بررسي تأثير تعداد عوامل ورودي در مقدار دقت شبكه عصبي مصنوعي براي پهنه‌بندي خطر وقوع زمين‌لغزش (بررسی موردي: حوزه آبخيز هراز)

حميدرضا مرادي*[1]، عليرضا سپهوند[2] و پرويز عبدالمالكي[3]
[1] دانشيار دانشكده منابع طبيعي، دانشگاه تربيت مدرس، ايران
[2] كارشناسي ارشد آبخيزداري، دانشكده منابع طبيعي، دانشگاه تربيت مدرس، ايران
[3] استاديار دانشكده علوم پايه دانشگاه تربيت مدرس، ايران
(تاريخ دريافت: ۸۹/۳/۱۰، تاريخ تصويب: ۹۱/۱۰/۱۹)

چكيده

بيش از ۳۰ درصد از مساحت كشور ايران را مناطق كوهستاني تشكيل مي‌دهد، لذا هر ساله حركات توده ايموجب خسارت به انواع سازه‌هاي مهندسي، مناطق مسكوني و جنگل‌ها در پي آن ايجاد رسوب و سيلاب‌هاي گل‌آلودگي رودخانه‌ها مي‌شود. لذا براي جلوگيري از اين خسارت‌ها و تعيين حساسيت دامنه‌ها، به پهنه‌بندي خطر زمين‌لغزش در مناطق مختلف مي‌پردازند. هدف از انجام اين پژوهش، تعيين ساختار بهينه شبكه عصبي مصنوعي با تعداد عوامل ورودي مختلف براي پهنه‌بندي خطر وقوع زمين‌لغزش در بخشي از حوزه آبخيز هراز مي‌باشد. براي انجام اين پژوهش ابتدا تعداد تكرار بهينه براي جلوگيري از آموزش بيش از حد شبكه با روش سعي و خطا تعيين شد. سپس تعداد نرون در لايه پنهان ۱۴ نرون تعيين شد. در نهايت تعداد نرون در لايه ورودي از ۱ تا ۹ تغيير داده شد. با توجه به نتايج به‌دست آمده مشخص شد كه هر چه تعداد نرون در لايه ورودي افزايش يابد كارايي شبكه براي پهنه‌بندي حساسيت زمين‌لغزش بهتر مي‌شود. در اين پژوهش ساختار ۹ نرون در لايه ورودي، ۱۴ نرون در لايه پنهان و ۱ نرون در لايه خروجي با نسبت يادگيري ۰/۲ به‌عنوان ساختار بهينه انتخاب شد كه ريشه ميانگين مربعات خطا و ضريب تبيين به‌ترتيب برابر ۰/۰۵۱ و ۰/۹۶۲۳ بود. نقشه پهنه‌بندي تهيه شده با اين ساختار داراي دقت ۹۲/۳۰۷ درصد بود. نتايج ديگر پژوهش نشان داد كه از كل مساحت منطقه مورد مطالعه، ۳۵/۱۴، ۲۶/۷۳، ۱۴/۵۹، ۹/۸۸ و ۱۳/۶۳ درصد، به‌ترتيب در طبقه پايدار، كم خطر، خطر متوسط، خطر زياد و خطر خيلي زياد قرار گرفته است.

واژهاي كليدي: حوزه آبخيز هراز، زمين‌لغزش، شبكه عصبي مصنوعي، پهنه‌بندي خطر وقوع زمين‌لغزش

* نويسنده مسئول: تلفن: ۰۱۲۲- ۶۲۵۳۱۰۱ فاكس: ۰۱۲۲- ۶۲۵۳۴۹۹ E-mail: hrmoradi@modares.ac.ir

مقدمه

حرکت‌هاي توده‌اي عبارت از جابه‌جايي حجم زيادي از توده‌هاي خاك، سنگ و يا تركيبي از آن‌ها به طرف پايين شيب در اثر نيروي ثقل مي‌باشد (Moghimi *et al*, 2008). اين پديده زماني رخ مي‌دهد كه نيروي حاصل از وزن مواد بيش از نيروي مقاومت ناشي از نيروي برشي خاك باشد (Meamarian & Sayarpour, 2006; Refahi, 2003). يكي از انواع حرکت‌هاي توده‌اي زمين لغزش است. زمين‌لغزش شامل حركت تند يا كند مواد سنگي، خاكي يا مجموع هر دو در روي دامنه به سمت پايين تحت تاثير نيروي جاذبه است (Crosta, 2009) كه در آن سرعت حركت مواد در همه نقاط از بالا تا پايين يكسان است (Ahmadi, 2006). حركت‌هاي دامنه‌اي و به ويژه زمين‌لغزش در زمره پر خطرترين و پر زيانبارترين آن‌ها است كه همگام با دستكاري بشر در سيستم‌هاي طبيعي در دهه اخير شتاب فزاينده‌اي يافته است (Shadfar et al., 2007). به‌طوري كه زمين‌لغزش ۹% از كل بلاياي طبيعي را در دهه گذشته شامل شده و اين آهنگ رو به رشد در دهه‌هاي آتي ادامه دارد (Yilmaz, 2009). كشور ايران با توپوگرافي عمدتاً كوهستاني (بيش از ۳۰ درصد از مساحت كشور)، فعاليت‌هاي زمين ساختي و لرزه‌خيزي زياد همراه با شرايط متنوع زمين‌شناسي و اقليمي موجب شده تا مستعد وقوع طيف وسيعي از زمين‌لغزش‌ها باشد.

زمين‌لغزش يكي از حوادث طبيعي است كه سالانه خسارت جاني و مالي فراواني به كشور وارد مي‌سازد و هزينه فراواني براي بازسازي مناطق آسيب ديده بر بودجه كشور تحميل مي‌شود (Rakei *et al*., 2007). در پهنه-بندي خطر زمين‌لغزش سطح زمين به نواحي مجزايي از درجات مختلف خطر كم تا بسيار زياد تقسيم مي‌شود (Lee *et al*., 2003; Yesilncar & Topal, 2005). اين فرآيند بر مبناي شناخت ويژگي‌هاي طبيعي و مدل‌سازي كمي بر پايه داده‌هاي ناحيه موجود صورت مي‌گيرد. براي پهنه‌بندي خطر زمين‌لغزش از روش‌هاي مختلفي هم‌چون، مدل‌هاي آماري و مدل‌هاي فرآيند محور استفاده مي‌شود كه يكي از آن‌ها، روش شبكه عصبي مصنوعي مي‌باشد. اين روش يك سازوكار محاسباتي است كه قادر است با گرفتن اطلاعات و محاسبه كردن آن‌ها يك‌سري اطلاعات جديد را ارائه دهد (Lee *et al*., 2006). اين شبكه با ساختاري مشابه مغز انسان داري توانايي يادگيري، تعميم‌دهي و تصميم‌گيري دارد (Gomez & Kavzoglu, 2005) و يك پهنه‌بندي از يك فضاي چند متغيره با اطلاعات دريافتي را به‌وجود آورد (Lee *et al*., 2006). روش شبكه عصبي مصنوعي نسبت به روش‌هاي ديگر داراي مزيت‌هايي است، از آن جمله روش شبكه عصبي مصنوعي از توزيع آماري داده‌ها مستقل است و به متغيرهاي آماري مخصوصي نياز ندارد (Lee *et al*., 2006; Caniani *et al*., 2008). اين مدل با بررسي سابقه و خصوصيات زمين‌لغزش‌هاي اتفاق افتاده در منطقه قادر است كه احتمال وقوع زمين‌لغزش‌ها را در آينده نشان دهد (Lee *et al*., 2004; Gomez & Kavzoglu, 2005).

