

بررسی کارایی روش‌های دو و چند متغیره در پهنه‌بندی خطر زمین لغزش

(مطالعه موردی: حوضه‌ی چهل‌چای)

ابوالحسن فتح‌آبادی*: استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده‌ی کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه گنبد کاووس، گلستان

اکرم قندی: کارشناسی ارشد آبخیزداری، دانشگاه گنبد کاووس، گلستان

حامد روحانی: استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده‌ی کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه گنبد کاووس، گلستان

سیدمرتضی سیدیان: استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده‌ی کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه گنبد کاووس، گلستان

تاریخچه مقاله (تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۶/۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۱/۲۵)

چکیده

به منظور مدیریت و کاهش خطرات ناشی از وقوع زمین لغزش نیاز است تا مناطق مختلف از نظر این خطر، پهنه‌بندی شود؛ بدین منظور در این تحقیق با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک، نسبت فراوانی، شاخص آماری و دمپستر شفر، به پهنه‌بندی خطر زمین لغزش در حوضه‌ی چهل‌چای استان گلستان پرداخته شد. پس از تهیه‌ی نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش‌ها، نقشه‌ی فاکتورهای مستقل مؤثر در وقوع زمین لغزش شامل شیب، جهت شیب، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه، کاربری اراضی، انحنای کل، انحنای دشت، انحنای پروفیل، ارتفاع، شاخص رطوبت توپوگرافیکی، زمین‌شناسی و فاصله از گسل تهیه شد. برای آموزش و آزمون مدل‌های مختلف، ۹۱ زمین لغزش مشاهداتی به دو گروه تقسیم‌بندی شد: آموزش و تست. آموزش، شامل ۸۰ درصد کل زمین لغزش‌ها (۷۳ زمین لغزش) و تست، شامل ۲۰ درصد زمین لغزش‌ها (۱۸ زمین لغزش) است. نتایج نشان داد، مقدار مساحت حاصل از زیر منحنی ROC داده‌های تست برای روش‌های شبکه عصبی (۰/۸۶)، رگرسیون لجستیک (۰/۷۷)، دمپستر شفر (۰/۷۷)، نسبت فراوانی (۰/۷۲) و شاخص آماری (۰/۷۱) است. به طور کلی هم از نظر مساحت زیر منحنی ROC و هم از نظر تعداد زمین لغزش‌های مشاهداتی در کلاس‌های مختلف حساسیت، بهترین عملکرد مربوط به روش‌های چند متغیره‌ی شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک بود و در بین روش‌های دو متغیره نیز روش دمپستر شفر، عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌های دو متغیره داشت.

واژگان کلیدی: زمین لغزش، چهل‌چای، پهنه‌بندی، چند متغیره، دو متغیره، منحنی ROC.

۱- مقدمه

از جمله شایع‌ترین پدیده‌های طبیعی تغییر شکل‌دهنده‌ی سطح زمین، حرکت‌های توده‌ای است که در تمامی دوران‌های زمین‌شناسی به وقوع پیوسته و امروزه دخالت عوامل انسانی باعث تشدید آنها شده‌است. در سیستم‌های طبیعی سراسر دنیا، حرکت‌های توده‌ای یکی از مهمترین بلاای طبیعی به شمار می‌رود. این پدیده هر سال خسارات‌های جانی و مالی فراوانی به جوامع انسانی وارد می‌سازد؛ به طوری که در طول سال‌های ۱۹۹۰ تا ۲۰۰۵، زمین

لغزش‌ها در حدود ۴/۸۹ درصد بلایایی طبیعی را به خود اختصاص داده‌است. سالانه زمین‌لغزش به مرگ ۵ نفر در کانادا، ۱۸ نفر در ایتالیا، ۲۵ تا ۵۰ نفر در آمریکا، ۸۸ نفر در برزیل، ۱۴۰-۱۵۰ نفر در چین و ۱۶۰ نفر در نپال منجر می‌شود. از نظر اقتصادی، وقوع زمین‌لغزش‌ها به خساراتی حدود ۱/۴ میلیارد دلار در کانادا، ۲/۶ تا ۵ میلیارد در ایتالیا، ۱/۶ تا ۳/۲ میلیارد دلار در آمریکا و ۱۹/۶ میلیارد دلار در نپال (Sidle and Sochiai, 2006) منجر شده‌است. این شرایط در آینده به دلیل توسعه‌ی شهری و شهرسازی نامناسب، از بین بردن جنگل‌ها و سکونت در مناطق حساس به زمین‌لغزش، بدتر هم می‌شود (Ercanoglu and Gokceoglu, 2004).

برای تصمیم‌گیری مناسب و اتخاذ استراتژی‌های آینده، نیاز است هر منطقه از نظر وقوع زمین‌لغزش و حساسیت به آن ارزیابی شود. حساسیت به زمین‌لغزش را می‌توان، احتمال وقوع زمین‌لغزش در هر مکان براساس ارتباط بین توزیع زمین‌لغزش‌ها و فاکتورهای مؤثر بر آن تعریف کرد (Guzzetti et al, 2005). فرآیندی که طی آن نقاط مختلف یک منطقه از نظر وقوع زمین‌لغزش در طبقات مختلف قرار می‌گیرند، پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش (Sidle and Sochiai, 2006) نامیده می‌شود. تاکنون روش‌های مختلفی برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش ارائه شده‌است. این روش‌ها را می‌توان به دو دسته‌ی اصلی روش‌های کمی و کیفی تقسیم‌بندی کرد (Ercanoglu and Gokceoglu, 2004). روش‌های کیفی بیشتر بر نظر شخصی مبتنی است. در این روش‌ها، براساس قضاوت کارشناسان به ارزیابی خطر یا حساسیت می‌پردازند (Aleotti and Chowdhury, 1999). در روش‌های کمی نظر متخصص کمتر دخیل بوده و بیشتر براساس مقادیر عددی حاصل از آنالیز، لایه‌های اطلاعاتی مختلف بنا گذاشته شده‌اند (Guzzetti et al, 1999). روش‌های کمی به روش‌های احتمالاتی، روش‌هایی که براساس قوانین احتمالاتی نیستند (شبکه عصبی، منطق فازی، نوروفازی، ماشین‌های بردار پشتیبانی و غیره) و روش‌های آماری تقسیم می‌شود (Kanungo et al, 2009). روش‌های آماری نیز به دو دسته‌ی دو و چند متغیره تقسیم‌بندی می‌شود. روش‌های دو متغیره، شکل اصلاح شده‌ی ترکیب کیفی نقشه‌ها هستند که در آن هر یک از لایه‌های اطلاعاتی با توزیع زمین‌لغزش‌های موجود مقایسه می‌شود و برای هر طبقه از فاکتورهای مؤثر براساس روابط آماری بین زمین‌لغزش گذشته و طبقات فاکتورهای مؤثر، ارزش وزنی اختصاص داده می‌شود (Van Westen, 1994). در روش‌های چند متغیره، وزن‌های مربوط به هر فاکتور نشان‌دهنده‌ی سهم نسبی هر فاکتور در احتمال وقوع زمین‌لغزش در هر منطقه است. علاوه بر این، اثرات متقابل فاکتورهای مختلف در وقوع زمین‌لغزش نیز در این روش‌ها دیده شده‌است (Suzen and Doyuran, 2004).

روش‌های چند متغیره در ابتدا توسط Carrara (1983, 1988) و Carrara و همکاران (1991, 1992) برای پهنه‌بندی زمین‌لغزش در ایتالیا استفاده شد (Carrara, 1983 & Carrara et al, 1992). پس از این کارهای اولیه، روش‌های چند متغیره در پهنه‌بندی زمین‌لغزش استفاده‌ای گسترده یافت که عمدتاً شامل روش‌های رگرسیون و آنالیز تحلیل تشخیص چند متغیره بود. از سوی دیگر، در ابتدا روش رگرسیون لجستیک در پهنه‌بندی زمین‌لغزش کاربرد چندانی نداشت، ولی به تدریج استفاده از این روش گسترش پیدا کرد (Suzen and Doyuran, 2004). با گسترش استفاده از روش هوش مصنوعی در زمینه‌های مختلف، از این روش‌ها در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در مناطق مختلف نیز استفاده شد. Youssef and Pradhan (2009) با استفاده از شاخص ROC، روش نسبت فراوانی را با رگرسیون لجستیک برای تهیه‌ی نقشه‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در کشور مالزی مقایسه و ارزیابی کردند و به این نتیجه رسیدند که

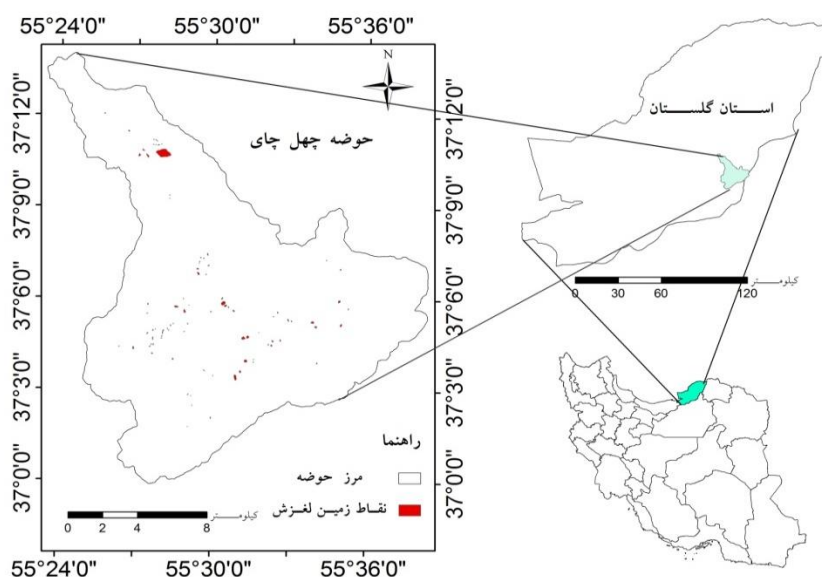
روش نسبت فراوانی از عملکرد بهتری برخوردار است. Caniani و همکاران (2008) با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی، نقشه‌ی پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش را در منطقه‌ی پوتنزا واقع در ایتالیا تهیه کردند. با استفاده از اعتبارسنجی متقابل، شبکه عصبی قادر بود ۸۰ درصد پیسکل‌های دارای زمین‌لغزش را به درستی برآورد کند. Lee and Pradhan (2009) با سه مدل رگرسیون لجستیک، شبکه عصبی مصنوعی و نسبت فراوانی، نقشه‌های پهنه‌بندی زمین‌لغزش را تهیه و آنها را بر پایه‌ی شاخص ROC ارزیابی کرد. نتایج نشان داد که به ترتیب مدل‌های رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی، نسبت به روش نسبت فراوانی عملکرد بهتری داشته‌است. Regmi و همکاران (2014)، به تهیه‌ی نقشه‌ی حساسیت زمین‌لغزش در هیمالیا با استفاده از روش‌های نسبت فراوانی، شاخص آماری و وزن شاهد پرداختند. نتایج سطح زیر منحنی (AUC) نشان داد که مدل نسبت فراوانی با $(AUC = ۷۵/۴)$ ، نسبت به مدل وزنی مشاهداتی $(AUC = ۷۴/۹)$ و شاخص آماری با $(AUC = ۷۴/۶)$ کارایی بهتری داشت. Conforti و همکاران (2014)، به ارزیابی قابلیت شبکه عصبی مصنوعی در تهیه‌ی نقشه حساسیت زمین‌لغزش در حوضه‌ی آبریز رودخانه‌ی توربولو، شمال کالابریا ایتالیا پرداختند. نتایج نشان داد حدود ۴۶ درصد از منطقه‌ی مورد مطالعه، در کلاس‌های با حساسیت بسیار بالا قرار گرفت و حاصل سطح زیر منحنی (AUS) ۰/۹۰ شد. Kavzoglu و همکاران (2015)، کارایی روش‌های چند متغیره‌ی ماشین بردار رگرسیون، رگرسیون لجستیک و درخت تصمیم را نسبت به روش‌های دو متغیره‌ی نسبت فراوانی، وزن شاهد و شاخص آماری در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش منطقه‌ی دزکوی استان ترابزون ترکیه مقایسه کردند. نتایج نشان داد که روش‌های چند متغیره نسبت به روش‌های دو متغیره عملکرد بهتری داشت. در بین روش‌های دو متغیره، بهترین عملکرد به روش نسبت فراوانی و در بین روش‌های چند متغیره، بهترین عملکرد به روش ماشین بردار پشتیبان اختصاص داشت.

