

ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی برای نگاشت حساسیت زمین لغزش در حوضه آبریز جبله رود

الهام ابراهیمزاده^۱، ابراهیم رحیمی^۲، وحید باقری^۳

^۱ دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه دامغان، دامغان، ایران

^۲ استادیار، گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه دامغان، دامغان، ایران

^۳ دانش‌آموخته دکترا، گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم پایه، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۷/۲۲

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۲/۰۳

تاریخ انتشار: ۱۴۰۰/۰۸/۱۰

کلیدواژه‌ها:

زمین لغزش

نگاشت حساسیت

حوضه آبریز جبله رود

منطق فازی

شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه

چکیده

تعیین مناطق حساس و مستعد لغزش، زمینه‌ای برای برنامه‌های پایدارسازی دامنه‌ها و کاهش خسارات احتمالی فراهم می‌آورد. در حوضه آبریز جبله رود از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و منطق فازی (FL) به عنوان یکی که از روش‌های تحلیل تصمیم‌گیری چند معیاره مبتنی بر ArcGIS در ارزیابی علمی نواحی مستعد زمین‌لغزش، استفاده شده است. در این زمینه از نرم‌افزارهای MATLAB، IDRISI و ArcGIS بهره گرفته شد. بعد از تهیه نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش، پهنه‌های مستعد پیش‌بینی شده توسط منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP-ANN)، با بانک اطلاعاتی (نقشه پراکنش) زمین‌لغزش‌های حوضه مقایسه شدند. نتایج، بیانگر همپوشانی خوب بین پهنه‌های مستعد پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و برداشت‌های صحرائی زمین‌لغزش می‌باشد. نهایتاً، عملکرد روش‌های مختلف در تولید نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از شاخص‌های صحت‌سنجی «جمع مطلوبیت (QS)» و «منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC)» با یکدیگر مقایسه شد تا روش مطلوب و کاربردی برای مدیریت خطر زمین‌لغزش حوضه تعیین شود. با تحلیل نقشه‌های پهنه‌بندی و با توجه به مقادیر جمع مطلوبیت و مقدار «سطح زیر منحنی (AUC)» حاصله مشاهده می‌شود که مقدار QS (۱/۶۲۹۹) و AUC (۰/۸۰۶-۰/۸۰۶) خیلی خوب) حاصل از MLP-ANN، بیشتر از مقداری است که برای نقشه‌های حساسیت حاصل از عملگرهای مختلف FL محاسبه شده است.

۱- پیش‌نوشتار

عبارت دیگر، شبکه عصبی یک «پردازنده توزیع شده موازی» است که میل طبیعی برای ذخیره دانش تجربی و قابل استفاده کردن آن را دارد. این شبکه‌ها مثل هر سیستم دیگری می‌توانند در یک محدوده خاص آموزش یافته و هوشمند گردند (Hagan et al., 2014; Norusis, 1994). ارزیابی ناپایداری‌های دامنه‌ای مانند بسیاری از موضوعات زمین‌شناسی محیطی یکی از پیچیده‌ترین مسائل به دلیل تنوع عوامل مؤثر در رخدادهای پدیده است. وجود عدم قطعیت‌های ناشی از گنگ بودن، ناکامل بودن و مبهم بودن شرایط و مفاهیم مرتبط با پارامترهایی نظیر زمین‌شناسی، آب‌شناسی، زمین‌ساخت، بارندگی، نوسانات درجه حرارت، تأثیر یخبندان و... در بروز ناپایداری دامنه‌ای، لزوم استفاده از روش‌های دقیق و مناسب در بررسی ناپایداری‌های دامنه‌ای را منطقی می‌نماید. این درحالی است که بسیاری از اطلاعات بالا به صورت محاوره‌ای بوده و از نوع اطلاعات غیر دقیق می‌باشند. این‌گونه محدودیت‌ها ایده اساسی تئوری فازی می‌باشند (Fatemi Aghda et al., 2006). از مهم‌ترین مطالعات انجام شده در زمینه زمین‌لغزش می‌توان به (Ahmed (2015), Pradhan and Lee (2010), He et al. (2014), Daneshvar (2014), Leonardi et al. (2016), Hong et al. (2017), Feizizadeh et al. (2017), Gheshlaghi and Feizizadeh (2017), Mandal and Mandal (2018), Fatemi Aghda et al. (2018), Bagheri et al. (2018, 2019a,b), Eslami et al. (2019), Shahri et al. (2019), Wang et al. (2020a,b), Park et al. (2019), Fang et al. (2020) اشاره کرد.

در پژوهش انجام شده توسط Bagheri et al. (2019a) از سه روش رگرسیون لجستیک (LR) و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) و شبکه عصبی مصنوعی تابع شعاع مدار (RBF) استفاده شده است. پهنه‌های مستعد پیش‌بینی شده توسط رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی MLP و RBF با

پدیده زمین‌لغزش همانند زمین‌لرزه، سیل و آتش‌فشان از سوانح طبیعی مهم به شمار می‌رود که هر ساله رخدادهای آن در مناطق مستعد این پدیده، خسارت‌ها و صدمات قابل ملاحظه‌ای به بار می‌آورد (Ercanoglu and Gokceoglu, 2002). ارتباط قوی بین تاریخچه زمین‌شناختی، زمین‌ساختی و سیر تکاملی دامنه‌ها وجود دارد، به همین دلیل انواع مختلفی از زمین‌لغزش‌ها در پاسخ به فرایندهای زمین‌ساختی به شیوه‌های مختلف ایجاد می‌شوند (Jaboyedoff et al., 2011). بنابراین، نگاشت زمین‌لغزش‌ها و تحلیل پراکنش می‌تواند به منظور برآورد خطر استفاده شود (Keefer, 1984) و تحلیل پراکنش می‌تواند به منظور برآورد خطر استفاده شود (Keefer, 1984) و شناخت هر چه بیشتر حرکات توده‌ای را ایجاد می‌کند، تا با شناسایی مناطق با پتانسیل بالا، اعمال مدیریت نموده و سبب کاهش خطرات آنها شود (کورکی نژاد و همکاران، ۱۳۸۴). تهیه نقشه پهنه‌بندی لغزش این امکان را فراهم می‌سازد که مناطق آسیب‌پذیر شناسایی و در برنامه‌های محیطی مدنظر قرار گیرند (Sarkar et al., 1995). تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی با الهام‌گیری از عملکرد مغز انسان و سیستم عصبی گسترش یافته است. شبکه‌های عصبی مصنوعی در واقع شبکه‌ای کوچک از نرون‌های مصنوعی هستند که در جهت حل مسائل پیچیده آموزش داده می‌شوند. به

