



مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی فارس

# پژوهش‌های آبخیزداری

شاپا: ۲۰۳۸-۲۹۸۱



سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی

## ارزیابی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین در تهیه نقشه‌ی خطر زمین لغزش در آبخیز بار نیشابور

علی دسترنج<sup>۱\*</sup>، ابراهیم کریمی سنگچینی<sup>۲</sup>، حمزه نور<sup>۳</sup>

- ۱ و ۳- استادیار بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان خراسان رضوی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، مشهد، ایران
- ۲- استادیار بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان لرستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، خرم‌آباد، ایران

### چکیده‌ی مبسوط

#### مقدمه و هدف

پهنه‌بندی حساسیت رخدادهای زمین لغزش با استفاده از روش‌های گوناگون، یکی از راهکارهای مدیریت زمین لغزش است. هدف از این پژوهش، مدل‌سازی مکانی حساسیت رخدادهای زمین لغزش با استفاده از سه روش مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی (RF)، بیشینه‌ی آنتروپی (ME) و مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) بود. افزون بر این، کارایی این مدل‌ها در پهنه‌بندی حساسیت رخدادهای زمین لغزش در آبخیز بار نیشابور، استان خراسان رضوی مقایسه شد.

#### مواد و روش‌ها

در این پژوهش، لایه‌ی نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش‌های آبخیز بار با ۷۳ نقطه‌ی ثبت‌شده، تهیه شد. این نقاط به شکل تصادفی به دو دسته برای آموزش مدل (۷۰٪) و اعتبارسنجی مدل (۳۰٪) تقسیم شدند. همچنین، با توجه به بررسی منابع گسترده، ۱۶ عامل مؤثر بر رخداد زمین لغزش در منطقه‌ی مطالعه‌شده شناسایی شد و لایه‌های رقومی در سامانه‌ی اطلاعات جغرافیایی تهیه شد. سپس نقشه‌ی خطر (استعداد) زمین لغزش بر اساس سه روش مزبور تهیه شد. سرانجام، برای ارزیابی صحت مدل‌سازی و مقایسه‌ی کارایی مدل‌ها از شاخص جمع کیفیت (QS) استفاده شد.

#### نوع مقاله: پژوهشی

\*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: Dastranj66@gmail.com

**استناد:** دسترنج، ع.، کریمی سنگچینی، ا.، نور، ح. ۱۴۰۳. ارزیابی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین در تهیه‌ی نقشه‌ی خطر زمین لغزش در آبخیز بار نیشابور. پژوهش‌های آبخیزداری، ۳۷ (۲): ۱۴۷-۱۳۳.

شناسه‌ی دیجیتال: 10.22092/WMRJ.2023.361650.1531

**تاریخ دریافت:** ۱۴۰۱/۱۲/۱۰، **تاریخ بازنگری:** ۱۴۰۲/۰۳/۲۹، **تاریخ پذیرش:** ۱۴۰۲/۰۶/۳۰، **تاریخ انتشار:** ۱۴۰۳/۰۴/۰۱  
پژوهش‌های آبخیزداری، سال ۱۴۰۳، دوره‌ی ۳۷، شماره ۲، شماره‌ی پیاپی ۱۴۳، تابستان ۱۴۰۳، صفحه‌های ۱۳۳ تا ۱۴۷.

© نویسندگان

**ناشر:** مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان فارس



## نتایج و بحث

نتایج این پژوهش نشان داد که روش مدل جنگل تصادفی (RF) به‌عنوان مدل برتر ( $Q_s = 0/018$ ) برای آبخیز برگزیده شد. مدل‌های بردار پشتیبان (SVM) با  $Q_s$  برابر با  $0/014$  و مدل بیشینه‌ی آنتروپی (ME) با  $Q_s$  برابر با  $0/013$  به ترتیب اولویت‌های بعدی بودند.

## نتیجه‌گیری و پیشنهادها

بر اساس نتایج این پژوهش مدل جنگل تصادفی هم نتایج بهتر و هم کاربردی‌تر ارائه داد. تطبیق نتایج به‌دست آمده از این مدل با شرایط واقعی موجود با بازدیدهای میدانی انجام شد. افزون بر این میان نتایج نقشه‌ی پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل جنگل تصادفی و شرایط واقعی موجود در منطقه‌ی مطالعه‌شده تطبیق بسیار زیادی وجود داشت. سرانجام مشخص شد که با فرض تمرکز عملیات مدیریتی در طبقه‌های با حساسیت زیاد و انتخاب مدل جنگل تصادفی به‌عنوان مدل برتر،  $75/5\%$  از مساحت منطقه از روند مدیریتی خارج شده است. بنابراین، برای مدیریت این بخش به زمان کم‌تر و تخصیص منابع مالی نیاز است.

## واژگان کلیدی: آبخیز بار، استان خراسان رضوی، زمین‌لغزش، مدل جنگل تصادفی

## مقدمه

یادگیری ماشین شامل: شبکه‌ی عصبی مصنوعی (یائو و همکاران ۲۰۲۲ و هاموزی و همکاران ۲۰۱۹)، وایزی لجستیک (عابدینی و همکاران ۲۰۱۷) و هماسینگ و همکاران (۲۰۱۸)، ماشین‌بردار پشتیبان (هانگ و همکاران ۲۰۱۷) و جنگل تصادفی (سوگن و همکاران ۲۰۱۹ و سان و همکاران ۲۰۲۱) به دلیل داشتن قابلیت زیاد پردازش اطلاعات با دقت زیاد برای تهیه نقشه‌ی حساسیت زمین‌لغزش استفاده شده‌اند. مدل جنگل تصادفی یکی از روش‌های یادگیری ماشین و مدل‌سازی درخت تصمیم است که با تلفیق نتیجه‌های به‌دست‌آمده از درخت‌های گوناگون، ارتباط میان رخداد زمین‌لغزش و سنجه‌های محیطی را برآورد می‌کند (حیدری و همکاران ۲۰۲۰). پژوهشگران پرشماری از جمله ژو و همکاران (۲۰۲۱)، سوگن و همکاران (۲۰۱۹)، سان و همکاران (۲۰۲۱) و ژائو و همکاران (۲۰۲۰)، در بررسی‌های خود به‌منظور پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش از مدل جنگل تصادفی استفاده کرده‌اند. یافته‌های این پژوهشگران بیان‌گر آن بود که مدل جنگل تصادفی دقت خوبی در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش داشت. در سال‌های اخیر یکی دیگر از روش‌های یادگیری ماشین، مدل بیشینه‌ی آنتروپی (ME) است که به‌شکل گسترده‌ای استفاده‌شده است. تیموری و همکاران (۲۰۱۹)، رجب‌زاده و همکاران (۲۰۱۸)، کرکس و همکاران (۲۰۱۸)، کرنژادی و همکاران (۲۰۱۷) و پانسی و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهش‌های خود از روش بیشینه‌ی آنتروپی در ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش استفاده کرده‌اند. یافته‌های این پژوهشگران کارایی مدل بیشینه‌ی آنتروپی (ME) در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش را تأیید کرد. یکی دیگر از روش‌های

