‌ی سلول‌های عصبی انسان است. شبکه‌های عصبی مصنوعی برگرفته از شیوه‌ی کار سلول‌های مغز انسان با قدرت یادگیری و سرعت زیاد، مدلی ریاضی است که توانایی مدل‌سازی و ایجاد رابطه‌های ریاضی ناخطی را برای درون‌یابی

و آن‌ها را با هر درخت در جنگل طبقه‌بندی می‌کند. خروجی این الگوریتم داده‌هایی است که رای پذیرفتنی دارند (اردشیر و همکاران ۲۰۱۴). جنگل تصادفی، درخت‌های تصمیم زیادی تولید می‌کند و برای طبقه‌بندی یک شیء جدید داده‌های ورودی را در انتهای هر یک از درختان جنگل می‌گذارد. هر درخت به یک طبقه منجر می‌شود و گفته می‌شود این درخت به آن طبقه رای می‌دهد، هر طبقه که بیش‌ترین رای را داشته باشد، انتخاب می‌شود. کیفر (۱۹۸۴) در مدل جنگل تصادفی بعد از وارد کردن عامل‌های مؤثر و نقشه‌ی پراکنش لغزش، از ۷۰٪ از کل داده‌ها برای ایجاد درخت و ۳۰٪ باقی‌مانده برای ارزیابی کردن درخت، از انبوهی درخت‌های طبقه‌بندی بهره‌گیری کرد. در این پژوهش، این فرآیند چندین بار تکرار شد تا از اندازه‌ی مطلوبیت مدل اطمینان به‌دست آمد. سپس مدل بر حسب تابع درخت تصمیم با ۱۰۰۰ درخت ایجاد شد. برای ارزیابی درستی روش شاخص ضریب تبیین (رابطه‌ی ۵) به کار برده شد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_{imeas} - x_{ipred})^2}{\sum_{i=1}^n (x_{imeas} - \bar{x})^2} \quad 5$$

به ترتیب میانگین متغیر اندازه‌گیری شده، متغیر پیش‌بینی شده، و متغیر اندازه‌گیری شده است (موسوی و همکاران ۲۰۲۰). برای ارزیابی دقت تفکیک میان طبقه‌ها در هر مدل از نسبت فراوانی و شاخص سطح سلول هسته، و برای اعتبارسنجی، بررسی دقت و مقایسه‌ی کارآمدی مدل‌ها از منحنی نرخ توفیق، ویژگی عمل‌کرد گیرنده، و مقدار سطح زیر منحنی بهره‌گرفته شد. با این‌که برای ارزیابی مدل نمی‌توان از همان لغزش‌هایی بهره‌گیری کرد که در پهنه‌بندی به کار برده شد (کوماک ۲۰۰۶)، ۷۰٪ از جاهای لغزشی برای اجرای مدل و ۳۰٪ آن برای ارزیابی مدل به کار برده شد (کانستانتین و همکاران ۲۰۱۰). نسبت فراوانی و شاخص سطح سلول هسته شاخص‌هایی است که دقت طبقه‌بندی مدل را تعیین می‌کند (کایاستا و همکاران ۲۰۱۲؛ شیرانی و سیف ۱۳۹۱؛ عرب‌عامری و همکاران ۲۰۱۷). نسبت فراوانی، نسبت مساحت سطح لغزشی در هر طبقه به مساحت سطح آن طبقه است (پرادهان ۲۰۱۰) و شاخص سطح سلول هسته نسبت درصد مساحت هر یک از طبقه‌های پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش به درصد لغزش‌های روی داده در هر طبقه یا درصد هسته (Seed) است (سوزن و دوپوران ۲۰۰۴؛ ییلماز و همکاران ۲۰۱۲). از هر دو شاخص که از نظر مقدار رابطه‌ی عکس دارند، برای ارزیابی دقت تفکیک طبقه‌های مدل

لایه‌های پنهان است. این لایه‌ها برای کمینه کردن اندازه‌ی خطا از راه آزمایش و تکرار کار می‌کند. برای ارزیابی و مقایسه کردن نتیجه‌ی به‌دست آمده تعداد نورون‌های طبقه‌ی پنهان رابطه‌های ۱ تا ۳ به کار برده شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (obs-pre)^2}{n}} \quad 1$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (obs-\bar{obs})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (obs-\bar{obs})^2 \sum_{i=1}^n (pre-\bar{pre})^2}} \quad 2$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |obs| - |\bar{pre}|}{N} \quad 3$$

RMSE جذر میانگین مربع‌های خطا، obs اندازه‌های مشاهده‌ی، pre اندازه‌های پیش‌بینی شده، N تعداد کل داده‌ها در هر مرحله از اندازه‌های آزمایش و آموزش، R ضریب هم‌بستگی، MAE متوسط قدر مطلق خطا است. هر چه اندازه‌های MAE و RMSE به صفر و R به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده‌ی دقیق‌تر بودن جواب‌ها یا برازش‌ها در هر مرحله است (پاریس و همکاران ۲۰۰۲؛ اردشیر و همکاران ۲۰۱۴).

در مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی از روش پیش‌خور^۱ بهره‌گرفته شد، که در آن پیوند میان واحدهای تشکیل دهنده‌ی آن چرخه‌ی تشکیل نمی‌دهد. این شبکه متفاوت از شبکه‌های عصبی بازگشتی است. در این شبکه اطلاعات تنها از یک مسیر حرکت می‌کند، که جهت آن رو به جلو است. اطلاعات با شروع از گره‌های (نورون‌های) ورودی و گذر از لایه‌های پنهان به سوی گره‌های خروجی می‌رود. تابع آموزش لونیگ-مارکوارت در مدل به کار برده شد، که از الگوریتم‌های سریع پس از انتشار و کارآمدترین الگوریتم نظارت شده است (ایورسون و همکاران ۱۹۹۷). ساختار مدل پهنه‌بندی با روش سعی و خطا با ۱۱ نورون در لایه‌ی پنهان اجرا شد. برای آگاه شدن از اهمیت نسبی معیارها الگوریتم وزن اتصال (CW) به کار برده شد. رتبه‌بندی بر پایه‌ی وزن‌های لایه‌های میانی و پایانی ورودی‌ها انجام شد (رابطه‌ی ۴) (پاپسکو ۱۹۹۴).

$$R_x = \sum_{y=1}^m W_{xy} W_{yz} \quad 4$$

جنگل تصادفی روش یادگیری نظارت شده است که از تلفیق درخت وایازی و طبقه‌بندی به‌دست می‌آید و تا به امروز یکی از پذیرفتنی‌ترین الگوریتم‌های یادگیری است (برایمن ۲۰۰۱). در این الگوریتم، درختان تصادفی داده‌های ورودی را می‌گیرد

مؤثر طبقه‌بندی شده، وزن دهی و بر پایه‌ی مقدار نسبت فراوانی کمی شد. برای بررسی هم‌پوشانی اطلاعاتی عامل‌های مؤثر آزمون استقلال داده‌ها، تحلیل هم‌بستگی و آیزای چندمتغیری خطی، و دو شاخص تورم پراش (واریانس) و ضریب تحمل در نرم‌افزار SPSS®26 به‌کاربرده شد. اگر اندازه‌ی تحمل کم‌تر از ۰/۱ یا ۰/۲ و عامل‌های تورم پراش بیش‌تر از ۵ یا ۱۰ بود آن متغیر یا آن عامل، هم‌خطی یا هم‌پوشانی اطلاعاتی دارد و باید از مدل کنار گذاشته شود (مک گوایر ۱۹۹۵).

اجرا، توسعه و اعتبارسنجی مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی با برنامه‌نویسی در MATLAB®2019 انجام شد. داده‌های مکانی پراکنش زمین‌لغزش در دو دسته‌ی آموزشی و آزمایشی به‌ترتیب به نسبت ۷۰٪ برای اجرا و توسعه و ۳۰٪ برای اعتبارسنجی مدل‌ها به‌شکل کاملاً تصادفی در آرک جی‌آی‌اس تقسیم و انتخاب شد. پس از کمی کردن متغیرها یا عامل‌های مؤثر، آموزش مدل‌های جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی با ۱۳ عامل مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش و نقشه‌ی پراکنش زمین‌لغزش (۷۰٪) همچون داده‌های ورودی مدل‌ها اجرا، و نقشه‌ی پهنه‌بندی حساسیت به رخداد زمین‌لغزش تهیه شد. دقت طبقه‌بندی با شاخص‌های نسبت فراوانی، و سطح سلول هسته ارزیابی شد، و با ۳۰٪ مانده داده‌های پراکنش لغزش، نرخ توفیق، مقدار سطح زیر منحنی و ویژگی عملکرد گیرنده محاسبه، و مدل‌ها اعتبارسنجی و مقایسه شد (سویت ۱۹۸۸؛ دووران و سوزن ۲۰۰۴؛ نفسلی اغلو و همکاران ۲۰۰۸؛ یلماز ۲۰۰۹؛ کنستانتین و همکاران ۲۰۱۰؛ یلماز و همکاران ۲۰۱۲؛ کیاستا و همکاران ۲۰۱۲؛ شیرانی و سیف ۲۰۱۲؛ شیرانی و همکاران ۲۰۱۳؛ شیرانی و همکاران ۲۰۱۸؛ یوسف و پورقاسمی ۲۰۲۱).

