

مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در پهنه‌بندی خطر زمین لغزش، مطالعه موردی: حوضه ونک، استان اصفهان

کوروش شیرانی^{۱*}، فرزاد حیدری^۲ و علیرضا عرب‌عامری^۳

^۱ استادیار، بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، اصفهان، ایران، ^۲ مربی، بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، اصفهان، ایران و ^۳ دانشجوی دکتری ژئومورفولوژی، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه تربیت مدرس و مدرس، دانشکده علوم زمین، دانشگاه دامغان

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۴/۱۲

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۷/۱۳

چکیده

زمین لغزش‌ها از مهمترین خطرات طبیعی هستند که نه تنها زندگی انسان را به خطر می‌اندازند، بلکه باعث ایجاد بار اقتصادی برای جامعه می‌شوند. با توجه به اهمیت تشخیص مناسب‌ترین روش برآورد صحیح خطر زمین لغزش، در این پژوهش میزان کارایی دو روش شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره مقایسه شد. بدین منظور ابتدا با استفاده از عکس‌های هوایی، تصاویر ماهواره‌ای، نقشه‌های زمین‌شناسی و بررسی‌های میدانی نقشه پراکنش زمین لغزش‌ها تهیه شد. همچنین، با استفاده از بررسی‌های میدانی و مرور مطالعات انجام شده اقدام به بررسی و تعیین نه پارامتر موثر در رخداد زمین لغزش شامل لیتولوژی، کاربری اراضی، شیب، جهت شیب، ارتفاع، بارش، فاصله از گسل، فاصله از جاده و تراکم شبکه زه‌کشی شد. پس از تهیه لایه‌های اطلاعاتی با استفاده از GIS و وزن‌دهی به عوامل موثر، با استفاده از نقشه پراکنش زمین لغزش، اقدام به تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی خطر زمین لغزش با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره شده و نتایج مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به اینکه برای ارزیابی مدل نمی‌توان از همان لغزش‌هایی استفاده نمود که در پهنه‌بندی استفاده شده‌اند، لذا، از بین نقاط لغزشی، ۷۰ درصد (۱۴۰ عدد) برای اجرای مدل و ۳۰ درصد (۶۰ عدد) برای ارزیابی مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفت. مقادیر شاخص‌های مجموع کیفیت (QS) و دقت (P) به ترتیب برای روش شبکه عصبی (۰/۱۵ و ۰/۰۸) و برای روش رگرسیون چند متغیره (۰/۱۴ و ۰/۰۵) بوده که این نتایج بیانگر تناسب بیشتر نتایج مدل شبکه عصبی در پهنه‌بندی منطقه مورد مطالعه می‌باشد. بدین ترتیب با انتخاب بهترین روش پهنه‌بندی، می‌توان به نقشه پهنه‌بندی خطر قابل اعتماد و نتایج مطلوب‌تری دست یافت.

واژه‌های کلیدی: پهنه‌بندی، زمین لغزش، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون چندمتغیره، حوضه ونک

مقدمه
Godarzinejad, ۲۰۰۵). مخاطرات محیطی که عمدتاً به صورت کاتاستروف روی می‌دهند، می‌توانند در مقیاس کوچک، اما با شدت زیاد خسارت‌های اقتصادی

مخاطرات مختلف در شکل‌ها و چشم‌های مختلف عملکردهای متفاوتی دارند (Moghimi و

* مسئول مکاتبات: k.shirani@areeo.ir

نرون‌ها و در نتیجه آن کاهش خطا در مرحله آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرد. این الگوریتم شامل دو مرحله رفت و برگشت است. در مسیر رفت پارامترهای شبکه در خلال محاسبات رفت تغییر نکرده و توابع محرک روی تک تک نرون‌ها عمل می‌کند. اما در مسیر برگشت بردارهای حساسیت از لایه آخر به لایه اول برگشت داده می‌شوند. به عبارت دیگر، در مسیر برگشت شروع کار از لایه آخر یعنی لایه خروجی است.

Menhaj (۲۰۰۲) و Foust (۲۰۱۰) در بررسی شبکه عصبی مصنوعی، به این نتیجه رسیدند که طبق قضیه کولموگوروف، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون با سه لایه برای تفکیک هر نوع فضایی مناسب است و نیازی به استفاده از لایه‌های بیشتر نیست. علاوه بر آن این روش نسبت به روش‌های دیگر دارای مزایایی است، از جمله این که شبکه عصبی مصنوعی از نظر توزیع آماری داده‌ها مستقل است و به متغیرهای آماری مخصوص نیاز ندارد (Caniani و همکاران، ۲۰۰۸) و این روش برای آنالیز صحت داده‌ها به بررسی کمتری در قیاس با روش‌های آماری نیاز دارد. همچنین، به واسطه قابلیت منحصر به فرد شبکه‌های عصبی در تعمیم دادن عمومیت‌های حاکم در پایگاه داده در حین آموزش، از شبکه عصبی می‌توان جهت تصمیم‌گیری در موارد جدید که قبلاً در اختیار شبکه قرار نداشته است، استفاده نمود.

مدل رگرسیون چندمتغیره نیز یک تکنیک آماری است که از طریق آن می‌توان رابطه بین یک متغیر وابسته و مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل را مورد تجزیه و تحلیل قرار داد. رگرسیون چندمتغیره به‌عنوان یک ابزار استنباطی برای بررسی روابط موجود بین پارامترهای مستقل و تاثیر هم‌زمان آن‌ها بر پارامتر غیرمستقل به‌کار گرفته می‌شود. از جمله پژوهش‌های صورت گرفته در زمینه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از شبکه عصبی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد.

Lee و همکاران (۲۰۰۶) در مورد حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش در منطقه جونقوک کره کار کرده‌اند. Caniani و همکاران (۲۰۰۸) با استفاده از شبکه عصبی نقشه پهنه‌بندی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش

و جانی به‌همراه داشته باشند (Sepehr و همکاران، ۲۰۱۳). ناپایداری دامنه‌های طبیعی، یکی از پدیده‌های زمین‌شناسی و ژئومورفولوژی است که در تغییر شکل سطح زمین نقش به‌سزایی دارد و زمانی که فعالیت‌های انسانی را تحت تأثیر قرار می‌دهد می‌تواند به پدیده‌ای خطرناک تبدیل شود (Fatemi و همکاران، ۲۰۰۵؛ Gorsevski و همکاران، ۲۰۰۶). زمین‌لغزش^۱ یکی از مهمترین حرکات دامنه‌ای می‌باشد. زمین‌لغزش از پایین افتادن و یا حرکت یکپارچه و اغلب سریع حجمی از مواد رسوبی در امتداد دامنه‌ها رخ می‌دهد. سرعت عملکرد و وسعت آن‌ها غالباً پدیده‌های دیدنی و فاجعه باری به وجود می‌آورد و ممکن است ده‌ها و صدها هزار مترمکعب سنگ و خاک را یکجا تحت تأثیر قرار دهد (Mahmoodi، ۲۰۰۹). امروزه انسان با تغییر کاربری اراضی و گسترش شبکه‌های ارتباطی، حساسیت به وقوع زمین‌لغزش‌ها را در نواحی کوهستانی تشدید کرده است (Gorsevski و همکاران، ۲۰۰۶). با بروز زمین‌لغزش‌ها خسارات و هزینه‌های زیادی به بار می‌آید به طوری که در ایالات متحده آمریکا، ژاپن و ایتالیا به ترتیب سالیانه به‌طور متوسط ۱/۵ و ۲/۶ میلیارد دلار برای این پدیده هزینه می‌شود (Braun و Blöchl، ۲۰۰۵).

در این پژوهش، جهت پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوضه ونک از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره استفاده شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی الگوریتم‌های کامپیوتری هستند که می‌توانند روابط مهم مابین تعداد زیادی از پارامترهای خطی و غیرخطی را از یک بانک داده استخراج نموده و همچنین قادر هستند این دانش را به‌منظور پیشگویی یا طبقه‌بندی یک مورد جدید همانند یک سیستم خبره به‌کار ببندند. در این شبکه، سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان ساخته شود که همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد (Gomez و Kavzoglu، ۲۰۰۵). Menhaj (۲۰۰۲) الگوریتم پس انتشار خطا (Back Propagation) جهت اصلاح وزن

¹ Landslide

منظور، از ۳۲ زمین‌لغزش رخ داده و هفت عامل موثر بر لغزش استفاده شد و به‌کارگیری شبکه عصبی پرسپترون سه لایه تغذیه شونده به‌جلو (Feed forward) با الگوریتم پس انتشار خطا (Back error propagation) اقدام به تهیه نقشه پهنه‌بندی خطر در پنج رده شد. در پژوهش مذکور، روش شبکه عصبی پرسپترون سه لایه را جهت پهنه‌بندی خطر زمین-لغزش مناسب ارزیابی شد.

