



شماره ۱۱۳، زمستان ۱۳۹۵

پژوهش‌های آبخیزداری

(پژوهش و سازندگی)

پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی در بخشی از حوزه‌ی آبخیز هراز

● علیرضا سپه‌وند*

(نویسنده مسئول) گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه لرستان

● حمیدرضا مرادی

دانشیار گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی، دانشگاه تربیت مدرس

● پرویز عبدالمالکی

دانشیار گروه بیوفیزیک، دانشکده علوم زیستی، دانشگاه تربیت مدرس

تاریخ دریافت: آبان ۱۳۹۲ تاریخ پذیرش: تیر ۱۳۹۴

* Corresponding Email: Sepahvand1982@ut.ac.ir

چکیده

بخش بزرگی از کشور ایران را مناطق کوهستانی تشکیل می‌دهد. هر ساله زمین‌لغزش موجب خسارت به انواع سازه‌های مهندسی، مناطق مسکونی، جنگل‌ها و در پی آن ایجاد رسوب و سیلاب‌های گل‌آلود و در نهایت پر شدن مخازن سدها می‌گردد. از آن‌جا که پیش‌بینی زمان و مکان رخداد زمین‌لغزش از توان دانش فعلی بشر خارج است. لذا برای بیان حساسیت دامنه‌ها، به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در مناطق مختلف می‌پردازند. هدف این تحقیق تهیه نقشه خطر وقوع زمین‌لغزش در بخشی از حوزه آبخیز هراز می‌باشد. در این تحقیق برای پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش از شبکه عصبی مصنوعی و با استفاده از ۹ عامل، شیب، جهت شیب، فاصله از رودخانه، زمین‌شناسی، فاصله از گسل، فاصله از جاده، کاربری اراضی، طبقات ارتفاعی و بارش استفاده شد. در شبکه عصبی مصنوعی وزن همه فاکتورها با استفاده از روش پس انتشار خطا تعیین شد. موقعیت وقوع زمین‌لغزش‌های اتفاق افتاده در منطقه و نقاط غیرلغزشی، با استفاده از عکس‌های هوایی و بازدید میدانی تعیین شد. به این منظور از ۷۸ نقطه لغزشی و ۷۸ نقطه غیر لغزشی مشخص شده در منطقه، ۷۰ درصد برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمایش مدل استفاده شد. نتایج حاصله بیانگر این موضوع بود که شبکه عصبی با ساختار ۱-۱۴-۹ و ضریب یادگیری ۰/۲ دارای ریشه میانگین مربعات خطا برابر ۰/۰۵۱ است. دقت شبکه در مرحله آموزش و آزمایش برابر ۹۲/۳۰۷ درصد و ضریب تبیین آن برابر ۰/۹۶۲ بود.

واژه‌های کلیدی: زمین‌لغزش، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، الگوریتم پس انتشار خطا، تابع سیگموئید

Landslide Hazard Mapping Using the Artificial Neural Network a Part of Haraz Watershed

A.R. Sepah Vand

(Corresponding Author). Department of Range and Watershed Management Engineering, faculty of Agriculture and Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Iran

H.R. Moradi

Associate Prof., Department of Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

P. Abdolmaleki

Assistant Prof., Department of Biophysics, Faculty of Biological Sciences, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

Abstract

A large part of Iran's formed mountainous areas, so each year, landslides cause damage to structures, residential areas and forests, creating sedimentation, mud floods and finally cause filling reservoirs. Since forecasting of the landslide occurrence is out of human knowledge in both temporally and spatially, so the landslide susceptibility mapping is considered in order to be shown how much a mountain slope is susceptibility to a mass movement. The purpose of this study was to preparation of landslide susceptibility map in a Part of Haraz Watershed. In this study nine factors including slope percent and aspect, geology, precipitation, distance from the road and the river and faults, land use and elevation were used. These factors were then used with an artificial neural network to analyze landslide susceptibility. Each factor's weight was determined by the back-propagation training method. Landslide locations were identified in the study area from interpretation of aerial photographs and field survey data. From seventy eight points of landslide occurrence and seventy eight points of non-landslide occurrence determined in this area, 70 and 30 percent used for training and testing, respectively. The results of the Artificial Neural network showed that 1-14-9 structure with 0.2 learning rate is optimal structure and Root Mean Square Error is 0.051. Accuracy of network in training and testing phase was equal 92.307 and Coefficient of Determination was equal 0.962.

Keywords: Landslide, Artificial Neural Network, Back Propagation Algorithm, Sigmoid Function

شده که این سیلاب های گل آلود علاوه بر خسارت های جانی، مالی و زیست محیطی، از عمر مفید سازه های آبی مستقر بر روی رودخانه ها می کاهد (Alijani, Ghohrodi and Ahmadi, 2007). از آن جا که پیش بینی زمان و مکان رخداد زمین لغزش از توان دانش فعلی بشر خارج است لذا برای بیان حساسیت دامنه ها به پهنه بندی خطر زمین لغزش در مناطق مختلف می پردازند. در پهنه بندی خطر زمین لغزش سطح زمین به نواحی مجزایی از درجات مختلف خطر کم تا بسیار زیاد تقسیم می شود (Shadfar, Yamani, Ghodosi and Ghayomian, 2007, Lee, Ryu, Lee and Won, 2006). این فرآیند بر مبنای شناخت ویژگی های طبیعی و مدل سازی کمی بر پایه داده های ناحیه موجود صورت می گیرد. روش های متعددی برای پهنه بندی خطر زمین لغزش وجود دارد. به طور کلی این روش ها به دو دسته: روش های مستقیم و روش های غیرمستقیم، تقسیم می شوند. روش های مستقیم پهنه بندی بر اساس

