نشریه علمی علوم و فنون نقشه‌برداری، دوره ۱۳، شماره ۲، صفحه ۷۹ تا ۹۴، آذر ماه ۱۴۰۲– مقاله پژوهشی

تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های آماری و یادگیری ماشین (مطالعهٔ موردی: کشور اتریش)

میثم محرمی[۱]، محمدرضا جلوخانی نیارکی[۲*]

[۱] دانشجوی دکتری سنجش از دور و GIS – دانشکده جغرافیا – دانشگاه تهران
moharramimeisam@ut.ac.ir

[۲] دانشیار گروه سنجش از دور و GIS – دانشکده جغرافیا – دانشگاه تهران
mrjelokhani@ut.ac.ir

(دریافت: تیر ۱۴۰۲، تصویب: آذر ۱۴۰۲)

چکیده

زمین‌لغزش یکی از شایع‌ترین مخاطرات طبیعی در سرتاسر جهان است. شناسایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش یکی از روش‌هایی است که می‌توان از آن برای پیش‌بینی و کاهش خسارات احتمالی ناشی از زمین‌لغزش بهره برد. هدف از این پژوهش تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش در کشور اتریش با استفاده از مدل‌های آزمون آماری T و جنگل تصادفی است. در این پژوهش، ۹ معیار مؤثر در وقوع زمین‌لغزش مورد بررسی قرار گرفت که عبارت‌اند از: ارتفاع، شیب، جهت شیب، فاصله تا آبراهه‌ها، فاصله تا گسل، فاصله تا راه، پوشش زمین، لیتولوژی و بارش. در مدل آزمون آماری T ابتدا با استفاده از آزمون T وزن هر یک از معیارها محاسبه شد و در ادامه با استفاده از روش جمع وزنی ساده، لایه‌های معیار و وزن هر یک از آن‌ها با یکدیگر تلفیق شد و بر این اساس، نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش به‌دست آمد. در مدل جنگل تصادفی، یادگیری بر اساس درختان متعدد تصمیم‌گیر انجام شد و بر پایهٔ نقاط وقوع زمین‌لغزش و نقشهٔ لایه‌های معیار، وزن نسبی هر یک از لایه‌ها محاسبه شد. در نهایت، نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش تهیه شد. به‌منظور مقایسهٔ دو مدل با یکدیگر، منحنی مشخصهٔ عملکرد نسبی و سطح زیر منحنی به‌کار رفت. بر این اساس، مدل جنگل تصادفی با سطح زیر منحنی ۰/۸۹۳ عملکرد نسبتاً بهتری را نسبت به مدل آزمون آماری T با سطح زیر منحنی ۰/۸۵۲ ارائه داد. بررسی اهمیت معیارهای مختلف نشان داد معیارهای شیب و بارش در هر دو مدل از بیشترین اهمیت در وقوع زمین‌لغزش برخوردارند. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، هر دو مدل از مزیت‌های منحصربه‌فردی در تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش برخوردارند؛ به‌طوری‌که صحت بیشترِ مدلِ جنگل تصادفی، و امکان وزن‌دهی به معیارها و زیرمعیارها در مدل آزمون آماری T، باعث می‌شود تا هر دو مدل در این زمینه دارای جنبهٔ کاربردی باشند.

واژگان کلیدی: آزمون آماری T، جنگل تصادفی، زمین‌لغزش، مدل‌سازی، یادگیری ماشین.

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

به حرکت توده‌ای از خاک یا سنگ و یا هر دوی آن‌ها از دامنه‌ها به‌سمت پایین به‌صورت آهسته و یا سریع، تحت نیروی جاذبه، زمین‌لغزش می‌گویند [۱]. زمین‌لغزش یکی از شایع‌ترین و خطرناک‌ترین مخاطرات طبیعی در مناطق کوهستانی محسوب می‌شود [۲و۳]. این مخاطره، باعث تلفات عظیم انسانی و خسارات گستردهٔ مالی می‌شود [۴]. از مهم‌ترین اثرات مخرب زمین‌لغزش می‌توان به تلفات انسانی، فرسایش خاک، تخریب باغات و اراضی کشاورزی، تخریب جاده‌ها و سازه‌های مهندسی اشاره کرد [۵]. بین سال‌های ۲۰۰۴ تا ۲۰۱۶ میلادی در سرتاسر جهان در مجموع ۴۸۶۲ زمین‌لغزش ثبت شده‌است که موجب خسارات گستردهٔ جانی و مالی شده‌است که از آن جمله می‌توان به کشته شدن ۵۵۹۹۷ نفر در این بازهٔ زمانی اشاره کرد [۶]. با این‌که در یک دههٔ اخیر، زمین‌لغزش ۹ درصد از مخاطرات طبیعی را به‌خود اختصاص داده است، اما پیش‌بینی می‌شود این روند در سال‌های آینده نیز به‌علت توسعهٔ شهرنشینی، جنگل‌زدایی و تغییرات اقلیمی روند صعودی داشته باشد [۱]. هر ساله در سرتاسر جهان، نقاط جدیدی به‌عنوان نقاطی که در آن زمین‌لغزش برای اولین بار اتفاق افتاده است ثبت می‌شود. بنابراین شناسایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش می‌تواند در مدیریت بهتر این بحران کارساز باشد [۷]. هدف از تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش، پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش در مناطق مختلف براساس معیارهای مؤثر در وقوع زمین‌لغزش است [۸]. نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش یکی از ابزارهای مهم مدیریتی به‌منظور پیش‌گیری و کاهش سوانح ناشی از این مخاطره محسوب می‌شود [۲]. از طرفی صحت نقشه‌های مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش معیار مهمی برای ارزیابی میزان خطر در این مناطق و پاسخ‌دهی سریع‌تر و مؤثرتر مدیران در زمان وقوع این پدیده محسوب می‌شود [۹].

صحتِ نقشه‌های مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش، تا حد زیادی به داده‌ها و مدل استفاده شده بستگی دارد [۴]. روش‌های مختلفی برای تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش وجود دارد، از جمله مهم‌ترین این روش‌ها می‌توان به استفاده از تصاویر سنجش از دور [۱۰]، الگوریتم‌های داده‌کاوی [۱۱]، مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره [۱۲]، مدل‌های تحلیل آماری [۱۳] و استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین [۱۴] اشاره کرد. نتایج پژوهش‌های مختلف نشان داده‌است که تاکنون هیچ یک از این روش‌ها نتوانسته است در تمام موقعیت‌ها بهترین نتیجه را ارائه دهد [۱۵و۱۶]. در ۴۰ درصد از مطالعات مربوط به زمین‌لغزش، دو یا چند مدل مختلف مورد استفاده قرار گرفته و مدل‌های مختلف با یکدیگر مقایسه شده‌اند [۴].

مدل‌های تحلیل آماری و یادگیری ماشین از جمله روش‌هایی هستند که با استفاده از آن‌ها می‌توان بدون در نظر گرفتن ذهنیت[۱] افراد، به تجزیه‌وتحلیل‌های مختلف مکانی، از جمله تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش پرداخت. عدم دخالت ذهنیت افراد در فرآیند تصمیم‌گیری باعث افزایش پذیرش اجتماعی نتایج نهایی این مدل‌ها می‌شود [۱۷]. رویکردهای آماری، با تجزیه‌وتحلیل آماری روابط بین عامل‌های مؤثر در زمین‌لغزش و نقاطی که در آن‌ها زمین‌لغزش اتفاق افتاده‌است، روابطی را ایجاد می‌کنند که در نهایت منجر به تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش می‌شود [۱۶]. از جمله مزایای مدل‌های آماری می‌توان به: ۱- امکان تحلیل دقیق زمین‌لغزش‌های رخ‌داده در گذشته و ۲- امکان بررسی و تحلیل متغیرهای تأثیرگذار در وقوع زمین‌لغزش اشاره کرد. یکی از معایب اصلی مدل‌های آماری، عدم امکان بسط‌دادن نتایج به خارج از محدودهٔ موردمطالعه می‌باشد. برای مثال میزان اهمیت معیارها تنها در منطقهٔ موردمطالعه دارای اعتبار است. مدل‌های آماری برای تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش در مقیاس ۱:۲۰۰۰۰ تا ۱:۵۰۰۰۰ مناسب‌تر است، زیرا در این مقیاس به‌راحتی می‌توان اطلاعات مربوط به زمین‌لغزش‌ها و معیارهای تأثیرگذار در وقوع آن را جمع‌آوری کرد [۱۸]. تاکنون مدل‌های آماری مختلفی برای تهیهٔ این نوع نقشه مورداستفاده قرار گرفته‌است که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به روش نسبت فراوانی[۲] [۱۹]، شاخص آماری[۳] [۵] و وزن‌دهی شواهد[۴] [۱۳] اشاره کرد. از جمله مدل‌های جدیدی که در مطالعات جغرافیایی به‌کار رفته‌است، مدل آزمون آماری T است. این مدل برای اولین بار در سال ۲۰۱۷ میلادی توسط ورونسی و همکاران[۵] [۱۷]

۱ Subjectivity
۲ Frequency Ratio (FR)
۳ Statistical Index (SI)
۴ Weights-of-Evidence (WoE)
۵ Veronesi et al

برای تعیین محل مناسب دکل‌های انتقال برق به‌کار گرفته شد. این مدل بر اساس فاصلهٔ بین معیارها و هدف مورد نظر، قادر به استخراج خودکار وزن معیارها است که در ادامه با تلفیق وزن معیارها و لایه‌های معیار می‌توان نقشهٔ نهایی پهنه‌بندی‌شده را به‌دست آورد [۱۷]. کارایی این مدل برای تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش مورد ارزیابی قرار نگرفته است. در این پژوهش سعی شده‌است تا به این موضوع پرداخته شود.