هر شبكه عصبي مصنوعي از سه نوع لايه به نام‌هاي لايه ورودي[1]، پنهان[2] و خروجي[3] تشكيل مي‌شود و تعداد نرون‌هاي موجود در لايه ورودي و خروجي با توجه به مساله مورد نظر مشخص مي‌شود. البته تعداد نرون‌هاي موجود در لايه پنهان با نظر طراح و به وسيله سعي و خطا مشخص مي‌شود (Lee *et al*., 2006; Yilmaz, 2009). (Rakei *et al*., 2007) به ارزيابي كاربرد سيستم شبكه عصبي مصنوعي در پهنه‌بندي زمين لغزش در منطقه سفيدارگله در استان سمنان پرداختند. براي آموزش شبكه از الگوريتم پس انتشار خطا استفاده شد. نتايج نشان داد كه اين روش در مرحله آزمايش داراي دقت ۹۱/۲۵ درصد و خروجي به‌دست آمده از شبكه با اختلاف ۰/۲ به پنج طبقه از نظر خطر تقسيم گرديد. (Yesilncar & Topal, 2005) با مقايسه روش شبكه عصبي مصنوعي و رگرسيون لجستيك براي پهنه‌بندي حساسيت‌پذيري زمين‌لغزش در منطقه هندك تركيه

---

[1] Input layer
[2] Hiden layer
[3] Output layer

پرداختند. آن‌ها با استفاده از هر دو روش نقشه پهنه‌بندي منطقه را تهيه كردند. نتايج آن‌ها نشان داد كه نقشه پهنه‌بندي زمين‌لغزش تهيه شده توسط شبكه عصبي مصنوعي با واقعيت‌نگري بيشتري همراه است. پهنه‌بندي حساسيت‌پذيري زمين‌لغزش با استفاده از شبكه عصبي مصنوعي در منطقه جونقوك كره با بهره گيري ازداده‌هاي توپوگرافي، كاربري اراضي، خاک و جنگل نشان داد كه مي‌توان از روش شبكه عصبي مصنوعي به عنوان ابزاري مناسب براي تهيه نقشه پهنه‌بندي حساسيت‌پذيري زمين‌لغزش استفاده كرد (Lee *et al.*, 2006). (همچنين يافته‌هاي كاربرد شبكه عصبي مصنوعي و آناليز گسيختگي براي تهيه نقشه پهنه‌بندي زمين‌لغزش در محيط GIS، نشان داد كه روش شبكه عصبي مصنوعي يك روش خوب و با دقت بيشتر نسبت به روش آناليز گسيختگي براي پهنه‌بندي زمين‌لغزش است Melchiorre *et al.*, 2008). (Yilmaz, 2009) نيز به پهنه‌بندي خطر زمين لغزش در منطقه كت(توكت- تركيه) با استفاده از سه روش نسبت فراواني، رگرسيون لجستيك و شبكه عصبي مصنوعي پرداخت. نامبرده عامل‌هاي شيب، زمين‌شناسي، براي شيب، فاصله از گسل، سيستم زهكشي، ارتفاع از سطح دريا و شاخص فرسايندگي رودخانه مورد استفاده قرار گرفتند. نقشه‌هاي پهنه‌بندي با سه روش مذكور تهيه شد و بعد از مقايسه نقشه‌ها با نقشه واقعيت زميني زمين‌لغزش به اين نتيجه رسيد كه در بين نقشه‌هاي پهنه‌بندي تهيه شده، نقشه‌ي تهيه شده با شبكه عصبي، بيشترين همبستگي را با نقشه واقعيت زميني زمين‌لغزش داشت و داراي بيشترين دقت است. هدف از انجام اين پژوهش تعيين ساختار بهينه شبكه عصبي مصنوعي با تعداد عوامل ورودي مختلف براي پهنه‌بندي خطر وقوع زمين‌لغزش در بخشي از حوزه آبخيز هراز مي‌باشد.

مواد و روش كار

منطقه مورد مطالعه در استان مازندران در بخش مركزي سلسله جبال البرز قرار دارد كه خود بخشي از زير حوزه هراز مي‌باشد. اين منطقه بخشي از مسير جاده هراز بين شهرهاي تهران و آمل است، كه در شكل ۱ نشان داده شده است. مساحت منطقه مورد مطالعه ۱۱۲/۵۴ كيلومتر مربع مي‌باشد. اين منطقه بين طول‌هاي جغرافيايي "۳۸ ´۶ °۵۲ تا "۲۴ ´۱۷ °۵۲ شرقي و عرض‌هاي "۳۹ ´۴۹ °۳۵ تا "۱۱ ´۵۷ °۳۵ شمالي قرار دارد. ارتفاع بيشينه و كمينه در منطقه به ترتيب ۳۲۹۰ و ۱۲۰۰ متر است.