هر یک از روش‌های پهنه‌بندی، مزایا و معایب خاص خود را دارد و هیچ روش جامعی نیست که مورد قبول تمام محققین در سراسر دنیا باشد. در هر منطقه با توجه به شرایط، می‌بایست روش مناسب انتخاب شود و پهنه‌بندی زمین‌لغزش براساس آن صورت گیرد؛ بدین منظور، در این تحقیق به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در حوضه‌ی چهل‌چای استان گلستان با استفاده از روش‌های دو متغیره (نسبت فراوانی، شاخص آماری و دمپستر شفر) و چند متغیره (شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک) پرداخته شد. با استفاده از هر روش، نقشه‌ی حساسیت به زمین‌لغزش تهیه و در نهایت بهترین روش، انتخاب و مهمترین شاخص‌ها - که به نوعی در وقوع زمین‌لغزش در منطقه‌ی مورد مطالعه نقش دارند - شناسایی شد.

۲- مواد و روش

۲-۱- منطقه‌ی مورد مطالعه

منطقه‌ی مورد مطالعه در این تحقیق، حوضه‌ی آبخیز چهل‌چای واقع در استان گلستان است. این حوضه با مساحت ۲۵۶۸۳/۱۲ هکتار، در $۳۶^{\circ}۵۹'$ تا $۳۷^{\circ}۱۳'$ عرض شمالی و $۵۵^{\circ}۲۳'$ تا $۵۵^{\circ}۳۸'$ طول شرقی واقع شده‌است. میانگین بارندگی سالانه‌ی حوضه، برابر ۷۶۶/۵ میلی‌متر است که اسفند با ۹۸/۸ میلی‌متر بارندگی، بیشترین میزان و خرداد، با ۲۸ میلی‌متر بارندگی کمترین میزان بارش را در حوضه به خود اختصاص داده‌است. حدود ۹۰ درصد بارش به صورت باران است. بیشترین سطح حوضه (۶۲ درصد) نیز از جنگل پوشیده شده‌است.



شکل ۱: موقعیت حوضه آبخیز چهل چای در ایران و استان گلستان

۲-۲- تهیه لایه‌های اطلاعاتی موردنیاز

اولین مرحله در تهیه نقشه‌ی حساسیت به زمین لغزش، تهیه اطلاعات درباره‌ی زمین لغزش‌هایی است که در گذشته و حال در منطقه اتفاق افتاده است. این گام، گامی اساسی در تهیه نقشه‌ی حساسیت به زمین لغزش است (Ercanoglu and Gokceoglu, 2004 & Guzzetti and Carrara, 2005)؛ زیرا وقوع زمین لغزش‌های گذشته و حال کلیدی برای برآورد احتمال وقوع زمین لغزش در آینده به شمار می‌رود (Guzzetti and Carrara, 2005). برای تهیه نقشه‌های حساسیت به زمین لغزش، هم از داده‌های میدانی و هم از اطلاعات کتابخانه‌ای استفاده شد. در مطالعات کتابخانه‌ای، تحقیقات قبلی - که در منطقه اجرا شده بود - بررسی و مشخص شد که پیش از این در منطقه‌ی مورد مطالعه، برخی نقاط به عنوان نقاط وقوع زمین لغزش شناسایی شده است (کریمی و همکاران، ۱۳۹۲). در این گام همچنین از عکس‌های هوایی (سال ۶۸) و گوگل ارث نیز در شناسایی نقاط احتمالی وقوع زمین لغزش استفاده شد. در گام دوم که به بازدید میدانی اختصاص داشت، نقاط شناسایی شده در تحقیقات قبلی بیشتر بررسی شد و با مشاهدات زمین و پرس و جو از افراد بومی منطقه، زمین لغزش‌های جدید شناسایی و با استفاده از GPS موقعیت و محدوده‌ی آنها ترسیم شد. در هر زمین لغزش در ضمن بازدید زمینی، نوع زمین لغزش نیز شناسایی گردید. ذکر این نکته لازم است که بازدیدهای زمینی در بازه‌ی زمانی پاییز تا اسفند ۱۳۹۳ اجرا شد. سپس محدوده‌ی شناسایی شده برای هر زمین لغزش به گوگل ارث انتقال داده و در نهایت، نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش‌های منطقه تهیه شد. با توجه به تأثیر متفاوت فاکتورها در وقوع زمین لغزش‌های مختلف در این تحقیق، فقط زمین لغزش‌های از نوع لغزش چرخشی بررسی گردید.

پس از تهیه نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش‌های منطقه، نقشه‌ی فاکتورهای مؤثر در وقوع زمین لغزش تهیه شد. برای این مطالعه، فاکتورهای مختلف براساس سه ویژگی کلیدی مرتبط بودن، در دسترس بودن و مقیاس انتخاب شدند. بدین منظور، در این تحقیق ۱۲ فاکتور مرتبط برای تهیه نقشه‌ی حساسیت زمین لغزش انتخاب شد که این فاکتورها عبارتند از: شیب، ارتفاع، جهت شیب، فاصله از رودخانه، انحنای کل، انحنای پروفیل، انحنای دشت، فاصله از گسل، فاصله از

جاده، کاربری اراضی، شاخص رطوبت توپوگرافی و زمین‌شناسی. برای تهیه نقشه‌ی ۱۲ فاکتور مؤثر، از نقشه‌های توپوگرافی، زمین‌شناسی و کاربری اراضی منطقه استفاده و با توجه به مقیاس نقشه‌های موجود، در تمام آنها اندازه‌ی سلول‌ها ۲۰*۲۰ متر در نظر گرفته شد. در شکل (۲)، نقشه‌های فاکتورهای مؤثر ارائه شده‌است.

۳-۲-۳- اجرای روش‌های مختلف

۳-۲-۱- روش‌های دو متغیره

روش نسبت فراوانی (FR^۱) مدل احتمالی ساده‌ای است که از نسبت مساحت زمین‌لغزش‌ها - که در کل منطقه اتفاق افتاده‌است - و نسبت احتمال وقوع زمین‌لغزش به عدم وقوع آن برای یک ویژگی تعریف می‌شود (Chen et al, 2014) که می‌تواند توسط رابطه‌ی (۱) بیان گردد:

$$LSI = \sum FR \quad (1)$$

LSI، شاخص حساسیت زمین‌لغزش و FR، نسبت فراوانی است که با رابطه‌ی (۲) حاصل می‌شود:

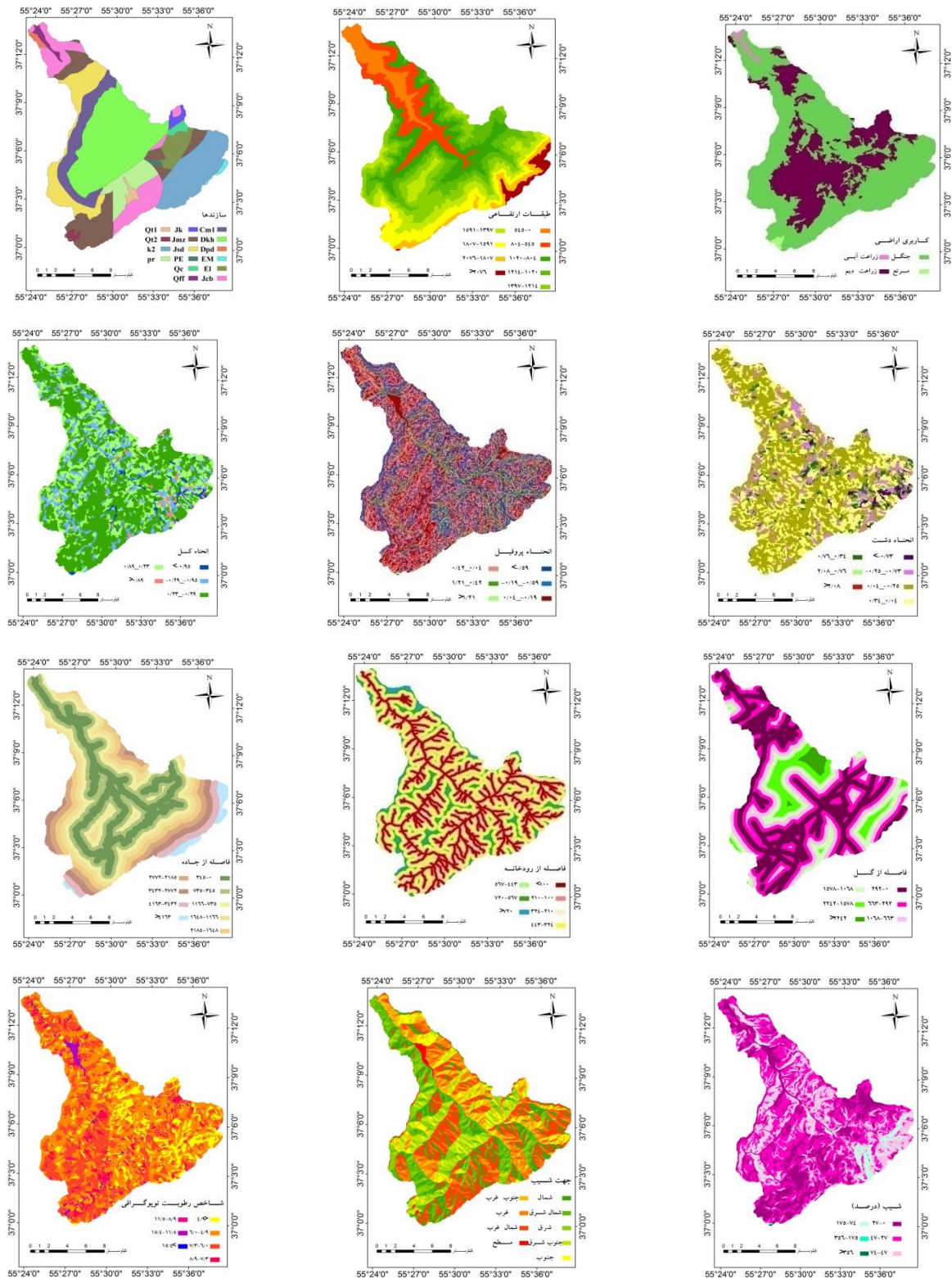
$$FR = \frac{A}{\frac{B}{C} + D} \quad (2)$$

در این رابطه، A تعداد پیکسل‌های زمین‌لغزش در هر کلاس، B تعداد کل پیکسل‌های زمین‌لغزش در منطقه‌ی مورد مطالعه، C تعداد کل پیکسل‌های هر کلاس و D تعداد کل پیکسل‌های منطقه‌ی مورد مطالعه هستند.

دومین روش آماری دو متغیره‌ی مورد استفاده در این تحقیق، روش شاخص آماری (SI^۲) است. این مدل توسط (Van Westen, 1997) برای تهیه نقشه‌ی حساسیت به زمین‌لغزش ارائه و در تحقیقات (Van Westen, 1997 & Pradhan and Youssef, 2009 & Kavzoglu et al, 2015 & Zhao et al, 2015) برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش استفاده شد. در مدل SI ارزش وزنی هر کلاس از پارامترها، با لگاریتم‌گیری از نسبت تراکم زمین‌لغزش در کلاس موردنظر بر تراکم آن در کل نقشه حاصل می‌شود (رابطه‌ی ۳).

¹ Frequency Ratios

² Statistical Index



شکل ۲: نقشه های فاکتورهای مؤثر در وقوع زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه

$$W_{ij} = \ln\left(\frac{f_{ij}}{f}\right) = \ln\left(\frac{A_{*ij}/A^*}{A_{ij}/A}\right) \quad (۳)$$

W_{ij} وزن داده شده به طبقه i از پارامتر j ، f_{ij} تراکم زمین لغزش در کلاس i از پارامتر j ، f تراکم زمین لغزش در کل منطقه، A_{*ij} تعداد پیکسل‌های زمین لغزش‌ها در کلاس i از پارامتر j ، A_{ij} تعداد کل پیکسل‌های کلاس i پارامتر j ، A^* تعداد کل پیکسل‌های زمین لغزش منطقه و A تعداد کل پیکسل‌های منطقه‌ی مورد مطالعه هستند. سومین روش دو متغیره‌ی مورد استفاده در این تحقیق، روش دمپستر شفر است. در پهنه‌بندی خطر زمین لغزش با استفاده از تئوری دمپستر شفر چنانچه E_{ij} نشان‌دهنده‌ی کلاس j فاکتور i باشد، نسبت احتمال وقوع زمین لغزش برای پیکسل T_p در صورت در نظر گرفتن E_{ij} به صورت رابطه‌ی (۴) تعریف می‌شود:

$$\Delta(T_p)_{E_{ij}} = \frac{\frac{N(L \cap E_{ij})}{N(L)}}{\frac{N(E_{ij}) - N(L \cap E_{ij})}{N(A) - N(L)}} \quad (۴)$$

در این رابطه، $N(L \cap E_{ij})$ تعداد زمین لغزش‌هایی است که در E_{ij} اتفاق می‌افتد، $N(L)$ تعداد کل سلول‌های دارای زمین لغزش در منطقه‌ی مورد مطالعه، $N(E_{ij})$ تعداد کل سلول‌ها در کلاس E_{ij} و $N(A)$ کل تعداد پیکسل‌های منطقه‌ی مورد مطالعه است. به طور مشابه، نسبت احتمال برای حالت فقدان زمین لغزش به صورت رابطه‌ی (۵) تعریف می‌شود:

$$\Delta(\bar{T}_p)_{E_{ij}} = \frac{\frac{N(L) - N(L \cap E_{ij})}{N(L)}}{\frac{N(A) - N(L) - N(E_{ij}) + N(L \cap E_{ij})}{N(A) - N(L)}} \quad (۵)$$

صورت، نشان‌دهنده‌ی نسبت زمین لغزش‌هایی است که در یک کلاس مشخص اتفاق نمی‌افتند و منجر، نشان‌دهنده‌ی نسبتی از سلول‌های فاقد زمین لغزش خارج از کلاس E_{ij} است. با استفاده از رابطه‌های (۶) تا (۸)، توابع باور ۱، عدم باور ۲ و عدم قطعیت ۳ محاسبه می‌شود.

$$m(T_p)_{E_{ij}} = \frac{\Delta(T_p)_{E_{ij}}}{\sum_j \Delta(T_p)_{E_{ij}}} \quad (۶)$$

$$m(\bar{T}_p)_{E_{ij}} = \frac{\Delta(\bar{T}_p)_{E_{ij}}}{\sum_j \Delta(\bar{T}_p)_{E_{ij}}} \quad (۷)$$

$$= 1 - m(T_p)_{E_{ij}} - m(\bar{T}_p)_{E_{ij}} \quad m(\Theta)_{E_{ij}} \quad (۸)$$

توابع باور و عدم باور، به ترتیب حدود بالا و پایین احتمال هر کلاس هستند. اختلاف بین این دو تابع به عنوان تابع عدم قطعیت در نظر گرفته می‌شود.