نتایج و بحث

نتیجه‌های به‌دست‌آمده از هم‌پوشانی دادن نقشه‌ی پراکنش لغزش و هر یک از ۱۵ نقشه‌ی طبقه‌بندی شده‌ی عامل‌های مؤثر بر رخ داد زمین‌لغزش، بر پایه‌ی شاخص نسبت فراوانی در جدول ۱ آورده شده است. طبقه‌های ۰ تا ۱۵ درجه‌ی شیب با وزن ۰/۳۲، طبقه‌ی جنوب غرب وجه شیب با وزن ۰/۳۵، طبقه‌ی ۰ تا ۱ متر طول شیب با وزن ۰/۲۲، طبقه‌ی ۰ تا ۴۵ تحذب سطح زمین با وزن ۰/۲۶، طبقه‌ی بیش‌تر از ۴۰ شاخص هم‌گرایی با وزن ۰/۲۵، طبقه‌ی ۰ تا ۲۰ بافت سطح زمین با وزن ۰/۴۸، طبقه‌ی ۱ تا ۵ شاخص وضعیت پستی‌بلندی با وزن ۰/۲۲، طبقه‌ی بیش‌تر از ۲۰ شاخص رطوبت پستی‌بلندی با وزن ۱/۹۵، طبقه‌ی ۱۰- تا ۵- شاخص توان آبراه با وزن ۰/۳۱، طبقه‌ی ۰ تا ۷۰۰ متر فاصله از آبراه با وزن ۰/۲۹، طبقه‌ی ۰ تا ۶۵۰ متر فاصله از جاده با وزن ۰/۳۳، طبقه‌ی کواترنری از عامل سنگ‌شناسی با وزن ۰/۵۳، طبقه‌ی بیش‌تر از ۶۵۰ متر فاصله از گسل با وزن ۰/۲۷، طبقه‌ی کشاورزی و باغ از کاربری

بهره گرفته می‌شود. منحنی نرخ توفیق نیز در تعیین کارآمدی، مطلوبیت و درستی مدل اجراشده کاربرد دارد (پردهان و لی ۲۰۱۰؛ شیرانی و همکاران ب ۲۰۱۸). برای محاسبه و به‌دست آوردن این منحنی اندازه‌های شاخص حساسیت زمین‌لغزش محاسبه‌شده‌ی همه‌ی نقطه‌های نقشه‌ی منطقه به‌شیوه‌ی نزولی منظم شد. سپس اندازه‌های نقطه‌ی منظم شده به ۱۰۰ طبقه با طبقه‌های تجمعی ۱ درصدی تقسیم، و نقشه‌ی پراکنش زمین‌لغزش با نقشه‌ی ۱۰۰ طبقه‌ی هم‌پوشانی داده شد. اندازه‌های تجمعی درصد سطح شاخص حساسیت زمین‌لغزش روی محور X و اندازه‌های تجمعی درصد سطح زمین‌لغزش‌های رخ داده در هر طبقه روی محور Y گذاشته شد و منحنی نرخ توفیق ترسیم شد.

منحنی ویژگی عمل کرد گیرنده از کارآمدترین روش‌ها در دادن خصوصیت تعیینی، شناسایی احتمالی و پیش‌بینی سامانه‌ها است که اندازه‌ی دقت مدل را به شکل کمی برآورد می‌کند (سویت ۱۹۸۸). سطح زیر منحنی ویژگی عمل کرد گیرنده بیان‌گر مقدار پیش‌بینی سامانه از توصیف توانایی آن در تخمین درست آن چه روی داده (رخداد زمین‌لغزش) و آن چه روی نداده (رخداد زمین‌لغزش) است. نرخ پیش‌بینی (منحنی ویژگی عمل کرد گیرنده) بیان‌گر ارزیابی مدل و متغیرهای پیش‌بینی کننده است که زمین‌لغزش را پیش‌بینی می‌کند (بویی و همکاران ۲۰۱۲؛ نفسلی اوغلو و همکاران ۲۰۰۸). منحنی ویژگی عمل کرد گیرنده از اندازه‌های ویژگی حساسیت (درصد سلول‌ها یا واحدهای ناپایدار که به‌درستی با مدل پیش‌بینی شده است) روی محور X در برابر عامل‌های متمم ویژگی (1-specificity) (درصد سلول‌های ناپایدار پیش‌بینی شده نسبت به کل) روی محور Y ترسیم می‌شود. این اندازه‌ها توانایی مدل را نسبت به تمایز درست میان مشاهده‌های مثبت و منفی در نمونه‌ی اعتبارسنجی بیان می‌کند. حساسیت زیاد بیان‌گر تعداد بیش‌تر پیش‌بینی‌های درست (مثبت‌های حقیقی) است، در حالی که ویژگی زیاد (اختلاف 1-specificity کم) نشان دهنده‌ی عدد کم مثبت‌های کاذب است. برای نمونه مدل محافظه‌کارانه‌ی که بیش‌تر سلول‌های آن ناپایدار پیش‌بینی می‌شود، حساسیت زیاد و ویژگی کم (عدد بیش‌تر مثبت‌های منفی) خواهد داشت.

برای افزایش دقت و سهولت کار، ۱۰ عامل مؤثر زمین‌ریختی با دستورها و الگوریتم‌های نرم‌افزار SAGA GIS®7.7.1 و ۵ عامل ذاتی از ابزارهای ArcGIS®10.8 آماده‌سازی، تهیه و طبقه‌بندی شد. همه‌ی ۱۵ عامل یا متغیر مستقل و نقشه‌ی پراکنش زمین‌لغزش‌ها یا متغیر وابسته در آرک جی‌آی‌اس به‌شکل پایگاه داده‌ی زمینی واحد رستر مینا با اندازه‌ی سلولی ۲۰ متر و سامانه‌ی مختصات جغرافیایی UTM زون ۳۹ تشکیل داده شد. با نقشه‌ی پراکنش زمین‌لغزش‌ها و هم‌پوشانی دادن آن با عامل‌های مؤثر، و با رابطه‌ی نسبت فراوانی نقشه‌های عامل‌های

به دلیل داشتن شرایط مناسب برای کاستن از مقاومت برشی توده‌ی خاک با رخداد زمین لغزش بیش تر نسبت به دیگر طبقه‌های خود است، که با نتیجه‌های شیرانی و همکاران (الف، ب ۲۰۱۸) و مختاری و همکاران (۲۰۲۰) تطابق دارد. با افزایش مقدار شاخص توان آبراه و شاخص رطوبت پستی بلندی که در نزدیکی آبراه‌ها فراهم است، تراز رخداد زمین لغزش نیز افزایش یافت. با مقدار بیش تر تحدب، هم‌گرایی، و بافت سطح زمین که نشان‌دهنده‌ی منطقه‌های با ناهمواری بیش تر است، تراکم رخداد زمین لغزش نیز افزایش می‌یابد. رابطه‌ی مقدار رخداد زمین لغزش با شاخص وضعیت پستی بلندی نیز مستقیم است و با افزایش ناهمواری رخداد لغزش نیز بیش تر می‌شود. نتیجه‌های به‌دست‌آمده از اولویت‌بندی و بررسی اهمیت عامل‌های مؤثر زمین‌ریختی بر رخداد زمین لغزش در این پژوهش، یافته‌های بابلی و همکاران (۲۰۱۹) را تایید می‌کند.

زمین با وزن ۰/۴۷ و طبقه‌ی ۰ تا ۱۲۰۰ میلی‌متر بارش با وزن ۰/۳۱ و اهمیت بیش تری از دیگر طبقه‌های همان عامل‌ها دارد (جدول ۱). به‌طور کلی با اندازه‌های وزنی نسبت فراوانی به‌دست‌آمده در جدول ۱ می‌توان نتیجه گرفت که با فاصله گرفتن از عارضه‌های خطی آبراه، گسل و جاده، تراز رخداد زمین لغزش کاهش می‌یابد، و از این نظر با پژوهش شیرانی و همکاران (۲۰۱۳، الف ۲۰۱۸) مطابقت دارد. دامنه‌های شیب به سوی شمال، طول شیب کم و شیب‌های منطقه‌های دامنه‌ی کوه (۰ تا ۱۵ درجه) به دلیل مقدار و ماندگاری رطوبت بیش تر، دامنه‌های با طول شیب کم، و وجود خاک سست بیش تر در شیب‌های تا ۱۵ درجه (دشت‌سرها) برای رخ داد زمین لغزش آماده‌تر از دیگر طبقه‌های خود است. این نتیجه‌ها را شیرانی و همکاران (۲۰۱۸) و منصور و همکاران (۲۰۱۷) تایید کردند. کاربری زمین کشاورزی و باغ و رسوب‌های سست کواترنری

جدول ۱- اندازه‌ی تأثیرگذاری هر عامل بر رخداد زمین لغزش در محدوده‌ی بررسی شده.