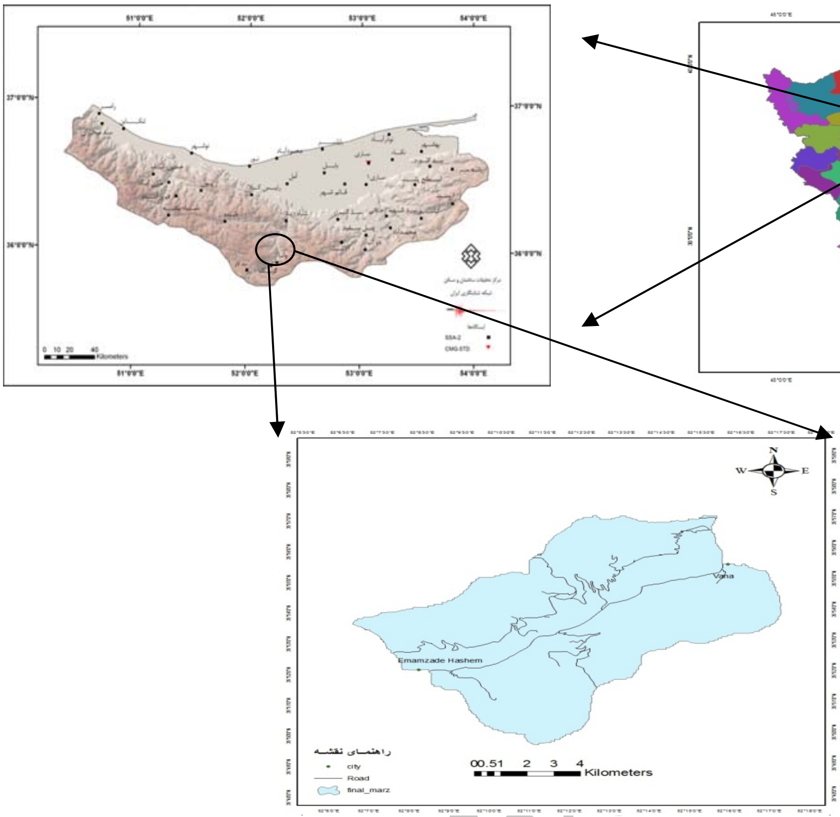
در اين پژوهش براي پهنه‌بندي خطر زمين‌لغزش منطقه تعداد عوامل از ۵ تا ۹ عامل تغيير داده شد. اين عوامل شامل درجه شيب، براي شيب، ارتفاع از سطح دريا، زمين‌شناسي، كاربري اراضي، فاصله از گسل، فاصله از جاده، فاصله از شبكه آبراهه و مقدار بارش مي‌باشند. از آنجايي كه هدف نهايي اين پژوهش ارائه نقشه خطر زمين‌لغزش با استفاده از روش شبكه عصبي مصنوعي است. براي رسيدن به اين هدف، اولين گام گردآوري داده‌هاي لازم براي تبديل به لايه‌هاي اطلاعاتي(كد) براي معرفي به شبكه عصبي مصنوعي و ارزيابي اين پديده مي-باشد. بدين منظور، نقشه زمين‌شناسي منطقه در مقياس ۱:۱۰۰۰۰۰، نقشه توپوگرافي در مقياس ۱:۵۰۰۰۰ و عكس‌هاي هوايي در مقياس۱:۵۰۰۰۰ از سازمان‌هاي مربوطه فراهم گرديد.

نقشه‌هاي مذكور براي استفاده، در محيط GIS رقومي و از روي نقشه مدل رقومي ارتفاع[1] منطقه، نقشه‌هاي شيب، براي شيب، ارتفاع از سطح دريا تهيه گرديد.و با استفاده از نقشه توپوگرافي، نقشه‌هاي فاصله از جاده و فاصله از آبراهه تهيه شد. نقشه كاربري اراضي با استفاده از تصاوير لندست منطقه تهيه شده توسط سازمان جنگل‌ها، مراتع و آبخيزداري كشور و در مقياس ۱:۱۰۰۰۰۰ مورد استفاده قرار گرفت

نقشه‌هاي زمين‌شناسي و فاصله از گسل از روي نقشه زمين‌شناسي استخراج گرديد. براي تهيه نقشه همباران با استفاده از آمار بارندگي سالانه ايستگاه‌هاي موجود در

[1] Digital Elevation Model

منطقه (شنگلده، رينه، بايجان و اسک) و با پايه زماني ۱۰ سال در محيط GIS تهيه گرديد.



شکل ۱- موقعيت جغرافيايي منطقه مورد مطالعه

با استفاده از عکس‌هاي هوايي منطقه، لغزش‌هاي اتفاق افتاده و مناطق مستعد و مشکوک به لغزش در منطقه شناسايي شد. بسياري از لغزش‌ها به‌دليل ابعاد کم يا ظاهري مشابه با دامنه‌هاي مجاور، در عکس‌هاي هوايي قابل تشخيص نيستند. لذا براي تکميل اطلاعات، تمامي لغزش‌هاي قابل دسترس و تعيين نقاطي که از ديد کارشناسي توانايي کمي براي وقوع زمين‌لغزش دارند مورد بازديد ميداني قرار گرفت (Mohammadi *et al.*, 2008; Pourghasemi *et al.*, 2008). به اين ترتيب، ۷۸ زمين‌لغزش اتفاق افتاده در منطقه شناسايي گرديد. احتمال وقوع زمين‌لغزش در شيب‌هاي کمتر از ۵ درصد وجود ندارد. هم‌چنين در بستر رودخانه‌ها زمين‌لغزش اتفاق نمي‌افتد (Caniani *et al.*, 2008; Rakei *et al.*, 2007). لذا در چنين مناطقي ۷۸ نقطه غير لغزشي مشخص شد. تمام داده‌هاي مذکور در فرمت‌هاي برداري و رستري در محيط GIS ذخيره و براي انجام تحليل‌هاي مبتني بر شبکه عصبي مصنوعي در نرم‌افزار MATLAB[1] مورد استفاده قرار گرفتند. براي تعيين خصوصيات هر نقشه، بايستي آن را به شبکه‌هايي با اندازه مشخص تقسيم کرد. اگر اندازه شبکه‌ها کوچک باشد دقت پهنه‌بندي زياد ولي حجم اطلاعات زياد و در نتيجه تحليل آن‌ها وقت‌گير مي‌باشد. با توجه به موارد ذکر شده اندازه هر شبکه ۵۰*۵۰ متر مناسب تشخيص داده شد. در نتيجه شبکه بندي، منطقه به ۴۵۰۱۶ شبکه با اندازه ۵۰*۵۰ متر تقسيم شد.

در اين پژوهش از مجموع ۱۵۶ نقطه لغزشي و غير لغزشي حدود ۷۰ درصد داده‌ها به طور تصادفي براي آموزش شبکه و ۳۰ درصد باقيمانده براي آزمايش شبکه به‌کار برده شدند. براي کد گذاري لايه‌هاي مختلف ابتدا

[1] Matrix Laboratory

شاخص حساسیت زمین‌لغزش[1] (LSI) در هر طبقه از عوامل تعیین شد.