هنگامی‌که دانش نظری ما برای تحلیل‌های مکانی محدود باشد، مدل‌های یادگیری ماشین، راه‌حل‌های استانداردی را در مواجهه با حجم عظیمی از داده‌ها فراهم می‌آورد [۲۰]. در سال‌های اخیر مدل‌های یادگیری ماشین به‌عنوان روش‌هایی پیشرفته و خودکار، به‌طور گسترده‌ای در تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفته‌است [۴و۲۱]. تفاوت بین مدل‌های آماری و یادگیری ماشین از جمله مباحث پرچالش برای پژوهشگران در سال‌های اخیر محسوب می‌شود. تأکید مدل‌های یادگیری ماشین بر بهینه‌سازی و افزایش کارایی مدل است که این موضوع چالش اصلی مدل‌های آماری است [۲۲]. برخی از مهم‌ترین مدل‌های یادگیری ماشین که در سال‌های اخیر از آن‌ها برای تهیهٔ این نوع نقشه استفاده شده‌است عبارت‌اند از: رگرسیون لجستیک[۱] [۲۳]، الگوریتم‌های بیزین[۲] [۲۴]، ماشین بردار پشتیبان[۳] [۲۵]، شبکهٔ عصبی مصنوعی[۴] [۲۶] و الگوریتم جنگل تصادفی[۵] [۲۷]. از جمله الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین که در سال‌های گذشته در مطالعات مربوط به زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفته‌است، الگوریتم جنگل تصادفی است. این الگوریتم با ایجاد تعداد زیادی از درختانِ تصمیم‌گیر به حل مسئلهٔ موردنظر می‌پردازد [۱۵]. الگوریتم جنگل تصادفی به‌منظور طبقه‌بندی و رگرسیون در مجموعه‌داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های این الگوریتم عملکرد مناسب آن در اندازه‌گیری اهمیت متغیرها و تعیین نقش هر متغیر در پیش‌بینیِ پاسخ است [۲۲]. استفاده از مدل‌های آماری و یادگیری ماشین این امکان را می‌دهد تا بدون دخالت ذهنیت افراد، نسبت به مدل‌سازی مخاطرات محیطی اقدام کرد [۱۷]. این موضوع در تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش در مقیاس وسیع از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، زیرا می‌تواند باعث افزایش پذیرش عمومی نسبت‌به حالتی شود که از ذهنیت افراد در مدل‌سازی و تهیهٔ نقشهٔ نهایی استفاده شده‌است.

تاکنون مطالعات مختلفی به تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های آماری و یادگیری ماشین پرداخته‌اند. هو و همکاران[۶] (۲۰۲۰) به تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین پرداختند. در این پژوهش که در حوضهٔ آبریز رودخانه جین‌شا در کشور چین انجام شد، از ۱۰ معیار مؤثر در وقوع زمین‌لغزش استفاده شد. بر این اساس از دو مدل یادگیری ماشین شامل مدل بیز ساده و ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، مدل بیز ساده با سطح زیر منحنی ۰/۹۸۶ عملکرد بهتری را نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان با سطح زیر منحنی ۰/۹۶۶ ارائه داده‌است. ووبالم[۷] (۲۰۲۱) به تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش در حوضهٔ آبریز اواتزائو[۸] با استفاده از مدل‌های آماری پرداخته‌است. مدل‌های استفاده شده برای تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش شامل سه مدل آماری مختلف (مدل نسب فراوانی، ارزش اطلاعات[۹] و فاکتور اطمینان[۱۰]) می‌باشد. در این پژوهش از شش معیار مؤثر در وقوع زمین‌لغزش استفاده شد. نتایج به‌دست آمده نشان داد، مدل نسبت فراوانی با سطح زیر منحنی ۰/۸۸۸۳، مدل فاکتور اطمینان با سطح زیر منحنی ۰/۸۷۰۳ و مدل ارزش اطلاعات با سطح زیر منحنی ۰/۸۴۸۳ به‌ترتیب بهترین عملکرد را ارائه داده‌اند. عبدو[۱۱] (۲۰۲۲) به تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل نسب فراوانی و شاخص آماری پرداخت. در این پژوهش که در حوضهٔ آبریز الفوار[۱۲] در کشور سوریه انجام شد، از ۱۳ معیار مؤثر در وقوع زمین‌لغزش استفاده شده‌است. در نهایت برای اعتبارسنجی نتایج دو مدل، از منحنی مشخصهٔ عملکرد

۱ Logistic Regression
۲ Naïve Bayes
۳ Support Vector Machines
۴ Artificial Neural Networks
۵ Random Forest

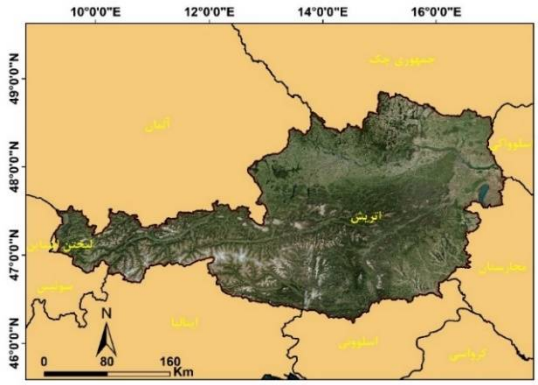
۶ Hu et al
۷ Wubalem
۸ Uatzau
۹ Information Value
۱۰ Certainty Factor
۱۱ Abdo
۱۲ Al-Fawar

نسبی استفاده شد. نتایج به‌دست آمده نشان داد مدل نسبت فراوانی با سطح زیر منحنی ۰/۸۲۴ عملکرد بهتری را نسبت به مدل شاخص آماری با سطح زیر منحنی ۰/۸۰۱ ارائه داده‌است. دویران و همکاران[1] (۲۰۲۳) به تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش در زیرحوضهٔ طارم-خلخال در شمال‌غرب ایران پرداختند. آن‌ها از سه مدل یادگیری ماشین شامل: شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی استفاده کردند. در مجموع ۱۵ معیار مؤثر در وقوع زمین‌لغزش برای مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد مدل‌های جنگل تصادفی، شبکهٔ عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان به‌ترتیب با سطح زیر منحنی ۰/۹۳، ۰/۸۲ و ۰/۷۳ بهترین عملکرد را ارائه داده‌اند. بررسی پیشینه پژوهش نشان داد انواع مختلفی از مدل‌های تحلیل آماری و یادگیری ماشین به‌طور گسترده‌ای در مدل‌سازی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفته‌اند و از عملکرد مناسبی نیز برخوردار بوده‌اند. با این حال، مدل آزمون آماری T از جمله معدود مدل‌های آماری محسوب می‌شود که تاکنون کارایی آن در زمینه مدل‌سازی مناطق مستعد زمین‌لغزش مورد ارزیابی قرار نگرفته‌است. در این پژوهش سعی شده‌است تا کارایی مدل آزمون آماری T با یکی از پرکاربردترین مدل‌های یادگیری ماشین یعنی مدل جنگل تصادفی مورد بررسی و مقایسه قرار گیرد.

زمین‌لغزش یکی از مخاطرات مهم و عمده در نواحی کوهستانی کشور اتریش است [۲۸]. هدف این پژوهش مقایسهٔ عملکرد مدل‌های آماری (آزمون آماری T) و یادگیری ماشین (جنگل تصادفی) در تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش در مقیاس وسیع (کشور اتریش) می‌باشد. جنبه‌های نوآورانه این پژوهش را می‌توان در دو بخش خلاصه کرد: ۱- در این پژوهش برای اولین بار از آزمون آماری T برای استخراج اتوماتیک وزن معیارهای مؤثر در وقوع زمین‌لغزش استفاده شده‌است. این مدل بر خلاف اکثر مدل‌های آماری و یادگیری ماشین که صرفاً قادر به ارائهٔ نقشهٔ نهایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش‌اند، قادر است وزن معیارها را بدون دخالت نظر کارشناسان و صرفاً بر اساس تجزیه‌وتحلیل‌های آماری برآورد کند. ۲- در این پژوهش برای اولین بار از مدل جنگل تصادفی در مقیاس کشور اتریش برای تهیهٔ این نقشه استفاده شده‌است. این مدل نیز بدون دخالت نظر کارشناسان اهمیت نسبی معیارها را برآورد کرده و قادر به تهیهٔ نقشهٔ نهایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش است.

۲- منطقهٔ مطالعاتی و داده‌های مورد استفاده

کشور اتریش با مساحت ۸۳۸۵۸ کیلومتر مربع و جمعیت ۸/۸ میلیون نفر در مرکز قارهٔ اروپا واقع شده‌است [۲۸]. این کشور از لحاظ جغرافیایی در مختصات '۳۲ °۹ الی '۹ °۱۷ طول شرقی '۲۲ °۴۶ الی '۱ °۴۹ عرض شمالی واقع شده‌است (شکل ۱). ارتفاع این کشور بین ۱۱۰ الی ۳۸۰۰ متر بالاتر از سطح آب‌های آزاد متغیر است. میانگین بارش سالانه در مناطق مسطح و تپه‌ماهوری شرق اتریش بین ۴۰۰ تا ۶۰۰ میلی‌متر و در نواحی کوهستانی آلپ بیش از ۲۰۰۰ میلی‌متر در سال است [۲۸]. با توجه به ویژگی‌های ژئومورفولوژیک کشور اتریش، در اکثر مناطق غیر مسطح این کشور زمین‌لغزش اتفاق می‌افتد. این موضوع تهدیدی جدی برای زیرساخت‌های عمومی این کشور محسوب می‌شود [۲۹].



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقهٔ مورد مطالعه

برای انجام پژوهش، از دو گروه اصلی از داده‌ها استفاده شد. گروه اول، داده‌های مربوط به نقاط وقوع و عدم‌وقوع زمین‌لغزش و گروه دوم، داده‌های مربوط به معیارهای مؤثر در وقوع زمین‌لغزش است. نقاط وقوع و عدم‌وقوع زمین‌لغزش، از جمله مهم‌ترین پارامترهای مورد استفاده در اجرای مدل‌های آماری و یادگیری ماشین محسوب می‌شوند. تاکنون روش‌های مختلفی برای تهیهٔ نقاط وقوع زمین‌لغزش استفاده شده‌است، از جمله مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به تفسیر تصاویر ماهواره‌ای اپتیک با قدرت تفکیک

۱ Daviran et al

مکانی بالا [۳۰]، استفاده از تصاویر ماهواره‌ای رادار [۳۱] و یا بررسی‌های میدانی [۳۲] اشاره کرد. بدین‌منظور در این پژوهش، از داده‌های مربوط به نقاط وقوع زمین‌لغزش که توسط سازمان زمین‌شناسی اتریش تهیه شده‌است استفاده شد. این نقاط بر اساس آخرین اطلاعات موجود در ماه آوریل سال ۲۰۱۹ میلادی تهیه شده‌است و در مجموع شامل ۶۳۰۹ نقطه وقوع زمین‌لغزش می‌باشد. نقاط عدم‌وقوع زمین‌لغزش نیز مانند نقاط وقوع زمین‌لغزش، در مدل‌های مورد استفاده برای تهیهٔ نقشه‌های مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش، به‌ویژه در روش‌های آماری، دارای اهمیت‌اند. روش‌های مختلفی برای تهیهٔ این نقاط وجود دارد که از جمله مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به انتخاب تصادفی نقاط از مناطقی که در آن‌ها زمین‌لغزش رخ نداده‌است [۳۳]، تهیهٔ نقاط در محدودهٔ اطراف (حریم[۱]) نقاط وقوع زمین‌لغزش [۳۴] و یا تهیهٔ نقاط عدم‌وقوع زمین‌لغزش از کانال‌های رودخانه‌ای و مناطقی که شیب بسیار کمی دارند [۳۵] اشاره کرد. در این پژوهش به‌منظور انتخاب نقاط عدم‌وقوع زمین‌لغزش، ۶۳۰۹ نقطه به‌صورت تصادفی در مناطقی که در آن‌ها زمین‌لغزش رخ نداده بود، انتخاب و به‌عنوان نقاط عدم‌وقوع زمین‌لغزش استفاده شد.