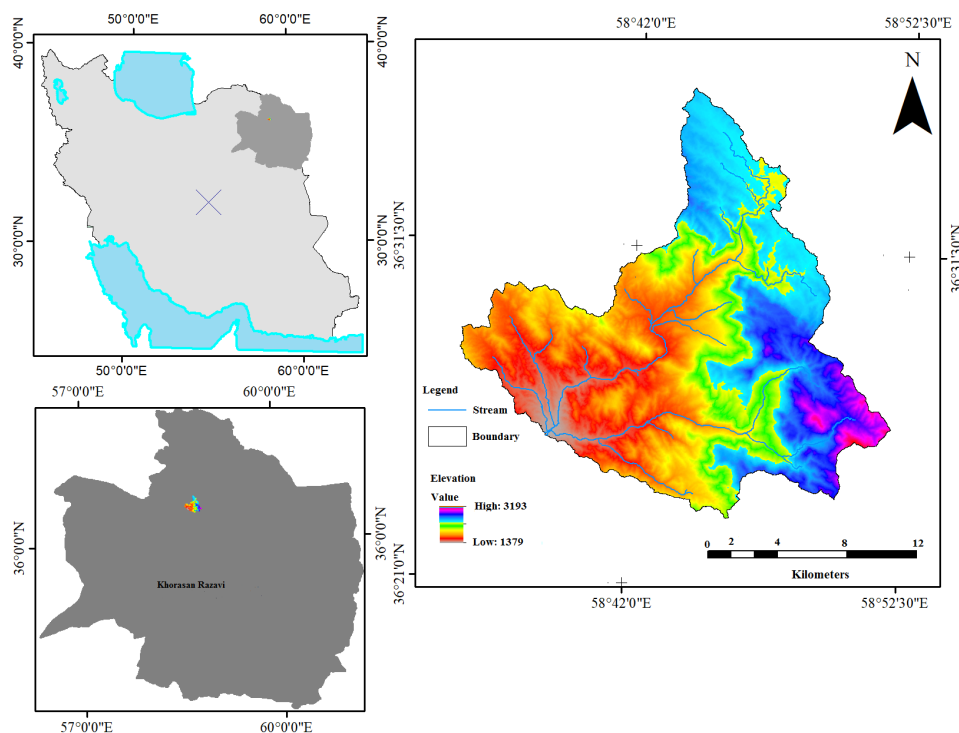
زمین‌لغزش طبیعتاً شکل زمین را به‌طور ناگهانی برهم می‌زند و خسارت‌های فراوانی به مناطق مسکونی، جاده‌ها و زمین‌های کشاورزی وارد می‌کند (محمدنیا و همکاران ۲۰۲۰ و حلاجی و همکاران ۲۰۱۸). رخداد زمین‌لغزش موجب نابودی پوشش گیاهی، باغ‌ها، زمین‌های زراعی و حتی تلفات انسانی می‌شود. کشور ایران به‌دلیل مساعد بودن شرایط جغرافیایی، ضعف مدیریت جامع و رعایت نکردن آستانه‌های محیطی، به‌عنوان یک کشور پرمخاطره به‌شمار می‌آید (باراحمدی و همکاران ۲۰۱۵). ایران از نظر بلاهای طبیعی جزء ده کشور اول دنیا است و هر ساله رخداد زمین‌لغزش‌ها در مناطق مختلف کوهستانی آن خسارت‌ها و صدمات جبران‌ناپذیری به بار می‌آورد (حجازی و رنجبریان شادباد ۲۰۱۴). با توجه به طیف گسترده‌ی رخداد زمین‌لغزش روش واحدی برای شناسایی و تهیه نقشه‌ی پهنه‌بندی برای ارزیابی خطر وجود ندارد. با به‌کارگیری روش‌های علمی، مجموعه‌ای از ابزارهای دقیق برای آماده‌سازی و استفاده‌ی بهینه از نقشه‌ی پهنه‌بندی زمین‌لغزش و همچنین استفاده از مدل‌های پیش‌بینی لغزش فراهم می‌آید که مشکل شناسایی و پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش را کاهش می‌دهد. نقشه‌ی حساسیت زمین‌لغزش سنگ بنایی برای تصمیم‌گیران به منظور پیشنهاد اقدامات فنی، نظارتی و یا ترکیبی است (میتن ۲۰۱۵). همچنین، این نقشه‌ها ابزار مهمی برای مهندسان، دانشمندان علوم زمین، برنامه‌ریزان و مدیران برای انتخاب مکان‌های مناسب برای کشاورزی، ساخت‌وساز و دیگر فعالیت‌های توسعه‌ای به‌شمار می‌آید (کرنژادی و همکاران ۲۰۲۰ و ارکانگلو و همکاران ۲۰۰۲). در سال‌های اخیر روش‌های داده‌کاوی مانند روش‌های

زمین‌های کشاورزی و باغ‌ها در معرض خطر زمین‌لغزش هستند. از این رو، ضرورت شناسایی مناطق مستعد رخداد زمین‌لغزش در این آبخیز می‌تواند اثرات مثبتی بر زندگی و اقتصاد مردم منطقه داشته باشد. در این راستا، در این پژوهش از سه روش یادگیری ماشین شامل مدل جنگل تصادفی (RF)، بیشینه‌ی آنتروپی (ME) و مدل بردار پشتیبان (SVM) در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در آبخیز بار نیشابور در استان خراسان رضوی استفاده شد. سپس به منظور ارزیابی صحت مدل‌ها از شاخص جمع کیفیت (QS) استفاده شد.

### مواد و روش‌ها منطقه‌ی مطالعه‌شده

آبخیز بار در محدوده‌ی طول جغرافیایی  $33^{\circ} 35' 58''$  تا  $4^{\circ} 52' 58''$  شرقی و عرض جغرافیایی  $9^{\circ} 28' 36''$  تا  $7^{\circ} 26' 36''$  شمالی و در دامنه‌های جنوبی بینالود است. آبخیز مزبور یکی از زیر آبخیزهای رود بار است که در شمال شهرستان نیشابور است. موقعیت منطقه‌ی مطالعه‌شده در شکل ۱ نشان‌داده شده است. آبخیز بار بخشی از ساختار زمین‌شناسی بینالود-آلاداغ است که در نتیجه‌ی تحولات زمین‌ساختی، انواع واحدهای سنگی و رسوبی دوران دوم و سوم زمین‌شناسی روی آن گسترش یافته است. شیب میانگین آبخیز  $18/98$  درجه است و کمترین و بیشترین بلندی به ترتیب  $1379$  و  $3193$  متر از سطح دریا است.

یادگیری ماشین، مدل بردار پشتیبان (SVM) است که در این پژوهش از این مدل برای پهنه‌بندی حساسیت به زمین‌لغزش استفاده شد. اسفندیاری درآباد (۲۰۲۰)، کرنژادی و همکاران (۲۰۱۹)، غلامی و همکاران (۲۰۱۹) و فام و همکاران (۲۰۱۶) نیز در پژوهش‌های خود با استفاده از مدل بردار پشتیبان، پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش را انجام دادند. این پژوهشگران کارایی مدل بردار پشتیبان در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش را تأیید کردند. انتخاب مدل مناسب با صحت و دقت زیاد، می‌تواند در پیش‌بینی و مدیریت خطر زمین‌لغزش در متن برنامه آمایش سرزمین کاربرد گسترده و مؤثری داشته باشد. در این پژوهش تلاش شد از بیشترین سنج‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش و همچنین از روش‌های جدید یادگیری ماشین در منطقه‌ی مطالعه‌شده، استفاده شود. آبخیز بار در شمال‌غربی شهر نیشابور است. به دلیل استقرار روستاهای پرشمار و شهر بار، مهم‌ترین فعالیت‌ها کشاورزی، باغداری و دامداری است، که نقش مهمی در تولیدات باغی و کشاورزی و تولیدات دامی در استان خراسان رضوی دارد. همچنین، این آبخیز با چشم‌اندازهای بسیار زیبا، یکی از قطب‌های گردشگری استان خراسان رضوی به‌شمار می‌آید. در این آبخیز به دلیل شرایط زمین‌شناسی، اقلیمی و فعالیت‌های انسانی، ظرفیت رخداد زمین‌لغزش وجود دارد. همچنین، مسیرهای ارتباطی و جاده‌های موجود، خطوط انتقال برق، لوله‌های انتقال آب، خطوط انتقال گاز، مناطق مسکونی و



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی آبخیز بار استان خراسان رضوی.

Figure 1- Geographical location of Bar Watershed in Khorasan Razavi Province.

