

## مدل سازی و پهنه‌بندی حساسیت به زمین لغزش مناطق جنگلی به منظور طراحی مسیر جاده جنگلی با استفاده از سامانه استنتاج عصبی - فازی تطبیقی

اسماعیل قجر<sup>۱</sup> و اکبر نجفی\*<sup>۲</sup>

۱- استادیار گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه گیلان، صومعه‌سرا، ایران.

۲\* - نویسنده مسئول، دانشیار گروه جنگلداری، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تربیت مدرس، نور، ایران. پست الکترونیک: a.najafi@modares.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۹۳/۰۴/۲۱

تاریخ دریافت: ۹۲/۰۷/۲۸

### چکیده

پژوهش پیش‌رو با استفاده از سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی و سیستم اطلاعات جغرافیایی و باتوجه به ویژگی‌های فیزیوگرافی زمین به ارائه مدلی می‌پردازد که قادر به برآورد حساسیت به زمین لغزش برای طراحی کم لغزش‌ترین مسیرهای جاده جنگلی باشد. با استخراج شش عامل شیب، جهت، زمین‌شناسی، شکل شیب، فاصله از رودخانه و فاصله از گسل در نقاط لغزشی برداشت‌شده در سطح منطقه مورد مطالعه و با استفاده از سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی مدل ساخته شد. نتایج شاخص‌های آماری بهترین مدل، ضریب تبیین ۰/۷۳ و مجذور میانگین مربعات خطای ۰/۲۶ را نشان داد. یافته‌های تحلیل حساسیت مدل نشان داد که مهمترین عامل‌های مؤثر در ایجاد حساسیت به زمین لغزش به ترتیب فاصله از رودخانه‌های اصلی، نوع تشکیلات زمین‌شناسی، شیب زمین، شکل زمین، فاصله از گسل و جهت جغرافیایی بوده‌اند. ارزیابی جاده‌های موجود از نظر میزان عبور از عرصه‌های حساس به زمین لغزش طبق برآورد مدل نشان داد بیشترین سطح جاده‌ها روی طبقات حساسیت «متوسط» و «زیاد» قرار گرفته است.

واژه‌های کلیدی: زمین لغزش، عصبی - فازی، مدل، جاده جنگلی.

### مقدمه

حساسیت زمین پیش از طراحی جاده مورد نیاز است. بنابر واقعیت‌های موجود در مورد زمین لغزش و به‌خصوص ارتباط آن با مسیریابی جاده جنگلی کوهستانی، ارائه مدلی که روش مناسبی را به‌کار گیرد و همچنین قابلیت ساخت مجدد یا به‌کارگیری در مناطق مختلف کوهستانی را داشته باشد، یکی از مهم‌ترین گام‌ها برای تحقق یک طراحی هوشمند توسط کارشناسان است، اما تولید یک مدل حساسیت به زمین لغزش به دلیل وجود ابهام در واحد اندازه‌گیری آن و وجود عدم قطعیت در برآورد آن امری چالش‌برانگیز است که لزوم اجرای یک روش مناسب برآورد را ضروری می‌نماید. در سال‌های گذشته GIS به‌خاطر

آنالیز انتخاب مسیر جاده جنگلی، فرآیندی زمان‌بر است که نیازمند ارزیابی معیارهای مختلف از مسیرهای متعدد است. این معیارها شامل مسائل ایمنی، هزینه حمل‌ونقل، استفاده تفریحی و فروپاشی و خرابی جاده می‌باشد (Akay *et al.*, 2005). مناطق حساس به زمین لغزش جزو نقاط یا محدوده‌های اجباری منفی به حساب می‌آیند. از سوی دیگر حساسیت به زمین لغزش به‌عنوان عنصری که تأثیر مستقیم در هزینه‌های نگهداری جاده جنگلی دارد، به‌عنوان یکی از پیش‌نیازهای یک طراحی باصرفه اقتصادی شبکه جاده جنگلی مطرح است، بنابراین برآورد قابل‌اعتمادی از

مرسوم قابل اعتبارسنجی‌اند. یکی از سودمندی‌های روش‌های سازگار با ارزش‌های زبانی در سیستم‌های قاعده‌محور (Rule based systems) آن است که یک رابطه فیزیکی خوش تعریف (Well-defined) نیاز نیست تا داده‌های ورودی را به خروجی مسئله تبدیل کند. این ویژگی آنها را کاملاً انعطاف‌پذیر می‌سازد تا مسایل دنیای واقعی را به‌خصوص هنگامی که داده‌های ورودی یا خروجی به‌وسیله ارزش‌های زبانی تعریف شده‌اند، حل کند. تئوری مجموعه‌های فازی در مدیریت جنگل (Mendoza & Sprouce, 1989; Mendoza et al., 1993)، رسوبات، تفرج (Tecele et al., 1994)، مسایل طراحی جنگل (Kangas et al., 2006)، مکان‌یابی ماشین‌آلات (Ghajar et al., 2010) به‌کار گرفته شده است. در سال‌های اخیر تئوری فازی برای مدلسازی و نقشه‌سازی خطر زمین‌لغزش نیز به کار برده شده است (Muthu et al., 2008; Pourghasemi et al., 2012).

شبکه‌های عصبی نوع دیگری از تکنیک‌های محاسبات نرم و داده رهنمون (Data driven) هستند که به‌خاطر قابلیت حل ابتکاری‌شان به‌طور موفقیت‌آمیزی در حل بسیاری از مسایل از جمله مدلسازی حساسیت به زمین‌لغزش (Rakei et al., 2005; Lee & Evangelista, 2006; Melchiorre et al., 2008; Pradhan & Lee, 2006; Soori et al., 2011; Moradi et al., 2012) به‌کار رفته‌اند. برای استفاده حداکثر از کارایی تئوری فازی و شبکه‌های عصبی یک روش ترکیبی با عنوان عصبی-فازی توسط Jang (۱۹۹۳) ارائه شد. سیستم‌های عصبی-فازی سیستم‌های فازی هستند که از تئوری شبکه عصبی و داده‌های دردسترس به‌منظور تنظیم ویژگی‌هایشان (مجموعه‌های فازی و قواعد فازی) استفاده می‌کنند (Andrews et al., 1995). در این میان، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)، از روش‌های موردعلاقه محققان بوده است. مهم‌ترین نوآوری Jang (۱۹۹۳) در ارائه ANFIS، تدوین خاصیت تقریب‌گرای پوششی ANFIS و توان به‌کارگیری سیستم‌های استنتاج سوگنو (Sugeno &

توانایی‌اش در انجام عملیات روی حجم زیادی از اطلاعات مکانی، به‌طور گسترده‌ای به‌عنوان ابزار پایه‌ای برای مدیریت مکانی داده‌ها به‌کار رفته است. بسیاری از مطالعات در این بخش به استفاده از GIS و تکنیک‌های احتمالی پرداخته‌اند (Youssef et al., 2009; Van Westen et al., 2009; Yilmaz, 2010).

مدلسازی و بهینه‌سازی‌های عددی به‌طور گسترده‌ای در پژوهش‌های مربوط به جنگل و حوضه آبخیز به‌کار رفته است. به‌عنوان نمونه روش رگرسیون لجستیک که یکی از تکنیک‌های رایج آماری است، برای نقشه‌سازی خطر زمین‌لغزش به‌کار رفته است (Tunusluoglu et al., 2008; Das et al., 2010). این ابزارهای مدلسازی و بهینه‌سازی به‌خصوص هنگامی مناسب هستند که دانش پیشین درباره نوع روابط بین داده‌ها، خطی بودن یا غیرخطی بودن فضای مسئله وجود داشته باشد و همچنین مجموعه داده‌ها تاحد امکان از داده‌های پرت تهی باشد. این در حالی است که در اکثر مسایل حوزه منابع طبیعی ایجاد چنین شرایطی به‌سختی امکان‌پذیر است. به‌عبارت دیگر فضای متغیرها مبهم و مرز طبقات مختلف آنها نادقیق است. سیستم محاسباتی که بتواند چنین داده‌هایی را تجزیه و تحلیل نماید، باید انعطاف‌پذیر و تطبیق‌پذیرتر از روش‌های سنتی باشد. یک سیستم محاسباتی دنیای واقعی (Real-world computing system) باید قادر باشد با توزیع پراکنده داده‌ها سازگار باشد و قابلیت پردازش موازی (Parallel processing)، یادگیری (Learning) و خودانجمنی (Self-organization) داشته باشد تا در روند پردازش اطلاعات انعطاف‌پذیر باشد (Sreekanth et al., 2010). در این رابطه تکنیک‌های محاسباتی نرم (Soft computing) به‌عنوان سیستم‌هایی نیرومند و بی‌درنگ (Real time) می‌توانند به‌طور مؤثری در حل چالش‌های دنیای واقعی به‌کار روند.