شناسایی عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش، یکی از مهم‌ترین مراحل در اجرای هر یک از مدل‌های ارزیابی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش محسوب می‌شود [۱۳]. به‌طور کلی هیچ روشِ از پیش‌تعیین‌شده‌ای برای انتخاب یک معیار به‌عنوان معیار مؤثر در وقوع زمین‌لغزش وجود ندارد؛ در عین حال معیارهای انتخاب شده باید از ویژگی‌هایی همچون: عملیاتی‌بودن، قابل اندازه‌گیری بودن، غیریکنواخت بودن و غیر زائد بودن برخوردار باشند [۳۶]. بر اساس خصوصیات ژئومورفولوژیک منطقهٔ مورد مطالعه و مطالعات قبلی صورت گرفته در این زمینه [۲۸، ۳۷ و ۳۸]، در این پژوهش از ۹ معیار مؤثر در وقوع زمین‌لغزش استفاده شد. این ۹ معیار عبارت‌اند از: ارتفاع، شیب، جهت شیب، فاصله تا آبراهه‌ها، فاصله تا گسل، فاصله تا راه، پوشش زمین، لیتولوژی و بارش (شکل ۲). از مدل رقومی ارتفاع با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متر به‌عنوان لایهٔ ارتفاع استفاده شد. این اطلاعات با استفاده از داده‌های لایدار در سرتاسر کشور اتریش تهیه شده‌است. لایهٔ شیب و جهت شیب نیز با استفاده از مدل رقومی ارتفاع تهیه شد. داده‌های مربوط به لیتولوژی و گسل، از سازمان زمین‌شناسی اتریش اخذ شدند. از داده‌های نقشهٔ آزاد مسیرها[۲] برای اخذ داده‌های مربوط به شبکهٔ آبراهه‌ها و راه استفاده شد. لایهٔ پوشش زمین از سایت سیستم اطلاعات زمینی اتریش[۳] اخذ شد. از اطلاعات مربوط به تغییرات آب‌وهوایی اتریش[۴] به‌عنوان لایهٔ بارش استفاده شد. این اطلاعات بیانگر میانگین بارش سالانه در کشور اتریش است. در ادامه به نحوهٔ تأثیر هر یک از این معیارها در وقوع زمین‌لغزش اشاره شده‌است (جدول ۱).

جدول ۱- خلاصه‌ای از ادبیات پژوهش در مورد تأثیر معیارهای مؤثر در وقوع زمین‌لغزش

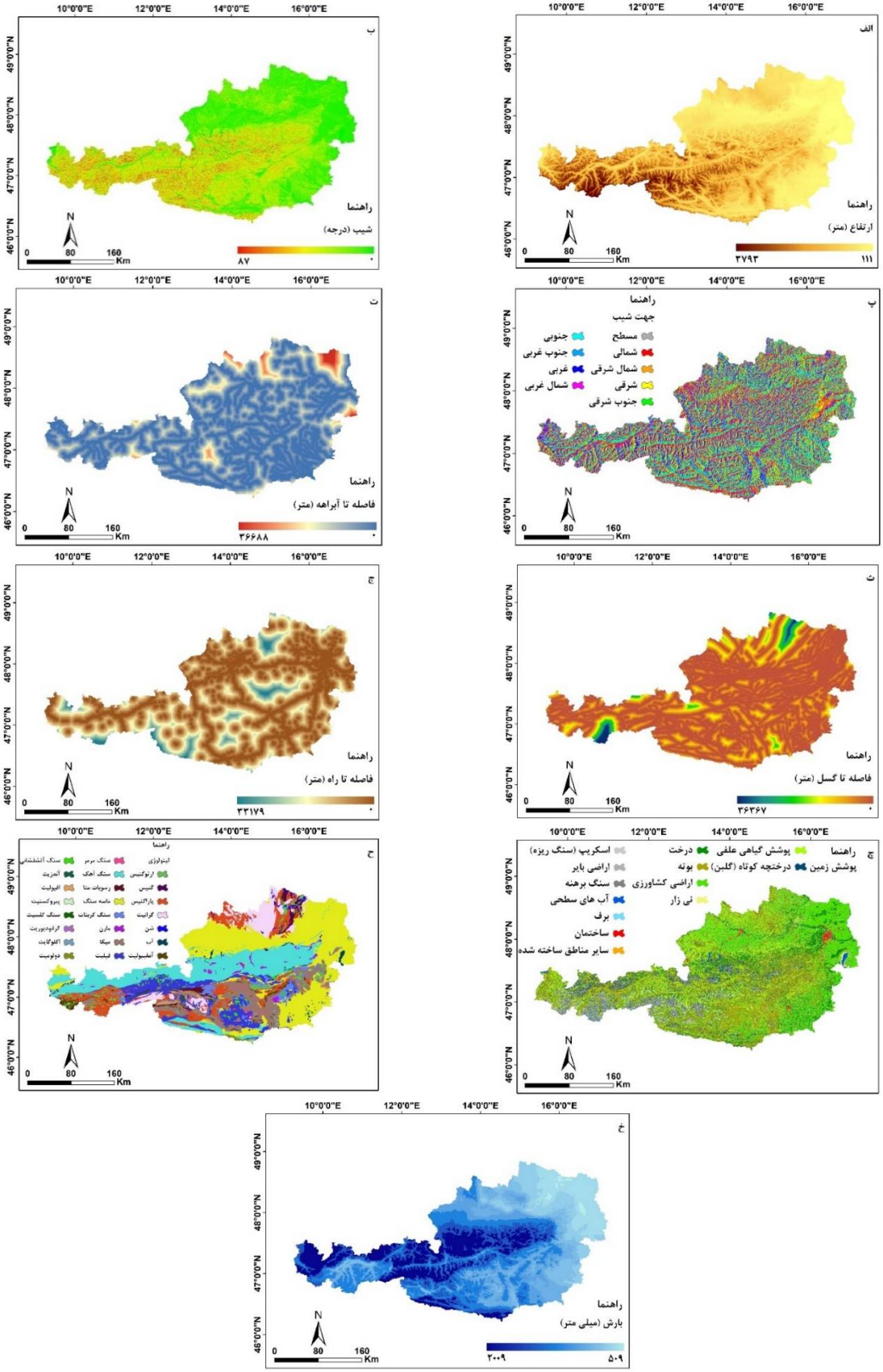
معیار	نوع تأثیر در وقوع زمین‌لغزش	منبع
ارتفاع	تغییر ارتفاع باعث تغییر سایر عوامل از جمله بارش و پوشش گیاهی می‌شود؛ در نتیجه، در وقوع زمین‌لغزش تأثیرگذار است.	[۳۹]
شیب	افزایش شیب باعث افزایش جابه‌جایی در سطوح شیب‌دار و در نتیجه، افزایش احتمال وقوع زمین‌لغزش می‌شود.	[۴۰]
جهت شیب	جهات مختلف شیب دارای میزان رطوبت یکسانی نیستند؛ در نتیجه، تغییر میزان رطوبت باعث تحت‌تأثیر قرار گرفتن فرآیندهای هیدرولوژیکی، تبخیر و تعرق، پوشش گیاهی و در نهایت تحت‌تأثیر قرار گرفتن ثبات خاک در هر یک از جهت‌های جغرافیایی می‌شود.	[۴۱]
فاصله تا آبراهه	با نزدیک‌تر شدن به آبراهه‌ها، میزان رطوبت و فرسایش خاک افزایش می‌یابد؛ در نتیجه، احتمال وقوع زمین-لغزش نیز افزایش می‌یابد.	[۴۲]
فاصله تا گسل	به‌طور کلی شکست‌های تکتونیکی استحکام سنگ‌ها را کاهش می‌دهند و عمدتاً باعث شکاف بین خاک و سنگ می‌شود؛ در نتیجه، گسل‌ها شرایط مناسبی را برای وقوع زمین‌لغزش فراهم می‌آورند.	[۴۳]
فاصله تا راه	خاک‌برداری در سطوح شیب‌دار به‌منظور ایجاد راه باعث ایجاد ناپیوستگی خاک و سنگ و تغییر مورفولوژی سطحی می‌شود؛ در نتیجه، شرایط برای وقوع زمین‌لغزش در این مناطق افزایش می‌یابد.	[۷]
پوشش زمین	توزیع مکانی انواع پوشش‌های سطحی باعث تغییر میزان احتمال وقوع زمین‌لغزش در مناطق مختلف می‌شود.	[۱۳]
لیتولوژی	واحدهای مختلف لیتولوژی دارای ترکیب، نفوذپذیری و استحکام متنوعی می‌باشند. این شرایط بر ثبات مواد سطحی نیز تأثیر می‌گذارد؛ در نتیجه، میزان وقوع زمین-لغزش نیز با تغییر واحدهای لیتولوژی تغییر خواهد کرد.	[۹]
بارش	با استمرار روند بارش در یک منطقه، به‌تدریج از میزان نفوذ آب در خاک کاسته شده، که این امر موجب کاهش مقاومت برشی خاک و در نتیجه افزایش احتمال وقوع زمین‌لغزش می‌شود.	[۴]

۱ Buffer

۲ Open Street Map

۳ www.landinformationsystem.at

۴ Klimaszenarien für Österreich (ÖKS15)



شکل ۲- معیارهای مورد استفاده در پژوهش. (الف): ارتفاع، (ب): شیب، (پ): جهت شیب، (ت): فاصله تا آبراهه‌ها، (ث): فاصله تا گسل، (ج): فاصله تا راه، (چ): پوشش زمین، (ح): لیتولوژی، (خ): بارش

۳- روش تحقیق

روش کلی پژوهش (شکل ۳) به شرح زیر است: ابتدا معیارهای تأثیرگذار در وقوع زمین‌لغزش بر اساس خصوصیات ژئومورفولوژیک منطقه و مطالعات قبلی صورت گرفته در این زمینه مشخص شد. این معیارها شامل ۹ معیار: ارتفاع، شیب، جهت شیب، فاصله تا آبراهه‌ها، فاصله تا گسل، فاصله تا راه، پوشش زمین، لیتولوژی و بارش است. در ادامه، با دو مدل مختلف، نقشهٔ مناطق مستعد زمین‌لغزش در منطقهٔ مورد مطالعه تهیه شد.

