

## تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش با استفاده از سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی در شمال شهر تهران

حمیدرضا پورقاسمی<sup>۱</sup>، حمیدرضا مرادی<sup>۲\*</sup>، سید محمود فاطمی عقدا<sup>۳</sup>

۱- دکتری علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی، دانشگاه تربیت مدرس- نور

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

۳- دانشیار گروه زمین شناسی، دانشگاه خوارزمی

پذیرش مقاله: ۱۳۹۲/۱/۱۹

تأیید نهایی مقاله: ۱۳۹۲/۸/ ۲۴

### چکیده:

هدف از تحقیق حاضر تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش با استفاده از سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی در شمال شهر تهران است. به این منظور با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای GeoEye سال‌های ۲۰۱۱-۲۰۱۲، SPOT-5 سال ۲۰۱۰ و بازدیدهای صحرایی، ۵۲۸ نقطه لغزشی شناسایی و نقشه پراکنش زمین لغزش‌های منطقه مورد مطالعه تهیه گردید. لایه‌های اطلاعاتی درجه شیب، لیتولوژی، جهت شیب، کاربری اراضی، فاصله از آبراهه، طبقه ارتفاعی، فاصله از گسل، شکل شیب، فاصله از جاده، شاخص توان آبراهه (SPI) و شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI) به عنوان عوامل موثر بر وقوع زمین لغزش شناسایی و نقشه‌های مذکور در محیط نرم‌افزار ArcGIS تهیه و رقومی گردیدند. به منظور وزن‌دهی کلاس‌های هر یک از عوامل از روش نسبت فراوانی استفاده گردید. سپس وزن‌های به‌دست آمده نرمال‌سازی شده و به محیط نرم‌افزار MATLAB منتقل گردید. در تحقیق حاضر از الگوریتم یادگیری هیبرید و ساختار سیستم استنتاج فازی نوع سوم (خوشه‌بندی C-میانگین) برای پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش استفاده گردید. ارزیابی مدل مذکور با استفاده از منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC) و ۳۰ درصد نقاط لغزشی (۱۵۸ لغزش) صورت گرفت. نتایج ارزیابی نشان داد که دقت مدل تهیه شده با استفاده از ANFIS در منطقه مورد مطالعه ۷۷/۴۸ درصد (خوب) برآورد گردید.

**واژه‌های کلیدی:** زمین لغزش، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، سامانه اطلاعات جغرافیایی، شمال شهر تهران

## مقدمه

در سال‌های اخیر رشد جمعیت و توسعه شهرنشینی در مناطق ناپایدار و خطرناک منجر به افزایش بلایای طبیعی در کشورهای توسعه‌یافته و در حال توسعه گردیده است. بلایای طبیعی به صورت مستقیم و غیرمستقیم روی مسائل اقتصادی و اجتماعی انسان‌ها تأثیرگذار بوده و خسارات ناشی از آن در کشورهای در حال توسعه جدی‌تر است. در ایران نیز در مورد خسارات ناشی از حرکات توده‌ای مطالعاتی صورت گرفته که طبق گزارش، خسارات مربوط به ۴۹۰۰ زمین لغزش از بانک اطلاعاتی تا پایان شهریورماه ۱۳۸۶، ۱۲۶۸۹۳ میلیارد ریال برآورد گردیده است (دفتر مهندسی و ارزیابی طرح‌ها گروه مطالعه امور زمین لغزش‌ها، ۱۳۸۶). نظر به اهمیت موضوع، شناخت عوامل موثر در وقوع زمین لغزش و پهنه‌بندی خطرات ناشی از آن امری ضروری به نظر می‌رسد. مهندسی زمین‌شناسی و ژئوتکنیک بسیار پیچیده بوده و دلیل آن نیز به‌خاطر همگونی آن با محیط زیست و طبیعت می‌باشد. روش‌های سنتی مدلسازی و محاسباتی، از مفاهیم دقیق برای پدیده‌های زمین‌شناسی استفاده می‌کنند که بر اساس دو مقدار صحیح و غلط (منطق ارسطویی) استوار است. از طرف دیگر عدم دقت و عدم‌یقین در بسیاری از مدل‌ها قابل ملاحظه بوده (آلوارز گریما و بابوسکا، ۱۹۹۱) از این‌رو در هر مطالعه‌ای از اصطلاحات مبهم و غیرمعلوم به منظور بیان ارتباط بین پارامترها و تعامل (فعل و انفعالات) آن‌ها استفاده می‌گردد. مسئله دیگر این است که در طبیعت مرز مشخصی برای کلاس‌های هر یک از عوامل از قبیل نوع خاک، انواع کاربری اراضی و واحدهای لیتولوژیکی وجود ندارد. همچنین تعیین مرز طبیعی برای عوامل پیوسته نظیر ارتفاع، شیب، فاصله از عناصر خطی،

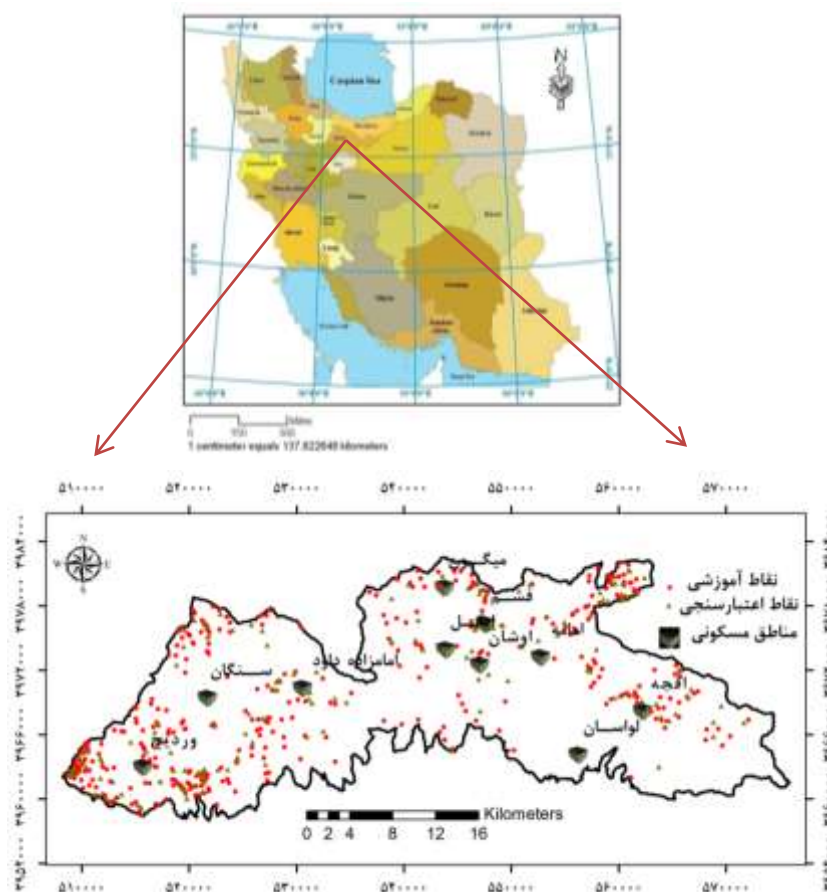
شاخص‌های توپوگرافی و عناصر تراکمی بسیار مشکل است. به همین دلیل مدل‌های سنتی و آماری در برخورد با پارامترهای ورودی مذکور دارای معایبی می‌باشند. تعیین دقت بالا در مطالعات ارزیابی خطر زمین لغزش بسیار مهم بوده و ساده‌گرفتن پارامترهای اصلی لغزش، طبقه‌های آن‌ها و تعاملات بین آن‌ها می‌تواند منجر به نتایج نادرست در نقشه نهایی گردد. مسائل اخیراً منجر به استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی نظیر سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی در مطالعات زمین-شناسی و ژئوتکنیک گردیده است (تول، ۱۹۹۶). این مدل‌ها نه تنها منجر به افزایش دقت در برخورد با مسائل پیچیده و عدم قطعیت‌ها می‌شوند بلکه خود منجر به ایجاد و توسعه تئوری‌ها و تکنیک‌های نوین در مسائل مختلف می‌گردند. از این‌رو در چندین تحقیق از سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی به منظور پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش استفاده شده که می‌توان به مطالعات وحیدنیا و همکاران (۲۰۱۰) در استان مازندران؛ سزر و همکاران (۲۰۱۱) در منطقه سلنگور مالزی؛ اوه و پرادهان (۲۰۱۱) در جزیره پنانگ در منطقه پنین سولار مالزی، تین بوی و همکاران (۲۰۱۲) در ویتنام و دائو و همکاران (۲۰۱۳) در جنوب ایتالیا نام برد. نتایج تحقیقات مذکور بیانگر دقت بالای نقشه‌های حساسیت زمین لغزش تهیه شده است. با توجه به شرایط آب و هوایی، زمین‌شناسی، ساخت و ساز در شیب‌های تند و سایر شرایط مستعدکننده ناپایداری دامنه، در بخش‌های شمالی تهران بحث زمین لغزش به مشکلی حاد تبدیل شده است. بیش‌ترین مشکل در اطراف رودخانه‌هاست که ساخت و سازهای نامناسب بر میزان خطرپذیری این مناطق افزوده است. ناحیه ولنجک در شمال غرب تهران به دلیل قرارگرفتن در مسیر گسل شمال تهران و در