منطق فازی (Zadeh, 1965) در بسیاری از رشته‌های علم و تکنولوژی به‌طور فزاینده‌ای برای هدف پیش‌بینی، مورد استفاده قرار می‌گیرد (Gail et al., 2002). سیستم‌های فازی، سیستم‌هایی پایدار، قابل تنظیم و همچنین به‌طور

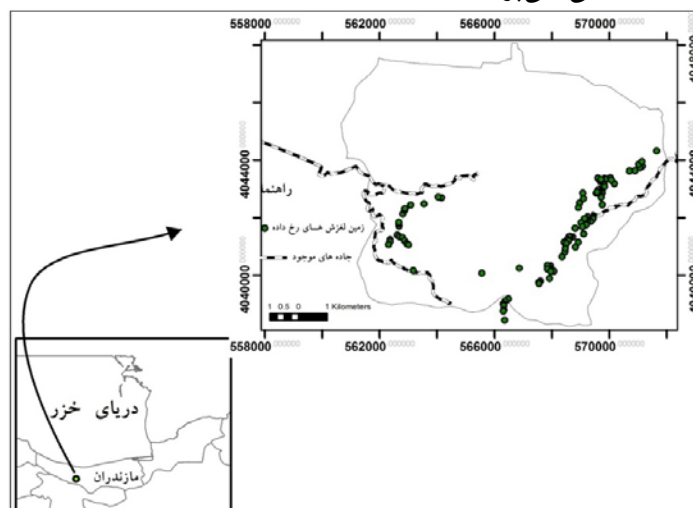
قادر به پیش‌بینی این حساسیت به‌منظور طراحی کم‌لغزش‌ترین مسیرهای جاده جنگلی باشد. این مطالعه می‌تواند نخست، برای نشان‌دادن میزان تغییرپذیری حساسیت به زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه مفید باشد و دوم، به‌عنوان داده‌ای که نقاط اجباری منفی را نمایان می‌کند، برای هدایت عملیات طراحی خودکار به‌سمت طراحی با حداقل هزینه‌های تعمیر و نگهداری جاده مفید باشد. مدل به‌دست آمده به‌منظور تولید نقشه پهنه‌بندی زمین‌لغزش در محیط GIS برای منطقه مورد مطالعه به‌عنوان یکی از عامل‌های مؤثر در مسیریابی جاده جنگلی قابلیت استفاده خواهد داشت.

### مواد و روش‌ها

این پژوهش در سری‌های دو فرمونچال، سه آغوزچال، چهار شیوادره و پنج مور از جنگل‌های حوزه آبخیز کجور بین طول‌های جغرافیایی  $51^{\circ}40'37''$  و  $51^{\circ}51'36''$  شرقی و عرض‌های جغرافیایی  $36^{\circ}29'08''$  و  $36^{\circ}34'33''$  شمالی (شکل ۱) انجام شد. در پژوهش پیش‌رو حساسیت به زمین‌لغزش در سه گروه تشکیلات زمین‌شناسی برآورد شد که شامل رسوبات مزوزوئیک، واحدهای دوران پالئوزوئیک و رسوبات آبرفتی دوران سنوزوئیک بودند (جدول ۱).

(Kang, 1988) با شبکه عصبی است که امکان کاربرد عملی ANFIS برای مدل‌سازی در فضاهای غیرخطی را می‌دهد (Roger & Sun, 1993). پارامترهای تابع عضویت در ANFIS بیانگر رفتار سیستم است که از الگوی داده‌های ورودی به‌دست می‌آید. ANFIS الگوی داده‌های ورودی را یاد می‌گیرد و سپس پارامترهای جواب شرط را با توجه به خطای داده‌شده تنظیم می‌کند. در پژوهشی Kanungo و همکاران (۲۰۰۶) نشان دادند که نقشه خطر زمین‌لغزشی که از درآمیزش روش‌های وزن‌دهی فازی و عصبی به‌دست آمده است، از بین تمام تکنیک‌های مورد استفاده، بهترین بوده است. Pradhan و همکاران (۲۰۱۰) خطر زمین‌لغزش را با استفاده از پنج مدل مختلف و با استفاده از روش عصبی-فازی ارزیابی کردند و دقت بیشتر از ۹۰ درصدی را برای ارتفاعات کامرون در مالزی پیش‌بینی نمودند. ایشان متذکر شدند که دقت زیاد پیش‌بینی به‌دست آمده از روش عصبی-فازی می‌تواند به‌دلیل وراآموزی مدل باشد، بنابراین برای آزمون عملکرد مدل عصبی-فازی در مدل‌سازی خطر زمین‌لغزش و برای تولید روشی که قابل کاربردتر باشد، مطالعات موردی بیشتری باید انجام شود (Pradhan et al., 2010).

پژوهش پیش‌رو با استفاده از ANFIS و با استفاده از ویژگی‌های فیزیوگرافی زمین به ارائه مدلی می‌پردازد که



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و زمین‌لغزش‌های رخ داده

جدول ۱- واحدهای زمین‌شناسی مناطق مورد مطالعه در کجور (Anonymous, 2011)

دوران	دور	نماد	توضیحات
مزوزوئیک	کرتاسه		سنگ آهک اوربیتولین‌دار و شیل آهکی (معادل سازند تیزکوه)
			کنگلوما در بخش‌های زیرین، سنگ آهک، سنگ آهک ماری، سنگ آهک ماسه‌ای
			سنگ آهک، مارن، مارن آهکی، مارن سیلت‌دار
پالئوزوئیک	تریاس		شیل، ماسه‌سنگ سنگ آهک (معادل سازند پالند)
			سنگ آهک دولومیتی ضخیم لایه تا توده‌ای شکل، دولومیت، سنگ آهک (معادل سازند الیکا)
سنوزوئیک	پرمین		سنگ آهک، سنگ آهک با چرت، شیل‌های ماری و ماسه‌ای (معادل سازند نسن)
	کواترنری		سنگ آهک فوزولین‌دار (معادل سازند روته)
			آبرفت‌های رودخانه‌ای عهد حاضر

که با تقاطع یک صفحه افقی تصادفی با سطح عوارض تشکیل می‌شود، بیان می‌شود. تأثیر این عامل در همگرایی یا واگرایی جریان‌های آبی سطحی در هنگام بارندگی است. همچنین این عامل تعیین‌کننده شکل هندسی زمین پس از لغزش است (Ercanoglu & Gokceoglu, 2002). مؤثرترین فاصله در حساسیت به زمین‌لغزش فاصله ۱۰۰ متر از جاده است (Jadda et al., 2009). نقاط لغزشی که تا فاصله ۱۰۰ متری از جاده‌های موجود منطقه وجود داشتند، حذف شدند، زیرا در مطالعه پیش‌رو، پهنه‌بندی حساسیت به زمین‌لغزش به‌عنوان مرحله‌ای پیش از طراحی جاده مدنظر است و بنابراین لغزش‌هایی که تحت تأثیر جاده اتفاق افتاده باشند، نمی‌توانستند به این منظور استفاده شوند. همچنین عامل نوع پوشش به‌دلیل جنگلی بودن تمام سطح منطقه از فهرست عامل‌های مؤثر حذف شد، اما سطح همبستگی بین نقاط لغزشی موجود و هر یک از عامل‌های ورودی مدل با روش احتمالی نسبت فراوانی (Frequency ratio) تعیین شد. برای محاسبه نسبت فراوانی، ابتدا درصد پیکسل‌های لغزشی و فاقد لغزش روی نقشه هر یک از عامل‌های مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش تعیین می‌شود و نسبت فراوانی برای هر یک از طبقات عامل‌های مؤثر، از تقسیم نسبت مناطق لغزش (درصد پیکسل‌هایی که در آن لغزش رخ داده است) به مناطق فاقد لغزش (درصد پیکسل‌های فاقد لغزش) محاسبه

مرحله اصلی در پهنه‌بندی حساسیت به زمین‌لغزش، جمع‌آوری داده‌ها و ساخت پایگاه داده‌های مکانی مرتبط با فاکتورهای تأثیرگذار در وقوع زمین‌لغزش است. در مرحله نخست از آنجا که به‌دلیل پوشش جنگلی نسبتاً متراکم منطقه با استفاده از عکس‌های هوایی هیچ زمین‌لغزشی مشاهده نشد و گزارشی از زمین‌لغزش‌های موجود در اطلاعات کتابچه‌های سری‌ها یافت نشد، مختصات مناطق وقوع زمین‌لغزش با کمک قریبانان در سری‌های چهارگانه و پیمایش منطقه ثبت شد. سپس موقعیت مکانی زمین‌لغزش‌ها در محیط GIS به‌صورت یک لایه نقطه‌ای، بازتولید شد (شکل ۱).

برای کاربردی بودن هر مدل در منطقه‌ای خاص عامل‌های ورودی آن با توجه به دسترسی به برخی اطلاعات قابل‌اعتماد و محدودیت دسترسی به برخی اطلاعات دیگر انتخاب می‌شوند (Ercanoglu & Gokceoglu, 2002). عامل‌های ورودی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفتند شامل شیب عامل شیب، جهت، زمین‌شناسی، شکل شیب، فاصله از رودخانه و فاصله از گسل بود. عامل‌های تراکم و نوع پوشش قطعاً می‌توانند به‌عنوان عامل‌های مؤثر در حساسیت به زمین‌لغزش در مطالعات مدنظر گرفته شوند، اما در مطالعه پیش‌رو به‌دلیل نقصان در اطلاعات وارد مدل نشدند. شکل شیب به‌طور کلی به‌صورت نوع انحنای خطی

شد. سپس نسبت‌های فراوانی به دست آمده که وزن هر طبقه در آن عامل خاص می‌باشد، نرمالیزه شده و به عنوان بخشی از داده‌های ورودی (زمین لغزش‌های رخ داده) وارد موتور استنتاج فازی شدند. به این ترتیب برای هر زمین لغزش، به ازای شش عامل ورودی، شش عدد بین صفر و یک وجود داشت. همچنین به تعداد لغزش‌های مشاهده شده در عرصه در محیط GIS نقاط تصادفی در نظر گرفته شد که این نقاط تصادفی نماینده نقاط غیرحساس به زمین لغزش بودند. به ازای هر یک از آنها نیز کمیت هر یک از شش عامل ورودی از محیط GIS استخراج و به عنوان بخش دیگری از داده‌های ورودی، وارد مدل شدند. نقشه کلیه عامل‌های ورودی ابتدا به فرمت رستری و سپس بردار متناظر آنها از جدول توصیفی لایه‌ها در محیط GIS استخراج شدند تا به عنوان داده‌های آموزشی وارد موتور فازی شوند.

#### سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی ساختار

سیستم عصبی - فازی تطبیقی که توسط Jang (۱۹۹۳) ارائه شد، امروزه یکی از پرکاربردترین سیستم‌های مدل‌سازی فازی به خصوص در مدل‌سازی مسایل فیزیکی دنیای واقعی است. ANFIS ترکیبی از منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی است که فرآیند یادگیری طراحی شده در ساختار شبکه‌های عصبی را در یک سیستم استنتاج فازی به کار می‌گیرد. انتخاب سیستم استنتاج اصلی‌ترین مسئله طراحی ANFIS بوده است. تاکنون سیستم‌های استنتاج مختلفی تولید و ارائه شده است که هر کدام براساس نوع استدلال فازی و قواعد به کار گرفته شده فازی، از همدیگر متفاوت بوده‌اند (Mamdani & Assilian, 1974; Tsukamoto, 1979; Takagi & Sugeno, 1983). در این بخش از پژوهش پیش‌رو از سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (Jang, 1993) استفاده شد که از سیستم استنتاج Sugeno استفاده می‌کند. بخش نتیجه این سیستم استنتاج یک رابطه خطی است و پارامترهای مدل با روش حداقل مربعات خطا به دست می‌آید (Farokhnia et al., 2010). ANFIS به وسیله یک شبکه پنج لایه و یک الگوریتم ترکیبی که برای تنظیم این سیستم براساس ساختار داده‌های ورودی و خروجی استفاده می‌شود، عمل می‌کند. شکل ۲ بیان

هدف از استفاده از داده‌های آموزشی (Training data) در شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی، درون‌یابی در یک فضای چندبعدی بین داده‌های مورد استفاده برای اعتبارسنجی است. با داشتن تعداد زیاد پارامترهای یک مدل (اتصالات بین گره‌ها یا اکسون‌ها)، شبکه‌های عصبی و سیستم‌های عصبی - فازی می‌توانند در صورتی که تعداد داده‌های آموزشی کم باشد و یا بین آنها داده پرت وجود داشته باشد، خود را از خطر وراآموزی (Overfitting) (حفظ کردن الگوی داده‌ها) به دور نگه دارند. به عبارت دیگر اگر درجه آزادی مدل در مقایسه با تعداد داده‌های مورد استفاده در واسنجی زیادتر باشد، مدل دیگر روند کلی را آنچنان که باید در نمی‌یابد، بلکه الگوی خاص همان دسته داده‌های به خصوص آموزشی را یاد می‌گیرد که منجر به «حفظ کردن» (Memorization) می‌شود نه «تعمیم دادن» (Generalization) (Shahin et al., 2008). برای جلوگیری از وراآموزی و ارزیابی قدرت تعمیم‌دهی مدل، به ترتیب مجموعه داده‌های جداگانه‌ای برای اعتبارسنجی و آزمون نیاز است. برای مدل ANFIS در پژوهش پیش‌رو یک روش بهبودیافته تقسیم داده‌ها با عنوان Cross-validation

استنتاج فازی سوگنو مرتبه یک شناخته می‌شود. پایگاه قواعد این نمونه شامل دو قاعده اگر- آنگاه است که می‌تواند به صورت روابط ۱ و ۲ بیان شود:

$$\text{Rule 1: If } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1, \text{ Then } f_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

رابطه (۱)

$$\text{Rule 2: If } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2, \text{ Then } f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

رابطه (۲)

در نخستین لایه مخفی، متغیرها به صورت فازی درمی‌آیند. هر گره (نورون)  $i$  در این لایه یک گره تطبیق‌پذیر با تابع زیر (روابط ۳ و ۴) می‌باشد:

$$OP_i^1 = \mu_{A_i}(x) \text{ for } i = 1, 2$$

رابطه (۳)

$$OP_i^1 = \mu_{B_{i-2}}(y) \text{ for } i = 3, 4$$

رابطه (۴)

ورودی مدل حاضر در نظر گرفته شد، با فرض تنها سه تابع عضویت برای هر عامل، ۳<sup>۶</sup> قاعده در موتور استنتاج فازی تشکیل می‌شد. این تعداد قاعده فازی موجب افزایش شدید زمان محاسبات در ساخت چنین مدل‌هایی می‌شود. به منظور حل این مشکل از تکنیک خوشه‌بندی کاهنده (Subtractive clustering) در ساخت مدل استفاده شد. با استفاده از این تکنیک قواعدی که داده‌های ورودی مشمول آنها نمی‌شوند از فضای محاسبات خارج و سرعت همگرایی در رسیدن به پاسخ بهینه افزایش می‌یابد. بخش پیشین قواعد در لایه مخفی دوم با استفاده از عملگر  $T$ -norm محاسبه می‌شود. این لایه شامل گره‌هایی با برجسب  $\prod$  است که سیگنال‌های ورودی را درهم ضرب و به بیرون شلیک می‌کند (رابطه ۵):

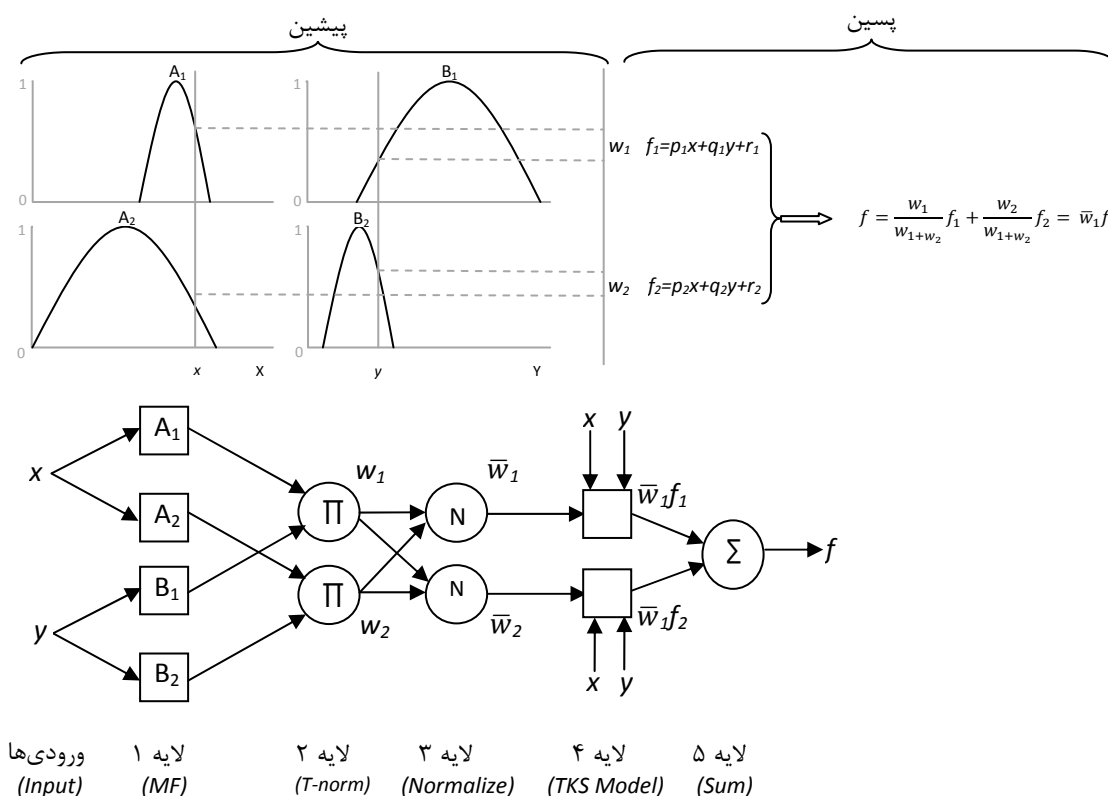
$$OP_i^1 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i = 1, 2$$

رابطه (۵)

ریاضی- شماتیک ANFIS از نوع Takagi-Sugeno را با دو ورودی  $x$  و  $y$  و یک خروجی  $z$ ، دو تابع عضویت برای هر دو ورودی و دو قاعده نشان می‌دهد. این یک نمونه ساده از یک سیستم استنتاج فازی است که با عنوان سیستم

که  $A_1, A_2, B_1, B_2$  به ترتیب توابع عضویت ورودی‌های  $X$  و  $Y$  هستند و  $r_1, q_1, p_1, r_2, q_2, p_2$  پارامترهای توابع خروجی هستند. فرآیند مدل‌سازی به صورت لایه‌به‌لایه به صورت زیر است:

که  $x$  یا  $y$  متغیرهای ورودی به گره  $i$  می‌باشد؛  $A_i$  یا  $B_{i-2}$  قیود زبانی (مانند کم یا زیاد) در ارتباط با این گره می‌باشند که به وسیله توابع عضویت مناسب در این گره توصیف می‌شوند. در مدل حاضر تابع عضویت مثلثی مورد استفاده قرار گرفته است. با در نظر گرفتن تنها سه تابع عضویت فازی برای هر یک از شش عامل، در مجموع  $3^6 = 729$  قاعده برای مدل وجود دارد. لایه اول به دلیل وجود سه پارامتر  $\{a_i, b_i, c_i\}$  یکی از دو لایه تطبیق‌پذیر در ساختار ANFIS است که در ارتباط با توابع عضویت موجود در این لایه می‌باشد. این پارامترها، پارامترهای فرض یا پیشین خوانده می‌شوند که برای محاسبه خروجی فازی هر گره استفاده می‌شوند. در این پژوهش، تابع عضویت مثلثی برای ساخت مدل مورد استفاده قرار گرفت. از آنجاکه شش متغیر به عنوان



