

ارزیابی خطر زمین لغزش در منطقه چهارگوش قزوین - رشت (شمال ایران)

امیر حسین پاشا^۱، علی سربی^۲ و سعید بهزادی^۳

کارشناسی ارشد، گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده محیط زیست و انرژی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران
 استادیار، گروه زمین شناسی، دانشکده علوم پایه، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد کرج، کرج، ایران
 استادیار، گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده محیط زیست و انرژی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران
 تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۷/۱۸ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۱/۱۲

چکیده

حرکات دامنه‌ای و به‌طور خاص زمین لغزش‌ها از جمله مخاطرات طبیعی هستند که تا حد زیادی رخداد، کنترل یا پیشگیری از آنها در اختیار بشر است. بر واضح است که دخالت‌های انسان در طبیعت بدون در نظر گرفتن شرایط پایداری و تعادل طبیعی آن، سبب بروز واکنش‌های فیزیکی از سوی این محیط برای بازگشت به حالت تعادلی و پایدار می‌شود. خسارت‌های ناشی از رخداد زمین لغزش‌ها که در دهه‌های اخیر روند رو به رشدی داشته؛ بشر را وادار به یافتن راهکارهای مناسب برای کاهش و کنترل این پدیده کرده است. پهنه‌بندی مناطق حساس به لغزش از جمله پرکاربردترین روش‌ها برای دوری جستن از مناطق دارای خطر یا اعمال روش‌های کنترلی در مناطق پرخطر است. این پژوهش برای پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش در منطقه چهارگوش قزوین - رشت از شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌کند. منطقه مورد بررسی به لحاظ شرایط توپوگرافی، اقلیمی و زمین شناسی، یکی از مستعدترین مناطق برای رخداد زمین لغزش‌هاست؛ چنان که تاریخچه منطقه ۳۳۸ زمین لغزش ثبت شده را نشان می‌دهد. ۱۵ متغیر که به‌طور متناوب در دیگر پژوهش‌ها به‌عنوان متغیرهای مؤثر در رخداد زمین لغزش‌ها مورد مطالعه قرار گرفته‌اند؛ برای بررسی این منطقه انتخاب شد. با تلفیق این متغیرها و نقشه زمین لغزش‌های موجود، مقادیر هر یک از این ۱۵ متغیر برای نقاط لغزشی استخراج شد. در مرحله بعد تعدادی نقطه به‌صورت تصادفی (۱۰۰۰ نقطه) از منطقه انتخاب و مقادیر این ۱۵ متغیر نیز برای آنها استخراج شد. هر کدام از دو مجموعه داده به دودسته آموزش (۷۰٪) و امتحان (۳۰٪) تقسیم شد. هر کدام از دو دسته آموزشی و امتحان با یکدیگر ترکیب و از خروجی آنها برای آموزش و امتحان شبکه استفاده شد. تعداد لایه‌های داخلی شبکه عصبی با روش سعی و خطا و محاسبه مقدار خطای جذر میانگین مربعات (RMSE=0.4041) (۹ لایه) تعیین شد. شبکه عصبی ساخته شده از نوع شبکه پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار خطا و الگوریتم آموزشی آن از نوع الگوریتم آموزشی پس انتشار لونیگ-مارکوارت است. پس از آموزش و امتحان شبکه و انجام تصحیحات لازم روی آن، از این شبکه عصبی ساخته شده برای پیش‌بینی حساسیت زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه استفاده شد. نتایج حاصل از پیش‌بینی در بازه میان ۰ تا ۱ قرار داده شد و با انتخاب یک حد آستانه بهترین نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش به دست آمد. ارزیابی پایانی نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش در منطقه چهارگوش قزوین - رشت، خطایی در حدود (RMSE=0.4164) نشان می‌دهد و شبکه عصبی ساخته شده از ۳۳۸ زمین لغزش رخ داده در منطقه، ۲۹۸ مورد را در پهنه پرخطر و کاملاً پرخطر شناسایی می‌کند که نشان از دقت ۸۸٪ آن دارد.

کلیدواژه‌ها: زمین لغزش، پهنه‌بندی، شبکه عصبی مصنوعی، چهارگوش قزوین - رشت.

*نویسنده مسئول: علی سربی

E-mail: ali_sorbi@kia.ac.ir

۱- پیش‌نوشتار

کار می‌رود، واژه‌ی زمین لغزش است. زمین لغزش به‌طور کلی دسته‌ای از حرکات توده‌ای است که باعث جابه‌جائی مواد سنگی یا خاکی تحت اثر نیروی ثقل می‌شود (شیرانی و همکاران، ۱۳۸۴). از آنجایی که پیش‌بینی دقیق زمان و محل رخداد زمین لغزش مشکل است؛ شناسایی مناطق حساس به این پدیده و پهنه‌بندی آنها بر پایه پتانسیل رخداد، اهمیت دارد (Mosaffaie et al., 2009). پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش (LSM)، (Landslide Susceptibility Mapping) راه‌حلی است که می‌تواند برای درک و پیش‌بینی خطرات، به‌منظور کاهش پیامدهای ناشی از آن مورد استفاده قرار گیرد (Feizizadeh and Blaschke, 2011). درجه حساسیت معمولاً با استفاده از ابزارهای کارتوگرافی و به‌صورت طیف‌های رنگی از درجات روشن به تاریک و یا با تقسیم‌بندی به ۳، ۴ یا ۵ رده بیان می‌شود (Shadman et al., 2014). برای پهنه‌بندی حساسیت به لغزش در این پژوهش از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد. در این شبکه‌ها (شبکه‌های عصبی مصنوعی) سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار زیستی مغز انسان و شبکه اعصاب بدن ساخته شود تا همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد و یک پهنه‌بندی از یک فضای چندمتغیره با اطلاعات دریافتی به وجود آورد (Lee et al., 2006).

۲- مطالعات پیشین

پیریایی (۱۳۸۵) در پهنه‌بندی خطر حرکات دامنه‌ای در حوضه جاجرود به روش رگرسیون لجستیک (Logistic Regression) و سامانه اطلاعات جغرافیایی

ایران زمین با داشتن مناطق کوهستانی گسترده که بیش از نیمی از وسعت کشور را تشکیل می‌دهد و با توجه به ویژگی‌های زمین‌شناسی، لرزه‌خیزی، بارندگی و شرایط آب‌وهوایی و توپوگرافی گوناگون، از جمله کشورهایی است که رخداد زمین لغزش‌های بسیاری را تجربه کرده است. از سوی دیگر رشد روزافزون جمعیت کشور، افزایش فعالیت‌های عمرانی، صنعتی و کشاورزی را در مناطق پرشیب در پی داشته است. تعرض انسان‌ها به محیط زیست طبیعی، تغییر کاربری زمین‌های دامنه‌ای و گسترش مناطق مسکونی و فعالیت‌های مشابه در دامنه‌های پرشیب بر میزان خسارت ناشی از این پدیده افزوده است. در میان زمین لغزش‌های رخ داده در کشور ایران در سال‌های اخیر موارد زیادی را می‌توان یافت که افزون بر خسارات مالی، تلفات جانی فراوانی را نیز در پی داشته‌اند؛ از این جمله می‌توان به رانش‌هایی که در اثر زمین لرزه سال ۱۹۹۰ رودبار - منجیل رخ داد؛ زمین لغزش آبیکار چهارمحال و بختیاری در سال ۱۹۹۷ و موارد بسیار دیگر اشاره کرد. رانش زمین یا زمین لغزش اگر چه نسبت به بلایایی چون زمین لرزه، سیل و ... کمتر به‌عنوان یک فاجعه در نظر گرفته می‌شود؛ ولی یکی از اصلی‌ترین بلایای طبیعی است که سالانه خسارات جانی و مالی فراوانی در کشورهای مختلف و کشور ما به دنبال دارد. زمین لغزش‌ها ممکن است در مناطق مختلف از جمله جنگل‌ها، زمین‌های کشاورزی، جاده‌ها، خطوط انتقال نیرو، واحدهای مسکونی و دیگر سازه‌هایی که بدون رعایت اصول فنی و بدون توجه به ناپایداری قبلی یا احتمالی ساخته شده‌اند؛ رخ بدهد (اجل‌لویان و همکاران، ۱۳۹۲). شاید بتوان گفت یکی از مهم‌ترین واژه‌هایی که در مطالعات حرکات دامنه‌ای به

۴-۲. زمین لغزش‌های رخ داده

تاکنون ۳۳۸ زمین لغزش رخ داده برای منطقه چهارگوش قزوین- رشت به ثبت رسیده است. به نظر می‌رسد که به دلیل وجود ارتفاعات بلند و پوشش گیاهی متراکم در برخی از بخش‌های منطقه زمین لغزش‌های رخ داده بیشتر از مقدار ثبت شده باشد. پس از تهیه نقشه رقومی شده زمین لغزش‌های رخ داده در منطقه، درستی شماری از آنها به تناوب با استفاده از سامانه موقعیت جهانی (GPS; Global Positioning System) و بازدید میدانی تأیید شد. این ۳۳۸ نقطه به صورت تصادفی به دو دسته داده مجزا برای استفاده در مراحل آموزش شبکه عصبی و درستی سنجی پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش تقسیم و استفاده شد. شکل ۲ چگونگی پراکنش این زمین لغزش‌ها را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد (شکل ۲).