الگوریتم خوشه‌بندی C- میانگین (FCM) در شمال شهر تهران است.

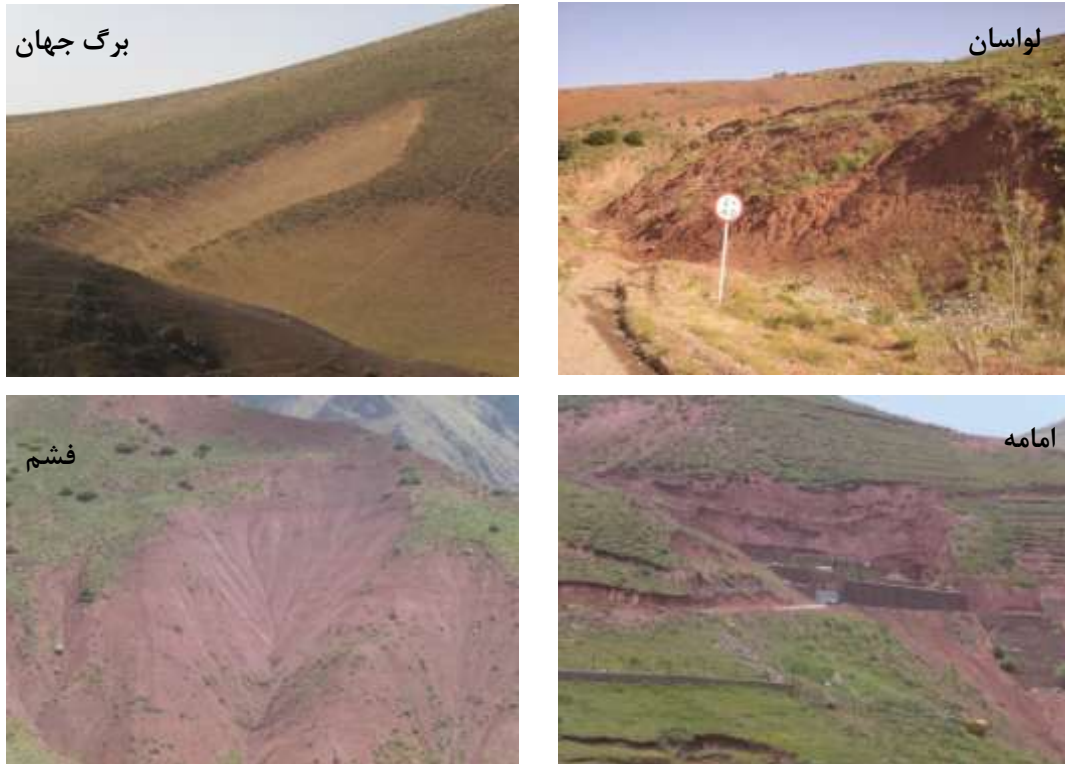
### مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه بخش شمالی شهر تهران است که مساحت تقریبی آن ۸۹۹/۵ کیلومترمربع است. این منطقه بین عرض‌های  $35^{\circ} 45' 47''$  تا  $35^{\circ} 59' 13''$  شمالی و طول‌های جغرافیایی  $51^{\circ} 05'$  تا  $51^{\circ} 30' 51''$  شرقی استقرار یافته است. ارتفاع بیشینه و کمینه منطقه مورد مطالعه به ترتیب ۱۳۴۹/۵ و ۳۹۵۲/۹ متر می‌باشد (شکل ۱). تصاویر برخی از لغزش‌های مشاهده شده در منطقه مورد مطالعه در شکل ۲ ارائه شده است.

حاشیه رودخانه ولنجک از مناطق حساس در این زمینه است. از دیگر مناطق مستعد زمین‌لغزش می‌توان به ازگل، دارآباد، شمال سعادت‌آباد، شمال امامزاده قاسم، جاده اوشان و فشم، میگون، شمال لواسان و شمال کن اشاره نمود. با توجه به تراکم زیاد جمعیت در این نواحی و امکان وقوع زلزله در تهران به عنوان یک عامل محرک در وقوع زمین‌لغزش، مطالعه مناطق مستعد این خطر برای مدیریت بهینه و در صورت نیاز دوری از مناطق خطر امری ضروری به نظر می‌رسد. بنابراین هدف از تحقیق حاضر پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) با الگوریتم یادگیری هیبریدی و ساختار سیستم استنتاج فازی نوع سوم یعنی



شکل ۱: موقعیت منطقه مورد مطالعه و لغزش‌های رخ داده



شکل ۲: تصاویر برخی از لغزش‌های مشاهده شده در منطقه مورد مطالعه

زمین‌شناسی با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰، تصاویر ماهواره‌ای فیوژن شده IRS-P6 (سنجنده LISS-III) با توان تفکیک ۲۳/۵ متر و IRS-P5 (سنجنده Pan) با توان تفکیک ۲/۵ متر. شایان ذکر است نقشه توان آبراهه (SPI) بیانگر توان فرساینده‌گی جریان بوده که با درجه شیب و مساحت حوزه آبخیز رابطه مستقیم دارد. بنابراین وقتی سرعت جریان سطحی افزایش یافته، در نتیجه شاخص توان آبراهه و ریسک فرسایش افزایش می‌یابد، در نتیجه حساسیت منطقه به وقوع حرکات توده‌ای بیش‌تر می‌شود. معمولاً مقادیر بیش‌نه این عامل در شیب‌های مقعر دیده می‌شود که دارای جریان‌ات متمرکز هستند (مور و همکاران، ۱۹۹۱).