شکل ۲- بیان ریاضی- شماتیک از ANFIS نوع Takagi-Sugeno برای دو قاعده

$N$  مشخص می‌شود که نسبت استحکام برازش قاعده  $i$  ام به استحکام برازش کل را محاسبه می‌کند (رابطه ۶):

$$OP_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2$$

استفاده از رابطه ۷ محاسبه می‌کند:

$$OP_i^4 = \bar{w}_i f_i = w_i (p_i x + q_i y + r_i)$$

وجود دارد که با برچسب  $\sum$  مشخص می‌شود و خروجی پایانی را به صورت مجموع همه سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌کند (رابطه ۸).

$$OP_i^4 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i \bar{w}_i f_i}{\sum_i \bar{w}_i}$$

پارامترهای قابل تغییر را که شامل پارامترهای بخش پیشین « $c_i, b_i, a_i$ » و پارامترهای بخش پسین « $p_i, q_i, r_i$ » است، تنظیم کند تا خروجی ANFIS هماهنگ و متناسب با

خروجی  $w_i$  بیانگر استحکام برازش یک قاعده است. لایه مخفی سوم برای نرمال‌سازی استحکام برازش قواعد یا همان ورودی‌هاست. هر گره در این لایه با برچسب (رابطه ۶)

چهارمین لایه مخفی، بخش جواب شرط یا پسین قواعد را تعیین می‌کند. گره  $i$  سهم قاعده  $i$  ام را در خروجی مدل با (رابطه ۷)

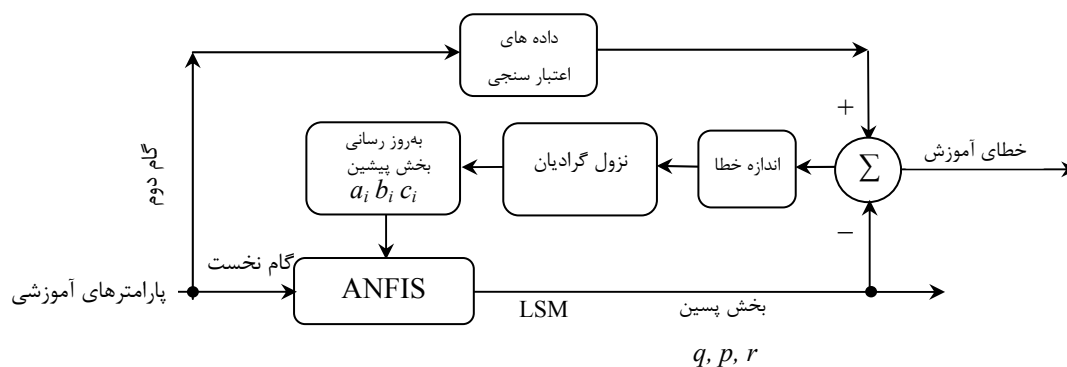
لایه چهارم، دومین لایه تطبیق‌پذیر در ساختار ANFIS است. مشابه لایه نخست، سه پارامتر قابل تغییر  $p_i, q_i, r_i$  در این لایه وجود دارند که به آنها پارامترهای نتیجه گفته می‌شود (Jang, 1992). در آخر یک گره در لایه پنجم (رابطه ۸)

الگوریتم یادگیری

از آنجاکه دو لایه تطبیق‌پذیر در ANFIS وجود دارد، کار الگوریتم یادگیری در این ساختار آن است که کلیه

یادگیری می‌شود، در هر تکرار دو گام دارد: گام نخست) در دور نخست (رفت)، الگوی داده‌های ورودی انتشار می‌یابند و پارامترهای بهینه نتیجه به‌وسیله روش حداقل مربعات مشخص می‌شوند، درحالی‌که پارامترهای فرض در چرخه فعلی برای داده‌های آموزشی ثابت فرض می‌شوند. گام دوم) در دور دوم (برگشت)، بخش دیگری از الگوی داده‌های آموزشی (بخش اعتبارسنجی) انتشار می‌یابند، سیگنال‌های خطا به عقب پس‌انتشار می‌یابند تا پارامترهای فرض را به‌وسیله روش پس انتشار نزول گرادیان به‌روز نمایند.

داده‌های آموزشی شود (Polat et al., 2008). مانند مدل‌های آماری مرسوم، پارامترهای مدل در فاز واسنجش (آموزش) با استفاده از یک الگوریتم یادگیری ترکیبی تنظیم می‌شود تا آنجاکه خطای بین خروجی مدل و ارزش‌های اندازه‌گیری‌شده متناظر در مجموعه داده آموزشی به کمترین مقدار برسد. فرآیند یادگیری به‌وسیله الگوریتم ترکیبی در ANFIS در شکل ۳ نشان داده شده است. این الگوریتم ترکیبی روش نزول گرادیان که برای تنظیم پارامترهای فرض استفاده می‌کند و روش حداقل مربعات (Least square method) که برای تنظیم پارامترهای نتیجه به‌کار می‌برد را با هم ترکیب می‌کند. بنابراین فرآیند آموزش که منجر به



شکل ۳- فرآیند یادگیری در ANFIS به‌وسیله الگوریتم ترکیبی

شامل ضریب‌تیین ( $R^2$ )، مجذور میانگین مربعات خطا ( $RMSE$ ) و میانگین قدر مطلق خطا ( $MAE$ ) به‌کار گرفته شد (رابطه‌های ۹، ۱۰ و ۱۱).

ارزیابی عملکرد مدل مدل‌های ANFIS در محیط نرم‌افزار Matlab ver. 7.6 ساخته شده است. به‌منظور ارزیابی قدرت پیش‌بینی، عملکرد و اعتبار مدل و همچنین درستی نتایج، سه معیار مشهور

$$R^2 = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (X_i^o - \bar{X}^o)(X_i^p - \bar{X}^p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i^o - \bar{X}^o)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i^p - \bar{X}^p)^2}} \right]^2 \tag{۹}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i^o - X_i^p)^2} \tag{۱۰}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |X_i^o - X_i^p| \tag{۱۱}$$

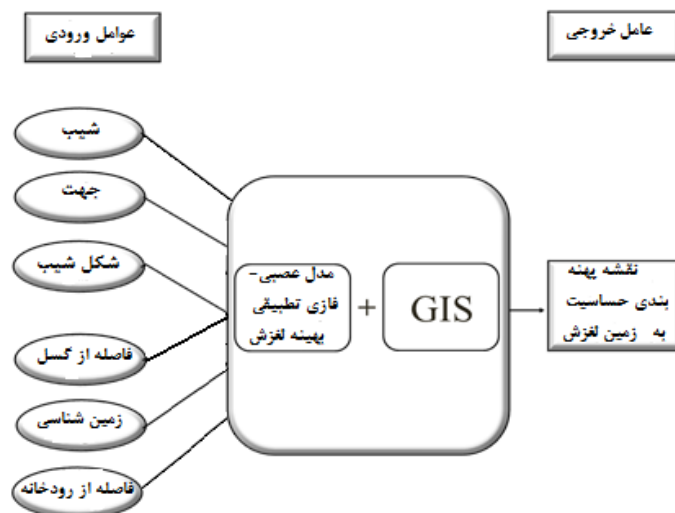


## شبیه‌سازی مدل

پس از تولید مدل بهینه ANFIS، این مدل برای پهنه‌بندی حساسیت به زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه به‌کار رفت. به‌این منظور، ویژگی‌های ورودی مدل در عناصر مکانی (پیکسل‌هایی) که درجه حساسیت به زمین‌لغزش باید به آنها اختصاص می‌یافت، در محیط نرم‌افزار ArcGIS 9.3 استخراج شد تا مدل بتواند به‌درستی، خروجی متناظر با هر پیکسل را به همان پیکسل خاص اختصاص دهد. با ورود این اطلاعات به مدل ANFIS بهینه، ارزش خروجی هر پیکسل محاسبه شد. ارزش محاسبه‌شده به این ترتیب توسط مدل، به جدول توصیفی نقشه منطقه منتقل و نقشه نهایی درجه حساسیت به زمین‌لغزش به‌دست آمد.

شکل ۴ به‌طور شماتیک نحوه ورود اطلاعات به موتور استنتاج فازی، انتقال اطلاعات به محیط GIS و خروجی متناظر هر ترکیب از اطلاعات را که درجه حساسیت به زمین‌لغزش است و در پایان به‌صورت نقشه درمی‌آید را نشان می‌دهد. اطلاعات حساسیت به زمین‌لغزش از جدول توصیفی این نقشه در GIS، به‌صورت یک بردار استخراج و در مراحل مسیریابی یا مرحله اصلاح مسیرهای مختلف استفاده شد.

که  $n$  تعداد داده‌ها،  $X_i^o$  و  $X_i^p$  به‌ترتیب مقدار مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده برای الگوی  $i$ ام می‌باشد. عملکرد بهینه مدل به سمت  $R^2$  برابر یک و برای دیگر معیارها به سمت صفر میل می‌کند. هدف از فاز تعیین اعتبار آن است که تضمین نماید مدل، قدرت تعمیم‌دهی در محدوده تعیین‌شده به‌وسیله داده‌های آموزشی را به‌شکل نیرومندی داراست، به‌جای آنکه به‌طور ساده‌ای روابط ورودی-خروجی داده‌های آموزشی را حفظ کند (Shahin et al., 2008). برای رسیدن به این هدف، عملکرد ANFIS آموزش‌یافته به‌وسیله یک مجموعه مستقل از داده‌های اعتبارسنجی که در فرآیند مدل‌سازی حضور نداشته است، ارزیابی می‌شود. اگر چنین ارزیابی پاسخ مناسبی در پی داشته باشد، قدرت تعمیم‌دهی مدل، خوب و به‌عنوان یک مدل نیرومند تلقی می‌شود. از آنجاکه در مطالعه پیش‌رو روش خوشه‌بندی کاهنده برای ساخت مدل به‌کار رفته است، از میان مدل‌های مختلف ساخته‌شده، مدلی که بهترین نتایج را به‌دست داد، به‌عنوان مدل بهینه برای پهنه‌بندی حساسیت به زمین‌لغزش در منطقه به‌کار گرفته شد.