## روش تحقیق

## تهیه نقشه پراکنش زمین لغزش

یکی از مهم‌ترین مراحل ارزیابی خطر زمین لغزش، شناسایی و تهیه نقشه پراکنش زمین لغزش‌های آبخیز است. از این رو، ابتدا با استفاده از نقشه زمین لغزش‌های منطقه مطالعه‌شده که به‌وسیله اداره کل منابع طبیعی استان خراسان رضوی که با استفاده از تفسیر عکس‌های هوایی با مقیاس ۱:۲۰۰۰۰ در سال ۱۳۸۲، تهیه شده بود، نقشه پراکنش زمین لغزش‌های منطقه، استخراج شد. سپس، این نقشه با بازدید میدانی از آبخیز و با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای Google Earth، اصلاح و به‌روزرسانی شد. در ادامه نقشه پراکنش زمین لغزش‌ها تهیه شد. سرانجام ۷۳ نقطه زمین لغزش در منطقه مطالعه‌شده شناسایی شد، که از این تعداد ۵۲ زمین لغزش برای آموزش مدل و ۲۱ زمین لغزش دیگر به‌منظور اعتبارسنجی مدل استفاده شد.

## تهیه لایه‌های مؤثر بر رخداد زمین لغزش

اولین مرحله مطالعه پهنه‌بندی خطر زمین لغزش، شناخت و جمع‌آوری اطلاعات مربوط به عامل‌هایی است که در رخداد زمین لغزش‌ها نقش مؤثری دارند. در این پژوهش، از میان این عامل‌ها، آن دسته از عامل‌ها که بر پایه پژوهش‌های انجام‌شده در مناطق دیگر و بر پایه نظر کارشناسی تأثیر زیادی در رخداد لغزش داشتند، انتخاب شدند. سرانجام، مهم‌ترین عامل‌های مؤثر بر زمین لغزش‌های منطقه شامل شیب، جهت شیب، طبقه‌های بلندی، زمین‌شناسی، شبکه‌ی زهکشی (فاصله از رود)، جاده (فاصله از جاده)، گسل (فاصله از گسل)، شاخص‌های پستی‌بلندی (شاخص توان رود (SPI)، شاخص رطوبت پستی‌بلندی (TWI) و شاخص طول شیب (LS))، شاخص‌های زمین‌ریخت‌شناسی (شاخص موقعیت پستی‌بلندی (TPI)، شاخص ناهمواری پستی‌بلندی (TRI) و شاخص انحنای سطح (Curvature Index)، کاربری زمین، شاخص بهنجارشده‌ی تفاوت پوشش گیاهی (NDVI) و خطوط هم بارش برای بررسی مناطق حساس به زمین لغزش انتخاب شدند.

نقشه‌ی کاربری منطقه مطالعه‌شده با استفاده از نقشه‌ی کاربری زمین استان خراسان رضوی که از اداره کل منابع طبیعی خراسان رضوی تهیه شده بود، استخراج شد. سپس این نقشه با بازدید میدانی و به‌ویژه بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌ای Google Earth، اصلاح شد. لایه‌های شیب، جهت شیب و طبقه‌های بلندی با استفاده از مدل رقومی ارتفاع (DEM) با قدرت تفکیک زمینی ۱۲/۵ متر و نرم‌افزار Arc GIS 10.8 تهیه شد. برای

تهیه لایه‌های زمین‌شناسی و گسل‌های منطقه مطالعه‌شده از نقشه‌ی زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ نیشابور و اخمد با شماره‌ی صفحه ۷۷۶۲ و ۷۷۶۳ (تهیه‌شده به‌وسیله سازمان زمین‌شناسی)، استفاده شد. از تابع فاصله‌ی اقلیدسی برای تهیه و آماده‌سازی فاصله از گسل، فاصله از جاده و فاصله از آبراهه در محیط نرم‌افزار Arc GIS 10.8، استفاده شد. نقشه‌ی بارش با استفاده از داده‌های بارش ایستگاه‌های همدید و باران‌سنجی که در درون و نزدیک منطقه مطالعه‌شده بودند، استخراج شد. شاخص NDVI با استفاده از تصاویر ماهواره‌ی لندست ۸ در سال ۲۰۱۹ و در فصل رشد در محیط Google Earth engine، تهیه شد. نقشه‌ی جاده‌های منطقه مطالعه‌شده با استفاده از نقشه‌ی جاده‌های استان که به‌وسیله اداره کل منابع طبیعی استان خراسان رضوی تهیه شده بود، استخراج شد و با انجام بازدیدهای میدانی و تصاویر ماهواره‌ی Google Earth، اصلاح شد. شاخص توان آبراهه (SPI) با استفاده از رابطه‌ی ۱ و بر پایه‌ی دستور Raster Calculator در محیط نرم‌افزار Arc GIS 10.8 محاسبه شد (عظیم‌پور مقدم ۲۰۱۵).

$$SPI = A_s \tan \beta \quad (1)$$

AS: مساحت آبخیز و  $\tan \beta$ : اندازه‌ی شیب منطقه در هر پیکسل است.

شاخص رطوبت پستی‌بلندی (TWI) با استفاده از رابطه‌ی ۲ در محیط نرم‌افزار SAGA GIS، تعیین شد.

$$TWI = \ln \alpha / \tan \beta \quad (2)$$

$\alpha$ : مساحت بالاست در واحد طول و  $\beta$ : شیب منطقه‌ای است.

شاخص موقعیت پستی‌بلندی (TPI) با استفاده از رابطه‌ی ۳ به‌دست آمد.

$$TPI = Z_0 - \sum_{n=1} Z_{n/n} \quad (3)$$

$Z_0$ : بلندی نقطه‌ی مدل تحت ارزیابی،  $Z_n$ : بلندی از شبکه و  $n$ : تعداد کل نقاط پیرامون در نظر گرفته‌شده در ارزیابی است.

شاخص ناهمواری پستی‌بلندی (TRI) با استفاده از رابطه‌ی ۴ محاسبه شد.

$$TRI = \sqrt{\sum_{p=1}^8 Z_{Md}} \quad (4)$$

متغیرهای مستقل و وابسته را تشکیل می‌دهد. سرانجام، نقشه‌ی نهایی حساسیت زمین‌لغزش بر اساس نقاط عطف منحنی فراوانی تجمعی پیکسل‌ها در پنج طبقه‌ی استعداد (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد) پهنه‌بندی شد (کرنزادی و همکاران ۲۰۱۵).

### پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)

این مدل یکی از مدل‌های یادگیری ماشین نظارت‌شده است که به منظور طبقه‌بندی و تفکیک داده‌ها به کار می‌رود. به بیان دیگر، پس از مشخص شدن داده‌های ورودی مدل (متغیرهای مستقل) و داده‌های هدف (متغیرهای وابسته)، مدل ماشین بردار پشتیبان پس از تجزیه و تحلیل میان متغیرهای مستقل و وابسته (واسنجی)، داده‌ها را به گروه‌های متمایزی تقسیم می‌کند. در مدل SVM، هر نمونه داده به عنوان یک نقطه در فضای  $n$  بعدی روی نمودار پراکندگی داده‌ها رسم می‌شود ( $n$  تعداد ویژگی‌هایی است که یک نمونه داده دارد) و اندازه‌ی هر ویژگی از داده‌ها، یکی از مؤلفه‌های مختصات نقطه روی نمودار را مشخص می‌کند. ایده‌ی اصلی این مدل به شکل یک طبقه‌بندی دوتایی با استفاده از نقاط آموزشی است که فضای ورودی اصلی را به یک فضای با ابعاد بیشتر، برای یافتن یک ابر صفحه مطلوب تبدیل می‌کند. نقاط آموزشی که نزدیک به صفحه‌ی مطلوب است، پشتیبان بردار نامیده می‌شود. هنگامی که سطح تصمیم به دست آمد، می‌توان از آن برای برآورد داده‌های جدید استفاده کرد (رابط و همکاران ۲۰۲۰). در این پژوهش، به منظور استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان از نرم‌افزار modEco و مدل SVR استفاده شد.