عامل‌های مؤثر بر زمین لغزش	طبقه‌بندی	مساحت لغزش (هکتار)	درصد مساحت لغزش	مساحت طبقه (هکتار)	درصد مساحت طبقه	نسبت فراوانی FR
جهت شیب	شمال	۹۹۳/۱۹	۱۹/۸۰	۲۷۴۴/۸۸	۹/۹۴	۱/۹۹
	شمال شرقی	۱۴۸۱/۶۹	۲۹/۵۳	۴۹۲۲/۷۴	۱۷/۸۲	۱/۶۶
	شرق	۴۴۶/۹۸	۸/۹۱	۳۰۰۸/۶۶	۱۰/۸۹	۰/۸۲
	جنوب شرقی	۴۶۱/۹۶	۹/۲۱	۵۰۶۷/۳۷	۱۸/۳۴	۰/۵۰
	جنوب	۲۳۱/۵۹	۴/۶۲	۲۹۲۳/۷۵	۱۰/۵۸	۰/۴۴
	جنوب غربی	۴۲۱/۹۷	۸/۴۱	۴۰۶۱/۴۳	۱۴/۷۰	۰/۵۷
	غرب	۳۴۳/۴۹	۶/۸۵	۱۹۸۳/۸۸	۷/۱۸	۰/۹۵
سنگ‌شناسی	شمال غربی	۶۳۶/۱۴	۱۲/۶۸	۲۹۱۳/۲۸	۱۰/۵۵	۱/۲۰
	آسماری جهرم	۱۳۵۶/۵۷	۲۷/۰۴	۱۱۹۵۶/۲۸	۴۳/۲۸	۰/۶۲
	ایلام سروک	۲۴۸/۰۰	۴/۹۴	۷۶۹۸/۲۶	۲۷/۸۷	۰/۱۸
	رازک	۱۰۲۷/۰۸	۲۰/۴۷	۲۷۳۱/۵۵	۹/۸۹	۲/۰۷
بارش سالانه (میلی متر)	کواترنری	۹۹۵/۲۸	۱۹/۸۴	۱۸۷۰/۳۷	۶/۷۷	۲/۹۳
	پایده گوری	۱۳۹۰/۰۷	۲۷/۷۱	۳۳۶۹/۵۴	۱۲/۲۰	۲/۲۷
شیب (درجه)	۱۲۰۰-۰	۴۱۰۵/۴۷	۸۱/۸۳	۱۳۱۸۶/۵۰	۴۷/۷۳	۱/۷۱
	۱۶۰۰-۱۲۰۰	۸۹۸/۷۳	۱۷/۹۱	۸۹۱۷/۵۴	۳۲/۲۸	۰/۵۵
	۱۶۰۰<	۱۲/۸۰	۰/۲۶	۵۵۲۱/۹۶	۱۹/۹۹	۰/۰۱
	۱۵-۰	۲۸۸۵/۸۰	۵۷/۵۲	۸۸۷۷/۶۳	۳۲/۱۴	۱/۷۹
	۲۵-۱۵	۱۵۵۵/۵۱	۳۱/۰۰	۹۷۵۰/۱۴	۳۵/۲۹	۰/۸۸
	۴۵-۲۵	۴۷۲/۵۴	۹/۴۲	۵۸۰۳/۷۶	۲۱/۰۱	۰/۴۵
	۶۵-۴۵	۱۰۰/۲۵	۲/۰۰	۲۷۶۷/۰۶	۱۰/۰۲	۰/۲۰
فاصله از گسل (متر)	<۶۵	۲/۹۰	۰/۰۶	۴۲۷/۴۱	۱/۵۵	۰/۰۴
	۱۲۰-۰	۱۵۸۲/۶۷	۳۱/۵۵	۸۳۷/۵۱	۳/۰۳	۱۰/۴۱
	۲۶۰-۱۲۰	۱۵۴۷/۹۷	۳۰/۸۵	۲۹۵۷/۵۲	۱۰/۷۱	۲/۸۸
	۴۲۰-۲۶۰	۱۰۷۵/۹۸	۲۱/۴۵	۵۶۷۵/۰۴	۲۰/۵۴	۱/۰۴
	۶۵۰-۴۲۰	۵۸۰/۲۹	۱۱/۵۷	۸۵۳۰/۰۶	۳۰/۸۸	۰/۳۷
	۶۵۰<	۲۳۰/۱۰	۴/۵۹	۹۶۲۵/۸۷	۳۴/۸۴	۰/۱۳
	مرتفع تراکم	۲۱۰/۵۶	۴۱/۸۹	۱۵۵۴۲/۵۱	۵۶/۲۶	۰/۷۴
کاربری زمین	کشاورزی و باغ	۲۸۲۰/۹۴	۵۶/۲۳	۵۸۸۹/۱۴	۲۱/۳۲	۲/۶۴
	مرتفع متوسط و زمین	۸۵/۶۰	۱/۷۱	۱۷۲۶/۴۱	۶/۲۵	۰/۲۷
	مرتفع متوسط	۱/۳۰	۰/۰۳	۳۹۵۷/۳۳	۱۴/۳۲	۰/۰۰
	مرتفع فقیر	۷/۶۰	۰/۱۵	۵۱۰/۶۰	۱/۸۵	۰/۰۰

تعیین عامل‌های مؤثر و ارزیابی حساسیت به زمین‌لغزش با روش‌های...

جدول ۱ (ادامه) - اندازه‌ی تاثیرگذاری هر عامل رخداد زمین‌لغزش در محدوده‌ی بررسی شده.