$$SPI = A_S \times \tan \beta \quad \text{رابطه (۱)}$$

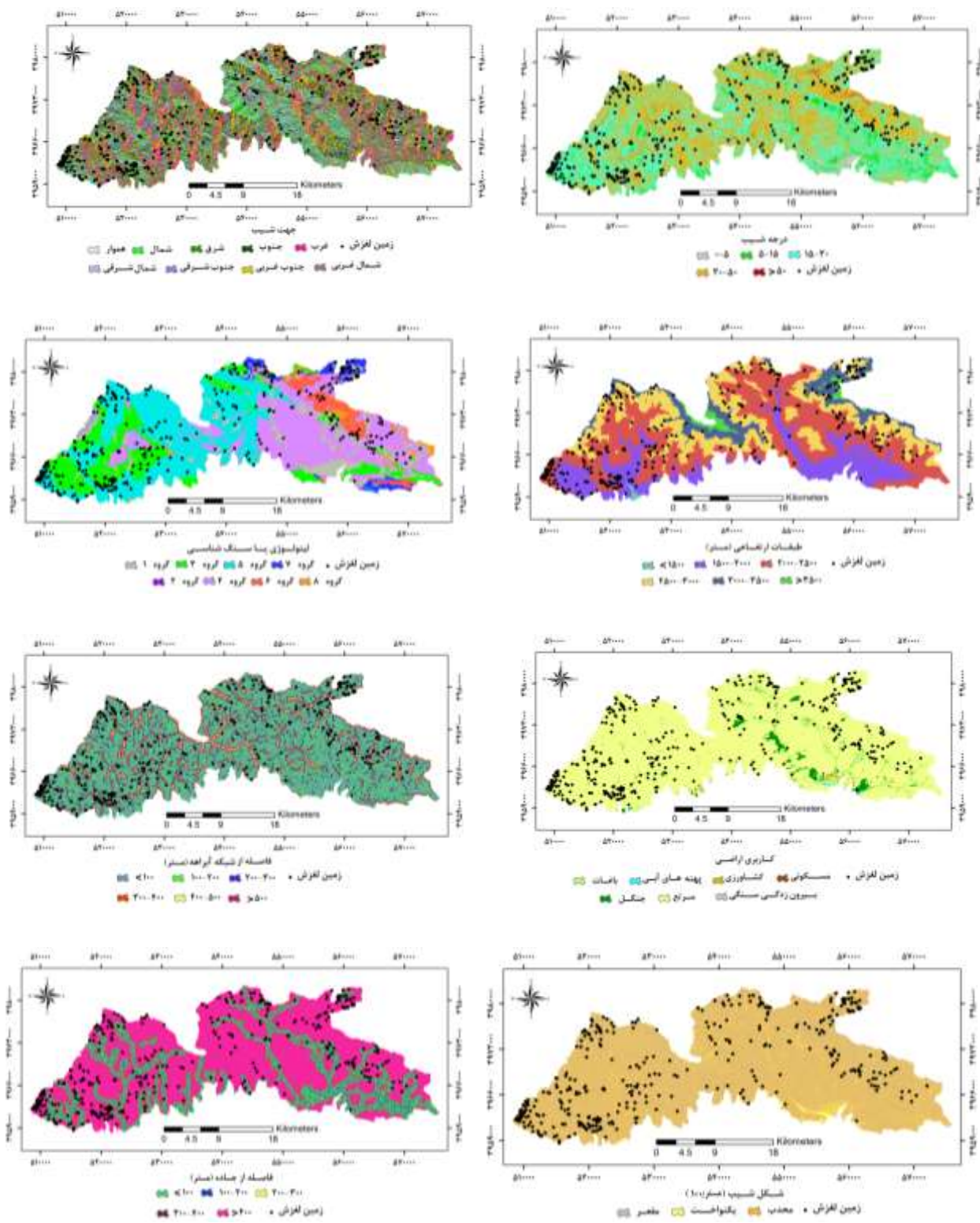
که در آن SPI: شاخص توان آبراهه،  $A_S$ : مساحت حوزه آبخیز،  $\beta$ : گرادیان شیب بر حسب درجه

### روش کار

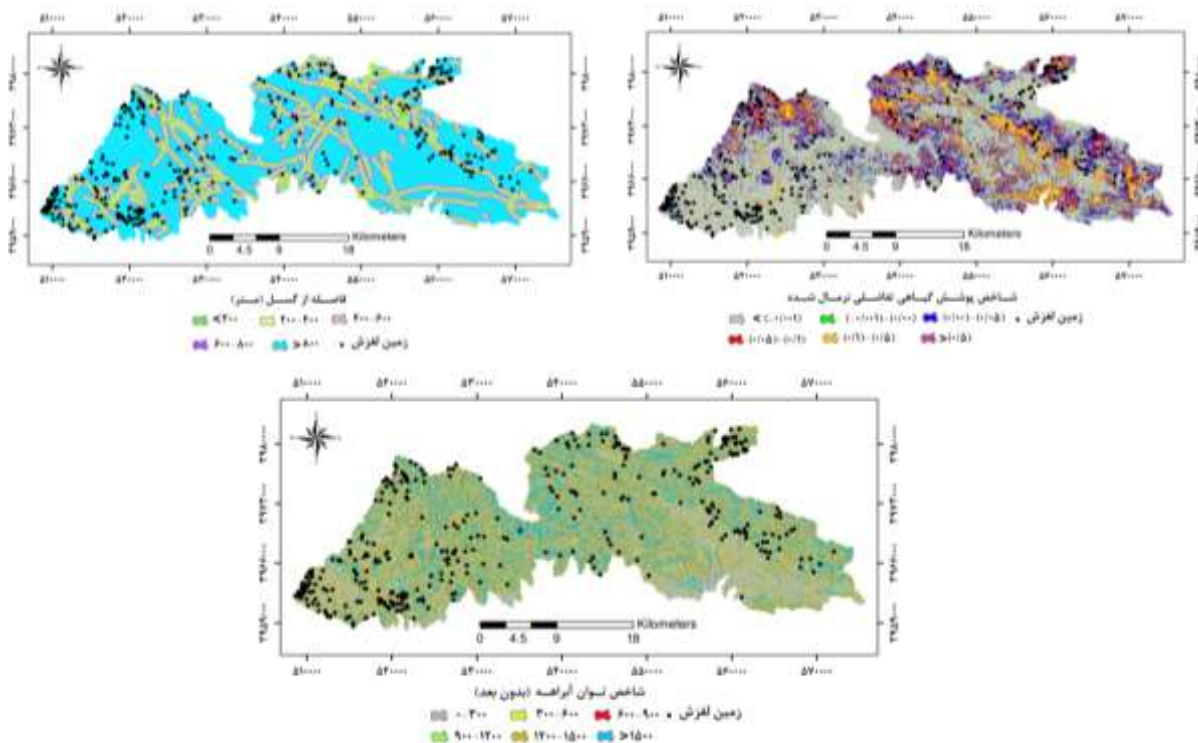
در ابتدا با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای GeoEye سال‌های ۲۰۱۱-۲۰۱۲، SPOT-5 سال ۲۰۱۰ و نقشه پراکنش زمین‌لغزش‌های منطقه مورد مطالعه تهیه گردید. به منظور شناسایی عوامل موثر بر وقوع زمین‌لغزش به ارزیابی ۲۲۰ مقاله بین‌المللی منتشر شده طی سال‌های ۲۰۰۵-۲۰۱۲ پرداخته شد. لایه‌های اطلاعاتی درجه شیب، لیتولوژی، جهت شیب، کاربری اراضی، فاصله از آبراهه، طبقه ارتفاعی، فاصله از گسل، شکل شیب، فاصله از جاده، شاخص توان آبراهه (رابطه ۱) و شاخص پوشش گیاهی نرمال‌شده (NDVI) به عنوان عوامل موثر بر وقوع زمین‌لغزش شناسایی و نقشه‌های مذکور در محیط ArcGIS رقومی گردیدند (شکل ۳).

نقشه‌های پایه مورد استفاده در تحقیق عبارتند از: نقشه توپوگرافی در مقیاس ۱:۲۵۰۰۰، نقشه

است (هنگل و همکاران، ۲۰۰۳؛ پورقاسمی و همکاران، ۲۰۱۳).







شکل ۳: نقشه عوامل موثر بر وقوع زمین لغزش منطقه مورد مطالعه

الگوریتم یادگیری هیبریدی پس انتشار (BP) و حداقل مربعات (LS)، وزن‌های به دست آمده برای مدل مذکور به نرم افزار SPSS و ArcGIS منتقل، نقشه‌های نهایی زمین لغزش تهیه و ارزیابی گردید.

$$N_i = 0.8 \left( \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \right) + 0.1 \quad \text{رابطه ۳}$$

که در آن  $N_i$ : مقدار نرم‌شده،  $X_i$ : مقدار داده واقعی،  $X_{min}$ : مقدار کمینه و  $X_{max}$ : مقدار بیشینه است.

### سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)

اگرچه مدل‌های فازی دانش و توانایی لازم را برای نمایش فرآیندهای پیچیده با به کارگیری مفاهیم و قواعد اگر-آنگاه دارند، اما قادر به یادگیری نیستند.

پس از تهیه نقشه‌های عوامل موثر و طبقه‌بندی آن‌ها، با استفاده از مدل نسبت فراوانی (رابطه ۲) سطح همبستگی بین نقاط لغزشی موجود و هر یک از عوامل موثر تعیین گردید (پورقاسمی و همکاران، ۱۳۸۷).

$$FR = A / B \quad \text{رابطه ۲}$$

که در آن FR: نسبت فراوانی، A: درصد پیکسل‌های لغزشی و B: درصد پیکسل‌های فاقد لغزش است.