Baharvand و Sourı (۲۰۱۵) با استفاده از هفت عامل موثر و به‌کارگیری شبکه عصبی پرسپترون چند لایه تغذیه شونده به‌جلو نتیجه مشابه با Amirahmadi و همکاران (۲۰۱۳) گرفتند. Arabameri و همکاران (۲۰۱۴) در پهنه خطر زمین‌لغزش در حوضه رودخانه ماربر سمیرم اصفهان نیز در به‌کارگیری روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه به نتایج مشابه‌ای دست یافتند. بر اساس مرور پیشینه تحقیق، چنین استنباط می‌شود مدل‌های آماری چندمتغیره و شبکه عصبی که از جمله مدل‌های داده مبنا می‌باشند. ضمن به‌کارگیری چندین متغیر به‌طور همزمان و تعامل آن‌ها با همدیگر و نهایتاً آموزش مدل بر اساس وقایع اتفاق افتاده می‌تواند در پهنه‌بندی و پیش‌بینی رخداد زمین‌لغزش نسبت به‌دیگر روش‌ها از این نظر دارای الویت باشند. لذا، هدف از این پژوهش ارزیابی و پهنه‌بندی و پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش در حوضه ونک استان اصفهان با استفاده از روش‌های رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه می‌باشد.

مواد و روش‌ها

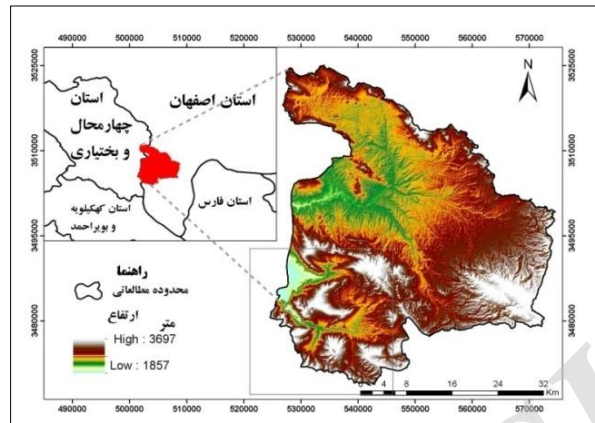
موقعیت منطقه مطالعاتی: حوزه آبخیز ونک در محدوده غربی شهرستان سمیرم از استان اصفهان واقع شده است. وسعت حوضه ۱۶۸۵۴۷ هکتار بوده و در محدوده طول‌های جغرافیایی "۵۰' ۱۴" ۵۱° تا "۱۵' ۴۸" ۵۱° و عرض‌های جغرافیایی "۲۱' ۰۵" ۳۱° تا "۱۰' ۵۲" ۳۱° قرار دارد. این حوضه در زون ساختاری سندانج-سیرجان و زاگرس مرتفع قرار دارد (شکل ۱). مهمترین گسل موجود در حوضه که در جنوب آن قرار دارد گسل سمیرم می‌باشد.

در منطقه پیتنزا واقع در ایتالیا را تهیه کرده‌اند. Yilmaz و همکاران (۲۰۰۹) با استفاده از سه روش شبکه عصبی مصنوعی، نسبت فراوانی و رگرسیون لجستیک به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در منطقه کت پرداخت. Rakei و همکاران (۲۰۰۷) در منطقه سفیدار گله استان سمنان به پهنه‌بندی خطر زمین-لغزش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. در رابطه با رگرسیون چندمتغیره Guzzetti و همکاران (۲۰۰۱) در ایتالیا نقشه عوامل موثر در زمین‌لغزش را با استفاده از روش آماری چندمتغیره، ژئومورفولوژی و نقشه خطر زمین‌لغزش مقایسه نموده و اشاره نموده‌اند که هر چه نقشه‌های عامل دقت بیشتری داشته باشد، پهنه‌بندی زمین‌لغزش دقیق‌تر خواهد بود.

Lee و Kyungduck (۲۰۰۱) با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی و روش آماری رگرسیون چندمتغیره اقدام به پهنه‌بندی و تهیه نقشه حساسیت به زمین‌لغزش در منطقه یانگین کره نموده است. Ercanogla و Gokceoglu (۲۰۰۲) با استفاده از روش‌های آماری چندمتغیره، روش هندسی، ژئومورفولوژیک و منطق فازی و عوامل شیب، جهت شیب، کاربری زمین، وضعیت آب و هوایی و ارتفاع اقدام به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در شمال غرب ترکیه نموده‌اند. Kahimianji (۱۹۹۸) با استفاده از روش آماری رگرسیون چندمتغیره و قضاوت کارشناسی به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوزه آبخیز طالقان رود پرداخته است. همچنین، Moradi و همکاران (۲۰۱۰) در تحقیقی از ترکیب سامانه اطلاعات جغرافیایی و شبکه عصبی برای تهیه نقشه خطر زمین‌لغزش در بخشی از حوزه آبخیز هراز استفاده کردند. در این تحقیق، از شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه با پنج عامل ورودی، سه لایه پنهان و نه لایه خروجی استفاده شد. برای آموزش شبکه نیز از الگوریتم انتشار خطا و تابع فعال‌سازی سیگموئیدی استفاده شد. نتایج نشان داد که شبکه در مرحله آموزش دارای دقت ۹۶/۵۵ درصد می‌باشد. Amirahmadi و همکاران (۲۰۱۳) در این پژوهش برای پهنه‌بندی زمین‌لغزش در حوزه آبخیز بار نیشابور از مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه از نوع پیش‌خور پس انتشار (BP) استفاده شد. بدین

بیشترین میزان بارش مربوط به جنوب غربی منطقه است که منحنی ۶۰۰ میلی‌متر از آن می‌گذرد. شرقی-ترین مناطق حوضه کمترین میزان بارش را به‌میزان ۲۲۸ میلی‌متر دریافت می‌کنند.

بر اساس نقشه ژئومورفولوژی، سیمای زمین‌ریخت‌شناسی منطقه شامل واحدهای کوهستان، دشت‌سر پوشیده، دشت‌سر انتهایی و دشت‌سر فرسایشی تقسیم شده است. بررسی گرادیان بارندگی مبین این است که



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه

شیب و طبقات مربوط به آن‌ها از نقشه توپوگرافی با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ سازمان جغرافیایی نیروهای مسلح استفاده شده است. تمامی نقاط ارتفاعی و منحنی‌های میزان ۱۰۰ متری حوضه مورد مطالعه رقومی و تمامی اقدامات لازم جهت استفاده از این اطلاعات در محیط نرم‌افزار ILWIS^۲ انجام گرفت. با استفاده از منحنی-های میزان و نقاط ارتفاعی رقومی شده و روش درون-یابی، اقدام به تهیه مدل ارتفاعی رقومی شد. پس از ایجاد مدل رقومی ارتفاعی، نقشه شیب و جهت شیب با دقت ۲۵×۲۵ متر مربع تهیه شد. با استفاده از آمار ۳۰ ساله ایستگاه‌های واقع در محدوده مورد بررسی و روش میان‌یابی Kriging در محیط Surfer اقدام به تهیه منحنی‌های هم‌باران سالیانه در حوضه مورد مطالعه شد. نقشه کاربری اراضی منطقه به کمک تصاویر ماهواره‌ای سنجنده ETM⁺ در محیط نرم‌افزار ENVI 4.5 تصحیح و تهیه شد.

لایه‌های اطلاعاتی مورد استفاده

سنگ‌شناسی: پس از بررسی‌های دقیق نقشه‌های زمین‌شناسی، داده‌های ماهواره‌ای، عکس‌های هوایی و پیمایش صحرائی نقشه لیتولوژی در ۲۰ واحد تهیه شد (شکل ۲-ج).