شکل ۴- ورود و خروج اطلاعات در سیستم استنتاج عصبی - فازی

## نتایج

بر وقوع زمین‌لغزش و لغزش‌های رخ داده در منطقه مورد مطالعه در جدول‌های ۲ تا ۷ نشان داده شده است.

نتایج به‌دست‌آمده از ارتباط بین طبقات عامل‌های مؤثر

جدول ۲- وزن‌های به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل فاصله از گسل و لغزش‌های رخ داده

طبقه (متر)	تعداد پیکسل‌های فاقد لغزش	درصد پیکسل‌های فاقد لغزش	تعداد پیکسل‌های لغزش	درصد پیکسل‌های لغزش	نسبت فراوانی	وزن‌های نرمال‌شده
۰-۲۰۰	۴۷۵۶۸	۰/۱۶۲	۲۷	۰/۲۷	۱/۶۷۶	-/۹۱۹
۲۰۰-۴۰۰	۴۳۷۴۳	۰/۱۴۹	۲۷	۰/۲۷	۱/۸۲۲	۱
۴۰۰-۷۰۰	۵۰۶۷۵	۰/۱۷۳	۲۵	۰/۲۵	۱/۴۵۶	-/۷۹۹
۷۰۰-۱۰۰۰	۳۷۰۵۳	۰/۱۲۶	۲۳	۰/۱۳	۱/۰۳۵	-/۵۶۸
۱۰۰۰-۱۵۰۰	۴۵۳۷۵	۰/۱۵۵	۷	-/۷	-/۴۵۵	-/۲۴۹
>۱۵۰۰	۶۴۴۵۰	۰/۲۲۰	۰	۰	۰	۰

جدول ۳- وزن‌های به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل فاصله از رودخانه و لغزش‌های رخ داده

طبقه (متر)	تعداد پیکسل‌های فاقد لغزش	درصد پیکسل‌های فاقد لغزش	تعداد پیکسل‌های لغزش	درصد پیکسل‌های لغزش	نسبت فراوانی	وزن‌های نرمال‌شده
۰-۱۰۰	۱۳۷۱۷	۰/۰۴۶	۷۲	۰/۷۲۷	۱۵/۴۹۹	۱
۱۰۰-۲۰۰	۱۳۵۲۶	۰/۰۴۶	۱۱	۰/۱۱۱	۲/۴۰۱	-/۱۵۴
۲۰۰-۳۰۰	۱۳۲۳۱	۰/۰۴۵	۱۰	۰/۱۰۱	۲/۲۳۱	-/۱۴۳
۳۰۰-۴۰۰	۱۲۶۶۴	۰/۰۴۳	۴	۰/۰۴۰	-/۹۳۲	-/۰۶۰
۴۰۰-۵۰۰	۱۲۰۰۶	۰/۰۴۱	۱	۰/۰۱۰	-/۲۴۵	-/۰۱۵
>۵۰۰	۲۲۷۱۸۲	۰/۷۷۷	۱	۰/۰۱۰	-/۰۱۲	-/۰۰۰

جدول ۴- وزن‌های به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل جهت و لغزش‌های رخ داده

طبقه	تعداد پیکسل‌های فاقد لغزش	درصد پیکسل‌های فاقد لغزش	تعداد پیکسل‌های لغزش	درصد پیکسل‌های لغزش	نسبت فراوانی	وزن‌های نرمال‌شده
مسطح	۲۳۲۰	۰/۰۰۷	۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰
شمالی	۸۸۳۳۷	۰/۳۰۲	۱۹	۰/۱۹۱	۰/۶۳۵	-/۳۱۵
شمال‌شرقی	۵۳۷۰۱	۰/۱۸۳	۴	۰/۰۴۰	۰/۲۱۹	-/۱۰۹
شرقی	۳۱۱۰۳	۰/۱۰۶	۱۵	۰/۱۵۱	۱/۴۲۴	-/۷۰۷
جنوب‌شرقی	۲۵۸۹۸	۰/۰۸۸	۱۷	۰/۱۷۱	۱/۹۳۸	-/۹۶۲
جنوبی	۱۸۵۸۵	۰/۰۶۳	۶	۰/۰۶۰	۰/۹۵۳	-/۴۷۳
جنوب‌غربی	۱۰۵۶۸	۰/۰۳۶	۱	۰/۰۱۰	۰/۲۷۹	-/۱۳۸
غربی	۱۷۵۹۶	۰/۰۶۰	۱۲	۰/۱۲۱	۲/۰۱۳	۱
شمال‌غربی	۴۴۲۱۸	۰/۱۵۱	۲۵	۰/۲۵۲	۱/۶۶۹	-/۸۲۹

جدول ۵- وزن‌های به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل شیب و لغزش‌های رخ داده

وزن‌های نرمال شده	نسبت فراوانی	درصد پیکسل‌های لغزش	تعداد پیکسل‌های لغزش	درصد پیکسل‌های فاقد لغزش	تعداد پیکسل‌های فاقد لغزش	طبقه (درجه)
۰/۳۷۲	۰/۶۵۹	۰/۱۶۱	۱۶	۰/۲۴۵	۷۱۶۴۵	۰-۱۰
۰/۳۴۵	۰/۶۱۳	۰/۱۸۱	۱۸	۰/۲۹۶	۸۶۶۹۹	۱۰-۲۰
۰/۶۹۷	۱/۲۳۵	۰/۲۶۲	۲۶	۰/۲۱۲	۶۲۱۲۷	۲۰-۳۰
۱	۱/۷۷۲	۰/۲۸۲	۲۸	۰/۱۵۹	۴۶۶۵۵	۳۰-۴۰
۰/۷۱۷	۱/۲۷۲	۰/۰۹۰	۹	۰/۰۷۱	۲۰۸۸۹	۴۰-۵۰
۰/۷۷۳	۱/۳۶۹	۰/۰۲	۲	۰/۰۱۴	۴۳۱۱	>۵۰

جدول ۶- وزن‌های به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل زمین‌شناسی و لغزش‌های رخ داده

وزن‌های نرمال شده	نسبت فراوانی	درصد پیکسل‌های لغزش	تعداد پیکسل‌های لغزش	درصد پیکسل‌های فاقد لغزش	تعداد پیکسل‌های فاقد لغزش	طبقه (درجه)
۰/۱۸۴	۰/۶۱۴	۰/۰۲۱	۲	۰/۰۳۵	۱۰۲۳۳	$K_1^2$
۰/۶۶۷	۲/۲۲۰	۰/۲۱۵	۲۰	۰/۰۹۶	۲۸۳۰۷	$K_2^{ml}$
۱	۳/۵۴۳	۰/۰۶۴	۶	۰/۰۱۸	۵۳۲۳	$R_3^{Sh1}$
۰	۰	۰	۰	۰/۰۳۶	۱۰۶۰۵	$P_n$
۰/۲۶۴	۰/۸۸۱	۰/۲۶۸	۲۵	۰/۳۰۵	۸۹۱۸۷	$R_2^{dl}$
۰/۹۹۲	۰/۳۰۱	۰/۱۵۰	۱۴	۰/۰۴۵	۱۳۳۲۸	$P_r$
۰	۰	۰	۰	۰/۰۰۳	۱۰۰۷	$Q^{al}$
۰/۶۰۴	۲/۰۱۲	۰/۲۷۹	۲۶	۰/۱۳۸	۴۰۶۱۱	$K_1^1$

جدول ۷- وزن‌های به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل شکل شیب و لغزش‌های رخ داده

وزن‌های نرمال شده	نسبت فراوانی	درصد پیکسل‌های لغزش	تعداد پیکسل‌های لغزش	درصد پیکسل‌های فاقد لغزش	تعداد پیکسل‌های فاقد لغزش	طبقه
۰/۷۷۴	۰/۹۲۰	۰/۴۴۴	۴۴	۰/۴۸۲	۱۴۱۱۲۱	< -۰/۰۰۱
۰/۳۳۸	۰/۴۰۲	۰/۰۳۰	۳	۰/۰۷۵	۲۱۹۹۲	-۰/۰۰۱-۰/۰۰۱
۱	۱/۱۸۸	۰/۵۲۵	۵۲	۰/۴۴۲	۱۲۹۲۱۰	> ۰/۰۰۱

برای گزینش بهترین مدل است، ضریب تبیین داده‌های آزمون (داده‌هایی که مدل هیچگاه طی فرآیند آموزش، ندیده است) می‌باشد. ضریب تبیین ۰/۷۳ نشان‌دهنده برازش خوبی از داده‌های ورودی برای برآورد حساسیت به زمین‌لغزش است.