پس از تهیه‌ی نقشه‌های پراکنش زمین لغزش‌ها و نقشه‌های فاکتورهای مؤثر، تمام نقشه‌ها تبدیل به رستر شدند. در گام بعد، هر یک از نقشه‌های فاکتورهای مؤثر با نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش‌ها ترکیب و تعداد پیکسل‌های دارای زمین لغزش در هر یک از کلاس‌های فاکتورهای مؤثر شمارش شدند. پس از انتقال اطلاعات مربوط به تعداد

¹ Belief function

² Disbelief function

³ Uncertainty

پیکسل‌های هر کلاس و تعداد سلول‌های دارای زمین‌لغزش در هر کلاس به نرم‌افزار اکسل، روابط مربوط به روش‌های دو متغیره شامل روش نسبت فراوانی، شاخص آماری و روش دمپستر- شفر اجرا شد. پس از محاسبه‌ی وزن‌ها در نرم-افزار اکسل، این وزن‌ها در نرم‌افزار ARCGIS به لایه‌های مختلف انتقال پیدا کرد، سپس لایه رستری مربوط به وزن-های هر لایه تهیه و با ترکیب لایه‌های مختلف، لایه‌ی نهایی حساسیت به زمین‌لغزش برای منطقه‌ی مورد مطالعه تهیه شد.

۲-۳-۲- روش‌های چند متغیره

۱-۲-۳-۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

یکی از مدل‌های مناسب برای اجرای رگرسیون و کلاسه‌بندی، شبکه عصبی مصنوعی است. این روش به طور موفقیت‌آمیزی در چند تحقیق (Caniani et al, 2008 & Pradhan and Lee, 2009 & Conforti et al, 2014 & Pradhan and Lee, 2010 & Yilmaz, 2009) برای پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش استفاده شده‌است. در توسعه‌ی شبکه عصبی مصنوعی، داده‌ها معمولاً به دو زیرمجموعه‌ی آموزش و تست تقسیم می‌شوند. قبل از اجرای شبکه عصبی مصنوعی باید داده‌های آموزش و آزمون انتخاب شوند (Caniani et al, 2008 & Nefeslioglu et al, 2008). این داده‌های آموزشی برای بهینه‌سازی وزن‌های نرون‌ها استفاده می‌شوند. همچنین برای جلوگیری از بیش‌برازشی در این تحقیق، از داده‌های اعتبارسنجی - که در حدود ۱۰ درصد داده‌های کل بود - استفاده شد. بنابراین، از تعداد کل ۹۱ (شامل ۱۷۸۹ سلول) زمین‌لغزش مشاهده‌شده، تعداد ۶۴ زمین‌لغزش برای آموزش، ۹ زمین‌لغزش برای اعتبارسنجی و ۱۸ زمین‌لغزش برای آزمون با استفاده از روش نمونه‌برداری مربع لاتین به صورت تصادفی انتخاب شد. در فرآیند آموزش و ارزیابی مدل نیاز است که به همان تعداد سلول‌های دارای زمین‌لغزش، سلول‌های فاقد زمین‌لغزش نیز استفاده شوند. بدین منظور از روش نمونه‌برداری مربع لاتین به دلیل نمونه‌برداری یکنواخت‌تر، برای نمونه‌برداری سلول‌های فاقد زمین-لغزش استفاده شد. در طی مراحل آموزش و ارزیابی، سلول‌هایی که تحت تأثیر زمین‌لغزش قرار نمی‌گیرند به عنوان مناطق «نامستعد به زمین‌لغزش» و سلول‌هایی که تحت تأثیر زمین‌لغزش قرار می‌گرفتند به عنوان «مناطق مستعد به زمین‌لغزش» طبقه‌بندی شدند و به ترتیب به مناطق نامستعد، کد صفر و مناطق مستعد، کد یک اختصاص داده شد. در این تحقیق از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با لایه‌ی ورودی، خروجی و پنهان - که تعداد نرون‌های آن به صورت صحیح و خطا تعیین می‌گردید - استفاده شد. قبل از ورود داده‌ها به مدل، داده‌های ورودی با استفاده از رابطه‌ی (۹) در دامنه‌ی عددی (۰/۰۵ - ۰/۹۵) قرار گرفتند:

$$y_i = \frac{Y_i - Y_{min}}{Y_{max} - Y_{min}} \times 0.9 + 0.05 \quad (9)$$

در این رابطه، y_i مقادیر استانداردسازی شده، y_{min} و y_{max} به ترتیب نشان‌دهنده‌ی مقادیر حداقل و حداکثر پارامتر موردنظر است.

روش چند متغیره‌ی دیگر که در این تحقیق استفاده شد، روش رگرسیون لجستیک است. رگرسیون لجستیک روشی آماری است که با استفاده از یک یا چند متغیر مستقل، احتمال وقوع یک متغیر وابسته دو یا چند حالت را برآورد

¹ Artificial Neural Network

می‌کند (Hosmer and Lemeshow, 2000). شکل کلی رابطه‌ی رگرسیون لجستیک به صورت رابطه‌های (۱۰ تا ۱۲) است:

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + \dots + b_mx_m \quad (10)$$

$$y = \log_e \left[\frac{p}{1-p} \right] = \text{logit}(p) \quad (11)$$

$$P = \frac{e^y}{1+e^y} \quad (12)$$

X_m و X_1 متغیرهای مستقل، y ترکیب خطی متغیرهای مستقل و b_1, b_2, b_m ضرایب رگرسیون هستند که باید تخمین زده شوند. اگر Z یک متغیر وابسته‌ی دو حالت (۰ و ۱) باشد، در این حالت ($Z = 1$) نشان‌دهنده‌ی وقوع زمین‌لغزش و ($Z = 0$) نشان‌دهنده‌ی عدم وقوع زمین‌لغزش و P احتمال وقوع آن است. در این روش با استفاده از داده‌های آموزش و اعتبارسنجی، مهمترین متغیرهای ورودی به روش انتخاب پیش‌روند در نرم‌افزار SPSS تعیین شدند. مرحله‌ی بعد، پارامترهای مدل برآورد و در نهایت مدل رگرسیون حاصل شده در نرم‌افزار ARC GIS برای کل منطقه اجرا شد.

۳- یافته‌ها (نتایج)

در جدول (۱)، نتایج روش‌های دو متغیره ارائه شده‌است. در روش نسبت فراوانی چنانچه وزن حاصل شده برای کلاس مشخصی از یک فاکتور، بزرگتر از یک باشد بیانگر همبستگی قوی بین کلاس فاکتور مورد نظر و وقوع زمین‌لغزش است و چنانچه این وزن کمتر از یک باشد، بیانگر همبستگی ضعیف بین فاکتور مورد نظر و احتمال وقوع زمین‌لغزش در منطقه‌ی مورد مطالعه است (Pourghasemi et al, 2012). با توجه به جدول (۱) دیده می‌شود که در منطقه‌ی مورد مطالعه در شیب‌های ۰ تا ۱۷۴ درصد، زمین‌لغزش مشاهده و در شیب‌های بیش از این مقدار، هیچ زمین‌لغزشی مشاهده نشده‌است و در نتیجه، وزن‌های نسبت فراوانی در شیب‌های بیش از ۱۷۴ درصد برابر با صفر شده‌اند. بیشترین تعداد زمین‌لغزش در شیب‌های ۲۶ - ۰ درصد و ۴۷ - ۲۶ درصد رخ داده‌است، در نتیجه بزرگ‌ترین وزن‌های نسبت فراوانی مربوط به این کلاس‌های شیب است.

با توجه به جدول (۱) ملاحظه می‌شود که زمین‌لغزش در تمام جهات شیب در منطقه‌ی مورد مطالعه مشاهده شده‌است. بیشترین زمین‌لغزش‌های مشاهده شده در منطقه‌ی مورد مطالعه، به ترتیب در جهت‌های شمال غرب، غرب و شمال شرق اتفاق افتاده‌است. با توجه به مساحت کم مناطق مسطح در منطقه‌ی مورد مطالعه، بزرگ‌ترین مقادیر وزن‌های نسبت فراوانی در مناطق مسطح، سپس شمال غربی به دلیل تعداد زیاد زمین‌لغزش‌های به دست آمده‌است. در مورد عامل ارتفاع، تا ارتفاع ۱۵۹۱ متر در منطقه‌ی مورد مطالعه در کلاس‌های ارتفاعی، زمین‌لغزش مشاهده شده و از این ارتفاع به بالا زمین‌لغزشی دیده نشده‌است.

بررسی نقشه‌ی زمین‌شناسی در منطقه‌ی مورد مطالعه نشان داد که فقط در سازندهای JMZ, Qt1, Pr, Pe, K2, El, Qc, Dkh, Cm1, Jsd زمین‌لغزش مشاهده می‌شود. بیشترین تعداد زمین‌لغزش‌های مشاهداتی در منطقه‌ی مورد مطالعه، به ترتیب در سازندهای Jsd, Dkh و Pr مشاهده شده‌اند. با در نظر گرفتن مساحت هر سازند، سازند Jsd با

مقدار وزنی برابر با ۵، بزرگ‌ترین مقدار وزن نسبت فراوانی را به خود اختصاص داده‌است. پس از سازند Jsd، بیشترین حساسیت به زمین‌لغزش در سازندهای Pr، PE، El با مقادیر FR بزرگتر از ۱ است. اختلاف بین ۰ و ۵ نسبت فراوانی سازندهای مختلف زمین‌شناسی، بیانگر تأثیر به سزای نوع سازند بر وقوع زمین‌لغزش است. نتایج حاصل از بررسی نقشه‌ی پراکندگی زمین‌لغزش‌ها نسبت به فاصله از آبراهه‌ها، نشان می‌دهد که با افزایش فاصله از رودخانه تعداد زمین‌لغزش‌های مشاهداتی به طور یکنواخت کاهش می‌یابد. با FR بزرگتر از ۱، بیشترین حساسیت به لغزش در طبقه‌ی با فاصله‌ی ۰-۳۲۴ متری و کمترین حساسیت، در فاصله‌ی بیش از ۳۲۴ متری از آبراهه‌ها با FR کوچکتر از ۱ وجود دارد. نتایج بررسی پراکندگی لغزش‌ها نسبت به جاده نشان داد که بیشترین حساسیت نسبت به لغزش تا فاصله‌ی ۷۳۵ متری نزدیک جاده است و کمترین حساسیت نسبت به لغزش، دورترین فاصله را نسبت به جاده دارد؛ به طوری که در فاصله‌ی بیش از ۲۷۷۲ متری مقدار FR صفر است و می‌توان گفت در فاصله‌ی بیش از این مقدار، جاده هیچ تأثیری در وقوع زمین‌لغزش ندارد.

نتایج حاصل از تلفیق نقشه‌ی کاربری اراضی با لغزش‌های منطقه، نشان داد که بیشترین سلول‌های دارای زمین‌لغزش به ترتیب در اراضی دیم‌زار و جنگلی مشاهده شده‌است. با در نظر گرفتن مساحت هر یک از کاربری‌ها، بزرگ‌ترین وزن نسبت فراوانی برای کاربری دیم سبس کشاورزی به دست آمده‌است. به نوعی می‌توان گفت در منطقه‌ی مورد مطالعه، بیشترین حساسیت به زمین‌لغزش در اراضی دیم‌زار و کشاورزی وجود دارد؛ علت این مسئله را می‌توان در نقش انسان در تخریب اکوسیستم‌های طبیعی جستجو کرد. در اراضی مرتعی نیز با توجه به وسعت آنها هیچ‌گونه زمین‌لغزشی دیده نشد.