* نویسنده مسئول: ابراهیم رحیمی؛ E-mail: rahimi_e@du.ac.ir

حقوق معنوی مقاله برای فصلنامه علوم زمین و نویسندگان مقاله محفوظ است.

doi: 10.22071/GSJ.2021.248995.1845

doi: 10.22071/GSJ.2021.248995.1845

doi: 10.22071/GSJ.2021.248995.1845

This is an open access article Under the by-nc/4.0/ License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)



هدف از این پژوهش، به‌کارگیری روش‌های منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) برای نگاشت حساسیت زمین‌لغزش در حوضه آبریز جله‌رود؛ تجزیه و تحلیل مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار در افزایش حساسیت زمین‌لغزش در محدوده مورد مطالعه؛ ارزیابی و انتخاب مدل بهینه دارای دقت بالا در پیش‌بینی نگاشت حساسیت زمین‌لغزش؛ و کاربردی نمودن روش مطلوب در آینده از طریق تحت نظر گرفتن محدوده مورد مطالعه به منظور ارائه دیدی کلی نسبت به رخداد زمین‌لغزش‌های آتی است. در این پژوهش از نرم‌افزارهای ArcGIS (برای اجرای منطق فازی)، ایدرسی (برای فازی سازی لایه‌های اطلاعاتی فاصله‌ای)، ژئوماتیکا (پردازش تصاویر ماهواره‌ای Landsat) و متلب (برای کدنویسی و اجرای شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه) استفاده شده است.

۲- ویژگی‌های عمومی و زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

۲-۱. ویژگی‌های جغرافیایی و زمین‌شناسی محدوده مورد مطالعه

حوضه آبریز جله‌رود در محدوده بین ۱۶° ۵۲' الی ۳۱' ۵۲° طول خاوری و ۱۷' ۳۵° الی ۵۷' ۳۵° عرض شمالی واقع شده است به گونه‌ای که حوضه رودهای لار، دماوند و هراز بابل در شمال و شمال‌باختر و حوضه رودهای سمنان و رامه در شمال و شمال‌خاور و حوضه رود دوآب ایوانکی در سمت باختر، حوضه جله‌رود را محصور کرده‌اند. در شکل ۱ موقعیت محدوده مورد مطالعه مشخص شده است.

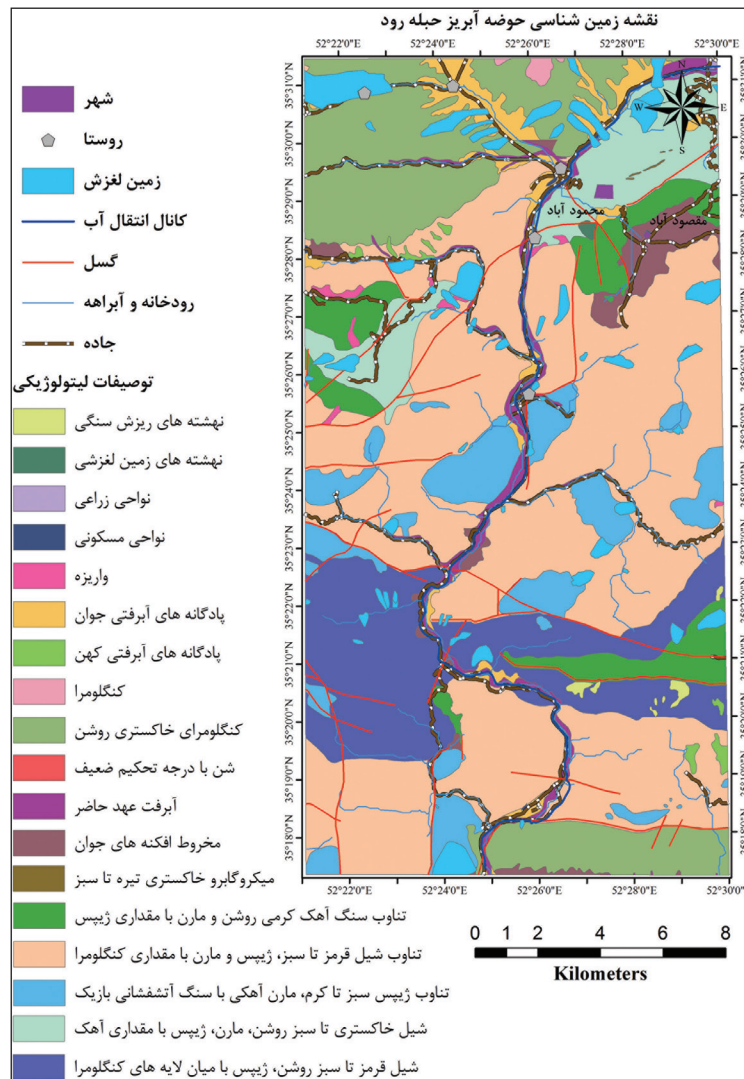
بانک اطلاعاتی (نقشه پراکنش) ریزش‌های سنگی رخ داده ناشی از زلزله ۱۳۸۱ چنگوره-آوج مقایسه شده است. براساس مقدار AUC حاصله برای روش‌های رگرسیون لجستیک ۰/۸۵۹ (خیلی خوب)، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه ۰/۹۱۰ (عالی)، و شبکه عصبی مصنوعی تابع شعاع مدار ۰/۹۵۶ (عالی)، به نظر می‌رسد، روش RBF در مقایسه با روش‌های LR و MLP دارای دقت بالاتری در پیش‌بینی احتمال رخداد ریزش‌های سنگی ناشی از زلزله ۱۳۸۱ چنگوره-آوج می‌باشد. در پژوهش (Bagheri et al. 2019b)، مدلی جهت نگاشت حساسیت (احتمال رخداد) ریزش‌های سنگی ناشی از زلزله در مقیاس منطقه‌ای با استفاده از سه روش سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) و شبکه عصبی مصنوعی تابع شعاع مدار (RBF) توسعه یافته است. زلزله ۱۳۸۳ فیروزآباد-کجور به عنوان معیار و مبنای مدل معرفی شده است. پهنه‌های مستعد پیش‌بینی شده توسط MLP، ANFIS و RBF با بانک اطلاعاتی (نقشه پراکنش) ریزش‌های سنگی رخ داده ناشی از زلزله یاد شده، مقایسه شده‌اند. براساس مقدار AUC حاصله برای روش سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (۰/۹۸۴)، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (۰/۹۸۶) و شبکه عصبی مصنوعی تابع شعاع مدار (۰/۸۸۴)، به نظر می‌رسد، روش MLP در مقایسه با روش‌های ANFIS و RBF دقتی بالاتر در پهنه‌بندی و نگاشت حساسیت ریزش‌های سنگی ناشی از زلزله ۱۳۸۳ فیروزآباد-کجور دارد.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوضه آبریز جله‌رود.

