دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

"مقاله پژوهشی"

مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از داده‌کاوی در جنگل‌های هیرکانی

نسترن نظریانی[۱] و اصغر فلاح[۲]

۱- پژوهشگر پسا دکتری جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ایران، (نویسنده مسوول: Nazariani69@yahoo.com)
۲- استاد گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، مازندران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۸/۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۹/۸
صفحه: ۱۲۳ تا ۱۳۴

چکیده مبسوط

مقدمه و هدف: در سال‌های اخیر، افزایش جمعیت و گسترش سکونتگاه‌ها در مناطق خطرناک تا حد زیادی تأثیر بلایای طبیعی را در کشورهای صنعتی و در حال توسعه افزایش داده است. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش به شناسایی نقاط استراتژیک و مناطق بحرانی جغرافیایی مستعد، کمک می‌کند. بنابراین اقدامات برای کاهش سریع، ایمن و برنامه‌ریزی استراتژیک برای آینده اهمیت دارد. در واقع ارزیابی خطر زمین‌لغزش ممکن است یک کمک مناسب و مقرون‌به‌صرفه برای برنامه‌ریزی کاربری زمین باشد، لذا در این راستا هدف از پژوهش حاضر مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از داده‌کاوی در حوزه‌های جنگل شمال کشور است.

مواد و روش‌ها: برای این‌منظور نقشه خطر زمین‌لغزش به روش مورا وارسون با تأثیر فاکتورهای مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش شامل عوامل توپوگرافیکی، عوامل هیدرولوژیکی و اقلیمی، عوامل زمین‌شناسی، عامل پوشش زمین، عوامل انسانی، شبکه هیدروگرافی از مدل رقومی ارتفاعی، نقشه زمین‌شناسی با استفاده از نقشه سازمان زمین‌شناسی کشور تهیه و برای به دست آوردن شاخص پستی و بلندی نسبی ابتدا با استفاده از منحنی میزان‌های ارتفاعی برگرفته از نقشه‌های توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ منطقه نقشه طبقات ارتفاعی تهیه شد. پس از آن، منطقه به شبکه‌های یک کیلومترمربعی تقسیم و نقشه‌های با کمترین و بیشترین میزان ارتفاع در شبکه‌های یک کیلومترمربعی حاصل شد؛ و در مرحله آخر با تفریق این دو نقشه، نقشه‌ای به‌دست آمد که اطلاعات آن بیانگر مقدار شاخص پستی و بلندی نسبی است. برای به‌دست آوردن شاخص رطوبت خاک نیز از بارندگی ماهانه استفاده شد. در نهایت با استفاده از نقشه پهنه‌بندی حاصل شده از الگوریتم‌های سه مدل جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم درخت تصمیم برای مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش در محیط نرم‌افزار $STATISTICA_{12.0}$ استفاده شد. همچنین از بین شاخص‌های مورد بررسی و مؤثر در وقوع زمین‌لغزش که به‌عنوان متغیرهای ورودی در مدل‌سازی وارد شد؛ به‌ترتیب اولویت، درجه‌بندی صورت گرفت.

یافته‌ها: برطبق نتایج، بیشترین توزیع مساحت زمین‌لغزش متعلق به طبقه با خطر کم (۷۶ درصد) است و به‌ترتیب متغیرهای شدت بارندگی، حساسیت لیتولوژیک، پستی و بلندی نسبی و شدت لرزه‌ای براساس درجه اهمیت به‌عنوان مهمترین عوامل وقوع زمین‌لغزش در نظر گرفته شد. نتایج حاصل از اعتبارسنجی با سه الگوریتم جنگل تصادفی، درخت تصمیم و شبکه عصبی مصنوعی؛ با توجه به ضریب تبیین، درصد مجذور میانگین مربعات خطا و اریبی حاصل شده در مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با تعداد ۵ لایه ورودی، ۷ لایه پنهان و (R^2=۰/۹۹، RMSE%=۱۲/۲۸ و BIAS%=-۳/۳۳) نسبت به سایر روش‌ها دارای دقت بالاتری است.

نتیجه‌گیری: نتایج پژوهش حاضر نشان داد روش‌های داده‌کاوی قابلیت بالایی در پیش‌بینی خطر وقوع زمین‌لغزش دارند. لذا استفاده از روش‌های مذکور می‌تواند در کاهش خطرات همراه زمین‌لغزش و برنامه‌ریزی برای کاربری زمین مورد نظر قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: حوزه‌های جنگلی شمال کشور، درخت تصمیم، شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌سازی، مدل رگرسیون

مقدمه

زمین‌لغزش از جمله خطرناک‌ترین بلایای طبیعی در سراسر جهان است. هر سال، رانش زمین جان چندین نفر را می‌گیرد و به اموالی به ارزش میلیاردها دلار آمریکا خسارت وارد می‌کند. بر اساس گزارش پایگاه بین‌المللی بلایای طبیعی، در بین تمام بلایای طبیعی رخ داده در دوره ۱۹۹۰–۲۰۱۵، رانش زمین به تنهایی ۴/۹ درصد از حوادث بلایای طبیعی را به خود اختصاص داده است (۱۰). زمین‌لغزش به‌عنوان حرکت روبه پایین و خارج مواد شیب‌ساز در جهت گرانش تعریف می‌شود. اثر متقابل عوامل مختلف طبیعی و انسانی باعث می‌شود که یک رویداد زمین‌لغزش به پدیده‌ای پیچیده تبدیل شود که نیازمند روش‌های پیشرفته برای پیش‌بینی و مدیریت است (۳). وضعیت بحرانی، اقدامات برای پیشگیری و پیش‌بینی بلایای زمین‌لغزش را سرعت می‌دهد. نقشه‌برداری حساسیت زمین‌لغزش معمولاً به‌عنوان پایه‌ای برای پیشگیری از زمین‌لغزش و برنامه‌ریزی فضایی عمل می‌کند، زیرا احتمال وقوع زمین‌لغزش در یک منطقه را برای آینده براساس تأثیر زمین، محیط و فعالیت‌های انسانی نشان می‌دهد (۳۰). در واقع وقوع زمین‌لغزش‌ها ارتباط تنگاتنگی با ویژگی‌های زمین‌شناسی، حرکت پوسته و فعالیت‌های انسانی دارد. زمین‌لغزش‌ها تحت تأثیر عوامل متعددی در درجات مختلف قرار می‌گیرند؛ بنابراین، دارای ویژگی‌های عدم تعادل، غیرخطی، چندمقیاسی و تصادفی هستند؛ که در تحقیقات ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش منطقه‌ای به طور سیستماتیک حل نشده است (۱۶). جنگل‌ها یکی از ضروری‌ترین اجزای حیات روی زمین هستند که هوا، آب و غذای پاکی را فراهم می‌کنند و در عین حال از فرسایش خاک و کاهش تغییرات آب و هوایی جلوگیری می‌کنند. جنگل‌ها ۳۱ درصد از مساحت کل زمین را به خود اختصاص داده‌اند. گزارش مخاطرات ۲۰۲۱ جهان نشان داده که زمین‌لغزش از نظر خسارات وارده در دسته پنجمین بلایای طبیعی دنیا قرار گرفته است (۳۵). وقوع حرکات توده‌ای از جمله زمین‌لغزش، تأثیرات منفی بر زندگی و فعالیت‌های اقتصادی بشر می‌گذارد (۲۲). برای انتخاب عوامل مؤثر در تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش، دستورالعمل مشخص و یکپارچه‌ای که بین همه محققین، مورد قبول باشد، وجود ندارد. مطالعات در این زمینه معمولاً با مدل‌های مختلف، عملکرد و دقت متفاوتی همراه است (۹). براساس زمین‌لغزش‌هایی که در گذشته و حال تحت شرایط

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]