مقدمه

حرکت های توده ای عبارت از جابه جایی حجم زیادی از توده های خاک، سنگ و یا ترکیبی از آن ها به طرف پایین شیب در اثر نیروی ثقل می باشد، این پدیده زمانی رخ می دهد که نیروی حاصل از وزن مواد بیش از نیروی مقاومت ناشی از نیروی برشی خاک باشد (Moghimi, Elavipanah and Jafari, 2008). بخش بزرگی از کشور ایران را مناطق کوهستانی تشکیل می دهد، لذا زمین لغزش یکی از حوادث طبیعی است که سالانه خسارت جانی و مالی فراوانی به کشور وارد می سازد. افزون بر آن اثرات اجتماعی و زیست محیطی ناشی از وقوع این پدیده، مانند مهاجرت و بیکاری را نباید نادیده گرفت (Shirani, Chavoshi and Ghauomian, 2006, Lin, Chou and Lin, 2008). همچنین تقریباً ۶۰ درصد از زمین لغزش ها در کنار جریان های آبی رخ داده اند. وقوع این پدیده بار رسوبی رودخانه ها را افزایش داده و در نهایت باعث بروز سیلاب های گل آلود

آمده از شبکه با اختلاف ۰/۲ به پنج طبقه از نظر خطر تقسیم گردید. Lee و همکاران (۲۰۰۶)، به پهنه‌بندی حساسیت‌پذیری زمین لغزش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در منطقه جونقوک کره پرداختند، نتایج آن‌ها نشان داد که می‌توان از روش شبکه عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری مناسب برای تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت‌پذیری زمین لغزش استفاده کرد. Melchiorr و همکاران (2008)، به تهیه نقشه پهنه بندی زمین لغزش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز گسیختگی پرداختند و به این نتیجه رسیدند که روش شبکه عصبی مصنوعی یک روش خوب برای پهنه بندی زمین لغزش است. Yilmaz (2009)، به پهنه بندی خطر زمین لغزش در منطقه کت (توکت- ترکیه) با استفاده از سه روش نسبت فراوانی، رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی پرداخت. نقشه های پهنه بندی با سه روش مذکور تهیه شد و بعد از مقایسه نقشه‌ها با نقشه واقعیت زمینی زمین لغزش به این نتیجه رسید که در بین نقشه های پهنه بندی تهیه شده، نقشه ای که با شبکه عصبی تهیه شده بود بیشترین همبستگی را با نقشه واقعیت زمینی زمین لغزش داشت. حوزه آبخیز هراز به دلیل موقعیت جغرافیایی، ویژگی های طبیعی و زمین شناختی یکی از مناطق مستعد بروز حرکات توده‌ای است.

از آن جا که رود هراز جزء مهمترین و پر آب ترین رود های استان مازندران بوده و از لحاظ اقتصادی به دلیل داشتن بیش از ۳۵ کارگاه پرورش ماهی و آبیاری مزارع در سطح جلگه و در بر داشتن جاده هراز به عنوان یکی از مهمترین محورهای مواصلاتی کشور دارای اهمیت زیادی است. لذا هدف از تحقیق حاضر تعیین بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی با بررسی کامل منطقه برای پهنه بندی خطر زمین لغزش است. پهنه بندی حوزه مورد مطالعه به نواحی با درجات مختلف خطر از دیگر اهداف این تحقیق می باشد تا با شناسایی این مناطق، اقدامات اجرایی برای کنترل در منطقه به سمت و سویی منطقی هدایت گردد و از اتلاف انرژی و سرمایه جلوگیری شود.

مواد و روش ها

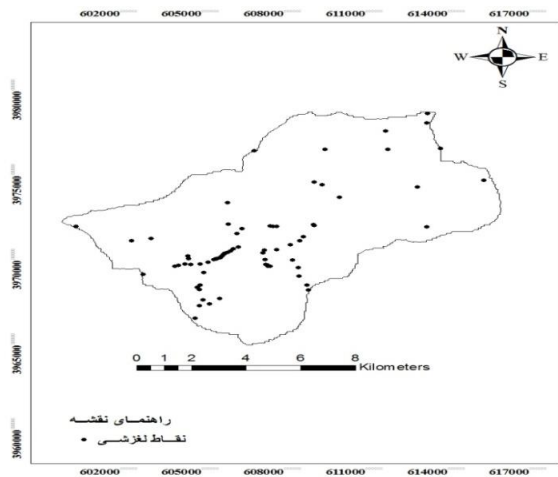
منطقه مورد مطالعه در بخش مرکزی سلسله جبال البرز در استان مازندران قرار دارد که خود بخشی از زیر حوزه رودخانه هراز می‌باشد. این منطقه با مساحت ۱۱۲/۵۴ کیلومتر مربع مطابق شکل ۱ بین طول های جغرافیایی "۳۸' ۵۲۰۰۶" تا "۲۴' ۵۲۰۱۷" شرقی و عرض های "۳۹' ۳۵۰۴۹" تا "۱۱' ۳۵۰۵۷" شمالی قرار دارد.

قضاوت های متکی بر مناطق لغزش یافته صورت می گیرد و روش های غیرمستقیم، بر اساس شناسایی عوامل کنترل کننده و تلفیق این عوامل به عنوان معرف های پتانسیل زمین لغزش می باشد (Rakei, Khamechian, Abdolmaleki and Giahchi, 2007). یکی از روش های پهنه بندی خطر زمین لغزش، روش شبکه عصبی مصنوعی^۱ می باشد. روش شبکه عصبی مصنوعی یک مکانیسم محاسباتی است که قادر است با گرفتن اطلاعات و محاسبه کردن آن ها یک سری اطلاعات جدید را ارائه دهد (Lee et al, 2006). در این شبکه سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان ساخته شود تا همانند مغز قدرت یادگیری، تعمیم دهی و تصمیم گیری داشته باشد (Gomez and Kavzoglu, 2005) و یک پهنه بندی از یک فضای چند متغیره با اطلاعات دریافتی را به وجود آورد (Lee et al, 2006). روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش های دیگر دارای مزیت‌هایی است، از آن جمله این روش از توزیع آماری داده ها مستقل است و به متغیر های آماری مخصوصی نیاز ندارد (Caniani, Pascale, Sdao and Sole, 2008, Lee et al, 2006). روش شبکه عصبی مصنوعی مسائل و مشکلاتی را مورد بررسی قرار می دهد که روش های آماری به دلیل محدودیت تئوری شان قادر به پاسخ گویی به آن ها نیستند (Caniani, Pascale, Sdao and Sole, 2008, Ermini, Catani and Casagli, 2005). این مدل با بررسی سابقه و خصوصیات زمین-لغزش های اتفاق افتاده در منطقه قادر است که احتمال وقوع زمین لغزش‌ها را در آینده تخمین بزند (Gomez and Kavzoglu, 2005, Lee, Ryu, Won and Park, 2004). مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای چند نوع می باشد که در این تحقیق از روش چند لایه پرسپترون (MLP) استفاده شده است. مدل چند لایه پرسپترون^۲ (MLP) که اولین بار توسط ویدور^۳ و روزنبلات^۴ مطرح شد، شامل سه لایه ورودی^۵، پنهان^۶ و خروجی^۷ می باشد که هر لایه از تعدادی واحد پردازشگر به-نام نرون^۸ تشکیل شده است.