حوضه آبریز حبله رود از لحاظ زمین‌شناسی و چینه‌شناسی از قدیم به جدید شامل سازندهای زیر است: الیکا، ملافیرها، شمشک، دلیچای، لار، آهک‌های C2، C3 و C4، فجن، زیارت، کرج، قرمز زیرین، قم، قرمز فوقانی، هزاردره، رسوبات کواترنر، آبرفت (درویش زاده، ۱۳۷۰). شکل ۲ نقشه واحدهای زمین‌شناسی محدوده مطالعاتی را نشان می‌دهد.

حوضه آبریز حبله رود در دامنه جنوبی رشته‌کوه‌های البرز از لحاظ زمین‌شناختی-زمین‌ساختی وضعیتی ویژه دارد، به گونه‌ای که به دو بخش شمالی- میانی و بخش جنوبی تقسیم می‌شود. بخش شمالی- میانی از لحاظ زمین‌شناسی مشابه البرز مرکزی و بخش جنوبی (تقریباً از سیمین دشت و محمودآباد تا سد انحرافی بنکوه) به تدریج شبیه به ایران مرکزی می‌شود (آقائباتی، ۱۳۸۳).



شکل ۲- نقشه واحدهای زمین‌شناسی محدوده مورد مطالعه.

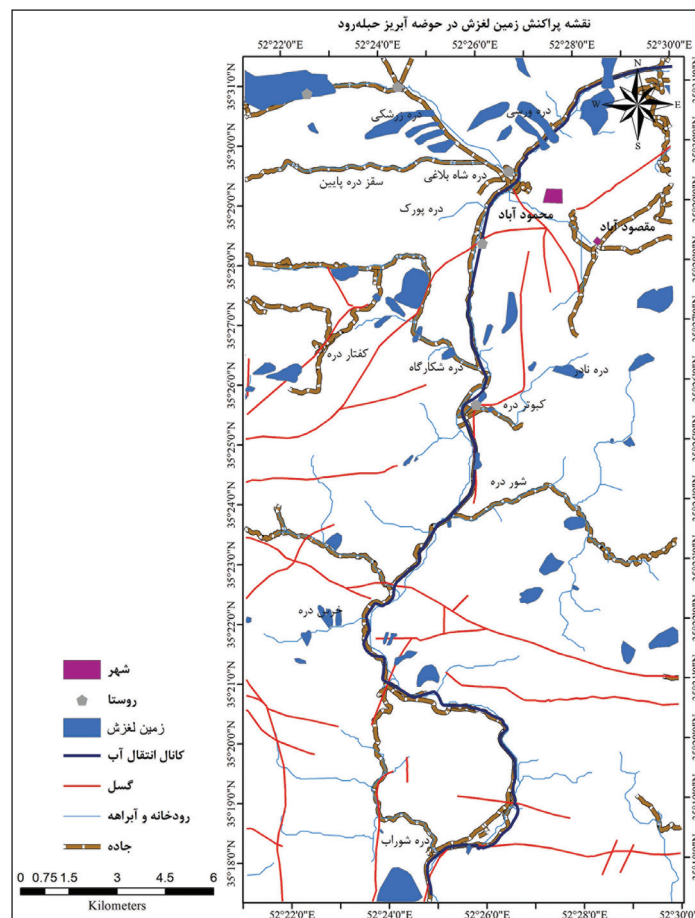
۲-۲. زمین لغزش‌های محدوده مورد مطالعه

زمین لغزش‌های رخ داده در محدوده براساس گزارش‌های سازمان جنگل‌ها، مراتع و آبخیزداری کشور، دارای حرکت چیره لغزشی و پهنه لغزشی، جهت حرکت چیره شمال باختر و شمال، نوع فعالیت غالب فعال، مصالح غالب خاکی، عوامل مؤثر غالب فرسایش و زیرشویی و آب‌های سطحی است. تعداد ۶۸ لغزش (نقطه‌ای، منفرد و پهنه‌ای) در محدوده یافت می‌شود. شکل‌های ۳ و ۴ نقشه پراکنش و نمونه‌هایی از زمین لغزش‌های رخ داده را نشان می‌دهد.

محدوده مطالعاتی شامل ۳ واحد اصلی ریخت‌شناسی کوهستان، تپه‌ماهور و مخروط‌افکنه است. مناطق کوهستانی در همه بخش‌های محدوده غیر از بخش جنوبی گسترش یافته و عمده زمین لغزش‌ها در این واحد واقع شده‌اند. تپه‌ماهورها بیشتر در مناطق جنوبی به صورت پراکنده مشاهده می‌شوند. بخش مخروط‌افکنه با روند چیره شمالی- جنوبی در جنوب خاور واقع و از رسوبات ریزدانه شن و ماسه تا رس و سیلت تشکیل و اکثراً تحت کشت محصولات کشاورزی قرار گرفته است.



شکل ۳- نمونه‌هایی از زمین لغزش‌های رخ داده در حوضه آبریز جبله‌رود.



شکل ۴- نقشه پراکنش زمین لغزش‌های رخ داده در حوضه آبریز جبله‌رود.