شکل ۳- روندنمای مراحل پژوهش

مدل اول مبتنی بر تحلیل‌های آماری است. در این مدل با انجام آزمون آماری T اقدام به محاسبهٔ وزن معیارها شد و در ادامه، با استفاده از روش جمع وزنی ساده،[1] وزن‌های معیار و لایه‌های معیار تلفیق شد تا بر این اساس نقشهٔ مناطق مستعد زمین‌لغزش در کشور اتریش تهیه شود. در روش دوم از مدل جنگل تصادفی به‌منظور تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد زمین‌لغزش استفاده شد. این مدل از جمله مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین است. در این مدل با توجه به نقاط وقوع زمین‌لغزش و معیارهای مؤثر در وقوع زمین‌لغزش، نقشهٔ مناطق مستعد زمین‌لغزش در منطقهٔ مورد مطالعه تهیه شد. در نهایت، به‌منظور ارزیابی عملکرد هر یک از این دو مدل، از منحنی مشخصهٔ عملکرد نسبی[2] و سطح زیر منحی[3] استفاده شد تا عملکرد هر یک از دو مدل در تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد به زمین‌لغزش در کشور اتریش مشخص شود.

۳-۱- مدل آزمون آماری T

در مدل آزمون آماری T برای تعیین اینکه آیا تفاوت فاصلهٔ بین دو مجموعه‌داده (نقاط وقوع و عدم‌وقوع زمین‌لغزش) و عوارض مختلف جغرافیایی (معیارهای مؤثر در وقوع زمین‌لغزش) قابل توجه است یا خیر، از آزمون آماری T پایه‌ای با دو نمونه استفاده شد. بدین‌منظور، ابتدا فاصلهٔ بین نقاط وقوع زمین‌لغزش با تمام معیارهای مؤثر در وقوع زمین‌لغزش محاسبه شد. سپس این فرآیند برای نقاط نمونهٔ تصادفی (نقاط عدم‌وقوع زمین‌لغزش) تکرار شد. در ادامه از آزمون آماری T برای تعیین اینکه آیا تفاوت بین این دو (فاصلهٔ نقاط وقوع زمین‌لغزش با معیارهای ارزیابی و فاصلهٔ نقاط عدم‌وقوع زمین‌لغزش و معیارهای ارزیابی) معنی‌دار است یا خیر استفاده شد. اگر فاصلهٔ بین هر یک از معیارهای ارزیابی با نقاط وقوع و عدم‌وقوع زمین‌لغزش معنی‌دار نباشد، نتیجه می‌گیریم معیار مورد نظر از اهمیت کمتری در وقوع زمین‌لغزش برخوردار است. از طرف دیگر، وجود تفاوت قابل‌توجه (معنی‌دار) در دو مجموعه‌داده بدین معنی است که معیار موردنظر در وقوع زمین‌لغزش اهمیت زیادی دارد. آزمون آماری T بر مبنای آمارهٔ T انجام می‌شود که برای محاسبهٔ آن از رابطهٔ شمارهٔ ۱ استفاده شد:

$$T = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} \qquad (۱)$$

۱ Simple Additive Weighting (SAW)

۲ Receiver Operating Characteristic (ROC)

۳ Area Under the Curve (AUC)

در رابطهٔ شمارهٔ ۱، $\bar{x}_1$ و $\bar{x}_2$ میانگین مقادیر فاصلهٔ دو مجموعه‌داده، s_1^2 و s_2^2 انحراف معیار توزیع دو فاصله و n_1 و n_2 تعداد نقاط در دو مجموعه‌داده است. دو رابطهٔ موجود در مخرج، یعنی نسبت بین انحراف معیار و تعداد نقاط، نشان‌دهندهٔ خطاهای استاندارد دو مجموعه‌داده است. پس از محاسبهٔ آمارهٔ T، با محاسبهٔ مقدار p، می‌توان میزان احتمال مساوی‌بودن دو میانگین را محاسبه کرد. اگر این مقدار کمتر از ۰/۰۵ باشد نشان‌دهندهٔ تفاوت قابل‌توجه دو میانگین با هم است.

مشکل این روش این است که آمارهٔ T به خطای استاندارد متکی است که به‌نوبهٔ خود به‌صورت نسبت بین انحراف معیار به تعداد نمونه‌های موجود در مجموعه‌داده (در این حالت تعداد نقاط) محاسبه می‌شود. این بدان معنی است که در نمونه‌های بزرگ، خطای استاندارد بسیار کم خواهد بود و در این حالت آزمون آماری T، حتی اگر میانگین دو نمونه بسیار شبیه به‌هم باشد، باز هم مقادیر قابل‌توجهی (اختلاف) را نشان خواهد داد. برای حل این مشکل از اندازهٔ اثر دی کوهن[1] استفاده شد. این موضوع اشاره به اندازهٔ تأثیر دارد، و برای محاسبه آن از رابطهٔ شمارهٔ ۲ استفاده شد:

$$d = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{\frac{(n_1 - 1)s_1^2 + (n_2 - 1)s_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}} \qquad (۲)$$

رابطهٔ شمارهٔ ۲ نشان‌دهندهٔ تفاوت بین میانگین دو نمونه (فاصلهٔ نقاط وقوع و عدم‌وقوع زمین‌لغزش با معیارهای ارزیابی) می‌باشد. مقدار عددی d بین ۰ و ۱ است و به روش‌های مختلفی تفسیر می‌شود: معمولاً اگر مقدار d حدود ۰/۲ باشد نشان‌دهندهٔ اختلاف ضعیف است؛ ۰/۵ نشان‌دهندهٔ اختلاف متوسط و مقادیر ۰/۸ و بیشتر نشان‌دهندهٔ اختلاف شدید است. این شاخص به‌صورت کمّی نشان می‌دهد که هر معیار ارزیابی تا چه حد برای هدف موردنظر دارای اهمیت می‌باشد. بنابراین می‌توان از این مقادیر به‌عنوان وزن در تجزیه‌وتحلیل تصمیم‌گیری چندمعیاره[2] استفاده کرد. قبل از استفاده از مقادیر d به‌عنوان وزن معیارها، اقدام به استانداردسازی وزن‌ها شد تا مجموع وزن معیارها برابر با ۱ باشد. بدین‌منظور از رابطهٔ شمارهٔ ۳ استفاده شد:

$$W = \frac{d_i}{\sum_{i=1}^{n} d_i} \qquad (۳)$$

در رابطهٔ شمارهٔ ۳، W وزن معیار موردنظر و d_i مقدار d برای معیار i است. در مخرج این رابطه، مقدار مجموع d برای تمام معیارهایی که مقدار d آن‌ها بزرگتر از ۰/۳ است قرار داده شده‌است.

در انتها برای دستیابی به نقشهٔ نهایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش لایه‌های معیار و وزن معیارها با استفاده از روش جمع وزنی ساده تلفیق شد. برای این‌کار ابتدا لایه‌های معیار استاندارد شد. بدین‌منظور توابع استانداردسازی فازی به‌کار گرفته شد. بر اساس روش جمع وزنی ساده با ضرب وزن هر معیار در مقادیر عددی استانداردشدهٔ آن معیار و محاسبهٔ مجموع آن‌ها (رابطه ۴) نقشهٔ نهایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش تهیه شد.

$$SAW = \sum_{j=1}^{m} W_j X_{ij} \qquad (۴)$$

یکی از مباحث مهم در مسائل آماری، اعتبارسنجی متقابل است. هدف از این‌کار بررسی تغییر تعداد نمونه‌ها و تأثیر آن بر نتایج (وزن معیارها) به‌دست‌آمده است. برای این‌منظور ابتدا ۵۰ درصد نقاط را به‌صورت تصادفی انتخاب کرده و بر اساس این تعداد از نقاط، وزن معیارها محاسبه شد. در مرحلهٔ دوم ۲۵ درصد از نقاط به‌صورت تصادفی انتخاب و وزن معیارها بر اساس این تعداد از نقاط محاسبه شد. هر میزان شباهت وزن‌های به‌دست‌آمده از این سه مجموعه‌داده (تمامی نقاط، ۵۰ درصد نقاط و ۲۵ درصد نقاط) به‌یکدیگر بیشتر باشد نشان‌دهندهٔ صحت مناسب مدل می‌باشد و می‌توان ادعا کرد که تغییر تعداد نقاط تأثیری بر عملکرد مدل نداشته‌است.

۳-۲- مدل جنگل تصادفی

الگوریتم جنگل تصادفی، یکی از مدل‌های غیرپارامتریک یادگیری ماشین و متعلق به خانوادهٔ مدل‌های دسته‌جمعی[3]

۱ Cohen's d

۲ Multiple-criteria decision analysis

۳ Ensemble

است. این الگوریتم نوع توسعه‌یافته‌ای از مدل طبقه‌بندی و رگرسیون درختی است و توسط بریمن[1] ارائه شده‌است [۴۴]. الگوریتم جنگل تصادفی با توجه به داده‌های مورداستفاده، چندین درخت تصمیم‌گیری ایجاد می‌کند. نتایج حاصل از این الگوریتم بر اساس رأی اکثریت درختان تصمیم‌گیر به‌دست می‌آید. از جمله مهم‌ترین ویژگی‌های این الگوریتم عدم حساسیت به داده‌های پرت[2] و نویز[3] می‌باشد [۲۲].