توپوگرافی، زمین‌شناسی، هیدروژئولوژی و اقلیمی در یک منطقه اتفاق افتاده است، می‌توان اطلاعات مفیدی را برای پیش‌بینی پتانسیل وقوع زمین‌لغزش‌های آینده در آن منطقه تهیه نمود (۲۶). روش‌های نقشه‌برداری حساسیت زمین‌لغزش را می‌توان به طور کلی به روش‌های کمی و کیفی دسته‌بندی کرد. روش‌های کیفی رویکردی ذهنی با تکیه بر دانش خبره برای تعیین وزن به عوامل علّی دارند. روش‌های کمی روی یک رویکرد عینی برای غلبه بر محدودیت‌های مرتبط با روش‌های کیفی کار می‌کنند. در سال‌های اخیر، در حوزه روش‌های کمی، روش‌های یادگیری ماشین مورد توجه گسترده‌ای قرار گرفته‌اند، زیرا نتایج قابل اعتماد و امیدوارکننده‌ای را برای پیش‌بینی زمین‌لغزش در سراسر جهان به دست داده‌اند (۳۲). کارایی نقشه‌برداری حساسیت زمین‌لغزش تا حد زیادی به روش‌های مدل‌سازی اتخاذ شده بستگی دارد. روش‌های زیادی برای ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش وجود دارد که از آن جمله می‌توان به روش‌های کیفی، قطعی، آماری و یادگیری ماشین اشاره کرد. در روش‌های کیفی مبتنی بر تجربه، زمین‌شناسان مهندسی و ژئومورفولوژیست‌ها از تجربیات و دانش تخصصی برای تحلیل مستقیم یا غیرمستقیم و ترسیم نقشه‌برداری حساسیت زمین‌لغزش بر روی نقشه‌های توپوگرافی موجود و نقشه‌های زمین‌شناسی مهندسی استفاده می‌کنند (۱). در مدل‌سازی زمین‌لغزش ، بیشتر روش‌ها و الگوریتم‌های توسعه داده شده متعلق به روش‌های رگرسیون لجستیک، روش آماری دو متغیره و چند متغیره، نسبت فراوانی، وزن‌دهی شواهد، الگوریتم مبتنی بر تئوری بیزین و درخت تصمیم، الگوریتم درخت تصمیم، جنگل تصادفی، ماشین پشتیبان‌بردار، الگوریتم لجستیک درختی، الگوریتم طبقه‌بندی و رگرسیون درختی، الگوریتم‌های ترکیبی مثل ترکیب الگوریتم‌های درختی با الگوریتم‌های توابعی و درخت تصمیم است (۲۳). جنگل تصادفی[1] یک روش مدرن از روش‌های غیرپارامتری و درختان تصمیم‌گیری است که شامل انبوهی از درختان کلاس‌بندی و رگرسیونی و بسط یافته مدل رگرسیون درختی است. درواقع این مدل از یک مجموعه تصمیم‌گیری قانون مبنا برای ارزیابی رابطه‌های بین متغیرهای وابسته و مستقل استفاده می‌کند. مهمترین ویژگی جنگل تصادفی، عملکرد بالای آن در اندازه‌گیری اهمیت متغیرها است که مشخص می‌کند هر متغیر چه نقشی در پیش‌بینی پاسخ دارد (۴). مدل شبکه عصبی نسبت به مدل‌های رگرسیون خطی به دلیل عواملی مانند توانایی یادگیری و تعمیم، و مدل‌سازی روابط غیرخطی بین متغیرها دارای مزایایی است (۲۶). در مدل شبکه عصبی بین لایه‌های ورودی و خروجی با توجه به تعداد لایه‌های پنهان، ساختارهای اتصالات مختلف ایجاد می‌شود و با توجه به تبادل اطلاعات دریافتی (داده‌های ورودی) و مقدار رفت و برگشت اطلاعات در اتصالات ایجاد شده شبیه مغز انسان، در نهایت یک پاسخ (خروجی) صحیح با حداقل خطا به‌دست می‌آید (۱۱). الگوریتم درخت تصمیم[2] نیز یکی از روش‌هایی است که در مدل‌سازی داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. مراحل الگوریتم CART به این نحو است که در ابتدا کار با تمامی داده‌ها در ریشه درخت (گره‌ای که در رأس درخت تصمیم قرار دارد) شروع می‌شود. این روش در ابتدا با استفاده از معیارهای تعیین شده تمامی داده‌ها را به‌صورتی بازگشت‌پذیر تقسیم می‌کند. سپس تمامی متغیرهای پیشگو را مورد بررسی قرار می‌دهد تا مشخص کند کدام یک بهترین تقسیم را داشته‌اند. پس از آن داده‌های ورودی براساس متغیرهای مستقلی که اهمیت بیشتری دارند تقسیم می‌شوند (۵). این کار ادامه می‌یابد تا زمانی که برگ‌ها شامل داده‌هایی شوند که همگونی زیادی با یکدیگر دارند (۱۴). در راستای مسائل مطرح شده آرام و همکاران (۳) کارایی مدل‌های هوش مصنوعی و آماری دو متغیره در تعیین مناطق حساس به وقوع زمین‌لغزش در استان آذربایجان غربی را مورد بررسی قرار دادند و اذعان داشتند مدل‌های هوش مصنوعی دارای کارایی بالاتری نسبت به مدل‌های آماری است. دقت مدل‌های ترکیبی بیشتر از مدل‌های منفرد حاصل شد. نتایج منحنی ROC[3] را با مدل‌های دقت ۰/۹۲، ۰/۹۱، ۰/۸۹ و ۰/۸۸ را با مدل‌های به‌ترتیب ترکیبی جنگل‌های تصادفی و بگینگ، جنگل تصادفی، نسبت فراوانی و آنتروپی شانون نشان داد. رفیعی ساردویی (۲۴) به شبیه‌سازی حساسیت زمین لغزش با مدل‌های داده‌کاوی شبکه‌ی عصبی پیچشی، تابع شاهد قطعی و ماشین بردار پشتیبان در منطقه‌ی رابُر، استان کرمان پرداخت. نتایج نشان داد، اندازه‌های سطح زیر منحنی برای مدل‌های شبکه‌ی عصبی پیچشی، ماشین‌بردار پشتیبان و تابع شاهد قطعی به‌ترتیب ۰/۹۸۷، ۰/۹۵۸ و ۰/۸۹۹ است. به‌طور کلی، نتیجه‌ها همخوانی رضایت‌بخشی میان داده‌های زمین لغزش در منطقه و نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش نشان داد و کارکرد مدل یادگیری عمیق شبکه‌ی عصبی پیچشی بیشتر از دو مدل دیگر بود. نقشه‌ی حساسیت زمین‌لغزش در چهار رده با حساسیت کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد رده‌بندی شد. شیرانی و نادری سمانی (۲۹) پژوهشی در زمینه عامل‌های مؤثر و ارزیابی حساسیت به زمین‌لغزش با روش‌های جنگل تصادفی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در منطقه‌ی دوآب صمصامی استان چهارمحال و بختیاری انجام دادند. نتیجه‌ی بررسی عامل‌های مؤثر در هر دو مدل نشان داد که عام‌های سنگ‌شناسی، کاربری و وجه شیب تأثیر بسزایی در رخداد زمین‌لغزش دارد و بخش زیادی (بیش از ۸۲٪) از زمین‌لغزش‌ها در طبقه‌ی حساسیت خیلی زیاد و زیاد بود. نتیجه‌ی ارزیابی طبقه‌بندی و اعتبارسنجی مدل‌ها نیز نشان داد که دقت و کارآمدی مدل جنگل تصادفی (AUC-ROC=۰/۹۱۹) در پیش‌بینی رخداد زمین‌لغزش‌ها بیشتر از شبکه‌ی عصبی مصنوعی (AUC-ROC=0.845) است. دَس و همکاران (۸) به نقشه‌برداری پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش مبتنی بر سیستم اطلاعات جغرافیایی با استفاده از روش فرآیند تحلیل سلسله مراتبی[1] (AHP) در بخش‌هایی از منطقه کالیمپونگ دارجلینگ هیمالیا پرداختند. نتایج نشان داد ناحیه زیر منحنی ROC (AUC-ROC=0.845) نشان می‌دهد که روش SRC (منحنی میزان موفقیت) (m=۰/۹) با دستیابی به دقت پیش‌بینی ۷۹/۵ درصد، بالاترین نتیجه را داشت. بنابراین، امیدوارکننده‌ترین شکل پهنه‌بندی حساسیت

1- Random Forest 2- Classification and Regression Tree =CART 3- Receiver Operating Characteristic=ROC

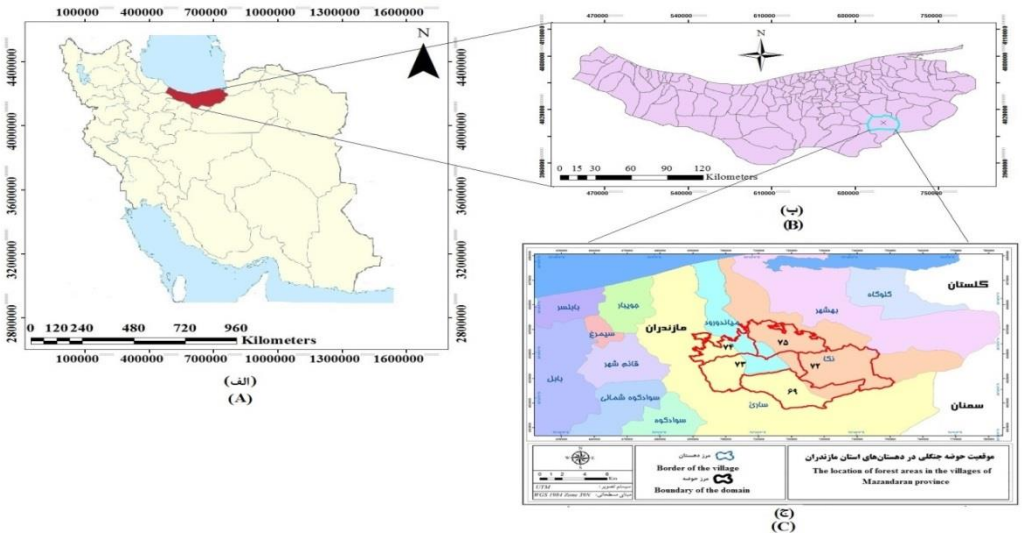
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]