بررسی پراکنش لغزش‌ها نسبت به فاصله از گسل‌ها در منطقه، نشان می‌دهد که تا فاصله‌ی ۲۲۴۱ متری از گسل‌ها زمین‌لغزش رخ داده‌است. بیشترین تعداد زمین‌لغزش‌های مشاهده شده در فاصله‌ی ۲۹۱ تا ۶۶۳ متری از گسل وجود دارد و با دور شدن از گسل، تعداد زمین‌لغزش‌های مشاهداتی کمتر می‌شود. رابطه‌ی بین TWI و احتمال وقوع زمین‌لغزش نشان می‌دهد در کلاس‌های رطوبت توپوگرافی کمتر از ۶، حساسیت کمی به زمین‌لغزش وجود دارد و کلاس بالاتر از ۶ دارای FR بزرگتر از ۱ است و حساسیت به وقوع زمین‌لغزش افزایش می‌یابد و کلاس‌های با مقادیر ۱۵-۱۱ و ۲۳-۱۵ بالاترین مقدار FR را دارند. به نوعی می‌توان گفت با افزایش مقدار TWI، حساسیت به زمین‌لغزش افزایش پیدا کرده‌است. در نقشه‌های انحنای کل و انحنای پروفیل، چون تفاوت بین مقادیر نسبت فراوانی کلاس‌های مختلف ناچیز است می‌توان نتیجه گرفت که این متغیرها را نمی‌توان به عنوان عوامل مؤثر در نظر گرفت. برای نقشه‌ی انحنای دشت در کلاس ۰/۰۴ تا ۰/۲۵- مقدار حاصل از FR برابر ۱/۲ است.

پس از محاسبه‌ی وزن‌های مربوط در نرم‌افزار اکسل، این وزن‌ها به لایه‌های مختلف در نرم‌افزار ARCGIS منتقل شد و با جمع لایه‌ی مختلف نقشه‌ی حساسیت به زمین‌لغزش با استفاده از روش نسبت فراوانی محاسبه گردید. در این نقشه بزرگ‌ترین، کوچک‌ترین و متوسط‌ترین وزن‌های حاصل شده به ترتیب برابر با ۳۰/۹۴، ۳/۹۶ و ۱۳/۰۸ است. پس از آنکه نقشه‌ی پهنه‌بندی حاصل شد با استفاده از روش شکست طبیعی، نقشه‌ی پهنه‌بندی به ۵ کلاس خطر شامل طبقه‌ی خیلی پرخطر، پرخطر، خطر متوسط، کم خطر، خیلی کم خطر طبقه‌بندی شد که به صورت نقشه‌ی شکل (۳) ذکر شده‌است. در ستون (۶) جدول (۱)، نتایج روش شاخص آماری ارائه شده‌است. در روش شاخص آماری پس از محاسبه‌ی

وزن‌های مربوط به لایه‌های مختلف، این وزن‌ها در نرم‌افزار ARCGIS به لایه‌ها منتقل شد و با جمع لایه‌های مختلف، نقشه‌ی حساسیت به زمین‌لغزش با استفاده از روش شاخص آماری محاسبه گردید. در نقشه‌ی به دست آمده بزرگ‌ترین، کوچک‌ترین و متوسط‌ترین وزن‌ها به ترتیب برابر با ۹/۰۳۶، ۱۷/۱۵- و ۲/۶۲- است. پس از اینکه نقشه‌ی پهنه‌بندی حساسیت به زمین‌لغزش توسط روش شاخص آماری حاصل شد با استفاده از روش شکست طبیعی، نقشه‌ی پهنه‌بندی به ۵ کلاس خطر طبقه‌بندی شد که به صورت نقشه‌ی شکل (۳) ذکر شده‌است. در ستون‌های (۷) تا (۹) جدول، نتایج مربوط به روش دمپستر شفر ارائه شده‌است. در این روش پس از محاسبه‌ی وزن‌های مربوط به لایه‌های مختلف در نرم‌افزار ARCGIS، این وزن‌ها به لایه‌های مختلف منتقل شد و با استفاده از قانون ترکیب دمپستر شفر توابع باور (mt) و عدم باور $m(\bar{T})$ و عدم قطعیت $m(\theta)$ لایه‌های مختلف با هم ترکیب شدند و لایه‌های نهایی آنها به دست آمد. در نقشه‌ی تابع باور (mt) نهایی به دست آمده، بزرگ‌ترین، کوچک‌ترین و متوسط‌ترین وزن‌های حاصل شده به ترتیب برابر با ۰/۱۹۹، ۰/۱۲ و ۰/۶۵ است. پس از اینکه نقشه‌ی پهنه‌بندی (نقشه‌ی تابع باور) حاصل شد با استفاده از روش شکست طبیعی، نقشه‌ی پهنه‌بندی به ۵ کلاس خطر طبقه‌بندی شد که به صورت نقشه‌ی شکل (۳) آمده‌است.

در روش رگرسیون لجستیک، در ابتدا هم خطی بودن بین متغیرهای مختلف بررسی شد. نتایج نشان داد در تمام متغیرها، مقدار شاخص تورم واریانس (VIF) کمتر از ۱۰ است؛ بنابراین، هیچ رابطه‌ی هم خطی بین متغیرهای مختلف وجود نداشت. پس از اجرای گام به گام مدل رگرسیون لجستیک، در نهایت از بین ۱۲ فاکتور مورد بررسی در این تحقیق ۷ عامل به عنوان عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش در منطقه‌ی مورد مطالعه شناخته شدند. مدل نهایی این رگرسیون به دست آمده به صورت رابطه‌ی (۱۳) است:

$$Y = 4/162 + (-0/001 \times \text{ارتفاع}) + (0/095 \times \text{شیب}) + (-0/913 \times \text{دشت}) + (-0/774 \times \text{پروفیل}) + (-0/002 \times \text{فاصله از جاده}) + (-0/002 \times \text{فاصله از رودخانه}) + (0/092 \times \text{سازند}) + (-1/274 \times \text{کاربری اراضی}) + (13)$$

$$P = \frac{e^Y}{1+e^Y}$$

پس از تعیین عوامل مؤثر و محاسبه‌ی پارامترهای مدل رگرسیون لجستیک، این مدل در نرم‌افزار ARCGIS اجرا و نقشه‌ی نهایی پهنه‌بندی منطقه به زمین‌لغزش تهیه شد. در این نقشه متوسط وزن‌ها برابر با ۰/۳۰۵ به دست آمد. در نهایت با در نظر گرفتن ۵ کلاس خطر، نقشه‌ی پهنه‌بندی به روش شکست طبیعی کلاسه‌بندی شد که در شکل (۳) ارائه شده‌است.

در روش شبکه عصبی برای تعیین تعداد بهینه‌ی نرون‌های لایه مخفی، تعداد این نرون‌ها بین ۱ تا ۲۵ نرون در نظر گرفته شد و با استفاده از داده‌های آموزش، پارامترهای مدل تخمین زده شدند. سپس این مدل برای داده‌های تست اجرا و مقدار مساحت زیر منحنی ROC برای این داده‌ها محاسبه شد. تعداد نرون بهینه، تعداد نرونی در نظر گرفته شد که حداکثر مساحت منحنی ROC را داشت.

جدول ۱: نتایج روش‌های دو متغیره

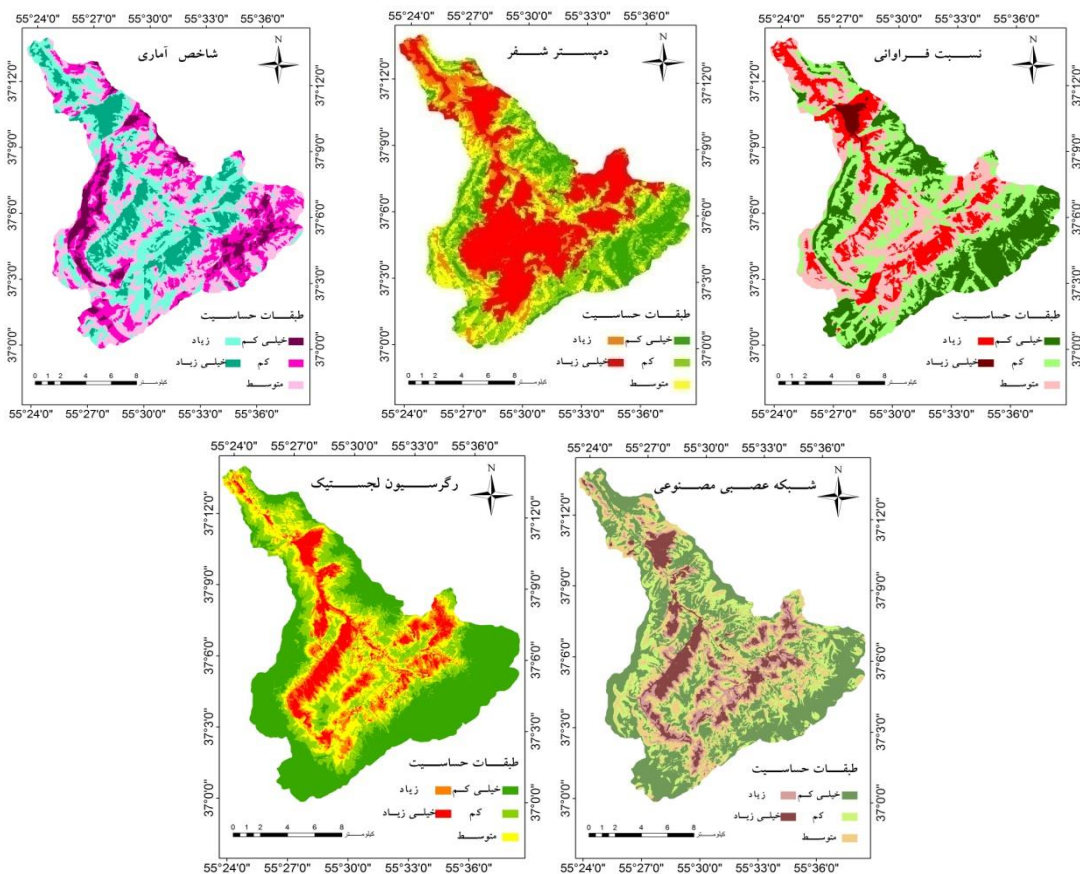
فاکتور	کلاس	A	B	Fr	SI	M(T)	m(\bar{T})	m(Θ)
ارتفاع	۵۴۵-۰	۰/۰۷۸	۰/۳۵۷	۴/۵۷۴	۱/۵۲۰	۰/۵۲۰۴	۰/۰۷۷۳	۰/۴۰۲۳
	۸۰۴-۵۴۵	۰/۱۳۵	۰/۲۵۵	۱/۸۸۷	۰/۶۳۵	۰/۲۱۳۳	۰/۰۹۵۶	۰/۶۹۱۱
	۱۰۲۰-۸۰۴	۰/۱۶۸	۰/۱۰۹	۰/۶۵۱	-۰/۴۲۹	۰/۰۷۳۴	۰/۱۱۸۸	۰/۸۰۷۸
	۱۲۱۴-۱۰۲۰	۰/۱۶۹	۰/۲۱۲	۱/۲۵۲	۰/۲۲۴	۰/۱۴۱۳	۰/۱۰۵۳	۰/۷۵۳۴
	۱۳۹۷-۱۲۱۴	۰/۱۶۷	۰/۰۴۳	۰/۲۶۰	-۱/۳۴۷	۰/۰۲۹۳	۰/۱۲۷۵	۰/۸۴۳۲
	۱۵۹۱-۱۳۹۷	۰/۱۱۷	۰/۰۲۳	۰/۱۹۸	-۱/۶۲۰	۰/۰۲۲۳	۰/۱۲۲۸	۰/۸۵۴۹
	۱۸۰۷-۱۵۹۱	۰/۰۹۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۲۲۵	۰/۸۷۷۷۵
	۲۰۷۶-۱۸۰۷	۰/۰۴۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۱۶۰	۰/۸۸۴۰
	۲۰۷۶<	۰/۰۲۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۱۴۲	۰/۸۸۵۸
	مسطح	۰/۰۰۸	۰/۰۳۳	۴/۲۵۳	۱/۴۴۸	۰/۴۰۶۲	۰/۱۰۸۷	۰/۴۸۵۱
	شمال	۰/۱۳۶	۰/۰۹۶	۰/۷۱۲	-۰/۳۴۰	۰/۰۶۷۴	۰/۱۱۶۷	۰/۸۱۵۹
	شمال شرقی	۰/۱۲۲	۰/۱۰۹	۰/۸۹۹	-۰/۱۰۷	۰/۰۸۵۲	۰/۱۱۳۲	۰/۸۰۱۶
	شرق	۰/۱۰۵	۰/۰۲۴	۰/۲۳۳	-۱/۴۵۷	۰/۰۲۲۰	۰/۱۲۱۷	۰/۸۵۶۳
	جنوب شرقی	۰/۰۹۷	۰/۰۳۱	۰/۳۱۶	-۱/۱۵۲	۰/۰۲۹۹	۰/۱۱۹۸	۰/۸۵۰۳
	جنوب	۰/۰۷۴	۰/۰۲۹	۰/۳۹۶	-۰/۹۲۷	۰/۰۳۷۴	۰/۱۱۷۰	۰/۸۴۵۵
	جنوب غربی	۰/۰۹۸	۰/۰۴۵	۰/۴۵۷	-۰/۷۸۲	۰/۰۴۳۳	۰/۱۱۸۲	۰/۸۳۸۵
غرب	۰/۱۴۶	۰/۱۴۳	۰/۹۸۳	-۰/۰۱۷	۰/۰۹۳۲	۰/۱۱۱۹	۰/۷۹۴۹	
شمال غربی	۰/۲۱۶	۰/۴۸۸	۲/۲۶۵	۰/۸۱۸	۰/۲۱۵۳	۰/۰۷۲۷	۰/۷۱۱۹	
انحنای کل	<(-۰/۹۵)	۰/۰۵۰	۰/۰۴۸	۰/۹۵۴	-۰/۰۴۷	۰/۲۱۱۵	۰/۲۰۱۲	۰/۵۸۷۳
	(-۰/۲۹)-(-۰/۹۵)	۰/۲۱۷	۰/۲۵۵	۱/۱۷۷	۰/۱۶۳	۰/۲۶۱۱	۰/۱۹۰۹	۰/۵۴۸۰
	-۰/۲۳-(-۰/۲۹)	۰/۴۱۴	۰/۴۵۰	۱/۰۸۷	۰/۰۸۳	۰/۲۴۱۰	۰/۱۸۸۴	۰/۵۷۰۶
	<(-۰/۷۳)	۰/۰۲۶	۰/۰۲۵	۰/۹۶۸	-۰/۰۳۳	۰/۱۹۵۰	۰/۱۴۳۷	۰/۶۶۱۲
	(-۰/۲۵)-(-۰/۷۳)	۰/۱۵۰	-۰/۱۵۳	۱/۰۱۹	۰/۰۱۸	۰/۲۰۵۳	۰/۱۴۳۱	۰/۶۵۱۵
	-۰/۰۴-(-۰/۲۵)	۰/۳۷۷	۰/۴۸۴	۱/۲۸۳	۰/۲۴۹	۰/۲۵۸۸	۰/۱۱۹۰	۰/۶۲۲۲
انحنای دشت	۰/۰-۰۴/۳۴	۰/۳۱۱	۰/۲۶۲	۰/۸۴۳	-۰/۱۷۱	۰/۱۶۹۸	۰/۱۵۳۸	۰/۶۷۶۳
	۰/۰-۳۴/۷۶	۰/۱۱۴	۰/۰۷۱	۰/۶۲۴	-۰/۴۷۲	۰/۱۲۵۶	۰/۱۵۰۶	۰/۷۲۳۸
	۰/۲-۷۶/۰۸	۰/۰۲۱	۰/۰۰۵	۰/۲۲۶	-۱/۴۸۹	۰/۰۴۵۴	۰/۱۴۶۰	۰/۸۰۸۶
	۲/۰۸<	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۴۳۷	۰/۸۵۶۳
	<(-۰/۵۹)	۰/۰۳۹	۰/۰۲۴	۰/۶۳۰	-۰/۴۶۲	۰/۱۱۸۶	۰/۱۶۹۳	۰/۷۱۲۱
	(-۰/۱۹)-(-۰/۵۹)	۰/۲۰۳	۰/۲۰۴	۱/۰۰۶	۰/۰۰۶	۰/۱۸۹۶	۰/۱۶۶۵	۰/۶۴۳۹
انحنای پروفیل	-۰/۰۳۶-(-۰/۱۹)	۰/۳۱۹	۰/۳۲۴	۱/۰۱۷	۰/۰۱۷	۰/۱۹۱۶	۰/۱۶۵۵	۰/۶۴۲۹
	۰/۰-۳۶/۴۲	۰/۳۴۲	۰/۳۴۶	۱/۰۱۲	۰/۰۱۱	۰/۱۹۰۶	۰/۱۶۵۸	۰/۶۴۳۶
	۰/۴۲-۱/۲۱	۰/۰۹۰	۰/۰۹۷	۱/۰۷۶	۰/۰۷۴	۰/۲۰۲۸	۰/۱۶۵۵	۰/۶۳۱۷
	۱/۲۱<	۰/۰۰۷	۰/۰۰۴	۰/۵۶۸	۰/۵۶۶-	۰/۱۰۶۹	۰/۱۶۷۳	۰/۷۲۵۸