هستهٔ اصلی الگوریتم جنگل تصادفی، ساخت تعداد زیادی از درختان تصمیم‌گیر غیرمرتبط با یکدیگر برای آموزش[4] است. ایجاد این درختان باعث می‌شود تا واریانس مدل کاهش و کارایی مدل افزایش پیدا کند. بر این اساس با توجه به نمونه‌های آموزشی، مجموعه‌های آموزشی مختلفی ایجاد می‌شود که از آن‌ها برای ایجاد مدل جنگل تصادفی استفاده می‌شود. خروجی مدل جنگل تصادفی بر اساس یک فرآیند مبتنی بر رأی‌گیری به‌دست می‌آید.

مدل جنگل تصادفی در دو مرحلهٔ کلی به‌انجام می‌رسد. در مرحلهٔ اول، N مجموعهٔ آموزشی با استفاده از تکنیک دسته‌بندی[5] ایجاد می‌شود. مرحلهٔ دوم شامل ایجاد N درخت تصمیم‌گیر، رأی‌گیری از آن‌ها و ایجاد خروجی نهایی مدل است [۴۴]. الگوریتم جنگل تصافی، در حالت کلی، از دو-سوم نمونه‌ها برای آموزش مدل و از یک‌سوم نمونه‌ها به‌منظور ارزیابی مدل برازش‌شده استفاده می‌کند. این فرآیند (ایجاد و ارزیابی مدل) چندین بار تکرار شده و میانگین تمام مقادیر پیش‌بینی شده به‌عنوان نتیجهٔ نهایی الگوریتم در نظر گرفته می‌شود [۲۲].

۳-۳- اعتبارسنجی نتایج مدل‌ها

یکی از مراحل اصلی هر مدل‌سازی، اعتبارسنجی نتایج است که به‌واسطهٔ آن صحت مدل‌های استفاده‌شده موردارزیابی قرار می‌گیرد [۱۶]. ارتباط بین داده‌های مربوط به نقاط وقوع زمین‌لغزش و نقشه‌های حاصل از مدل‌های مختلف که نشان‌دهندهٔ پتانسیل وقوع زمین‌لغزش می‌باشد، در پیش‌بینی و میزان اثربخشی مدل موردنظر تأثیرگذار است. در واقع، اعتبارسنجی مدل نشان می‌دهد که آیا مدل موردنظر توانسته به‌درستی مناطق مستعد زمین‌لغزش را پیش‌بینی کند یا خیر [۴۵]. بدین‌منظور، از منحنی مشخصهٔ عملکرد نسبی برای اعتبارسنجی نقشه‌های مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش استفاده شد. منحنی مشخصهٔ عملکرد نسبی، امکان مقایسهٔ نرخ مثبت صحیح و نرخ مثبت کاذب را در نقشه‌های مناطق مستعد زمین‌لغزش فراهم می‌کند. در این رویکرد پیکسل‌هایی که به‌درستی مناطق مستعد زمین‌لغزش را شناسایی کرده‌اند و با داده‌های مرجع نقاط وقوع زمین‌لغزش نیز مطابقت دارند، به‌عنوان نرخ مثبت صحیح در نظر گرفته می‌شوند، و سایر پیکسل‌ها که وقوع زمین‌لغزش را به‌درستی پیش‌بینی نکرده‌اند، به‌عنوان نرخ مثبت کاذب در نظر گرفته می‌شوند. منحنی مشخصهٔ عملکرد نسبی از ترسیم نرخ مثبت صحیح در مقابل نرخ مثبت کاذب به‌دست می‌آید [۴۶]. سطحِ زیرِمنحنی به‌عنوان معیاری برای ارزیابی صحت نقشه‌های نهایی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واقع مقدار عددی سطحِ زیرِمنحنی نشان‌دهندهٔ احتمال وجود پیکسل‌هایی با برچسب‌گذاری صحیح (نرخ مثبت صحیح) در نقشهٔ نهایی می‌باشد. مقدار عددی سطحِ زیرِمنحنی بین ۰ تا ۱۰۰ درصد متغیر است و ارقام بزرگ‌تر نشان‌دهندهٔ صحت بیشتر مدل در تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد زمین‌لغزش است [۴۷].

۴- نتایج و بحث

۴-۱- نتایج مدل آزمون آماری T

برای اجرای مدل آزمون آماری T از میانگین و انحراف معیار فاصلهٔ نقاط (نقاط وقوع و عدم‌وقوع زمین‌لغزش) از هر یک از معیارها و زیر معیارها استفاده شد. در ادامه و پس از انجام آزمون T برای از بین‌بردن اثر حجم نمونه‌ها بر نتایج، از معیار d (اندازهٔ اثر d کوهن) استفاده شد تا نتایج تحت‌تأثیر حجم نمونه‌ها قرار نگیرند. در نهایت با توجه به مقادیر d و استانداردسازی آن‌ها، وزن‌های استانداردشدهٔ هر یک از معیارها و زیرمعیارها محاسبه شد (جدول ۲). نتایج به‌دست آمده نشان داد سه معیار شیب، بارش و فاصله از گسل، به‌ترتیب مهم‌ترین معیارهای تأثیرگذار در وقوع زمین‌لغزش می‌باشند و سه معیار فاصله از جاده، فاصله از آبراهه‌ها و ارتفاع به‌ترتیب کم‌اهمیت‌ترین معیارها در وقوع زمین‌لغزش محسوب می‌شوند.

---

۱ Breiman
۲ Outlier
۳ Noise
۴ Train
۵ Bagging

جدول ۲- وزن معیارها و زیرمعیارها بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از مدل آزمون آماری T

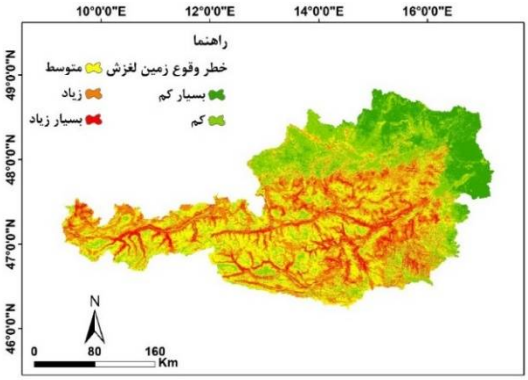
معیار		وزن	رتبه	معیار		وزن	رتبه	معیار		وزن	رتبه
شیب (درجه)		۰/۱۸۴	۱	بارش (میلی متر)		۰/۱۵۶	۲	فاصله تا گسل (متر)		۰/۱۵۱	۳
زیر معیار	۰-۲۰	۰/۱۲۳	۵	زیر معیار	۵۰۰-۷۰۰	۰/۰۵۸	۵	زیر معیار	۰-۲۰۰۰	۰/۲۳۱	۱
	۲۰-۴۰	۰/۱۵۲	۴		۷۰۰-۹۰۰	۰/۱۸۷	۴		۲۰۰۰-۵۰۰۰	۰/۲۱۶	۲
	۴۰-۶۰	۰/۲۱	۳		۹۰۰-۱۱۰۰	۰/۲۳۱	۳		۵۰۰۰-۱۰۰۰۰	۰/۱۹۴	۳
	۶۰-۸۰	۰/۲۵۵	۲		۱۱۰۰-۱۵۰۰	۰/۲۵۹	۲		۱۰۰۰۰-۱۵۰۰۰	۰/۱۹۱	۴
	> ۸۰	۰/۲۶	۱		>۱۵۰۰	۰/۲۶۵	۱		>۱۵۰۰۰	۰/۱۶۸	۵
لیتولوژی		۰/۱۱۲	۵	جهت شیب		۰/۱۱	۶	ارتفاع (متر)		۰/۰۹۲	۷
زیر معیار	ارتوگنیس	۰/۰۵۹	۷	زیر معیار	مسطح	۰/۰۴۵	۹	زیر معیار	۱۱۱-۵۳۰	۰/۱۲۸	۵
	گنیس	۰/۰۶۲	۶		شمالی	۰/۲۱	۱		۵۳۰-۱۰۰۰	۰/۲۲۶	۳
	پاراگنیس	۰/۰۲۶	۱۹		شمال شرقی	۰/۱۲۸	۲		۱۰۰۰-۱۵۰۰	۰/۲۴۵	۱
	گرانیت	۰/۰۵۵	۸		شرقی	۰/۱۱۲	۴		۱۵۰۰-۲۰۰۰	۰/۲۳۹	۲
	شن	۰/۰۳۶	۱۵		جنوب شرقی	۰/۰۹۵	۷		>۲۰۰۰	۰/۱۶۲	۴
	آب	۰/۰۰۱	۲۳		جنوبی	۰/۱۰۱	۶	فاصله تا آبراهه (متر)		۰/۰۳۸	۸
	آمفیبولیت	۰/۰۵	۱۰		جنوب غربی	۰/۰۸۴	۸	زیر معیار	۰-۲۵۰۰	۰/۲۸۴	۱
	سنگ مرمر	۰/۰۰۳	۲۲		غربی	۰/۱۰۴	۵		۲۵۰۰-۶۵۰۰	۰/۲۴۸	۲
	سنگ آهک	۰/۰۶۴	۵		شمال غربی	۰/۱۲۱	۳		۶۵۰۰-۱۲۰۰۰	۰/۲۳	۳
	رسوبات متا	۰/۰۳	۱۶	پوشش زمین		۰/۱۲۸	۴		۱۲۰۰۰-۲۰۰۰۰	۰/۱۲۸	۴
	ماسه سنگ	۰/۰۷۸	۲	زیر معیار	پوشش گیاهی علفی	۰/۰۸۱	۶		>۲۰۰۰۰	۰/۱۱	۵
	کربنات	۰/۰۴۴	۱۲		درختچه کوتاه	۰/۰۷۶	۷	فاصله تا راه (متر)		۰/۰۲۹	۹
	مارن	۰/۰۳۸	۱۴		درخت	۰/۰۱۸	۱۳	زیر معیار	۰-۲۰۰۰	۰/۵۱	۱
	میکا	۰/۰۸۵	۱		بوته	۰/۰۳۱	۱۲		۲۰۰۰-۵۰۰۰	۰/۳۳	۲
	فیلیت	۰/۰۲۹	۱۷		اراضی کشاورزی	۰/۰۴	۱۱		۵۰۰۰-۱۰۰۰۰	۰/۰۷۸	۳
	سنگ آتشفشانی	۰/۰۱۷	۲۱		نی‌زار	۰/۰۸۴	۵		۱۰۰۰۰-۱۵۰۰۰	۰/۰۶۷	۴
	آندزیت	۰/۰۶۵	۴		سنگ‌ریزه	۰/۱۵۱	۱		>۱۵۰۰۰	۰/۰۱۵	۵
	افیولیت	۰/۰۲۸	۱۸		اراضی بایر	۰/۱۱۲	۳				
	پیروکسنیت	۰/۰۲۱	۲۰		سنگ برهنه	۰/۱۴	۲				
	سنگ کلسیت	۰/۰۴۷	۱۱		آب‌های سطحی	۰/۰۸۸	۴				
	گرانودیوریت	۰/۰۷	۳		برف	۰/۰۷۴	۸				
	اکلوگایت	۰/۰۳۹	۱۳		ساختمان	۰/۰۵۳	۹				
	دولومیت	۰/۰۵۳	۹		مناطق ساخته شده	۰/۰۵۲	۱۰				