عامل‌های مؤثر بر زمین‌لغزش	طبقه‌بندی	مساحت لغزش (هکتار)	درصد مساحت لغزش	مساحت طبقه (هکتار)	درصد مساحت طبقه	نسبت فراوانی FR
فاصله از جاده (متر)	۶۵۰-۰	۴۰۶۹/۹۲	۸۱/۱۲	۱۲۰۰۹/۸۳	۴۳/۴۷	۱/۸۷
	۱۴۰۰-۶۵۰	۷۴۲/۹۹	۱۴/۸۱	۷۴۴۶/۰۸	۲۶/۹۵	۰/۵۵
	۲۴۰۰-۱۴۰۰	۹۴/۵۰	۱/۸۸	۲۵۶۰/۸۳	۹/۲۷	۰/۲۰
	۳۸۰۰-۲۴۰۰	۱۰۹/۶۰	۲/۱۸	۴۵۷۲/۳۵	۱۶/۵۵	۰/۱۳
	۳۸۰۰<	۰/۰۰	۰/۰۰	۱۰۳۶/۹۱	۳/۷۵	۰/۰۰
شاخص وضعیت پستی‌بلندی	(-۱۰)-(۰)	۱۱۷/۳۵	۲/۳۴	۱۸۹۲/۷۳	۶/۸۵	۰/۳۴
	(۰)-(۱)	۵۴/۴۵	۱/۰۹	۸۵۰/۰۰	۳/۰۸	۰/۳۵
	(۱)-(۵)	۷۴۶/۳۵	۱۴/۸۸	۵۰۶۶/۴۰	۱۸/۳۴	۰/۸۱
	(۵)-(۱۵)	۲۸۸۵/۹۰	۵۷/۵۲	۱۴۱۲۹/۷۷	۵۱/۱۵	۱/۱۲
	۱۵<	۱۲۱۲/۹۴	۲۴/۱۸	۵۶۸۷/۱۰	۲۰/۵۹	۱/۱۷
یافت سطح زمین	۲۰-۰	۱۷/۳۵	۰/۳۵	۵۹۱۴/۹۲	۲۱/۴۱	۰/۰۲
	۳۰-۲۰	۸۸۹/۷۴	۱۷/۷۳	۹۵۸۷/۴۳	۳۴/۷۰	۰/۵۱
	۳۵-۳۰	۱۶۲۵/۳۷	۳۲/۴۰	۶۲۸۵/۳۷	۲۲/۷۵	۱/۴۲
	۴۰-۳۵	۱۸۷۲/۸۵	۳۷/۳۳	۴۶۰۳/۹۱	۱۶/۶۷	۲/۲۴
	۴۰<	۶۱۱/۶۸	۱۲/۱۹	۱۲۳۴/۳۶	۴/۴۷	۲/۷۳
فاصله از آبراه (متر)	۷۰۰-۰	۲۴۲۴/۸۵	۴۸/۳۳	۸۲۲۲/۴۹	۲۹/۷۶	۱/۶۲
	۱۴۰۰-۷۰۰	۱۱۲۳/۵۸	۲۲/۴۰	۷۰۸۴/۸۲	۲۵/۶۵	۰/۸۷
	۲۲۰۰-۱۴۰۰	۸۶۳/۵۸	۱۷/۲۱	۶۴۷۸/۲۴	۲۳/۴۵	۰/۷۳
	۳۲۰۰-۲۲۰۰	۴۵۶/۳۹	۹/۱۰	۴۰۲۱/۹۰	۱۴/۵۶	۰/۶۲
	۳۲۰۰<	۱۴۸/۶۰	۲/۹۶	۱۸۱۸/۵۵	۶/۵۸	۰/۴۵
شاخص توان آبراه	(-۱۰)-(۵)	۱۵۴۳/۷۷	۳۰/۷۷	۹۴۵۵/۷۰	۳۴/۲۳	۰/۹۰
	(۵)-(۰)	۱۶۸۴/۹۷	۳۳/۵۹	۹۸۴۶/۴۱	۳۵/۶۴	۰/۹۴
	(۰)-(۵)	۸۴/۲۰	۱/۶۸	۴۷۷/۳۱	۱/۷۳	۰/۹۷
	(۵)-(۹)	۱۵۱۹/۳۷	۳۰/۲۸	۷۲۶۵/۰۸	۲۶/۳۰	۱/۱۵
	۹<	۱۸۴/۷۰	۳/۶۸	۵۸۱/۵۱	۲/۱۰	۱/۷۵
شاخص رطوبت پستی‌بلندی	۷-۰	۳۶۹/۳۴	۷/۳۶	۱۰۰۱۷/۲۲	۳۶/۲۶	۰/۲۰
	۱۰-۷	۸۳۷/۲۳	۱۶/۶۹	۳۳۹۶/۰۱	۱۲/۲۹	۱/۳۶
	۱۵-۱۰	۳۴۸۴/۴۴	۶۹/۴۵	۱۳۲۸۹/۸۷	۴۸/۱۱	۱/۴۴
	۲۰-۱۵	۲۱/۸۳	۰/۴۴	۶۲/۹۳	۰/۲۳	۱/۹۱
	۲۰<	۳۰۴/۱۵	۶/۰۶	۸۵۹/۹۸	۳/۱۱	۱/۹۵
تحدب سطح زمین	مقعر	۱۷۲۸/۳۷	۳۴/۴۵	۶۴۶۳/۶۹	۲۳/۴۰	۱/۴۷
	محدب	۲۹۴۲/۶۴	۵۸/۶۵	۱۶۶۵۰/۷۴	۶۰/۲۷	۰/۹۷
	صاف	۳۴۵/۹۹	۶/۹۰	۴۵۱۱/۵۷	۱۶/۳۳	۰/۴۲
	۱۰-۰	۰/۴۶	۰/۰۱	۴/۶۱	۰/۰۲	۰/۵۵
	۴۰-۱۰	۲۱۱۱/۶۷	۴۲/۰۹	۲۶۰۹۶/۳۶	۹۴/۴۶	۰/۴۵
شاخص هم‌گرایی طول شیب (متر)	۴۰<	۲۹۰۴/۸۷	۵۷/۹۰	۱۵۲۵/۰۲	۵/۵۲	۱۰/۴۹
	۱-۰	۴۶۳۳/۴۸	۹۲/۳۶	۲۰۷۷۹/۸۴	۷۵/۲۲	۱/۲۳
	۲۵-۱	۳۲۰/۰۳	۶/۳۸	۵۸۹۶/۶۵	۲۱/۳۴	۰/۳۰
	۲۵<	۶۳/۴۹	۱/۲۷	۹۴۹/۵۱	۳/۴۴	۰/۳۷

نتیجه‌های تحلیل وایازی چند متغیری خطی نشان داد که ۲ عامل طول شیب و شاخص رطوبت پستی‌بلندی به ترتیب با اندازه‌های شاخص مقدار تحمل ۰/۰۷۸ و ۰/۰۸۲ (کم‌تر از ۰/۲) و شاخص تورم انحراف ۱۲/۸۷ و ۱۲/۱۳ (بیش‌تر از ۱۰) به دلیل هم‌پوشانی اطلاعاتی و نبود استقلال داده‌یی در ادامه برای اجرا و اعتبارسنجی مدل‌ها حذف شد. بنابراین از میان ۱۵ عامل مؤثر در جدول ۲ جز طول شیب و شاخص رطوبت پستی‌بلندی، ۱۳ عامل مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش برای ادامه‌ی فرآیند مدل‌سازی به کار گرفته شد.

نتیجه‌های تحلیل هم‌بستگی وایازی چندمتغیری خطی برای بررسی هم‌خطی یا هم‌پوشانی اطلاعاتی میان داده‌های پراکنش و عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش در جدول ۲ داده شده است. همه‌ی متغیرهای مستقل یا عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش در تراز اطمینان کم‌تر از ۰/۰۵ با ضریب تبیین (R^2) به ترتیب ۰/۸۷ و ۰/۷۵ بیان‌گر برازش مطلوب میان متغیر وابسته یا داده‌های نقشه‌ی پراکنش زمین‌لغزش با هر یک از متغیرهای مستقل یا عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش است (شوارتز و کاپست ۱۹۸۴).

جدول ۲- تحلیل هم‌بستگی وایازی چندمتغیری خطی و آزمون استقلال داده‌ها.

Statistics	Collinearity	Coefficients	Coefficients Unstandardized	Model
VIIF عامل‌ها تورم	Tolerance تحمل	SIG	B	عامل‌های مؤثر بر لغزش
		.	-۰/۶۶۲	Constant
۱/۱۰۲	۰/۹۰۷	۰/۹۹	۰/۰۰۵	شاخص توان آبراه
۱۲/۸۷	۰/۰۷۸	۰/۰۴۲	-۱/۱۲۶	طول شیب
۲/۶۱۳	۰/۳۸۳	.	۱/۲۶۹	سنگ شناسی
۱/۹۶۹	۰/۵۰۸	.	۰/۴۹۹	کاربری زمین
۱/۰۷۶	۰/۹۲۹	۰/۰۴۸	۱/۰۸۴	فاصله از گسل
۱/۲۷۸	۰/۷۸۲	۰/۱۱۹	۰/۳۴۹	تحدب سطح زمین
۲/۲۹۳	۰/۴۳۶	۰/۰۱۲	۰/۴۰۷	شیب
۱/۹۴۲	۰/۵۱۵	.	۱/۱۲۵	فاصله از آبراه
۲/۳۰۲	۰/۴۳۴	۰/۱۴۵	۰/۱۷۲	بافت سطح زمین
۱/۱۲۱	۰/۸۹۲	۰/۰۹۲	۰/۳۷	شاخص وضعیت پستی‌بلندی
۱۲/۱۳۱	۰/۰۸۲	۰/۲۶۶	۰/۶۰۱	شاخص رطوبت پستی‌بلندی
۱/۹۵۹	۰/۵۱	۰/۷۳۵	۰/۰۸۷	شاخص هم‌گرایی
۱/۹۵۹	۰/۵۱	.	۰/۵۰۵	فاصله از جاده
۲/۱۱۴	۰/۴۷۳	۰/۳۱۷	۰/۱۷۷	جهت شیب
۳/۰۷۷	۰/۳۲۵	۰/۵۱۳	-۰/۱۰۳	بارش متوسط سالانه

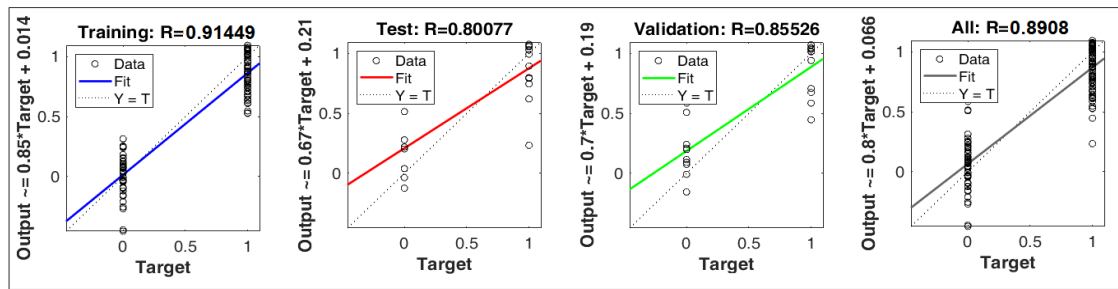
و مرادی (۲۰۱۸) در زمینه‌ی به‌کارگیری مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی را تأیید می‌کند.

نتیجه‌های اجرای مدل جنگل تصادفی در مرحله‌ی آموزش با ضریب تبیین ۰/۹۱ و خطای میانگین مربع‌های (RMSE) ۰/۰۸۵ توان وزن‌دهی متغیرها یا عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش را دارد (شکل ۷). در بررسی و تعیین اهمیت نسبی معیارها یا عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش و برازش با هر دو مدل با هم، به‌ترتیب عامل‌های سنگ‌شناسی، کاربری زمین، و جهت شیب از عامل‌های مهم تأثیرگذار در رخداد زمین‌لغزش در منطقه شناسایی شد (شکل ۸).