ادامه‌ی جدول (۱)

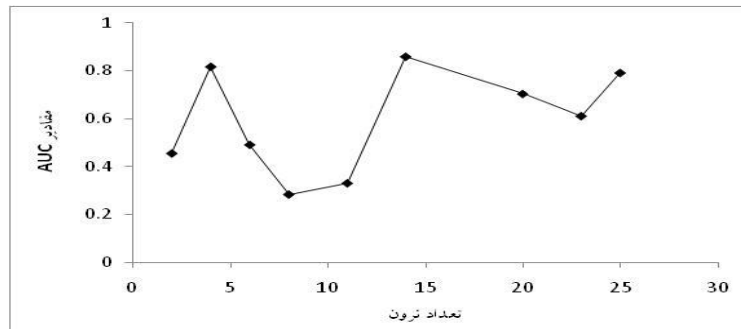
فاکتور	کلاس	a	B	Fr	SI	M(T)	m(\bar{T})	m(Θ)
فاصله از گسل	۰ - ۲۹۱/۸۰۸	۰/۲۵۴	۰/۱۸۵	۰/۷۳۰	-۰/۳۱۵	۰/۱۳۷۳	۰/۱۸۱۴	۰/۶۸۱۳
	۲۹۱/۸۰۸ - ۶۶۳/۲	۰/۱۶۳	۰/۳۹۸	۲/۴۴۱	۰/۸۹۲	۰/۴۶۱۰	۰/۱۱۹۳	۰/۴۱۹۶
	۶۶۳/۱۰۸۷ - ۲/۶۴	۰/۳۵۹	۰/۳۰۳	۰/۸۴۴	-۰/۱۶۹	۰/۱۵۸۹	۰/۱۸۰۵	۰/۶۶۰۶
	۱۰۸۷/۶۴ - ۱۵۷۸/۴۱	۰/۱۲۵	۰/۰۳۴	۰/۲۷۲	-۱/۳۰۲	۰/۰۵۱۱	۰/۱۸۳۴	۰/۷۶۵۶
	۱۵۷۸/۴۱ - ۲۲۴۱/۶۱	۰/۰۷۸	۰/۰۷۹	۱/۰۱۸	۰/۰۱۸	۰/۱۹۱۷	۰/۱۶۵۸	۰/۶۴۲۵
	۲۲۴۱/۶۱ <	۰/۰۲۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۶۹۶	۰/۸۳۰۴
	۰ - ۲۹۱/۸۰۸	۰/۲۵۴	۰/۱۸۵	۰/۷۳۰	-۰/۳۱۵	۰/۱۳۷۳	۰/۱۸۱۴	۰/۶۸۱۳
	Qt2	۰/۰۰۶	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۶۲۷	۰/۹۳۷۳
	Jmz	۰/۱۲۶	۰/۰۱۶	۰/۱۲۴	-۲/۰۸۸	۰/۰۰۸۰	۰/۰۷۰۳	۰/۹۲۱۷
	Qt1	۰/۰۰۸	۰/۰۰۶	۰/۷۸۰	-۰/۲۴۹	۰/۰۵۰۵	۰/۰۶۲۵	۰/۸۸۷۰
	Jcb	۰/۱۱۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۷۰۲	۰/۹۲۹۸
	EM	۰/۰۰۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۶۲۶	۰/۹۳۷۴
سازند	Pr	۰/۰۵۹	۰/۱۵۷	۲/۶۵۲	۰/۹۷۵	۰/۱۷۲۷	۰/۰۵۵۹	۰/۷۷۱۴
	PE	۰/۰۰۳	۰/۰۱۱	۳/۸۴۳	۱/۳۴۶	۰/۲۵۰۹	۰/۰۶۱۹	۰/۶۸۷۳
	k2	۰/۱۳۴	۰/۰۲۷	۰/۲۰۲	-۱/۵۹۸	۰/۰۱۳۱	۰/۰۷۰۱	۰/۹۱۶۸
	El	۰/۰۳۷	۰/۰۴۸	۱/۲۶۹	۰/۲۳۸	۰/۰۸۲۴	۰/۰۶۱۷	۰/۸۵۵۹
	Qc	۰/۰۰۸	۰/۰۰۳	۰/۳۳۵	-۱/۰۹۵	۰/۰۲۱۷	۰/۰۶۲۷	۰/۹۱۵۶
	Jk	۰/۰۰۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۶۳۰	۰/۹۳۷۰
	Dkh	۰/۲۸۷	۰/۲۰۷	۰/۷۲۰	-۰/۳۲۸	۰/۰۴۶۷	۰/۰۶۹۴	۰/۸۸۳۹
	Cm1	۰/۰۸۸	۰/۰۰۳	۰/۰۳۸	-۳/۲۵۷	۰/۰۰۲۵	۰/۰۶۸۲	۰/۹۲۹۳
	Jsd	۰/۱۰۴	۰/۵۲۰	۵/۰۰۳	۱/۶۱۰	۰/۳۲۷۵	۰/۰۳۳۴	۰/۶۳۹۱
	Dpd	۰/۰۰۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۶۲۷	۰/۹۳۷۳
	Qff	۰/۰۰۹	۰/۰۰۳	۰/۳۷۳	-۰/۹۸۷	۰/۰۲۴۱	۰/۰۶۲۷	۰/۹۱۳۱
	۴-۰/۹۱	۰/۲۰۹	۰/۱۳۲	۰/۶۳۰	-۰/۴۶۲	۰/۰۵۹۷	۰/۱۵۶۳	۰/۷۸۴۰
شاخص رطوبت توپوگرافی	۴/۹۱ - ۶/۰۴۳	۰/۳۵۲	۰/۳۰۲	۰/۸۵۹	-۰/۱۵۲	۰/۰۸۱۵	۰/۱۵۳۳	۰/۷۶۵۳
	۶/۰۴۳ - ۷/۲۶	۰/۲۶۳	۰/۳۱۶	۱/۲۰۳	۰/۱۸۴	۰/۱۱۴۱	۰/۱۳۲۰	۰/۷۵۳۸
	۷/۲۶ - ۸/۹۱	۰/۱۱۳	۰/۱۲۶	۱/۱۲۱	۰/۱۱۴	۰/۱۰۶۴	۰/۱۴۰۱	۰/۷۵۳۵
	۸/۹۱ - ۱۱/۵۱	۰/۰۴۰	۰/۰۵۷	۱/۴۲۱	۰/۳۵۱	۰/۱۳۴۹	۰/۱۳۹۸	۰/۷۲۵۲
	۱۱/۵۱ - ۱۵/۴۲	۰/۰۱۸	۰/۰۵۴	۳/۰۶۶	۱/۱۲۰	۰/۲۹۲۲	۰/۱۳۷۰	۰/۵۷۰۷
	۱۵/۴۲ <	۰/۰۰۶	۰/۰۱۲	۲/۲۱۹	۰/۷۹۷	۰/۲۱۱	۰/۱۴۱۴	۰/۶۴۷۵
	۱۰۰-۰/۰۷۸	۰/۲۵۷	۰/۳۶۱	۱/۴۰۳	۰/۳۳۹	۰/۲۸۱۰	۰/۱۲۳۶	۰/۵۹۵۴
	۱۰۰/۰۷۸ - ۲۰۹/۶۸	۰/۲۱۲	۰/۲۶۰	۱/۲۲۳	۰/۲۰۱	۰/۲۴۴۷	۰/۱۳۵۰	۰/۶۲۰۳
	۲۰۹/۶۸ - ۳۲۴/۰۶۲	۰/۱۸۹	۰/۲۳۸	۱/۲۵۵	۰/۲۲۷	۰/۲۵۱۳	۰/۱۳۵۱	۰/۶۱۳۶
	۳۲۴/۰۶۲ - ۴۴۳/۲۰۳	۰/۱۴۷	۰/۱۱۳	۰/۷۶۵	-۰/۲۶۸	۰/۱۵۳۰	۰/۱۴۹۵	۰/۶۹۷۵
	۴۴۳/۲۰۳ - ۵۶۷/۱۰۹	۰/۱۰۶	۰/۰۲۰	۰/۱۸۶	-۱/۶۸۰	۰/۰۳۷۲	۰/۱۵۷۵	۰/۸۰۵۳
	۵۶۷/۱۰۹ - ۷۱۹/۶۰۹	۰/۰۶۶	۰/۰۰۹	۰/۱۳۴	-۲/۰۰۶	۰/۰۲۶۸	۰/۱۵۲۴	۰/۸۲۰۷
۷۱۹/۶۰۹ <	۰/۰۲۳	۰/۰۰۱	۰/۰۳۰	-۳/۵۰۱	۰/۰۰۶۰	۰/۱۴۶۹	۰/۸۴۷۱	