۴-۳. روش پژوهش

گام اول در این پژوهش انتخاب متغیرها، گردآوری داده‌ها، پیش پردازش، تصحیحات و تولید لایه‌های اطلاعاتی است. در مرحله دوم، نقشه زمین لغزش‌های رخ داده در منطقه مورد مطالعه پس از انجام بررسی‌های میدانی و تصحیحات لازم، تهیه شد. در مرحله سوم، با تلفیق نقشه رقومی زمین لغزش‌های رخ داده و لایه‌های اطلاعاتی ۱۵ متغیر آماده شده در مرحله اول، مقادیر متغیرهای انتخاب شده برای هر یک از این ۳۳۸ نقطه لغزشی در قالب جدول‌های توصیفی استخراج شد. مرحله چهارم شامل انتخاب ۱۰۰۰ نقطه به صورت تصادفی از میان منطقه مورد مطالعه و ادغام آنها با لایه‌های اطلاعاتی ۱۵ متغیر آماده شده در مرحله اول و استخراج مقادیر متغیرهای انتخاب شده برای هر یک از این ۱۰۰۰ نقطه در قالب جدول‌های توصیفی است. در مرحله پنجم، هر کدام از دو لایه اطلاعاتی تولید شده در مراحل سوم و چهارم، به دو دسته لایه آموزش (Train) (۷۰٪ تعداد نقاط لایه اطلاعاتی اولیه) و امتحان (Test) (۳۰٪) تعداد نقاط لایه اطلاعاتی اولیه، به صورت تصادفی تقسیم شد. از این نقاط متمایز شده برای آموزش و امتحان شبکه عصبی مصنوعی (ANN; Artificial Neural Network) استفاده شد. مرحله ششم شامل تلفیق دو لایه آموزشی نقاط تصادفی و زمین لغزش‌های رخ داده (لایه‌هایی با ۷۰٪ تعداد نقاط اطلاعات اولیه) با یکدیگر و همچنین تلفیق دو لایه امتحان نقاط تصادفی و زمین لغزش‌های رخ داده (لایه‌هایی با ۳۰٪ تعداد نقاط اطلاعات اولیه) با یکدیگر است. برای پردازش همه مراحل که در بالا گفته شد - به غیر از پروسه انتخاب نقاط تصادفی (Matlab)-؛ از نرم‌افزارهای ArcGIS و Envi استفاده شد. مرحله هفتم شامل مشخص کردن توپولوژی مسئله و ساخت شبکه عصبی مصنوعی بود. در این مرحله تعداد لایه‌های ورودی و نرون‌ها در هر لایه، نوع شبکه و توابع پایه و محرک انتخاب می‌شوند (Ermini et al., 2005). مرحله هشتم شامل آموزش شبکه است و در مرحله نهم شبکه آموزش دیده مورد آزمایش قرار گرفت و تصحیحات لازم روی آن اعمال شد (Caniani et al., 2008). در مرحله نهم، همه داده‌های اطلاعاتی مربوط به ۱۵ متغیر منطقه مورد مطالعه که در مرحله اول تولید شده بود؛ به شبکه عصبی ساخته شده در مرحله پیش داده و اجازه داده می‌شود که این شبکه با داشتن ۹ لایه پنهان داخلی، رخداد زمین لغزش را پیش‌بینی کند. ترتیب ورود این داده‌ها به شبکه عصبی باید مطابق با ترتیب ورود داده‌هایی باشد که برای آموزش و امتحان شبکه به کار گرفته شده‌اند. نتایج حاصل از پیش‌بینی برای هر پیکسل در بازه عددی میان ۰ تا ۱ قرار می‌گیرد. در مرحله دهم با انتخاب یک حد آستانه برای رخداد زمین لغزش و مقایسه نقشه حاصل از اعمال حد آستانه با نقشه زمین لغزش‌های موجود به کمک روش محاسبه خطای جذر میانگین مربعات (RMSE; Root Mean Square Error)، بهترین نقشه برای پیش‌بینی حساسیت زمین لغزش تهیه شد.

- **شبکه عصبی مصنوعی:** شبکه عصبی مصنوعی یک سازوکار محاسباتی است که می‌تواند با گرفتن اطلاعات و محاسبه آنها یک سری اطلاعات جدید ارائه دهد. در این شبکه سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار زیستی مغز انسان و شبکه اعصاب بدن ساخته شود تا همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد و توانایی پهنه‌بندی از یک فضای چندمتغیره را با اطلاعات دریافتی به وجود آورد. برتری شبکه عصبی مصنوعی نسبت به دیگر روش‌ها این است که از

(GIS; Geographic Information System)، توانسته است به کمک این روش آماری در منطقه و حوضه مورد مطالعه عوامل مؤثر بر حرکات دامنه‌ای را بررسی و مطالعه و در پایان نقشه پهنه‌بندی خطر زمین لغزش را تهیه کند (پیریایی، ۱۳۸۵).

ساسان‌پور و موسی‌وند (۱۳۸۹) با هدف تحلیل زمین‌ریخت‌شناختی توسعه شهری و آسیب‌پذیری ناشی از حرکات زمین لغزش با استفاده از مدل وزن‌دهی چندمعیاره در حوضه رود دره فرحزاد، گسترش کاربری‌های شهری در مناطق لغزشی را تحلیل کردند. نقشه پایانی حاصل از مدل نشان داد که شرایط زمین‌ریخت‌شناسی و زمین‌شناسی دامنه‌های پرشیب در امر توسعه شهری تهران در نظر گرفته نشده است (ساسان‌پور و موسی‌وند، ۱۳۸۹).

(Scherthanner, 2005) در منطقه ریویلانگو کشور نیکاراگوئه به آنالیز و تهیه نقشه خطر زمین لغزش با استفاده از منطق فازی پرداخت. در این پژوهش توپوگرافی، زمین‌شناسی، بافت خاک و پوشش گیاهی به عنوان عوامل مؤثر بر زمین لغزش انتخاب و با استفاده از عملگر فازی گاما وزن دهی شدند. مقادیر مختلفی از عملگر فازی گاما (۰/۵، ۰/۷، ۰/۸) برای تهیه نقشه خطر لغزش بررسی شد. نتایج نشان داد که عملگر فازی گاما با مقدار ۰/۸ بهترین شکل نقشه حساسیت به لغزش را در منطقه مورد مطالعه نشان داده است (Scherthanner, 2005).

(Yalcin, 2008) در پهنه‌بندی و تهیه نقشه مناطق مستعد زمین لغزش در منطقه آردسن ترکیه با استفاده از فرایند تحلیل سلسله مراتبی (AHP; Analytical Hierarchy process)، به این نتیجه رسیده است که پهنه‌بندی با مدل AHP بیشترین تطابق را با واقعیات موجود دارد (Yalcin, 2008).

۳- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در گستره قزوین- رشت قرار گرفته که متشکل از دو بخش شمالی و جنوبی است و در حدفاصل ۰۰° ۳۶' تا ۰۰° ۳۷' عرض شمالی و ۰۰° ۴۹' تا ۰۰° ۵۱' طول خاوری جای دارد. بررسی نقشه ارتفاعی منطقه بیان می‌کند که کمترین ارتفاع ۵۳ متر پایین‌تر از سطح آب‌های آزاد و بیشترین ارتفاع در حدود ۴۷۷۸ متر است (شکل ۱).

همچنین گوناگونی پوشش گیاهی و ترکیب سنگی و وجود سازندهای مختلف، نشان از وجود رژیم‌های اقلیمی متفاوت در منطقه دارد. مساحت آن در حدود ۱۸/۲۵۹ کیلومتر مربع است. این محدوده شامل بخش‌هایی از چهار استان گیلان، مازندران، البرز و قزوین است. نواحی مرکزی و خاوری آن بخشی از ارتفاعات رشته‌کوه‌های البرز را شامل می‌شود و از سوی شمال به دریاچه (دریای) خزر می‌رسد. ۴۸ نوع واحد سنگی مختلف در منطقه مورد مطالعه شناسایی شد. اطلاعات عمومی از واحدهای سنگ‌شناسی منطقه چهارگوش قزوین- رشت در شکل ۲ و جزئیات آنها در جدول ۱ نمایش داده شده است. ۱۵۸ گسل با طول بیش از ۳ کیلومتر در منطقه شناسایی شد که برخی جزو گسل‌های فعال به شمار می‌روند و بقیه فعالیت چندانی در دهه اخیر نداشته‌اند (جدول ۱ و شکل ۲).

۴- مواد و روش‌ها

۴-۱. متغیرهای مؤثر بر رخداد زمین لغزش

۱۵ متغیر برای پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش در منطقه چهارگوش قزوین- رشت انتخاب شد. انتخاب این متغیرها بر پایه مطالعات پیشین و پهنه‌بندی‌های انجام شده برای حساسیت زمین لغزش درون و بیرون از ایران صورت گرفت. این متغیرها عبارتند از: ارتفاع، شیب، سوی شیب، فاصله از گسل، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده، فاصله از روستا، تراکم آبراهه، تراکم خط‌واره، جنس خاک، سنگ‌شناسی، فرسایش، میانگین بارش سالانه، پوشش گیاهی و کاربری زمین‌ها. مراحل آماده‌سازی و پیش‌پردازش این داده‌ها در محیط نرم‌افزارهای Arc GIS و ENVI صورت گرفت. داده‌های استفاده شده برای پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش در این پژوهش از منابع مختلفی گردآوری شده‌اند (جدول ۲).