به‌منظور ارزیابی تأثیر تعداد نمونه‌ها بر نتایج به‌دست‌آمده از مدل آزمون آماری T ابتدا ۵۰ درصد از نمونه‌ها (نقاط وقوع و عدم‌وقوع زمین‌لغزش) به‌طور تصادفی انتخاب شد و وزن معیارها و زیرمعیارها با این نقاط محاسبه شد. در ادامه ۲۵ درصد نقاط به‌طور تصادفی انتخاب شد و وزن معیارها و زیرمعیارها بر اساس آن محاسبه شد. در هر دو حالت تغییری در ترتیب، اهمیت معیارها و زیرمعیارها مشاهده نشد و همچنان سه معیار شیب، بارش و فاصله از گسل، مهم‌ترین معیارها و سه معیار فاصله از جاده، فاصله از آبراهه‌ها و ارتفاع، کم‌اهمیت‌ترین معیارها محسوب شدند و ترتیب سایر معیارها و زیرمعیارها نیز مانند حالتی بود که از تمامی نقاط برای محاسبهٔ وزن معیارها و زیرمعیارها استفاده شده بود. این موضوع نشان داد تغییر تعداد نقاط، تأثیری بر نتایج نهایی مدل نداشته و نتایج تحت‌تأثیر تعداد نقاط قرار نگرفته‌است.

برای ارزیابی بهتر نتایج، نقشهٔ مناطق مستعد زمین‌لغزش با روش کلاس‌بندی برش‌های طبیعی[1] در پنج کلاس طبقه‌بندی شد (شکل ۴). این روش از روش‌های متداول و پرکاربرد در طبقه‌بندی نقشه‌های حساسیت[2] محسوب می‌شود. در این روش مقادیر عددی موجود در نقشه، در کلاس‌هایی با مقادیر عددی یکسان طبقه‌بندی می‌شوند [۴۸]. بر اساس نقشهٔ نهایی به‌دست‌آمده از مدل آزمون آماری T، ۱۱/۹۸ درصد از منطقهٔ موردمطالعه در

۱ Natural Breaks Classification
۲ Susceptibility Map

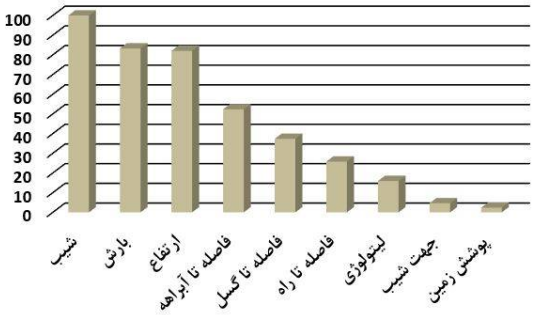
نواحی بسیار کم‌خطر قرار دارد که بر اساس نقاط وقوع زمین‌لغزش ۱/۶۳ درصد نقاط وقوع زمین‌لغزش نیز در این مناطق قرار گرفته‌اند. ۳۲/۵۸ درصد منطقه در نواحی کم‌خطر قرار دارند و ۸/۲ درصد زمین‌لغزش‌ها نیز در این نواحی اتفاق افتاده است. مناطق با خطر متوسط ۲۴/۸۳ درصد منطقه را تشکیل می‌دهند که ۱۱/۳۳ درصد از زمین‌لغزش‌ها نیز در این نواحی اتفاق افتاده است. ۱۹/۴۷ درصد از منطقهٔ موردمطالعه شامل مناطقی است که پتانسیل زیادی برای وقوع زمین‌لغزش دارند و ۱۲/۵۲ درصد از زمین‌لغزش‌ها نیز در این نواحی رخ داده است. در نهایت ۱۱/۱۴ درصد از منطقه، در نواحی بسیار پرخطر از لحاظ وقوع زمین‌لغزش قرار گرفته است که ۶۶/۳۲ درصد از نقاط وقوع زمین‌لغزش نیز در این نواحی واقع شده‌است.



شکل ۴- نقشهٔ نواحی مستعد وقوع زمین‌لغزش در کشور اتریش بر اساس مدل آزمون آماری T

۴-۲- نتایج مدل جنگل تصادفی

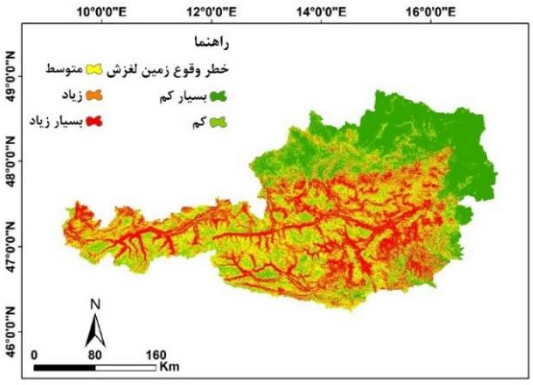
برای اجرای مدل جنگل تصادفی از نقاط وقوع زمین‌لغزش به‌همراه لایه‌های معیار استفاده شد؛ بدین‌منظور از بستهٔ الحاقی[۱] Random Forest در زبان برنامه‌نویسی R استفاده شد. بر این اساس ۷۰ درصد از نقاط وقوع زمین‌لغزش برای آموزش مدل و ۳۰ درصد از نقاط برای ارزیابی صحت مدل جنگل تصادفی مورد استفاده قرار گرفت. تعداد درختان تصمیم‌گیر[۲] و تعداد متغیرهای به‌کار رفته در هر گره از درختان تصمیم‌گیر[۳] دو پارامتر اساسی در مدل جنگل تصادفی‌اند. بر این اساس در این پژوهش با روش آزمون و خطا، تعداد درختان ۱۰۰ و تعداد متغیرهای به‌کار رفته در هر گره، معادل جذر تعداد ویژگی‌ها (لایه‌های معیار) در نظر گرفته شد. همچنین از ارزیابی متقاطع[۴] پنج قسمتی تصادفی برای آموزش مدل جنگل تصادفی استفاده شد. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از مدل جنگل تصادفی (شکل ۵)، سه معیار شیب، بارش و ارتفاع، مهم‌ترین معیارها و سه معیار پوشش زمین، جهت شیب و لیتولوژی، کم‌اهمیت‌ترین معیارها در وقوع زمین‌لغزش محسوب می‌شوند.



شکل ۵- اهمیت معیارهای مؤثر در وقوع زمین‌لغزش بر اساس مدل جنگل تصادفی

در روش جنگل تصادفی نیز نقشهٔ نهایی مناطق مستعد زمین‌لغزش با استفاده از روش کلاس‌بندی برش‌های طبیعی در پنج کلاس طبقه‌بندی شد (شکل ۶). بر این اساس ۲۱/۴۳ درصد از منطقهٔ موردمطالعه در نواحی بسیار کم‌خطر قرار دارد که ۱/۰۵ درصد نقاط وقوع زمین‌لغزش نیز در این مناطق قرار گرفته‌اند. ۱۷/۹۷ درصد منطقه در نواحی کم‌خطر قرار دارند و ۱/۹۶ درصد زمین‌لغزش‌ها نیز در این نواحی اتفاق افتاده است. مناطق با خطر متوسط ۲۲/۷۱ درصد منطقه را تشکیل می‌دهند که ۳/۶۵ درصد از زمین‌لغزش‌ها نیز در این نواحی اتفاق افتاده است. ۲۲/۳ درصد از منطقهٔ موردمطالعه شامل مناطقی می‌باشد که دارای پتانسیل زیادی برای وقوع زمین‌لغزش می‌باشد و ۱۲/۴۴ درصد از زمین‌لغزش‌ها نیز در این نواحی رخ داده است و در نهایت ۱۵/۵۹ درصد از منطقه در نواحی بسیار پرخطر از لحاظ وقوع زمین‌لغزش قرار گرفته است که ۸۰/۹ درصد از نقاط وقوع زمین‌لغزش نیز در این نواحی واقع شده‌است.

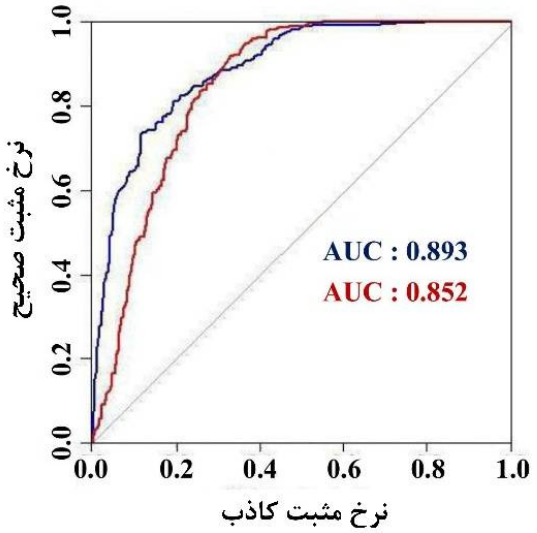
۱ Package
۲ ntree
۳ mtry
۴ Cross-Validation