### ارزیابی کارایی مدل‌ها

در این پژوهش، از شاخص نسبت تراکم<sup>۱</sup> برای ارزیابی توانایی مدل‌ها در تفکیک طبقه‌های حساسیت به زمین‌لغزش استفاده شد. هر چه تفکیک بین طبقه‌های خطر بیشتر باشد مدل توانایی بیشتری دارد. همچنین از شاخص جمع کیفیت (Quality Sum) برای مقایسه‌ی کارایی مدل‌ها استفاده شد. هر چه اندازه‌ی QS به دست آمده بیشتر باشد آن مدل برای منطقه‌ی مطالعه‌شده مناسب‌تر است (کریمی سنگچینی و همکاران ۲۰۱۲). در این پژوهش، شاخص نسبت تراکم با استفاده از رابطه‌ی ۵ تعیین شد.

P: تعداد پیکسل پیرامون، ZMd: میانگین تفاضل ۸ پیکسل پیرامون هر پیکسل است.

### پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از مدل جنگل تصادفی (RF)

پس از تعیین عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش، تهیه‌ی لایه‌های این عامل‌ها، تهیه‌ی لایه‌ی زمین‌لغزش‌های منطقه‌ی مطالعه‌شده و تهیه‌ی بانک اطلاعاتی، نقشه‌ی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل جنگل تصادفی (RF) در سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی و نرم‌افزار آماری R، تهیه شد. مدل جنگل تصادفی یکی از روش‌های ماشین یادگیری برای مدل‌سازی درخت تصمیم است. در این مدل، نمونه‌گیری تصادفی از اطلاعات و متغیرها، به شکل خودکار و تکرار شونده برای تولید انبوهی از درختان و پایزی انجام می‌شود. در این پژوهش، به منظور به کارگیری مدل جنگل تصادفی در ارزیابی استعداد زمین‌لغزش از نرم‌افزار R و بسته RandomForest استفاده شد. سرانجام، نقشه‌ی نهایی حساسیت زمین‌لغزش بر اساس نقاط عطف منحنی فراوانی تجمعی پیکسل‌ها در پنج طبقه‌ی استعداد (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد) پهنه‌بندی شد (کرنزادی و همکاران ۲۰۱۹).

### پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از مدل پیشینه‌ی آنروپی (ME)

روش پیشینه‌ی آنروپی یکی از روش‌های یادگیری ماشینی است که قابلیت زیادی در پیش‌بینی مکانی پدیده‌های گوناگون محیطی دارد (پارک ۲۰۱۵). مدل پیشینه‌ی آنروپی از ابتدا سعی در یافتن رابطه‌های متغیرهای مستقل و وابسته دارد تا بر اساس آن پیش‌بینی مبتنی بر واقعیت را ارائه دهد. برای استفاده از این مدل برای پیش‌بینی رفتار یک گونه یا پدیده نیاز به نقاط بدون حضور آن گونه یا پدیده نیست؛ بلکه از یک گروه عامل‌های تأثیرگذار (عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش) و همچنین نقاط حضور آن پدیده (نقاط لغزشی برای مدل‌سازی) استفاده می‌کند. در این پژوهش، به منظور پهنه‌بندی حساسیت رخداد زمین‌لغزش از مدل پیشینه‌ی آنروپی در نرم‌افزار MaxEnt استفاده شد. به منظور استفاده از این مدل ابتدا متغیرهای مستقل (عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین‌لغزش) و متغیرهای وابسته (نقاط رخداد زمین‌لغزش)، به شکل مد نظر تبدیل شدند و وارد محیط نرم‌افزار MaxEnt شدند. این مدل بر اساس اصل آنروپی، شبکه‌ی ارتباط میان

QS: شاخص جمع مطلوبیت، Dr: تراکم لغزش در هر طبقه خطر، S: نسبت مساحت هر طبقه خطر به مساحت کل آبخیز و n: تعداد طبقه خطر است.

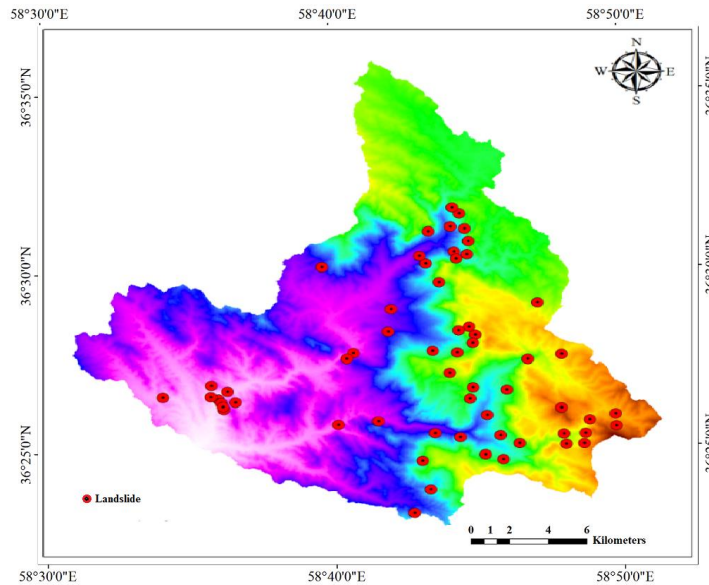
$$Dr = \frac{Si/Ai}{\sum_1^n Si / \sum_1^n Ai} \quad (5)$$

Dr: تراکم لغزش در هر طبقه خطر، Ai: مساحت هر طبقه خطر، Si: مساحت زمین لغزش در هر طبقه خطر و n: تعداد طبقه‌های خطر است.

$$QS = \sum_{i=1}^n [(Dr - 1)^2 \times S] \quad (6)$$

نتایج

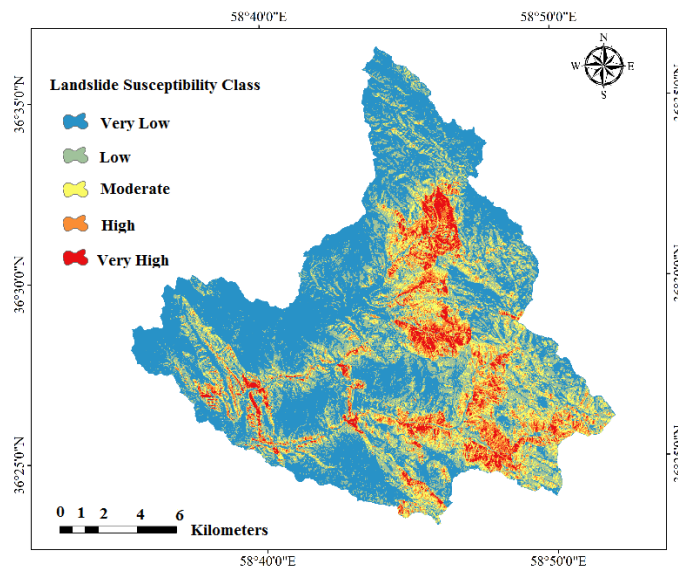
نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش‌های منطقه‌ی مطالعه‌شده  
نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش آبخیز بار با ۷۳ نقطه‌ی ثبت‌شده در شکل ۲ نشان‌داده شده است.



شکل ۲- نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش در منطقه‌ی مطالعه‌شده.  
Figure 2- Landslide distribution map in the studied area.

استفاده از نقاط عطف (شکست طبیعی) منحنی تجمعی فراوانی پیکسل‌ها به پنج طبقه (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد) تقسیم شد (شکل ۳).