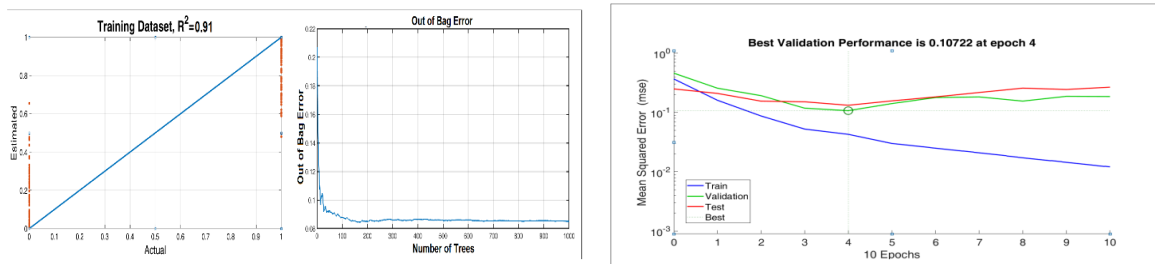
پس از ساختن مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی، برای یافتن بهترین ساختار به‌شکل سعی و خطا با ۱۱ نورون انتخاب‌شده در مرحله‌ی آزمون، اعتبارسنجی، آموزش و کل (به ترتیب با ۰/۱۵، ۰/۷۰، و ۰/۱۰۰ از داده‌های تصادفی پراکنش زمین‌لغزش‌ها)، نتیجه‌ها نشان داد که پاسخ خروجی به‌ترتیب برای این مرحله‌ها با دقت زیاد (۰/۹۱، ۰/۸۰، ۰/۸۵ و ۰/۸۹) می‌تواند داده‌های ورودی را وزن‌دهی کند (شکل ۵). مقدار خطا بر پایه‌ی ریشه‌ی میانگین مربع‌های خطا که تفاوت میان اندازه‌های تخمینی و آنچه تخمین زده شده است ۰/۱۰۴ در مرحله‌ی ۴ برآورد شد (شکل ۶).

این پژوهش نتیجه‌های بهاروند و سوری (۲۰۱۶) و عمادالدین

تعیین عامل‌های مؤثر و ارزیابی حساسیت به زمین‌لغزش با روش‌های...

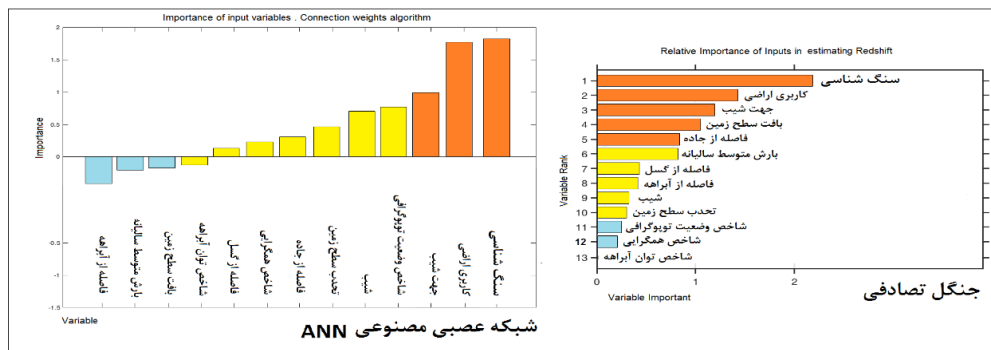


شکل ۵- برازش خط وایزی با داده‌های آموزشی، آزمایشی، اعتبارسنجی و کل در مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی.



شکل ۷- میانگین مربع‌های خطا و ضریب هم‌بستگی (R^2) در مدل جنگل تصادفی.

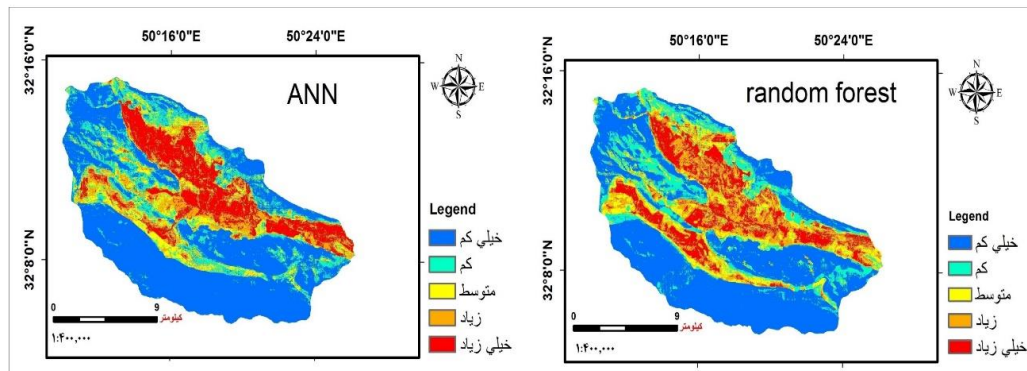
شکل ۶- برازش خطای پیش‌بینی و ارزیابی عمل‌کرد مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی.



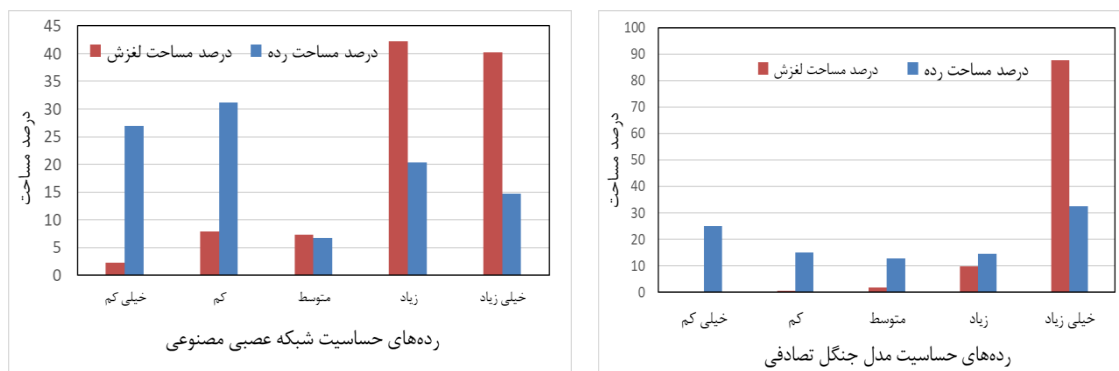
شکل ۸- اهمیت نسبی معیارهای تأثیرگذار بر رخداد زمین‌لغزش‌ها در دو مدل جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی.

در هر دو مدل طبقه‌های حساسیت خیلی کم تا کم، سطح کمی از زمین‌لغزش‌های رخ داده (کم‌تر از ۱۱٪) و طبقه‌های حساسیت زیاد تا خیلی زیاد، سطح زیادی (بیش از ۸۰٪) از زمین‌لغزش‌های رخ داده را پوشش می‌دهد (جدول ۳، شکل ۱۰). در مدل جنگل تصادفی اندازه‌ی سطح رخداد زمین‌لغزش با افزایش طبقه‌ی حساسیت از طبقه‌ی خیلی کم تا خیلی زیاد افزایشی بود، و در طبقه‌ی حساسیت خیلی زیاد بسیار افزایش یافت. در مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی با افزایش طبقه‌های حساسیت از خیلی کم به خیلی زیاد، افزایش رخداد سطح زمین‌لغزش، روند افزایشی منظمی نداشت. ابتدا از طبقه‌های حساسیت خیلی کم تا کم روند افزایشی اندک، و سپس از طبقه‌های حساسیت زیاد به خیلی زیاد روند کاهشی بود (جدول ۳، شکل ۱۰).

نتیجه‌های به‌دست‌آمده از طبقه‌بندی نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت به رخداد زمین‌لغزش (شکل ۹) نشان داد که در مدل جنگل تصادفی درصد مساحت طبقه‌های حساسیت خیلی زیاد، زیاد، متوسط، کم، خیلی کم به ترتیب با نسبت‌های ۲۵/۰۳٪، ۱۴/۹۹٪، ۱۲/۸۲٪، ۱۴/۶۵٪، ۱۴/۶۵٪ و ۳۲/۵۰٪ و در مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی به ترتیب ۲۷، ۳۱/۱۷٪، ۶/۷۲٪، ۲۰/۳۸٪، ۱۴/۷۳٪ و از سطح ۲۷۶ کیلومتر مربعی منطقه را پوشش می‌دهد (جدول ۳، شکل ۱۰). از هم‌پوشانی نقشه‌ی پراکنش زمین‌لغزش با نقشه‌ی طبقه‌بندی پهنه‌بندی حساسیت به زمین‌لغزش مشخص شد که در مدل جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی طبقه‌های حساسیت خیلی کم تا کم به ترتیب ۱۶۷٪ و ۱۰/۱۸٪ (کم‌تر از ۱۱٪) و طبقه‌های حساسیت زیاد تا خیلی زیاد به ترتیب ۹۷/۵۶٪ و ۸۲/۴۵٪ (بیش‌تر از ۸۰٪) از مساحت لغزش‌ها را دارد.