شکل ۶- نقشهٔ نواحی مستعد وقوع زمین‌لغزش در کشور اتریش بر اساس مدل جنگل تصادفی

۴-۳- مقایسه و اعتبارسنجی نتایج حاصل از مدل آزمون آماری T و مدل جنگل تصادفی

بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از مدل آزمون آماری T سه معیار شیب، بارش و فاصله از گسل، مهم‌ترین معیارها و سه معیار فاصله از جاده، فاصله از آبراهه‌ها و ارتفاع، کم‌اهمیت‌ترین معیارها در وقوع زمین‌لغزش محسوب می‌شوند. مقایسهٔ مهم‌ترین و کم‌اهمیت‌ترین معیارها از لحاظ مدل جنگل تصادفی با نتایج به‌دست‌آمده از مدل آزمون آماری T نشان داد، دو معیار شیب و بارش در هر دو مدل از اهمیت زیادی در وقوع زمین‌لغزش برخوردار می‌باشند و تفاوت این دو مدل در معیار سوم می‌باشد که بر اساس مدل آزمون آماری T معیار فاصله از گسل و بر اساس مدل جنگل تصادفی معیار ارتفاع اهمیت بیشتری در وقوع زمین‌لغزش دارند. مقایسهٔ کم‌اهمیت‌ترین معیارها در وقوع زمین‌لغزش در نتایج حاصل از دو مدل با یکدیگر متفاوت‌اند، به‌طوری‌که در نتایج حاصل از مدل جنگل تصادفی سه معیار پوشش زمین، جهت شیب و لیتولوژی، کم اهمیت‌ترین معیارها محسوب می‌شود که با نتایج مدل آزمون آماری T مشابهت ندارد. نکتهٔ قابل‌ذکر دیگر عدم وزن‌دهی و رتبه‌بندی زیرمعیارها در مدل جنگل تصادفی است. نتایج مدل جنگل تصادفی صرفاً نشان‌دهندهٔ اهمیت نسبی معیارها است و هیچ اطلاعاتی در مورد اهمیت زیرمعیارها (برای مثال هر یک از جهت‌های شیب یا پوشش‌های زمین) ارائه نمی‌دهد؛ در حالی‌که در مدل آزمون آماری T به اهمیت هر یک از زیر معیارها نیز اشاره شده و وزن و رتبهٔ هر یک از زیرمعیارها نیز مشخص است. اعتبارسنجی نتایج دو مدل بر اساس منحنی مشخصهٔ عملکرد نسبی نشان داد (شکل ۷) مدل جنگل تصادفی با سطحِ زیرِمنحنی ۰/۸۹۳ عملکرد نسبتاً بهتری را در مقایسه با مدل آزمون آماری T با سطحِ زیرِمنحنی ۰/۸۵۲ ارائه داده‌است.



شکل ۷- مقایسهٔ عملکرد مدل آزمون آماری T (منحنی قرمز رنگ) و مدل جنگل تصادفی (منحنی آبی رنگ)

مقایسهٔ نتایج به‌دست‌آمده در این پژوهش با مطالعه‌ای که توسط لیما و همکاران[1] در سال ۲۰۱۷ به انجام رسیده‌است نشان از نتایج بهتر مدل‌های استفاده‌شده در پژوهش حاضر دارد. در این پژوهش که بر مبنای روش آماری رگرسیون لجستیک و در سه حالت مختلف (در هر حالت از لایه‌های معیار مختلفی استفاده شده‌بود) انجام شده‌است، مقادیر سطحِ زیرِمنحنی به‌ترتیب ۰/۷۶، ۰/۸۱ و ۰/۸۲ به‌دست آمده‌است که کمتر از مقادیر به‌دست‌آمده در پژوهش حاضر می‌باشد [۳۷]. در مطالعهٔ دیگری که توسط گودیانگادا ناچاپا و همکاران[2] در سال ۲۰۱۹ به‌انجام رسیده‌است، مقادیر سطحِ زیرِمنحنی، غیر از دو حالت، کمتر از مقادیر به‌دست‌آمده در پژوهش حاضر است. در این مطالعه که در کشور اتریش و با استفاده از مدل‌های آماری انجام شده‌است، از هفت حالت مختلف (مقیاس و مناطق مطالعاتی مختلف) استفاده شده‌است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، در پنج حالت مقدار سطحِ زیرِمنحنی کم‌تر از مقادیر به‌دست آمده در پژوهش حاضر است. نتایج این پژوهش نشان داد بارش مهم‌ترین معیار در وقوع زمین‌لغزش

۱ Lima et al
۲ Gudiyangada Nachappa et al

است که در پژوهش حاضر این معیار به‌عنوان دومین معیار مهم در وقوع زمین‌لغزش برآورد گردیده‌است [۲۸]. در پژوهشی دیگر که توسط نولز و همکاران[۱] در سال ۲۰۱۹ به‌انجام رسید، مشخص شد مناطق جنوب‌شرقی کشور اتریش جزء مناطق پرخطر از لحاظ وقوع زمین‌لغزش محسوب می‌شوند و معیار شیب نیز مهم‌ترین معیار در وقوع زمین‌لغزش در این مناطق می‌باشد [۴۹].

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

زمین‌لغزش به‌علت توزیع مکانی گسترده، تکرار وقوع زیاد و میزان زیاد خسارات ناشی از آن، یکی از شایع‌ترین مخاطرات طبیعی محسوب می‌شود. با توجه به‌این موارد می‌توان گفت هزینهٔ مطالعه و پیشگیری از این مخاطره بسیار کمتر از آسیب‌های جانی و مالی ناشی از آن می‌باشد. تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش یک گام اساسی در ارزیابی و تجزیه‌وتحلیل ریسک زمین‌لغزش محسوب می‌شود. بر این اساس در این پژوهش از مدل آزمون آماری T و مدل جنگل تصادفی به‌منظور تهیهٔ نقشهٔ مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش در کشور اتریش استفاده شد. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده از مدل آزمون آماری T معیارهای شیب، بارش و فاصله از گسل، مهم‌ترین معیارها در وقوع زمین‌لغزش در کشور اتریش محسوب می‌شوند. همچنین مهم‌ترین معیارها بر اساس نتایج مدل جنگل تصادفی عبارت‌اند از: شیب، بارش و ارتفاع. اعتبارسنجی نقشهٔ نهایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش بر اساس نقاط وقوع زمین‌لغزش و استفاده از منحنی مشخصهٔ عملکرد نسبی نشان داد مدل جنگل تصادفی با سطحِ زیرِمنحنی ۰/۸۹۳ عملکرد نسبتاً بهتری را نسبت‌به مدل آزمون آماری T با سطحِ زیرِمنحنی ۰/۸۵۲ ارائه داده‌است. نکتهٔ قابل‌توجه دیگر تطابق مناسب نتایج دو مدل در مورد مهم‌ترین معیارها در وقوع زمین‌لغزش است. یکی از مزایای مدل آزمون آماری T نسبت‌به مدل جنگل تصادفی، توانایی آن در محاسبهٔ مقادیر عددی وزن معیارها و زیرمعیارها است که این موضوع در مدل جنگل تصادفی امکان‌پذیر نیست. در این پژوهش از داده‌های نقطه‌ای وقوع زمین‌لغزش استفاده شد. ماهیت نقطه‌ای این داده‌ها می‌تواند مشکلاتی را در مطالعهٔ دقیق زمین‌لغزش، به‌خصوص در مقیاس ملی، ایجاد کند. بر این اساس، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی، در صورت امکان، از پلیگون‌های مربوط‌به محل وقوع زمین‌لغزش به‌جای نقاط وقوع زمین‌لغزش استفاده شود. همچنین در مطالعات آتی می‌توان از سایر مدل‌های آماری و یادگیری ماشین نیز استفاده کرد تا عملکرد سایر مدل‌ها نیز موردارزیابی قرار گیرد. روش استفاده شده در این پژوهش قابلیت اجرا برای سایر مناطق و کشورها از جمله ایران را نیز دارد و نتایج به‌دست‌آمده از آن برای مدیران و برنامه‌ریزان در بخش‌های مختلف جنبهٔ کاربردی دارد.

۱ Knevels et al

مراجع

[۱] Gheshlaghi, H. A., and Feizizadeh, B. (2017). "An integrated approach of analytical network process and fuzzy based spatial decision-making systems applied to landslide risk mapping." Journal of African Earth Sciences. Vol. 133, PP. 15-24.

[۲] Yang, J., Song, C., Yang, Y., Xu, C., Guo, F., and Xie, L. (2019). "New method for landslide susceptibility mapping supported by spatial logistic regression and GeoDetector: A case study of Duwen Highway Basin, Sichuan Province, China." Geomorphology. Vol. 324, PP. 62-71.

[۳] Zhou, X., Wen, H., Zhang, Y., Xu, J., and Zhang, W. (2021). "Landslide susceptibility mapping using hybrid random forest with GeoDetector and RFE for factor optimization." Geoscience Frontiers. Vol. 12, No. 5, PP. 101211-101225.

[۴] Hu, Q., Zhou, Y., Wang, S., and Wang, F. (2020). "Machine learning and fractal theory models for landslide susceptibility mapping: Case study from the Jinsha River Basin." Geomorphology. Vol. 351, PP. 106975-106989.

[۵] Abdo, H. G. (2022). "Assessment of landslide susceptibility zonation using frequency ratio and statistical index: a case study of Al-Fawar basin, Tartous, Syria." International Journal of Environmental Science and Technology. Vol. 19, No. 4, PP. 2599-2618.

[۶] Froude, M. J., and Petley, D. (2018). "Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016." Natural Hazards and Earth System Sciences. Vol. 18, PP. 2161-2181.

[۷] Zhang, W., Liu, S., Wang, L., Samui, P., Chwała, M., and He, Y. (2022). "Landslide susceptibility research combining qualitative analysis and quantitative evaluation: A case study of Yunyang County in Chongqing, China." Forests. Vol. 13, No. 7, PP. 1055-1068.

[۸] Guzzetti, F., Reichenbach, P., Cardinali, M., Galli, M., and Ardizzone, F. (2005). "Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale." Geomorphology. Vol. 72, No. 4, PP. 272-299.

[۹] Hong, H., Naghibi, S. A., Pourghasemi, H. R., and Pradhan, B. (2016). "GIS-based landslide spatial modeling in Ganzhou City, China." Arabian Journal of Geosciences. Vol. 9, No. 2, PP. 112-123.

[۱۰] Martino, S., Fiorucci, M., Marmoni, G. M., Casaburi, L., Antonielli, B., and Mazzanti, P. (2022). "Increase in landslide activity after a low-magnitude earthquake as inferred from DInSAR interferometry." Scientific reports. Vol. 12, No. 1, PP. 1-19.

[۱۱] Rafiei Sardooi, E., Azareh, A., Mesbahzadeh, T., Soleimani Sardoo, F., Parteli, E. J., and Pradhan, B. (2021). "A hybrid model using data mining and multi-criteria decision-making methods for landslide risk mapping at Golestan Province, Iran." Environmental Earth Sciences. Vol. 80, No. 15, PP. 1-25.