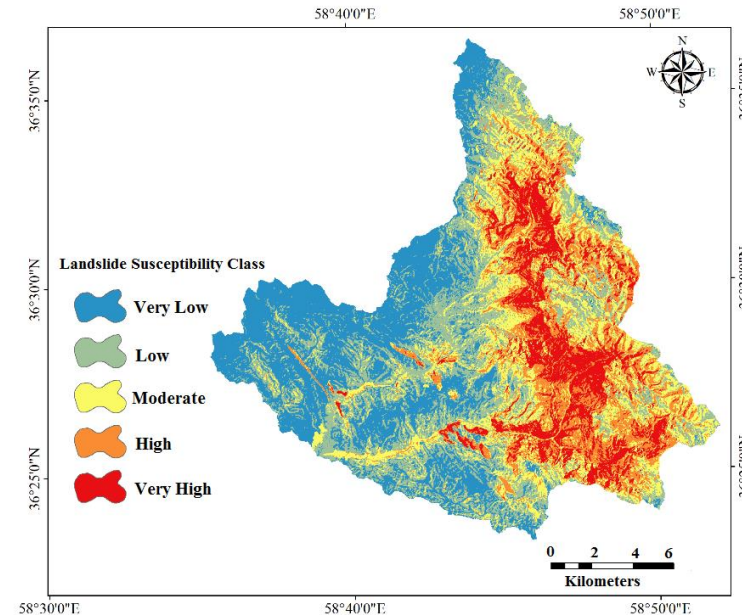
شدت خطر زمین لغزش آبخیز بار با مدل بیشینه‌ی آنترופی نقشه‌ی حساسیت زمین لغزش آبخیز بار با استفاده از مدل بیشینه‌ی آنترופی تهیه شد. سپس این نقشه با



شکل ۳- نقشه‌ی حساسیت رخداد زمین لغزش آبخیز بار با مدل بیشینه‌ی آنترופی.  
Figure 3- Landslide sensitivity map with Maximum Entropy Model of Bar Watershed.

با استفاده از نقاط عطف (شکست طبیعی) منحنی تجمعی فراوانی پیکسل‌ها به پنج طبقه (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد) تقسیم شد (شکل ۴).

شدت خطر زمین لغزش آبخیز بار با مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) نقشه‌ی حساسیت زمین لغزش آبخیز بار با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان تهیه شد. سپس این نقشه

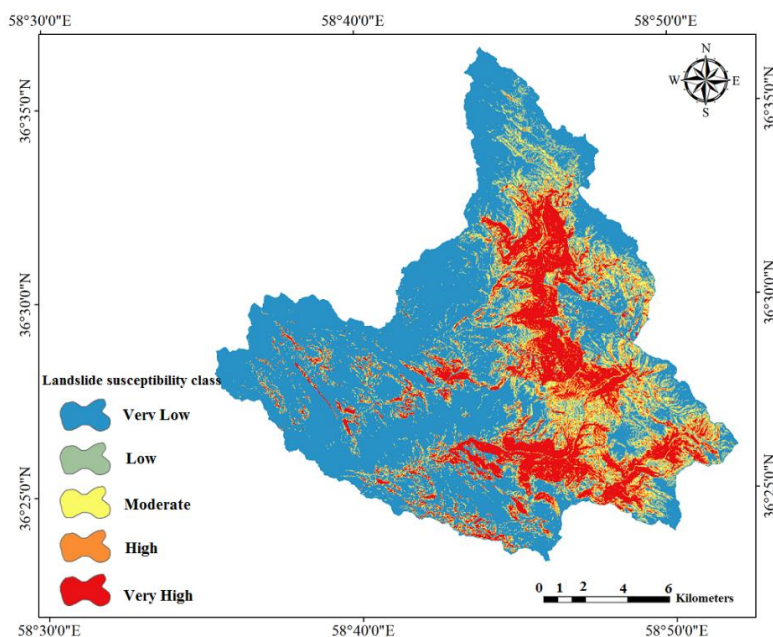


شکل ۴- نقشه‌ی شدت خطر زمین لغزش آبخیز بار با مدل ماشین بردار پشتیبان.

Figure 4- Landslide risk intensity map with support Vector Machine Model of Bar Watershed.

نقاط عطف (شکست طبیعی) منحنی تجمعی فراوانی پیکسل‌ها به پنج طبقه (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد) تقسیم شد (شکل ۵).

شدت خطر زمین لغزش آبخیز بار با مدل جنگل تصادفی (RF) نقشه‌ی حساسیت زمین لغزش آبخیز بار با استفاده از مدل جنگل تصادفی تهیه شد. سپس این نقشه با استفاده از



شکل ۵- نقشه‌ی شدت خطر زمین لغزش آبخیز بار با مدل جنگل تصادفی.

Figure 5- Landslide risk intensity map with Random Forest Model of Bar Watershed

زمین لغزش‌های منطقه، انطباق داده شدند. سپس، شاخص‌های  $Q_s$  و  $D_r$  برای ارزیابی کارایی مدل‌ها و تعیین طبقه‌های خطر، محاسبه شدند (جدول ۱).

ارزیابی کارایی مدل‌ها با استفاده از شاخص  $Q_s$  و  $D_r$  در این پژوهش، نقشه‌های پهنه‌بندی خطر زمین لغزش به دست آمده از مدل‌ها با نقشه‌ی پراکنش

جدول ۱- تعیین شاخص  $Q_s$  و  $D_r$  برای مدل‌های استفاده شده.Table 1- Determination of  $D_r$  and  $Q_s$  index for the used models.

Zoning method	Class	Area(ha)	Landslide area in each class (ha)	Area ratio	$D_r$	$Q_s$	Rank
ME method	Very Low	7301	5	0.0007	0.01	0.013	3
	Low	7004	9	0.0013	0.02		
	Moderate	5396	13	0.0024	0.04		
	High	4237	19	0.0045	0.08		
	Very High	3704	27	0.0073	0.13		
SVM method	Very Low	761	2	0.003	0.05	0.014	2
	Low	7039	8	0.001	0.02		
	Moderate	5343	11	0.002	0.04		
	High	4407	22	0.005	0.09		
	Very High	4340	30	0.007	0.13		
RF method	Very Low	15294	4	0.0003	0.005	0.018	1
	Low	3446	11	0.0032	0.058		
	Moderate	2311	9	0.0039	0.071		
	High	2170	22	0.01	0.185		
	Very High	4420	27	0.0061	0.11		

### بحث و نتیجه‌گیری

جهت شیب، انحنای سطح، انحنای نیم‌رخ، طبقه‌های بلندی، شاخص رطوبت پستی‌بلندی، شاخص وضعیت پستی‌بلندی، بارش، کاربری زمین، زمین‌شناسی، فاصله از گسل، فاصله از شبکه‌ی آبراهه، فاصله از جاده بر پایه‌ی نتایج پژوهش‌های عمادالدین و همکاران (۲۰۲۱) به‌عنوان عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین لغزش انتخاب شدند. سنج‌های سنگ‌شناسی، شرایط آب زیرزمینی، فاصله از گسل، سنج‌های زمین‌ریخت‌سنجی (شیب، جهت و انحنای)، کاربری زمین و بارش، بر پایه‌ی نتایج پژوهش‌های شانو و همکاران (۲۰۲۱) انتخاب شدند. سنج‌های داده‌های زمین لرزه، بارش،  $DEM$ ،  $SPI$ ،  $TWI$ ، شبکه‌ی زهکش، شیب، جهت شیب و آبگیرها بر پایه‌ی نتایج پژوهش‌های تیانجی و همکاران (۲۰۲۱) به‌عنوان عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین لغزش انتخاب شدند.