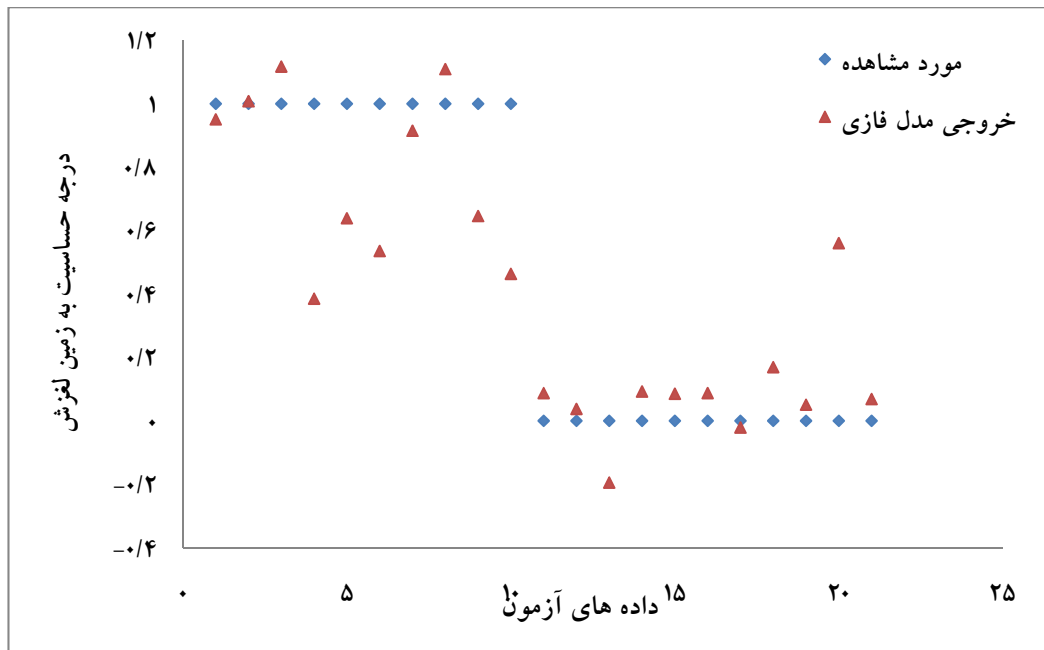
بهترین نتیجه رویکرد مورد استفاده در مدل‌سازی (به‌کارگیری روش خوشه‌بندی) در جدول ۸ نشان داده شده است. در این جدول ضریب تبیین داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی (داده‌های مورد استفاده برای جلوگیری از وراآموزی مدل) نشان داده شده است، اما آنچه معیار اصلی

جدول ۸- نتایج بهترین مدل فازی حساسیت به زمین‌لغزش

سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (Takagi-Sugeno)			نوع سیستم استنتاج
ترکیبی	ترکیبی	ترکیبی	الگوریتم یادگیری
نرخ رد=۰/۷۵	نرخ پذیرش = ۰/۲	دامنه تأثیر=۰/۶ فشار=۰/۳	پارامترهای تنظیمی فرآیند خوشه‌بندی
۰/۷۲۰			ضریب تبیین داده آموزشی
۰/۷۶۳			ضریب تبیین داده اعتبارسنجی
۰/۷۳۲			ضریب تبیین داده آزمون
۰/۲۶۹			مجذور میانگین مربعات خطا (آموزش)
۰/۲۵۴			مجذور میانگین مربعات خطا (اعتبارسنجی)
۰/۲۵۸			مجذور میانگین مربعات خطا (آزمون)
۰/۱۹۹			میانگین قدر مطلق خطای آموزش
۰/۱۹۰			میانگین قدر مطلق خطای اعتبارسنجی
۰/۱۸۰			میانگین قدر مطلق خطای آزمون
۵			تکرار

به‌دست‌آمده از پلات‌کردن برآوردهای مدل با تغییرات تک‌تک عامل‌های ورودی آمده است. شیب خطوط برازش در این نمودارها نماینده میزان اهمیت این عامل‌ها در تغییرات برآوردهای مدل است. با توجه شکل ۶ و همچنین شیب خطوط در شکل ۷ که تحلیل حساسیت عامل‌های مختلف را در تعیین حساسیت به لغزش مناطق مختلف نشان می‌دهد، عامل فاصله از رودخانه مؤثرترین عامل در حساسیت زمین به لغزش بود. پس از این عامل، عامل‌های زمین‌شناسی، شیب، شکل زمین، فاصله از گسل و در نهایت عامل جهت مهم‌ترین عامل‌های مؤثر در حساسیت به زمین‌لغزش برآورد شدند.

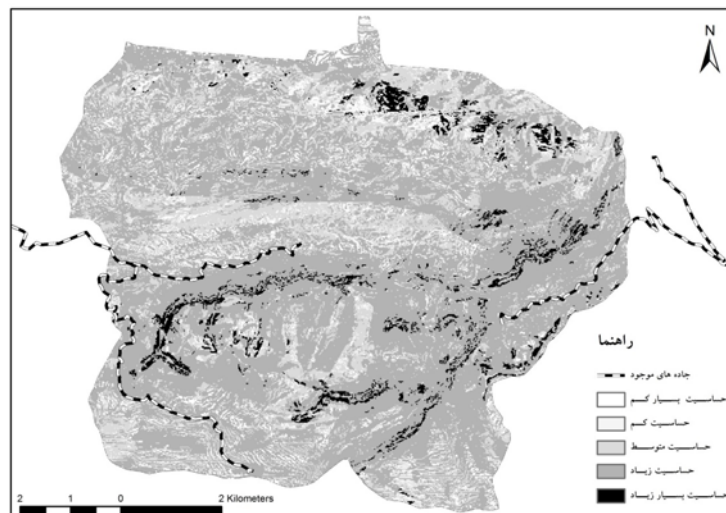
شکل ۵ نتایج پلات‌کردن خروجی مدل برای داده‌های آزمون در مقابل داده‌های آموزش را نشان می‌دهد. جدول ۹ مساحت و درصد مساحت برآوردشده را برای طبقات حساسیت به زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه و همچنین برای سطح جاده‌های موجود نشان می‌دهد. چنانکه در این جدول مشهود است، طبق برآورد مدل ساخته‌شده، بخش بزرگی از سطح منطقه در محدوده حساسیت متوسط و زیاد به پدیده زمین‌لغزش برآورد شد. همچنین بخش بیشتر سطح جاده‌های موجود نیز در دو طبقه حساسیت متوسط و زیاد قرار گرفت. شکل ۶ نقشه حساسیت به زمین‌لغزش را که به پنج طبقه حساسیت بسیار کم، کم، متوسط، زیاد و بسیار زیاد طبقه‌بندی شده است، نشان می‌دهد. در شکل ۷ نتایج



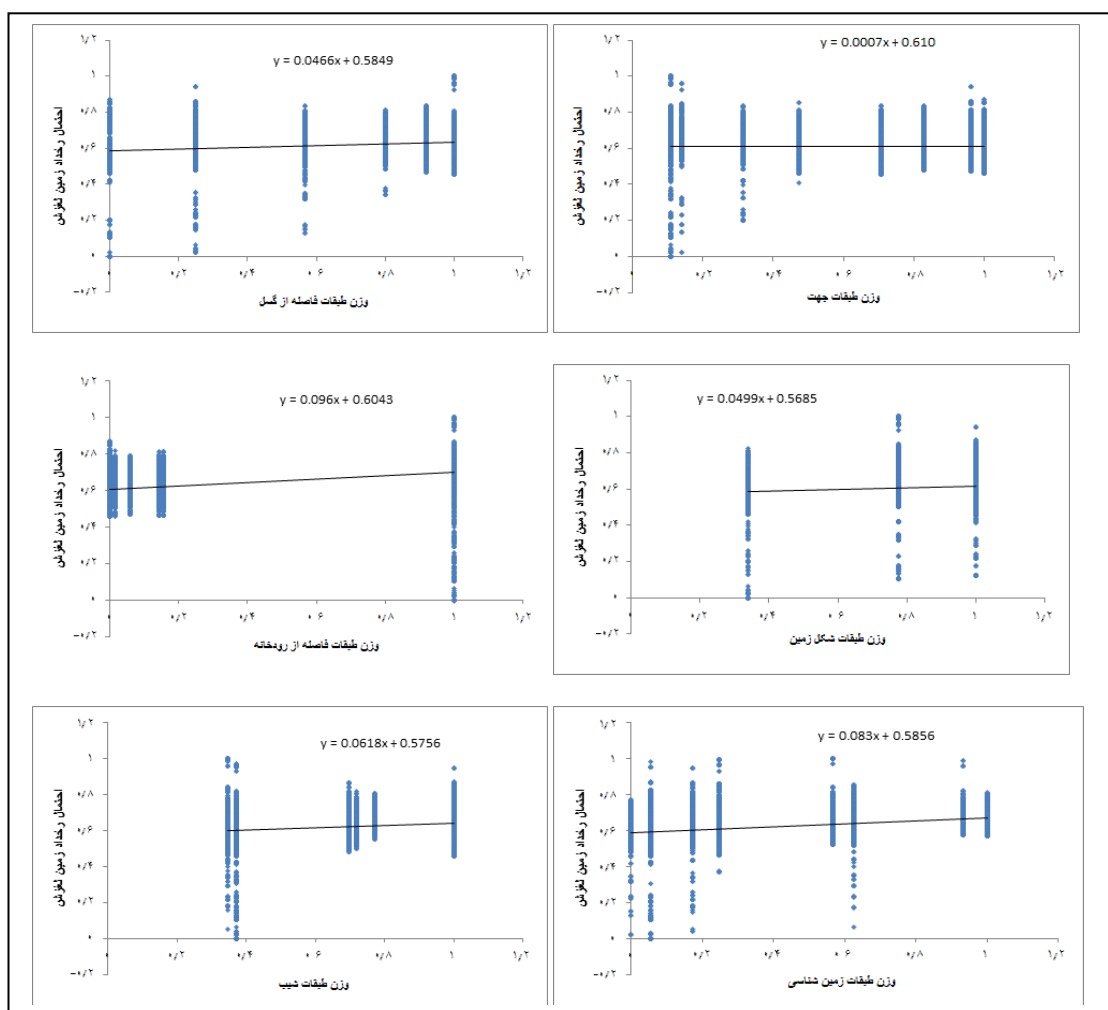
شکل ۵- نتایج پلات کردن خروجی مدل فازی حساسیت به زمین لغزش در مقابل داده‌های آزمون

جدول ۹- مساحت و درصد طبقات پنج‌گانه حساسیت به زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه و بستر جاده‌های موجود

جاده‌های موجود		کل منطقه مورد مطالعه		طبقات حساسیت
درصد مساحت	مساحت (مترمربع)	درصد مساحت	مساحت (کیلومتر مربع)	
۳/۷۵	۱۸۰۰۰	۴/۱۳	۳/۲۸۶۸۰۰	۱
۶/۱۷	۲۹۶۰۰	۶/۶۳	۵/۲۶۹۶۰۰	۲
۲۰/۹۵	۱۰۰۴۰۰	۲۰/۹۸	۱۶/۶۷۰۴۰۰	۳
۶۹/۱۱	۳۳۱۲۰۰	۶۴/۱۸	۵۰/۹۹۰۸۰۰	۴
.	.	۴/۰۵	۳/۲۲۱۶۰۰	۵
۱۰۰	۴۷۹۲۰۰	۱۰۰	۷۹/۴۳۹۲۰۰	کل



شکل ۶- نقشه طبقه‌بندی شده حساسیت به زمین لغزش منطقه مورد مطالعه



شکل ۷- تحلیل حساسیت مدل برآوردی

## بحث

بهره‌گیری از فن‌آوری سنجش از دور برای یافتن زمین‌لغزش‌های رخ داده و تولید نقشه‌های مربوط به اطلاعات محیطی، ارزیابی خطر لغزش را به وسیله هر روشی که مورد استفاده قرار گیرد، آسان می‌کند. در پژوهش پیش‌رو روش‌های نسبت فراوانی و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی برای مدل‌سازی خطر زمین‌لغزش به کار گرفته شد.