توزیع آماری داده‌ها، مستقل است و به متغیرهای آماری مخصوصی نیاز ندارد. افزون بر آن شبکه عصبی مصنوعی برای تحلیل درستی داده‌ها به بررسی‌های کمتری در قیاس با روش‌های آماری نیاز دارد (Lee et al., 2006; Caniani et al., 2008)

– **تعیین تعداد لایه‌ها و نرون‌های موجود در لایه پنهان:** برای تعیین تعداد لایه‌های پنهان (Hidden Layer) از روش خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) استفاده شد. با کمک لایه‌های آموزش و امتحان، عملیات محاسبه RMSE برای تعیین تعداد لایه‌های داخلی به تعداد ۲۰۰ مرتبه (۱۰ بار برای تعداد ۱ تا ۲۰ لایه پنهان) تکرار و در پایان ۹ لایه پنهان با داشتن کمترین میزان خطا (RMSE=0.4041) برای ساخت شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شد (Lee et al., 2006) (شکل ۳).

– **انتخاب نوع شبکه عصبی مصنوعی:** شبکه عصبی مورد استفاده در این پژوهش از نوع، شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور (Multi-Layer Feedforward Neural Network) است که برای یافتن رابطه میان ورودی‌ها و خروجی‌ها طراحی شده است. در این شبکه هیچ نرونی از لایه پنهان یا لایه ورودی به نرون‌های هم‌سطح خود یا نرون‌های بالاتر متصل نیست. در این شبکه خروجی هیچ کدام از نرون‌ها به‌طور مستقیم یا غیر مستقیم و یا از راه نرون‌های دیگر به ورودی‌های همان نرون پس‌خورانیده نمی‌شوند.

– **انتخاب نوع شبکه عصبی مصنوعی:** شبکه عصبی مورد استفاده در این پژوهش از نوع، شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور (Multi-Layer Feedforward Neural Network) است که برای یافتن رابطه میان ورودی‌ها و خروجی‌ها طراحی شده است. در این شبکه هیچ نرونی از لایه پنهان یا لایه ورودی به نرون‌های هم‌سطح خود یا نرون‌های بالاتر متصل نیست. در این شبکه خروجی هیچ کدام از نرون‌ها به‌طور مستقیم یا غیر مستقیم و یا از راه نرون‌های دیگر به ورودی‌های همان نرون پس‌خورانیده نمی‌شوند.

بیشترین استفاده شبکه عصبی از شبکه پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار است (مرادی و همکاران، ۱۳۹۱) (شکل ۴). در این پژوهش از الگوریتم آموزشی پس‌انتشار لونیگ-مارکوآرت (Levenberg-Marquardt Backpropagation) استفاده شد. این الگوریتم از انواع سریع‌ترین الگوریتم‌های پس‌انتشار است و به‌عنوان یکی از کارآمدترین الگوریتم‌های نظارت شده توصیه می‌شود.

– **آموزش و آزمایش شبکه عصبی مصنوعی:** آموزش شبکه عصبی مصنوعی شبیه به کالیبراسیون است که با استفاده از لایه آموزشی ساخته شده از نمونه‌های لغزشی و تصادفی و به معنای اصلاح مقادیر وزن‌های شبکه برای نمونه‌های متعدد است. اطلاعات مورد نظر به عنوان داده‌های آموزشی به شبکه معرفی می‌شوند و شبکه در جریان فرایندهای یادگیری، بر پایه اشتباه یا تفاوت میان خروجی شبکه و عکس‌العمل مورد انتظار، مقادیر وزن‌های خود را اصلاح می‌کند. پس از تکرار این کار برای دفعات زیاد وزن‌ها طوری به هنگام می‌شوند که با دیدن اطلاعات جدید پاسخ مناسبی ارائه می‌دهند (Lee et al., 2003). پس از آن که مرحله آموزشی شبکه تکمیل شد؛ شبکه برای یک سری اطلاعات معلوم مورد آزمایش قرار می‌گیرد و نواقص احتمالی آن برطرف می‌شود. پس از تکمیل این مرحله شبکه آماده استفاده می‌شود. این مرحله شبیه مرحله اعتبارسازی در روش‌های رگرسیونی است (Caniani et al., 2008). شبکه عصبی مصنوعی ساخته شده برای این پژوهش به گونه‌ای طراحی شد که پیش از آغاز مرحله آموزش و آزمایش داده‌های ورودی به آن بهنجارسازی (Normalization) شد.

– **الگوریتم آموزشی پس‌انتشار لونیگ-مارکوآرت:** الگوریتم لونیگ-مارکوآرت، به دلیل سادگی، مشتق‌پذیر بودن و کاربرد گسترده آن در بیشتر پژوهش‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی، برای آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد که برای بهینه‌سازی غیرخطی بر پایه قانون کمترین مربعات رفتار می‌کند؛ به همین ترتیب، تابع محرک سیگموئید، نوعی تابع نمایی است که رابطه میان مجموع ورودی‌های وزن‌دار (X_j) هر یک از نرون‌های لایه زام و خروجی نرون i ام (Y_i) را به کمک معادله زیر برقرار می‌کند:

$$Y_j = \frac{1}{1 + \exp(-x_i)}$$

معیارهای پذیرش نتایج پیش‌بینی شده در هر یک از ساختارهای شبکه عصبی، بر پایه کمتر بودن خطای کمی حاصل از مقدار محاسباتی و مشاهداتی میانگین مربع خطا (MSE; Mean Square Error) است.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (predictions_i - observed_i)^2$$

الگوریتم لونیگ-مارکوآرت (LMA) میان الگوریتم گاو-نیوتون (Gradient Descent) و روش کاهش گرادیانی (GNA; Quasi-Newton Algorithm)

که q را می‌توان با وارون کردن $J^T J$ به دست آورد. کلید LMA جایگزینی این معادله با «نسخه میرا شده» آن است.

$$(J^T J + \lambda)q = -J^T f$$

ضریب ترکیبی (Combination Coefficient) نامنفی λ در هر تکرار تنظیم می‌شود. اگر کاهش S تند بود؛ باید مقدار کوچک‌تری به آن داد که الگوریتم را به GNA نزدیک‌تر کند؛ اما اگر یک تکرار کاهش ناکافی نشان داد؛ باید λ را افزایش داد و یک گام را نزدیک‌تر برای کاهش گرادیانی بر داشت. اگر یک طول قدم بازیابی شده یا کاهش مجموع مربعات برای آخرین مجموعه متغیرهای P از مقادیر از پیش تعیین شده کمتر باشد؛ تکرار پایان می‌یابد و آخرین بردار متغیر P به‌عنوان پاسخ در نظر گرفته می‌شود (Hagan and Menhaj, 1994; Wilamowski and Yu, 2010).

۵- نتایج

حدود آستانه میان ۰/۱ تا ۰/۹ روی نتایج حاصل از پیش‌بینی رخداد زمین‌لغزش در منطقه به وسیله شبکه عصبی مصنوعی اعمال شد و نقشه‌های حاصل از این فرایند به کمک روش خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) با نقشه‌های زمین‌لغزش‌های موجود بررسی شد. جدول ۳ و شکل ۵ میزان خطای به دست آمده برای هر یک از مقادیر حدود آستانه را نشان می‌دهد (جدول ۳ و شکل ۵).

مقادیر به دست آمده RMSE نشان می‌دهد که بهترین حد آستانه برای جداسازی مناطق دارای احتمال لغزش از مناطق بی‌خطر، مقدار ۰/۵ (با مقدار RMSE=0.4164) است. بنابراین با اعمال این حد آستانه روی نقشه خروجی حاصل از پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی، بهترین نقشه حساسیت زمین‌لغزش تهیه و در پایان این نقشه بر پایه مقادیر کمتر و بیشتر از حد آستانه به ۵ درجه از حساسیت، از مناطق کاملاً بی‌خطر تا مناطق بسیار پرخطر تقسیم‌بندی شد (شکل ۶).