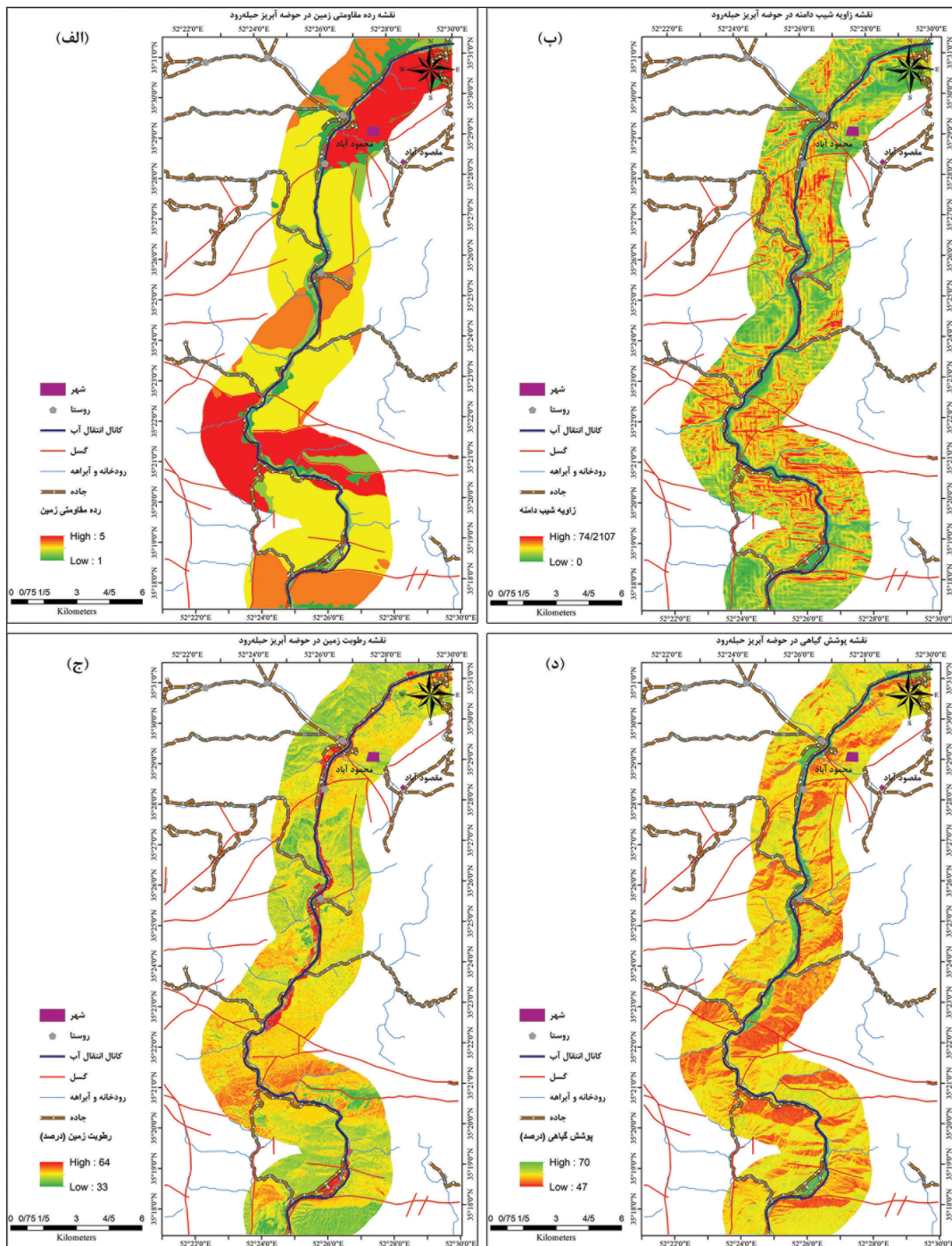
۳- مواد و روش‌ها

بر اثر جریان آب رودخانه‌ها، حفر و فرسایش در دره‌ها صورت می‌پذیرد که اولاً باعث شسته شدن مصالح پای شیب‌ها در دو سوی رودخانه شده و ثانیاً موجب افزایش زاویه شیب دامنه‌ها گشته و عامل نگهدارنده را از پای دامنه‌ها حذف می‌نماید. عوارض خطی مانند راه عمدتاً با تضعیف نیروی مقاومتی دامنه‌ها باعث کاهش ضریب اطمینان در شیب‌های طبیعی گردیده و در نتیجه پتانسیل ناپایداری را افزایش می‌دهند. گسل‌ها از دو نظر می‌توانند در ایجاد زمین لغزش مؤثر باشند: اول اینکه منشأ زلزله‌ها به‌شمار رفته و در صورت رخداد زلزله، دامنه‌های نزدیک به آنها بیش از دامنه‌های دورتر انرژی زلزله را دریافت کرده و در نتیجه شانس بیشتری برای گسیختگی دارند. از سوی دیگر، گسل عاملی در جهت خرد شدگی سنگ‌ها است. به عبارتی دیگر، مسیری که گسل از آن می‌گذرد دارای