شرایط طبیعی آبخیز بار نیشابور مانند زمین‌شناسی، شرایط ناهمواری‌ها، زمین‌ریخت‌شناسی و زمین‌ساخت (تکتونیک) و عامل‌های تشدیدکننده‌ی انسانی مانند تغییر کاربری و راه‌های روستایی سبب‌شده تا بستر مناسبی برای رخداد زمین لغزش به وجود آید. در این پژوهش، لایه‌ی نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش‌های آبخیز بار با ۷۳ نقطه‌ی ثبت‌شده، تهیه شد. این نقاط به‌شکل تصادفی به دو دسته برای آموزش مدل (۷۰٪) و اعتبارسنجی مدل (۳۰٪) تقسیم شدند. سپس با کمک سه مدل یادگیری ماشین شامل، بیشینه‌ی آنتروپی

در این پژوهش به منظور ارزیابی پهنه‌بندی خطر زمین لغزش در آبخیز بار در استان خراسان رضوی ابتدا با انجام بررسی‌های کتابخانه‌ای و بازدیدهای میدانی، عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین لغزش تعیین و جمع‌آوری شد. سپس، لایه‌های اطلاعاتی شامل شیب، جهت شیب، طبقه‌های بلندی، زمین‌شناسی، شبکه‌ی زهکشی (فاصله از رود)، جاده (فاصله از جاده)، گسل (فاصله از گسل)، شاخص‌های پستی‌بلندی (شاخص توان رود ( $SPI$ ))، شاخص رطوبت پستی‌بلندی ( $TWI$ ) و شاخص طول شیب ( $LS$ )، شاخص‌های زمین‌ریخت‌شناسی (شاخص موقعیت پستی‌بلندی ( $TPI$ ))، شاخص ناهمواری پستی‌بلندی ( $TRI$ ) و شاخص انحنای سطح، کاربری زمین، شاخص بهنجارشده‌ی تفاوت پوشش گیاهی ( $NDVI$ ) و بارش در محیط سامانه‌ی اطلاعات جغرافیایی ( $GIS$ )، تهیه شد. در این پژوهش، از میان این عامل‌ها، آن دسته از عامل‌ها که بر پایه‌ی پژوهش‌های انجام‌شده در مناطق دیگر و بر پایه‌ی نظر کارشناسی تأثیر زیادی در رخداد لغزش داشتند، انتخاب شدند. در این راستا، سنج‌های درجه‌ی شیب، جهت شیب، بلندی از سطح دریا، شکل شیب، فاصله از گسل، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، بارندگی، سنگ‌شناسی و کاربری زمین بر پایه‌ی نتایج پژوهش‌های عقیقی و همکاران (۲۰۲۱) به‌عنوان عامل‌های مؤثر بر رخداد زمین لغزش انتخاب شدند. سنج‌های درجه‌ی شیب،



حساسیت زمین‌لغزش در پژوهش‌های پرشماری (حلاجی و همکاران ۲۰۲۰)، اسفندیاری درآباد و همکاران (۲۰۲۰)، پنگ و همکاران (۲۰۱۴)، هانگ و همکاران (۲۰۱۵)، لی و همکاران (۲۰۱۷) و (فام و همکاران ۲۰۱۶) از مدل SVM استفاده شده است. در این پژوهش، بر اساس نتایج به‌دست آمده از این مدل ۵۲/۹٪ مساحت سطح آبخیز بار در طبقه‌ی حساسیت خیلی کم و کم، ۱۹/۳٪ در طبقه‌ی حساسیت متوسط و ۲۷/۶٪ در طبقه‌ی حساسیت زیاد و خیلی زیاد، بود. اندازه‌ی مساحت سطح زیر نمودار شاخص ROC در مرحله‌ی اعتبارسنجی ۰/۸۵ به‌دست آمد که بیانگر قابلیت خیلی خوب مدل در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در آبخیز بار بود. سرانجام به منظور مقایسه‌ی عملکرد این سه مدل از شاخص مجموع کیفیت (QS)، استفاده شد. نتایج این پژوهش نشان داد که روش مدل جنگل تصادفی (RF) به‌عنوان مدل برتر (QS= ۰/۰۱۸) برای آبخیز برگزیده شد. مدل‌های بردار پشتیبان (SVM) با QS برابر با ۰/۰۱۴ و مدل بیشینه‌ی آنتروپی (ME) با QS برابر با ۰/۰۱۳ به‌ترتیب اولویت‌های بعدی بودند. نتایج این پژوهش در زمینه‌ی برتری و دقت مدل جنگل تصادفی در مقایسه با دیگر مدل‌ها، با یافته‌های کرنژادی و همکاران (۲۰۲۰)، حیدری و همکاران (۲۰۲۰)، شیرانی و همکاران (۲۰۲۲)، چن و همکاران (۲۰۱۷)، رحمتی و همکاران (۲۰۱۸) و پورقاسمی و همکاران (۲۰۱۸) هم‌راستا است. مدل جنگل تصادفی هم نتایج بهتر و هم کاربردی‌تر ارائه داد. تطبیق نتایج به‌دست آمده از این مدل با شرایط واقعی موجود با بازدیدهای میدانی انجام شد. افزون بر این میان نتایج نقشه‌ی پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل جنگل تصادفی و شرایط واقعی موجود در منطقه‌ی مطالعه‌ی مطابقت یافته است. بسیاری از مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در این منطقه با فرض تمرکز عملیات مدیریتی در طبقه‌های با حساسیت زیاد و انتخاب مدل جنگل تصادفی به‌عنوان مدل برتر، ۷۵/۵٪ از مساحت منطقه از روند مدیریتی خارج شده است. بنابراین، برای مدیریت این بخش به زمان کم‌تر و تخصیص منابع مالی نیاز است.

(ME)، جنگل تصادفی (RF) و مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، نقشه‌ی حساسیت رخداد زمین‌لغزش تهیه شد. در دهه‌ی گذشته، به مدل بیشینه‌ی آنتروپی به‌عنوان یکی از روش‌های کمی تعیین حساسیت، توجه زیادی شده و پژوهشگران در نقاط مختلف دنیا از آن استفاده کرده‌اند. از جمله در پژوهش‌های کوه‌پیمای (۲۰۱۷) و کرنژادی (۲۰۱۸) در ایران، کانورتینو و همکاران (۲۰۱۳) در ایتالیا و کیم و همکاران (۲۰۱۵) در کره‌ی جنوبی از روش بیشینه‌ی آنتروپی استفاده شده است. در این پژوهش، بر اساس نتایج به‌دست آمده از این مدل، ۵۱/۸٪ مساحت سطح آبخیز بار در طبقه‌ی حساسیت خیلی کم و کم، ۱۹/۵٪ در طبقه‌ی حساسیت متوسط و ۲۸/۶٪ در طبقه‌ی حساسیت زیاد و خیلی زیاد، بود. همچنین، اندازه‌ی مساحت سطح زیر نمودار شاخص ROC در مرحله‌ی اعتبارسنجی ۰/۸۵۴ به‌دست آمد که بیانگر قابلیت خیلی خوب مدل در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در آبخیز بار بود. مدل جنگل تصادفی (RF) با تشکیل انبوهی از درخت‌های تصمیم، درگیر کردن عامل‌های زمینه‌ساز مؤثر و شواهد رخداد زمین‌لغزش در فرایند مدل‌سازی و با تکرار زیاد، در پیش‌بینی الگوی حساسیت زمین‌لغزش قدرت بسیار زیادی داشت. به منظور ارزیابی خطر زمین‌لغزش در پژوهش‌های پرشماری (کرنژادی ۲۰۱۸)، (محمدی و پورقاسمی ۲۰۱۷)، (طالبی و همکاران ۲۰۱۸)، (چن و همکاران ۲۰۱۷)، (رحمتی و همکاران ۲۰۱۸) و (پورقاسمی و همکاران ۲۰۱۸) از این مدل استفاده شده است. در این پژوهش، بر اساس نتایج به‌دست آمده از این مدل ۶۷/۷٪ مساحت آبخیز بار در طبقه‌ی حساسیت خیلی کم و کم، ۷/۸٪ در طبقه‌ی حساسیت متوسط و ۲۳/۷٪ در طبقه‌ی حساسیت زیاد و خیلی زیاد، بود. همچنین، اندازه‌ی مساحت سطح زیر نمودار شاخص ROC در مرحله‌ی اعتبارسنجی ۰/۸۷ به‌دست آمد که بیانگر قابلیت خیلی خوب مدل در پهنه‌بندی و تعیین مناطق مستعد خطر زمین‌لغزش در آبخیز بار بود. مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) یکی از مدل‌های یادگیری ماشین نظارت‌شده است که به‌منظور طبقه‌بندی و تفکیک داده‌ها به‌کار می‌رود. به‌منظور پهنه‌بندی