ادامه‌ی جدول (۱)

فاکتور	کلاس	A	B	Fr	SI	M(T)	m(\bar{T})	m(Θ)
فاصله از جاده	۳۴۵-۰	۰/۲۳۶	۰/۵۷۵	۲/۴۳۶	۰/۸۹۱	۰/۵۰۹۴	۰/۰۶۲۴	۰/۴۲۸۲
	۷۳۵-۳۴۵	۰/۱۹۶	۰/۳۵۹	۱/۸۳۷	۰/۶۰۸	۰/۳۸۳۵	۰/۰۸۹۳	۰/۵۲۷۱
	۱۱۶۶-۷۳۵	۰/۱۵۴	۰/۰۳۵	۰/۲۲۹	-۱/۴۷۵	۰/۰۴۷۶	۰/۱۲۸۱	۰/۸۲۴۳
	۱۶۴۸-۱۱۶۶	۰/۱۱۶	۰/۰۲۶	۰/۲۲۲	-۱/۵۰۵	۰/۰۴۶۲	۰/۱۲۳۷	۰/۸۳۰۱
	۲۱۸۵-۱۶۴۸	۰/۰۹۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۲۳۶	۰/۸۷۶۴
	۲۷۷۲-۲۱۸۵	۰/۰۷۵	۰/۰۰۵	۰/۰۶۴	-۲/۷۵۳	۰/۰۱۳۳	۰/۱۲۰۷	۰/۸۶۶۰
	۳۴۳۲-۲۷۷۲	۰/۰۵۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۱۹۲	۰/۸۸۰۸
	۴۱۶۳-۳۴۳۲	۰/۰۴۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۱۷۴	۰/۸۸۲۶
	۴۱۶۳<	۰/۰۲۹	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۱۵۶	۰/۸۸۴۴
	۲۶-۰/۷۱	۰/۲۷۹	۰/۳۱۱	۱/۱۱۷	۰/۱۱۰	۰/۳۵۴۸	۰/۱۶۰۷	۰/۴۸۴۵
درجه شیب	۲۶/۴۷-۷۱/۲۶	۰/۳۹۴	۰/۵۲۹	۱/۳۴۲	۰/۲۹۴	۰/۴۲۶۵	۰/۱۳۰۸	۰/۴۴۲۷
	۴۷/۷۳-۲۶/۹۸	۰/۲۶۱	۰/۱۵۳	۰/۵۸۶	-۰/۵۳۵	۰/۱۸۵۹	۰/۱۹۳۰	۰/۶۲۱۱
	۷۳/۱۷۴-۹۸/۶۸	۰/۰۶۶	۰/۰۰۷	۰/۱۰۳	-۲/۲۶۹	۰/۰۳۲۸	۰/۱۷۸۹	۰/۷۸۸۳
	۱۷۴/۳۵۵-۶۸/۵۴	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۱۶۸۳	۰/۸۳۱۷
	>۳۵۵/۵۴	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۱۶۸۳	۰/۸۳۱۷



شکل ۳: نقشه‌ی حساسیت به زمین‌لغزش حاصل از روش‌های مختلف



شکل ۴: عملکرد شبکه عصبی مصنوعی برای تعداد مختلف نرون داده‌های آزمون

در شکل (۴) مساحت زیر منحنی ROC برای تعداد مختلف نرون - که برای داده‌های تست محاسبه شده - ارائه شده است. با توجه به این شکل مشاهده می‌شود، بهترین عملکرد مدل مربوط به زمانی است که تعداد نرون‌های لایه مخفی برابر با ۱۴ بود؛ بنابراین، تعداد ۱۴ نرون به عنوان تعداد نرون بهینه‌ی شبکه عصبی انتخاب شد و با استفاده از آن برای کل منطقه نقشه‌ی پهنه‌بندی حاصل شد. در این نقشه متوسط وزن‌ها برابر با ۰/۴۷۳ است. با در نظر گرفتن ۵ کلاس خطر، نقشه‌ی تهیه شده به روش شکست طبیعی کلاسه‌بندی شد که در شکل (۳) ارائه شده است.

۳-۱- اعتبارسنجی نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش

نقشه‌های حاصل از حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مجموعه داده‌های این پدیده - که در آموزش پنج مدل کنار گذاشته شده‌اند- آزموده شد. برای بررسی کارایی هر یک از روش‌ها در تهیه نقشه‌های حساسیت، از منحنی ROC استفاده شد. منحنی ROC نموداری است که در آن، نسبت پیکسل‌هایی که توسط مدل به درستی وقوع زمین‌لغزش پیش‌بینی شده‌اند (درست مثبت) در برابر تعداد پیکسل‌هایی که نادرست پیش‌بینی شده‌اند (درست منفی) ترسیم می‌شود. مساحت زیر منحنی ROC (AUC)، معمولاً بین نیم و یک است؛ هر چه مساحت به دست آمده به یک نزدیک‌تر باشد، عملکرد بهتر روش مورد استفاده را نشان می‌دهد (Cervi et al, 2010). برای محاسبه‌ی رسم منحنی ROC و محاسبه‌ی مساحت زیر آن، آستانه‌های مختلفی از ۰ تا ۱ در نظر گرفته شد و برای هر آستانه، تعداد سلول‌هایی که در آنها مدل زمین‌لغزش تشخیص داده شده است با سلول‌های دارای زمین‌لغزش مشاهداتی، مقایسه و شاخص‌های نسبت درست مثبت و منفی محاسبه شدند. پس از محاسبه‌ی این دو شاخص، آنها را به صورت صعودی مرتب کردند، سپس برای محاسبه منحنی ROC پلات شدند. در شکل (۵) منحنی‌های ROC، پنج روش برای داده‌های آزمون ارائه شده است. با توجه به این شکل‌ها ملاحظه می‌شود که مساحت زیر منحنی (AUC) برای داده‌های تست روش‌های نسبت فراوانی، دمپستر- شيفر، شاخص آماری و رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۰/۷۲، ۰/۷۷، ۰/۷۱، ۰/۷۷، ۰/۸۶ - است.

بنابراین براساس منحنی ROC، در منطقه‌ی مورد بررسی مشاهده می‌شود که روش‌های چند متغیره شامل شبکه عصبی و رگرسیون لجستیک نسبت به روش‌های دو متغیره عملکرد بهتری دارند. در بین روش‌های دو متغیره نیز روش

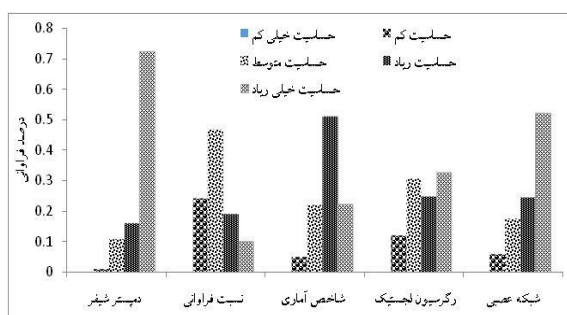
¹ Receiver operating characteristics

دمپستر شفر نسبت به روش‌های نسبت فراوانی و شاخص آماری عملکرد بهتری داشته‌است. چنانچه مقادیر مساحت زیر منحنی راک بین ۰/۹ تا ۱ باشد، عملکرد مدل عالی است و چنانچه بین ۰/۸ تا ۰/۹ باشد، عملکرد خوب مدل را نشان می‌دهد. در حالتی که مساحت زیر منحنی راک بین ۰/۷ تا ۰/۸، ۰/۶ تا ۰/۷ و ۰/۵ تا ۰/۶ باشد، به ترتیب عملکرد مدل متوسط، بد و خیلی بد است (Abul Hasanat et al, 2010). با توجه به مقادیر AUC که برای داده‌های تست توسط روش‌های مختلف به دست آمده‌است (شکل ۵)، مشاهده می‌شود که فقط عملکرد مدل شبکه عصبی در کلاس خوب قرار می‌گیرد و سایر مدل‌ها در محدوده‌ی عملکرد متوسط قرار می‌گیرند.

در این تحقیق برای مقایسه‌ی عملکرد مدل‌های مختلف، علاوه بر منحنی راک از درصد مساحت کلاس با حساسیت بالا همچنین تعداد سلول‌های لغزشی مشاهده شده در کلاس‌های مختلف لغزش استفاده شد. در شکل (۶)، فراوانی زمین‌لغزش‌های مشاهداتی در ۵ طبقه‌ی نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش - که توسط روش‌های مختلف به دست آمده - نشان داده شده‌است. به طور کلی در منطقه‌ی مورد مطالعه، افزایش تدریجی از مناطق با حساسیت کم به مناطق با حساسیت بالا وجود دارد. مدلی کارآمدترست که تعداد بیشتر زمین‌لغزش‌ها در کلاس‌های با خطر بالا در آن اتفاق افتاده باشد. با توجه به شکل (۶) ملاحظه می‌شود که در این قسمت، بهترین عملکرد مربوط به روش دمپستر شفر و شبکه عصبی است.

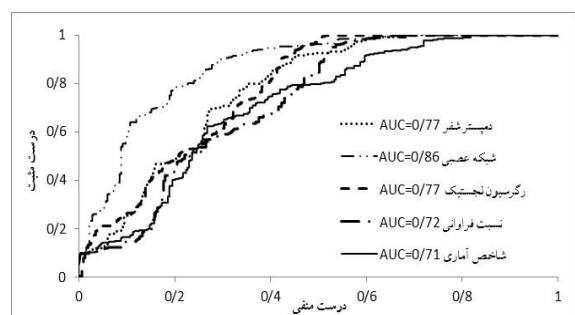
Can و همکاران (2005) بیان می‌کنند در کلاس‌بندی نقشه‌های زمین لغزش، بهترین روش پهنه‌بندی روشی است که بیشترین تعداد زمین‌لغزش‌های مشاهداتی در کلاس با حساسیت خیلی بالا قرار گیرند و این کلاس، مساحت کمی را به خود اختصاص دهد. در جدول (۲)، مساحت کلاس‌های مختلف حساسیت با هر شش روش ارائه شده‌است. با توجه به این جدول ملاحظه می‌شود که در بین تمام روش‌های مورد بررسی، کمترین مساحت کلاس با حساسیت خیلی بالا به ترتیب مربوط به روش‌های نسبت فراوانی و شبکه عصبی مصنوعی است.

در مجموع در این تحقیق با توجه به معیارهای مساحت زیر منحنی ROC، درصد مساحت کلاس با حساسیت خیلی بالا و تعداد زمین‌لغزش‌های مشاهداتی در کلاس‌های مختلف مشاهده شد که روش‌های چند متغیره شامل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک نسبت به روش‌های دو متغیره عملکرد بهتری داشتند و در بین روش‌های دو متغیره نیز روش دمپستر شفر نسبت به دو روش دیگر عملکرد بهتری داشت.



شکل ۶: فراوانی زمین‌لغزش‌های مشاهداتی آزمون در کلاس

های مختلف حساسیت روش‌های مختلف



شکل ۵: منحنی راک روش‌های مختلف

جدول ۲: درصد مساحت هر کلاس خطر زمین لغزش در روش‌های استفاده شده‌ی منطقه‌ی مورد مطالعه

کلاس روش	خطر خیلی کم	خطر کم	خطر متوسط	خطر زیاد	خطر خیلی زیاد
دمپستر شیفر	۰/۱۵	۰/۲۱۱	۰/۱۷۷	۰/۱۱۱	۰/۳۴۷
نسبت فراوانی	۰/۲۵۱	۰/۲۹۱	۰/۲۷۰	۰/۱۷	۰/۰۱۵
شاخص آماری	۰/۰۸۳	۰/۲۲۹	۰/۲۸۴	۰/۲۵۳	۰/۱۴۸
رگرسیون لجستیک	۰/۴۲۱	۰/۱۵۲	۰/۱۴۵	۰/۱۴۲	۰/۱۳۷
شبکه عصبی مصنوعی	۰/۱۹۷	۰/۴۰۲	۰/۱۸۴	۰/۱۲۳	۰/۰۹۲