۶- تحلیل و تفسیر پهنه‌های لغزشی در منطقه مورد مطالعه

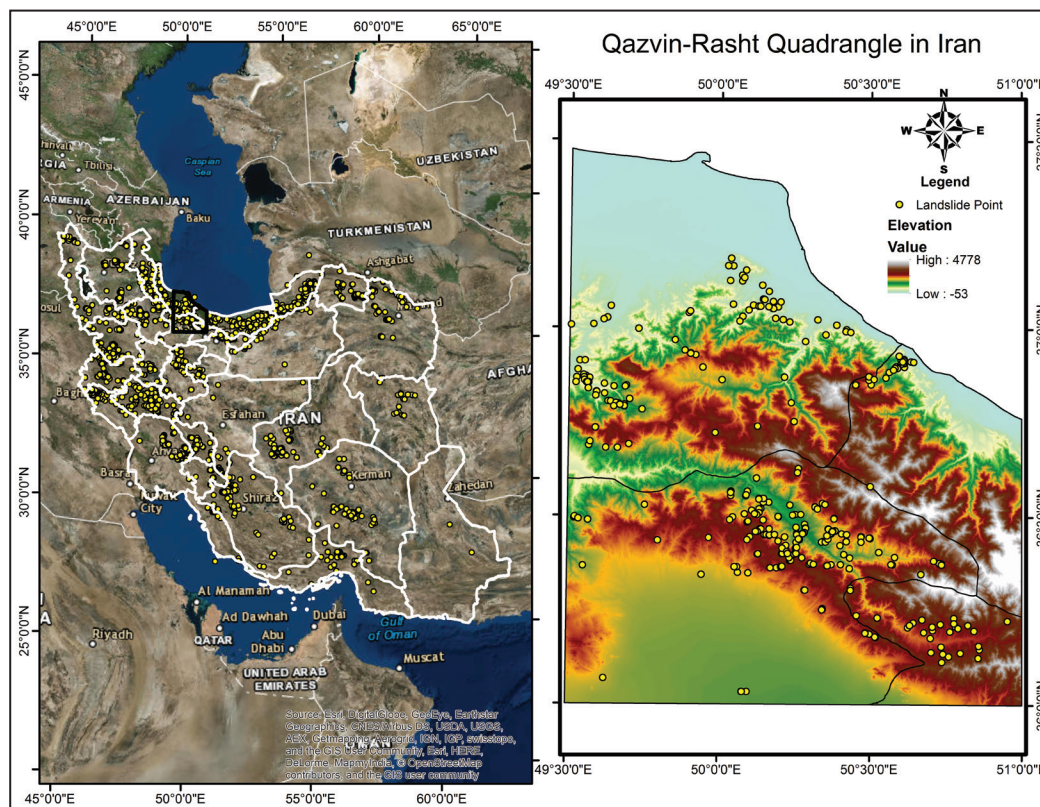
بخش‌هایی از گستره قزوین-رشت جزو مناطق سرسبز و پربرابران کشور ایران به شمار می‌رود که وجود ارتفاعات بلند البرز و دریاچه خزر سبب تمرکز بالای جمعیت در بخش‌هایی از این منطقه و تبدیل شدن آن به قطب گردشگری شده است. از سوی دیگر گوناگونی اقلیمی منطقه و وجود خاک حاصلخیز و آب کافی آن را به قطب کشاورزی نیز تبدیل کرده است. بنابراین می‌توان پیش‌بینی کرد که تا چه حد این منطقه دستخوش تغییرات غیراصولی انسانی شده است. بررسی نقشه پایانی پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش به وسیله متغیرهای اندازه‌گیری شده در منطقه نشان می‌دهد که در نواحی جنوب‌خاوری متغیر جنس سنگ‌های منطقه شامل واحدهایی همچون آبرفت‌های جوان تا قدیمی و وجود شیل، مارن، توف‌های هوازده و ماسه‌سنگ‌ها و پوشش گیاهی فقیر این بخش و متغیر نزدیکی به مناطق روستایی و آبراه‌های اصلی، تأثیر‌گذارترین شاخص‌ها در ایجاد پهنه‌های لغزشی است. در پهنه‌های لغزشی

۷- بحث و نتیجه‌گیری

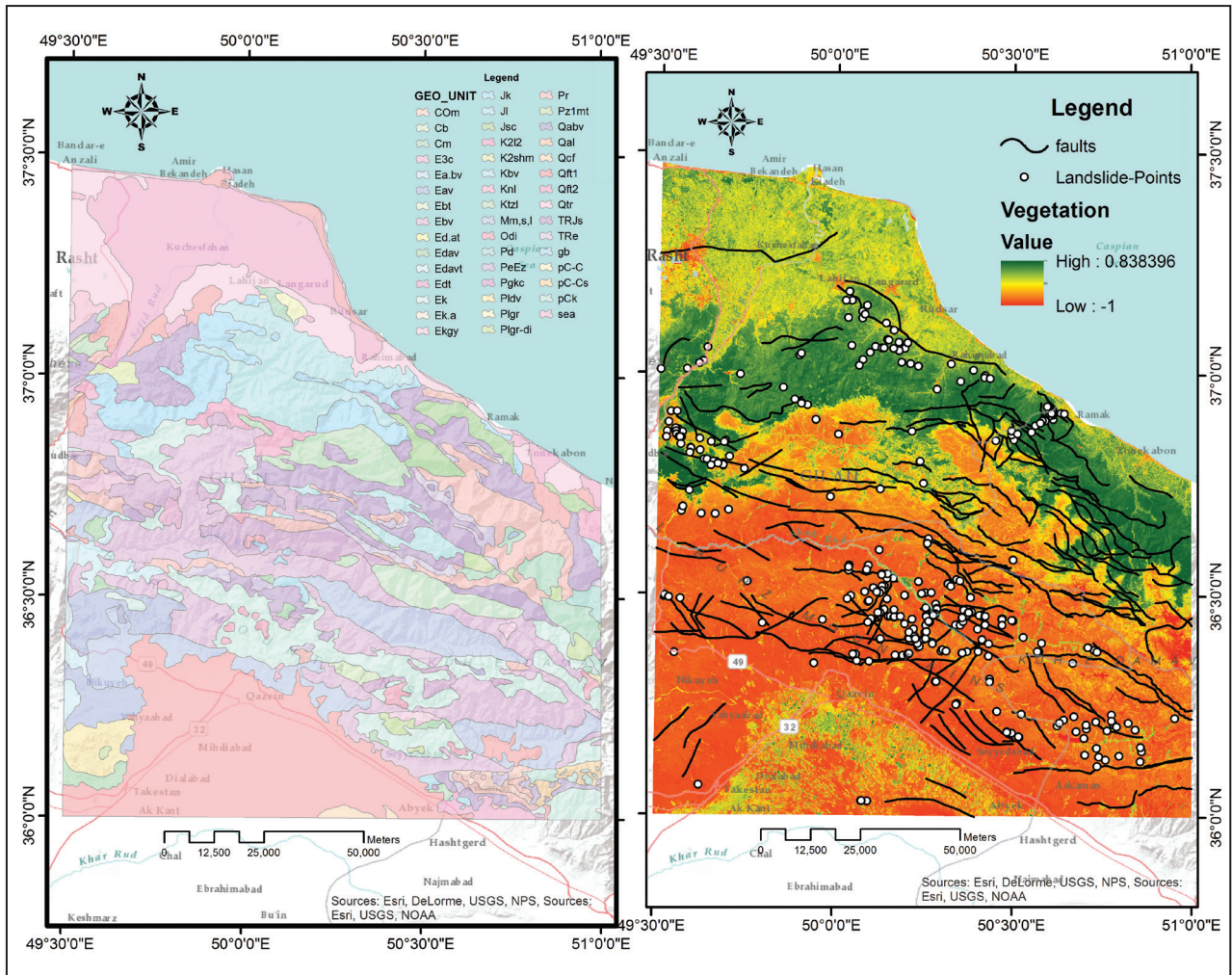
در حال حاضر رانش زمین از مهم‌ترین محدودیت‌ها در بحث توسعه است. در قرن اخیر عوامل انسانی دخیل در رخداد زمین‌لغزش‌ها با رواج زندگی صنعتی و ورود دستگاه‌های سنگین صنعتی به عرصه طبیعت و منابع طبیعی شیب‌دار و در نتیجه بر هم زدن تعادل، بیش از پیش جلوه می‌کند. اگر برای بلایای طبیعی دیگر احتمال رخداد هر از چند گاهی در نظر گرفته شود؛ پتانسیل رخداد پدیده زمین‌لغزش را با توجه به اینکه ۲/۳ سطح کشور ایران را ارتفاعات تشکیل داده‌اند؛ باید هر لحظه در نظر گرفت (اجل لوثیان، میرصانعی و فاتحی، ۱۳۹۲). این پژوهش، از یک روش داده‌کاوی برای پیش‌بینی مناطق حساس به لغزش با استفاده از سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) و سنجش از دور (RS; Remote Sensing) استفاده کرد. ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی بر پایه دو ویژگی بنیادین یادگیری یا نگاشت‌پذیری بر پایه داده‌های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم‌پذیری) و ساختارپذیری موازی بنا شده است. پایه الگوریتم آموزشی به کار رفته برای ساخت شبکه عصبی مصنوعی در این پژوهش، الگوریتم پس‌انتشار لوبنرگ- مارکوارت است. به‌طور معمول الگوریتم‌های آموزشی پس‌انتشار خطای با نسبت یادگیری پایین بهترین پاسخ را می‌دهند. متغیرهای ارزیابی عملکرد آموزش و امتحان شبکه عصبی ساخته شده، در شکل ۷ نشان داده شده است (شکل ۷).