به زمین‌لغزش برای منطقه مورد مطالعه حاضر در نظر گرفته شد. آنها همچنین اذعان داشتند نتایج به‌دست‌آمده از این مطالعه، اطلاعات مکانی مناطقی را که ممکن است با ناپایداری شیب مواجه شوند برجسته می‌کند و به سازمان‌های دولتی و ذینفعان به دلیل عدم وجود سیستم‌های هشدار زودهنگام زمین‌لغزش‌ها مناسب در این منطقه کمک می‌کند تا اقدامات کافی را تهیه کنند. القاضی و همکاران (۲) پژوهشی با هدف انتخاب پارامترهای بهینه برای حساسیت زمین‌لغزش‌ها در عقبه السلبات، عربستان سعودی با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین مانند، جنگل تصادفی (RF)، رگرسیون لجستیک (LR) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) انجام دادند. نتایج نشان داد، دو مدل هیبریدی (LR-ANN و LR-RF) در دسته بسیار بالا با ۲۹/۶۷–۳۲/۷۳ کیلومترمربع، مدل (LS) در دسته بالا با ۲۱/۸۴–۳۳/۳۸ کیلومترمربع، مدل (LR) با ۲۲/۳۴ کیلومترمربع به‌عنوان بسیار بالا و ۴۵/۱۵ کیلومترمربع به‌عنوان بالا پیش‌بینی شدند. همچنین نتایج نشان داد، مدل LR-RF به‌عنوان بهترین مدل (AUC=۰/۹۴۱) و پس از آن LR-ANN (AUC=۰/۹۱۵) و LR (AUC=۰/۸۷۲) حاصل شد. فام و همکاران (۲۱) در پژوهشی، پنج مدل یادگیری ماشین پیش‌بینی‌کننده شامل (بهترین درخت تصمیم اول (BFT)، درخت عملکردی (FT)، درخت تصمیم J48 (J48DT)، درخت ساده بیزین (NBT) وکاهش خطا در هرس درختان (REPT)) را برای نقشه‌برداری حساسیت زمین لغزش منطقه وان چان در استان ین بای، ویتنام توسعه دادند. نتایج نشان داد مدل RSSFT بالاترین عملکرد را از نظر شکل پیش‌بینی لغزش‌های آینده به دست داد. بنابراین اذعان داشتند، مدل ترکیبی RSS-FT (مدل شبه فضایی تصادفی درخت عملکردی) نسبت به سایر مدل‌های مورد مطالعه، مدل قوی‌تری است که می‌تواند در سایر مناطق نقشه‌برداری حساسیت زمین لغزش برای برنامه‌ریزی و مدیریت صحیح کاربری اراضی مورد استفاده قرار گیرد. در پژوهش حاضر ضرورت بررسی زمین لغزش در جنگل و به‌کارگیری مدل مناسب جهت شناسایی و اولویت‌بندی مناطق مستعد به زمین‌لغزش مورد هدف است. مدل ارزش اطلاعاتی بر مبنای داده‌های واقعی از زمین‌لغزش رخ داده با استفاده از سه مدل جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم CART انتخاب شد. در مدل رگرسیون به علت اینکه متغیر وابسته (رخداد زمین‌لغزش) کمی نبوده و از نوع دوجمله‌ای است، یعنی دارای دو حالت: هست (رخداد) و نیست (عدم رخداد) است (۱۴)، ضرورت استفاده از الگوریتم‌های جنگل تصادفی، شبکه عصبی مصنوعی و CART چند متغیره توجیه می‌شود. با توجه به بهره‌برداری‌هایی که از حوزه‌های جنگل‌های شمال کشور به لحاظ قطب تجاری صنعت چوب از دیرباز تا طرح تنفس مصوبه سال ۹۲ هیأت وزیران و بند ۳ ماده ۳۸ قانون ششم برنامه توسعه سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری کشور و در پی این موضوع با توجه به نیاز روزافزون به صنعت چوب برای دوره پسا تنفس این جنگل‌ها انجام شده است؛ به تبع ساختار زمین‌شناسی این جنگل‌ها در معرض عواملی مانند زمین‌لغزش قرار دارد. لذا در پژوهش حاضر مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از داده‌کاوی ناپارامتریک در حوزه‌های جنگل‌های هیرکانی مورد هدف قرار گرفت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد پژوهش

پژوهش حاضر در حوزه جنگل‌های شمال کشور در دهستان‌های گرماب، تنگه سلیمان و چهاردانگه شهرستان ساری و دهستان استخرپشت شهرستان نکا با مساحت ۳۰۶۸۵ هکتار انجام شد. این منطقه در موقعیت جغرافیایی بین ″۱۶ ، ′۱۵ و °۵۳ تا ″۱۵ ، ′۴۳ و °۵۳ طول شرقی″۲۳، ′۱۵ و °۳۶ تا ″۲۳، ′۲۶ و °۳۶ عرض شمالی واقع شده است. حداکثر ارتفاع حوزه ۲۶۳۳ متر و حداقل ارتفاع برابر ۳۳۶ متر از سطح دریا است. شکل ۱ به‌ترتیب موقعیت حوزه در کشور، استان مازندران و موقعیت جغرافیایی حوزه‌های جنگلی مورد مطالعه در شهرستان‌های استان مازندران را به تصویر کشیده است.



شکل ۱– موقعیت منطقه مورد مطالعه به‌ترتیب در: الف) کشور ایران، ب) استان مازندران و ج) حوزه‌های آبخیز مورد مطالعه
Figure 1. The location of the studied area in: A) Iran, B) Mazandaran province and C) Studied watersheds

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]

روش کار

در پژوهش حاضر ابتدا اقدام به پهنه‌بندی زمین‌لغزش در حوزه‌های جنگلی مورد پژوهش شد. در مرحله بعد با توجه به پهنه‌بندی صورت گرفته با استفاده از مدل موراوارسون در منطقه که بیشترین درصد (مساحت) زمین‌لغزش در آن به دست آمد اقدام به مدل‌سازی با سه روش جنگل تصادفی، الگوریتم درخت تصمیم و شبکه عصبی مصنوعی شد.

تهیه نقشه خطر زمین‌لغزش به روش مورا و وارسون

برای ارزیابی پتانسیل زمین لغزش با استفاده از روش مورا–وارسون از عوامل خارجی و دینامیک که به‌ترتیب شامل لیتولوژی، رطوبت خاک، درجه شیب و شدت لرزه‌ای شدت بارندگی می‌شود، استفاده شد. با ترکیب این عوامل، پتانسیل زمین‌لغزش با استفاده از رابطه ۱ به‌دست آمد.

$$Hl = (Sr \times Sl \times Sh)(Ts + Tp) \qquad \text{رابطه ۱}$$

که در این رابطه Hl: برابر شاخص خطر زمین‌لغزه، Sr: برابر شاخص پستی و بلندی نسبی، Sl: برابر شاخص حساسیت لیتولوژیک، Sh: برابر شاخص تأثیر رطوبت طبیعی خاک، Ts: برابر شاخص شدت لرزه‌ای و Tp: برابر شاخص تأثیر شدت بارندگی است. به‌منظور تهیه شاخص حساسیت لیتولوژیک (Sl) از نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ زمین‌شناسی تهیه شده توسط سازمان زمین‌شناسی کشور استفاده شد. در جدول ۱ کلاسه زمین‌لغزش (Hl) طبقه‌بندی شده بر اساس مدل موراوارسون (۱۹) آورده شده است.