۴- بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق با استفاده از روش‌های نسبت فراوانی، شاخص آماری، دمپستر شیفر، رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی، به پهنه‌بندی خطر وقوع زمین لغزش در حوضه‌ی چهل‌چای استان گلستان پرداخته شد. پس از بازدید از عرصه‌ی مناطقی که در آنها زمین لغزش اتفاق افتاده‌است و ثبت و انتقال آنها به نرم‌افزار ARCGIS، نقشه‌ی پراکنش زمین لغزش‌های منطقه تهیه شد. پس از تهیه‌ی این نقشه‌ی، نقشه‌های ۱۲ فاکتور مؤثر در وقوع زمین لغزش تهیه شد. با توجه به تجزیه و تحلیل عوامل در رگرسیون لجستیک، از میان ۱۲ عامل مؤثر ۷ عامل ارتفاع، انحنای دشت، کاربری اراضی، سازند، فاصله از رودخانه، فاصله از جاده و شیب به عنوان مؤثرترین عوامل انتخاب شدند که در بین ۷ عامل، کاربری اراضی دارای بیشترین ضریب بود. از نظر فاکتور شیب، نتایج نشان داد که در شیب‌های خیلی بالا به دلیل ضعف فرایند خاک‌سازی و افزایش استحکام سازندهای زمین‌شناسی، تعداد لغزش‌های رخ داده کاهش می‌یابد. Altural and Ozdemir (2013) بیان می‌کنند که با افزایش ارتفاع و شیب، به تدریج احتمال وقوع زمین لغزش تا شیب ۳۵ تا ۴۵ درجه افزایش و از این مقدار شیب به بالا، احتمال وقوع زمین لغزش کاهش می‌یابد. در تحقیق Conforti و همکاران (2014)، بیشترین زمین لغزش در شیب‌های بیش از ۲۰ درجه اتفاق افتاده بود. در تحقیق and Pradhan Lee (2010)، مقدار شیب به عنوان مهمترین عامل مؤثر در وقوع زمین لغزش تشخیص داده شد و در شیب‌های ۱۵ تا ۳۵ درجه، بیشترین تعداد زمین لغزش‌ها اتفاق افتاده بود. در تحقیق کاوزوگلو و همکاران^۱ (2015)، نوع سازند و شیب به عنوان مهمترین عوامل مؤثر در وقوع زمین لغزش تشخیص داده شد. در این تحقیق، بیشترین زمین لغزش‌ها در مناطق با شیب بیش از ۲۰ درجه مشاهده شد. در تحقیق Chen و همکاران (2014) در پهنه‌بندی خطر زمین لغزش در چین، بیشترین زمین لغزش و وزن روش‌های دو متغیره در شیب‌های ۱۰ تا ۲۰ درجه حاصل شد. در این رابطه (2001 & Sidle and Sochiai, 2006 & Dai et al, Ercanoglu, 2004) بیان کرده‌اند که بیشترین زمین لغزش‌ها در شیب کمتر از ۴۵ درجه واقع شده‌است. در منطقه‌ی مورد مطالعه، با افزایش فاصله از رودخانه، جاده و گسل تعداد زمین لغزش

^۱ Kavzoglu et al

کمتری رخ داده‌است. دلیل این امر آن است که فرسایش کنار رودخانه‌ای باعث به هم خوردن تعادل شیب می‌شود و در پی آن به هم خوردن این تعادل به ناپایداری شدید دامنه منجر می‌گردد. در اثر گسل، سنگ‌های اطراف خرد می‌شوند و این امر به نفوذ آب از این مناطق به درون دامنه‌ها و بروز ناپیوستگی در اطراف گسل‌ها منجر می‌شود. Bai و همکاران (2014) در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در منطقه‌ی Longnan استان Gansu چین، مشاهده کردند که حداکثر تعداد زمین‌لغزش‌ها تا فاصله‌ی ۱۰۰۰ متری از رودخانه اتفاق افتاده‌است. در تحقیق Regmi و همکاران (2014)، بیشترین زمین‌لغزش‌ها در فاصله‌ی ۵۰ تا ۱۰۰ متری از رودخانه و ۱۰۰ تا ۲۰۰ متری از جاده اتفاق افتاده بود و با دور شدن از رودخانه و جاده، تعداد زمین‌لغزش‌ها کاهش یافت. در تحقیق Chen و همکاران (2014)، بیشترین زمین‌لغزش‌ها در فاصله‌ی ۲۰۰-۴۰۰ متری از رودخانه بود و با افزایش فاصله از جاده، تعداد زمین‌لغزش‌ها کاهش یافت و از فاصله‌ی یک کیلومتری به بعد، تعداد کمی زمین‌لغزش اتفاق افتاد. در تحقیقات Pourghasemi و همکاران (2012) و Regmi و همکاران (2010) هر چه فاصله از جاده، گسل و رودخانه افزایش یابد، از تعداد زمین‌لغزش و وزن‌های روش نسبت فراوانی کاسته می‌شود. در تحقیق Altural and Ozdemir (2013) نیز بیشترین تعداد زمین‌لغزش و احتمال وقوع آن در فاصله‌ی ۱۰۰ تا ۲۰۰ متری از گسل مشاهده شد. Conforti و همکاران (2014) معتقدند که در مناطق با شکستگی و گسل زیاد، مقاومت سنگ‌ها در برابر زمین‌لغزش و نیروی جاذبه کاهش می‌یابد. Bai و همکاران (2014) در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش در منطقه‌ی Longnan استان Gansu چین، مشاهده کردند که حداکثر تعداد زمین‌لغزش‌ها تا فاصله‌ی ۲۱۰۰ متری از گسل، ۱۰۰۰ متری از رودخانه و شیب‌های ۲۰ تا ۳۰ درجه اتفاق افتاده‌است. در تحقیق Althuwaynee و همکاران (2012)، حداکثر تعداد زمین‌لغزش‌ها در فاصله‌ی ۳۰۲ تا ۷۲۳ متری از گسل رخ داده‌است. در تحقیق Chen و همکاران (2014)، بیشترین تعداد زمین‌لغزش در فاصله‌ی ۰ تا ۲۰۰ متری از گسل اتفاق افتاده‌است. در تحقیق Regmi و همکاران (2014)، بیشترین زمین‌لغزش‌ها در فاصله‌ی ۲۰۰ تا ۳۰۰ متری از گسل رخ داده‌است.

نتایج تحقیق نشان داد که برای داده تست، مقادیر مساحت زیر منحنی ROC برای روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک، نسبت فراوانی، شاخص آماری و دمپستر شیفر به ترتیب برابر با ۰/۸۶، ۰/۷۷، ۰/۷۲، ۰/۷۱، ۰/۷۷ است که این مسئله بیانگر عملکرد بهتر روش‌های چند متغیره نسبت به روش‌های دو متغیره است. در بین روش‌های دو متغیره نیز بهترین عملکرد به ترتیب مربوط به روش‌های دمپستر شیفر، نسبت فراوانی و شاخص آماری است. از نظر معیارهای مساحت کلاس زمین‌لغزش با حساسیت خیلی بالا، به ترتیب مدل‌های نسبت فراوانی، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک، شاخص آماری و دمپستر شیفر و از نظر درصد زمین‌لغزش‌های موجود در کلاس‌های مختلف شدت زمین‌لغزش، به ترتیب روش‌های دمپستر شیفر، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک، شاخص آماری و روش نسبت فراوانی بهترین عملکرد را به خود اختصاص داده‌اند. در این قسمت نیز با در نظر گرفتن این دو معیار، روش‌های چند متغیره‌ی شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک نسبت به روش‌های دو متغیره شامل روش‌های نسبت فراوانی، شاخص آماری و دمپستر شیفر عملکرد بهتری داشتند. در مطالعه‌ی Kavzoglu و همکاران (2015) در مقایسه‌ی روش‌های چند متغیره (ماشین بردار پشتیبان، رگرسیون لجستیک و درخت تصمیم) و روش‌های دو متغیره (نسبت فراوانی، شاخص آماری و وزن شاهد)، روش‌های چند متغیره نسبت به روش‌های دو متغیره عملکرد بهتری داشتند. در تحقیق Lee and Pradhan (2010)، مساحت زیر منحنی ROC مدل‌های نسبت فراوانی و رگرسیون

لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۹۰ و ۰/۹۴ ذکر شده که مبتنی بر کارایی بهتر روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل نسبت فراوانی و رگرسیون لجستیک است. در مطالعه‌ی Pourghasemi و همکاران (2012)، روش رگرسیون لجستیک با مساحت زیر منحنی ROC برابر با ۷۸ درصد نسبت به روش‌های نسبت فراوانی و شاخص آنتروپی به ترتیب با مقادیر مساحت منحنی راک برابر با ۷۳ و ۷۱ درصد عملکرد بهتری داشت. در تحقیق Jebur و همکاران (2015)، روش دمپستر شفر با مقدار مساحت زیر منحنی ROC برابر با ۸۰ درصد، نسبت به روش‌های نسبت فراوانی و وزن شاهد به ترتیب با مقدار مساحت زیر منحنی ROC برابر با ۷۱ و ۷۵ درصد عملکرد بهتری داشت. این در حالی است که در تحقیق Altural and Ozdemir (2013)، مدل نسبت فراوانی با مساحت زیر منحنی ROC برابر با ۰/۹۷ نسبت به رگرسیون لجستیک با مساحت زیر منحنی ۰/۹۵ و مدل وزن مشاهداتی با مساحت زیر منحنی ۰/۹۳ کارایی بهتری داشته‌است. در تحقیق Pradhan and Lee (2007) نیز روش نسبت فراوانی نسبت به رگرسیون لجستیک عملکرد بهتری داشت. در مطالعه‌ی Regmi و همکاران (2014)، روش نسبت فراوانی نسبت به روش‌های وزن مشاهداتی و شاخص آماری - که مقادیر مساحت زیر منحنی ROC در سه مدل شاخص آماری، وزن مشاهداتی و نسبت فراوانی به ترتیب برابر با ۰/۷۴، ۰/۷۴ و ۰/۷۵ است - عملکرد بهتری داشته‌است. در تحقیق Mohammady و همکاران (2012)، مقدار مساحت حاصل از زیر منحنی ROC در سه مدل نسبت فراوانی، دمپستر شفر و وزن مشاهداتی به ترتیب ۰/۸۰، ۰/۷۸ و ۰/۷۴ است که کارایی بهتر مدل نسبت فراوانی و وزن شاهد نسبت به روش دمپستر شفر را نشان می‌دهد. در مطالعه‌ی Pourghasemi و همکاران (2012)، مدل وزن شاهد با داشتن AUC برابر با ۷۹، عملکرد بهتری نسبت به روش دمپستر شفر با AUC برابر با ۷۲ درصد داشته‌است. در تحقیق Chen و همکاران (2014)، روش نسبت فراوانی با داشتن AUC برابر با ۸۲/۴۹، نسبت به روش شاخص آماری با AUC برابر با ۸۱/۴۳ عملکرد بهتری داشت. در مطالعه‌ی Park (2011)، روش دمپستر شفر نسبت به رگرسیون لجستیک عملکرد بهتری داشت. در تمام روش‌های دو متغیره چنانچه مساحت یک کلاس کم باشد، یا زمین‌لغزش‌ها به صورت یکنواخت پراکنده نشده باشند، ممکن است در تخمین وزن‌ها بیش یا کم برازشی اتفاق افتد. در روش‌های چند متغیره با استفاده از الگوریتم‌های آموزشی، وزن فاکتورهای مختلف بهینه می‌شود؛ به نوعی مشکلاتی که در روش‌های دو متغیره وجود دارد در این روش‌ها دیده نمی‌شود. در کل، در هر تحقیقی کارایی مدل‌های مورد استفاده به موارد زیر بستگی دارد: انتخاب مناسب فاکتور دهی مؤثر در وقوع زمین‌لغزش، کیفیت داده‌های جمع‌آوری شده، تعداد زمین‌لغزش‌ها، بزرگی منطقه‌ی مورد بررسی و کیفیت نقشه‌های مورد استفاده.

منابع

1. Abul Hasanat, M.; Ramachandram, D.; & R. Mandava 2010. Bayesian belief network learning algorithms for modeling contextual relationships in natural imagery a comparative study, *Artificial intelligence Review*, 34 (4), 1 - 18.
2. Aleotti, P., & R. Chowdhury, (1999). Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. *Bull. Eng. Geol. Environ.* 58, 21 - 44.
3. Althuwaynee, O. F.; Pradhan, B.; & S. Lee, 2012. Application of an evidential belief function model in landslide susceptibility mapping, *Computers & Geosciences*, 44, 120 - 135.