ترکیب ۱- ۹- ۱۵ از ساختار شبکه عصبی مصنوعی بهترین پیش‌بینی را برای پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با کمترین میزان خطا ($RMSE=0.4164$) نشان می‌دهد. تحلیل نقشه پایانی پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش نشان می‌دهد که ۴۹/۵٪ از مساحت منطقه در پهنه کاملاً بی‌خطر، ۱۷/۴٪ در پهنه بی‌خطر، ۱۳/۶٪ در پهنه متوسط، ۱۰/۴٪ در پهنه پرخطر و ۹/۱٪ در منطقه کاملاً پرخطر قرار می‌گیرد. بررسی این نقشه با نقشه زمین‌لغزش‌های رخ داده در منطقه نشان از شناسایی ۲۹۸ زمین‌لغزش از میان ۳۳۸ زمین‌لغزش رخ داده، در مناطق پرخطر و کاملاً پرخطر دارد که برآورد دقت پایانی مدل را به ۸۸/۱٪ می‌رساند.

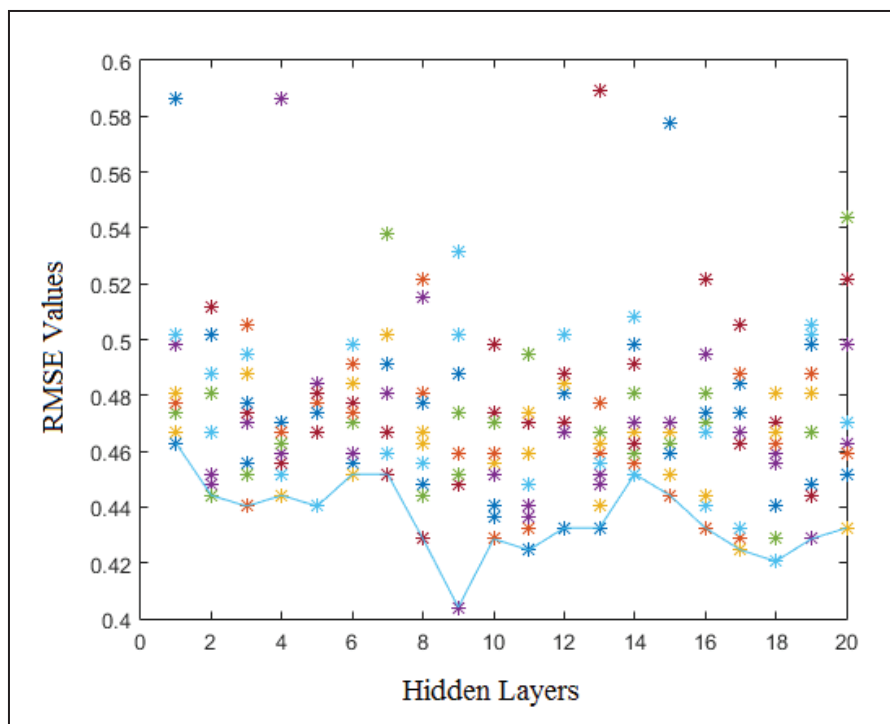
بخش‌های باختری که به سوی نواحی مرکزی، شمال باختری و جنوب باختری گسترش پیدا کرده‌اند؛ متغیر سوی شیب به‌ویژه شیب‌های رو به شمال، نزدیکی به مسیرهای عبوری و آبراهه‌های اصلی، فقر پوشش گیاهی در نواحی جنوب باختری، نزدیکی به گسل‌ها در نواحی گسترش یافته به سوی بخش‌های مرکزی و میزان بارش سالانه در بخش‌های شمال باختری، نسبت به دیگر متغیرها تأثیرگذارتر هستند. در بخش مرکزی به‌ویژه در دامنه جنوبی البرز، کاهش پوشش گیاهی به دلیل کم شدن رطوبت حاصل از محیط ساحلی، سوی شیب به‌ویژه شیب‌های رو به باختر و تا حدودی شیب‌های شمالی، جنس سنگ‌های منطقه که از انواع هوازده توف، ماسه‌سنگ، گل‌سنگ، شیل و مارن تشکیل شده و فرسایش شدید که به دلیل نزدیکی به آبراهه‌های اصلی و مناطق روستایی و مسیرهای دسترسی ایجاد شده است؛ اصلی‌ترین متغیرها در ایجاد پهنه‌های لغزشی هستند. در پهنه‌های لغزشی که به موازات خط ساحلی دریاچه (دریای) خزر امتداد یافته، نوع کاربری زمین‌ها (شامل زمین‌های مرطوب، زمین‌های لخت و مناطقی که پوشش گیاهی آنها به‌صورت تعدمی و به‌وسیله انسان تغییر یافته است) و همچنین نزدیکی بسیار زیاد سطوح شیب‌دار به مناطق مسکونی که سبب افزایش میزان فرسایش خاک و تغییر در جنس خاک این منطقه شده است؛ از عوامل اصلی به شمار می‌روند و در درجه دوم وجود آبرفت‌های جوان، فاصله از آبراهه‌ها و تراکم این خطوط (آبراهه) سبب اشباع زمین‌ها و در نتیجه سست شدن این مناطق شده است. میزان ۹/۰۷ درصد از کل مساحت منطقه در پهنه بسیار پرخطر، ۱۰/۴ درصد در پهنه پرخطر و بقیه زمین‌های منطقه (در حدود ۸۰ درصد) در سه دسته متوسط، کم‌خطر و بی‌خطر قرار گرفت. با در نظر گرفتن همه عوامل مؤثر در ایجاد و رخداد لغزش‌ها این نتیجه به دست می‌آید که توجه نکردن انسان به ساختار محیط طبیعی و دخالت در این محیط بدون در نظر گرفتن شرایط ایستایی و پایداری شیب‌ها سبب رخ دادن تعداد زیادی زمین‌لغزش و به جا گذاشتن خسارات مالی و جانی فراوان برای ساکنان این منطقه شده است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که صدمات و خسارت‌های ناشی از این رخداد طبیعی بیش از آن که تحت تأثیر نیروهای طبیعی باشد؛ حاصل عملکرد اشتباه بشر در مسیر توسعه است.



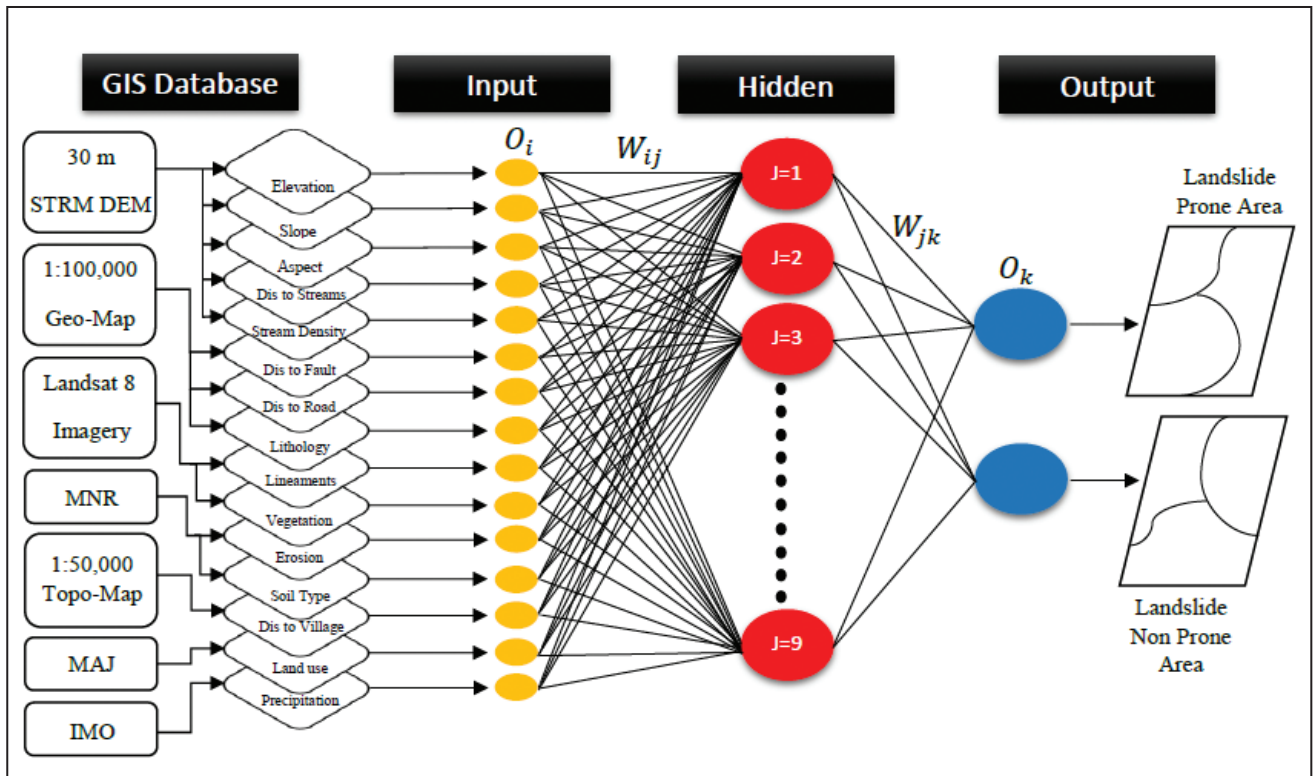
شکل ۱- موقعیت مکانی منطقه مورد مطالعه.