جدول ۱- کلاس زمین‌لغزش به روش موراوارسون (۱۸)

Table 1. Landslide class according to the Mora -Vahrson method (18)

کلاس Class	توصیف Description	مقدار Amount
1	بدون لغزش No slippage	<6
2	خیلی کم Very low	7-32
3	کم Low	33-162
4	متوسط Medium	163-512
5	زیاد Hight	513-1250
6	خیلی زیاد Very hight	>1250

فاکتورهای مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش‌های سطحی

عوامل اساسی مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش شامل عوامل توپوگرافیکی (از قبیل زاویه و جهت شیب، ارتفاع از سطح دریا) ، عوامل هیدرولوژیکی و اقلیمی (بارندگی، فاصله از آبراهه‌ها یا رودخانه‌ها، تراکم آبراهه یا تراکم زهکشی)، عوامل زمین‌شناسی (لیتولوژی یا جنس سنگ بستر، فاصله از گسل و تراکم گسل) ، عامل پوشش زمین (کاربری اراضی)، عوامل انسانی (فاصله از جاده و تراکم جاده) است.

داده‌های مورد استفاده

شبکه هیدروگرافی حوزه با استفاده از نقشه‌های ۱:۲۵۰۰۰ و از مدل رقومی ارتفاعی محدوده تهیه شد. نقشه زمین‌شناسی با استفاده از نقشه سازمان زمین‌شناسی کشور (مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ تصاویر ماهواره‌ای، عکس هوایی، مشاهدات صحرایی و سایر گزارش‌ها تهیه شد. برای به‌دست آوردن شاخص پستی و بلندی نسبی (Sr) و تهیه نقشه مورد نظر، ابتدا با استفاده از منحنی میزان‌های ارتفاعی برگرفته از نقشه‌های توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ منطقه نقشه طبقات ارتفاعی تهیه شد. در جدول ۲ شاخص حساسیت لیتولوژیک در وقوع زمین لغزش طبقه‌بندی شده است. پس از آن منطقه مطالعه به شبکه‌های یک کیلومترمربعی تقسیم و نقشه‌های با کم‌ترین و بیش‌ترین میزان ارتفاع در شبکه‌های یک کیلومترمربعی حاصل شد؛ و در مرحله آخر با تفریق این دو نقشه، نقشه‌ای به‌دست آمد که اطلاعات آن بیانگر مقدار شاخص پستی و بلندی نسبی است. برای به‌دست آوردن شاخص رطوبت خاک (Sh) نیز از بارندگی ماهانه استفاده شد.

جدول ۲- طبقه‌بندی تأثیر لیتولوژی و حساسیت آن در وقوع زمین‌لغزش (۲۸)

Table 2. Classification of the influence of lithology and its sensitivity in the occurrence of landslides (28)

کلاس Class	حساسیت Sensibility	سنگ‌شناسی Lithology
1	کم Low	آهک نفوذپذیر، سنگ‌های نفوذی با خردشدگی کم، بازالت، آندزیت‌ها، گرانیت‌ها، سنگ‌هایی با مقاومت برشی زیاد، شدت هوازدگی کم، سطح ایستایی کم و سطوح شکستگی تمیز Permeable limestone, intrusive rocks with low crushing, basalt, andesites, granites, rocks with high shear resistance, low weathering intensity, low static surface and clean fracture surfaces.
2	ملایم Smooth	سنگ‌های فوق‌الذکر و سنگ‌های رسوبی تخریبی با بافت کاملاً توده‌ای با شدت هوازدگی زیاد، شکستگی‌های برش پذیر و مقاومت برشی کم The aforementioned rocks and destructive sedimentary rocks with a completely lumpy texture with high weathering intensity, shearable fractures and low shear strength.
3	متوسط Medium	سنگ‌های آتش‌فشانی، دگرگونی، آذرین درونی و رسوبی با هوازدگی قابل‌توجه Volcanic, metamorphic, internal igneous and sedimentary rocks with significant weathering.
4	زیاد Hight	سنگ‌های دگرسان شده گرمابی با هوازدگی قابل‌توجه، قویاً گسسته شده و شکافدار همراه با پرشدگی رسی (درزه)، آذرآواری‌های کم متراکم شده با سطوح ایستابی کم‌عمق Hydrothermal metamorphosed rocks with significant weathering, strongly dissociated and fissured with clay fillings (joints), poorly compacted pyroclastics with shallow depositional surfaces.
5	بسیار زیاد Very hight	سنگ‌های کاملاً دگرسان شده، خاک‌های برجا، آبرفت‌ها، کوهرفت‌هایی با مقاومت برشی کم و سطح ایستابی کم Completely altered rocks, soils, alluviums, landslides with low shear resistance and low water table.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]

الگوریتم‌های ناپارامتریک داده‌کاوی

الگوریتم جنگل تصادفی

اجرای مدل‌سازی به روش جنگل تصادفی و تعیین تعداد بهینه درختان ابتدا با ۴۰۰ درخت اولیه انجام شد. سپس با مشاهده نمودار تغییرات میزان مربعات خطا برای داده‌های آزمون و آموزش در جایی که با افزایش تعداد، روند افزایش مربعات خطا حالت ثابتی پیدا نمود به‌عنوان تعداد درخت بهینه انتخاب گردید. به‌منظور تعیین تعداد بهینه برآوردگره‌ها از جذر تعداد کل متغیرها استفاده شد. برای تعیین تعداد برآوردکننده‌ها در هر گره از جذر کل تعداد متغیرهای مستقل مورد استفاده در مدل ۲± استفاده شد تا K یا تعداد برآوردکننده بهینه در هر گره، انتخاب گردد (۱۵).

شبکه عصبی مصنوعی

در پژوهش حاضر دو شبکه عصبی پرسپترون چند لایه[1] و تابع پایه شعاعی[2] (شبکه عصبی توابع اساسی شعاعی) که از رایج‌ترین شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور هستند، مورد استفاده قرار گرفت. این شبکه‌ها با الگوریتم پس انتشار آموزش داده می‌شوند و دارای ساختار لایه‌ای هستند. شبکه عصبی شامل دو خروجی مدل شبکه عصبی است که به‌ترتیب شامل نام شبکه (MLP و RBF)، نورون‌هایی که دارای لایه‌های ورودی[3] ، پنهان[4] و خروجی[5] است که با هم همخوانی دارند و در نهایت یک راه‌حل با حداقل خطا برای مسئله، همگرایی می‌کنند (۱۸). همچنین به‌منظور بهینه‌سازی از روش شبه نیوتنی BFGS[6] استفاده شد.

الگوریتم درخت تصمیم

مدل درخت تصمیم‌گیری یک فرآیند طبقه‌بندی است که به‌طور تکراری یکسری داده آموزشی را به زیر بخش‌های کوچکتر بر مبنای آزمایش‌ها به یک یا بیشتر از ارزش‌های عارضه تقسیم می‌کند. بدون فرض بودن، شرط درخت تصمیم است (۳۴). در این روش ابتدا کار با تمامی داده‌ها در ریشهٔ درخت (گره‌ای که در رأس درخت تصمیم قرار دارد) شروع می‌شود. این روش در ابتدا با استفاده از معیارهای تعیین شده تمامی داده‌ها را به صورتی بازگشت‌پذیر تقسیم می‌کند. سپس تمامی متغیرهای پیشگو را مورد بررسی قرار می‌دهد تا مشخص کند کدام یک بهترین تقسیم را داشته‌اند. پس از آن داده‌های ورودی بر اساس متغیرهای مستقلی که اهمیت بیشتری دارند تقسیم می‌شوند (۴،۵). این کار ادامه می‌یابد تا زمانی که برگ‌ها (گره‌هایی که دیگر تقسیم نمی‌شوند و در انتهای درخت قرار گرفته‌اند) شامل داده‌هایی شوند که همگونی زیادی با یکدیگر دارند (۱۴). اندازه بهینه درخت با استفاده از معیار پارامتر پیچیدگی و تکنیک اعتبارسنجی متقابل k-fold تعیین شد.

اعتبارسنجی مدل‌های رگرسیونی ناپارامتریک

به‌منظور بررسی مدل‌ها ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمون در نظر گرفته شد (۳۳). با استفاده از ضریب تبیین (R^2) (رابطه ۱)، معیارهای میانگین مجذور مربعات خطا[7] (رابطه ۲) و درصد میانگین مجذور مربعات خطا (رابطه ۳) و درصد اریبی (رابطه ۴) اعتبار مدل‌های آماری مورد ارزیابی قرار گرفت.

رابطه ۱
$$R^2=\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{oi}-\bar{y}_p)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_{oi}-\bar{y}_o)^2}$$

رابطه ۲
$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2}{n}}$$

رابطه ۳
$$RMSE\%=\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2/n}}{\bar{Y}}\times 100$$

رابطه ۴
$$Bias\%=\frac{\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)/n}{\bar{Y}}\times 100$$

در این روابط $\hat{Y}$: مقدار برآورد شده، $\bar{Y}$: میانگین برآورد شده و Y: مقدار مشاهده شده ، همچنین n: تعداد مشاهدات (قطعات نمونه)، و y_{oi}: مقدار مشاهده iام است.