براي تعیین شاخص حساسیت زمین‌لغزش (LSI) هر یک از طبقه‌هاي عوامل مختلف، از مدل احتمالي نسبت فراواني[2] استفاده شد. کاربرد این مدل ساده و نتایج آن خیلي قابل اعتماد هستند (Yilmaz, 2009; Lee et al., 2004). براي تعیین نسبت فراواني هر يك از طبقات عوامل موثر بر وقوع زمین‌لغزش، ابتدا با استفاده از سامانه اطلاعات جغرافیایي درصد پیکسل‌هاي لغزشي و فاقد لغزش منطقه مورد مطالعه تعیین و سپس نسبت فراواني براي هر يك از طبقه‌هاي عوامل از تقسیم نسبت درصد شبکه‌هاي لغزشي به درصد شبکه‌هاي غیر لغزشي محاسبه گردید. در نهایت شاخص حساسیت به خطر زمین‌لغزش بر پایه رابطه ۱ محاسبه شد (Yilmaz, 2009; Rakei *et al.*, 2007).

$$LSI = \sum Fr \qquad (۱)$$

که در آن:

LSI: شاخص حساسیت به خطر زمین‌لغزش، Fr: نسبت فراواني وقوع زمین‌لغزش در هر طبقه مي‌باشد. در این رابطه هرچه Fr زیاد باشد، مقدار حساسیت به وقوع زمین‌لغزش آن طبقه بالا است. سپس براي ورود این داده‌ها به محیط برنامه نوشته شده در نرم افزار MATLAB آن‌ها از کم به زیاد کدبندي شدند (Yilmaz, 2009). این داده‌ها بعد از ورود به شبکه عصبي مصنوعي به‌صورت تصادفي وزن‌دهي مي‌شوند. سپس در مرحله آموزش هر عامل داراي وزن جدیدي مي‌شود که این وزن‌ها، وزن نهایي هر عامل و براي پیش‌بیني مقدار خطر در دیگر پیکسل‌ها استفاده مي‌شوند (Lee et al., 2003). عوامل ورودي در این پژوهش ۹ عامل مي‌باشند. لذا این داده‌ها در ۹ ستون با ترتیب سنگ‌شناسي، درجه شیب، ارتفاع، کاربري اراضي، جهت شیب، فاصله از جاده، بارش، فاصله از شبکه آبراهه و فاصله از گسل در فایل ورودي قرار گرفتند. با توجه به تعداد ۴۵۰۱۶ واحدکاري، ماتریس ورودي، ماتریسي با ۴۵۰۱۶ سطر و ۹ ستون خواهد بود. خروجي برنامه به‌صورت فایلي با ۱ ستون و ۴۵۰۱۶ سطر است که شامل مقدار خطر پیش‌بیني شده توسط شبکه عصبي مصنوعي براي هر پیکسل خواهد بود.

براي تعیین وزن نهایي عوامل به‌منظور پیش‌بیني خطر وقوع زمین‌لغزش طبق روابط ۲ تا ۱۷ هر عامل داراي وزن نهایي گردید (Lee *et al.*, 2006).

$$net = \sum\nolimits_i w_{ij} o_i \qquad (۲)$$

در معادله بالا w_{ij} وزن بین واحد پردازشگر i, j و o_i خروجي واحد پردازشگر j است که از رابطه ۳ به‌دست مي‌آید.

$$o_j = f(net_j) \qquad (۳)$$

که در آن f تابع فعال است که معمولا يك تابع غیر خطي است. از این تابع که معمولا تابع سیگموئیدي است براي قرار دادن مجموع وزن‌هاي خروجي از هر لایه به لایه بعدي استفاده مي‌شود. یکي از مزیت‌هاي این تابع این است که مطابق رابطه ۴ قابلیت مشتق پذیري دارد.

$$f'(net_j) = f(net_j)(1 - fnet_j) \qquad (۴)$$

شبکه‌اي که در این رابطه استفاده شده است شامل سه لایه مي‌باشد، که اولین لایه آن لایه ورودي است و داراي متغیر مکاني و ویژگي ها است. دومین لایه، لایه پنهان و سومین لایه شبکه، لایه خروجي است. هر واحد پردازشگر از لایه پنهان به لایه قبلي و بعدي به‌وسیله ارتباطات وزني متصل شده است.

مقدار خطاي شبکه براي يك الگوي مشخص ورودي تابعي از بردار مطلوب خروجي (d) و بردار خروجي واقعي است که به‌وسیله رابطه (۵) به‌دست مي‌آید.

$$E = \frac{1}{2} \sum\nolimits_k (d_k - o_k) \qquad (۵)$$

[1] Landslide Susceptibility Index
[2] Frequency Ratio

كه در اين رابطه E خطاي كل شبكه، d_k مقادير پيش‌بيني شده و o_k مقادير مشاهده شده مي‌باشند. خطا در براي برگشت در سراسر شبكه پس انتشار مي‌يابد و به‌وسيله فرآيند تنظيم وزن‌هاي بين لايه‌ها به حداقل مي‌رسد. تنظيم وزن‌ها به‌صورت رابطه ۶ بيان مي‌شود.

$$w_{ij}(n+1)=\eta(\delta_j o_i)+\alpha\Delta w_{ij} \quad (۶$$

در اين رابطه η ضريب يادگيري، δ_j شاخص نسبت تغييرات خطا و α پارامتر متمم (گشتاور) است. δ_j به نوع لايه‌ها وابسته است (رابطه‌هاي ۷ و ۸)

$$\delta_j=(d_k-o_k)f'(net_k) \quad (۷$$

لايه پنهان

$$\delta_j=\left(\sum\delta_k w_{jk}\right)f'(net_j) \quad (۸$$

لايه خروجي

فرآيند پيشرو و پس انتشار خطا به‌طور زيادي تا موقعي كه خطاي كل شبكه حداقل شده يا به مقدار مورد نظر برسد تكرار مي‌شود. الگوريتم پس انتشار خطا براي تعيين كردن وزن‌هاي هر فاكتور و استفاده از اين داده‌ها براي طبقه‌بندي استفاده مي‌شود. اهميت خروجي (o_j) (كه خروجي از هر نود لايه خروجي مي‌باشد) توسط رابطه ۹ به‌دست مي‌آيد.

(۹

$$\frac{\delta o_k}{\delta o_j}=f'(net_k)\times\frac{\delta(net_k)}{\delta_{oj}}=f'(net_k)\times w_{jk}$$

رابطه ۹ هم مقادير مثبت و هم مقادير منفي توليد مي‌كند. اگر اندازه اثرات دلخواه باشد، آنگاه اهميت (وزن) واحد پردازشگر j متناسب با واحد پردازشگر ديگر o_j در لايه پنهان ممكن است به‌عنوان نسبتي از قدر مطلق مشتق رابطه ۱۰ محاسبه شود (رابطه ۱۰).