در مرحله بعد به منظور مدل‌سازی حساسیت زمین لغزش با استفاده از رویکرد ANFIS، وزن‌های به دست آمده از روش نسبت فراوانی، نرمال‌سازی شده (رابطه ۳) و مقادیر وارد نرم افزار Matlab گردید (زارع و همکاران، ۲۰۱۲). نهایتاً با انتخاب سیستم استنتاج فازی نوع سوم (الگوریتم خوشه‌بندی C- میانگین؛ (FCM)) و

1 -Back Propagation (BP)

2- Least Square (LS)

طور کلی ANFIS، از قاعده یادگیری هیبریدی که از ترکیب روش گرادیان و روش حداقل مربعات است برای تعیین پارامترها استفاده می‌کند (وینگ و پن، ۲۰۰۸؛ اوه و پرادهان، ۲۰۱۱). ساختار ANFIS مورد استفاده در تحقیق حاضر در شکل ۴ ارائه شده است (ونگ و الهانگ، ۲۰۰۸؛ تین بوی و همکاران، ۲۰۱۲).

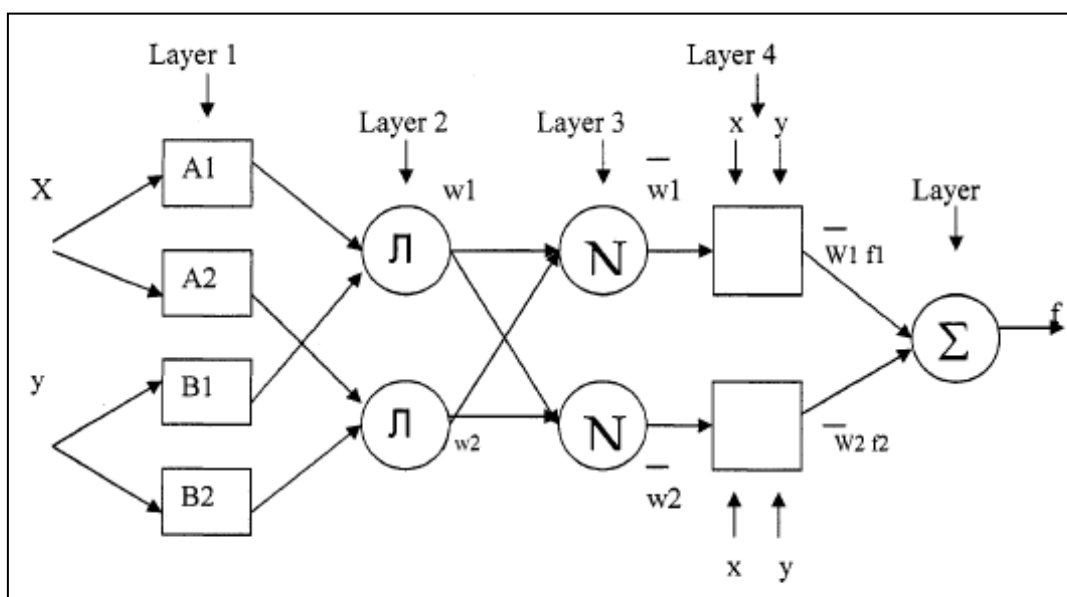
لایه ۱: همه گره‌ها  $i$  در این لایه شامل گره‌های تطبیقی می‌باشند (رابطه‌های ۴ و ۵):

$$O_{1,i} = \mu A_i(x) \quad \text{(رابطه ۴)}$$

$$O_{1,i} = \mu B_i(y) \quad \text{(رابطه ۵)}$$

که در آن  $x$  یا  $y$ : ورودی گره  $i$ ،  $A$  و  $B$ : پارامترهای زبانی و  $\mu A_i(x)$  و  $\mu B_i(y)$  توابع عضویت فازی مربوط به آن گره می‌باشند.

علاوه بر این اگر تعداد متغیرهای ورودی در توصیف مسئله زیاد باشد انتخاب توابع عضویت و قوانین اگر-آن‌گاه مناسب در مدل فازی بسیار سخت بوده و مرحله تنظیم مدل فازی بی‌انتهای خواهد شد. این مشکل به راحتی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی مصنوعی قابل حل است (یسیلناکار، ۲۰۰۵). در این روش، الگوریتم یادگیری به طور اتوماتیک پارامترهای مناسب را برای توابع عضویت در مدل فازی انتخاب می‌کند. اگرچه شبکه‌های عصبی قادر به یادگیری می‌باشند اما قادر به تشریح پیچیدگی‌های سیستم مذکور نیستند. از این‌رو از سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی استفاده می‌شود (پولات و گونژ، ۲۰۰۶). از دیگر توانایی‌های مدل مذکور که تا حد زیادی بر معایب مدل فازی غلبه خواهد کرد این است که خود فراگیر می‌باشند. به



شکل ۴: ساختار مدل ANFIS (تاکاگی و سوگنو، ۱۹۸۵)

لایه ۲: گره‌های این لایه جزء گره‌های ثابت بوده و حاصل ضرب همه سیگنال‌های ورودی به آن گره می‌باشد (رابطه ۶):

لایه ۳: گره‌های این لایه جزء گره‌های ثابت بوده و با علامت  $\Pi$  نام‌گذاری شده‌اند. خروجی هر گره

رابطه ۶)

## ارزیابی روش پهنه‌بندی حساسیت

## زمین لغزش

با توجه به این که برای ارزیابی مدل نمی‌توان از همان لغزش‌هایی استفاده نمود که در پهنه‌بندی استفاده شده‌اند (کوماک، ۲۰۰۶)، از بین تعداد ۵۲۸ نقطه لغزشی، ۷۰ درصد نقاط (۳۷۰ لغزش) برای مدل‌سازی و ۳۰ درصد از آن (۱۵۸ لغزش) نیز برای ارزیابی مدل مورد استفاده قرار گرفت (پورقاسمی و همکاران، ۱۳۸۷؛ پورقاسمی و همکاران، ۱۳۸۸). سپس با استفاده از منحنی ROC (نفسلی‌اوغلو و همکاران، ۲۰۰۸؛ پرادهان و لی، ۲۰۱۰) صحت نقشه تهیه شده مورد تایید قرار گرفت. منحنی ROC یک نمایش گرافیکی از موازنه<sup>۳</sup> بین نرخ خطای منفی و مثبت برای هر مقدار احتمالی از برش‌هاست. سطح زیر منحنی ROC بیانگر مقدار پیش‌بینی سیستم از طریق توصیف توانایی آن در تخمین درست وقایع رخ داده (وقوع زمین لغزش) و عدم وقوع رخداد (عدم وقوع زمین لغزش) آن است (پورقاسمی و همکاران، ۱۳۸۹). ایده‌آل‌ترین مدل، بیشترین سطح زیر منحنی را دارد و مقادیر AUC از ۰/۵-۱ متغیر است. همبستگی کیفی- کمی سطح زیر منحنی و ارزیابی تخمین به صورت ۰/۵-۰/۶، ضعیف؛ ۰/۶-۰/۷، متوسط؛ ۰/۷-۰/۸، خوب؛ ۰/۸-۰/۹، خیلی خوب و ۰/۹-۱، عالی) است (پورقاسمی و همکاران، ۲۰۱۲ الف و ب). هر چه سطح زیر منحنی به یک نزدیک‌تر باشد، بیانگر بهترین دقت از نقشه پهنه‌بندی تهیه شده است.

## نتایج و بحث

نتایج حاصل از ارتباط بین زمین لغزش، عوامل موثر و میزان اثر هر یک از آن‌ها با استفاده از مدل

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \mu B_i(y), i =$$

1, 2

که در آن  $(w_i)$ : خروجی هر گره و (FS): قدرت آتش هر قاعده فازی یا قواعد اگر-آن‌گاه را نشان می‌دهد.