روش پژوهش: به‌منظور آماده‌سازی اطلاعات در محیط GIS^۱، از نقشه‌های زمین‌شناسی، توپوگرافی، اطلاعات مربوط به بارش و همچنین، تصاویر ماهواره‌ای ETM⁺ استفاده شد. بر اساس مقیاس، موقعیت منطقه مطالعاتی و روش پهنه‌بندی استفاده شده، مجموعاً نه عامل شامل سنگ‌شناسی، فاصله از گسل، ارتفاع، شیب، جهت شیب، کاربری اراضی، فاصله از جاده، نقشه هم‌بارش و تراکم شبکه زه‌کشی مورد استفاده و مطالعه قرار گرفته است. در ابتدا با استفاده از GPS نقاط لغزشی حوضه ثبت و وارد ArcGIS 10 شد و نقشه حرکات توده‌ای از این طرق تهیه شد. در مرحله بعد، با استفاده از نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ منطقه وضعیت زمین‌شناسی منطقه به‌خوبی بررسی، سپس با مطالعه و بررسی فتوژئولوژیکی عکس‌های هوایی ۱:۴۰۰۰۰ سازمان نقشه‌برداری کشور و بررسی-های میدانی، اقدام به تهیه نقشه زمین‌شناسی شد. پس از تهیه نقشه واحدهای سنگ‌شناسی و خطواره‌ها، اقدام به رقومی نمودن آن‌ها شد و نقشه‌های لیتولوژی، تراکم شبکه زه‌کشی، فاصله از گسل و فاصله از آبراهه این طریق در محیط ArcGIS تهیه شد. به‌منظور تهیه نقشه مدل ارتفاعی رقومی DEM، نقشه شیب، جهت

² Integrated Land and Water Information System

¹ Geographical Information System

میان‌یابی (Kriging) و در محیط نرم‌افزار Surfer تهیه شد (شکل ۲-د).

تراکم شبکه زه‌کشی: با استفاده از نقشه توپوگرافی رقومی ۱:۵۰۰۰۰ سازمان نقشه‌برداری کشور و اعمال توابع Density, Reclassify و Union کردن آن با نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌ها در محیط ArcGIS نقشه تراکم زه‌کشی در پنج طبقه تهیه شد (شکل ۲-ز).

تهیه نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌ها: برای ارزیابی و تعیین خطر زمین‌لغزش در هر منطقه، مهم‌ترین مرحله شناسایی و بررسی زمین‌لغزش‌های روی داده و مطالعه عواملی است که این زمین‌لغزش‌ها را کنترل می‌کند. در واقع به نقشه در آوردن زمین‌لغزش‌های قدیمی و جدید منطقه مبنای تهیه نقشه پهنه‌بندی می‌باشد. جهت به نقشه در آوردن انواع لغزش‌های رخ داده در محدوده مطالعاتی، ابتدا عکس‌های هوایی منطقه با مقیاس ۱:۴۰۰۰۰ به روش استریوسکوپ و همچنین، داده‌های ماهواره‌ای لندست ۷ با استفاده از نرم‌افزار ENVI تفسیر شده‌اند و مناطق مشکوک به لغزش تعیین شد. در مرحله بعد، با انجام پیمایش صحرایی دقیق، موقعیت لغزش‌ها با استفاده از دستگاه GPS با دقت زیاد به نقشه درآمد (شکل ۱). لغزش‌های رخ داده در منطقه به‌طور عمده شامل لغزش‌های توده خاکی می‌باشند. در شکل‌های ۳ و ۴ نمونه‌ای از لغزش‌های رخ داده در منطقه نشان داده شده است. با توجه به این‌که برای ارزیابی مدل نمی‌توان از همان لغزش‌هایی استفاده نمود که در پهنه‌بندی استفاده شده‌اند (Komac, ۲۰۰۶)، از بین نقاط لغزشی، ۷۰ درصد (۱۴۰ عدد) برای اجرای مدل و ۳۰ درصد (۶۰ عدد) برای ارزیابی مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفت (Constantin و همکاران، ۲۰۱۱).

طراحی شبکه عصبی چندلایه^۱: مدل‌های مختلفی از شبکه‌های عصبی بر حسب کاربرد و عملکرد آن‌ها وجود دارد. یکی از انواع آن‌ها، شبکه پرسپترون چندلایه است که نرون‌ها به‌صورت موازی با هم قرار گرفته‌اند و نرون‌های موجود در یک لایه با نرون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط هستند.

فاصله از گسل: جهت تهیه نقشه فاصله از گسل از داده‌های ماهواره‌ای ETM⁺2002 در محیط نرم‌افزار ENVI4.7 استفاده شد. با استفاده از فرایند بارزسازی تصاویر، گسل‌ها و شکستگی‌های اصلی و فرعی منطقه به دقت شناسایی و نقشه فاصله از گسل در پنج طبقه تهیه شد (شکل ۲-ب). بدین منظور، با استفاده از نقشه زمین‌شناسی، گسل‌های فعال سازمان زمین‌شناسی و بازدیدهای میدانی، گسل‌های منطقه استخراج و پس از رقومی و ورود در محیط GIS با استفاده از دستور بافر فاصله از گسل‌ها مشخص و نهایتاً توسط دستور طبقه‌بندی مجدد به پنج طبقه که آستانه آن‌ها را شکست طبیعی فراوانی پیکسل‌ها مشخص نمود، طبقه‌بندی شد.

ارتفاع: برای ترسیم نقشه طبقات ارتفاعی از مدل رقومی ارتفاعی محدوده مورد مطالعه (۳۰ متر) استفاده شد و در محیط نرم‌افزاری ArcGIS استخراج شد (شکل ۲-الف).

شیب: با استفاده از نقشه توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ و توابع Topo to Raster به‌منظور ایجاد نقشه مدل ارتفاعی رقومی و Slope در محیط نرم‌افزار ArcGIS نقشه شیب در پنج طبقه تهیه شده است (شکل ۲-و).

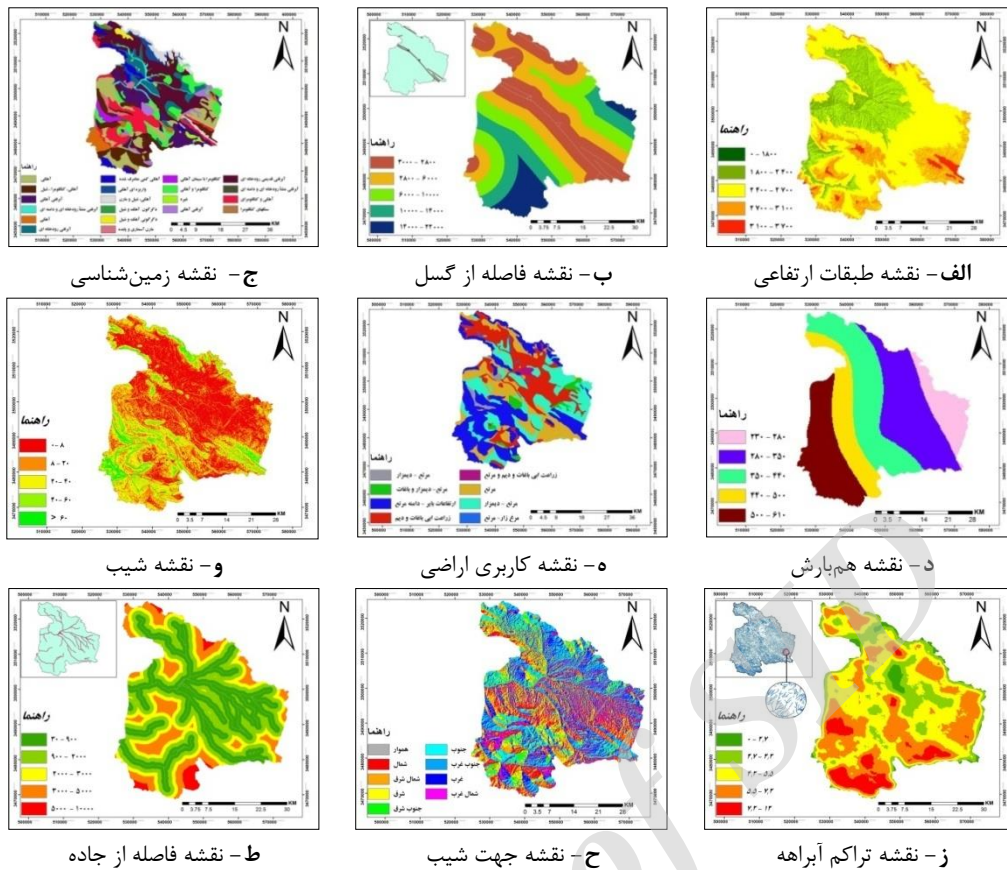
جهت شیب دامنه: با استفاده از نقشه توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ و توابع Topo to Raster به‌منظور ایجاد نقشه مدل ارتفاعی رقومی و Aspect در محیط نرم‌افزار ArcGIS نقشه جهت شیب در نه طبقه تهیه شده است (شکل ۲-ح).

نقشه کاربری اراضی: بر اساس طبقه‌بندی نظارت نشده تصویر ماهواره‌ای تصحیح شده لندست ETM⁺ و بازدید صحرایی و کنترل صحت نقشه کاربری اراضی در هشت طبقه تهیه شده است (شکل ۲-ه).

فاصله از جاده: با استفاده از نقشه توپوگرافی رقومی ۱:۵۰۰۰۰ سازمان نقشه‌برداری کشور و اعمال توابع Distance, Reclassify و Union کردن آن با نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌ها در محیط ArcGIS نقشه فاصله از جاده در پنج طبقه تهیه شده است (شکل ۲-ط).