(۱۰

$$\frac{|\delta o_k|}{|\delta o_j|}/\frac{|\delta o_k|}{|\delta o_j|}\frac{|\delta o_k|}{|\delta o_j o|}\frac{|\delta o_k|}{|\delta o_j o|}=\frac{|f'(net_k)w_{jk}|}{|f'(net_k)w_j o_k|}=\frac{|w_{jk}|}{|w_j o_k|}$$

براي يك واحد پردازشگر مشخص در لايه خروجي نتايج رابطه ۱۰ نشان مي‌دهد كه وزن نسبي يك واحد پردازشگر در لايه پنهان نسبتي از قدر مطلق وزن ارتباط بين واحد پردازشگر لايه مخفي و لايه خروجي است. هنگامي كه شبكه شامل لايه خروجي با بيش از يك واحد پردازشگر باشد آن گاه رابطه ۱۰ نمي‌تواند براي مقايسه دو واحد پردازشگر در لايه پنهان استفاده شود. در صورتي كه چند واحد پردازشگر در لايه خروجي داشته باشيم از روابط ۱۱ و ۱۲ استفاده مي‌شود.

$$w_j o_k=\frac{1}{j}\sum_{j=1}^{J}|w_{jk}| \quad (۱۱$$

$$t_{jk}=\frac{|w_{jk}|}{\frac{1}{j}\sum_{j=1}^{J}|w_{jk}|}=\frac{J|w_{jk}|}{\sum_{j=1}^{J}|w_{jk}|} \quad (۱۲$$

بنابراين با توجه به واحد پردازشگر k، هر واحد پردازشگر در لايه پنهان داراي ارزشي بزرگتر يا كوچكتر از يك مي-باشد. بسته به اين‌كه آيا ارزش آن بيشتر يا كمتر از ارزش ميانگين باشد، تمام واحدهاي پردازشگر مشابه در لايه پنهان يك ارزش كل دريافت مي‌كنند، كه به‌وسيله رابطه ۱۳ محاسبه مي‌شود.

$$J=\sum_{j=1}^{J}t_{jk} \quad (۱۳$$

در نتيجه اهميت j با توجه به تمام واحدهاي پردازشگر در لايه خروجي، به‌وسيله رابطه ۱۴ به‌دست مي‌آيد.

$$t_j = \frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k} t_{jk} \qquad (۱۴)$$

با روش مشابه، با توجه به واحد پردازشگر j در لايه پنهان، درجه اهميت نرمال شده واحد پردازشگر j در لايه ورودي مي‌تواند توسط رابطه ۱۵ به‌دست آيد.

$$s_{ij} = \frac{|w_{ij}|}{\frac{1}{I}\sum_{i=1}^{I}|w_{ij}|} = \frac{I|w_{ij}|}{\sum_{i=1}^{I}|w_{ij}|} \qquad (۱۵)$$

اهميت نهايي واحد پردازشگر j با توجه به لايه مخفي، از رابطه ۱۶ به‌دست مي‌آيد.

$$s_i = \frac{1}{J}\sum_{j=1}^{J} s_{ij} \qquad (۱۶)$$

درجه اهميت ورودي واحد پردازشگر j با توجه به واحد پردازشگر خروجي k، به‌وسيله رابطه ۱۷ به‌دست مي‌آيد.

$$st_j = \frac{1}{J}\sum_{j=1}^{J} s_{ij} t_j \qquad (۱۷)$$

براي قرار دادن خروجي شبكه در يک محدوده خاص (در اين پژوهش محدوده ۱-۰ مد نظر بود) از تابع غيرخطي سيگموئيد[1] (f) به‌دليل مشتق‌پذير بودن، سادگي و كاربرد آن در بيشتر پژوهش‌هاي مبتني بر شبكه عصبي مصنوعي مطابق رابطه ۱۸ استفاده شد (Lee *et al.*, 2003).

$$f(net_{pi}) = \frac{1}{1+e^{-net_{pi}}} \qquad (۱۸)$$

[1] Sigmoid Function

در اين پژوهش براي تعيين ساختار بهينه شبكه و پيش-بيني خطر وقوع زمين‌لغزش تعداد نرون در لايه پنهان از ۵ تا ۲۰ با ضريب يادگيري ۰/۱ تغيير داده شد. بعد از اين مرحله تعداد نرون در لايه ورودي از ۵ تا ۹ تغيير داده شد و در هر مرحله ريشه ميانگين مربعات خطا محاسبه گرديد. در نهايت با توجه به خطاي محاسبه شده، مقدار تأثير تعداد نرون در لايه ورودي بر روي خطاي شبكه تعيين گرديد. سپس خروجي شبكه با الگوبي از ساختار شبكه كه داراي كمترين ريشه ميانگين مربعات خطا بود، به‌صورت يک ماتريس ۴۵۰۱۶ در ۱ و در محدوده ۰ تا ۱ ارائه شد. سپس اين ماتريس در محيط GIS با اختلاف ۰/۲ به ۵ رده پايدار، خطر كم، خطر متوسط، خطر زياد و بسيار زياد تقسيم شد. در نهايت ارزيابي نقشه تهيه شده در مرحله آزمايش، توسط ۳۰ درصد داده‌ها صورت گرفت (Yilmaz, 2009; Rakei *et al.*, 2007).

نتايج

تعيين تعداد تكرار بهينه

براي جلوگيري از يادگيري بيش از حد شبكه و افزايش خطا در شبكه مي‌بايست تعداد تكرار بهينه در شبكه تعيين گردد. براي انجام اين كار تعداد تكرار از ۲۰۰۰ تا ۴۰۰۰۰ تغيير داده شد و در پايان هر مرحله خطاي آموزش و آزمايش ثبت گرديد. به‌طور معمول با افزايش تعداد تكرار، خطاي مرحله آموزش كم مي‌شد. در اين پژوهش خطاي آزمايش ابتدا تا تعداد ۱۴۰۰۰ تكرار كاهش يافت ولي بعد از آن خطا شروع به افزايش نمود. نتايج اين مرحله را مي‌توان در شكل ۲ مشاهده كرد. در نتيجه تعداد تكرار بهينه ۱۴۰۰۰ با ريشه ميانگين مربعات خطاي ۰/۰۵۲۴ در مرحله آزمايش انتخاب شد.