در زمینه پهنه بندی خطر زمین لغزش تحقیقاتی با روش شبکه عصبی مصنوعی در جهان و ایران صورت گرفته است که از آن-جمله می توان به مطالعات زیر اشاره کرد: در ایران Rakei و همکاران (۲۰۰۷)، به ارزیابی کاربرد سیستم شبکه عصبی مصنوعی در پهنه بندی زمین لغزش در منطقه سفیدارگله در استان سمنان پرداختند. نتایج نشان داد که این روش در مرحله آزمایش دارای دقت ۹۱/۲۵ درصد و خروجی به‌دست

1. Artificial Neural Network (ANN)
2. Multi layer Perseptron
3. Widrow
4. Rosenblatt
5. Input Layer
6. Hiden Layer
7. Output Layer
8. Neuron

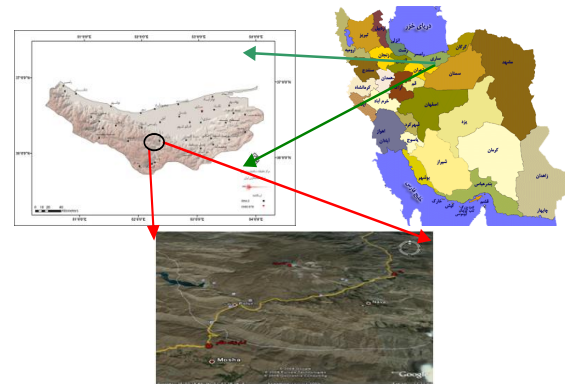
(Kavzoglu, 2005) لذا در چنین مناطقی ۷۸ نقطه غیر لغزشی و ۷۸ زمین لغزش اتفاق افتاده و مطابق شکل ۲ در منطقه مشخص شد. تمام داده های مذکور در فرمت های برداری و رستری در محیط GIS ذخیره و برای انجام تحلیل های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی در نرم افزار MATLAB^۲ مورد استفاده قرار گرفتند. جهت تعیین خصوصیات هر نقشه، بایستی آن را به پیکسل هایی با اندازه مشخص تقسیم کرد. اگر اندازه پیکسل ها کوچک باشد دقت پهنه بندی زیاد ولی حجم اطلاعات زیاد و در نتیجه وقت گیر می باشد. با توجه به موارد ذکر شده اندازه هر پیکسل ۵۰*۵۰ متر مناسب تشخیص داده شد. در نتیجه پیکسل بندی، منطقه به ۴۵۰۱۶ پیکسل با اندازه ۵۰*۵۰ متر تقسیم شد. در این تحقیق از مجموع ۱۵۶ نقطه لغزشی و غیر لغزشی، حدود ۷۰ درصد داده ها به طور تصادفی برای آموزش شبکه و ۳۰ درصد باقیمانده برای آزمایش شبکه به کار برده شدند. برای کد گذاری لایه های مختلف ابتدا شاخص حساسیت زمین لغزش^۳ (LSI) در هر طبقه از عوامل تعیین شد.



شکل ۲ موقعیت نقاط لغزشی در منطقه مورد مطالعه

برای تعیین شاخص حساسیت زمین لغزش (LSI) هر یک از طبقه های عوامل مختلف از مدل احتمالی نسبت فراوانی^۴ استفاده شد زیرا کاربرد این مدل ساده و نتایج آن خیلی قابل اعتماد هستند (Lee et al, 2004, Yilmaz, 2009). برای تعیین نسبت فراوانی هر یک از طبقات عوامل موثر بر وقوع زمین لغزش، ابتدا با استفاده از سامانه اطلاعات جغرافیایی درصد پیکسل های لغزشی و فاقد لغزش منطقه مورد مطالعه تعیین و سپس نسبت فراوانی برای هر یک از کلاس های عوامل از تقسیم نسبت درصد پیکسل های لغزشی به درصد پیکسل های غیر لغزشی محاسبه گردید. در نهایت شاخص حساسیت به خطر زمین لغزش بر اساس رابطه ۱ محاسبه شد (Rakei et al, 2007, Yilmaz, 2009).