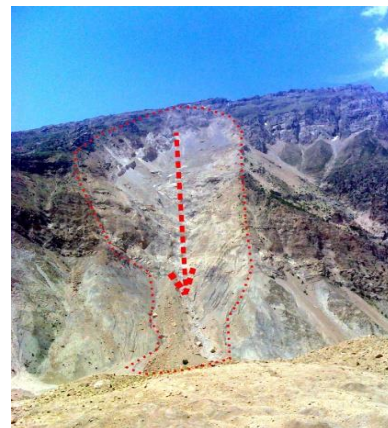
نقشه هم‌بارش: نقشه هم‌بارش بر اساس آمار ۳۰ ساله ایستگاه‌های واقع در محدوده مورد مطالعه تهیه شد. رسم منحنی‌های هم‌باران با استفاده از روش آماری

¹ MLP network architecture



شکل ۲- نقشه‌های عوامل موثر بر زمین‌لغزش

شکل تابع سیگموئید یا تانژانت هیپربولیک در نظر گرفته می‌شود (شکل ۵).



شکل ۳- زمین‌لغزش انتقالی شرق روستای سیرویه ونک

شکل ۴- زمین‌لغزش چرخشی مرکب حاشیه رودخانه ونک

تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نرون‌های موجود در هر لایه پنهان و نیز نوع تابع فعالیت به کار رفته در هر نرون می‌تواند تغییر نماید. برای تعیین تعداد هر یک از

میزان تاثیر این ارتباطات، با استفاده از پارامتری به نام وزن^۱ تعیین می‌شود. شبکه پرسپترون چندلایه به ترتیب شامل یک لایه ورودی^۲، یک یا چند لایه مخفی^۳ و یک لایه خروجی^۴ است و تابع آستانه به -

¹ Connection weight

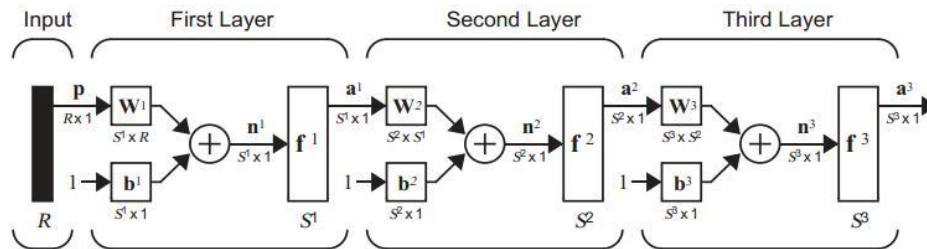
² Input layer

³ Hidden layer

⁴ Output layer

های به‌دست آمده می‌باشد تا در نهایت ساختاری که نسبت به دیگر ساختارها نتایج بهتری می‌دهد، انتخاب شود (Menhaj، ۲۰۰۱).

این پارامترها قاعده خاصی وجود ندارد. مناسب‌ترین راه برای انتخاب هر یک از این پارامترها، انتخاب حالات مختلف برای هر یک و بررسی کارایی شبکه-



شکل ۵- معماری شبکه عصبی چند لایه

مقایسه بین پهنه‌های خطر در هر روش و شاخص‌های مجموع کیفیت (Qs) و دقت (P) برای مقایسه روش‌ها نسبت به هم کاربرد دارند. به عبارت دیگر، شاخص مجموع کیفیت و دقت، مدل مناسب منطبق با منطقه مورد بررسی و شاخص نسبت تراکم، دقت تفکیک بین پهنه‌ها یا رده‌های خطر در هر روش از مدل‌های پهنه-بندی را معرفی می‌کند (Shirani، ۲۰۰۳؛ Shirani و همکاران، ۲۰۰۵؛ Guzzetti و همکاران، ۲۰۰۰؛ Ilwis، ۱۹۹۷).

درستی یا مجموع کیفیت (Qs): برای تعیین مجموع کیفیت، ابتدا باید نسبت تراکم محاسبه شود که در قالب رابطه (۱) محاسبه می‌شود (Ge، ۱۹۹۲).

$$D_r = (S_i / A_i) / ((\sum_i^n S_i) / (\sum_i^n A_i)) \quad (1)$$

که در آن، S_i مجموع مساحت زمین‌لغزش‌های واقع در هر رده خطر، A_i مساحت زمین رده خطر در یک نقشه پهنه‌بندی و n تعداد رده‌های خطر می‌باشد. هرچه تفکیک بین رده‌های خطر با استفاده از شاخص نسبت تراکم بهتر صورت گرفته باشد، روش از دقت بالاتری برخوردار است. مقدار مجموع کیفیت (Qs) نشان‌دهنده درستی یا مطلوبیت عملکرد روش در پیش‌بینی خطر زمین‌لغزش در منطقه است. معمولاً مقدار این شاخص در روش‌های مختلف در گستره صفر و هفت قرار می‌گیرد، اگرچه از نظر تئوری، حدی برای آن وجود ندارد. در ارزیابی روش‌ها، هر چه مقدار مجموع کیفیت (Qs) بیشتر باشد، روش از درستی و مطلوبیت بیشتری در تفکیک برخوردار است (Feiznia

مدل آماری چندمتغیره: تاکنون روش‌های آماری چندمتغیره مختلفی به‌وسیله محققین مختلف جهت پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفته است (Van Western و همکاران، ۱۹۹۷؛ Begueria و Lorente، ۱۹۹۹). در تمامی این روش‌ها در واقع تحلیل هم‌زمان تعدادی متغیر با یکدیگر فراهم می‌شود و از آن‌جا که پدیده‌های طبیعی نظیر زمین‌لغزش ناشی از عملکرد هم‌زمان چند متغیر بوده، لذا، استفاده از این روش‌ها مناسب می‌باشد (Ashghi Farahani، ۲۰۰۱؛ Shirani، ۲۰۳۳؛ Shirani و همکاران، ۲۰۰۵). از طرف دیگر به دلیل تلفیق نقشه‌های پارامتر جهت ایجاد واحدهای زمینی یا همگن و حجم زیادی اطلاعات، استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی اجتناب‌ناپذیر می‌باشد. در واقع هر واحد همگن به-عنوان یک مشاهده در تحلیل آماری می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد.

ارزیابی و مقایسه روش‌های آماری: در این مرحله با استفاده از داده‌های حاصل از تلاقی نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌های حوضه (۳۰ درصد داده‌های آزمایشی که در تهیه و اجرای دو مدل شبکه عصبی و چندمتغیره از آن‌ها استفاده نشده است) و نقشه‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش به دو روش شبکه عصبی و چندمتغیره در محیط GIS، ارزیابی و مقایسه روش‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش انجام گرفت. استفاده از شاخص‌های نسبت تراکم (Dr)^۱، به‌منظور

¹ Multivariate statistical method

² Density area

³ Quality summation

مورد استفاده برای مدل کردن، پهنه‌بندی شبکه‌هایی با ساختار پیشرو^۲ می‌باشد و در این پژوهش از شبکه پرسپترون چندلایه^۳ استفاده شد. تابع سیگموئید به-عنوان تابع فعال‌سازی برای هر واحد پردازشگر در شبکه انتخاب شد. به‌منظور تعیین بهترین ساختار برای شبکه عصبی، تعداد زیادی شبکه عصبی ایجاد شد که در تعداد نرون‌های موجود در لایه پنهان و ضریب یادگیری متفاوت بودند و برای به‌دست آوردن مقدار بهینه هر پارامتر شبکه، شبیه‌سازی‌های متفاوتی انجام پذیرفت. در تمامی شبیه‌سازی شاخص متوسط مجذور خطا به‌عنوان یک شاخص راهنما، بیان‌گر کارایی شبکه در یادگیری الگوهای موجود، استفاده شد. سیستم‌های عصبی مصنوعی دارای قوانین مختلف یادگیری هستند که یکی از آن‌ها، قانون یادگیری پس انتشار خطا می‌باشد که در این پژوهش از آن استفاده شده است. در این قانون، هیچ ارتباطی بین نرون‌های یک لایه وجود ندارد. ولی، خروجی هر نرون به ورودی نرون‌های لایه بعد متصل می‌شود. زمانی که مقادیر معلوم در مسئله (X_i) به لایه ورودی ارائه می‌شود، در وزن اتصال‌های بین لایه ورودی و لایه بعد (W_{ij}) ضرب شده و به نرون‌های لایه بعدی منتقل می‌شود. در لایه بعدی تمامی ورودی‌های هر نرون با هم جمع شده، ضمن این‌که می‌توان مقدار ثابتی به‌عنوان بایاس (W_0) نیز به این مقدار اضافه کرد (رابطه ۵) و مجموعه به‌دست آمده از یک تابع به‌نام تابع فعالیت می‌گذرد تا خروجی نرون به‌دست آید.