## فهرست منابع

- Abedini M, Ghasemyan B, Rezaei Mogaddam M.H. 2017. Landslide susceptibility mapping in Bijar city, Kurdistan Province, Iran: a comparative study by logistic regression and AHP models. *Environmental Earth Sciences*, 76(8): 1-14.
- Afifi M. 2021. Spatial analysis of landslide risk with emphasis on geomorphological factors using stochastic forest model (Case study: Larestan City in Fars Province), *Journal of Physical Geography*, 14(51): 39-53. (In Persian). 20.1001.1.20085656.1400.14.51.3.0
- Azimpour Moghadam V. 2014. Landslide risk zoning using Bayesian and Dempster-Schiffer theory (Case study: A part of Babelrud Watershed). Master's Thesis. Faculty of Agricultural Sciences and Natural Resources. University of Sari. pp. 1-135. (In Persian).
- Convertino M, Troccoli A, Catani F. 2013. Detecting fingerprints of landslide drivers: A MaxEnt model. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 118(3): 1367-1386. <https://doi.org/10.1002/jgrf.20099>
- Emadodin S, Taheri V, Mohammad Ghasemi M, Nazari Z. 2021. Landslide susceptibility zonation applying frequency ratio models and statistical index in Oghan Watershed, *Quantitative Geomorphological Researches*, 9(4): 75-95. (In Persian). DOI:10.1007/s00254-001-0454-2
- Ercanoglu M, Gokceoglu C. 2002. Assessment of landslide susceptibility for a landslide-prone area (north of Yenice, NW Turkey) by fuzzy approach. *Environmental Geology*, 41(6): 720-730. DOI:10.1007/s00254-001-0454-2
- Esfandiary Darabad F, Rahimi M, Navidfar A, Mehrvarz A. 2020. Assessment of landslide sensitivity by neural network method and Vector machine algorithm (Case study: Heyran Road -Ardebil Province), *Quantitative Geomorphological Researches*, 9(3): 18-33. (In Persian). DOI:10.1016/j.jobe.2019.100853
- Gholami M, Ghanavati E, Ahmadabadi A. 2019. Landslide susceptibility mapping of Kan using index of Entropy and LSM, *Quantitative Geomorphological Researches*, 8(1): 16-33. (In Persian). DOI:10.1016/j.catena.2012.05.005
- Hallaji M, Asadi M, Amirahmadi A. 2020. An assessment of the landslide susceptibility prediction models in the Bar Watershed- Neyshabur, *Watershed Management Research*, 33(127): 20-30. (In Persian). -10.22092/WMEJ.2019.126950.1241
- Harmouzi H, Nefeslioglu, H. A, Rouai M, Sezer E. A, Dekayir A, Gokceoglu C. 2019. Landslide susceptibility mapping of the Mediterranean coastal zone of Morocco between Oued Laou and El Jebha using artificial neural networks (ANN). *Arabian Journal of Geosciences*, 12(22): 1-18.
- Hemasinghe H, Rangali R. S, Deshapriya N. L, Samarakoon L. 2018. Landslide susceptibility mapping using logistic regression model (a case study in Badulla District, Sri Lanka). *Procedia Engineering*, 212(2): 1046-1053. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2018.01.135>
- Heydari N, Habibnejad M, Kavian A, Pourghasemi H. 2020. Landslide susceptibility modelling using the Random Forest Machine Learning algorithm in the Watershed of Rais-Ali Delvari Reservoir, *Watershed Management Research*, 33(126): 2-13. (In Persian). 10.22092/WMEJ.2019.126288.1219
- Hijazi A, Ranjbarian Shadbad M. 2013. Identification of effective factors and zoning of landslide risk in the western part of Serand Chai watershed, *Quantitative Geomorphology Researches*, 313(1): 114-129. (In Per-

- sian).
- Hong H, Pradhan B, Xu C, Bui D. 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(2): 266-281. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2015.05.019> Get rights and content
- Karimi Sangchini E, Ownegh M, Saddodin A. 2012. Comparing applicability of 4 quantitative and semi-quantitative models in landslide hazard zonation in Chehel-Chay watershed, Golestan province, *Water and Soil Conservation*, pp. 19-32. (In Persian). 20.10.01.1.23222069.1391.19.1.11.2
- Kerekes A, Poszet S, Andrea GÁL. 2018. Landslide susceptibility assessment using the maximum entropy model in a sector of the Cluj-Napoca Municipality, Romania. *Revista de Geomorfologie*, 20(1): 130-146. DOI:-<https://doi.org/10.21094/rg.2018.039>
- Kim H.G, Lee D.K, Park C, Kil S., Son Y, and Park, J.H. 2015. Evaluating landslide hazards using RCP 4.5 and 8.5 scenarios. *Environmental Earth Sciences*, 73(3): 1385-1400.
- Koohpayma A. 2016. Susceptibility zoning, landslide risk assessment and management (Case study: Lethyan Watershed). Ph.D. Thesis. Tehran University, Agriculture and Natural Resources Campus, Faculty of Natural Resources. Tehran Iran. pp. 1-189. (In Persian).
- Kornejady A, Ownegh M, Pourghasemi H, Bahremand A, Motamedi M. 2020. Landslide susceptibility prediction using the coupled Mahalanobis distance and machine learning models (Case study: Owghan Watershed, Golestan Province), *Journal of Earth Science Researches*, 11(42): 1-18. (In Persian). 10.52547/ESRJ.11.2.1
- Kornejady A, Pourghasemi H. (2019). Landslide susceptibility assessment using data mining models, A case study: Chehel-Chai Basin, *Journal of Watershed Engineering and Management*, 11(1): 28-42. (In Persian). -<https://doi.org/10.22092/ijwmse.2019.118436>
- Kornejady A. 2017. Assessing potential, danger, risk and preparation of landslide strategic management plan for Oghan watershed, Golestan province, Iran. Ph.D. Thesis. Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Faculty of Pasture and Watershed Management. Gorgan, Iran. pp. 1-154. (In Persian).
- Kornejady A, Pourghasemi H.R, Afzali, S.F. 2019. Presentation of RFFR new ensemble model for landslide susceptibility assessment in Iran. In *Landslides: Theory, Practice and Modelling* .pp. 123-143.
- Lee S, Hong S.M, Jung, H.S. 2017. A support vector machine for landslide susceptibility mapping in Gangwon Province, Korea. *Sustainability*, 9(1): 48-55. <https://doi.org/10.3390/su9010048>
- Meten M, PrakashBhandary N, Yatabe, R. 2015. Effect of landslide factor combinations on the prediction accuracy of landslide susceptibility maps in the Blue Nile Gorge of Central Ethiopia. *Geoenvironmental Disasters*, 2(1): 1-17.
- Mohammadnia M, Fallah GH. 2018. Landslides susceptibility mapping using fuzzy logic and AHP, *Journal of Applied Researches in Geographical Sciences*, 18(48): 115-130. (In Persian). 20.1001.1.22287736.1397.18.48.2.3
- Mohammady M, Pourghasemi H. 2017. Prioritization of landslide-conditioning factors and its landslide susceptibility mapping using Random Forest New Algorithm (Case study: A Part of Golestan Province), *Journal of Watershed Management Research*, 8(15): 161-170. (In Persian). doi:10.29252/jwmr.8.15.161
- Pandey V.K. Pourghasemi, H.R, Sharma, M.C. 2020. Landslide susceptibility map-