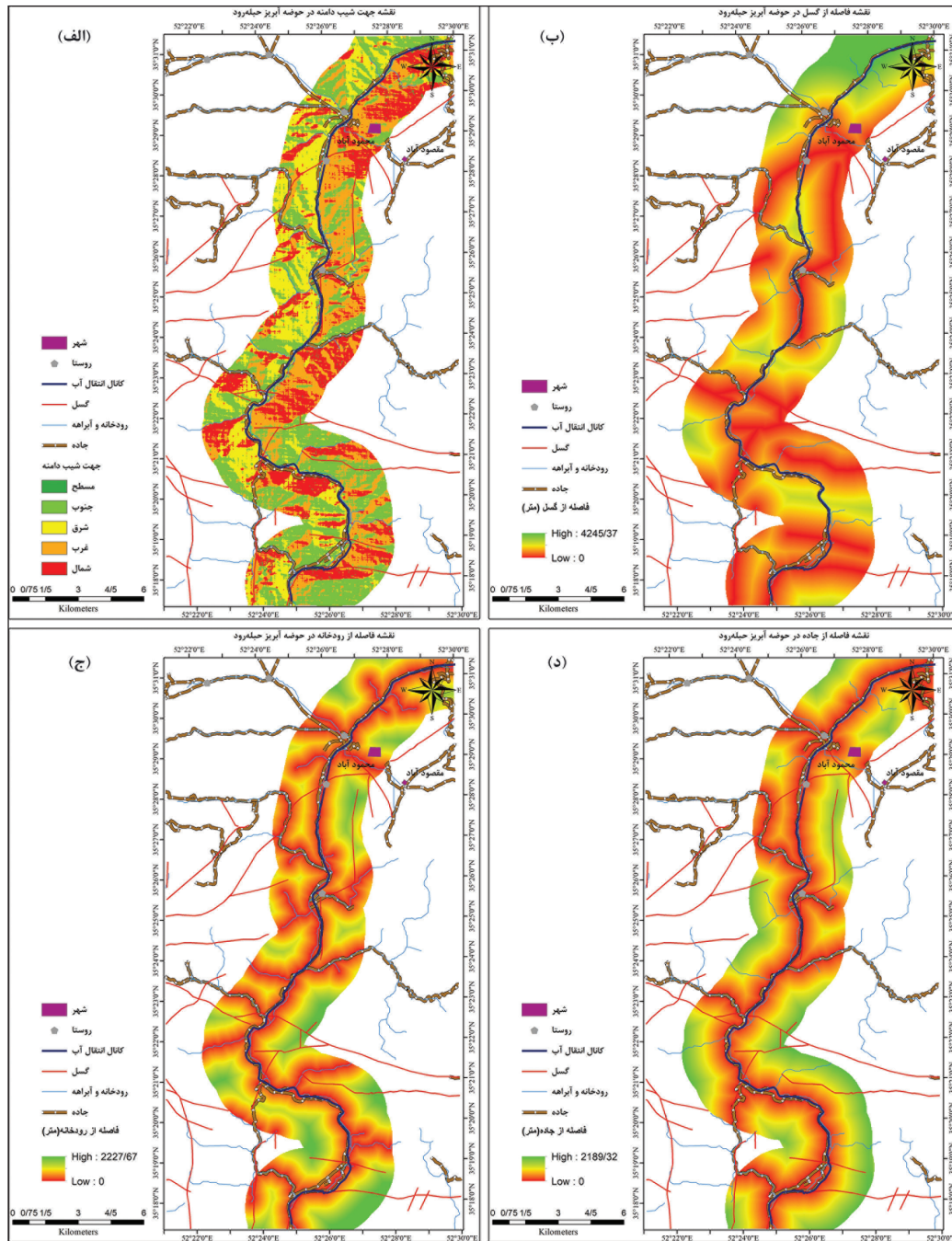
در این پژوهش، با استفاده از نقشه‌های موجود، تصاویر ماهواره‌ای، عکس‌های هوایی، گزارش‌های مربوط به لغزش‌های رخ داده، نقشه‌های ۱:۲۵۰۰۰ سازمان نقشه‌برداری و ۱:۵۰۰۰۰، ۱:۱۰۰۰۰۰ و ۱:۲۵۰۰۰۰ سازمان زمین‌شناسی و نیز بازدیدهای صحرایی، لغزش‌های رخ داده شناسایی و به نقشه درآمده‌اند. با مرور ادبیات فنی و مطالعات پیشین در زمینه نگاشت حساسیت و پهنه‌بندی خطر زمین لغزش، مهم‌ترین رایج‌ترین پارامترها تعیین و سپس عوامل مؤثر در افزایش احتمال وقوع زمین لغزش با تأکید بر شرایط منطقه مشخص شده‌اند. این عوامل عبارتند از رده مقاومتی زمین (شکل ۵- الف)، زاویه شیب (شکل ۵- ب)، رطوبت (شکل ۵- ج)، پوشش گیاهی (شکل ۵- د)، جهت شیب (شکل ۶- الف)، فاصله از گسل (شکل ۶- ب)، فاصله از رودخانه (شکل ۶- ج) و نهایتاً فاصله از جاده (شکل ۶- د).

دامنه تنش برشی افزایش می‌یابد و پیرو آن، انتظار می‌رود پتانسیل ناپایداری شیب افزایش یابد. در شیب‌های بالا نوع مصالح بیشتر از جنس سنگ هستند. بنابراین پایداری دامنه نسبت به دامنه‌های با شیب متوسط که از مصالح سست تشکیل شده‌اند، بیشتر است. در عین حال دامنه‌های پرشیب و سنگی بر اساس تراکم و جهت دسته‌درزه‌ها، تمایل بیشتری به ایجاد ریزش دارند. این امر سبب می‌شود که چنانچه مجموعه لغزش‌ها و ریزش‌ها با هم تحت عنوان زمین لغزش مورد بررسی قرار گیرند، تعداد زمین لغزش‌ها در شیب‌های تند نسبت به شیب‌های ملایم‌تر، بیشتر باشد.

سنگ‌های ضعیف‌تری نسبت به سایر مناطق است. در نتیجه وجود این ناپوستگی موجب کاهش مقاومت برشی دامنه و آمادگی بیشتر دامنه جهت ناپایداری می‌گردد. داده‌های مربوط به پارامترهای فاصله از جاده و رودخانه از نقشه توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ سازمان نقشه‌برداری اخذ گردیده است. داده‌های مربوط به پارامتر از گسل از نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰۰ (تدقیق شده طی عملیات صحرائی انجام شده در محدوده مورد مطالعه) سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور اخذ گردیده است. پارامترهای فاصله از جاده، رودخانه و گسل با استفاده از ماژول Euclidian Distance در نرم‌افزار ArcGIS تهیه شده است. با افزایش شیب



شکل ۵- لایه‌های اطلاعاتی استفاده شده برای نگاشت حساسیت زمین لغزش در حوضه آبریز جله‌رود: (الف) رده مقاومتی زمین، (ب) زاویه شیب دامنه، (ج) رطوبت، (د) پوشش گیاهی.



شکل ۶- لایه‌های اطلاعاتی استفاده شده برای نگاشت حساسیت زمین لغزش در حوضه آبریز جله‌رود: الف) جهت شیب دامنه؛ ب) فاصله از گسل؛ ج) فاصله از رودخانه؛ د) فاصله از جاده.

به‌گونه‌ای که مقادیر پایین‌تر نشان‌دهنده شرایط ضعیف‌تر و حساس‌تر زمین نسبت به رخداد زمین‌لغزش می‌باشند (Fatemi Aghda and Bagheri, 2015). رطوبت نشان‌دهنده اطلاعات موجود از رخداد انواع زمین‌لغزش‌ها با توجه به محتوای رطوبتی خاک یا ژرفای سطح ایستابی است. لایه داده مکانی معرف میزان رطوبت منطقه برحسب درصد، با کمک تصاویر Landsat 8 و شاخص تفاضل نرمال‌شده رطوبت (Normalized Difference Moisture Index) تهیه شده است. این شاخص رطوبت (Fatemi Aghda and Bagheri, 2015; Bagheri et al., 2017; Jin and Sader, 2005;) با استفاده از باند ۴ (باند مادون قرمز نزدیک) و باند ۵ (باند مادون قرمز میانی) و معادله ۱ در محیط نرم‌افزار ژئوماتیکا تهیه شده است.