$$f(\text{net}_j) = f\left(\sum_{i=1}^n W_{ij} X_i + W_{(0)}\right) \quad (5)$$

از ۱۰۱ نمونه پیکسل، شامل مناطق مستعد حرکات لغزشی به‌عنوان نمونه‌های ورودی برای شبکه استفاده شد که ۷۰ درصد به‌عنوان نمونه‌های آموزشی، ۱۵ درصد برای داده‌های اعتبارسنجی و ۱۵ درصد نیز برای داده‌های تست مدل مورد استفاده قرار گرفت. ساختار شبکه متشکل از نه لایه ورودی، ۱۰ لایه میانی و یک لایه خروجی می‌باشد. پس از عرضه نمونه‌های آموزشی به شبکه، وزن‌های شبکه (پارامترهای آزاد) به گونه‌ای اصلاح می‌شوند که تفاوت پاسخ مطلوب و خروجی واقعی شبکه کمینه شود. این

و همکاران، ۲۰۰۳؛ Mosafai، ۲۰۰۵). مقدار مجموعه کیفیت از رابطه (۲) به‌دست می‌آید (Gee، ۱۹۹۱؛ Mirsanei، ۲۰۰۲).

$$Q_s = \sum_{i=1}^n ((D_r - 1)2 \times S) \quad (2)$$

که در آن، Q_s مجموع کیفیت، D_r نسبت تراکم، S نسبت مساحت هر رده خطر نسبت به مساحت کل منطقه، n تعداد طبقه خطر می‌باشد.

دقت روش (P): عبارت است از مساحت سطح لغزش‌یافته در پهنه‌های خطر زیاد و خیلی زیاد به مساحت آن پهنه‌ها (Sarkar و Jade، ۱۹۹۳) (رابطه ۳).

$$P = KS/S \quad (3)$$

که در آن، P دقت روش در پهنه‌بندی خطر زیاد و خیلی زیاد، KS مساحت سطح لغزش‌یافته در پهنه‌های خطر زیاد و خیلی زیاد، S مساحت پهنه‌های خطر مربوطه است.

نتایج و بحث

پیاده‌سازی مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه: به‌منظور پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از سیستم شبکه عصبی مصنوعی بعد از انتخاب عوامل و تهیه نقشه‌های رقومی شده برای هر کدام از این عوامل، دو سری از اطلاعات شامل، مناطقی که لغزش در آن‌ها اتفاق افتاده بود که همان نقشه فهرست زمین‌لغزش‌ها می‌باشد و مناطقی که احتمال لغزش در آن مناطق خیلی کم در نظر گرفته شده است، آماده شد. این مناطق شامل شیب‌های کمتر از پنج درجه و داخل آبراهه می‌باشد. جهت تسهیل در هم‌گرایی شبکه عصبی، مقادیر مربوط به نرون‌های ورودی نرمالیزه شدند. برای نرمالیزه کردن داده‌ها از چندین روش استفاده می‌شود، از جمله روش نرمالیزه کردن در برنامه MATLAB ولی با توجه به-نتایج حاصله از رابطه زیر استفاده شد.

$$Xi = Zi - Zi \frac{\min}{zi} (\max) - Zi (\min) \quad (4)$$

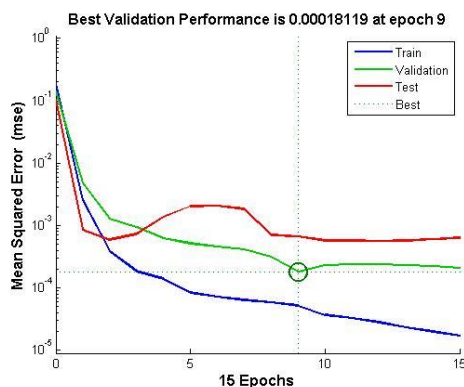
که به‌طور خلاصه با تقسیم مقادیر مورد نظر بر ماکزیمم مقدار در هر ستون به‌دست می‌آید. ساختار

² Feed forward

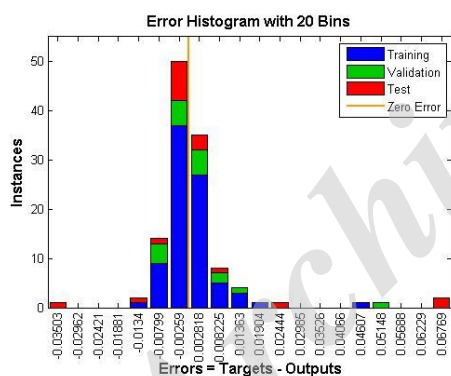
³ MLP

¹ Precision

شبکه را با اطلاعات دیگری مورد آزمایش قرار داد. در اینجا بایستی با کاهش میزان خطا در مرحله آموزش، میزان خطا در مرحله آزمایش نیز کاهش یابد. با بررسی پاسخ‌های خروجی شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش، مشخص شد که شبکه عصبی ایجاد شده قادر است بر اساس پارامترهای ورودی با دقت ۰/۹۹ مقادیر خطر زمین‌لغزش برای هر یک از پیکسل‌ها را تخمین بزند (شکل ۸).



شکل ۶- عملکرد شبکه با نه لایه درونی



شکل ۷- برازش خط رگرسیون

بعد از مشخص نمودن ساختار اصلی شبکه عصبی و فراهم آوردن اطلاعات مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی، همچنین، رسیدن به خطای قابل قبول، شبکه آماده شده است تا تحلیل منطقی را که قبلاً با آن مواجه نشده است را انجام دهد. بدین منظور با در دست داشتن وزن‌های مرحله پایانی مربوط به آموزش شبکه، کل منطقه در اختیار شبکه قرار گرفت. خروجی که از این شبکه به دست می‌آید، بین صفر و یک قرار دارد. این بازده به پنج گروه تقسیم شد. نتیجه این

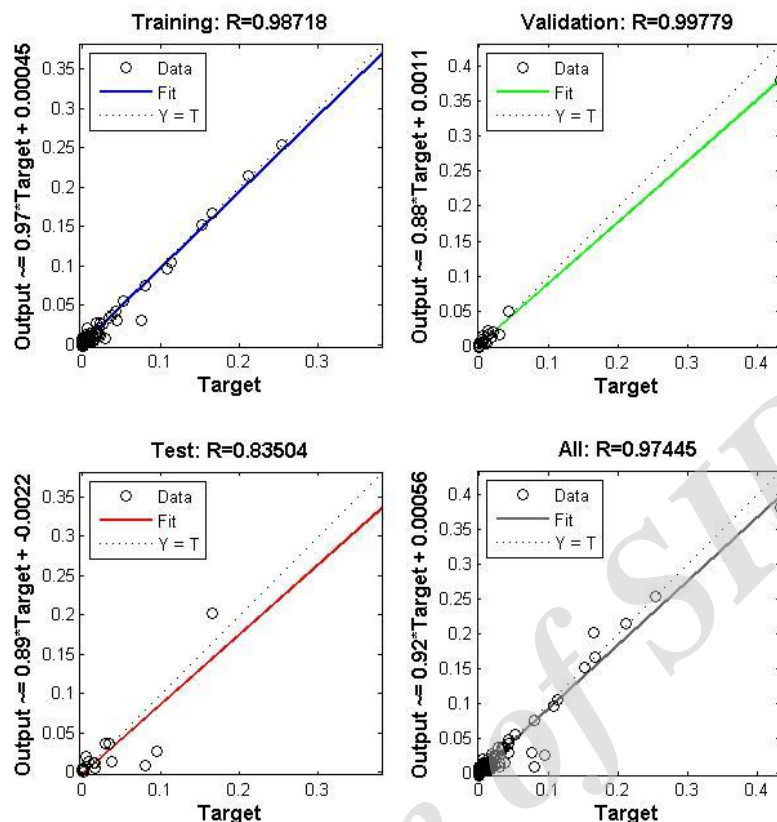
فرایند با نمونه‌های ورودی تکرار می‌شود تا این‌که شبکه به حالت پایدار برسد و تغییر قابل توجهی در وزن‌ها اتفاق نیفتد. در این مرحله، با مقایسه مقادیر خروجی که با استفاده از شبکه تخمین زده می‌شود با مقادیر مطلوب که به شبکه ارائه شده است، میزان خطا تعیین شده و به لایه‌های ما قبل هم تعمیم داده می‌شود تا در تنظیم وزن‌ها مورد استفاده قرار گیرد. به تعبیری دیگر، وزن‌ها در تمامی لایه‌ها قابل تغییر بوده و در فرایند یادگیری تعیین می‌شوند. بنابراین، تعداد لایه‌ها برای آزمایش شبکه از حداقل شش لایه میانی شروع شد و مشاهده شد که با افزایش تعداد لایه‌های میانی پارامترهای کنترلی رو به بهبودی میل کرد و با رسیدن به نه لایه میانی، مقادیر پارامترهای کنترلی بهینه شده‌اند. با تغییر توابع انتقال، تعداد نرون‌های میانی و عوامل مؤثر در تغییر وزن‌ها به صورت سعی و خطا، مناسب‌ترین مدل شبکه عصبی برای مسئله مورد نظر به دست می‌آید. مدل بهینه زمانی حاصل می‌شود که شبکه عصبی بهترین پردازش را با کمترین خطا انجام دهد (شکل ۶). لذا، با انتخاب شبکه‌ای با نه لایه میانی همه خطای شبکه برای داده‌های آموزشی در اطراف صفر توزیع پیدا می‌کنند و توزیع خطاها بایاس چندانی به طرف خاصی ندارد و این نشان از عملکرد بسیار خوب شبکه در تعلیم داده‌های تمرینی (Training data) دارد (شکل ۷). روش‌های یادگیری شبکه MLP بر پایه الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا می‌باشد، سه الگوریتم یادگیری برای این منظور وجود دارد. شبکه با ضریب یادگیری ساده^۱، شبکه با ضریب یادگیری متغیر^۲ و شبکه MLP که از روش لوبنبرگ-مارکوارت^۳ استفاده می‌کند. در این پژوهش، از روش MLP استفاده شده است. مطلبی که در کار با شبکه عصبی از اهمیت بالایی برخوردار است، جلوگیری از یادگیری بیش از حد شبکه است. زیرا در این حالت، شبکه به جای یادگیری و درک روابط بین پارامترها شروع به از بر کردن اطلاعات می‌کند که در اختیار آن گذاشته می‌شود (Gomez و همکاران، ۲۰۰۲). برای جلوگیری از این خطا بایستی در تکرارهای مشخصی