4. Bia, S.; Wang, J.; Thiebes, B.; Cheng, C.; & Y. Yang, 2014. Analysis of the relationship of landslide occurrence with rainfall: a case study of Wudu County, China, *Arabian Journal of Geosciences*, 7, 1277 - 1285.
5. Brabb, E.E. 1984. Innovative approaches to landslide hazard mapping. Proceedings 4th International symposium on landslides, *Toronto, 1: 307-324*.
6. Can, T.; Nefeslioglu, H. A.; Gokceglu, C.; Sonmez, H.; & T. Y. Duman, 2005. Susceptibility assessments of shallow earthflows triggered by heavy rainfall at three subcatchments by logistic regression analyses, *Geomorphology*, 72, 250 - 271.
7. Caniani, D.; Pascale, S.; Sdao, F.; & A. Sole, 2008. Neutral networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza, *Natural Hazards*, 45, 55 - 72.
8. Carrara, A., 1983. Multivariate models for landslide hazard evaluation, *Mathematical Geology*, 15 (3), 403 - 427.
9. Carrara, A., 1988. Landslide hazard mapping by statistical methods: a "Black Box" approach. In: Workshop on natural disaster in European Mediterranean countries, Perugia, Italy, *Consiglio Nazionale delle Ricerche*, Perugia, 205 - 224.
10. Carrara, A.; Cardinalli, M.; Detti, R.; Guzzetti, F.; Pasqui, V.; & P. Reichenbach, 1991. GIS techniques and statistical models in evaluating landslide hazard, *Earth Surface Processes and Landforms*, 16 (5), 427 - 445.
11. Carrara, A.; Cardinali, M.; & F. Guzzetti, 1992. Uncertainty in assessing landslide hazard and risk, *ITC Journal*, 2, 172 - 183.
12. Cervi, F.; Berti, M.; Borgatti, L.; Ronchetti, F.; Manenti, F.; & A. Corsini, 2010. Comparing predictive capability of statistical and deterministic methods for landslide susceptibility mapping : a case study in the northern Apennines (Reggio Emili: province, Italy), *Landslides*, 7(4), 433 - 444.
13. Chen, W.; Li, W.; Hou, E.; Bia, H.; Chai, H.; Wang, D.; Cui, X.; & Q. Wang, 2014. Application of frequency ratio, statistical index, and index of entropy models and their comparison in landslide susceptibility mapping for the Baozong Region of Baoji, China, *Arabian Journal of Geosciences*, 8 (4), 1829 - 1841.
14. Conforti, M.; Pascale, S.; Robustelli, G. o.; & F. Sdao, 2014. Evaluation of prediction capability of the artificial neural networks for mapping landslide susceptibility in the Turbolo River catchment (northern Calabria, Italy), *Catena*, 113, 236 - 250.
15. Dai, F.; Lee, C.; Li, J.; & Z. Xu, 2001. Assessment of landslide susceptibility on the natural terrain of Lantau Island, Hong Kong, *Environmental Geology*, 40, 381 - 391.
16. Ercanoglu, M., & C. Gokceoglu, (2004). Use of fuzzy relations to produce landslide susceptibility map of a landslide prone area (west Black sea region, turkey), *Engineering Geology*, 75, 229 - 250.
17. Ercanoglu, M.; Gokceoglu, C.; & T. W. Van Asch, 2004. Landslide susceptibility zoning north of Yenice (Nw Turkey) by multivariate statistical techniques, *Natural Hazards*, 32, 1 - 23.
18. Guzzetti, F.; Carrara, A.; Cardinali, M.; & P. Reichenbach, 1999. Landslide hazard evaluation: a review of Current techniques and their application in a multi - scale study, Central Italy, *Geomorphology*, 31(1- 4), 181 - 216.
19. Guzzetti, F.; Reichenbach, P.; Cardinali, M.; Galli, M.; & F. Ardizzone, 2005. Landslide hazard assessment in the Staffora basin, Northern Italian Apennines, *Geomorphology*, 72, 272 - 299.
20. Hosmer, D. W., & S. Lemeshow, (2000). *Applied Logistic Regression*, second ed. New York: John Wiley and Sons.
21. Jebur, M. N.; Pradhan, B.; Shafri, H. Z. M.; Yusoff, Z. M.; & M. S. Tehrany, 2015. An integrated user friendly Arcmap tool for bivariate statistical modelling in geoscience applications, *Geoscientific Model Development*, 8 (3), 881 - 891.

22. Kanungo, D. P.; Arora, M. K.; Sarkar, S.; & R. P. Gupta, 2009. Landslide susceptibility zonation (LSZ) mapping - A review, *J South Asia Disaster studies*, 2, 81 - 105.
23. Karimi Sanagchini, E.; Ownegh, M.; & A. Sadoddin, 2012. Assessment of landslide hazard, risk in Chehel-Chay Watershed, Golestan Province, Iran, *Watershed Management Research (Pajouhesh & Sazandegi)*, 98, 74-84.
24. Kavzoglu, T.; Kutlug Sahin, E.; & I. Colkesen, 2015. An assessment of multivariate and bivariate approaches in landslide susceptibility mapping: a case study of Duzkoy district, *Natural Hazards*, 76(1), 471 - 496.
25. Lee, S., & B. Pradhan, (2007). Landslide hazard mapping at Selangor - Malaysia using frequency ratio and logistic regression models. *Journal of Landslides*. 4, 33 - 41.
26. Mohammady, M.; Pourghasemi, H. R.; & B. Pradhan, 2012. Landslide susceptibility mapping at Golestan Province, Iran: A comparison between frequency ratio, Dempster – Shafer and weights - of - evidence models, *Journal of Asian Earth Sciences*, 61, 221 - 236.
27. Nefeslioglu, H. A.; Gokceoglu, C.; & H. Sonmes, 2008. An assessment on the use of logistic regression and artificial neural networks with different sampling strategies for the preparation of landslide susceptibility maps, *Engineering Geology*, 97, 171 - 191.
28. Ozdemir, A., & T. Altural, (2013). A comparative study of frequency ratio, weights of evidence and logistic regression methods for landslide susceptibility mapping: Sultan Mountains. SW Turkey. *Journal of Asian Earth Sciences*. 64, 180 - 197.
29. Park, N. W., 2011. Application of Dempster - Shafer theory of evidence to GIS - based landslide susceptibility analysis, *Environ Earth Sciences*, 62, 367 - 376.
30. Pourghasemi, H. R.; Mohammady, M.; & B. Pradhan, 2012. Landslide susceptibility mapping using index of entropy and conditional probability models in GIS: Sfarood Basin, Iran, *Catena*, 97, 71 - 84.
31. Pourghasemi, H. M.; Pradhan, B.; Gokceoglu, C.; & K. Deylami Moezzi, 2012. A comparative assessment of prediction capabilities of Dempster–Shafer and Weights-of-evidence models in landslide susceptibility - mapping using GIS, *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 4 (2), 93 - 118.
32. Pradhan, B., & A. M. Youssef, (2009). Manifestation of remote sensing data and GIS on landslide hazard analysis using spatial - based statistical models. *Arabian Geosciences Journal*. 3(3), 319 - 326.
33. Pradhan, B., & S. Lee, (2009). Landslide risk analysis using artificial neural network model focusing on different training sites. *International Journal of Physical Sciences*. 3(11), 1 -15.
34. Pradhan, B., & S. Lee, (2010). Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modeling, *Environmental Modelling and Software*, 25, 747 - 759.
35. Regmi, A. D.; Devkota, C. C.; Yoshida, K.; Pradhan, B.; Pourghasemi, H. R.; Kumamoto, T.; & A. Akgun, 2014. Application of frequency ratio, statistical index, and weights - of - evidence models and their comparison in landslide susceptibility mapping in Central Nepal Himalaya, *Arabian Journal of Geosciences*, 7(2) , 725 - 742.
36. Regmi, N. R.; Giardino, J. R.; & J. D. Vite, 2010. Modeling susceptibility to landslides using the weight of evidence approach: Western Colorado, USA, *Geomorphology*, 115, 172 - 187.
37. Sidle, R. C., & H. Sochiai, (2006). Landslides; processes, prediction, and land use, *American Geophysical union*.
38. Suzen, M. L., & V. Doyuran, (2004). A comparison of the GIS based landslide susceptibility assessment methods: multivariate versus bivariate. *Environ Geol*, 45, 665 - 679.

39. Van Westen, C. J, 1994. GIS in landslide hazard zonation: a review, with examples from the Andes of Colombia. In: Price MF, Heywood DI, Mountain environments and geographic systems, Taylor and Francis publishers, pp135 - 165.
40. Van Westen, C. J, 1997. Statistical Landslide hazard analysis, ILWIS 2.1 for Windows application guide, *Enschede: ITC publication*; 73 - 84.
41. 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.
42. Zhao, C.; Chen, W.; Wang, Q.; Wu, Y.; & B. Yang, 2015. A Comparative study of statistical index and certainty factor models in landslide susceptibility mapping: a case study for the Shangzhou District, Shaanxi Province, China, *Arabian Journal of Geosciences*, 8 (11), 9079 - 9088.

Comparing Bivariate and Multivariate Methods in Landslide Sustainability Mapping: A Case Study of Chelchay Watershed

Aboalhasan Fathabadi: Assistant Prof., Range and Watershed Management department, Gonbad Kavouse, University, Gonbad, Golestan province.

Akram Ghandi: Graduate Student of Watershed Management, Gonbad Kavouse, University, Gonbad, Golestan province.

Hamed Rouhani: Assistant Prof., Range and Watershed Management department, Gonbad Kavouse, University, Gonbad, Golestan province.

Seyed Morteza Seyedi: Assistant Prof., Range and Watershed Management department, Gonbad Kavouse, University, Gonbad, Golestan province.

Article History (Received: 2016/08/30

Accepted: 2017/04/14)

Extended abstract

1- INTRODUCTION

In the last decades, due to human interventions and the effect of natural factors, the occurrence of landslide increased especially in the north of Iran, where the amount of rainfall is suitable for the landslide occurrence. In order to manage and mitigate the damages caused by landslide, the potential landslide-prone areas should be identified.

In landslide susceptibility mapping, using the independent conditioning factors, the probability of the spatial occurrence of landslide in an area is estimated (1, 2). There are different qualitative and quantitative approaches to prepared landslide sustainability maps. Quantitative approaches can be divided into three categories: Statistical, probabilistic and distribution-free methods (3). Statistical methods include bivariate and multivariate methods. In bivariate statistical methods, each individual thematic data layer is crossed with the landslide inventory maps, and the weight values, indicating the importance of each parameter class in the landslide occurrence, are assigned to each factor class (4). In contrast, in multivariate methods, the relative contribution of each conditioning factor to landslide occurrence is calculated (5). Each method of mapping has advantages and disadvantages, and there is no one method accepted universally for the effective assessment of landslide hazards.

2- METHODOLOGY

In this study, artificial neural network, Logistic regression, frequency ratios, statistical index and Dempster-Shafer methods were used for landslide susceptibility mapping in Chelchay watershed in Golestan province. This watershed covers an area of about 256.83 km² between longitude 36°59' and 37°13' E and between the latitude 55° 23' and 55° 38' N, with the elevation ranging from 179.3 in the northern part to over 2928.3 in the southern part. The mean annual precipitation is 766.5 mm and the dominant land use in this watershed is forest.

The first step in the land-slide susceptibility assessment is mapping the existing landslides. In this study, using air photograph, as in previous studies, Google Earth and field surveys landslide inventory map were constructed. As landslide inventory maps constructed, using geology, topographic and land use maps thematic layers of 12 landslide conditioning factors including slope angle, slope aspect, curvature, profile curvature, plan curvature, altitude, distance from roads, distance from rivers, lithology, distance from faults, land use and topographic wetness index were prepared. To train and validate different methods, the landslide inventory was randomly split into a training dataset of 80% (73 landslide locations), for estimating the artificial neural network and logistic regression parameters and bivariate models weights, and a testing dataset of 20% (18 landslides locations). By translating bivariate methods

¹ Corresponding Author: fathabadi@ut.ac.ir

weights to thematic layers and implementing the artificial neural network and logistic regression to all the study area, pixels landslide sustainability maps were prepared. Additionally, to evaluate landslide susceptibility maps areas under the ROC curve, the percentage of observed test landslide in each landslide susceptibility class and the area of very high susceptibility class were used.

3- RESULTS

Results showed that the area under the prediction curve for artificial neural network, logistic regression, Dempster-Shafer, frequency ratio and statistical index were 0.86, 0.77, 0.77, 0.72, and 0.71, respectively. Frequency ratio, artificial neural network, Logistic regression, statistical index, and Dempster-Shafer had the least area of very high susceptibility class, respectively. The percentage of landslide pixels coincided with the sites falling in the very high susceptibility classes for Dempster-Shafer, Artificial neural network, Logistic regression, statistical index and frequency ratio, were 0.72, 0.52, 0.32, 0.22, 0.09 respectively. With respect to the area under prediction curve, the percentage of landslide pixels coincided with the sites falling in the very high susceptibility class; multivariate methods including artificial neural network and logistic regression outperformed the other bivariate methods; also Dempster-Shafer had better performance than the other bivariate models. A similar result was obtained by Kavzoglu et al. (2015) and Pradhan and Lee (2010). On the contrary, Ozdemir and Altural (2013), Lee and Pradhan (2007) and Park (2011) concluded that bivariate models had better performance than multivariate methods. Using forward logistic regression, the factors of slope angle, plan curvature, elevation, distance from roads, distance from rivers, lithology and land use were selected as the most important factors. As distance from the road, fault and river increased, the occurrence of landslide and the weight of bivariate methods decreased.

4- CONCLUSIONS & SUGGESTIONS

In this study, the capability of bivariate and multivariate methods in landslide sustainability mapping in Chel-Chay watershed was evaluated. Results showed that with respect to the area under the prediction curve, the percentage of landslide pixels coincided with the sites falling in the very susceptibility class, and regarding the area of very high susceptibility class, multivariate methods had better performance.

Key Words: Landslide, Chehel-Chay, mapping, Multivariate methods, Bivariate methods, ROC Curve