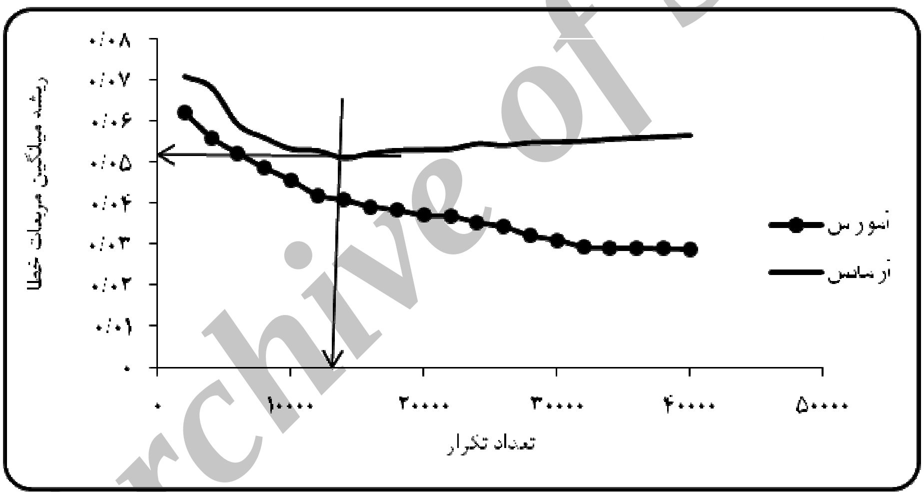
تعيين ساختار بهينه شبكه عصبي مصنوعي

بعد از انتخاب تعداد تكرار بهينه، براي انتخاب ساختار بهينه شبكه عصبي مصنوعي تعداد نرون لايه مياني از ۵ تا ۲۰ با نسبت يادگيري از ۰/۲ تغيير داده شد. در هر مرحله ريشه ميانگين مربعات خطا محاسبه گرديد. در

نهايت ساختاري که داراي کمترين خطا بود به‌عنوان ساختار بهينه انتخاب شد. نتايج حاصله در جدول ۱ و شکل ۳ ارائه شده است.

بعد از تعيين تعداد نرون بهينه در لايه مياني شبکه عصبي مصنوعي يعني ۱۴ نرون و يک نرون در لايه خروجي، تعداد نرون در لايه ورودي از ۱ تا ۹ با ضريب يادگيري ۰/۲ و ضريب ممنتم ۰/۹۵ تغيير داده شد و ريشه ميانگين مربعات خطا و ضريب تبيين در هر تکرار محاسبه گرديد. نتايج اين تکرارها در جدول ۲ و شکل ۴ آورده شده است.

همان طوري که در شکل ۴ مشاهده مي‌شود، هر چه تعداد نرون در لايه ورودي شبکه عصبي مصنوعي زياد شود، مقدار ريشه ميانگين مربعات خطا کاهش مي يابد. مطابق جدول ۲ ضريب تبيين آن افزايش يافته است. بعد از به‌دست آمدن اين نتايج، پهنه‌بندي خطر وقوع زمين‌لغزش در منطقه مورد مطالعه با ۹ نرون در لايه ورودي، ۱۴ نرون در لايه پنهان و ۱ نرون در لايه خروجي صورت گرفت که نقشه تهيه شده در شکل ۵ مشاهده مي‌شود. در اين نقشه ۳۵/۱۴ درصد در طبقه پايدار، ۲۶/۷۳ درصد در طبقه کم خطر، ۱۴/۵۹ درصد در طبقه خطر متوسط، ۹/۸۸ درصد در طبقه خطر زياد و ۱۳/۶۳ درصد در طبقه خطر خيلي زياد قرار گرفته است. اين نتايج در شکل ۶ نشان داده شده است.



شکل ۲- نتايج آزمايشات براي انتخاب تعداد تکرار بهينه

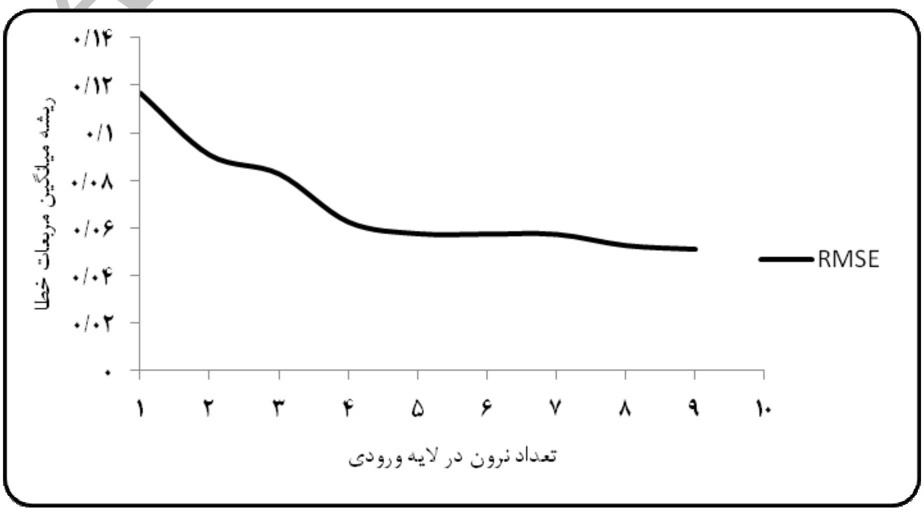
جدول۱- نتايج تکرارها براي انتخاب ساختار بهينه شبکه

ضريب تبيين	ريشه ميانگين مربعات خطا	تعداد نرون در لايه پنهان	ضريب تبيين	ريشه ميانگين مربعات خطا	تعداد نرون در لايه پنهان
۰/۹٦۰۸	۰/۰۵۱۳	۱۳	۰/۹۶۱۲	۰/۰۵۲۲	۵
۰/۹٦۲۳	۰/۰۵۱	۱۴	۰/۹٦۰٦	۰/۰۵۱٤	۶
۰/۹٦۱۲	۰/۰۵۱۲	۱۵	۰/۹۵٦٦	۰/۰۵۲٤	۷
۰/۹۵۷۵	۰/۰۵۲۱	۱۶	۰/۹٦۰۸	۰/۰۵۱۳	۸
۰/۹۵۹۱	۰/۰۵۱۸	۱۷	۰/۹۵۹۱	۰/۰۵۱۸	۹
۰/۹۵۷٤	۰/۰۵۲۲	۱۸	۰/۹۵۸۲	۰/۰۵۲	۱۰
۰/۹۵۹۷	۰/۰۵۱٦	۱۹	۰/۹٦۱۱	۰/۰۵۱۲	۱۱
۰/۹۸۸۳	۰/۰۵۲	۲۰	۰/۹٦۰۷	۰/۰۵۱۳	۱۲