¹ Trainbp.

² Trainbpx

³ Trainlm

تقسیم‌بندی مشخص شدن پنج منطقه با خطرات خیلی کم تا خیلی زیاد است (شکل ۹).



شکل ۸- عملکرد شبکه

تجزیه و تحلیل آماری به دست آمده با ضریب R معادل ۰/۹۳ را نشان می‌دهد.

$$Y = 0.015Xalt + 0.007Xflt - 0.009Xlus - 0.007Xlith - 0.004Xrain - 0.012Xslp - 0.002Xasp + 0.005Xdmden + 0.014Xroddis + 0.0137 \quad (۴)$$

که در آن، Y عامل وابسته حساسیت نسبت به زمین لغزش و نه متغیر مستقل X عوامل موثر مطابق با جدول ۱ می‌باشند.

بعد از به دست آمدن رابطه (۱)، این مدل در کلیه واحدها اعمال شد و سپس نقشه به دست آمده از نظر حساسیت به زمین لغزش به پنج طبقه از خطر بسیار کم تا بسیار بالا بر اساس نقاط شکست فراوانی پیکسل‌ها تقسیم‌بندی شد. شکل ۱۰ نقشه پهنه‌بندی خطر زمین لغزش حوضه ونک سمیرم با استفاده از روش رگرسیون چندمتغیره را نشان می‌دهد.

در جدول ۲، ارزیابی مجموع کیفیت (Q_s) و دقت

پایه‌سازی مدل چندمتغیره: جهت تهیه نقشه پهنه‌بندی خطر زمین لغزش با استفاده از روش چندمتغیره، پس از دستیابی به نرخ‌های مربوط به طبقات هر یک از عوامل، این اطلاعات برای ۶۱۸۵۱۶ واحد همگن به صورت ۶۱۸۵۱۶ تکرار و نه تیمار طبقات ارتفاع، شیب، جهت شیب، فاصله از گسل، تراکم زه‌کشی، بارندگی، کاربری زمین، سنگ‌شناسی، و فاصله از جاده به محیط نرم‌افزار SPSS22 منتقل شد. از بین روش‌های رگرسیون چندمتغیره، روش Backward با سطح اطمینان بیش از ۹۰ درصد برای هر یک از عوامل انتخاب شد. با توجه به نتایج حاصل از تجزیه و تحلیل رگرسیون چندمتغیره، برای تمامی عوامل ضریب معنی‌داری بالاتر از ۹۵ درصد به دست آمد که نشان‌دهنده آن است که از نظر آماری رابطه قوی با درصد سطح لغزش یافته در واحدهای همگن داشته‌اند (جدول ۱). رابطه (۴) نتیجه نهایی حاصل از

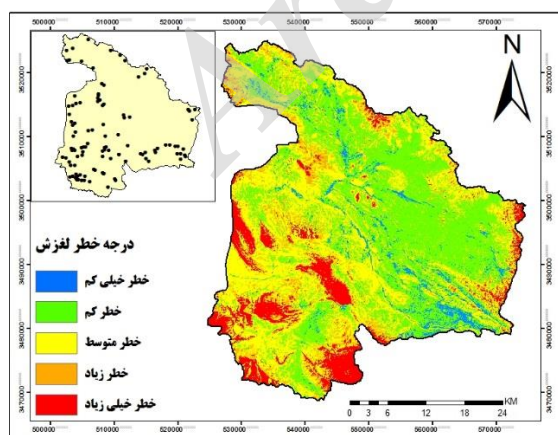
برنامه‌ریزان و تصمیم‌گیرندگان را در عرصه‌های مختلفی چون مدیریت حفاظت خاک و منابع طبیعی، برنامه‌ریزی‌های عمرانی و توریستی، مکان‌یابی اراضی مناسب برای توسعه شهرها و روستاها، برنامه‌ریزی‌های زیست محیطی، تعیین مسیر راه‌ها و خطوط انتقال نیرو و انرژی و غیره یاری نماید (Karam, 2004). نتایج ارزیابی مدل‌ها با استفاده از روش جمع کیفی (QS) نشان داد که مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه میزان جمع کیفی بالاتر (۰/۱۵) را به خود اختصاص داده است و مدل رگرسیون چندمتغیره با جمع کیفی (۰/۱۴) در رتبه بعدی قرار گرفته است.

(P) روش‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه و در شکل ۱۱ درصد طبقه و درصد سطح لغزش در رده‌های مختلف خطر با روش‌های رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی و در شکل ۱۲ درصد لغزش با روش‌های شبکه عصبی و رگرسیون چندمتغیره نشان داده شده است.

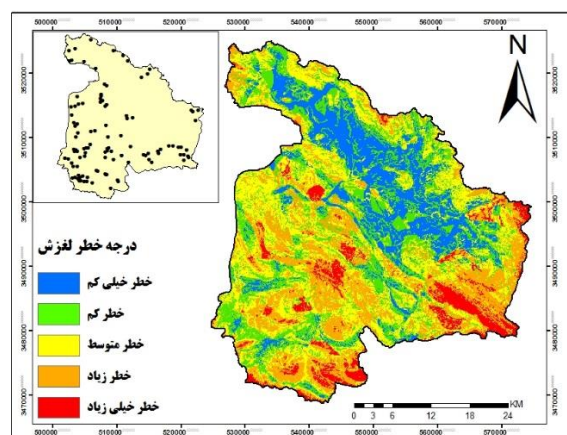
شناسایی پهنه‌های مستعد لغزش و پهنه‌بندی پتانسیل رخداد زمین‌لغزش، جهت اجتناب از این پهنه‌ها و اجرای روش‌های پیش‌گیری و کنترلی بسیار ضروری و با اهمیت است. یکی از اصلی‌ترین اقدامات در این رابطه، تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی خطر رخداد زمین‌لغزش می‌باشد. نقشه‌های مذکور می‌تواند

جدول ۱- نتایج تجزیه تحلیل آماری رگرسیون چندمتغیره

عامل موثر در زمین‌لغزش (متغیر مستقل)	علامت در معادله رگرسیونی	وزن عامل	سطح معنی‌داری
-	مقدار ثابت	۰/۱۲۷	۰/۰۰۷
طبقات ارتفاع	X_{alt}	۰/۰۱۵	۰/۰۰۱
فاصله از گسل	X_{flt}	۰/۰۰۷	۰/۰۰۱
کاربری زمین	X_{lus}	-۰/۰۰۹	۰/۰۰۱
سنگ‌شناسی	X_{lith}	۰/۰۰۷	۰/۰۰۰
بارندگی	X_{rain}	۰/۰۰۴	۰/۰۰۱
مقدار درصد شیب زمین	X_{slp}	۰/۰۱۲	۰/۰۰۰
جهت شیب زمین	X_{asp}	۰/۰۱۲	۰/۰۰۰
تراکم زه‌کشی	X_{drndn}	۰/۰۰۵	۰/۰۰۱
فاصله از جاده	X_{roddis}	۰/۰۱۴	۰/۰۰۱