1. Digital Elevation Model
2. Matrix Laboratory
3. Landslide Susceptibility Index
4. Frequency Ratio



شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه

در این تحقیق برای تهیه نقشه پهنه بندی خطر زمین لغزش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در منطقه، از ۹ عامل درجه شیب، جهت شیب، میزان بارش، ارتفاع از سطح دریا، کاربری اراضی، زمین شناسی، فاصله از جاده، فاصله از شبکه آبراهه و فاصله از گسل استفاده شد. اولین گام، گردآوری داده های لازم برای تبدیل به لایه های اطلاعاتی (کد) جهت معرفی به شبکه عصبی مصنوعی و ارزیابی این پدیده می باشد. بدین منظور، نقشه زمین شناسی منطقه در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰، نقشه توپوگرافی در مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ و عکس های هوایی در مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ از سازمان های مربوطه فراهم گردید. نقشه های مذکور جهت استفاده، در محیط GIS^۱ رقمی شده و از روی نقشه مدل رقمی ارتفاع منطقه، نقشه های شیب، جهت شیب، ارتفاع^۱ از سطح دریا و با استفاده از نقشه توپوگرافی، نقشه های فاصله از جاده و فاصله از آبراهه تهیه شد. نقشه کاربری اراضی منطقه با استفاده از تصاویر لندست تهیه شده توسط سازمان جنگل ها، مراتع و آبخیزداری کشور و در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ تهیه و مورد استفاده قرار گرفته است. نقشه های زمین شناسی و فاصله از گسل از روی نقشه زمین شناسی استخراج گردید. جهت تهیه نقشه همپارن با استفاده از آمار بارندگی سالانه ایستگاه های موجود در منطقه (شنگلده، رینه، بایجان و اسک) و با پایه زمانی ۱۰ سال در محیط GIS تهیه گردید. با استفاده از عکس های هوایی منطقه، لغزش های اتفاق افتاده و مناطق مستعد و مشکوک به لغزش در منطقه شناسایی شد. از آن جا که بسیاری از لغزش ها به دلیل ابعاد کم یا ظاهری مشابه با دامنه های مجاور، در عکس های هوایی قابل تشخیص نیستند، لذا برای تکمیل اطلاعات، تمامی لغزش های قابل دسترس (Pourghasemi, Moradi, Mohammadi and MahdaviFar, 2008, Mohamadi, Moradi, Faeiznia and Porghasemi, 2008) و تعیین نقاطی که از دید کارشناسی پتانسیل کمی جهت وقوع زمین لغزش دارند منطقه مورد بازدید صحرایی قرار گرفت. احتمال وقوع زمین لغزش در شیب های کمتر از ۵ درصد وجود ندارد. هم چنین در بستر رودخانه ها زمین لغزش اتفاق نمی افتد (Rakei et al, 2007, Caniani et al, 2008, Gomez and

شبکه ای که در این رابطه استفاده شده است شامل سه لایه می باشد که اولین لایه آن لایه ورودی است که دارای عناصر برداری و خصیصه ای است. دومین لایه، لایه پنهان و سومین لایه شبکه، لایه خروجی است. هر واحد پردازشگر از لایه پنهان به لایه قبلی و بعدی به وسیله ارتباطات وزنی متصل شده است.

میزان خطای شبکه برای یک الگوی مشخص ورودی تابعی از بردار مطلوب خروجی (d) و بردار خروجی واقعی است که به وسیله رابطه ۶ به دست می آید.

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - O_k) \quad \text{رابطه ۶}$$

که در این رابطه خطای کل شبکه، مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر مشاهده شده می‌باشند. خطا در جهت برگشت در سراسر شبکه پس انتشار می یابد و به وسیله فرآیند تنظیم وزن های بین لایه ها به حداقل می رسد. تنظیم وزن ها به صورت زیر بیان می شود.

$$W_{ij}(n+1) = \eta(\delta_j O_i) + \alpha \Delta W_{ij} \quad \text{رابطه ۷}$$

در این رابطه ضریب یادگیری شاخص نسبت تغییرات خطا و پارامتر متمم (گشتاور) است. به نوع لایه‌ها وابسته است، برای مثال:

$$\delta_j = (d_k - O_k) f'(net_k) \quad \text{رابطه ۸}$$

$$\delta_j = \left(\sum_k \delta_k W_{jk} \right) f'(net_j) \quad \text{رابطه ۹}$$

فرآیند پیش‌رو و پس انتشار خطا به‌طور زیادی تا موقعی که خطای کل شبکه حداقل شده یا به مقدار مورد نظر برسد تکرار می‌شود. الگوریتم پس انتشار خطا برای تعیین کردن وزن های هر فاکتور و استفاده از این داده ها برای طبقه بندی استفاده می‌شود. اهمیت خروجی () که خروجی از هر نود لایه خروجی می باشد توسط رابطه ۳-۱۳ به دست می آید.

$$\frac{\partial O_k}{\partial O_j} = f'(net_k) \times \frac{\delta(net_k)}{\delta O_j} = f'(net_k) \times W_{jk} \quad \text{رابطه ۱۰}$$

رابطه ۱۰ هم مقادیر مثبت و هم مقادیر منفی تولید می کند. اگر اندازه اثرات دلخواه باشد، آن گاه اهمیت (وزن) واحد پردازشگر متناسب با واحد پردازشگر دیگر. دو لایه پنهان ممکن است به عنوان نسبتی از قدر مطلق مشتق رابطه ۱۰ محاسبه شود (رابطه ۱۱).

$$\left| \frac{\partial O_k}{\partial O_j} \right| = \left| \frac{\partial O_k}{\partial O_j} \right| \left| \frac{\partial O_k}{\partial O_j} \right| = \left| \frac{f'(net_k) W_{jk}}{f'(net_k) W_j O_k} \right| = \left| \frac{W_{jk}}{W_j O_k} \right| \quad \text{رابطه ۱۱}$$

برای یک واحد پردازشگر مشخص در لایه خروجی نتایج رابطه ۳-۱۴ نشان می دهد که وزن نسبی یک واحد پردازشگر در لایه پنهان نسبتی

$$LSI = \sum F \quad \text{رابطه ۱}$$

که در آن: LSI: شاخص حساسیت به خطر زمین لغزش، Fr: نسبت فراوانی وقوع زمین لغزش در هر طبقه می باشد. در این رابطه هرچه Fr زیاد باشد، میزان حساسیت به وقوع زمین لغزش آن طبقه بالا است. سپس برای ورود این داده ها به محیط برنامه نوشته شده در محیط MATLAB آن ها از کم به زیاد کد بندی شدند (Yilmaz, 2009) که بعد از ورود به شبکه عصبی مصنوعی طبق رابطه ۲ به صورت تصادفی وزن دهی شدند و سپس در مرحله آموزش هر عامل دارای وزن جدیدی شد که این وزن ها برای پیش بینی میزان خطر در دیگر پیکسل ها استفاده گردیدند (Lee et al, 2006).

$$\text{rand}(s1) = 9w1) - 0.7 / 0.7 ; \quad \text{رابطه ۲}$$

که در آن: w1 برابر وزن های اولیه 1 و S1 برابر تعداد نرون در لایه میانی می باشد.