شکل ۹- نقشه‌های طبقه‌بندی شده‌ی پهنه‌بندی حساسیت به رخداد زمین‌لغزش.



شکل ۱۰- نمودار طبقه‌های نقشه‌ی پهنه‌بندی حساسیت نسبت زمین‌لغزش و درصد سطح رخداد زمین‌لغزش‌ها در هر مدل.

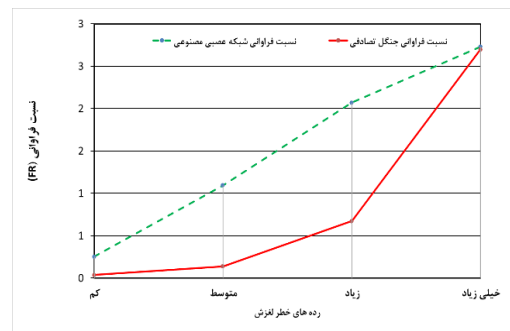
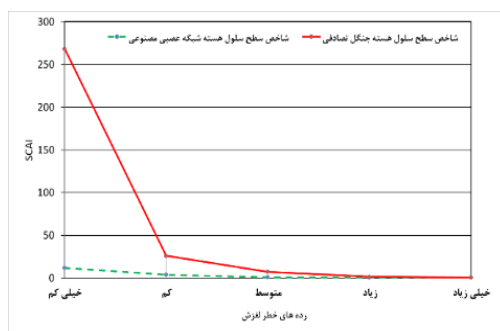
جدول ۳- مساحت طبقه‌های حساسیت و رخداد زمین‌لغزش، نسبت فراوانی و SCAI.

نام مدل	شماره	طبقه‌ی حساسیت لغزش	مساحت لغزش (هکتار)	درصد مساحت لغزش	مساحت هر طبقه (هکتار)	درصد مساحت	درصد نسبت فراوانی (FR)	درصد Seed	SCAI
جنگل تصادفی	۱	خیلی کم	۵	۰/۰۹	۶۹۱۵	۲۵/۰۳	۰/۰۰	۰/۰۹	۲۶۸/۳۵
	۲	کم	۲۹	۰/۵۸	۴۱۴۲	۱۴/۹۹	۰/۰۴	۰/۵۸	۲۵/۹۸
	۳	متوسط	۸۹	۱/۷۷	۳۵۴۱	۱۲/۸۲	۰/۱۴	۱/۷۷	۷/۲۳
	۴	زیاد	۴۹۵	۹/۸۶	۴۰۴۸	۱۴/۶۵	۰/۶۷	۹/۸۶	۱/۴۹
	۵	خیلی زیاد	۴۴۰۰	۸۷/۷۰	۸۹۸۰	۳۲/۵۰	۲/۷۰	۸۷/۷۰	۰/۳۷
شبکه‌ی عصبی مصنوعی	۱	خیلی کم	۱۱۴	۲/۲۶	۷۴۵۸	۲۷/۰۰	۰/۰۸	۲/۲۶	۱۱/۹۲
	۲	کم	۳۹۷	۷/۹۲	۸۶۱۱	۳۱/۱۷	۰/۲۵	۷/۹۲	۳/۹۳
	۳	متوسط	۳۷۰	۷/۳۷	۱۸۵۸	۶/۷۲	۱/۱۰	۷/۳۷	۰/۹۱
	۴	زیاد	۲۱۱۹	۴۲/۲۳	۵۶۳۱	۲۰/۳۸	۲/۰۷	۴۲/۲۳	۰/۴۸
	۵	خیلی زیاد	۲۰۱۸	۴۰/۲۲	۴۰۶۸	۱۴/۷۳	۲/۷۳	۴۰/۲۲	۰/۳۷

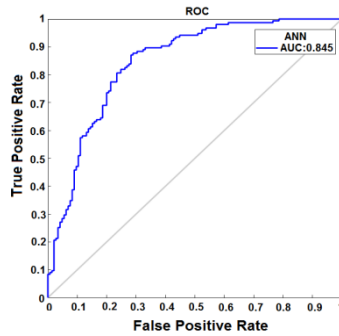
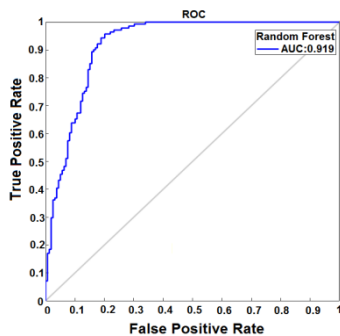
تعیین عامل‌های مؤثر و ارزیابی حساسیت به زمین‌لغزش با روش‌های...

نتیجه‌های محاسبه‌ی شاخص‌های نسبت فراوانی و سطح سلول هسته برای ارزیابی دقت تفکیک طبقه‌بندی نقشه‌های پهنه‌بندی نشان می‌دهد که مدل جنگل تصادفی در مقایسه با مدل شبکه‌ی عصبی مطلوب‌تری دارد (جدول ۳ و شکل ۱۱). روند صعودی شاخص نسبت فراوانی و نزولی شاخص سطح سلول هسته به شکل قرینه و معکوس یک‌دیگر از طبقه‌های حساسیت خیلی کم تا خیلی زیاد در مدل جنگل تصادفی یکنواخت‌تر و مطلوب‌تر است (شکل ۱۱). نتیجه‌های اجرا و توسعه‌ی مدل‌ها با منحنی نرخ توفیق نشان می‌دهد سطح طبقه‌های حساسیت ۹۰ تا ۸۰٪، ۱۰۰٪ تا ۸۰٪، ۱۰۰٪ تا ۷۰٪ تا ۵۰٪، ۱۰۰٪ تا ۲۵٪ و ۱۰۰٪ تا ۳۶٪، ۶۴٪، ۸۴٪ و ۹۸٪ و در مدل شبکه‌ی عصبی به ترتیب شاخص حساسیت است، در مدل جنگل تصادفی به ترتیب ۲۸٪، ۵۴٪، ۷۴٪ و ۹۴٪ از رخداد زمین‌لغزش‌ها است (شکل ۱۲). بنابراین می‌توان گفت مدل جنگل تصادفی با داشتن اندازه‌های پوشش بیش‌تر سطح رخداد زمین‌لغزش در طبقه‌های

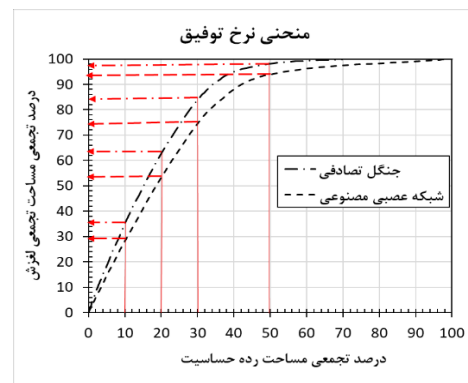
حساسیت بیش‌تر، کارآمدی مناسب‌تری دارد که با پژوهش‌های آوند و رمضان‌زاده (۲۰۲۰) از این نظر تطابق دارد. نتیجه‌های منحنی ROC برای اعتبارسنجی، ارزیابی و مقایسه‌ی مدل‌های جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی نشان داد که مدل جنگل تصادفی ($AUC=0.919$) دقت بیش‌تری از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی ($AUC=0.845$) دارد، و با مطلوبیت بیش‌تر، رخداد زمین‌لغزش‌ها را در منطقه بهتر می‌تواند پیش‌بینی کند (شکل ۱۳). این نتیجه‌ها در زمینه‌ی دقت طبقه‌بندی و اعتبارسنجی مدل‌های به‌کار برده شده است. این پژوهش نتیجه‌های بهاروند و سوری (۲۰۱۶) و عمادالدین و مرادی (۲۰۱۸) در زمینه‌ی به‌کارگیری مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی و عبدالله‌زاده و همکاران (۲۰۲۰)، حیدری و همکاران (۲۰۲۰) و عفیفی (۲۰۲۱) در زمینه‌ی بهره‌گیری مدل جنگل تصادفی را تأیید می‌کند. علت تشابه این پژوهش‌ها ممکن است وضعیت قرارگرفتن منطقه‌های پژوهش در یک پهنه‌ی زمین‌شناسی و تشابه به‌کارگیری عامل‌های مؤثر مشترک باشد.



شکل ۱۱- شاخص نسبت فراوانی و شاخص سطح سلول هسته.



شکل ۱۳- منحنی سطح زیر منحنی ROC و پیش‌بینی مدل‌های جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی.



شکل ۱۲- منحنی نرخ توفیق در توسعه‌ی دو مدل جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی.