تنظیم و تحلیل اولیه داده‌ها در محیط Excel انجام شد و برای مدل‌سازی از نرم‌افزارهای $SPSS_{22.0}$ و $STATISTICA_{12.0}$ استفاده شد.

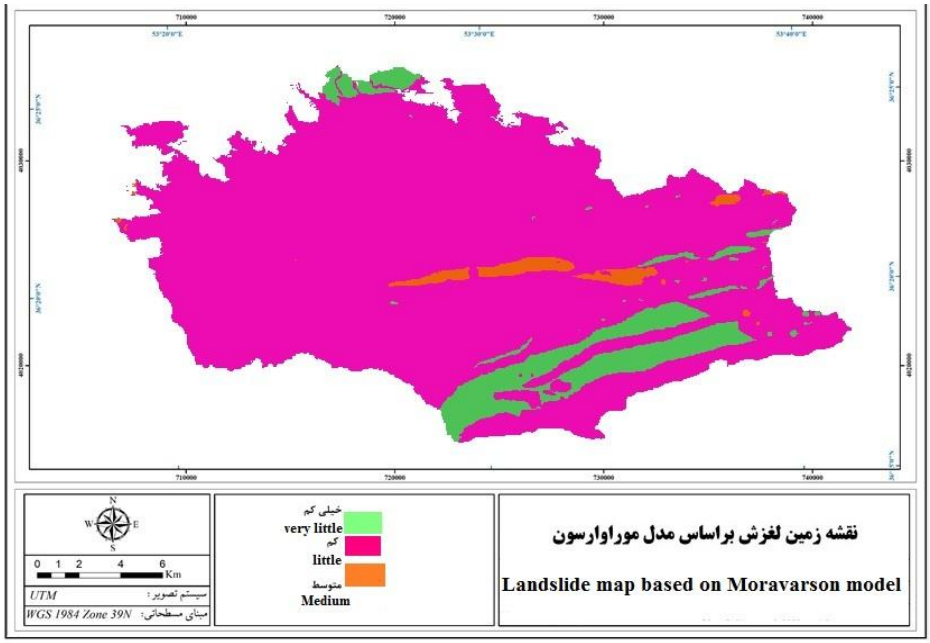
نتایج و بحث

پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش به روش مورا-وارسون

پس از تلفیق امتیاز عددی نقشه‌های موضوعی هر یک از عوامل، نقشه خطر زمین‌لغزش روش مورا-وارسون با سه طبقه خطر، تهیه شد (شکل ۲). در نقشه به‌دست آمده بیشترین توزیع مساحت متعلق به طبقه با خطر کم و کمترین متعلق به طبقه با خطر متوسط است.

1- Multi-Layer Perceptron: MLP 2- Radial Basic Functions: RBF 3- Input Layer 4- Hidden Layer
5- Output Layer 6- Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno algorithm 7- Root Mean Square of the Error

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]



شکل ۲- نقشه زمین لغزش براساس مدل موراوارسون در حوزه جنگلی
Figure 2- Landslide map based on Mora –Vahrson model in forest

با استفاده از رابطه پتانسیل زمین‌لغزش، حوزه جنگلی در سه کلاس ۲، ۳ و ۴ طبقه (به‌ترتیب خیلی کم، کم و متوسط) قرار دارد. پهنه کلاس ۲ با زمین‌لغزشی به مساحت ۷۲۸۳ هکتار (۲۴ درصد) و پهنه کلاس ۳، ۲۳۲۵۴ هکتار (۷۶ درصد) و پهنه کلاس ۴ مقداری (ناچیز) از زیر حوزه‌ها را در برگرفته است (جدول ۳).

جدول ۳- مساحت و درصد طبقات مورا–وارسون در زیرحوزه
Table 3. Area and percentage of Mora –Vahrson classes in sub-basin

کلاس Class	توصیف Description	مساحت (هکتار) Area (ha)	درصد (٪)
2	خیلی کم Very low	7283	24
3	کم Low	23254	76
4	متوسط Medium	65	ناچیز

مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده الگوریتم جنگل تصادفی

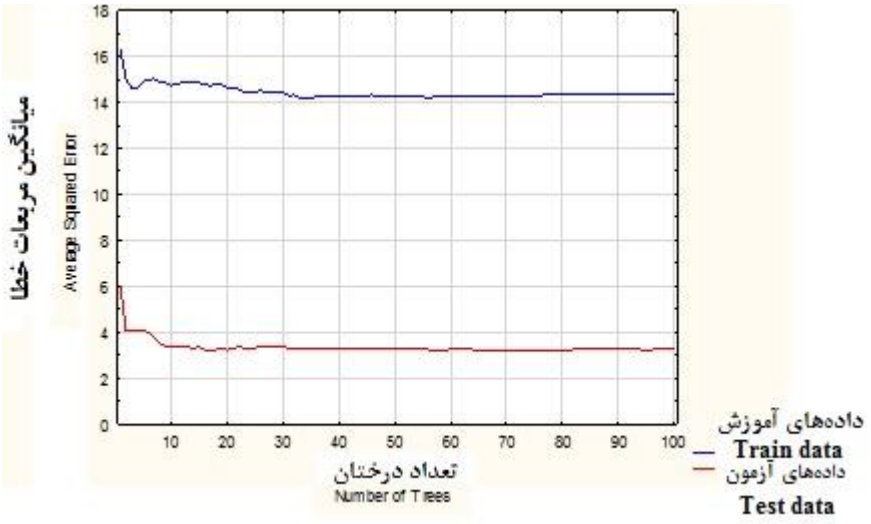
جدول ۴ نتایج ارزیابی حاصل از الگوریتم جنگل تصادفی با تعداد برآوردکننده‌های مختلف را نشان می‌دهد. با بررسی میزان تغییرات مربعات خطا در نقاط تقریبی ۳۰ نقطه برای داده‌های آموزش و آزمون روند ثابتی پیدا شد، به‌همین دلیل تعداد مذکور درخت (نقطه زمین لغزشی) به‌عنوان تعداد درخت بهینه انتخاب شد. نتایج نشان داد که با تعداد ۱۰ برآوردگر به‌ترتیب دارای مقدار درصد مجذور میانگین مربعات خطا ۲۹/۸۶ درصد است.

جدول ۴- ارزیابی داده‌های آزمون با روش جنگل تصادفی
Table 4. Evaluation of test data by random forest method

الگوریتم ناپارامتریک Nonparametric algorithm	ضریب تبیین R^2	مجذور میانگین مربعات خطا RMSE	درصد مجذور میانگین مربعات خطا RMSE٪	اریبی BIAS%
جنگل تصادفی (RF) Random forest	0.40	10.47	29.86	10.98

شکل ۳ نمودار میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش و آزمون در برابر تعداد درختان برای مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش که با تفسیر میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش و آزمون حاصل شد، را نشان می‌دهد. جایی که با افزایش تعداد درختان تغییری در کاهش میزان میانگین مربعات خطای آموزش و آزمون مشاهده نمی‌شود، به‌عنوان تعداد درخت بهینه انتخاب شد. با بررسی شکل ۳ مشخص شد میزان تغییرات مربعات خطا در نقطه تقریبی ۳۰ درخت برای داده‌های آموزش و آزمون روند ثابتی پیدا می‌کند، به همین دلیل تعداد مذکور درخت به‌عنوان تعداد درخت بهینه انتخاب شد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]



شکل ۳- نمودار روند تغییرات میانگین مربعات خطا در برآورد خطر وقوع زمین‌لغزش برای تعداد درختان مختلف
Figure 3. Chart of changes in mean square error in estimating the risk of landslides for the number of different trees

مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده الگوریتم CART

نتایج مدل‌سازی با الگوریتم ناپارامتریک CART نشان داد؛ مقادیر ضریب تبیین، درصد مجذور میانگین مربعات خطا و اریبی به‌ترتیب ۰/۴۸، ۲۰/۸۲٪ و ۵/۸۹٪ به‌دست آمد (جدول ۵).