برای ورود اطلاعات مربوط به کل پیکسل های منطقه مورد مطالعه به برنامه نوشته شده در محیط نرم افزار با توجه به متن برنامه نویسی، عوامل ورودی در این تحقیق ۹ عامل بودند، که این عوامل در ۹ ستون با ترتیب سنگ شناسی، درجه شیب، ارتفاع، کاربری اراضی، جهت شیب، فاصله از جاده، بارش، حریم فاصله از شبکه آبراهه و حریم فاصله از گسل در فایل ورودی قرار گرفتند. با توجه به تعداد ۱۶-۴۵۰ واحد کاری، ماتریس ورودی، ماتریسی با ۱۶-۴۵۰ سطر و ۹ ستون ۲۳ خواهد بود. خروجی برنامه نوشته شده به صورت یک فایل با ۱ ستون و ۱۶-۴۵۰ سطر که شامل مقدار خطر پیش بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی برای هر پیکسل خواهد بود. در این تحقیق برای تعیین وزن نهایی ۹ عامل ذکر شده، در شبکه عصبی مصنوعی از روابط ۳ تا ۱۸ استفاده شد (Lee et al, 2006).

$$net = \sum_j W_{ij} O_j \quad \text{رابطه ۳}$$

در معادله بالا وزن بین واحد پردازشگر و خروجی واحد پردازشگر است که از رابطه زیر به دست می آید.

$$O_j = f(net_j) \quad \text{رابطه ۴}$$

که در آن تابع فعال است که معمولا یک تابع غیر خطی است که برای قرار دادن مجموع وزن های خروجی از هر لایه به لایه بعدی استفاده می شود که معمولا از تابع سیگنوییدی استفاده می شود. یکی از مزیت های این تابع این است که مطابق رابطه ۵ قابلیت مشتق پذیری دارد.

$$f' = f(net_j)(1 - fnet_j) \quad \text{رابطه ۵}$$

1. Initial Weights

(Lee et al. 2003, Lee et al. 2006).

$$f(net_{pi}) = \frac{1}{1 + e^{-net_{pi}}} \quad \text{رابطه ۱۹}$$

تعیین تعداد تکرار بهینه

برای جلوگیری از یادگیری بیش از حد شبکه و افزایش خطا در شبکه می‌بایست تعداد تکرار بهینه در شبکه تعیین گردد. برای انجام این کار تعداد تکرار از ۲۰۰۰ تا ۴۰۰۰۰ تغییر داده شد و در پایان هر مرحله خطای آموزش و آزمایش ثبت گردید. در پایان تعداد تکراری که دارای کمترین خطا بود به عنوان تعداد تکرار بهینه انتخاب شد.

تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی

بعد از انتخاب تعداد تکرار بهینه، برای انتخاب ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی و پیش بینی خطر وقوع زمین لغزش تعداد نرون لایه میانی از ۵ تا ۲۰ و ضریب یادگیری ۰/۲ در نظر گرفته شد (Gomez and Kav-2005, Zoglu, 2005, Yesilnacar and Topal, 2005). در هر مرحله ریشه میانگین مربعات خطا^۲ مطابق رابطه ۲۰ محاسبه گردید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2} \quad \text{رابطه ۲۰}$$

در نهایت ساختاری که دارای کمترین خطا بود به عنوان ساختار بهینه انتخاب شد.

بعد از آن خروجی ساختار بهینه شبکه به صورت یک ماتریس ۱۶×۴۵ در ۱ و در محدوده ۰ تا ۱ ارائه شد. سپس این ماتریس در محیط GIS با اختلاف ۰/۲ به ۵ رده خطر، پایدار، خطر کم، خطر متوسط، خطر زیاد و بسیار زیاد تقسیم شد. در نهایت ارزیابی نقشه تهیه شده در مرحله آزمایش، توسط ۳۰ درصد داده‌ها صورت گرفت (Rakei et al., 2007, Yilmaz, 2009).

نتایج

تعداد تکرار بهینه

به طور معمول با افزایش تعداد تکرار خطای مرحله آموزش کم می‌شود ولی خطای آزمایش تا حدی از تعداد تکرار کم می‌شود و بعد از آن دوباره خطا زیاد می‌شود. در این تحقیق ابتدا تا تعداد تکرار ۱۴۰۰۰ کاهش یافت ولی بعد از آن خطا شروع به افزایش گذاشت. نتایج این مرحله را می‌توان در شکل ۳ مشاهده کرد. در نتیجه تعداد تکرار بهینه ۱۴۰۰۰ با ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۰۵۱۴ انتخاب شد.

از قدر مطلق وزن ارتباط بین واحد پردازشگر لایه مخفی و لایه خروجی است. هنگامی که شبکه شامل لایه‌های خروجی با بیش از یک واحد پردازشگر باشد آن گاه رابطه ۱۱ نمی‌تواند برای مقایسه دو واحد پردازشگر در لایه پنهان استفاده شود. در صورتی چند واحد پردازشگر در لایه خروجی داشته باشیم از روابط ۱۲ و ۱۳ استفاده می‌شود.

$$W_j O_k = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J |W_{jk}| \quad \text{رابطه ۱۲}$$

$$t_{jk} = \frac{|W_{jk}|}{\sum_{j=1}^J |W_{jk}|} = \frac{J|W_{jk}|}{\sum_{j=1}^J |W_{jk}|} \quad \text{رابطه ۱۳}$$

بنابراین با توجه به واحد پردازشگر، هر واحد پردازشگر در لایه پنهان دارای ارزشی بزرگتر یا کوچکتر از یک می‌باشد. بسته به این که آیا ارزش آن بیشتر یا کمتر از ارزش میانگین باشد، تمام واحد‌های پردازشگر مشابه در لایه پنهان یک ارزش کل دریافت می‌کنند، که بوسیله رابطه ۱۴ محاسبه می‌شود.

$$\sum_{j=1}^J t_{jk} = J \quad \text{رابطه ۱۴}$$

در نتیجه اهمیت با توجه به تمام واحد‌های پردازشگر در لایه خروجی، به وسیله رابطه ۱۵ به دست می‌آید.

$$t_j = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K t_{jk} \quad \text{رابطه ۱۵}$$

به روش مشابه، با توجه به واحد پردازشگر در لایه پنهان درجه اهمیت نرمالیزه شده واحد پردازشگر در لایه ورودی می‌تواند به وسیله رابطه ۱۶ به دست آید.

$$S_{ij} = \frac{|\omega_{ij}|}{\sum_{i=1}^I |\omega_{ij}|} = \frac{I|\omega_{ij}|}{\sum_{i=1}^I |\omega_{ij}|} \quad \text{رابطه ۱۶}$$

اهمیت نهایی واحد پردازشگر با توجه به لایه مخفی، از رابطه ۱۷ به دست می‌آید.