جهت شیب دامنه از جمله عوامل ذاتی است که به‌طور غیرمستقیم منعکس‌کننده تأثیر لایه‌هایی مانند سبزی خاک می‌باشد. زاویه شیب دامنه و جهت شیب دامنه از روی DEM با دقت مکانی ۱۰ متر با استفاده از ابزار Slope و Aspect (به ترتیب) در نرم‌افزار ArcGIS، اطلاعات نقشه مربوط به زاویه شیب و جهت شیب منطقه تهیه شده‌اند. رده مقاومتی زمین جهت رتبه‌بندی واحدهای سنگ‌شناسی متأثر از حساسیت‌شان به رخداد زمین‌لغزش است. برای تهیه این لایه از نقشه زمین‌شناسی محدوده حوضه استفاده شده و سپس نقشه یاد شده به کمک عملیات صحرایی و عکس‌های هوایی، تدقیق شده است. برای هر واحد سنگ‌شناسی محدوده مطالعاتی، مقداری به‌عنوان رده مقاومتی زمین در بازه ۱ تا ۵ با دقت ۰/۵ تعیین شده،

سیستم (ROC: Receiver Operating Characteristic Curve) با یکدیگر مقایسه می‌شود تا روش مطلوب و کاربردی برای حوضه آبریز حبله‌رود به منظور مدیریت خطر زمین لغزش تعیین شود. گفتنی است از ۷۰٪ زمین لغزش‌های رخ داده در محدوده مورد مطالعه برای وزن دهی و از ۳۰٪ مابقی برای صحت سنجی استفاده شده است.

۴- ارزیابی و نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود با استفاده از منطق فازی

با توجه به کاربرد وسیع تابع عضویت سیگموئیدال نسبت به سایر توابع در مجموعه‌های تئوری فازی (Fatemi Aghda et al., 2018)، از آن برای فازی‌سازی عواملی که دارای محدودیت فاصله‌ای می‌باشند در نرم‌افزار ایدرسی استفاده شده است. از بین ۸ عامل مؤثر در وقوع زمین لغزش‌های رخ داده حوضه، ۳ عامل بر اساس میزان فاصله از آنها بررسی شد که عبارتند از: فاصله از رودخانه، جاده و گسل. حدود آستانه تعریف شده برای هر کدام از این عوامل در جدول ۱ آورده شده است. شایان ذکر است، حدود آستانه تعریف شده برای هر کدام از پارامترهای فاصله‌ای بر اساس Miles and Keefer (2007) و Fatemi Aghda et al. (2018) می‌باشد.

جدول ۱- حدود آستانه پارامترهای فاصله‌ای (Fatemi Aghda et al., 2018).

شکل تابع عضویت	نوع تابع عضویت	حد آستانه		پارامتر مؤثر
		نقطه کنترلی C	نقطه کنترلی D	
کاهشی یکنواخت	سیگموئیدال	۲۰۰m	۵۰۰m	فاصله از رودخانه
کاهشی یکنواخت	سیگموئیدال	۵۰m	۱۵۰m	فاصله از جاده
کاهشی یکنواخت	سیگموئیدال	۵۰۰m	۱۵۰۰m	فاصله از گسل

بررسی گرفته است، این ۵ مورد عبارتند از: جهت شیب، زاویه شیب، رده مقاومتی زمین، رطوبت، و پوشش گیاهی. حدود آستانه تعریف شده برای هر کدام از این عوامل در جدول ۲ آورده شده است. همان طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، شکل تابع عضویت برای همه لایه‌های اطلاعاتی پهنه‌ای به جز پوشش گیاهی افزایشی یکنواخت می‌باشد و بدین علت است که در لایه‌های اطلاعاتی پهنه‌ای با افزایش مقادیر عددی مربوطه، میزان حساسیت رخداد زمین لغزش افزایش می‌یابد (Fatemi Aghda et al., 2018). در این لایه‌های اطلاعاتی برای مقادیر عددی کمتر از نقطه کنترلی A، ارزش صفر و برای مقادیر عددی بیشتر از نقطه کنترلی B، ارزش یک و برای مقادیر عددی مابین نقطه کنترلی A و نقطه کنترلی B، ارزش بین صفر تا یک اختصاص یافته است. شایان ذکر است، برای افزایش دقت کار، همه لایه‌های اطلاعاتی با پیکسل سائز ۲۵m×۲۵m تهیه شده‌اند.

جدول ۲- حدود آستانه پارامترهای پهنه‌ای (Fatemi Aghda et al., 2018).

شکل تابع عضویت	نوع تابع عضویت	حد آستانه		پارامتر مؤثر
		نقطه کنترلی B	نقطه کنترلی A	
افزایشی یکنواخت	خطی	۴۵	۵	زاویه شیب
افزایشی یکنواخت	خطی	۳۶۰-۳۱۵، ۰-۴۵	۰-(-۱)	جهت شیب
افزایشی یکنواخت	خطی	۵	۱	رده مقاومتی زمین
افزایشی یکنواخت	خطی	۷۵	۱۵	رطوبت
کاهشی یکنواخت	خطی	۲۰	۸۰	پوشش گیاهی

$$NDMI = \frac{NIR(4) - SWIR(5)}{NIR(4) + WSIR(5)} \quad (1)$$

پارامتر پوشش گیاهی برای محدوده مطالعاتی با استفاده از باند ۳ (باند قرمز) و باند ۴ (باند مادون قرمز نزدیک) و معادله ۲ در محیط نرم‌افزار ژئوماتیکا تهیه شده است (Ryan, 1997).

$$NDVI = \frac{NIR(4) - SWIR(5)}{NIR(4) + RED(3)} \quad (2)$$

در این پژوهش از دو مدل منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه استفاده شده است. منطق فازی از روش‌های تحلیل تصمیم‌گیری چند معیاره مبتنی بر ArcGIS به منظور ارزیابی علمی نواحی مستعد زمین لغزش در حوضه آبریز حبله‌رود می‌باشد و برای نیل به این هدف از نرم‌افزارهای ArcGIS و IDRISI استفاده شده است. همچنین شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه از طریق کدنویسی در محیط نرم‌افزار متلب اجرا شده است. سپس، برای تعیین میزان استعداد محدوده مورد مطالعه نسبت به رخداد زمین لغزش بر اساس مدل‌های FL و MLP-ANN پهنه‌بندی منطقه انجام شده است. نهایتاً، عملکرد روش‌های مختلف در تولید نقشه‌های حساسیت زمین لغزش با استفاده از شاخص‌های صحت‌سنجی جمع مطلوبیت (QS) و منحنی مشخصه عملکرد

همان گونه که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، شکل تابع عضویت برای هر ۳ لایه اطلاعاتی فاصله‌ای، کاهشی یکنواخت می‌باشد و بدین علت است که در لایه‌های اطلاعاتی فاصله‌ای با افزایش فاصله از عارضه خطی مورد نظر، میزان حساسیت رخداد زمین لغزش کاهش می‌یابد. در این لایه‌های اطلاعاتی برای فواصل خطی کمتر از مقدار عددی نقطه کنترلی C، ارزش یک و برای فواصل خطی بیشتر از مقدار عددی نقطه کنترلی D، ارزش صفر و برای فواصل خطی مابین مقادیر عددی نقطه کنترلی C و نقطه کنترلی D، ارزش بین یک تا صفر اختصاص یافته است.