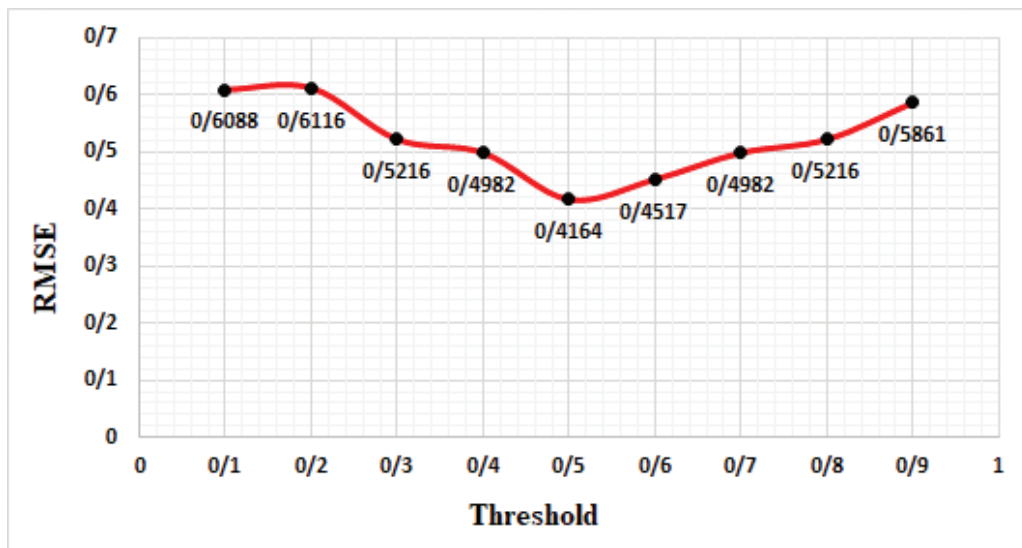
شکل ۲- نقشه واحدهای سنگی، گسل‌ها، زمین‌لغزش‌های شناسایی شده و پوشش گیاهی در منطقه مورد مطالعه.



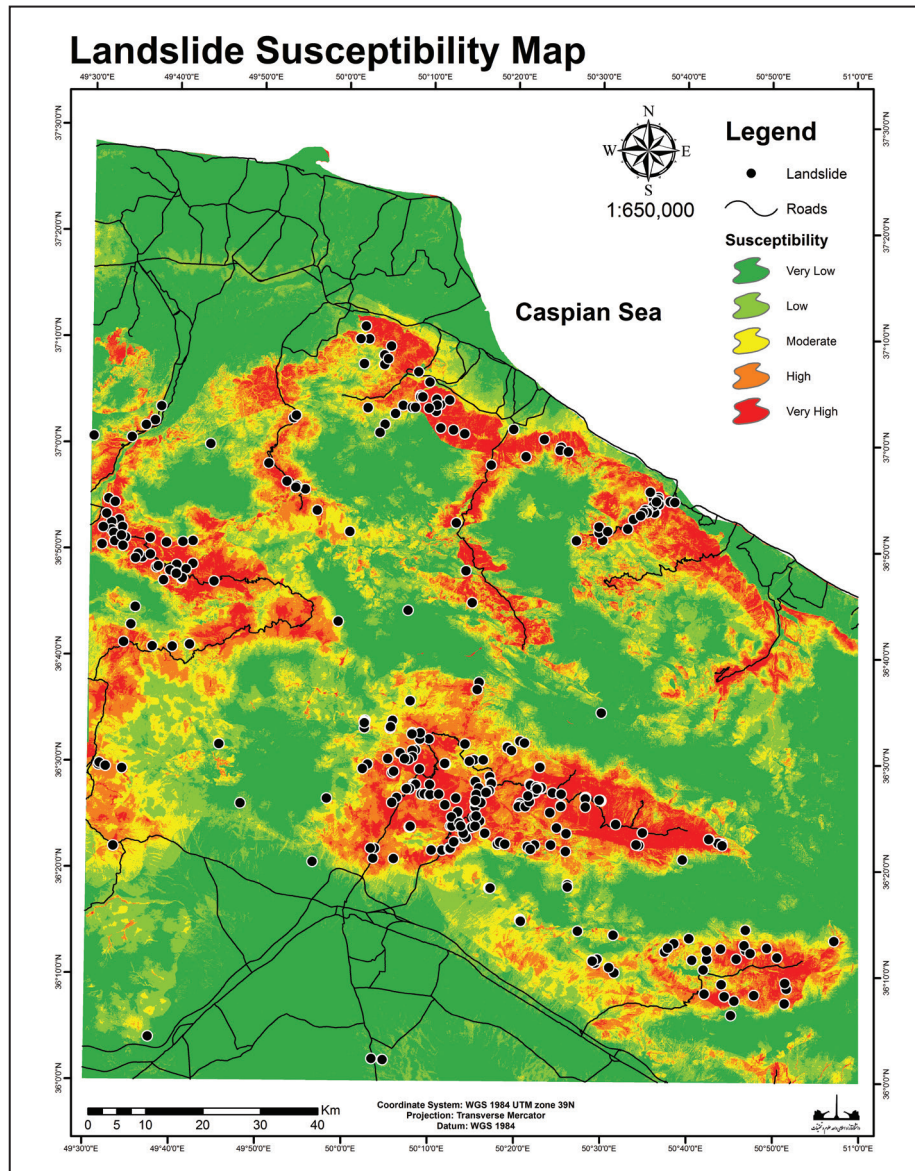
شکل ۳- نمودار محاسبه میزان خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) برای تعیین تعداد لایه‌های داخلی.



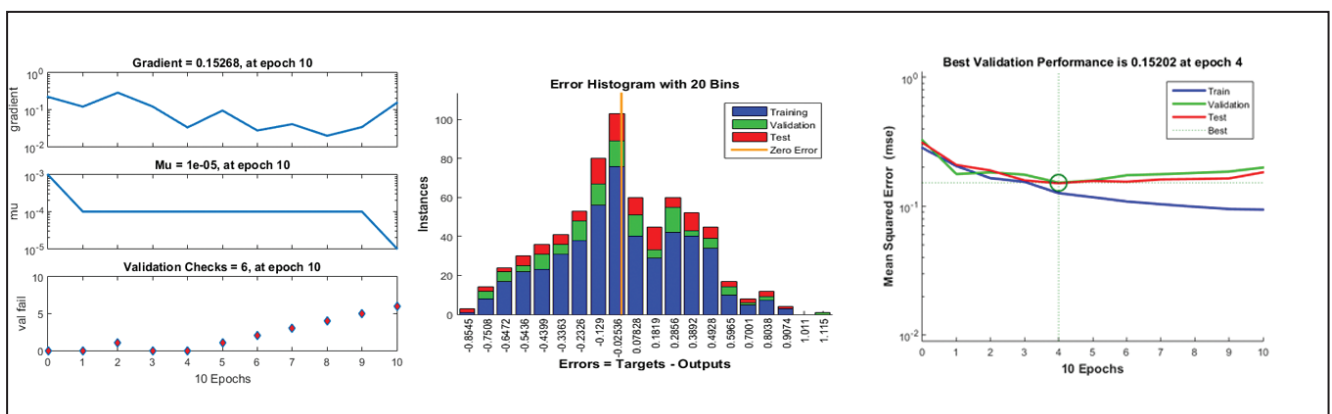
شکل ۴- شبکه عصبی مصنوعی (از نوع پیش خور با الگوریتم پس انتشار خطا) ساخته شده برای پیش بینی نقشه حساسیت زمین لغزش.



شکل ۵- نمودار محاسبه میزان خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) برای انتخاب بهترین نقشه حساسیت زمین لغزش.



شکل ۶- نقشه نهایی پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش.



شکل ۷- نمودار متغیرهای ارزیابی عملکرد آموزش و امتحان شبکه عصبی.

جدول ۱- انواع ساختار زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه.