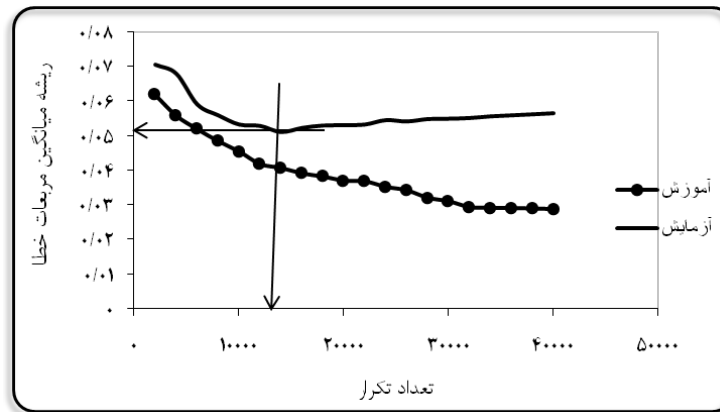
$$S_i = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J S_{ij} \quad \text{رابطه ۱۷}$$

درجه اهمیت ورودی واحد پردازشگر با توجه به واحد پردازشگر خروجی، به وسیله رابطه ۱۸ به دست می‌آید.

$$St_j = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J S_{ij} t_j \quad \text{رابطه ۱۸}$$

برای قرار دادن خروجی شبکه در یک محدوده خاص (در این تحقیق محدوده ۰-۱ مد نظر بود) از تابع غیر خطی سیگموئید^۱ () به دلیل مشتق پذیر بودن، سادگی و کاربرد آن در بیشتر تحقیقات مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی مطابق رابطه ۱۹ استفاده شد

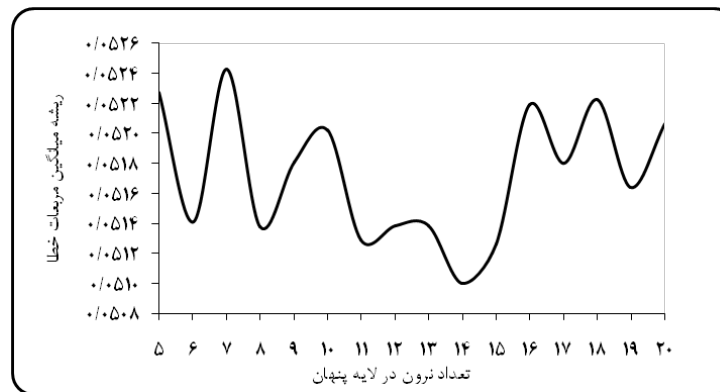
1. Sigmoid Function
2. Root Mean Square Error



شکل ۳ نتایج آزمایشات برای انتخاب تعداد تکرار بهینه

ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی

نتایج تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۱ و شکل ۴ مشاهده کرد.



شکل ۴ منحنی کمترین خطای شبکه (RMSE) در تعداد نرون‌های میانی مختلف (ضریب یادگیری ۰/۲)

همان گونه که در شکل ۳ مشاهده می‌گردد مقدار خطا با ضریب یادگیری ۰/۲ و تعداد ۱۴ نرون در لایه میانی به کمترین مقدار در مرحله آزمایش رسیده است. با توجه به منحنی ارائه شد مشخص گردید که با ضریب یادگیری ۰/۲ و تعداد ۱۴ نرون در لایه میانی و ضریب ممتنم ۰/۹۵ شبکه عصبی مصنوعی مورد نظر دارای کمترین خطا و بهترین جواب را ارائه می‌دهد.

جدول ۱ نتایج تکرارها برای انتخاب ساختار پهنه شبکه با ضریب یادگیری ۰/۲

تعداد نرون در لایه پنهان	ضریب تبیین	ریشه میانگین مربعات خطا
۹-۵-۱	۰/۹۶۱۲	۰/۰۵۲۲
۹-۶-۱	۰/۹۶۰۶	۰/۰۵۱۴
۹-۷-۱	۰/۹۵۶۶	۰/۰۵۲۴
۹-۸-۱	۰/۹۶۰۸	۰/۰۵۱۳
۹-۹-۱	۰/۹۵۹۱	۰/۰۵۱۸
۹-۱۰-۱	۰/۹۵۸۲	۰/۰۵۲
۹-۱۱-۱	۰/۹۶۱۱	۰/۰۵۱۲
۹-۱۲-۱	۰/۹۶۰۷	۰/۰۵۱۳
۹-۱۳-۱	۰/۹۶۰۸	۰/۰۵۱۳
۹-۱۴-۱	۰/۹۶۲۳	۰/۰۵۱
۹-۱۵-۱	۰/۹۶۱۲	۰/۰۵۱۲
۹-۱۶-۱	۰/۹۵۷۵	۰/۰۵۲۱
۹-۱۷-۱	۰/۹۵۹۱	۰/۰۵۱۸
۹-۱۸-۱	۰/۹۵۷۴	۰/۰۵۲۲
۹-۱۹-۱	۰/۹۵۹۷	۰/۰۵۱۶
۹-۲۰-۱	۰/۹۵۸۱	۰/۰۵۲

ضریب تبیین در شبکه عصبی مصنوعی

برای تعیین درجه همبستگی مرحله آموزش و آزمایش، جواب های به دست آمده از خروجی شبکه با داده های شاهد^۱ موجود مقایسه شدند. ضریب تبیین که بین خروجی شبکه و داده های شاهد به دست آمد بیانگر همبستگی بالای بین داده های شاهد با داده های خروجی از شبکه بود که در جدول ۱ نشان داده شده است. ضریب تبیین در مرحله آموزش و آزمایش برابر $R^2 = 0/962$ و بهترین خطی که بین این دو سری داده ها می توان رسم کرد مطابق با رابطه ۲۱ است.