وزن‌های به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل فاصله از گسل و لغزش‌های رخ داده به روش نسبت فراوانی (جدول ۱) نشان داد که بیشترین فراوانی زمین‌لغزش‌های رخ داده در طبقات ۲۰۰ تا ۴۰۰ متر و صفر تا ۲۰۰ متر بوده است و روند کاهش وزن در طبقات بالاتر نمایانگر کاهش نسبی

هدف از پژوهش پیش‌رو ارائه روشی عملی برای پیش‌بینی احتمال زمین‌لغزش به‌منظور طراحی هوشمندانه‌تر جاده جنگلی بود. با برآورد خطر زمین‌لغزش پیش از آغاز عملیات طراحی شبکه جاده جنگلی، طراحی شبکه جاده چه به روش دستی و چه با استفاده از روش‌های خودکار با اطلاعات دقیق‌تر، دید وسیع‌تر و در نتیجه تصمیمات بهتری همراه خواهد بود و می‌توان انتظار داشت هزینه‌های تعمیر و نگهداری متأثر از لغزش و رانش کمتری به مجری طرح جنگلداری تحمیل شود. گسترش فن‌آوری‌های رایانه‌ای، دسترسی بیشتر به اطلاعات موضوعی در قالب رقومی، توانایی بیشتر در مدیریت اطلاعات زمین‌لغزش و امکان

رودخانه‌های اصلی منطقه بوده است. عامل‌های نوع تشکیلات زمین‌شناسی، شیب زمین، شکل زمین، فاصله از گسل و جهت به ترتیب در درجات اهمیت بعدی قرار دارند. نتایج مطالعه Sooti و همکاران (۲۰۱۱) که به مدل‌سازی حساسیت به زمین‌لغزش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند نشان داد که عامل شیب مهم‌ترین عامل اثرگذار در وقوع زمین‌لغزش در منطقه نوزیان بوده است که متفاوت از نتایج پژوهش پیش‌رو است.

نتایج به‌دست‌آمده از ارزیابی عملکرد مدل عصبی-فازی ساخته‌شده، دامنه نسبتاً مناسب از پارامترهای آماری  $R^2$  و RMSE را نشان داد. براساس نتایج، حدود ۷۳ درصد از تغییرات در احتمال وقوع زمین‌لغزش در منطقه می‌تواند به‌وسیله مدل حاضر و با شرکت شش عامل ورودی در نظر گرفته‌شده توضیح داده شود. کمترین میزان مجذور میانگین مربعات خطا که مزیت آن توجه بیشتر به خطاهای بزرگ نسبت به خطاهای کوچکتر است (Hecht-Nielsen) نیز مربوط به مدل اخیر و حدود ۰/۲۶ بود که نسبت به مدل‌های دیگری که با تنظیمات متفاوت تولید شده بود، نتیجه مناسب‌تری را ارائه کرد. همچنین میانگین قدرمطلق خطا که تأکید بر خطاهای بزرگ را حذف می‌کند (Ghajar et al. 2012) نیز برای مدل حاضر کمترین مقدار به‌دست‌آمده بود، هرچند در چنین مدلی که در آن متغیر خروجی به‌صورت گسسته صفر (نقاط غیرلغزشی) و یک (نقاط لغزشی) در نظر گرفته می‌شوند، میانگین قدرمطلق خطا چندان قابل‌استناد نیست. هر دو پارامتر خطای ذکرشده در واقع توضیح‌دهنده این موضوعند که تا چه اندازه فضای داده‌های خروجی ارزیابی‌شده پیوسته و نرم (Smooth) است (Twomy & Smith, 1997). نتایج مطالعه Soori و همکاران (۲۰۱۱) حاکی از میزان دقت ۹۳ درصد و RMSE کمتر مدل ایشان (۰/۱۴۹) نسبت به مدل حاضر بوده است؛ هرچند در مدل ارائه‌شده Soori و همکاران (۲۰۱۱) از مجموعه داده‌های اعتبارسنجی که از وراآموزی مدل شبکه عصبی جلوگیری می‌کند، استفاده نشده بود. ضریب تبیین در برآورد خطر زمین‌لغزش در مطالعه Rakei و همکاران

خطر با افزایش فاصله از گسل می‌باشد. نتایج جدول ۲ نشان داد با افزایش فاصله از رودخانه در منطقه مورد مطالعه نسبت فراوانی لغزش‌های رخ داده به‌طور پیوسته کاهش یافته است. فراوانی بیشتر زمین‌لغزش‌ها در اطراف دره‌های اصلی منطقه در هماهنگی و همسویی با اصل دوری از ساخت جاده در حاشیه رودخانه‌ها به‌منظور کاهش اثرات منفی در آلودگی آبها و محیط‌زیست آبریان است. بیشترین زمین‌لغزش‌های رخ داده در منطقه در جهت غربی و پس از آن در جهت‌های جنوب‌شرقی، شمال‌غربی، شرقی، جنوبی، شمالی، جنوب‌غربی و شمال‌شرقی منطقه مسطح، بدون زمین‌لغزش بود. شمار بیشتر لغزش‌ها در دامنه‌های غربی را شاید بتوان به در معرض بیشتر قرار گرفتن این دامنه‌ها به بارندگی و جریانات جوی نسبت داد، اما طبق نتایج به‌دست‌آمده از تحلیل حساسیت (شکل ۷) نسبت‌های به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل جهت و لغزش‌های رخ داده (جدول ۳) چندان نمی‌تواند برای طراحی شبکه جاده از مناطق کم‌خطر تصمیم‌ساز باشد، چراکه کمترین اهمیت (شیب خط برآزش) را مدل حاضر به‌خود اختصاص داده است. چنان‌که نتایج به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل شیب و لغزش‌های رخ داده در جدول ۴ نشان داد، بیشترین لغزش‌ها در طبقه شیب ۳۰ تا ۴۰ درجه رخ داده بود و طبقات بالاتر از ۵۰ و ۴۰ تا ۵۰ درجه در مراتب بعدی فراوانی قرار داشتند و پس از آنها طبقات شیب ۲۰ تا ۳۰، صفر تا ۱۰ و ۱۰ تا ۲۰ درجه قرار داشتند. نتایج به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل زمین‌شناسی و لغزش‌های رخ داده نشان داد که تشکیلات  $R_3^{sh1}$ ، بیشترین فراوانی لغزش‌ها را به‌خود اختصاص داده است. پس از آن به‌ترتیب  $P_r$ ،  $K_2^{ml}$ ،  $K_1^1$ ،  $R_2^{dl}$  و  $P_n$ ،  $K_1^2$  و  $Q^{al}$  ساختارهای با بیشترین تعداد زمین‌لغزش‌های رخ داده ثبت شدند. نتایج به‌دست‌آمده از ارتباط بین عامل شکل شیب و لغزش‌های رخ داده نشان داد بیشترین تعداد زمین‌لغزش در زمین‌های محدب و پس از آن در زمین‌های مقعر و مسطح اتفاق افتاده است. مرور نتایج تحلیل حساسیت نمایان می‌سازد که مهم‌ترین عامل در ایجاد حساسیت به زمین‌لغزش در پژوهش پیش‌رو فاصله از

شبکه جاده در هر نقطه از عرصه موردنظر را صرفنظر از ترافیک و میزان برداشت چوب و ملاحظات مدیریتی جنگل و تنها براساس پایداری دامنه برآورد کند می‌تواند به‌طور دقیق‌تری طراحان شبکه جاده را برای یک طراحی هوشمندانه‌تر یاری کند.