برای فازی‌سازی لایه‌های اطلاعاتی پهنه‌ای با توجه به منابع اطلاعاتی مختلف از جمله Miles and Keefer (2007) و Fatemi Aghda et al. (2018)، از تابع عضویت خطی در محیط نرم‌افزار ایدرسی استفاده شده است. از بین ۸ عامل مؤثر در وقوع زمین لغزش‌های رخ داده در حوضه آبریز حبله‌رود، ۵ عامل به صورت پهنه‌ای مورد

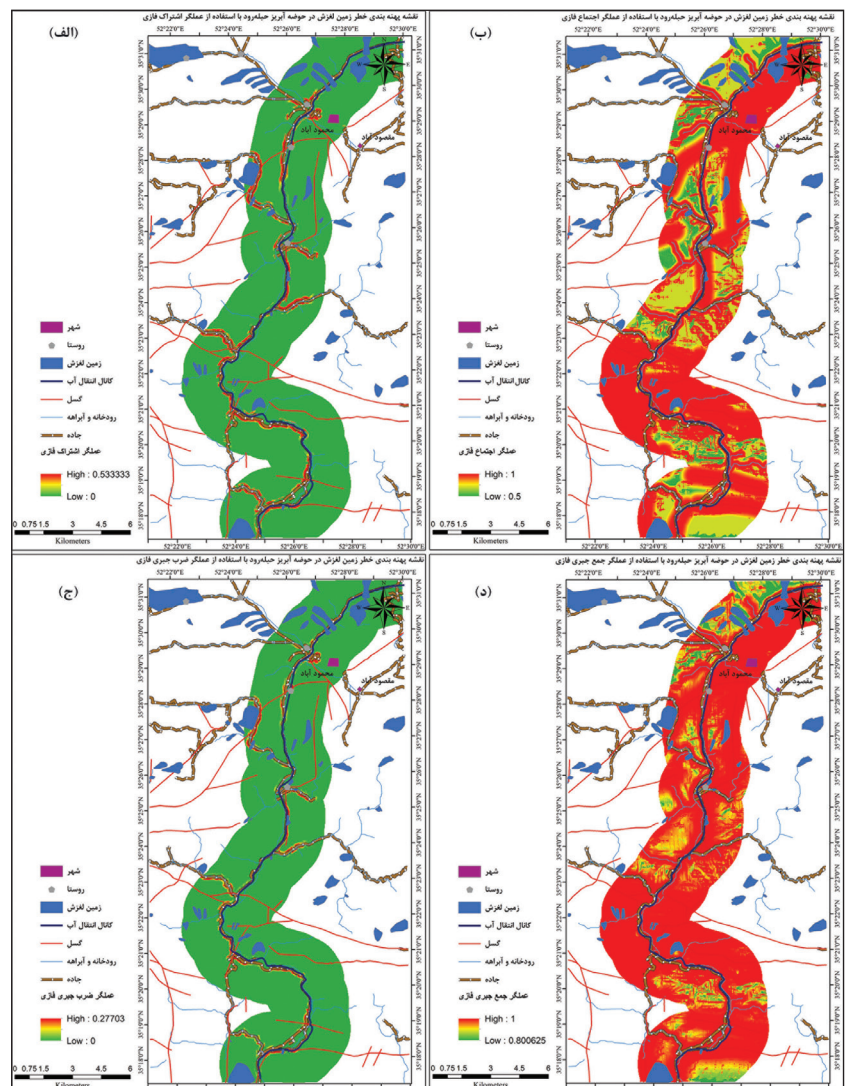
۴-۱. نتایج حاصل از ارزیابی و نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز

حبله‌رود با استفاده از منطق فازی

پس از پهنه‌بندی منطقه به تفکیک هر کدام از معیارها، برای روی هم گذاری لایه‌های اطلاعاتی فازی سازی شده و به دست آوردن خروجی، مجموعه عملگرهای اشتراک فازی (AND)، اجتماع فازی (OR)، جمع جبری فازی (SUM)، ضرب جبری فازی (PRODUCT) و مقادیر مختلف گامای فازی (۰/۷، ۰/۵، ۰/۳) مورد استفاده قرار گرفتند که در نهایت با اعمال این عملگرها مقدار درجه عضویت برای هر پیکسل از نقشه نهایی آسیب‌پذیری خطر زمین لغزش به دست آمده است. اپراتور فازی AND، عملگر اشتراک مجموعه‌ها است. بدین صورت که حداقل درجه عضویت اعضا را استخراج می‌کند. با تلفیق لایه‌ها با استفاده از عملگر اشتراک فازی، برای اکثر بخش‌های محدوده مورد مطالعه کمترین درجه حساسیت اختصاص یافته و فقط بخش‌های کوچکی در امتداد جاده و رودخانه حوضه آبریز حبله‌رود دارای درجه حساسیت متوسط تا زیاد می‌باشند (شکل ۷- الف).