لایه<sup>۳</sup>: هر گره در این لایه جزء گره‌های ثابت بوده و با علامت N نام‌گذاری شده است. گره‌های این لایه، خروجی نرمال‌شده لایه ۲ را محاسبه می‌کند. به عبارتی دیگر خروجی این لایه قدرت آتش نرمال‌شده نامیده می‌شود (رابطه ۷):

رابطه ۷

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = w_i / (w_1 + w_2), i =$$

1, 2

لایه<sup>۴</sup>: هر گره در این لایه وابسته به یک تابع گره است (رابطه ۸):

رابطه ۸

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i)$$

که در آن  $w_i$ : قدرت آتش نرمال‌شده لایه سوم و  $p_i, q_i, r_i$ : پارامترهای گره  $i$  می‌باشند. پارامترهای این لایه تحت عنوان، پارامترهای نتیجه نامیده می‌شوند.

لایه<sup>۵</sup>: تنها گره موجود در این لایه با  $\Sigma$  نام‌گذاری شده است که مجموع تمام سیگنال‌های ورودی به آن را محاسبه کرده و به خروجی می‌برد (رابطه ۹):

رابطه ۹

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i f_i \\ = \sum w_i f_i / \sum w_i; i = 1, 2$$

که در آن  $O_5$ : خروجی نام گره در لایه پنجم است (ونگ و الهانگ، ۲۰۰۸؛ تین بوی و همکاران، ۲۰۱۲).

2- Relative Operating Characteristics (ROC) Curve

1 -Firing Strength (FS)



(۰/۲۲، ۰/۱۶ و ۰/۱۵)، کاربری مرتع (۰/۶۸)، فاصله‌های ۲۰۰-۳۰۰ و ۱۰۰-۲۰۰ متری از رودخانه (۰/۲۱ و ۰/۲۵)، کلاس ارتفاعی ۳۵۰۰-۲۰۰۰ (۰/۲ و ۰/۲۱) متری، فاصله‌های ۸۰۰-۶۰۰ متری از گسل (۰/۲۷)، شکل شیب محدب (۰/۳۷)، ۳۰۰-۴۰۰ متری از جاده و بیش‌تر از ۴۰۰ متر (۰/۲۶)، طبقه ۹۰۰-۶۰۰ از عامل SPI (۰/۲۳) است. در رابطه با شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال‌شده (NDVI) ذکر این نکته ضروری است که کمینه و بیشینه مقادیر از ۰/۴- تا ۰/۶ متغیر بوده و بر اساس جدول ۱، به طور کلی مناطقی با پوشش گیاهی تنک و پراکنده و خاک لخت، بیش‌ترین احتمال رخداد لغزش و مناطقی با پوشش گیاهی متراکم و جنگلی، کم-ترین احتمال وقوع زمین‌لغزش را دارند که با نظرات سونگ و همکاران (۲۰۱۲) مطابقت دارد.

نسبت فراوانی و مقادیر نرمال‌شده (رابطه ۳) در جدول ۱ ارائه شده است. نتایج بررسی عامل درجه شیب نشان می‌دهد که بیشتر لغزش‌های منطقه در کلاس شیب ۱۵-۳۰ درجه رخ داده است. در شیب‌های کم (۵-۰ و ۱۵-۵ درجه) برآیند نیروها به صورتی است که نیروی مقاوم (عمودی) بیشتر از نیروی محرکه (افقی) بوده و شرایط وقوع زمین‌لغزش فراهم نمی‌شود. در شیب‌های زیاد (بیش‌تر از ۳۰ درجه) نیز فرآیندهای فرسایشی دیگر غالب بوده و خاک کافی برای وقوع زمین‌لغزش تحت این شرایط وجود ندارد بنابراین مقدار نسبت فراوانی کاهش می‌یابد که با نظرات پورقاسمی و همکاران (۱۳۸۷ و ۱۳۸۸) کاملاً مطابقت دارد. بررسی دیگر عوامل موثر نشان داده که بیش‌ترین وزن لغزشی یا مقدار نسبت فراوانی به ترتیب، مربوط به لیتولوژی گروه ۷ (۰/۳۱)، کلاس‌های جهت شمال شرقی، شرق و شمال

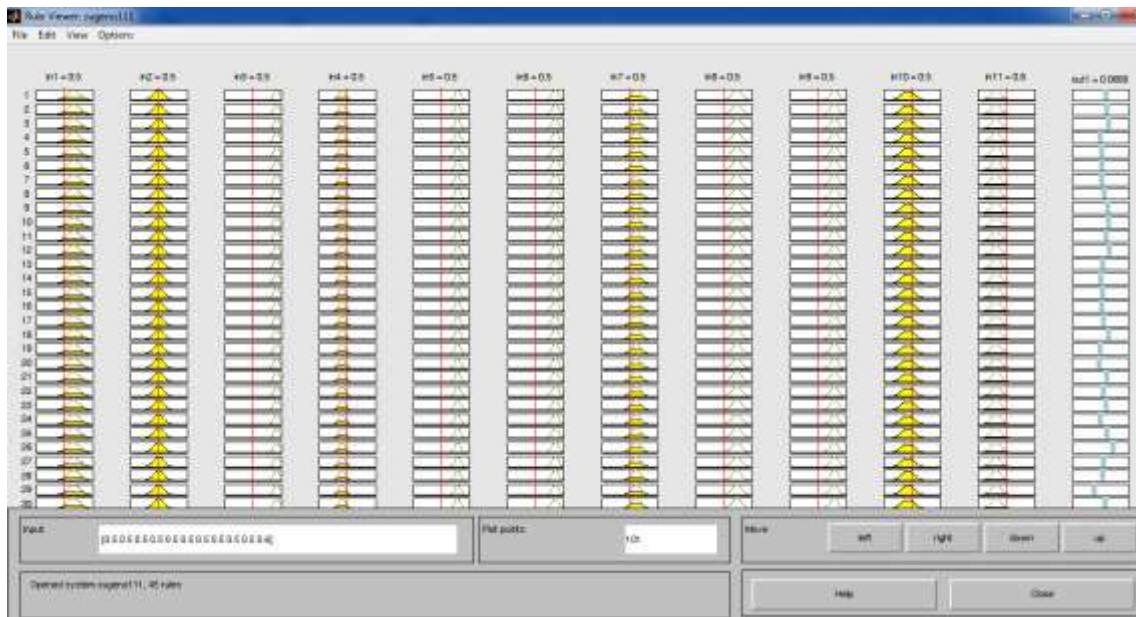
جدول ۱: ارتباط بین زمین‌لغزش، عوامل موثر و تعیین میزان تاثیر آن‌ها با استفاده از مدل نسبت فراوانی

مقدار نرمالیزه	نسبت فراوانی	تعداد لغزش	تعداد پیکسل	طبقه	عامل
۰/۱	۰/۰۴	۱	۲۰۸۰۵۶	۰-۵	درجه شیب
۰/۲۱	۰/۰۹	۹	۸۱۰۰۹۳	۵-۱۵	
۰/۹	۰/۴۱	۱۹۴	۳۸۲۱۷۰۸	۱۵-۳۰	
۰/۷۳	۰/۳۳	۱۶۵	۴۰۸۴۹۵۲	۳۰-۵۰	
۰/۲۹	۰/۱۳	۱	۶۴۶۱۵	۵۰<	
۰/۳۱	۰/۰۸	۲۲	۹۱۹۶۸۷	گروه ۱	لیتولوژی
۰/۱	۰	۰	۱۵۹۴۵	گروه ۲	
۰/۵۶	۰/۱۸	۸۷	۱۵۹۷۰۷۷	گروه ۳	
۰/۳۳	۰/۰۹	۶۶	۲۴۷۴۷۳۸	گروه ۴	
۰/۵۱	۰/۱۶	۱۵۰	۳۰۵۵۵۳۰	گروه ۵	
۰/۲۳	۰/۰۵	۷	۴۲۶۸۴۴	گروه ۶	
۰/۹	۰/۳۱	۳۰	۳۰۸۶۰۷	گروه ۷	
۰/۴۶	۰/۱۴	۸	۱۹۰۹۹۶	گروه ۸	
۰/۱	۰	۰	۲۳۱۱	هموار (Flat)	جهت شیب
۰/۶۵	۰/۱۵	۳۹	۷۴۶۴۱۵	شمال	
۰/۹	۰/۲۲	۷۲	۹۲۵۷۶۹	شمال شرقی	
۰/۶۸	۰/۱۶	۶۳	۱۱۶۴۳۱۱	شرق	
۰/۴۶	۰/۱۰	۴۳	۱۲۶۱۳۸۱	جنوب شرقی	
۰/۳۹	۰/۰۸	۳۹	۱۴۱۰۹۱۸	جنوب	
۰/۴۳	۰/۰۹	۴۶	۱۴۸۸۷۵۷	جنوب غربی	
۰/۳۹	۰/۰۸	۳۳	۱۱۳۹۲۸۱	غرب	