## References

- Akay, A.E., Boston, K. and Sessions, J. 2005. The evolution of computer-aided road design systems. *International Journal of Forest Engineering*, 16(2): 73-79.
- Andrews, R., Diederich, J. and Tickle, A. 1995. A survey and critique of techniques for extracting rules from trained artificial neural networks. *Knowledge-Base Systems*, 8: 373-389.
- Anonymous, 2011. Baladeh geology map. National Geoscience Database of IRAN. [www.ngdir.ir](http://www.ngdir.ir).
- Das, I., Sahoo, S., Van Westen, C., Stein, A. and Hack, R. 2010. Landslide susceptibility assessment using logistic regression and its comparison with a rock mass classification system, along a road section in the northern Himalayas (India). *Geomorphology*, 114: 627-637.
- Ercanoglu, M. and Gokceoglu, C. 2002. Assessment of landslide susceptibility for a landslide-prone area (north of Yenice, NW Turkey) by fuzzy approach. *Environmental Geology*, 41: 720-730.
- Gail, M., Brion, T.R. and Neelakantan, S.L. 2002. A neural-network-based classification scheme for sorting sources and ages of fecal contamination in water. *Water Research*, 36(15): 3765-3774.
- Ghajar, I., Najafi, A. and Ezzati, S. 2010. Skidding machines allocation (SMA) using fuzzy set theory, *Croatian Journal of Forest Engineering*, 31(2): 99-110.
- Ghajar, I., Najafi, A., Torabi, S.A., Khomehchiyan, M. and Boston, K. 2012. An adaptive network-based fuzzy inference system for rock share estimation in forest road construction. *Croatian Journal of Forest Engineering*, 33(2): 313-328.
- Jadda, M., Shafri, H.Z.M., Mansor, S.B., Sharifikia, M. and Pirasteh, S. 2009. Landslide susceptibility evaluation and factor effect

(۲۰۰۵)، ۹۱/۲۵ درصد و در مطالعه Moradi و همکاران (۲۰۱۲)، ۹۶/۲۳ درصد به‌دست آمد که درمقایسه با مطالعه حاضر، نتیجه مطلوب‌تری است. نتایج ذکرشده از مدل‌سازی به‌وسیله شبکه عصبی جدا از کیفیت و کمیت داده‌های مورداستفاده می‌تواند نشان‌دهنده قدرت بیشتر شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سیستم استنتاج عصبی - فازی باشد.

باتوجه به نتایج به‌دست‌آمده از پژوهش پیش‌رو که در شکل ۴ نمایان است، بخش بزرگی از منطقه در طبقه حساسیت متوسط و زیاد به زمین‌لغزش قرار گرفته است. چنین شرایطی می‌تواند در پایداری جاده‌های پیشنهادی و هزینه‌های نگهداری آنها نقش بسیار حساس و تعیین‌کننده‌ای داشته باشد. طراحی و ساخت جاده‌هایی که تاکنون در منطقه ساخته شده‌اند تقریباً از همان نسبت‌های کل منطقه پیروی کرده است و بیشتر مساحت آنها روی طبقات حساسیت متوسط و زیاد قرار گرفته است. تنوع و اختلاط مناطق کنار هم با حساسیت‌های مختلف نسبت به لغزش در شکل ۶ نشان می‌دهد که موضوع حساسیت به لغزش و پیرو آن، اثری که در هزینه‌های سنگین نگهداری جاده خواهد گذاشت تا چه اندازه در مرحله طراحی شبکه جاده می‌تواند و باید درنظر گرفته شود. شکل ۶ تا اندازه‌ای نشان می‌دهد که طراح می‌توانست با کمی تغییر در برخی شاخه‌های اصلی، مسیرهای بیشتری را در مناطق با حساسیت کمتر طراحی نماید. درواقع کارکرد اصلی این نوع مدل‌سازی پیش از طراحی جاده است. نقشه یا ماتریس حساسیت به زمین‌لغزش به‌دست‌آمده از این تحقیق در طراحی دستی یا خودکار شبکه جاده می‌تواند راهنمای مناسبی برای دوری از مناطق لغزشی و همچنین ابزاری مفید برای ارزیابی گزینه‌های مختلف شبکه باشد. مدل‌های زمین‌لغزش و تحقیقات مربوط به آنها در سراسر جهان، پدیده زمین‌لغزش را به‌ناچار به‌صورت یک امر نسبی درنظر می‌گیرند. به این دلیل، اگر به‌طور مثال، هدف طراحی شبکه جاده باشد تنها می‌توان نسبت به اینکه هر واریانت نسبت به واریانت دیگر از مناطق حساس بیشتر یا کمتری عبور می‌کند، اظهارنظر کرد. تولید مدلی که بتواند هزینه‌های احتمالی برای نگهداری



- Iran. *Natural Hazard*, 63(2): 965-996.
- Rakei, B., Khamchian, M., Abdolmaleki, P. and Giahchi, P. 2007. Application of artificial neural network for landslide hazard zonation. *Journal of Science*, 33(1): 57-64.
  - Roger, J.S. and Sun, C. 1993. Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems. *IEEE Transaction Neural Network*, 4: 156-159.
  - Roger, J.S. and Sun, C. 1993. Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems. *IEEE Transaction Neural Network*, 4: 156-159.
  - Soori, S., Lashkaripour, G., Ghafouri, M. and Farhadinajad, T. 2011. Landslide hazard zonation using artificial neural networks A case study: Keshvari watershed (Nozhiyan). *Journal of Engineering Geology*, 5(2): 1269-1286.
  - Sreekanth, P.D., Sreedevi, P.D., Ahmed, S. and Geethanjali, N. 2010. Comparison of FFNN and ANFIS models for estimating groundwater level. *Environmental Earth Sciences*, 62(6): 1301-1310.
  - Teclé, A., Duckstein, L. and Korhonen, P. 1994. Interactive multi-objective programming for forest resources management. *Applied Mathematics and Computations*, 63: 75-93.
  - Tunusluoglu, M.C., Gokceoglu, C., Nefeslioglu, H.A. and Sonmez, H. 2008. Extraction of potential debris source areas by logistic regression technique: a case study from Barla, Besparmak and Kapi mountains (NW Taurids, Turkey). *Environmental Geology*, 54(1): 9-22.
  - Van Westen, C.J., Castellanos, E. and Kuriakose, S.L. 2008. Spatial data for landslide susceptibility, hazard and vulnerability assessment: An overview. *Engineering Geology*, 102: 112-131.
  - Yilmaz, I. 2010. Comparison of landslide susceptibility mapping methodologies for Koyulhisar, Turkey: conditional probability, logistic regression, artificial neural networks, and support vector machine. *Environmental Earth Sciences*, 61(4): 821-836.
  - Youssef, A.M., Pradhan, B., Gaber, A.F.D. and Buchroithner M.F. 2009. Geomorphological hazard analysis along the Egyptian red sea coast between Safaga and Quseir. *Natural Hazards and Earth System Science*, 9(3): 751-766.
  - Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8: 338-353.
  - analysis using probabilistic-frequency ratio model. *European Journal of Scientific Research*, 33(4): 654-668.
  - Kangas, A., Kangas, J. and Laukkanen, S. 2006. Fuzzy multicriteria approval method and its application to two forest planning problems. *Forest Science*, 52: 232-242.
  - Kanungo, D.P., Arora, M.K., Sarkar, S. and Gupta, R.P. 2006. A comparative study of conventional, ANN black box, fuzzy and combined neural and fuzzy weighting procedures for landslide susceptibility zonation in Darjeeling Himalayas. *Engineering Geology*, 85: 347- 366.
  - Lee, S. and Evangelista, D.G. 2006. Earthquake-induced landslide-susceptibility mapping using an artificial neural network. *Natural Hazards Earth System Science*, 6: 687-695.
  - Melchiorre, C., Matteucci, M., Azzoni, A. and Zanchi, A. 2008. Artificial neural networks and cluster analysis in landslide susceptibility zonation. *Geomorphology*, 94: 379-400.
  - Mendoza, G.A. and Sprouse, W. 1989. Forest planning and decision making under fuzzy environments: an overview and illustration. *Forest Science*, 35: 481-502.
  - Mendoza, G.A., Bare, B.B. and Zhou, Z. 1993. A fuzzy multiple objective linear programming approaches to forest planning under uncertainty. *Agricultural Systems*, 41: 257-274.
  - Moradi, H.R., Sepahvand, A.R. and Abdolmaleki, P. 2012. Assessment of the effect of input factors number in accuracy of artificial neural network for landslide hazard zonation (Case study: Haraz watershed). *Journal of Range and Watershed Management, Iranian Journal of Natural Resources*, 65(2): 243-255 (In Persian).
  - Pradhan, B. and Lee, S. 2009. Landslide risk analysis using artificial neural network model focusing on different training sites. *International Journal of Physical Sciences*. 3(11): 1-15.
  - Pradhan, B., Akcapinar Sezer, E., Gokceoglu, C. and Buchroithner, M.F. 2010. Land- slide susceptibility mapping by neuro-fuzzy approach in a landslide prone area (Cameron Highland, Malaysia). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(12): 4164-4177.
  - Pourghasemi, H.R., Pradhan B. and Gokceoglu, C. 2012. Application of fuzzy logic and analytic hierarchy process (AHP) to landslide susceptibility mapping at Haraz watershed,

## Modeling landslide susceptibility of a mountain forests using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) for forest road planning

I. Ghajar<sup>1</sup> and A. Najafi<sup>\*2</sup>

1- Assisntnt Prof., Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, University of Guilan, Someh Sara, I.R. Iran.

2\*- Corresponding author, Associate Prof., Department of Forestry, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University, Noor, I.R. Iran. E-mail: a.najafi@modares.ac.ir

Received: 10.20.2013

Accepted: 07.12.2014

### Abstract

This study presents landslide susceptibility (LS) prediction model using the Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) and Geographic Information System (GIS) which incorporates the physiographic information. Such models are is useful for forest road planning. To this aim, a set of factors including the terrain slope, aspect, geology formation, curvature, distance to rivers, and distance to faults at occurred landslide points were integrated into the ANFIS model. The modeling using a subtractive clustering method returned a coefficient of determination ( $R^2$ ) of 0.73 and a root mean square error (RMSE) of 0.27 for the best model. The sensitivity analysis indicated the distance to the rivers, geology formation, terrain slope, curvature, distance to the faults, and aspect as the most effective factors on the landslide occurrence. Furthermore, an evaluation of existing roads on simulated LS map showed that the majority of the currently existing roads are located on “medium” and “high” LS classes.

**Key words:** Landslide susceptibility, neuro-fuzzy, model, ANFIS, forest road.