شکل ۱۰- نقشه پهنه‌بندی با شبکه پرسپترون چندلایه

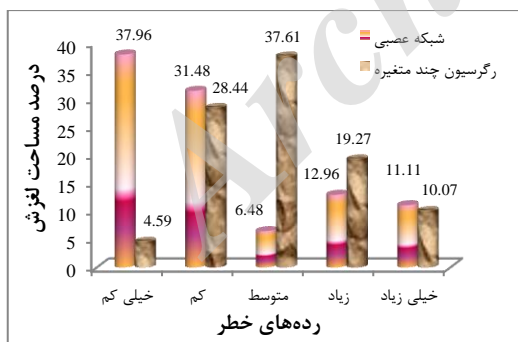
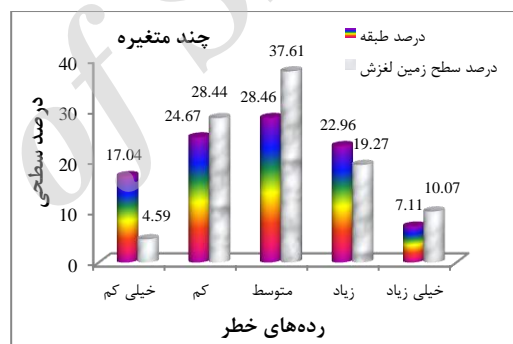


شکل ۹- نقشه پهنه‌بندی با چند متغیر

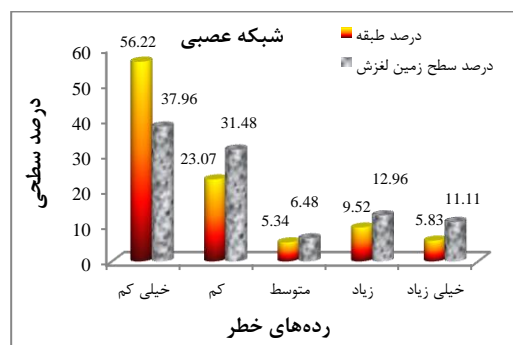
جدول ۲- ارزیابی مجموع کیفیت (QS) و دقت (P) روش‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه

روش پهنه‌بندی	طبقه خطر	مساحت (ha)	سطح لغزش در طبقه (ha)	نسبت مساحت (%)	نسبت تراکم (Dr)	مجموع کیفیت (QS)	دقت (P)
رگرسیون چندمتغیره	خیلی کم	۳۱۹۶۰۳	۴۵۰۰	۴/۵۹	۰/۲۷	۰/۱۴	۰/۰۵
	کم	۴۶۲۶۲۱	۲۷۹۰۰	۲۸/۴۴	۱/۱۵		
	متوسط	۵۳۳۸۱۸	۳۶۹۰۰	۳۷/۶۱	۱/۳۲		
	زیاد	۴۲۵۵۸۲	۱۸۹۰۰	۱۹/۲۷	۰/۸۵		
پرسپترون چندلایه	خیلی زیاد	۱۳۳۴۴۰	۹۹۰۰	۱۰/۰۹	۱/۴۲	۰/۱۵	۰/۰۸
	کم	۴۳۲۵۹۶	۳۰۶۰۰	۳۱/۴۸	۱/۳۶		
	متوسط	۱۰۰۲۲۱	۶۳۰۰	۶/۴۸	۱/۲۱		
	زیاد	۱۷۸۵۶۱	۱۲۶۰۰	۱۲/۹۶	۱/۳۶		
	خیلی زیاد	۱۰۹۳۴۷	۱۰۸۰۰	۱۱/۱۱	۱/۹۱		

حاصل از دقت روش P نیز بیانگر آن است که دقت در روش شبکه عصبی (۰/۰۸) بالاتر از مدل رگرسیون چندمتغیره (۰/۰۵) می‌باشد که بیانگر مطلوبیت روش شبکه عصبی نسبت به روش رگرسیون چندمتغیره می‌باشد. نتایج حاصل از نسبت تراکمی (DR) نیز بیانگر آن است که در هر دو روش، نسبت تراکمی (DR) ضمن تفکیک‌پذیری خوب، متناسب با افزایش خطر پهنه‌ها، افزایش یافته‌اند.



شکل ۱۲- نمودار درصد لغزش با روش‌های شبکه عصبی و رگرسیون چندمتغیره



شکل ۱۱- نمودار درصد طبقه و درصد سطح لغزش در رده‌های مختلف خطر با روش‌های رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی

این موضوع بیانگر دقت خوب تفکیک‌پذیری پهنه‌های خطر در هر دو روش بوده است. نتایج حاصل از روش رگرسیون خطی بیانگر آن است که رده‌های طبقات ارتفاعی، فاصله از جاده، تراکم زه‌کشی و فاصله از گسل به ترتیب دارای بیشترین تاثیر در رخداد زمین

بنابراین، مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه دارای کارایی بهتری نسبت به مدل رگرسیون چندمتغیره در منطقه بوده است. بالا بودن مقدار جمع کیفی در روش شبکه عصبی پرسپترون بیانگر این است که اولویت‌بندی عوامل موثر در رخداد خطر زمین‌لغزش با دقت بالایی صورت گرفته است. نتایج

نتایج حاصل از دو روش، بیانگر آن است که قسمت‌های غربی و جنوب غربی حوضه در معرض خطر زمین‌لغزش قرار داشته است و باید نسبت به انجام عملیات عمرانی در این مناطق با حساسیت بیشتر اقدام نمود. همچنین، نتایج حاصل از اجرای این پژوهش برای مدل رگرسیون چندمتغیره با نتایج Ashghali Farahani (۲۰۰۱)، Shirani (۲۰۰۳) و Shirani و همکاران (۲۰۰۵) و برای مدل شبکه عصبی با نتایج Pradhan و Lee (۲۰۱۰)، Amirahmadi و همکاران (۲۰۱۳) و Arabameri و همکاران (۲۰۱۴) همخوانی دارد و نتایج این تحقیق را تایید می‌نمایند.

تشکر و قدردانی

این مقاله بر اساس داده‌های استخراج شده برای طرح مطالعاتی مکان‌یابی مناطق مستعد جهت احداث باغات در حوضه ونک سمیرم که در مرکز تحقیقات اصفهان با همکاری نویسنده اول مقاله اجرا شده است و همچنین، بر اساس یافته‌های مربوط به طرح تحقیقاتی با عنوان بررسی و مقایسه روش‌های مناسب جهت پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش که در سال‌های گذشته در پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری کشور توسط نویسنده اول مقاله انجام شده، تهیه شده است.

لغزش در منطقه مطالعاتی می‌باشد. در ارتباط با ساختمان و عملکرد شبکه عصبی، این پژوهش نشان می‌دهد که اگر تعداد تکرار خیلی زیاد باشد، قابلیت حفظ کردن شبکه زیاد و تعمیم دادن یادگیری در اطلاعات غیر آموزشی (آزمایشی) کاهش می‌یابد و اگر تعداد تکرار خیلی کم باشد، شبکه قادر به یادگیری نیست و پردازش اطلاعات خوب نیست. همچنین، اگر اندازه نمونه‌های آموزشی خیلی زیاد باشد، قابلیت سیستم افزایش می‌یابد و اگر خیلی کم باشد، شبکه قادر به تشریح خوب مسئله نیست و قابلیت آن کاهش می‌یابد. همچنین، اگر اندازه مجموعه آموزشی خیلی زیاد باشد، توانایی شبکه در تعمیم دادن یادگیری خوب فهمیده می‌شود و اگر خیلی کم باشد، میزان یادگیری و جواب شبکه مشخص نمی‌شود و نکته آخر در مورد نرخ یادگیری این است که اگر میزان آن خیلی زیاد باشد، شبکه ناپایدار است و اگر خیلی کم باشد، مدت زمان آموزش زیاد است. در نهایت، نقشه پهنه‌بندی حاصل از دو روش به پنج طبقه از پتانسیل خطر خیلی کم تا پتانسیل خطر خیلی زیاد طبقه‌بندی شد. در روش شبکه عصبی ۲۴/۱۷ درصد و در روش رگرسیون چندمتغیره ۲۹/۳۴ درصد از منطقه در رده خطر زیاد و خیلی زیاد قرار گرفته است که بیانگر حساسیت زیاد منطقه نسبت به زمین‌لغزش می‌باشد.