[۱۲] Kilicoglu, C., Cetin, M., Aricak, B., and Sevik, H. (2020). "Site selection by using the multi-criteria technique—a case study of Bafra, Turkey." Environmental monitoring and assessment. Vol. 192, No. 9, PP. 1-12.

[۱۳] Nohani, E., Moharrami, M., Sharafi, S., Khosravi, K., Pradhan, B., Pham, B. T., M Melesse, A. (2019). "Landslide susceptibility mapping using different GIS-based bivariate models." Water. Vol. 11, No. 7, PP. 1402-1420.

[۱۴] Fayaz, M., Meraj, G., Khader, S. A., Farooq, M., Kanga, S., Singh, S. K., and Sahu, N. (2022). "Management of landslides in a rural–urban transition zone using machine learning algorithms—A case study of a National Highway (NH-44), India, in the Rugged Himalayan Terrains." Land. Vol. 11, No. 6, PP. 884-898.

[۱۵] Chen, W., Zhang, S., Li, R., and Shahabi, H. (2018). "Performance evaluation of the GIS-based data mining techniques of best-first decision tree, random forest, and naïve Bayes tree for landslide susceptibility modeling." Science of the total environment. Vol. 644, PP. 1006-1018.

[۱۶] Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., and Guzzetti, F. (2018). "A review of statistically-based landslide susceptibility models." Earth-Science Reviews. Vol. 180, PP. 60-91.

[۱۷] Veronesi, F., Schito, J., Grassi, S., and Raubal, M. (2017). "Automatic selection of weights for GIS-based multicriteria decision analysis: site selection of transmission towers as a case study." Applied Geography. Vol. 83, PP. 78-85.

[۱۸] Huabin, W., Gangjun, L., Weiya, X., and Gonghui, W. (2005). "GIS-based landslide hazard assessment: an overview." Progress in Physical geography. Vol. 29, No. 4, PP. 548-567.

[۱۹] Wubalem, A. (2021). "Landslide susceptibility mapping using statistical methods in Uatzau catchment area, northwestern Ethiopia." Geoenvironmental Disasters. Vol. 8, No. 1, PP. 1-21.

[۲۰] Lary, D. J., Alavi, A. H., Gandomi, A. H., and Walker, A. L. (2016). "Machine learning in geosciences and remote sensing." Geoscience Frontiers. Vol. 7, No. 1, PP. 3-10.

[۲۱] Lv, L., Chen, T., Dou, J., and Plaza, A. (2022). "A hybrid ensemble-based deep-learning framework for landslide susceptibility mapping." International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. Vol. 108, PP. 102713-102722.

[۲۲] Merghadi, A., Yunus, A. P., Dou, J., Whiteley, J., ThaiPham, B., Bui, D. T., and Abderrahmane, B. (2020). "Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance." Earth-Science Reviews. Vol. 207, PP. 103225-103239.

[۲۳] Abeysiriwardana, H. D., and Gomes, P. I. (2022). "Integrating vegetation indices and geo-environmental factors in GIS-based landslide-susceptibility mapping: using logistic regression." Journal of Mountain Science. Vol. 19, No. 2, PP. 477-492.

[۲۴] Chen, W., Xie, X., Peng, J., Shahabi, H., Hong, H., Bui, D. T., and Zhu, A. X. (2018). "GIS-based landslide susceptibility evaluation using a novel hybrid integration approach of bivariate statistical based random forest method." Catena. Vol. 164, PP. 135-149.

[۲۵] Huang, W., Ding, M., Li, Z., Zhuang, J., Yang, J., Li, X., and Dong, Y. (2022). "An Efficient User-Friendly Integration Tool for Landslide Susceptibility Mapping Based on Support Vector Machines: SVM-LSM Toolbox." Remote Sensing. Vol. 14, No. 14, PP. 3408-3422.

[۲۶] Bravo-López, E., Fernández Del Castillo, T., Sellers, C., and Delgado-García, J. (2022). "Landslide Susceptibility Mapping of Landslides with Artificial Neural Networks: Multi-Approach Analysis of Backpropagation Algorithm Applying the Neuralnet Package in Cuenca, Ecuador." Remote Sensing. Vol. 14, No. 14, PP. 3495-3510.

[۲۷] Kavzoglu, T., and Teke, A. (2022). "Predictive Performances of ensemble machine learning algorithms in landslide susceptibility mapping using random forest, extreme gradient boosting (XGBoost) and natural gradient boosting (NGBoost)." Arabian Journal for Science and Engineering. Vol. 15, No. 2, PP. 1-19.

[۲۸] Gudiyangada Nachappa, T., Tavakkoli Piralilou, S., Ghorbanzadeh, O., Shahabi, H., and Blaschke, T. (2019). "Landslide Susceptibility Mapping for Austria Using Geons and Optimization with the Dempster-Shafer Theory." Applied Sciences. Vol. 9, No. 24, PP. 5393-5410.

[۲۹] Petschko, H., Brenning, A., Bell, R., Goetz, J., and Glade, T. (2014). "Assessing the quality of landslide susceptibility maps--case study Lower Austria." Natural Hazards & Earth System Sciences. Vol. 14, No. 1, PP. 30-46.

[۳۰] Bacha, A. S., Shafique, M., van der Werff, H., van der Meijde, M., Hussain, M. L., and Wahid, S. (2022). "Spatio-temporal landslide inventory and susceptibility assessment using Sentinel-2 in the Himalayan mountainous region of Pakistan." Environmental monitoring and assessment. Vol. 194, No. 11, PP. 1-17.

[۳۱] Dai, C., Li, W., Wang, D., Lu, H., Xu, Q., and Jian, J. (2021). "Active landslide detection based on Sentinel-1 data and InSAR technology in Zhouqu county, Gansu province, Northwest China." Journal of Earth Science. Vol. 32, No. 5, PP. 1092-1103.

[۳۲] Anshori, R. M., Samodra, G., Mardiatno, D., and Sartohadi, J. (2022). "Volunteered geographic information mobile application for participatory landslide inventory mapping." Computers & Geosciences. Vol. 161, PP. 105073-105092.

[۳۳] Pourghasemi, H. R., and Rahmati, O. (2018). "Prediction of the landslide susceptibility: Which algorithm, which precision." Catena. Vol. 162, PP. 177-192.

[۳۴] Gameiro, S., Riffel, E. S., de Oliveira, G. G., and Guasselli, L. A. (2021). "Artificial neural networks applied to landslide susceptibility: The effect of sampling areas on model capacity for generalization and extrapolation." Applied Geography. Vol. 137, PP. 102598-102616.

[۳۵] Kavzoglu, T., Sahin, E. K., and Colkesen, I. (2014). "Landslide susceptibility mapping using GIS-based multi-criteria decision analysis, support vector machines, and logistic regression." Landslides. Vol. 11, No. 3, PP. 425-439.

[۳۶] Ayalew, L., and Yamagishi, H. (2005). "The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan." Geomorphology. Vol. 65, No. 2, PP. 15-31.

[۳۷] Lima, P., Steger, S., Glade, T., Tilch, N., Schwarz, L., and Kociu, A. (2017, May). "Landslide susceptibility mapping at national scale: a first attempt for Austria." In Workshop on World Landslide Forum Springer Cham. PP. 943-951.

[۳۸] Steger, S., Brenning, A., Bell, R., Petschko, H., and Glade, T. (2016). "Exploring discrepancies between quantitative validation results and the geomorphic plausibility of statistical landslide susceptibility maps." Geomorphology. Vol. 262, PP. 8-23.

[۳۹] Lucchese, L. V., de Oliveira, G. G., and Pedrollo, O. C. (2021). "Mamdani fuzzy inference systems and artificial neural networks for landslide susceptibility mapping." Natural Hazards. Vol. 106, No. 3, PP. 2381-2405.

[۴۰] Ghorbanzadeh, O., Blaschke, T., Gholamnia, K., Meena, S. R., Tiede, D., and Aryal, J. (2019). "Evaluation of different machine learning methods and deep-learning convolutional neural networks for landslide detection." Remote Sensing. Vol. 11, No. 2, PP. 196-212.

[۴۱] Eitvandi, N., Sarikhani, R., and Derikvand, S. (2022). "Landslide susceptibility mapping by integrating analytical hierarchy process, frequency ratio, and fuzzy gamma operator models, case study: North of Lorestan Province, Iran." Environmental monitoring and assessment. Vol. 194, No. 9, PP. 1-26.

[۴۲] Pham, B. T., Bui, D. T., and Prakash, I. (2018). "Application of classification and regression trees for spatial prediction of rainfall-induced shallow landslides in the Uttarakhand area (India) using GIS." Climate change, extreme events and disaster risk reduction Springer Cham. PP. 159-170.

[۴۳] Chanu, M. L., and Bakimchandra, O. (2022). "Landslide susceptibility assessment using AHP model and multi resolution DEMs along a highway in Manipur, India." Environmental Earth Sciences. Vol. 81, No. 5, PP. 1-11.

[۴۴] Breiman, L. (2001). "Random forests." Machine learning. Vol. 45, No. 1, PP. 5-32.

[۴۵] Ghorbanzadeh, O., Rostamzadeh, H., Blaschke, T., Gholaminia, K., and Aryal, J. (2018). "A new GIS-based data mining technique using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and k-fold cross-validation approach for land subsidence susceptibility mapping." Natural Hazards. Vol. 94, No. 2, PP. 497-517.

[۴۶] Linden, A. (2006). "Measuring diagnostic and predictive accuracy in disease management: an introduction to receiver operating characteristic (ROC) analysis." Journal of evaluation in clinical practice. Vol. 12, No. 2, PP. 132-139.

[۴۷] Ghorbanzadeh, O., Blaschke, T., Aryal, J., and Gholaminia, K. (2020). "A new GIS-based technique using an adaptive neuro-fuzzy inference system for land subsidence susceptibility mapping." Journal of Spatial Science. Vol. 65, No. 3, PP. 401-418.

[۴۸] Shahabi, H., Khezri, S., Ahmad, B. B., and Hashim, M. (2014). "Landslide susceptibility mapping at central Zab basin, Iran: A comparison between analytical hierarchy process, frequency ratio and logistic regression models." Catena. Vol. 115, PP. 55-70.

[۴۹] Knevels, R., Petschko, H., Leopold, Ph., and Brenning, A. (2019). "Geographic Object-Based Image Analysis for Automated Landslide Detection Using Open-Source GIS Software." International Journal of Geo-Information. Vol. 8, No. 12, PP. 551-572.