۰/۵۴	۰/۱۲	۳۵	۸۵۰۲۸۱	شمال غربی	
۰/۱	۰	۰	۱۲۶۷۳	کشاورزی	کاربری اراضی
۰/۱	۰	۰	۹۶۴۳	بیرون زدگی سنگی	
۰/۴۴	۰/۲۹	۴	۲۰۷۲۵۴	جنگل	
۰/۱۴	۰/۰۳	۱	۵۴۰۱۷۹	باغ	
۰/۹	۰/۱۶۸	۳۶۵	۸۱۳۷۴۱۰	مرتع	
۰/۱	۰	۰	۴۹۲۰۶	مسکونی	
۰/۱	۰	۰	۱۵۳۹۳	پهنه‌های آبی	
۰/۴۴	۰/۱۴	۱۱۶	۳۵۸۷۹۹۳	۱۰۰>	فاصله از رودخانه (متر)
۰/۷۳	۰/۲۱	۱۲۱	۲۶۱۲۱۰۱	۱۰۰-۲۰۰	
۰/۹	۰/۲۵	۹۱	۱۶۲۳۵۶۲	۲۰۰-۳۰۰	
۰/۵۲	۰/۱۶	۳۰	۸۱۹۴۴۱	۳۰۰-۴۰۰	
۰/۶۱	۰/۱۸	۱۱	۲۷۶۲۶۷	۴۰۰-۵۰۰	
۰/۱	۰/۰۶	۱	۷۰۰۶۰	۵۰۰<	
۰/۵	۰/۱۶	۱	۲۸۱۶۷	۱۵۰۰>	ارتفاع (متر)
۰/۱۸	۰/۱۲	۴۹	۱۷۹۴۸۴۳	۱۵۰۰-۲۰۰۰	
۰/۸۲	۰/۲۰	۱۶۴	۳۷۴۲۷۷۴	۲۰۰۰-۲۵۰۰	
۰/۹	۰/۲۱	۱۱۲	۲۳۸۶۵۴۴	۲۵۰۰-۳۰۰۰	
۰/۸۲	۰/۲۰	۴۰	۸۷۸۳۸۵	۳۰۰۰-۳۵۰۰	
۰/۱	۰/۱۱	۴	۱۵۸۷۱۱	۳۰۰۰<	
۰/۱۷	۰/۱۶	۳۳	۱۰۵۳۴۰۳	۲۰۰>	فاصله از گسل (متر)
۰/۳۷	۰/۱۹	۳۶	۹۸۸۲۵۱	۲۰۰-۴۰۰	
۰/۱	۰/۱۵	۲۵	۸۷۷۰۲۷	۴۰۰-۶۰۰	
۰/۹	۰/۲۷	۴۰	۷۸۵۶۷۰	۶۰۰-۸۰۰	
۰/۶۳	۰/۲۳	۲۳۶	۵۲۸۵۰۷۳	۸۰۰<	
۰/۷۲	۰/۳۵	۱۵۴	۳۷۳۰۹۰۸	مقعر	شکل شیب (100/m)
۰/۱	۰/۲۸	۲۵	۷۶۸۱۸۵	یکنواخت	
۰/۹	۰/۳۷	۱۹۱	۴۴۹۰۳۳۱	محدب	
۰/۱	۰/۰۹	۱۷	۱۰۶۶۷۷۷	۱۰۰>	فاصله از جاده (متر)
۰/۳۸	۰/۱۵	۲۳	۸۲۶۹۷۹	۱۰۰-۲۰۰	
۰/۸۱	۰/۲۴	۳۰	۶۸۹۶۶۴	۲۰۰-۳۰۰	
۰/۹	۰/۲۶	۳۰	۶۳۲۰۹۱	۳۰۰-۴۰۰	
۰/۹	۰/۲۶	۲۷۰	۵۷۸۳۹۱۳	۴۰۰<	
۰/۱	۰/۱۰	۵۶	۲۱۰۸۵۷۳	۰-۳۰۰	شاخص توان آبراهه (SPI)
۰/۶۵	۰/۱۹	۹۷	۱۹۸۴۶۰۱	۳۰۰-۶۰۰	
۰/۹	۰/۲۳	۷۷	۱۲۸۸۹۱۴	۶۰۰-۹۰۰	
۰/۵۳	۰/۱۷	۳۶	۷۹۹۱۷۵	۹۰۰-۱۲۰۰	
۰/۵۹	۰/۱۸	۲۴	۵۱۲۷۷۵	۱۲۰۰-۱۵۰۰	
۰/۲۸	۰/۱۳	۸۰	۲۲۹۵۳۸۶	۱۵۰۰<	
۰/۹	۰/۲۵	۲۳۴	۵۱۰۴۰۴۴	-۰/۰۰۱<	NDVI
۰/۶۴	۰/۱۷	۱۲	۳۸۹۱۵۷	-۰/۰۰۱-۰/۰	
۰/۷۷	۰/۲۱	۶۲	۱۵۷۹۱۱۳	۰/۰-۰/۰۵	
۰/۹	۰/۲۵	۳۹	۸۳۵۵۶۳	۰/۰۵-۰/۱	
۰/۴۸	۰/۱۲	۲۳	۱۰۶۰۲۶۵	۰/۱-۰/۵	
۰/۱	۰	۰	۲۱۲۸۲	۰/۵<	

سازی و یادگیری، از الگوریتم هیبریدی پس‌انتشار (BP) و حداقل مربعات (LS) استفاده گردید. قواعد فازی مربوط به لایه‌های ورودی مدل در شکل ۶ ارائه شده است.

پس از نرمال‌سازی مقادیر نسبت فراوانی (جدول ۱)، وزن‌های مذکور وارد نرم‌افزار Matlab گردید. در این مرحله به منظور فازی‌سازی از سیستم استنتاج فازی نوع سوم (خوشه‌بندی C-میانگین) با تابع گوسین استفاده گردید. به منظور بهینه-



شکل ۶: قواعد فازی مربوط به لایه‌های ورودی در منطقه مورد مطالعه

فایل نهایی با فرمت Text از نرم‌افزار Matlab به نرم‌افزارهای SPSS و ArcGIS به منظور تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش منتقل گردید.

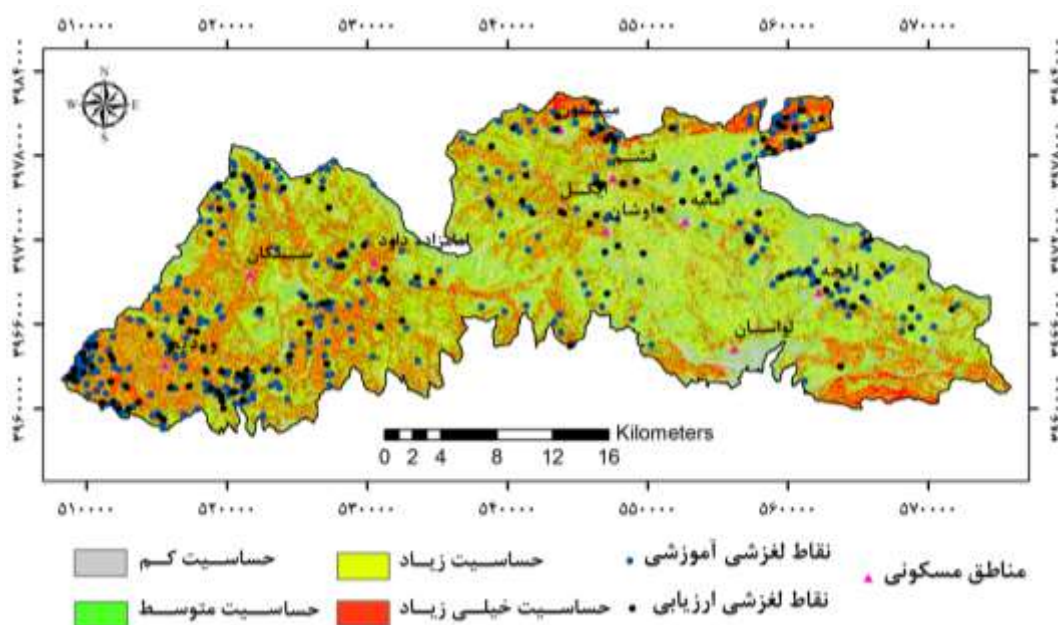
همچنین ساختار مدل استنتاج عصبی-فازی تطبیقی منطقه مورد مطالعه در جدول ۲ ارائه شده است. پس از این‌که مدل مذکور آموزش دیده و نهایی گردید برای کل منطقه تعمیم داده شده و