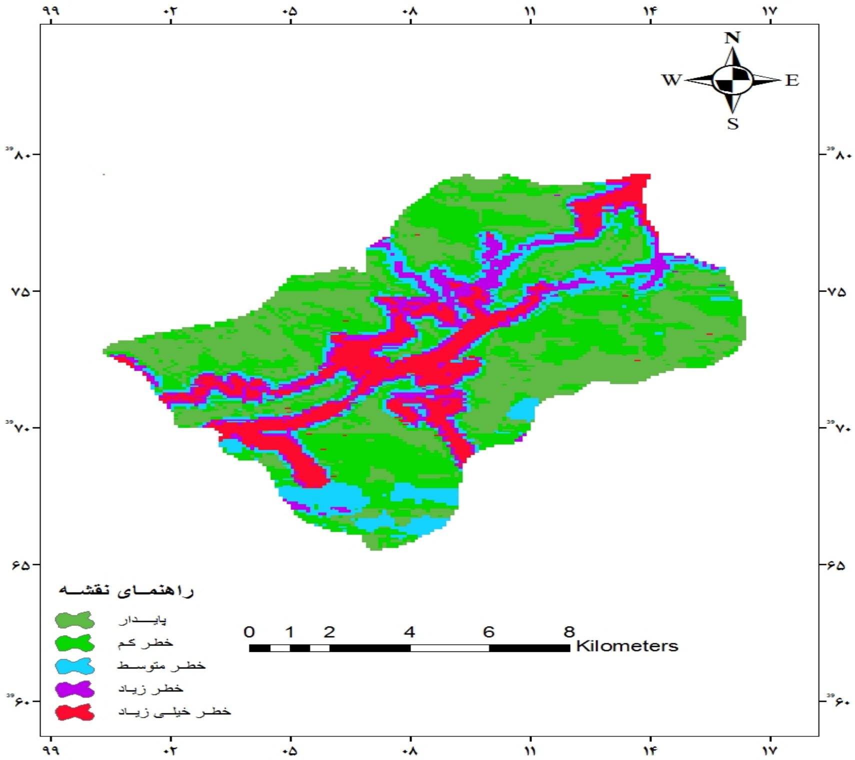
شکل ۳- تغییرات ریشه میانگین مربعات خطاي شبکه در تعداد نرون‌هاي میاني مختلف (**LR=۰/۲**)

جدول ۲- نتایج تکرارها با تعداد نرون مختلف در لایه ورودي

تعداد نرون در لایه ورودي	تعداد نرون در لایه پنهان	تعداد نرون در لایه خروجي	ریشه میانگین مربعات خطا	ضریب تبیین
۱	۱۴	۱	۰/۱۱۶۷	۰/۷۸۷۳
۲	۱۴	۱	۰/۰۹۰۷	۰/۸۴۳۹
۳	۱۴	۱	۰/۰۸۲۷	۰/۸۶۲۶
۴	۱۴	۱	۰/۰۶۲۴	۰/۹۲۰۹
۵	۱۴	۱	۰/۰۵۷۵	۰/۹۳۸۵
۶	۱۴	۱	۰/۰۵۷۳	۰/۹۳۹۲
۷	۱۴	۱	۰/۰۵۷۲	۰/۹۳۹۶
۸	۱۴	۱	۰/۰۵۲۵	۰/۹۵۶۱
۹	۱۴	۱	۰/۰۵۱	۰/۹۶۲۳



شکل ۴- تغییرات ریشه میانگین مربعات خطاي تکرارها با تعداد نرون مختلف در لایه ورودي



شکل ۵- نقشه پهنه‌بندي خطر وقوع زمين‌لغزش در منطقه مورد مطالعه

شکل ۶- نتايج پهنه‌بندي خطر وقوع زمين‌لغزش

بحث و نتيجه‌گيري

هر ساله بلاياي طبيعي در سراسر جهان موجب مي‌شوند تا خسارت‌هاي جاني و مالي زيادي به ساكنين كره زمين وارد شود كه ايران هم از اين امر مستثنيٰ نيست. از بين بلاياي طبيعي، حركت‌هاي توده‌اي بخصوص زمين‌لغزش حدود ۹ درصد اين خسارت‌ها را شامل مي‌شود و در اثر توسعه و عمران شهري و روستايي اين روند رو به رشد در دهه آتي ادامه خواهد داشت (Yilmaz, 2009). در اين پژوهش از شبكه عصبي مصنوعي و اطلاعات مكاني مرتبط با وقوع زمين‌لغزش در منطقه مورد مطالعه براي پيش‌بيني خطر وقوع زمين‌لغزش استفاده شد. نتايج به‌دست آمده حاكي از اين است كه تعداد تكرار مناسب

براي جلوگيري از خطر بيش آموزش و پيش‌بيني با كمترين خطا ۱۴۰۰۰ تكرار به‌دست آمد. در پژوهش مختلف با توجه به ماهيت آن، تعداد تكرار مناسب متفاوت مي‌باشد. .Lee *et al* (۲۰۰۶) با ۳۰ نرون در لايه پنهان، Ermini *et al*., (2005) با ۸ نرون و (2008) Melchiorre *et al*., با ۱۴ نرون در لايه پنهان به بهترين جواب دست يافتند. براي تعيين تعداد نرون در لايه ورودي، تعداد نرون با توجه به ۹ عامل مؤثر مورد بررسي اين پژوهش در وقوع زمين‌لغزش، از ۱ تا ۹ تغيير داده شد. نتايج حاكي از آن است كه با افزايش تعداد نرون در لايه ورودي، ريشه ميانگين مربعات خطا كاهش و ضريب تبيين افزايش مي يابد. نتايج نشان داد كه به‌دليل ماهيت پيچيده فرآيند وقوع زمين‌لغزش، هرچه تعداد عوامل مؤثر بر وقوع زمين‌لغزش براي بررسي و شناخت اين پديده بيشتر باشد نقشه پهنه‌بندي وقوع زمين‌لغزش از دقت بالاتري برخوردار خواهد بود كه با نتايج Gomez & (2005)Kavzoglu، Yesilnacar & Topal (2005)، Ermini *et al*., (2005)، Melchiorre *et al*., (2006) و Yilmaz (2009) همخواني دارد، زيرا اين محققين نيز با تعداد نرون زيادتر در لايه ورودي، به ساختار بهينه دست يافتند. در نهايت ساختار۱-۱۴-۹ به‌عنوان ساختار بهينه انتخاب و پهنه‌بندي وقوع زمين‌لغزش با اين ساختار صورت گرفت. در اين ساختار دقت شبكه براي داده‌هاي لغزشي و غيرلغزش برابر ۹۲/۳۰۷ درصد و ميانگين مربعات خطاي و ضريب تبيين به‌ترتيب برابر ۰/۰۵۱ و ۰/۹۶۲۳ بود. نتايج پژوهش هاي. Rakei *et al*., (2007) داراي دقت ۹۱/۱۵ درصد، Yesilnacar & Topal (2005) داراي دقت ۸۲/۱۲ درصد و Gomez & (2005) Kavzoglu داراي دقت ۹۰ درصد بود. نتايج به‌دست آمده نشان داده كه از كل وسعت حوزه مورد مطالعه حدود ۳۵/۱۴، ۲۶/۷۳، ۱۴/۵۹، ۹/۸۸ و ۱۳/۶۳ درصد از مساحت منطقه به‌ترتيب در كلاس‌هاي خطر پايدار، كم، متوسط، زياد و خيلي زياد قرار گرفته است. با توجه به اين نتايج منطقه از نظر وقوع زمين‌لغزش از پايداري نسبي برخوردار است.