را پوشش می‌دهد، یعنی مدل جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی به ترتیب حدود یک سوم و یک ششم منطقه را با حساسیت خیلی زیاد تقسیم‌بندی می‌کند.

با نتیجه‌های این پژوهش، به کارگیری داده‌های زمین‌ریختی به همراه عامل‌های ذاتی با روش‌های داده‌کاوی مبتنی بر روش یادگیری ماشین ممکن است در شناسایی اهمیت عامل‌های مؤثر، پهنه‌بندی و پیش‌بینی رخداد زمین‌لغزش‌ها برای منطقه‌های مشابه دیگر زاگرس کارآمد و کاربردی باشد. با نتیجه‌ها و کارآمدی مدل‌های بهره‌گیری شده در این پژوهش و توانایی خوب مدل‌ها در تفکیک بین طبقه‌های حساسیت نسبت به زمین‌لغزش، پیشنهاد می‌شود نقشه‌های به‌دست‌آمده مبنای مدیریت و برنامه‌ریزی در عرصه‌های منابع طبیعی، نقشه‌های برآورد فرسایش و رسوب آبخیزها برای حفاظت خاک، آمایش سرزمین و کاهش زیان‌های ناشی از آن برای مدیران و کارشناسان اجرایی دستگاه‌های اجرایی کشور شود.

سپاس‌گزاری

اطلاعات پایه‌ی بهره‌گرفته در این پژوهش از بخشی از پروژه‌ی پژوهشی ملی با عنوان «ارزیابی کارایی فن تداخل‌سنجی تفاضلی راداری (DInSAR) و پراکنش‌کننده‌های دایمی (PSInSAR) در شناسایی و پایش زمین‌لغزش‌ها» (۱۳۹۴-۲۹-۳۸-۰) است. نویسندگان سپاس و قدردانی خود را از مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان، پژوهشکده‌ی حفاظت خاک و آبخیزداری، و سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی به‌خاطر حمایت‌های مالی و ستادی ابراز می‌نمایند.

نتیجه‌گیری

عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش بسیار پیچیده و گاه ناشناخته است. توسعه‌ی پژوهش‌ها بر روش‌های گوناگون مدل‌سازی از جمله داده‌کاوی با روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین برای شناسایی، تعیین و بررسی عامل‌های مؤثر و نهایتاً پهنه‌بندی و پیش‌بینی منطقه‌ها نسبت به رخداد زمین‌لغزش‌ها کمک بزرگی است. در این پژوهش از میان ۱۵ عامل انتخاب شده‌ی مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش دو عامل طول شیب و شاخص رطوبت پستی‌بلندی با بقیه‌ی عامل‌های مؤثر هم‌پوشانی اطلاعاتی دارد، بنابراین در مرحله‌ی مدل‌سازی از آن‌ها چشم‌پوشی شد. در هر دو مدل جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی به ترتیب عامل‌های سنگ‌شناسی، کاربری زمین و فاصله از جاده در رخداد زمین‌لغزش‌ها در منطقه اهمیت و اولویت دارد.

در مرحله‌ی اجرای مدل‌ها مشخص شد که مدل جنگل تصادفی با خطای ۰/۰۸۵ و ضریب تبیین ۰/۹۱ و مدل شبکه‌ی عصبی با خطای ۰/۱۰۴ و ضریب تبیین ۰/۸۵ به ترتیب بهترین برازش در بررسی داده‌های ورودی و ایجاد مدل دارد. ارزیابی دقت طبقه‌بندی و اعتبارسنجی مدل‌ها نشان داد که مدل جنگل تصادفی ضمن داشتن آستانه‌ی طبقه‌های مناسب در طبقه‌بندی، اولویت بیش‌تری برای پهنه‌بندی و پیش‌بینی رخداد زمین‌لغزش‌ها دارد، در حالی که هر دو مدل در پهنه‌بندی و پیش‌بینی رخداد زمین‌لغزش‌ها در آبخیز دوآب صمصامی کارآمدی مناسبی دارد. در مدل جنگل تصادفی طبقه‌ی حساسیت خیلی‌زیاد با وسعت حدود ۳۳٪ منطقه، ۸۸٪ رخداد زمین‌لغزش‌ها و در مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی با وسعت حدود ۱۵٪ منطقه، حدود ۴۰٪ رخداد زمین‌لغزش‌ها

- Abdullahzadeh A, Onagh M, Saad Eddin A, Mustafa Zadeh R. 2014. Development of a landslide management plan under normal and critical scenarios for Ziarat Watershed, Golestan Province. *Journal of Watershed Management Research*, 27(3): 75–84. (In Persian).
- Affi MI. 2021. Spatial analysis of landslide risk with emphasis on geomorphological factors using stochastic forest model (Case study: Larestan city in Fars Province). *Physical Geography Quarterly*, 14(51): 39–53. (In Persian).
- Arabameri AR, Shirani K, Tazeh M. 2017. Numerical analysis of effective factors in landslide occurrence and its sensitivity zonation using logistic regression and multivariate linear regression (Case study: Marbor Watershed). *Journal of Range and Watershed Management (Iranian Journal of Natural Resources)*, 70(1): 151–168. (In Persian).
- Ardeshir A, Amiri M, Ghasemi Y, Errington M. 2014. Risk assessment of construction projects for water conveyance tunnels using fuzzy fault tree analysis. *International Journal of Civil Engineering*, 12(4): 396–412. (In Persian).
- Avand M, Ramazanzadeh M. 2020. Flood susceptibility mapping using random forest machine learning and generalized bayesian linear model. *Journal of Environment and Water Engineering*, 6(1): 73–85. (In Persian).
- Babolimoakher H, Taghian A, Shirani K. 2019. Assessment of landslide susceptibility zoning map using confidence factor logistic regression hybrid method by means of geomorphometric indices. *Quantitative Geomorphological Research*, 7(3): 91–16. (In Persian).
- Baharvand S, Soori S. 2016. Landslide hazard zonation using artificial neural network (Case study: Sepiddasht-Lorestan, Iran) *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, pp. 15–31. (In Persian).
- Breiman L. 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45(1): 5–32.
- Bui DT, Pradhan B, Lofman O, Revhaug I, Dick OB. 2012. Landslide susceptibility mapping at Hoa binh province (Vietnam) using an adaptive neuro-fuzzy inference system and GIS. *Computers and Geosciences*, 22(1): 85–95.
- Constantin M, Bednarik M, Jurchescu MC, Vlaicu M. 2010. Landslide susceptibility assessment using the bivariate statistical analysis and the index of entropy in the Sibiciu basin (Romania). *Environmental Earth Science*, 63(2): 397–406.
- Darminto MR, Chu HJ. 2019. Mapping landslide release area using random forest model, *Geomatics International Conference*, IOP Publishing, 389: 1–16.
- Emad al-Din S, Moradi A. 2018. Examining the Landslide Risk using Analytic Hierarchy Process (AHP) Artificial Neural Network (ANN) Analysis and Field Studies Aiming for Risk Reduction (Case study: Haraz Road). *Quantitative Geomorphological Research*, 6(4): 172–190. (In Persian).
- Fazlzadeh A, Haghiga J, Pourkeivan F, Ahmadian V. 2019. Investigate the operation of random forest and deep neural networks on statistical arbitrage strategy. *Journal of Financial Engineering and Securities Management*, 10 (40): 349–64. (In Persian).
- Heydari N, Habib Nejad M, Kaviani A,