جدول ۲: ساختار مدل ANFIS مورد استفاده در شمال شهر تهران

۱۰۴۹	تعداد گره‌ها
۵۴۰	تعداد پارامترهای خطی
۹۹۰	تعداد پارامترهای غیرخطی
۱۵۳۰	تعداد کل پارامترها
۲۰۷۲	تعداد جفت داده‌های آموزشی
۵۱۸	تعداد جفت داده‌های چک
۴۵	تعداد قواعد فازی

مقدار سطح زیر منحنی منطقه مورد مطالعه  $(0/7748)$  یا  $77/48$  درصد با انحراف استاندارد  $0/026$  برآورد گردیده است. شکل ۸ نشان دهنده ارزیابی خوب مدل ANFIS در شناسایی عوامل موثر بر وقوع زمین لغزش و پهنه بندی حساسیت آن است. نتایج تحقیق حاضر با مطالعه وحیدنیا و همکاران (۲۰۱۰) در استان مازندران؛ سزر و همکاران (۲۰۱۱) در منطقه سلانگور مالزی؛ اوه و پرادهان (۲۰۱۱) در جزیره پنانگ در منطقه پنین سولار مالزی، تین بوی و همکاران (۲۰۱۲) در ویتنام و دائو و همکاران (۲۰۱۳) در جنوب ایتالیا در مقایسه با مدل های دومتغیره، احتمالاتی و تجربی کاملاً مطابقت دارد.

نهایتاً نقشه حساسیت زمین لغزش تهیه شده بر اساس شکستگی های طبیعی (بدناریک و همکاران، ۲۰۱۰؛ ژو و همکاران، ۲۰۱۲) به چهار کلاس خطر کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تقسیم بندی گردید. نتایج پهنه بندی خطر زمین لغزش در شکل ۶ نشان داده که به ترتیب  $16/04$ ،  $36/23$ ،  $33/79$  و  $13/94$  درصد از منطقه مورد مطالعه در طبقه خطر کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار گرفته است. همان طور که بیان شد برای ارزیابی مدل از منحنی ROC استفاده شد (شکل ۷). این منحنی از کارآمدترین روش ها در ارائه خصوصیت تعیینی، شناسایی احتمالی و پیش بینی سیستم هاست که میزان دقت مدل را به صورت کمی برآورد می کند (اسوتس، ۱۹۸۸). بر اساس نتایج منحنی ROC،

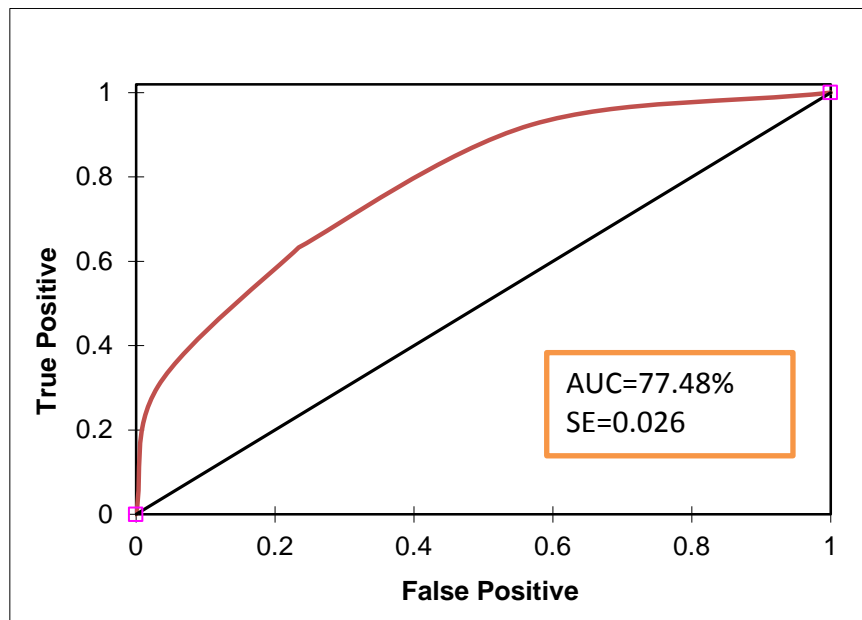


شکل ۶: نقشه پهنه بندی خطر زمین لغزش منطقه مورد مطالعه با استفاده از مدل عصبی-فازی

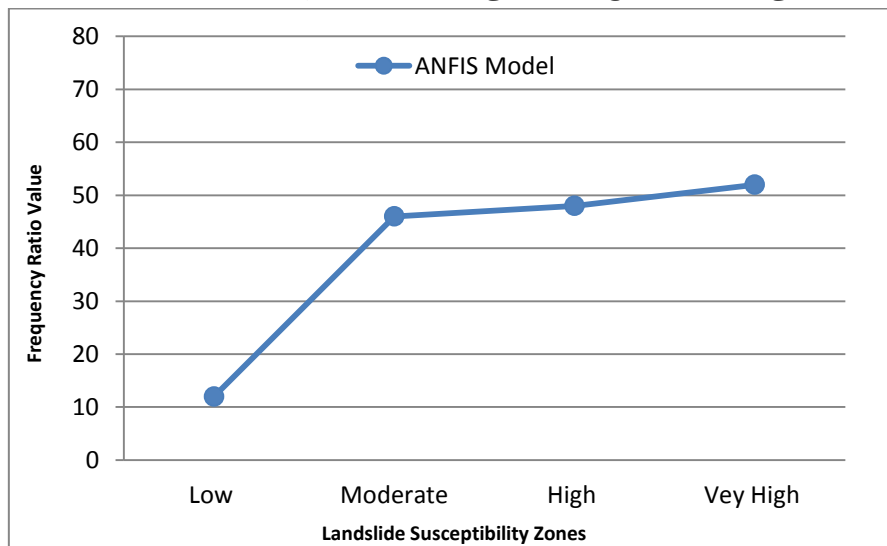
(۲۰۱۲). نتایج شکل ۸ نشان می دهد که فرضیه مذکور نیز ثابت گردیده و مقادیر به طور تدریجی افزایش پیدا کرده است. به طوری که  $63/29$  درصد از لغزش ها (نقاط لغزشی مورد استفاده در ارزیابی مدل) در دو طبقه خطرناک و خیلی

همچنین یکی دیگر از روش های ارزیابی مدل و تایید توانایی و صحت آن، استفاده از نمودار نسبت فراوانی است. به طور تئوری، مقادیر نسبت فراوانی می بایست از کلاس خطر کم تا زیاد افزایش پیدا کند (پرادهان و لی، ۲۰۱۰، تین بوی و همکاران،

خطرناک قرار گرفته است که با نتایج تین بوی و همکاران (۲۰۱۲)؛ پورقاسمی و همکاران (۲۰۱۲) همکاران (۲۰۱۲) کاملاً مطابقت دارد.



شکل ۷: منحنی ROC و سطح زیر منحنی مربوط به نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش



شکل ۸: نمودار نسبت فراوانی کلاس‌های حساسیت زمین لغزش

فازی تطبیقی در شمال شهر تهران است. به این منظور پس از تهیه نقشه پراکنش زمین لغزش‌های منطقه، لایه‌های اطلاعاتی درجه شیب، لیتولوژی،

### جمع‌بندی

هدف از تحقیق حاضر تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش با استفاده از سیستم استنتاج عصبی-

استفاده از ANFIS در منطقه مورد مطالعه ۷۷/۴۸ درصد (خوب) برآورد گردید. بنابراین به عنوان پیشنهاد می‌توان گفت که نقشه مذکور می‌تواند نقشه به‌سزایی در تصمیم‌گیری‌های آتی، مدیریت دامنه‌های خطرناک و آمایش سرزمین در منطقه مورد مطالعه داشته باشد (شکل ۷).