GEO-UNIT	AGE	AGE-ERA	Description
Cm	Carboniferous	PALEOZOIC	Dark grey to black fossiliferous Limestone with subordinate black Shale (MOBARAK FM)
E3c	Eocene	CENOZOIC	Conglomerate and Sandstone
pC-C	Pre Cambrian	PROTEROZOIC	Late Proterozoic - early Cambrian undifferentiated rocks
Cb	Cambrian	PALEOZOIC	Alternation of Dolomite, Limestone and variegated Shale (BARUT FM)
Ek	Eocene	CENOZOIC	Well bedded green Tuff and Tuffaceous Shale (KARAJ FM)
Ek.a	Middle Eocene	CENOZOIC	Calcareous Shale with subordinate Tuff (Asara Shale)
Ekgy	Late Eocene	CENOZOIC	Gypsum
COm	Cambrian	PALEOZOIC	Dolomite platy and flaggy Limestone containing trilobite ; Sandstone and Shale (MILA FM)
Ed.at	Eocene	CENOZOIC	Dacitic to Andesitic tuff
Edt	Eocene	CENOZOIC	Rhyolitic to Rhyodacitic Tuff
Ebt	Eocene	CENOZOIC	Basaltic Tuff
Edavt	Middle Late Eocene	CENOZOIC	Dacitic Andesitic volcanic Tuff
Edav	Eocene	CENOZOIC	Dacitic to Andesitic volcanic
Ebv	Middle Eocene	CENOZOIC	Basaltic volcanic rocks
Ea.bv	Eocene	CENOZOIC	Andesitic and Basaltic volcanic
Eav	Middle Eocene	CENOZOIC	Andesitic volcanic
PeEz	Paleocene-Eocene	CENOZOIC	Reef-type Limestone and Gypsiferous Marl (ZIARAT FM)
gb	Eocene	CENOZOIC	Gabbro
Jk	Middle Jurassic	MESOZOIC	Conglomerate, Sandstone and Shale with plant remains and Coal seams (KASHAFRUD FM)
Jl	Jurassic-Cretaceous	MESOZOIC	Light grey, thin - bedded to massive limestone (LAR FM)
TRJs	Triassic-Jurassic	MESOZOIC	Dark grey shale and sandstone (SHEMESHAK FM)
TRJs	Triassic-Jurassic	MESOZOIC	Dark grey shale and sandstone (SHEMESHAK FM)
Jsc	Early-Middle Jurassic	MESOZOIC	Conglomerate
Ktzl	Early Cretaceous	MESOZOIC	Thick bedded to massive, white to pinkish Orbitolina bearing Limestone (TIZKUH FM)
K2l2	Late Cretaceous	MESOZOIC	Thick - bedded to massive Limestone (Maastrichtian)
K2shm	Late Cretaceous	MESOZOIC	Shale calcareous shale and sandstone with intercalations of limestone
Knl	Early Cretaceous	MESOZOIC	Massive grey to black limestone
Kbv	Early Cretaceous	MESOZOIC	Basaltic volcanic
Mm,s,l	Miocene	CENOZOIC	Marl, calcareous sandstone, sandy limestone and minor conglomerate
Odi	Oligocene	CENOZOIC	Diorite
Pd	Permian	PALEOZOIC	Red Sandstone and Shale with subordinate Sandy Limestone (DORUD FM)
Pgkc	Paleocene-Eocene	CENOZOIC	Light-red coarse grained, polygenic Conglomerate with Sandstone intercalations
pCk	Pre Cambrian	PROTEROZOIC	Dull green grey slaty Shales with subordinate intercalation of Quartzitic Sandstone (KAHAR FM ; Morad series and Kalmard FM)
pC-Cs	Pre Cambrian-Cambrian	PROTEROZOIC-PALEOZOIC	Thick Dolomite and Limestone unit, portly cherty with thick Shale intercalations (SOLTANIEH FM)
Plgr-di	Jurassic-Cretaceous	MESOZOIC	Granite to Diorite
Plgr-di	Pliocene	CENOZOIC	Granite to Diorite
Plgr	Pliocene	CENOZOIC	Granite
Pldv	Pliocene	CENOZOIC	Rhyolitic to Rhyodacitic volcanic
Pr	Permian	PALEOZOIC	Dark grey medium - bedded to massive Limestone (RUTEH LIMESTONE)
Pz1mt	Early Paleocene	CENOZOIC	Gneiss, Anatectic Granite, Amphibolite, Kyanite, Staurolite Schist, Quartzite and minor Marble (Barreh Koshan Complex and Rutchan Complex)
Qal	Quaternary	CENOZOIC	Stream channel, braided channel and flood plain deposits
Qcf	Quaternary	CENOZOIC	Clay flat
Qft1	Quaternary	CENOZOIC	High level piedmont fan and valley terrace deposits
Qft2	Quaternary	CENOZOIC	Low level piedmont fan and valley terrace deposits
sea			Sand beach
Qtr	Quaternary	CENOZOIC	Travertine
Qabv	Quaternary	CENOZOIC	Andesite to Basaltic volcanic
TRe	Early-Middle Triassic	MESOZOIC	thick bedded grey Oolitic Limestone ; thin - platy, yellow to pinkish Shaly Limestone with worm tracks and well to thick - bedded Dolomite and Dolomitic Limestone (ELIKAH FM)

جدول ۲- انتخاب متغیرهای مؤثر بر زمین لغزش و منابع آنها.

Criteria	Data Source	Unit	The previous studies used for variable selection in zoning the landslide susceptibility
Elevation	DEM* 30 m, STRM	Meter	Mohammady et al. (2012); Xu et al. (2012)
Slope	DEM 30 m, STRM	Degrees	Komac (2006); Kayastha et al. (2012)
Aspect	DEM 30 m, STRM	direction Azimuthal	Guzzetti et al. (2006); Thiery et al. (2007)
Distance to Fault	1:100,000 Geo-map	Meter	Bai et al. (2008a); Marjanovic et al. (2011)
Distance to Streams	DEM 30 m, STRM	Meter	Yalcin (2008); Moradi et al. (2012)
Distance to Village	1:50,000 H.Geo-map**	Meter	Bai et al. (2008a and b)
Distance to Road	1:100,000 Geo-map***	Meter	Ayalew and Yamagishi (2005); Moradi et al. (2012)
Erosion	MNR****	-	Pradhan et al. (2012); Faraji Sabokbar (2014)
Soil Type	MNR	-	Mohammady et al. (2012); Pradhan (2013)
Mean annual precipitation	30 years IMO data*****	Millimeter	Hong et al. (2005); Moradi et al. (2012)
Vegetation Cover	8 Imagery Landsat	-	Althuwaynee et al. (2012); Akgun et al. (2012)
Land use	MAJ*****	-	Sarkar and Kanungo (2004); Feizizadeh et al. (2013)
Lithology	1:100,000 Geo-map	-	Ohlmacher and Davis (2003); Feizizadeh and Blaschke (2011)
Stream Density	DEM 30 m, STRM	UNITS-MAP-SQUARE	Sarkar and Kanungo (2004); Pourghasemi et al. (2015)
Density Lineaments	8 Imagery Landsat	UNITS-MAP-SQUARE	Kartic Kumar and Annadurai (2013); Simon et al. (2014)

جدول ۳- جدول میزان خطای RMSE حاصل از مقادیر مختلف حد آستانه.

Threshold	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
RMSE	0.608891041	0.611677742	0.521640531	0.498296418	0.416496564
Threshold	0.6	0.7	0.8	0.9	
RMSE	0.451753951	0.498296418	0.521640531	0.586120649	

کتابنگاری

اجل لونیان، ر.، میرصانعی، ر. و فاتحی، ل.، ۱۳۹۲- شناخت و تحلیل کاربردی زمین لغزش، اصفهان، انتشارات جهاد دانشگاهی واحد اصفهان.

پیریایی، ز.، ۱۳۸۵- پهنه‌بندی خطر حرکات دامنه‌ای در حوزه جاجرود به روش رگرسیون لوجستیک و GIS، پایان نامه کارشناسی ارشد ژئومورفولوژی، دانشگاه تربیت معلم تهران.

ساسان پور، ف. و موسی‌وند، ج.، ۱۳۸۹- تأثیر عوامل انسان ساخت در تشدید پیامدهای مخاطرات طبیعی در محیط‌های کلان شهری با کاربرد Fuzzy Logic و GIS، مطالعه موردی: منطقه ۵ تهران، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی ۱۳ (۱۶).

شیرانی، ک.، غیومیان، ج. و مختاری، ا.، ۱۳۸۴- بررسی و ارزیابی آماری دومتغیره و چندمتغیره در پهنه‌بندی خطر زمین لغزش، نشریه آب و آبخیزداری، ج ۲، شماره ۲، ص. ۳۶ تا ۴۷.

مرادی، ح.، محمدی، م. و پورقاسمی، ح. ر.، ۱۳۹۱- حرکات دامنه‌ای (حرکات توده‌ای) با تأکید بر روش‌های کمی تحلیل وقوع زمین لغزش، تهران، انتشارات سمت.

References

- Akgun, A., Sezer, E. A., Nefeslioglu, H. A., Gokceoglu, C. and Pradhan, B., 2012- An easy-to-use MATLAB program (MamLand) for the assessment of landslide susceptibility using a Mamdani fuzzy algorithm. *Computers and Geosciences*, 38 (1): 34 – 23.
- Althuwaynee, O. F., Pradhan, B. and Lee, S., 2012- Application of an evidential belief function model in landslide susceptibility mapping. *Computers and Geosciences*, 44: 135–120.
- Ayalew, L. and Yamagishi, H., 2005- The application of GIS-based Logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yaahiko Mountains. central Japan, *Geomorphology*, (65): 15-31.
- Bai, S. B., Wang, J., Lu, G. N., Kanevski, M. and Pozdnoukhov, A., 2008a- GIS-based landslide susceptibility mapping with comparisons of results from machine learning methods process versus logistic regression in Bailongjiang River Basin, China. *European Geosciences Union General Assembly*, 13-18.
- Bai, S. B., Wang, J., Lu, G. N., Kanevski, M. and Pozdnoukhov, A., 2008b- GIS-based landslide susceptibility mapping with validation and comparison of spatial prediction models at the basin scale. *33rd IGC*.
- Caniani, D., Pascale, S., Sdao, F. and Sole, A., 2008- Neural Network and Landslide Susceptibility: A case study of the urban area of Potenza. *Natural Hazards*, 45: 55-72.