جدول ۵- ارزیابی داده‌های آزمون با روش CART
Table 5. Evaluation of test data by CART method

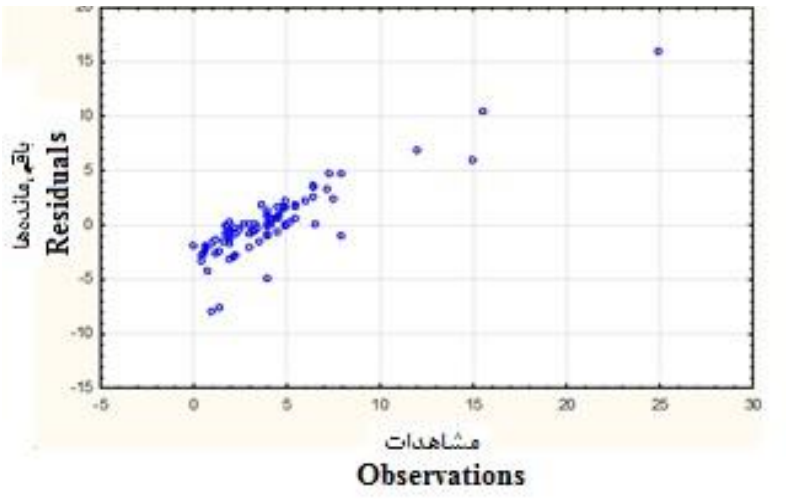
الگوریتم ناپارامتریک Nonparametric algorithm	ضریب تبیین R^2	مجذور میانگین مربعات خطا RMSE	درصد مجذور میانگین مربعات خطا ٪RMSE	اریبی BIAS%
الگوریتم درخت تصمیم CART	0.48	2.02	20.82	5.86

براساس نتایج حاصل از بررسی متغیرهای مستقل مؤثر موجود در مدل مشخص شد، مشخصه شدت بارندگی (TP) (۱/۰۰) بیشترین تأثیر را در مدل‌سازی دارد. از فاکتور با اهمیت دیگر ارتفاع، با درجه به‌ترتیب (SL=۰/۸۰، SR= ۰/۷۶ و TS=۰/۲۵) بود (جدول ۶). در شکل ۴ خروجی مشاهدات در مقابل پیش‌بینی شده توسط الگوریتم درخت تصمیم را نشان می‌دهد.

جدول ۶- ترتیب درجه اهمیت متغیرهای مستقل موجود در مدل
Table 6. Order of importance of independent variables in the model

شاخص Index	رتبه متغیر Variable rank	درجه اهمیت Degree of importance
شدت بارندگی=TP Rainfall intensity	100	1.00
حساسیت سنگ‌شناسی=SL Lithological sensitivity	80	0.80
پستی و بلندی نسبی=SR Relative height and height	76	0.76
شدت لرزه‌ای=TS Vibration intensity	25	0.25

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]



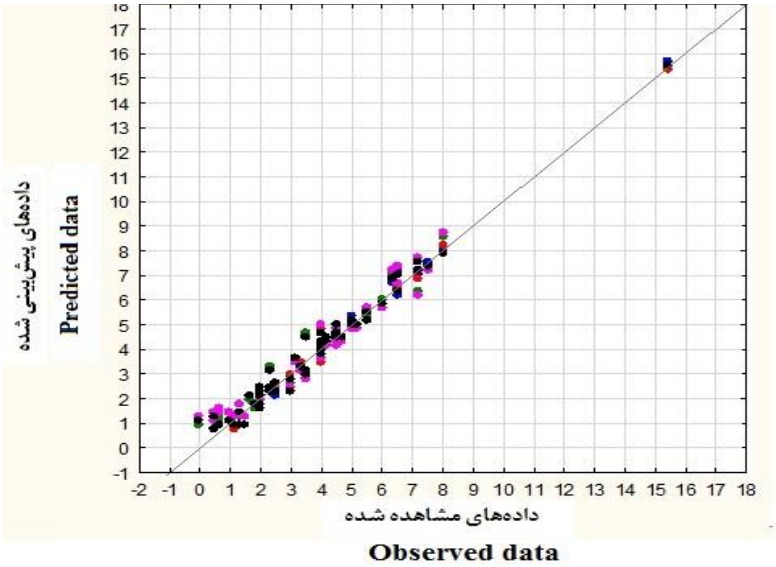
شکل۴- پراکنش ابر نقاط داده‌های پیش‌بینی شده در مقابل مشاهدات در مدل درخت تصمیم
Figure 4. Cloud distribution of predicted data points versus observations in the decision tree model

مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده الگوریتم ANN

نتایج مدل‌سازی با الگوریتم ناپارامتریک ANN نشان داد؛ مقادیر ضریب تبیین و درصد مجذور میانگین مربعات خطا و اریبی در مدل ANN با شبکه MLP 5-7-1 (شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با تعداد ۵ لایه ورودی، ۷ لایه پنهان و یک لایه خروجی) و الگوریتم BFGS 5 (بهینه‌سازی از روش شبه نیوتنی) دارای دقت بیشتری است (جدول ۷). در شکل ۵ خروجی مشاهدات در مقابل پیش‌بینی شده توسط شبکه که راهی دیگر در ارزیابی مدل است؛ مورد مقایسه قرار گرفت.

جدول ۷- ارزیابی داده‌های آزمون با مدل ANN
Table 7. Evaluation of test data with ANN model

الگوریتم ناپارامتریک Nonparametric algorithm	الگوریتم Algorithm	شبکه Network	ضریب تبیین R^2	مجذور میانگین مربعات خطا RMSE	درصد مجذور میانگین مربعات خطا RMSE٪	اریبی BIAS%
شبکه عصبی مصنوعی ANN	BFGS 5	MLP 5-7-1	0.99	2.53	12.28	-3.22



شکل ۵- پراکنش ابر نقاط داده‌های پیش‌بینی شده در مقابل مشاهدات در مدل شبکه عصبی مصنوعی
Figure 5. Cloud distribution of predicted data points against observations in artificial neural network model

نتایج حاصل از اعتبارسنجی در این مرحله طبق جدول ۸ با توجه به ضریب تبیین نشان داد که برای مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش مدل شبکه عصبی مصنوعی با (R^2=۰/۹۹) در مدل‌سازی نسبت به سایر روش‌های مورد استفاده دارای دقت بالاتری است.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]

جدول ۸- نتایج اعتبار سنجی مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از داده‌کاوی ناپارامتریک
Table 8. Validation results of landslide risk modeling using non-parametric data mining

مدل Model / مشخصه Characteristic	جنگل تصادفی RF				درخت تصمیم CART				شبکه عصبی مصنوعی ANN			
خطر وقوع زمین‌لغزش Landslide Risk	ضریب تبیین R^2	مجذور میانگین مربعات خطا RMSE	درصد مجذور میانگین مربعات خطا RMSE%	اریبی BIAS%	ضریب تبیین R^2	مجذور میانگین مربعات خطا RMSE	درصد مجذور میانگین مربعات خطا RMSE%	اریبی BIAS%	ضریب تبیین R^2	مجذور میانگین مربعات خطا RMSE	درصد مجذور میانگین مربعات خطا RMSE%	اریبی BIAS%
	0.40	10.47	29.86	10.98	0.48	2.02	20.82	5.89	0.99	2.53	12.28	-3.33