- Pourghasemi HR. 2020. Landslide susceptibility modelling using the random forest machine learning algorithm in the Watershed of Rais-Ali Delvari Reservoir. *Journal of Watershed Management Research*, 33(1): 2–13. (In Persian).
- Iverson RM, Reid ME, Lahusen RG. 1997. Debris-flow mobilization from landslides. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 25(1): 85–138.
- Kavian A, Rezaei M, Shahedi K, Hadian Amri MA. 2021. Evaluation of random forest method in landslide susceptibility mapping in Sadat Mahalleh Watershed of Sari. *Journal of Watershed Management Research*, 34(1): 74–92. (In Persian).
- Kayaştha P, Dhital MR, Smedt FD. 2012. Landslide susceptibility mapping using the weight of evidence method in the Tinau Watershed, *Natural Hazards*, 63(2): 479–498.
- Keefer DK. 1984. Landslides caused by earthquakes. *Geological Society of America Bulletin*, 95(4): 406–421.
- Komac M. 2006. A landslide susceptibility model using the analytical hierarchy process method and multivariate statistics in perialpine Slovenia, *Geomorphology*, 74(1–4): 17–28.
- Mansouri M, Shirani K, Ghazifard A, Emami SN. 2017. Application of probabilistic methods in landslide hazard mapping. *Geosciences*, 26(102): 267–280. (In Persian).
- McGuire RK. 1995. Probabilistic seismic hazard analysis and design earthquakes: closing the loop. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 85(5): 1275–1284.
- Mohammady M, Pourghasemi HR. 2017. Prioritization of landslide-conditioning factors and its landslide susceptibility mapping using random forest new algorithm. *Journal of Watershed Management Research*, 8(15): 161–170. (In Persian)
- Mokhtari M, Hosein Zadeh Z, Shirani K. 2020. A comparison study on landslide prediction through FAHP and Dempster-Shafer methods and their evaluation by P-A plots. *Environmental Earth Sciences*, 79(3): 1–13.
- Moradi HR, Mohammady M, Pourghasemi HR, Mostafa Zadeh R. 2010. Landslide hazard analysis in golestan province using dempster-shafer theory. *Researches in Earth Sciences*, 1(3): 1–14.
- Moradi M, Bazayr MH, Mohammadi Z. 2012. GIS-based landslide susceptibility mapping by AHP method, a case study, Dena City, Iran. *Journal of Basic and Applied Scientific Research*, 2(7): 6715–6723.
- Mousavi SR, Parsaie F, Rahmani A, Sedri MH, Kohsar Bostani M. 2020. Spatial prediction some of the surface soil properties using interpolation and machine learning models. *Electronic Journal of Soil Management and Sustainable Production*, 10(3): 27–49. (In Persian).
- Nam K, Wang F. 2020. An extreme rainfall-induced landslide susceptibility assessment using autoencoder combined with random forest in Shimane Prefecture (Japan). *Geoenvironmental Disasters*, 7(1): 1–16.
- Nefeslioglu HA, Duman TY, Durmaz S. 2008. Landslide susceptibility mapping for a part of tectonic Kelkit Valley (Turkey) *Geomorphology*, 94(3/4): 401–418.
- Nhu VH, Shirzadi A, Shahabi H, Singh SK, Al-Ansari N, Clague JJ, Jaafari A, Chen W, Miraki S, Dou G, Luu C, Górski K, Pham BT, Nguyen HD, Ahmad BB. 2020. Shallow landslide susceptibility mapping: A comparison between logistic model tree, logistic regression, naïve bayes tree, artificial neural network, and support vector machine algorithms, *International Journal of Environmen-*

- tal Research and Public Health, 17(8): 1–30.
- Oliveira GG, Chimelo Ruiz F, Guasselli LA, Haetinger C. 2019. Random forest and artificial neural networks in landslide susceptibility modeling: a case study of the fão river basin (Brazil). *Natural Hazards*, 99(2): 1049–1073.
- Pailoplee S, Sugiyama Y, Charusiri P. 2010. Probabilistic seismic hazard analysis in Thailand and adjacent areas by using regional seismic source zones. *Terrestrial, Atmospheric and Oceanic Sciences*, 21(5): 757–766.
- Parise M. 2002. Landslide hazard zonation of slopes susceptible to rock falls and topples. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2(1/2):37–49.
- Pasha H, Sorbi A. 2018. Landslide risk assessment in Qazvin-Rasht quadrangle zone (Iran). *Journal of Geoscience*, 27(106): 89–98. (In Persian).
- Popescu ME. 1994. A suggested method for reporting landslide causes. *Bulletin of the International Association of Engineering Geology-Bulletin*, 50(1): 71–74.
- Pradhan B, Lee S. 2010. Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling. *Environmental Modelling & Software*. 25(6): 747–759.
- Schwartz DP, Coppersmith KJ. 1984. Fault behavior and characteristic earthquakes: Examples from the Wasatch and San Andreas Fault zones. *Journal of Geophysical Research*, 89(B7): 5681–5698.
- Sepah vand AR, Moradi HR, Abdolmaleki P. 2017. Landslide hazard mapping using the artificial neural network a part of haraz watershed, *Journal of Watershed Management Research*, 29(4): 9–19. (In Persian).
- Shirani K, Heydari F, Arabameri, A. 2018. Comparison of artificial neural network and multivariate regression methods in landslide hazard zonation (Isfahan). *Watershed Engineering and Management*, 9(4): 451–464. (In Persian).
- Shirani K. Pasandi M. Arabameri A. 2018. Landslide susceptibility assessment by dempster–shafer and index of entropy models, sarkhoun basin (Iran). *Natural Hazards*, 93(3): 1379–1418.
- Shirani K, Seif A. 2012. Landslide hazard zonation by using statistical methods. *Journal of Geoscience*, 22(85):149–158. (In Persian).
- Shirani K, Seif A, Nasr A. 2013. Investigation of effective’s parameters on mass movement by using of landslide hazard zonation maps. *Journal of Geoscience*, 23(89): 3–10. (In Persian).
- Soori S. 2012. Landslide hazard zonation using artificial neural networks A case study: Keshvari watershed (Nozhiyan). *Journal of Engineering Geology*, 5(2): 1269–1286. (In Persian).
- Suzen ML, Doyuran V. 2004. A comparison of the GIS based landslide susceptibility assessment methods: Multivariate versus bivariate. *Environmental Geology*, 45(5): 665–679.
- Swets JA. 1988. Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, 240(4857): 1285–1293.
- Taalab K, Cheng T, Zhang Y. 2018. Mapping landslide susceptibility and types using random forest, *Big Earth Data*, 2(2): 159–178.
- Talebi A, Goodarzi S, Pourghsemi HR. 2018. Investigation of the possibility of landslide hazard mapping using the random forest algorithm. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 7(16): 45–64. (In Persian).
- Varnes, DJ. 1984. *Landslide Hazard Zonation: A Review of Principles and Practice*, Natural

- Hazards. UNESCO, Paris.
- Yalcin A. 2007. The effects of clay on landslides: A case study. *Applied Clay Science*, 38(1/2): 77–85.
- Yilmaz C, Topal T, Süzen ML. 2012. GIS-based landslide susceptibility mapping using bivariate statistical analysis in Devrek (Zonguldak-Turkey). *Environmental Earth Sciences*, 65(7): 2161–2178.
- Yilmaz I. 2009. Landslide susceptibility mapping using frequency ratio. logistic regression. artificial neural networks and their comparison: a case study from Kat landslides (Turkey). *Computers and Geosciences*, 35(6): 1125–1138.
- Youssef AM, Pourghasemi HR. 2021. Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms and comparison of their performance at Abha basin, asir region. (Saudi Arabia). *Geoscience Frontiers*, 12(2): 639–655.
- Zhou C, Yin K, Cao Y, Ahmed B, Li Y, Catani F, Pourghasemi HR. 2017. Landslide susceptibility modeling applying machine learning methods: a case study from Longju in the three gorges reservoir area (China). *Computers and Geosciences*, 112(1): 23–37.



Watershed Management Research

VOL. 35, No.1, Ser. No: 134, Spring 2022, pp. 40-60
DOI: 10.22092/WMRJ.2021.354962.1421

Research Paper



Determination of Effective factors and Assessment of Landslide Susceptibility Using Random Forest and Artificial Neural Network in Doab Samsami Region, Chaharmahal va Bakhtiari Province

Kourosh Shirani

(Corresponding Author)* Associate Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran

Reza Naderi Samani

Researcher, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Isfahan Agricultural and Natural Resources, Research and Education Center, AREEO, Isfahan, Iran

*Corresponding Author's Email: K_sh424@yahoo.com

Received: 26 July 2021

Accepted: 20 September 2021

Abstract

Nowadays, landslides are among the geological hazards that data mining methods based on machine learning have been developed to model and predict. This paper addresses the development of a landslide susceptibility assessment that uses machine learning techniques and GIS. Artificial Neural Network (ANN) and Random Forest (RF) were compared for the landslide spatial modeling. The landslide susceptibility zoning maps consider 15 layers including geologic, morphologic, hydrologic, man-made parameters (independent variables) for landslide susceptibility assessment, and Doab Samsami watershed in Chaharmahal Bakhtiari province was chosen for the application of models due to data availability and the 174 total landslide occurrences (dependent variables). The relationship between effective factors and landslide occurrences was quantified and weighted using frequency ratio. Data independence was tested using linear multivariate regression analysis, tolerance, and VIF indices. In order to implement and validate the model, the landslide locations were randomly divided into two subsets, namely, training (70% of the total) and testing (30%), respectively. Subsequently, RF and ANN models were developed and the landslide susceptibility zonation map was produced. Maps were evaluated and validated using frequency ratio & seed cell area index, success rate, area under of receiver Operating characteristic (AUC-ROC). Results illustrated that the two factors of slope length and topographic wetness index have multicollinearity or information overlap and were removed from the modeling process in later stages. Effective factor analysis in both models showed that lithology, land use, and aspect slope factors had a significant effect on landslides, respectively. Also, the results of classification and validation of models showed that the random forest (RF) model (AUC-ROC = 0.919) was more accurate and efficient than the artificial neural network (AUC-ROC = 0.845) for landslide occurrence prediction. The results of this study can be used by executive administrations for management and planning in development and executive plans, including rural-urban development, accurate estimation in erosion models in watersheds, soil conservation, and natural resources protection.

Keywords: Artificial neural network, Doab Samsami, landslide, random forest, zonation