References

-Ahmadi, M. and Ebrahimpor, G., 2008. Estimate value form change in Tunnel around and relative effect geomechnical parameters them use artificial neural networks. Journal of Iran geology engineering society 1(1), 61-70.

- Ahmadi, H., 2006. Applied geomorphology, volume 1 (water erosion), second edition, University of Tehran press, 688p.

- Banimahd M. and Yasrebi S., 2003. Application artificial neural networks in geotechnical engineering: modeling, analysis, design. Engineering Modares Journal 14, 1-12.

-Caniani D., Pascale S., Sdao F., Sole A., 2008. Neural networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza. Natural Hazards 45, 55–72.

-Crosta B.G., 2009. Dating, triggering, odeling and hazard assessment of large landslides. Geomorphology 103, 1 – 4.

-Ermini L., Catani F., Casagli N., 2005. Artificial neural network to landslide susceptibility assessment. Geomorphology 66, 327–343.

-Gomez H., Kavzoglu T., 2005. Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. Engineering Geology 78(1–2), 11–27.

- Jackson, A. B. V., 2004. Acquaintance with neural networks, translated by Alborzi, M. second edited, Shrif economic university publication, 137p.

-Lee S., Ryu J. H., Lee M. J., 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.

-Lee S., Ryu J. H., Lee M. J., Won J. S., 2006. The Application of artificial neural networks to landslide susceptibility mapping at Janghung, Korea. Mathematical Geology 38(2), 199-220.

-Lee S., Ryu J. H., Won J. S., Park H. J., 2004. Determination and application of the weights for landslide susceptibility mapping using an artificial neural network. Engineering Geology 71, 289–302.

-Melchiorre C., Matteucci M., Azzoni A., 2008. Artificial neural networks and cluster analysis in landslide susceptibility zonation. Geomorphology 94, 379 – 400.
-Melchiorre C., Matteucci M., Remondo J., 2006. Artificial Neural Networks and Robustness Analysis in Landslide Susceptibility Zonation, International Joint Conference on Neural Networks Sheraton Vancouver Wall Centre Hotel, Vancouver, BC. Canada 16-21.
- Meamarian, H. and Sayarpour, M., 2006. The role of slope parameter on the error occur in zonation landslide hazard. Journal technical faculty 40, 1,105-113.
- Mohammadi M., Moradi H. R., Feiznia, S. and Pourghasemi H. R., 2008. Effects of Rangeland vegetation on slope stability in a part of Haraz Watershed Using GIS. Rangeland Journal 2, 3, 289-300.
- Moghimi A., Elavipanah S.K. and Jafari T., 2008. Assessment and effects parameters zonation in occurrence landslides Aladagh. Geographic Researches 64, 53-75.
- Pourghasemi H. R., Moradi H. R., Mohammadi M., and Mahdavifar M. R., 2008. Landslide Hazard Assessment and Evaluation Using Fuzzy Operators. Agriculture and Natural Resources Sciences 12, 46, 375-390.
- Rakei B., Khamechian M., Abdolmaleki P. and Giahchi P., 2007. Application artificial neural networks in Landslide zonation. Sciences Tehran University 33, 1, 57-64.
- Refahi, H., 2003. Water erosion and its control, Tehran university publication, (4), 671 p.
- Shadfar, S., Yamani, M., Ghodosi J. and Ghayomian. M., 2007. Landslide hazard zonation using AHP method. Pajouhesh and sazandegi 75, 118-126.
-Yesilnacar E., Topal T., 2005. Landslide susceptibility mapping: a comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey). Engineering Geology 79, 251–266.
-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.

Assessment of the Effect of Input Factors Number in Accuracy of Artificial Neural Network for Landslide Hazard Zonation (Case study: Haraz Watershed)

H. R. Moradi[*1], A. R. Sepahvand[2] and P. Abdolmaleki[3]
[1] Associate Prof., Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, I.R. Iran Senior
2 M.Sc. Graduate Student of Watershed Management, Tarbiat Modares University, I.R. Iran Senior
3 Assistant Prof., Faculty of Science, Tarbiat Modares University, I.R. Iran
(Received: 2010/May/31, Accepted: 2013/January/08)

Abstract
More than 30% of Iran's land is formed from mountainous areas. So each year, landslides cause damages to structures, residential areas and forests, creating sedimentation, muddy floods and finally deposit the sediments in reservoir dams. Therefore, for preventing of this damages and expressing the sensitivity rate of hillslopes, landslide hazard zonation is considered in prone areas. The purpose of this study is to determine the optimal structure of artificial neural network with different numbers of input factors for the landslide hazard zonation in the Haraz Watershed. First, the number of optimal epochs was determined to prevent network overlearning with trial and error method. Then, 14 neurons were determined in the hidden layer. Finally, the number of neurons was changed from 1 to 9 in the input layer. According to the obtained results, with increasing the number of neurons in the input layer, efficiency of Artificial Neural Network improved for landslide susceptibility mapping. In this research, nine neurons in the input layer, 14 neurons in the hidden layer and one neuron in the output layer were selected as the optimal structure. Root Mean Square Error and Descriptive Coefficient (R^2) were equal to 0.051 and 0.962, respectively and the accuracy of landslide hazard zonation map was equal to 92.3%. Meanwhile, the results showed that about 35.14, 26.73, 14.59, 9.88, and 13.63 percent of all studied areas are located in stable, low, moderate, high and extremely hazardous areas, respectively.

Keywords: Haraz Watershed, Landslide, Artificial Neural Network, Landslide Susceptibility Zonation

*Corresponding author: Tel: +98 122 6253101 Fax: +98 122 6253499 E-mail: hrmoradi@modares.ac.ir