- ping using maximum entropy and support vector machine models along the Highway Corridor, Garhwal Himalaya. *Geocarto International*, 35(2): 168-187. <https://doi.org/10.1080/10106049.2018.1510038>
- Peng L, Niu R, Huang B, Wu X, Zhao Y, Ye R. 2014. Landslide susceptibility mapping based on rough set theory and support vector machines: A case of the Three Gorges area, China. *Geomorphology*, 204: 287-301. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2013.08.013>
- Pham B.T, Pradhan B, Bui, D.T, Prakash I, Dholakia M.B. 2016. A comparative study of different machine learning methods for landslide susceptibility assessment: A case study of Uttarakhand area (India). *Environmental Modelling and Software*, 84(1): 240-250. DOI:10.1016/j.envsoft.2016.07.005
- Pourghasemi H.R, Rahmati O. 2018. Prediction of the landslide susceptibility: Which algorithm, which precision? *Catena*, 162(3): 177-192. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.11.022>
- Rabet A, Dastranj A, Asadi S, Asadi Nalivan O. 2020. Determination of groundwater potential using artificial neural network, Random Forest, Support Vector Machine and Linear Regression models (Case study: Lake Urmia Watershed), *Iranian Journal of Eco Hydrology*, 7(4): 1047-1060. (In Persian).
- Rahmati O, Kornejady A, Samadi M, Nobre A.D, and Melesse A.M. 2018. Development of an automated GIS tool for reproducing the HAND terrain model. *Environmental Modelling and Software*, 102(2): 1-12. :10.1016/j.envsoft.2018.01.004
- Rajabzadeh F, ghiasi S, Rahmati O. 2019. The performance of the maximum entropy algorithm and geographic information system in shallow landslide susceptibility assessment, *Journal of Water and Soil Resources Conservation*, 8(2): 57-74. (In Persian). 10.22069/JWSC.2022.19292.3478
- Sevgen E, Kocaman S, Nefeslioglu H.A, Gokceoglu C. 2019. A novel performance assessment approach using photogrammetric techniques for landslide susceptibility mapping with logistic regression, ANN and random forest. *Sensors*, 19(18): 3940, 1-19. <https://doi.org/10.3390/s19183940>
- Shano L, Raghuvanshi T. K, Meten, M. 2021. Landslide hazard zonation using Logistic Regression Model: The Case of Shafe and Baso Catchments, Gamo Highland, Southern Ethiopia. *Geotechnical and Geological Engineering*, pp. 1-19.
- Shirani K, Naderi Samani R. 2022. Determination of effective factors and assessment of landslide susceptibility using random forest and artificial neural network in Doab Samsami Region, Chaharmahal va Bakhtiari Province, *Watershed Management Research*, 35(134): 40-60. (In Persian). 10.22092/WMRJ.2021.354962.1421
- Sun D, Xu J, Wen H, Wang D. 2021. Assessment of landslide susceptibility mapping based on Bayesian hyperparameter optimization: A comparison between logistic regression and random forest. *Engineering Geology*, 281: 59-72. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2020.105972>
- Talebi T, Goudarzi S, Pourghasemi H. 2018. Investigation of the possibility of landslide hazard mapping using the Random Forest algorithm (Case study: Sardarabad Watershed, Lorestan Province), *Journal of Natural Environment Hazards*, 7(16): 45-64. (In Persian).
- Teimouri M, Asadi Nalivan O. 2020. Susceptibility zoning and prioritization of the factors affecting landslide using MaxEnt, geographic information system and remote sensing models (Case study: Lorestan Province), *Hydrogeomorphology*, 6(21): 155-179. (In Persian). 20.1001.1.23833254.1398.6.21.8.3

- Tyagi A, Tiwari R.K, and James N. 2021. GIS-based landslide hazard zonation and risk studies using MCDM. In *Local Site Effects and Ground Failures*, Springer, Singapore. pp. 251-266.
- Yao J, Qin S, Qiao S, Liu X, Zhang, Chen, J. 2022. Application of a two-step sampling strategy based on deep neural network for landslide susceptibility mapping. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 81(4): 1-20.
- Yarahmadi J, Raushit Sh, Sharifikia M, Raushit. 2014. Identification and monitoring of domain instability by differential interferometric method, Case study: Garimi Chai Mi-ane Watershed, *Quantitative Geomorphology Researches*, 3(4): 59- 44. (In Persian). 20.1001.1.22519424.1394.3.4.4.0
- Zhao L, Wu X, Niu R, Wang Y Zhang K. 2020. Using the rotation and random forest models of ensemble learning to predict landslide susceptibility. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 11(1): 1542-1564. <https://doi.org/10.1080/19475705.2020.1803421>
- Zhou X, Wen H, Zhang Y, Xu J, Zhang W. 2021. Landslide susceptibility mapping using hybrid random forest with GeoDetector and RFE for factor optimization. *Geoscience Frontiers*, 12(5): 1-19. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2021.101211>



## Evaluating the Effectiveness of Machine Learning Models in Preparing a Landslide Risk Map in the Bar Neyshabur Watershed

Ali Dastranj<sup>\*1</sup>, Ebrahim Karimi Sangchini<sup>2</sup>, Hamzeh Noor<sup>3</sup>

1 and 3- Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Khorasan Razavi Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Mashhad, Iran

2- Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Lorestan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Khorramabad, Iran

### Extended Abstract

#### Introduction and Goal

Landslide susceptibility zoning using different methods is one of the solutions for landslide management. The aim of the upcoming study is to model the sensitivity of landslide occurrence using three methods of machine learning algorithm, random forest (RF), maximum entropy (ME) and support vector machine (SVM) algorithm. Then, the efficiency of these models is compared in zoning the sensitivity of landslides in the Bar Neyshabur watershed, Razavi Khorasan province.

#### Materials and Methods

In this research, the landslide distribution map layer of Bar watershed with 73 recorded points was prepared. These points were randomly divided into two groups for model training (70%) and model validation (30%). Also, 16 factors affecting the occurrence of landslides in the studied area were identified according to the review of extensive sources and digital layers were prepared in the geographic information system. Then, the landslide hazard map was prepared based on the three mentioned methods. Next, in order to evaluate the accuracy of modeling and compare the efficiency of the models, the total quality index (Qs) was used.

#### Article Type: Research Article

\*Corresponding Author E-mail: Dastranj66@gmail.com

**Citation:** Dastranj, A., Karimi Sangchini, E., Noor, H. 2024. Evaluating the Effectiveness of Machine Learning Models in Preparing a Landslide Risk Map in the Bar Neyshabur Watershed. *Watershed Management Research*. 37(2): 133-147.

**DOI:** 10.22092/WMRJ.2023.361650.1531

**Received:** 01 March 2023, **Received in revised form:** 19 June 2023, **Accepted:** 21 September 2023

**Published online:** 21 June 2024

*Watershed Management Research*, VOL. 37, No.2, Ser. No: 143, Summer 2024, pp. 133-147.

**Publisher:** Fars Agricultural and Natural Resources Research and Education Center

©Author(s)



**Results and Discussion:**

The results showed that the random forest algorithm method (RF) with  $Q_s = 0.018$  was chosen as the best model for the basin. Support vector models (SVM) with  $Q_s = 0.014$  and maximum entropy (ME) model with  $Q_s = 0.013$  are in the next priority, respectively.

**Conclusion and Suggestions**

Based on the results of this research, the random forest model provided better results. The comparison of the results obtained from this model with the existing real conditions was done with field visits. In addition, the results of the landslide susceptibility zoning map using the random forest model and the actual conditions in the studied area were very compatible. Finally, it was determined that assuming the concentration of management operations in high-sensitivity classes and choosing the random forest model as the superior model, 75.5% of the region's area has been left out of the management process. Therefore, less time and financial resources are needed to manage this sector.

**Keywords:** Bar watershed, Random Forest, Razavi Khorasan Province, Landslide