رابطه ۲۱

$$=Y \ 0/954 X + 0/0202$$

دقت شبکه عصبی مصنوعی^۲

برای تعیین دقت شبکه عصبی مصنوعی در پهنه بندی خطر وقوع زمین لغزش بایستی مطابق جدول ۲ تعداد پیکسل های که در مرحله آزمایش شبکه به درستی توانسته وقوع یا عدم وقوع لغزش را تشخیص دهد، مشخص و بر کل پیکسل ها تقسیم گردند.

جدول ۲ مقادیر مربوط به عملکرد شبکه در تشخیص جواب های درست

طبقه بندی	پیکسل های که بدرستی پیش بینی شده اند	پیکسل های که بدرستی پیش بینی نشده اند	تعداد کل
غیر لغزشی و لغزشی	۴۸	۴	۵۲

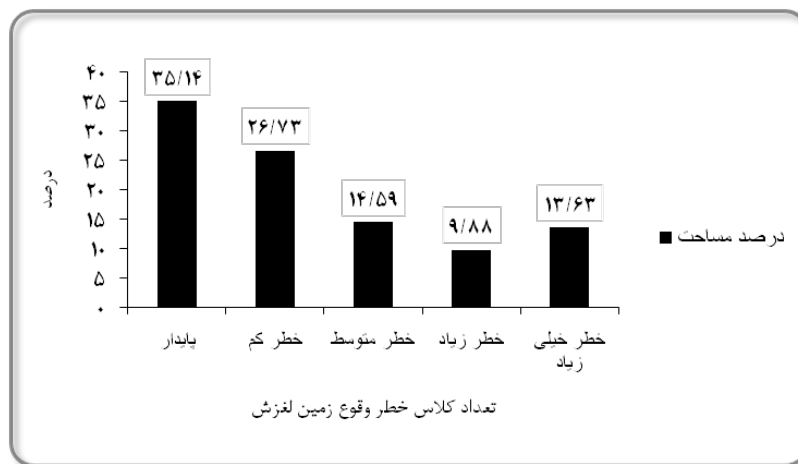
1. Target
2. Accuracy

کل منطقه که مشتمل بر ۴۵۰۱۶ پیکسل بود در اختیار شبکه قرار گرفت. بعد از انجام این مرحله شبکه عصبی برای هر پیکسل مقدار درجه خطری بین ۰ و ۱ تعیین کرد. با دسته بندی مقادیر بدست آمده از شبکه و انتقال این مقادیر به نرم افزار GIS، می توان منطقه را به نواحی متفاوتی از نظر خطر وقوع زمین لغزش تقسیم بندی کرد. شکل ۶ نقشه پهنه بندی با استفاده از نتایج مقادیر به دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی می باشد. شایان ذکر است که این نتیجه در تعداد مختلف نرون در لایه پنهان دارای کمترین خطا (RMSE) می باشد. نتایج به دست آمده از پهنه بندی خطر وقوع زمین لغزش مطابق شکل ۵ حاکی از آن است که ۳۵/۱۴ درصد در طبقه پایدار، ۲۶/۷۳ درصد در طبقه کم خطر، ۱۴/۵۹ درصد در طبقه متوسط خطر، ۹/۸۸ درصد در طبقه خطر زیاد و ۱۳/۶۳ درصد در طبقه خطر خیلی زیاد قرار گرفته است.

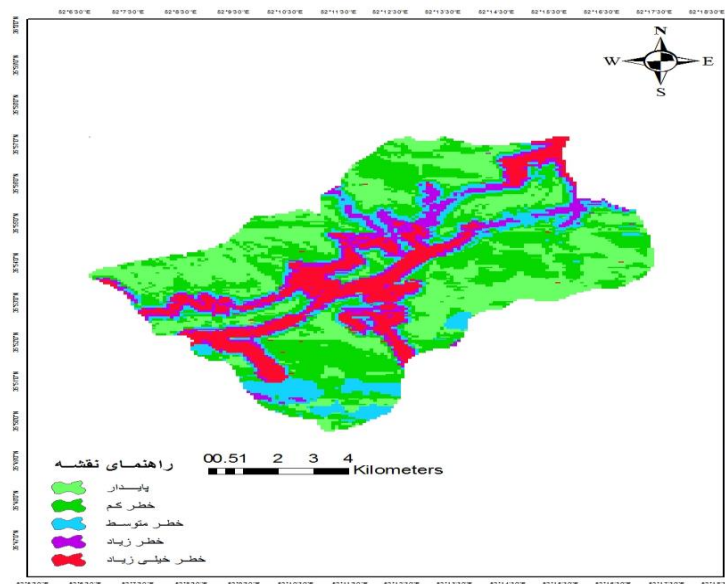
محاسبه نشان می دهد که حساسیت شبکه در تعیین مناطق لغزشی ۹۶/۱۵ و برای مناطق غیر لغزشی ۸۸/۴۶ می باشد. بنابراین دقت شبکه برای داده های لغزشی و غیر لغزشی در مجموع برابر ۹۲/۳۰۷ می باشد.

تهیه نقشه نهایی پهنه بندی خطر زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه

با توجه به مواردی که آورده شد بعد از مشخص کردن ساختار اصلی شبکه عصبی و فراهم آوردن اطلاعات مورد نظر برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی و همچنین رسیدن به خطای قابل قبول، شبکه آماده شد تا تحلیل مناطقی را که قبلاً با آن ها مواجه نشده است را انجام دهد. به این منظور با در دست داشتن وزن های مرحله پایانی مربوط به آموزش شبکه (ضریب یادگیری ۰/۲ با ۱۴ نرون در لایه پنهان)،



شکل ۵ درصد مساحت قرار گرفته در هر طبقه خطر



شکل ۶ نقشه پهنه بندی خطر وقوع زمین لغزش با ضریب یادگیری ۰/۲ و ۱۴ نرون در لایه پنهان

artificial neural networks in geotechnical engineering: modeling, analysis, design, Engineering Modares Journal, Vol, 14. PP: 1-13.