- Ermini, L., Catani, F. and Casagli, N., 2005- Artificial Neural Network to Landslide Susceptibility Assessment. *Geomorphology*, 66: 327-343.
- Faraji Sabokbar, H. A., Shadman Roodposhti, M. and Tazik, E., 2014- Landslide susceptibility mapping using geographically-weighted principal component analysis. *Geomorphology*, 226: 24-15.
- Feizizadeh, B. and Blaschke, T., 2011- Landslide risk assessment based on GIS multi-criteria evaluation: a case study in Bostan-Abad County, Iran. *Journal of Earth Science and Engineering*, 1 (1): 66-71.
- Feizizadeh, B., Blaschke, T., Nazmfar, H. and Rezaei Moghaddam, M. H., 2013- Landslide Susceptibility Mapping for the Urmia Lake basin, Iran: A multi-Criteria Evaluation Approach using GIS. *Int. J. Environ. Res*, 7 (2): 319-336.
- Guzzetti, F., Reichenbah, P., Ardizzone, F., Cardinali, M. and Galli, M., 2006- Estimating the quality of landslide susceptibility models, *Geomorphology*, 81 (1-2): 166-184.
- Hagan, M. T. and Menhaj, M., 1994- Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5 (6): 989-993.
- Hong, Y., Hiura, H., Shino, K., Sassa, K., Suemine, A., Fukuoka, H. and Wang, G., 2005- The influence of intense rainfall on the activity of large-scale crystalline schist landslides in Shikoku Island, Japan. *Landslides*, 2 (2): 97-105.
- Kartic Kumar, M. and Annadurai, R., 2013- Mapping of Landslide Susceptibility Using Geospatial Technique - A Case Study in Kothagiri Region, Western Ghats, Tamil Nadu, India. *International Journal of Engineering Research and Technology*, 2 (12), www.ijert.org .
- Kayastha, P., Dhital, M. and De Smedt, F., 2012- Landslide susceptibility mapping using the weight of evidence method in the Tinau watershed, Nepal. *Natural Hazards*, 63 (2): 479-498.
- Komac, M., 2006- A landslide susceptibility model using the Analytical Hierarchy Process method and multivariate statistics in perialpine Slovenia. *Geomorphology*, 74 (1-4): 17-28.
- Lee, S., Ryu, J. H., Lee, M. J. and Won, J. S., 2006- The Application of Artificial Neural Network to Landslide Susceptibility Mapping at Janghung, Korea. *Mathematical Geology*, 38 (2): 199-220.
- Lee, S., Ryu, J. H., Lee, M. J. and Won, J. S., 2003- Use of an artificial neural network for analysis of the susceptibility to landslides at Boun, Korea. *Environmental Geology*, 44: 820-833.
- Marjanovic, M., Kovaevic, M., Bajat, B. and Vozenilek, V., 2011- Landslide susceptibility assessment using SVM machine learning algorithm. *Engineering Geology*, 123 (3): 234-225.
- Mohammady, M., Pourghasemi, H. R. and Pradhan, B., 2012- Landslide susceptibility mapping at Golestan Province, Iran: A comparison between frequency ratio, Dempster-Shafer, and weights-of-evidence models. *Journal of Asian Earth Sciences*, 61: 236-221.
- Moradi, M., Bazyar, M. H. and Mohammadi, Z., 2012- GIS-based landslide susceptibility mapping by AHP method, a case study, Dena City, Iran., *J. Basic Appl. Sci. Res.*, 2 (7): 6715-6723.
- Mosaffaie, J., Ownegh, M., Mesdaghi, M. and Shariat Jafari, M., 2009- Comparison of empirical and statistical models of landslide hazard zonation (Case study: Alamut River watershed). *Journal of Water and Soil Conservation Researches*, 16 (4): 43-61.
- Ohlmacher, G. C. and Davis, J. C., 2003- Using multiple logistic regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. *Engineering Geology*, 69 (3-4): 343-331.
- Pourghasemi, H. R., Moradi, H. R., and Fatemi Aghda, S. M., 2015- Prioritizing Effective Factors in Landslide Occurrence and its Susceptibility Mapping Using Shannon's Entropy Index., *J. Sci. and Technol. Agric. and Natur. Resour., Water and Soil Sci.*, 18 (70).
- Pradhan, B., 2013- A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS." *Computers and Geosciences*, 51: 365-350.
- Pradhan, B., Chaudhari, A., Adinarayana, J., and Buchroithner, M. F., 2012- Soil erosion assessment and its correlation with landslide events using remote sensing data and GIS: a case study at Penang Island, Malaysia. *Environmental Monitoring and Assessment*, 184 (2): 715-727.
- Sarkar, S. and Kanungo, D. P., 2004- An Integrated Approach for Landslide Susceptibility Mapping Using Remote Sensing and GIS. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 70 (5): 617-625.
- Schernthanner, H., 2005- Fuzzy Logic Approach for Landslide Susceptibility Mapping (Rio Blanco, Nicaragua). M.Sc. Thesis, Institute of Geography, NAWI. ParisLodron University Salzburg, 94.
- Shadman, M., Rahimi S. and Beglou, M. J., 2014- PROMETHEE II and fuzzy AHP: an enhanced GIS-based landslide susceptibility mapping. *Natural Hazards*, 73 (1): 77-95.
- Simon, N., Roslee, R., Marto, N. L., Mat Akhir, J., Rafek, A. G. and Thian Lai, G., 2014- Lineaments And Their Association With Landslide Occurrences Along The Ranau-Tambunan Road, Sabah. *EJGE*, 19: 645-656.
- Thiery, Y., Malet, J. P., Sterlacchini, S., Puissant, A. and Maquaire, O., 2007- Landslide susceptibility assessment by bivariate methods at large scales: Application to a complex mountainous environment. *Geomorphology*, 92 (1-2): 38-59.
- Wilamowski, B. M. and Yu, H., 2010- Improved computation for Levenberg Marquardt training. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 21: 930-937.
- Xu, C., Xu, X., Dai, F. and Saraf, A. K., 2012- Comparison of different models for susceptibility mapping of earthquake triggered landslides related with the 2008 Wenchuan earthquake in China. *Computers and Geosciences*, 46: 329-317.
- Yalcin, A., 2008- GIS-Based Landslide Susceptibility Mapping Using Analytical Hierarchy Process and Bivariate Statistics in Ardesen (Turkey): Comparisons of Results and Confirmations. *Journal of Catena*, (72): 1 - 12.

Landslide risk assessment in Qazvin-Rasht quadrangle zone (North of Iran)

A. H. Pasha¹, A. Sorbi^{2*} and S. Behzadi³

¹M.Sc., Department of Remote Sensing and Geographic Information System, Faculty of Environment and Energy, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran

²Assistant Professor, Department of Geology, Faculty of Sciences, Islamic Azad University, Karaj Branch, Karaj, Iran

³Assistant Professor, Department of Remote Sensing and Geographic Information System, Faculty of Environment and Energy, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran

Received: 2016 October 09

Accepted: 2017 January 31

Abstract

Mass movements, especially landslides, are one of the natural hazards that to a large extent occur, are controlled, or are prevented by human. It is obvious that human interferences in nature regardless of stability conditions and its natural balance leads to physical reactions from the environment to return the sustainability and balance. Damages caused by the landslides, which have been growing in recent decades, have made humans to find appropriate solutions to reduce and control this phenomenon. Zonation of areas susceptible to landslide is one of the most widely used methods to avoid hazardous areas or applying controlling methods in hazardous areas. This research uses artificial neural network for zonation of landslide susceptibility in the Qazvin-Rasht quadrangle area. The studied area is one of the most susceptible areas for landslide event in terms of topography, climate, and geology, as the history of the area shows 338 recorded landslides. Fifteen variables studied in other researches as effective variables in occurrence of landslides were selected to investigate this area. By combining these variables and the map of existing landslides, value of each of the 15 variables was extracted for sliding points. In the next stage, a number of points (1000 points) were randomly selected from the area and values of these variables were extracted for them. Each of the two data sets was divided into two training (70%) and test (30%) categories. We combined each of the two training and test categories, and used their output for training and testing the network. The number of internal layers of the neural network was determined to be 9 layers based on trial and error method and calculation of the root mean square error value ($RMSE = 0.4041$). The constructed neural network is of feedforward networks type with back-propagation algorithm and its training algorithm is of Levenberg-Marquardt back-propagation training algorithm type. After training and testing the network and conducting necessary corrections on it, the constructed neural network was used to predict the sensitivity of landslides in studied area. We placed results of this prediction in a range from 0 to 1 and obtain the best zonation map of the landslide susceptibility by choosing a threshold. Final evaluation of the zonation map of landslide susceptibility in the Qazvin-Rasht quadrangle shows an error of approximately $RMSE = 0.4164$ and the constructed neural network identifies 298 out of 338 occurred landslides in the high-risk zone, indicating the accuracy of 88.1%.

Keywords: Landslide, Zonation, Artificial Neural Network, Qazvin-Rasht Quadrangle.

For Persian Version see pages 89 to 98

*Corresponding author: A. Sorbi; E-mail: ali_sorbi@kia.ac.ir