از عوامل مهم تخریب مناطق جنگلی می‌توان لغزش خاک اشاره کرد. زمین‌لغزش به‌عنوان یکی از چالش های زیست محیطی شناخته می‌شود که منجر به تخریب زمین، کاهش حاصلخیزی و آسیب‌های قابل توجهی به بوم‌سازگان می‌شود (۲۷). به دلیل اینکه زمین‌لغزش‌ها معمولاً سیستم‌های پیچیده‌ای هستند و پیش‌بینی حساسیت وقوع آنها نیاز به داده‌های مختلف طبیعی و انسانی از جمله ژئومورفولوژی، زمین‌شناسی، هیدرولوژیکی، کاربری اراضی و سایر داده‌های مربوط به عوامل محیطی دارد؛ لذا روش‌های مختلفی برای مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش وجود دارد. انتخاب یک مدل ارزیابی با ظرفیت پیش‌بینی بالا، به‌عنوان اولین مرحله ارزیابی حساسیت زمین لغزش است. در پژوهش پیش‌رو ضرورت استفاده از سه روش داده‌کاوی ناپارامتریک جنگل تصادفی، درخت تصمیم و شبکه عصبی مصنوعی در حوزه جنگل‌های هیرکانی مورد توجه قرار گرفت. اراضی بسیار پرخطر و پرخطر، اراضی هستند که نباید تخریب شوند و کارهای غیراصولی در آنها انجام شود؛ کارهایی از قبیل تخریب پوشش گیاهی براثر تبدیل اراضی مرتعی به زراعی و کاهش کمی و کیفی پوشش گیاهی بر اثر چرای بی‌رویهٔ دام ها، کشت دیم در اراضی شیب‌دار، رعایت نشدن تناوب زراعی و احداث و دستکاری‌های غیراصولی جاده یا تغییر مسیر جاده؛ بلکه باید اقداماتی مانند تبدیل کاهش شیب دامنهٔ ارتفاعات مشرف به مسیر احداث جاده، کاهش گیاهان مناسب، ایجاد سیستم زهکشی مناسب، حذف سازند ریزدانه و برداشت آن از سطح دامنه انجام شود (۱۷). نتایج پهنه‌بندی حوزه در سه کلاس خیلی کم، کم و متوسط نشان داد؛ بیشترین توزیع مساحت زمین‌لغزش متعلق به طبقه با خطر کم (۲۳۲۵۴ هکتار) (۷۶ درصد) است. نتیجه حاضر شده با پژوهش احسانی‌فر و همکاران (۱۷) هم‌راستا است. بر اساس پژوهش ایشان نیز ۷۵/۴۹ درصد از مساحت منطقه مورد مطالعه در محدوده با خطر بسیارکم قرار گرفت. بارش یکی از عامل‌های مؤثّر بر وقوع زمین‌لغزش‌ها است. افزایش مقدار بارندگی معمولاً سبب افزایش وقوع زمین‌لغزش می‌شود (۱۲). نتیجه‌ی به‌دست آمده از بررسی اهمیت نسبی متغیرها براساس الگوریتم درخت تصمیم نشان داد؛ شاخص شدت بارندگی بیشترین اهمیت را در مدل‌سازی وقوع زمین‌لغزش داشته است که با نتایج رفیعی ساردویی (۲۴) در تضاد است. ایشان اذعان داشت بارندگی تأثیر ناچیزی در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش دارد. منطقه مورد پژوهش ایشان از لحاظ زمین‌شناسی سخت بود، بنابراین امکان زمین‌لغزش در آن کمتر بود. نتایج حاصل از اعتبارسنجی با توجه به ضریب تبیین نشان داد که برای مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش از بین سه الگوریتم جنگل تصادفی، درخت تصمیم وشبکه عصبی مصنوعی، مدل شبکه عصبی مصنوعی با تعداد ۵ لایه ورودی، ۷ لایه پنهان و (R^2=۰/۹۹، ۲۸/ ۱۲=RMSE%) در مدل‌سازی نسبت به سایر روش‌های مورد استفاده دارای دقت بالاتری است. نتیجه حاصل شده هم راستا با پژوهش آرام و همکاران (۳) است. در مقابل با نتیجه پژوهش حیدری و همکاران (۱۳)، شیرانی و نادری (۲۹) در تضاد است. ارزیابی دقت طبقه‌بندی و اعتبارسنجی مدل‌ها در پژوهش ایشان نشان داد مدل جنگل تصادفی ضمن داشتن آستانه‌ی طبقه‌های مناسب در طبقه‌بندی، اولویت بیشتری برای پهنه‌بندی و پیش‌بینی رخداد زمین‌لغزش‌ها دارد. همچنین با افزایش ارتفاع میزان بارش و در نتیجه توان اشباع شدن خاک افزایش یافته است، که منجر به افزایش زمین‌لغزش‌ها می‌شود. به طور کلی دست‌کاری در طبیعت، بی‌توجه به شرایط منطقه موجب تحریک شدن و وقوع زمین‌لغزش خواهد شد، در منطقه پژوهش حاضر نیز با توجه به اجرای طرح تنفس در بسیاری از مناطق باعث تشدید قاچاق چوب شده است، که در نتیجه تخریب خاک را در پی دارد. در تحلیل رگرسیون چندگانه در صورت معرفی متغیرهای مستقل، همبستگی مورد اشاره موجب افزایش فاکتور تورم واریانس می‌شود. به طور معمول در شبکه عصبی، هم‌خطی چندگانه و خودهمبستگی بین متغیرها مؤثر نیست و علاوه بر آن، نوع روابط بین هریک از متغیرهای ورودی و خروجی (خطی و یا غیرخطی) نیز تصحیح می‌شود. به همین دلیل دو متغیر قطر و ارتفاع در پژوهش حاضر به‌عنوان متغیرهای ورودی برای مدل شبکه عصبی مؤثر واقع شدند (۲۰). در نتیجه با توجه به نتیجه به‌دست آمده مدل مربوط (شبکه عصبی مصنوعی) دارای دقت محاسباتی به‌نسبت بالایی برای مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش نسبت به دو مدل استفاده شده دیگر در پژوهش حاضر است؛ اما چون میزان میانگین مربعات خطای مدل انتخابی به‌عنوان متغیر ورودی دارای حداقل اختلاف نسبت به داده‌های آموزش، اعتبار و نیز حداقل مقدار نسبت به مدل دیگر است، دقت بیشتری برای پیش‌بینی پاسخ مورد هدف در پژوهش حاضر دارد (۳۳).

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]

نتیجه‌گیری کلی

زمین‌لغزش به صورت سیستمی عمل می‌کند؛ در نتیجه همه عوامل در وقوع چنین پدیده‌هایی نقش دارند. تهیه نقشه‌های حساسیت خطر زمین‌لغزش یکی از گام‌های اساسی در جهت شناخت مناطق ناپایدار است تا بتوان با استفاده از آن برنامه‌ریزی‌های لازم جهت کاهش خسارات ناشی از این پدیده را انجام داد. باتوجه به خروجی‌های حاصل از پژوهش حاضر، ارزیابی الگوریتم‌های جنگل تصادفی، درخت تصمیم و شبکه عصبی مصنوعی نشان داد؛ نتایج مدل‌سازی با مدل شبکه عصبی مصنوعی از میان متغیرهای مورد بررسی، به‌ترتیب شدت بارندگی، حساسیت لیتولوژیک، پستی و بلندی نسبی و شدت لرزه‌ای بیشترین تأثیر را در وقوع زمین‌لغزش حوزه مطالعاتی نشان داده است. در این راستا پیشنهاد می‌شود به‌منظور ارزیابی با دقت بیشتر از تصاویر ماهواره‌ای در تلفیق از داده‌های زمینی استفاده شود. همچنین دیگر الگوریتم‌ها در مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش برای منطقه مورد پژوهش استفاده شود و با نتایج پژوهش حاضر مورد مقایسه قرار گیرد. پیشنهاد می‌شود در صورت دسترسی به اطلاعات علاوه بر شدت بارندگی، میزان بارش هم در نظر گرفته شود.

تشکر و قدردانی

مقاله پیش‌رو حاصل کار در دوره پسادکتری و در قالب طرحی با عنوان مطالعات نیمه تفصیلی مدیریت پایدار منابع طبیعی حوزه‌های جنگل شمال کشور در سال ۱۴۰۱ است که با حمایت دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری اجرا شده است؛ بدین وسیله از معاونت پژوهشی دانشگاه تشکر و قدردانی می‌شود.

منابع

1. Abella, E.A.C and C.J. Van Westen. 2008. Qualitative landslide susceptibility assessment by multicriteria analysis;a case study from San Antoniodel Sur, Guantanamo, Cuba (in GIS technology and models for assessing landslide hazard and risk). Geomorphology, 94: 435-466.
2. Alqadhi, S., J. Mallick, S. Talukdar, A.A. Bindajam, N. Van Hong and T.K. Saha. 2022. Selecting optimal conditioning parameters for landslide susceptibility: An experimental research on Aqabat Al-Sulbat, Saudi Arabia. Environmental Science and Pollution Research, 29(3): 3743-3762.
3. Aram, A., M.R. Dalalian, S. Saedi, O. Rafieian and S. Darbandi. 2022. Evaluation of the efficiency of artificial intelligence and bivariate statistical models in determining landslide prone areas in West Azerbaijan. Journal of Water and Soil Resources Conservation, 11(4): 63-74 (In Persian).
4. Breiman, L. 2001. Random Forests. Machine Learning: 45(1): 5-32.
5. Breiman, L., J. Friedman, C.J. Stone and R.A. Olshen. 1984. Classification and regression trees, 1nd edn, CRC press, Pub. Location New York, New York, 368 pp.
6. Cred Crunch Newsletter, Issue No. 68 (September 2022) - Natural Hazards & Disasters An overview of the first half of 2022.
7. Das, S., S. Sarkar and D.P. Kanungo. 2022. GIS-based landslide susceptibility zonation mapping using the analytic hierarchy process (AHP) method in parts of Kalimpong Region of Darjeeling Himalaya. Environmental Monitoring and Assessment, 194(3): 1-28.
8. Ehsanifar, A., A. Kavyan, K. Soleymani and H. Aghbari. 2011. Landslide risk zoning using overlap index, case study: Abkhaz area of Tajan. The 7th National Conference on Watershed Science and Engineering of Iran, 12-1, Esfahan, Iran (In Persian).
9. Frattini, P., G. Crosta and A. Carrara. 2010. Techniques for evaluating the performance of landslide susceptibility models. Engineering Geology, 111(1): 62-72.
10. Froude, M.J. and D. Petley. 2018. Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016. Nat Hazards Earth. Natural Hazards and Earth System Sciences, 18(8): 2161-2181.
11. Hagan, M.T., H.B. Demuth and M.H. Beale. 1996. Neural Network design. 1nd edn, PWS press, United States of America, 800 pp.
12. Hanifinia, A., H. Nazarnejad, S. Najafi and A. Kornejady. 2020. Prioritization of Effective Factors on Landslide Occurrence and Mapping of its Sensitivity in CherikAbad Watershed, Urmia Using Shannon Entropy Model. Watershed Management Research, 33(4): 30-46 (In Persian).
13. Heydari, N., M. Habibnejad, A. Kavian and H.R. Pourghasemi. 2020. Landslide susceptibility modelling using the random forest machine learning algorithm in the Watershed of Rais-Ali Delvari Reservoir. Watershed Management Research, 33(1): 2-13 (In Persian).
14. Lawrence, R.L. and A. Wright. 2001. Rule-based classification systems using classification and regression tree (CART) analysis. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 67(10): 1137-1142.
15. Liaw, A. and M. Wiener. 2002. Classification and regression by randomForest. R news, 2(3):18-22.
16. Lin, X.S. and J. Xu. 2007. The Study of the Complexity of Landslide Hazard. Res. Soil Water Conservation, 05: 359-363.
17. Madadi, A., E. Piroozi and M. Faal Naziri. 2021. A Comparative Evaluation of MABAC and CODAS Multi-Criteria Decision Algorithms in Landslide Risk Zoning (Case Study: Kowsar County). Geography and Environmental Planning, 31(4): 1-24 (In Persian).