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

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

Esmaeili Vareki M., Omid M. and Omid M.H. 2005. Estimate diverging hydraulic jump profile using artificial neural networks, Agriculture and Natural Resources Sciences, Vol, 12. PP: 21-32.

Gomez H. and Kavzoglu T., 2005: Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela, Engineering Geology, Vol, 78, No, 1-2. PP: 11-27.

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, Vol, 44. PP: 820-833.

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

Lee S., Ryu J. H., Lee M. J. and Won J. S., 2006: The Application of artificial neural networks to landslide susceptibility mapping at Janghung, Korea, Mathematical Geology, Vol, 38, No, 2. PP: 199-220.

Lin W., Chou W. and Lin C., 2008: Earthquake-induced landslide hazard and vegetation recovery assessment using remotely sensed data and a neural network-based classifier: a case study in central Taiwan, Natural Hazards, Vol, 47. PP: 331-347.

Melchiorre C., Matteucci M. and Azzoni A., 2008: Artificial neural networks and cluster analysis in landslide susceptibility zonation, Geomorphology, Vol, 94. PP: 379 - 400.

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, Vol, 2, No, 3. PP: 289-300.

بحث و نتیجه گیری

زمین لغزش یکی از خطرناک ترین خطرات طبیعی نه تنها در ایران بلکه در سراسر جهان می باشد. دولت ها و مراکز تحقیقاتی سال هاست برای ارزیابی و نشان دادن پراکنش زمین لغزش ها و برنامه ریزی در آن مناطق با ابزار های مختلف کوشش می کنند. شبکه عصبی مصنوعی یکی از این ابزار هاست که برای پیش بینی خطر وقوع زمین لغزش در کشور های مختلف استفاده می شود. در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی و اطلاعات مکانی مرتبط با وقوع زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه برای پیش-بینی خطر وقوع زمین لغزش استفاده شد. نتایج به دست آمده حاکی از این بود که تعداد تکرار مناسب برای جلوگیری از خطر بیش آموزش و پیش بینی با کمترین خطا ۱۴۰۰۰ تکرار به دست آمده در تحقیقات مختلف با توجه به ماهیت آن، تعداد تکرار مناسب متفاوت می باشد. راکمی و همکاران (۲۰۰۷) با ۵۰۶۱ تکرار، Lee و همکاران (۲۰۰۴) با ۱۰۰۰ تکرار و Yesilnacar و Topal (2005) با ۴۰۰۰۰ تکرار به بهترین جواب دست یافتند. در این تحقیق ۱۶ مورد آزمایشی برای رسیدن به بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی موجود بود. تعداد نرون در لایه پنهان در این تحقیق با روش سعی و خطا مشخص شد که در نهایت شبکه با ۱۴ نرون با ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۰۵۱ بهترین جواب را تولید کرد. تعداد نرون در لایه پنهان چون با سعی و خطا انتخاب می شود در نتیجه در تحقیقات مختلف، متفاوت است. Ermini و همکاران (۲۰۰۵) با ۸ نرون، Melchiorre و همکاران (۲۰۰۸) با ۱۴ نرون، Gomez و Kavzaghlo (2005) با ۲۸ نرون، Yesilnacar و Topal (2005) با ۱۳ نرون و Caniani و همکاران (۲۰۰۸) با ۷ نرون در لایه پنهان به بهترین جواب دست یافتند. در نهایت ساختار ۱-۱۴-۹ با ضریب یادگیری ۰/۲ بعنوان ساختار بهینه برای پیش بینی خطر وقوع زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه انتخاب شد. در نهایت با توجه به درجه خطر وقوع زمین لغزش در هر پیکسل مشخص شد که ۳۵/۱۴ درصد در طبقه پایدار، ۲۶/۷۳ درصد در طبقه کم خطر، ۱۴/۵۹ درصد در طبقه خطر متوسط، ۹/۸۸ درصد در طبقه خطر زیاد و ۱۳/۶۳ درصد در طبقه خطر خیلی زیاد قرار گرفته است. این نتایج نشان دهنده پایداری نسبی منطقه می باشد. بر اساس ساختار و پهنه-بندی مذکور ۹۲/۳۰۷ درصد از نقاط لغزشی و غیرلغزشی مشاهده شده در بررسی میدانی در پیش بینی و پهنه بندی به درستی پیش بینی گردید که بیانگر دقت بالای شبکه عصبی مصنوعی در پهنه بندی خطر وقوع زمین لغزش می باشد.

منابع

Alijani B., Ghohrodi M. and Ahmadi A.A., 2007: Landslide susceptibility zonation using GIS in north hillslope of Shahjehan, Geographics Research, No, 84. PP: 116-131.

Banimahd M. and Yasrebi S. 2003. Application

Shirani K., Chavoshi S. and Ghauomian J., 2006: Assessment and evaluation landslide susceptibility zonation in Padena Semirom, Science Research Esfahan university, Vol, 23, No, 1. PP: 23-38.

Yesilnacar E. and 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, Vol, 79. PP: 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, Vol, 35. PP: 1125 – 1138.

Moghimi A., Elavipanah S.K. and Jafari T. 2008: Assessment and effects parameters zonation in occurrence landslides Aladagh, Geographic Researches, Vol, 64. PP: 53-75.

Pourghasemi H. R., Moradi H. R., Mohammadi M., and Mahdaviifar M. R. 2008. Landslide Hazard Assessment and Evaluation Using Fuzzy Operators, Agriculture and Natural Resources Sciences, Vol, 12, No, 46. PP: 375-390.

Rakei B., Khamechian M., Abdolmaleki P. and Giahchi P. 2007. Application artificial neural networks in Landslide zonation, Sciences Tehran University, Vol, 33, No, 1. PP: 57-64.

Shadfar, S., Yamani, M., Ghodosi J. and Ghayomian. 2007. Landslide hazard zonation using AHP method, Pajouhesh and sazandegi, Vol, 75. PP: 118-126.