#### سیاسگزاری

تصاویر ماهواره‌ای IRS استفاده شده در تحقیق حاضر، از سازمان جغرافیایی ارتش (<http://www.ngo-iran.ir/ngo.htm>) تهیه و در اختیار قرار گرفته است. بدین‌وسیله از زحمات و همکاری‌های ارزنده آن سازمان قدردانی می‌گردد.

جهت شیب، کاربری اراضی، فاصله از آبراهه، طبقه ارتفاعی، فاصله از گسل، شکل شیب، فاصله از جاده، شاخص توان آبراهه و شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال شده به عنوان عوامل موثر بر وقوع زمین لغزش شناسایی گردید.

به منظور وزن‌دهی کلاس‌های هر یک از عوامل از روش نسبت فراوانی استفاده و وزن‌های به‌دست آمده نرمال‌سازی شده، به محیط نرم‌افزار Matlab منتقل گردید. در تحقیق حاضر از الگوریتم یادگیری هیبرید و ساختار سیستم استنتاج فازی نوع سوم (خوشه‌بندی C-میانگین) برای پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش استفاده گردید. ارزیابی مدل مذکور با استفاده از منحنی تشخیص عملکرد نسبی (ROC) و ۳۰ درصد نقاط لغزشی نشان داد که دقت مدل تهیه شده با

#### منابع

آبخیزداری ایران، سال سوم، شماره ۸، ص ۶۳ - ۵۱.

-پورقاسمی، ح. ر.، مرادی، ح. ر.، محمدی، م. و مهدویفر، م. ر.، ۱۳۸۷. تهیه نقشه حساسیت به خطر زمین لغزش و ارزیابی آن با استفاده از اپراتورهای فازی، مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی اصفهان. سال دوازدهم، شماره ۴۶، ص ۳۷۵-۳۹۰.

-دفتر مهندسی و ارزیابی طرح‌ها گروه مطالعه امور زمین لغزش‌ها، ۱۳۸۶. فهرست زمین لغزش‌های کشور شهریورماه ۱۳۸۶، سازمان جنگل‌ها، مراتع و آبخیزداری کشور، معاونت آبخیزداری، ۶۰ ص.

the Kralovany-Liptovsky Mikulaš railway case study: Physics and Chemistry of the Earth, v. 35, p. 162-171.

-Hengl, T., Gruber, S., and Shrestha, D.P., 2003. Digital terrain analysis in ILWIS. International Institute for Geo-Information Science and Earth

-پورقاسمی، ح. ر.، مرادی، ح. ر.، و محمدی، م.، ۱۳۸۹. پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش با استفاده از مدل احتمالاتی وزن واقعه، مهندسی فناوری اطلاعات مکانی، سال اول، شماره ۳، ص ۶۹-۷۹.

-پورقاسمی، ح. ر.، مرادی، ح. ر.، فاطمی‌عقدا، س. م.، مهدویفر، م. ر.، و محمدی، م.، ۱۳۸۸. ارزیابی خطر زمین لغزش با استفاده از روش تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی، مجله علوم و مهندسی

-Alvarez Grima, M., and Babuska, R., 1999. Fuzzy model for the prediction of unconfined compressive strength of rock samples: International Journal of Rock Mechanics and Mining Science, v. 36, p. 339-349.

-Bednarik, M., Magulova, B., Matys, M., and Marschalko, M., 2010. Landslide susceptibility assessment of



- factor effect analysis: back propagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modeling: *Environmental Modeling and Software*, v. 25 (6), p. 747-759.
- Sdao, F., Lioi, D. S., Pascale, S., Caniani, D., and Mancini, I. M., 2013. Landslide susceptibility assessment by using a neuro-fuzzy model: a case study in the Rupestrian heritage rich area of Matera: *Natural Hazards and Earth System Science*, v. 13, p. 395-407.
- Sezer, E.A., Pradhan, B., and Gokceoglu, C., 2011. Manifestation of an adaptive neuro-fuzzy model on landslide susceptibility mapping: Klang valley, Malaysia: *Expert System Applied*, v. 38(7), p. 8208-8219
- Song, K.Y., Oh, J., Choi, J., Park, I., Lee, C., and Lee, S., 2012. Prediction of landslides using ASTER imagery and data mining models: *Advance Space Research*, v. 49, p. 978-993
- Swets, J.A., 1988. Measuring the accuracy of diagnostic systems: *Science*, v. 240, p. 1285-1293.
- Tien Bui, D., Pradhan, B., Lofman, O., Revhaug, I., and Dick, O.B., 2012. Landslide susceptibility mapping at Hoa Binh province (Vietnam) using an adaptive neuro fuzzy inference system and GIS: *Computer and Geoscience*, v. 45, p. 199-211.
- Toll, D.G., 1996. Artificial Intelligence Applications in Geotechnical Engineering: *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, 27 p.
- Vahidnia, M.H., Alesheikh, A.A., Alimohammadi, A., and Hosseinali, F., 2010. A GIS based neuro fuzzy procedure for integrating knowledge and data in landslide susceptibility mapping: *Computer and Geoscience*, v. 36(9), p. 1101-1114
- Wang, Y.M., and Elhag, T.M., 2008. An adaptive neuro-fuzzy inference system for bridge risk assessment: *Observation Enschede, The Netherlands*, 62 p.
- Komac, M. A., 2006. Landslide susceptibility model using the Analytical Hierarchy Process method and multivariate statistics in perialpine Sloveni: *Geomorphology*, v. 74, p. 17-28.
- Nefeslioglu, H.A., Duman, T.Y., and Durmaz, S., 2008. Landslide susceptibility mapping for a part of tectonic Kelkit Valley (Easten Black Sea Region of Turkey): *Geomorphology*, v. 94, p. 401-418.
- Oh, H.J., and Pradhan, B., 2011. Application of a neuro-fuzzy model to landslide susceptibility mapping for shallow landslides in a tropical hilly area: *Computer and Geoscience*, v. 37(9), p.1264-1276.
- Polat, K., and Gunes, S., 2006. A hybrid medical decision making system based on principles component analysis, k-NN based weighted pre-processing and adaptive neuro fuzzy inference system: *Digital Signal Processing*, v. 16(6), p. 913-921.
- Pourghasemi, H.R., Mohammady, M., and Pradhan, B., 2012a. Landslide susceptibility mapping using index of entropy and conditional probability models in GIS: *Safarood Basin, Iran: Catena*, v. 97, p. 71-84.
- Pourghasemi, H.R., Pradhan, B., and Gokceoglu, C., 2012b. Application of fuzzy logic and analytical hierarchy process (AHP) to landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran: *Natural Hazard*, v. 63(2), p. 965-996.
- Pourghasemi, H.R., Goli Jirandeh, A., Pradhan, B., Xu, C., and Gokceoglu, C., 2013. Landslide susceptibility mapping using support vector machine and GIS: *Journal of Earth System Science*, v. 122 (2), p. 349-369.
- Pradhan, B., and Lee, S., 2010. Landslide susceptibility assessment and

- Ying, L.C., and Pan, M.C., 2008. Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads: *Energy Conversion and Management*, v. 49, p. 205–211.
- Zare, M., Pourghasemi, H.R., Vafakhah, M., and Pradhan, B., 2012. Landslide susceptibility mapping at Vaz watershed (Iran) using an artificial neural network model: a comparison between multi-layer perceptron (MLP) and radial basic function (RBF) algorithms: *Arabian Journal of Geoscience*, doi: 10.1007/s12517-012-0610-x.
- Expert Systems with Applications, v. 34, p. 3099–3106.
- Xu, C., Dai, F., Xu, X., and Lee, Y.H., 2012. GIS-based support vector machine modeling of earthquake-triggered landslide susceptibility in the Jianjiang River watershed, China: *Geomorphology*, v. 145, p. 70–80
- Yesilnacar, E.K., 2005. The application of computational intelligence to landslide susceptibility mapping in Turkey: Ph.D Thesis. Department of Geomatics the University of Melbourne, 423 p.