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]

18. Mahnaj, M.B. 1998. Introduction to artificial neural network, 1st Edition, Professor Hesabi Publication, 642 p.
19. Mora, S. and W.G. Vahrson. 1992. Determinación "a priori" de la amenaza de deslizamientos utilizando indicadores morfodinámicos. In Álzate, J. B. (editor), Memoria del Primer Simposio Internacional Sobre Sensores Remotos y Sistemas de Información Geográfica (SIG) Para el Estudio de Riesgos Naturales: Bogotá, Colombia, 259-273.
20. Nazariani, N., A. Fallah, M. Imani Rastabi and F. Bakhshi. 2022. Modeling the Comparison volume of Pure and Mixed Stands of Beech Trees Using Non-parametric Algorithms in the Educational-research Forest of Darabkola. Iranian Journal of Forest and Poplar Research, Online publication (In Persian).
21. Pham, B.T., T.V. Phong, T. Nguyen-Thoi, K. Parial, K.S. Singh, H.B. Ly, K.T. Nguyen, L.S. Ho, H.V. Le and I. Prakash. 2022. Ensemble modeling of landslide susceptibility using random subspace learner and different decision tree classifiers. Geocarto International, 37(3): 735-757.
22. Pourghasemi, H.R., M. Mohammady and B. Pradhan. 2012. Landslide susceptibility mapping using index of entropy and conditional probability models in GIS: Safarood Basin, Iran. Catena, 97: 71-84.
23. Pourghasemi, H.R. and O. Rahmati. 2018. Prediction of the landslide susceptibility: Which algorithm, which precision. Catena, 162: 177-192.
24. Rafiei Sardooi, E. 2022. Landslide Susceptibility Simulation Using Data Mining Models in Rabor Area. Watershed Management Research Journal, 35(2):101-118 (In Persian).
25. Raghuvanshi, T.K., J. Ibrahim and D. Ayalew. 2014. Slope stability susceptibility evaluation parameter (SSEP) rating scheme-an approach for landslide hazard zonation. Journal of African Earth Sciences, 99: 595-612.
26. Reis, L.P., A.L. Souza, P.C.M. Reis, L. Mazzei, C.P.B. Soares, C.M.M.E. Torres, L.F. Silva, A.R. Ruschel and L.J.S. Rêgo. 2018. Estimation of mortality and survival of individual trees after harvesting wood using artificial neural networks in the amazon rain forest. Ecological Engineering, 112: 140-147.
27. Rezaee Banafshe, M., H. Rostamzadei and B. Feyzizadeh. 2010. Investigating and evaluating the changing process of forest levels using remote sensing and GIS (case study of Arsbaran forests 1987-2005). Geographical Research, 40(1): 143-159 (In Persian).
28. Shariat Jafari, M. 1996. Landslide (basics and principles of stability in natural slopes). Saze Publications, 205 p (In Persian).
29. Shirani, K. and R. Naderi Samani. 2022. Determination of Effective factors and Assessment of Landslide Susceptibility Using Random Forest and Artificial Neural Network in Doab Samsami Region, Chaharmahal and Bakhtiari Province. Watershed Management Research Journal, 35(1): 40-60 (In Persian).
30. Steger, S., A. Brenning, R. Bell and T. Glade. 2017. The influence of systematically incomplete shallow landslide inventories on statistical susceptibility models and suggestions for improvements. Landslides, 14: 1767-1781.
31. Strobll, R.O. and F. Forte. 2007. Artificial neural network exploration of the influential factors in drainage network derivation. Hydrological Processes, 21: 2965-2978.
32. Tien Bui, D., H. Moayedi, M. G€or, A. Jaafari and F. L. Kok. 2019. Predicting slope stability failure through machine learning paradigms. ISPRS International Journal of Geo-Information, 8(9): 395.
33. Tiryaki, S. and A. Aydin. 2014. An artificial neural network model for predicting compression strength of heat treated woods and comparison with a multiple linear regression model. Construction and Building Materials, 62: 102-108.
34. Tooke, T.R., N.C. Coops, N.R. Goodwin and J.A. Voogt. 2009. Extracting urban vegetation characteristics using spectral mixture analysis and decision tree classifications. Remote Sensing of Environment, 113: 398-407.
35. Varnes, D.J. 1958. Landslide types and processes. Landslides and engineering practice, 24: 20-47.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]

Landslide Risk Modeling using Data Mining in Hyrcanian Forests

Nastaran Nazariani[1] and Asghar Fallah[2]

1- Postdoctoral Researcher in Forestry, Faculty of Natural Resources, Sari of Agricultural Sciences and Natural Resources University, Mazandaran, Iran, (Corresponding author: Nazariani69@yahoo.com)
2- Professor, Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, Sari of Agricultural Sciences and Natural Resources University, Mazandaran, Iran
Received: 24 October, 2022 Accepted: 29 November, 2022

Extended Abstract

Introduction and Objective: In recent years, the increases in population and expansion of settlements in hazardous areas have greatly increased the impact of natural disasters in industrialized and developing countries. Landslide risk zoning helps to identify strategic points and geographically prone critical areas. Therefore, measures for rapid, safe mitigation and strategic planning for the future are important. In fact, landslide risk assessment may be a suitable and cost-effective help for land use planning, so in this regard, the aim of the current research is to model the risk of landslides using non-parametric data mining in watersheds of Hyrcanian forests.

Material and Methods: For this purpose, the map of landslide risk according to the Mora and vahrson method with the effect of factors affecting the occurrence of landslides including topographical factors, hydrological and climatic factors, geological factors, land cover factors, human factors, hydrographic network from digital elevation model, geological map It was prepared using the map of the Geological Organization of the country, and to obtain the elevation index and the relative height, first, using the curve of height levels taken from the 1:25000 topographic maps of the region, the map of the elevation classes was prepared. After that, the study area was divided into one-square-kilometer grids, and maps with the lowest and highest elevations in one-square-kilometer grids were obtained; in the last step, by subtracting these two maps, a map was obtained whose information shows the value of the postal index and relative height. Monthly rainfall was also used to obtain the soil moisture index. Finally, algorithms of three random forest models, an artificial neural network, and a decision tree algorithm were used to model the risk of landslides in the STATISTICA 12.0 software environment.

Results: According to the results, the highest distribution of landslide areas belongs to the low-risk class (76%). TP, SL, SR, and TS variables were considered the essential factors of landslide occurrence based on their importance. The results of validation with three algorithms of RF, CART, and ANN showed; According to the coefficient of explanation obtained in modeling the risk of landslides, the artificial neural network model with (R^2=0.99) is more accurate than other methods.

Conclusion: The results of the present study showed that data mining methods have a high capability in predicting the risk of landslides. Therefore, the use of the mentioned methods can be considered in reducing the risks associated with landslides and planning for land use.

Keywords: Artificial neural network, Decision tree, Hyrcanian forests, Modeling, Regression model, Watershed

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22516174.1402.14.27.11.8]
[DOI: 10.61186/jwmr.14.27.123]