منابع مورد استفاده

1. Amirahmadi, A., M. Ebrahimi and M.A. Zanganeh Asadi. 2013. Landslide hazard zonation, using MLP neural network type of back propagation, case study: Bar neyshabour watershed. The International 2nd Conference of Environmental Hazards, Tehran, Kharazmi University. http://www.civilica.com/Paper-ICEHH02-ICEHH02_796.html, (in Persian).
2. Arabameri, A.R., A. Klourajan, J. Karami, M. Alimoradi and K. Shirani. 2014. Landslide hazard zonation using neural network (Marbor basin). *Geodynamics Research International Bulletin (Quarterly Journal)*, 4(7): 112-128 (in Persian).
3. Ashghali Farahani, A. 2001. Assessment of natural range unstable hazard in roodbar region using fuzzy Theory. MSc Thesis, 142 pages (in Persian).
4. Baharvand, S. and S. Souri. 2015. Landslide hazard zonation by using artificial neural network, case study: Sepiddasht watershed, Lorestan. *RS and GIS for Natural Resources*, 4(6): 15-31 (in Persian).
5. Blöchl, A. and B. Braun. 2005. Economic assessment of landslide risks in the Swabian Alb, Germany –research framework and first results of homeowners and experts surveys. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 5: 389-396.
6. Caniani, D., S. Pascale, F. Sdao and A. Sole. 2008. Neutral networks and landslide susceptibility: a case of the urban area of Potenza. *Natural Hazards*, 45: 55-72.
7. Constantin, M., M. Bednarik, M.C. Jurchescu and M. Vlaicu. 2011. Landslide 305 susceptibility assessment using the bivariate statistical analysis and the index of entropy 306 in the Sibiciu Basin (Romania). *Environmental Earth Science*, 63: 397-406.
8. Ercanoglu, M. and C. Gokceoglu. 2002. Assessment of landslide susceptibility for a landslide prone area (North of Yenice, NW Turkey) by Fuzzy Approach. *Environmental Geology*, 41: 720-730.

9. Fatemi, S.M., J. Ghayoumian, M. Teshnehlab and A. Ashghali Farahani. 2005. Assessment of landslide hazard by using fuzzy logic, case study: Rudbar Area. *Journal of Science, Tehran University*, 1: 43-64 (in Persian).
10. Feiznia, S., A. Klarestaghi, H. Ahmadi. and M. Safaei. 2003. Investigation effective parameters in Landslide occurs and Landslide hazard zoning, case study: Tajan Dam watershed. *Iranian Journal of Natural Resources*, 57: 3-20 (in Persian).
11. Foust, L. 2010. Principles of neural networks. Nas Publisher, 441 pages.
12. Gee, M.D. 1991. Classification of landslide hazard zonation methods and a test of predictive capability, *Landslides*, Bell (Ed.). Balkema, Rotterdam, 947- 952.
13. Gee, M.D. 1992. Classification of landslides hazard zonation methods and a test of predictive capability. *Proceedings of 6th International Symposium on Landslide*, 56-48.
14. Gomez, H. and T. Kavzoglu. 2005. Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. *Engineering Geology*, 78: 11-27.
15. Gorsevski, P.V., P.E. Gessler, J. Boll, W.J. Elliot and R.B. Foltz. 2006. Spatially and temporally distributed of landslide susceptibility. *Geomorphology*, 80: 178-198.
16. Guzzetti, F., M. Cardinali, P. Relchenbach and A. Carrara. 2000. Comparing landslide maps: a case study in the upper Tiber River Basin, Central Italy. *Enviromental Management*, 3: 247-263.
17. Ilwis, A.G. 1997. International institute for aerospace survey and earth science (ITC), Ensched. Netherlands.
18. Jade, S. and S. Sarkar. 1993. Statistical models for slope instability classifications engineering. *Geology*, 36: 91-98.
19. Karam, A.A. 2004. Application of WLC model in zonation of landslide occurrence, case study: Sorkhon region in Charmahal and Bakhtiari Province. *Geography*, 5: 131-146 (in Persian).
20. Komac, M. 2006. A landslide susceptibility model using the analytical hierarchy process method and multivariate statistics in perialpine Slovenia. *Geomorphology*, 74(1): 17-28.
21. Lee, S., J.H. Ryu, M.J. Lee and J.S. Won. 2006. The Application of artificial neural networks to landslide susceptibility mapping at Janghong, Korea. *Mathematical Geology*, 38: 199-220.
22. Lee, S. and J. Choi. 2004. Landslide susceptibility mapping using GIS and the weight-of-evidence model. *International Journal of Geographical Information Science*, 18(8): 789-814.
23. Lee, S. and M. Kyungduck. 2001. Statistical analysis of landslide susceptibility at Yonging, Korea. *Enviromented Geology*, 40: 1095-1113.
24. Mahmoodi, F. 2009. Dynamic geomorphology. Tehran university Publishing, 135 pages (in Persian).
25. Mirsanei, R. 2002. Evaluation and application of landslide hazard zonation maps in 1:250000 scale by using GIS, case study: MSc Thesis, 120 pages (in Persian).
26. Mosafai, J. 2005. Performance comparison of statistical models and empirical landslide hazard zonation in Alamut Watersheds and provide risk management program. MSc Thesis, 102 pages (in Persian).
27. Pradhan, B. and S. Lee. 2010. Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: back propagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling. *Environmental Modelling and Software Journal*, 25: 747-759.
28. Rakei, B., M. Khamechian, P. Abdolmaleki and P. Giahchi. 2007. Application of artificial neural network in zonation of hazard landslide. *Science Journal, Tehran University*, 33: 57-64 (in Persian).
29. Sepehr, A., A. Behniafar, A.A. Mohammadian and A. Abdollahi. 2013. Landslide susceptibility mapping of the northern range of Binaloud using victor algorithm. *Quantity Geomorphology Researches*, 1: 19-36 (in Persian).
30. Shirani, K. 2003. Evaluation of the most important of zonation hazard landslide methods for selection appropriate method in south of Isfahan Province, Semirom Region across Marbor River. Final Report of Research Plan, (in Persian).
31. Shirani, K., J. Ghayomian and A. Mokhtari. 2005. Investigation and evaluation of bivariate and multivariate statistical methods in landslide hazard zonation, case study: Marbor River Basin. *Water and Watershed Journal*, 2: 36-47 (in Persian).
32. Van Westen, C.J., N. Rengers, M.T.J. Terline and R. Soeters. 1997. Predication of the occurrence of slope instability phenomena through GIS-based hazard zonation. *Geologisches Rundschau*, 86: 404-414.
33. Yilmaz, I. 2009. Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison, a case study from kat landslides (Tokat-Turkey). *Computers and Geosciences*, 35: 1125-1138.

Comparison of artificial neural network and multivariate regression methods in landslide hazard zonation, case study: Vanak Basin, Isfahan province

Kourosh Shirani^{*1}, Farzad Heydari² and Alireza Arabameri³

¹Assistant Professor, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Isfahan Agricultural and Natural Resources, Research and Education Center, AREEO, Isfahan, Iran, ²Scientific Board, Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Isfahan Agricultural and Natural Resources, Research and Education Center, AREEO, Isfahan, Iran and ³PhD Student, Faculty of Geographic Science and Planning, Tarbiat Modarres University, Tehran, Iran and Teacher of the Faculty of Earth Sciences, Damghan University, Iran

Received: 04 October 2016

Accepted: 03 July 2017

Abstract

Landslides are major natural hazards which not only cause damages to human life but also provide economic losses on infrastructures. In order to determination of the most important method of estimation recognizing appropriate method to estimate landslide, in this research, the efficiency of two methods of landslide hazard zonation including methods of Artificial Neural Network and Multivariate regression were compared. Therefore, in this research, first, landslide inventory map was obtained using aerial photos interpretation, satellite images processing, geology maps review and field surveying. Also, the 9 important effective factors are in occurrence of landslide including lithology, land use, slope angle, slope aspect, elevation, precipitation, distance to fault, distance to road, density of drainage were determined using inspect of field and literature review. After producing of layers and weighting to effective factors using inventory map, landslide hazard zonation was made by Artificial Neural Network and Multivariate regression models. From 200 landslides identified, 140 ($\approx 70\%$) locations were used for the landslide susceptibility maps, while the remaining 60 ($\approx 30\%$) cases were used for the model validation. The quality sum (Qs) and precision (P) indices for Artificial Neural Network model are 0.15, 0.08 and for Multivariate regression model are 0.14, 0.05 respectively. This results show that artificial Neural Network is the better model in landslide hazard zonation in this area, therefore an accurate landslide hazard zonation map can be prepared by selecting and applying the proper method.

Key words: Artificial Neural Network method, Landslide, Multivariate regression, Vanak basin, Zonation

* Corresponding author: k.shirani@areeo.ir