عملگر فازی OR، در یک موقعیت مشخص موجود در فاکتورهای مختلف، حداکثر درجه عضویت واحدهای مکانی را استخراج نموده و در نقشه نهایی منظور می‌نماید. بر اساس این اپراتور (شکل ۷- ب)، اکثر قسمت‌های محدوده مورد مطالعه که مشرف به راه‌های ارتباطی، رودخانه‌ها، گسل‌ها، سازندهای زمین‌شناختی با مقاومت کمتر می‌باشند، دارای پتانسیل رخداد زمین لغزش متوسط تا زیاد هستند و کمترین درجه حساسیت مربوط به مناطق با زاویه شیب کم، مناطق نسبتاً مسطح و

مناطق متشکل از سازندهای با مقاومت بیشتر می‌باشند. همچنین اکثریت مسیر حوضه آبریز حبله‌رود دارای آسیب‌پذیری بالایی است. شایان ذکر است، نقشه حساسیت زمین لغزش حاصل از این اپراتور نسبت به سایر اپراتورهای منطق فازی مطابقت و همخوانی نسبتاً خوبی با پراکنش زمین لغزش‌های محدوده مورد مطالعه دارد. مقادیر عضویت فازی ترکیب شده با استفاده از عملگر PRODUCT، به سمت مقادیر بسیار کوچک میل می‌کند که این امر به علت ضرب کردن چندین عدد کوچک‌تر از ۱ در یکدیگر است. با تلفیق لایه‌ها با استفاده از عملگر ضرب جبری فازی، برای بیشتر بخش‌های محدوده مورد مطالعه کمترین درجه حساسیت اختصاص یافته و فقط بخش‌های خیلی کوچکی در امتداد جاده و رودخانه حوضه آبریز حبله‌رود دارای درجه حساسیت متوسط تا زیاد می‌باشند (شکل ۷- ج). با استفاده از عملگر فازی SUM، نتیجه همیشه بزرگ‌تر یا مساوی بزرگ‌ترین مقدار عضویت مجموعه فازی است. از این رو، به دلیل اثر افزایشی (increaser) جمع جبری فازی، بیشینه درجه حساسیت زمین لغزش را در محدوده مورد مطالعه داریم (شکل ۷- د). نتیجه حاصل از این عملگر بسیار شبیه عملگر اجتماع فازی است، با این تفاوت که نقشه حساسیت تولید شده با استفاده از این عملگر در بخش‌هایی از محدوده مطالعاتی دارای درجه حساسیت بیش از حد انتظار بوده و به نوعی میزان حساسیت در این بخش‌های محدوده مورد مطالعه اغراق‌آمیز است. بنابراین بیشتر بخش‌های حوضه آبریز حبله‌رود در محدوده آسیب‌پذیری بسیار بالایی قرار دارند (شکل ۷- د).

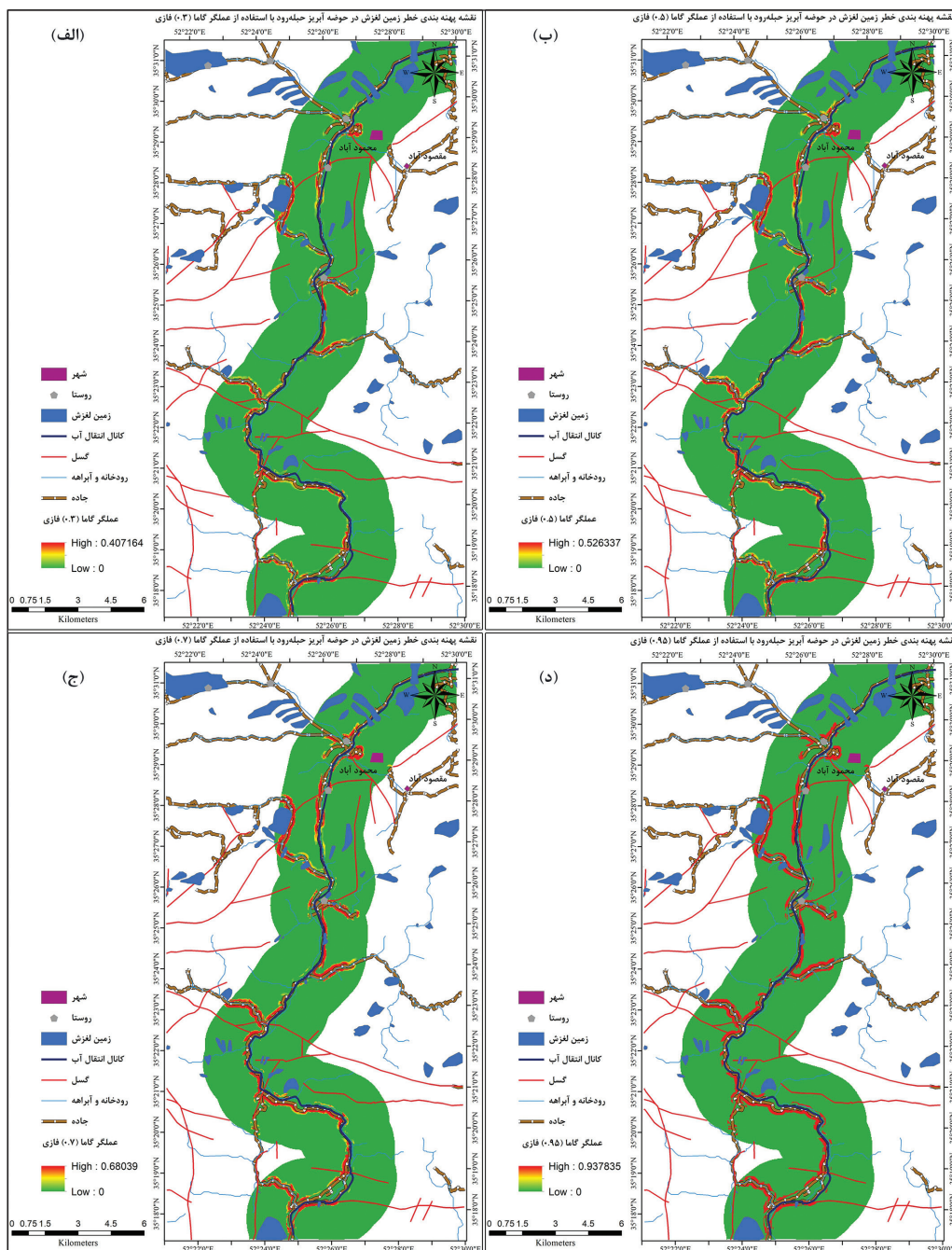


شکل ۷- نقشه نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود با استفاده از عملگر: الف) اشتراک فازی، ب) اجتماع فازی، ج) ضرب جبری فازی، د) جمع جبری فازی.

قابل انعطاف میان گرایش‌های افزایشی و کاهش‌ی دو عملگر جمع و ضرب فازی می‌باشد (Moradi et al., 2010). مقادیر پیکسل‌ها بستگی به انتخاب صحیح توان گاما (γ) دارند. در این پژوهش به منظور بررسی طیف گسترده‌ای از مقادیر مختلف گاما، از مقادیر گاما ۰/۳، ۰/۵، ۰/۷ و ۰/۹۵ (Lee, 2007) استفاده شده است. در لایه اطلاعاتی حاصل از گاما ۰/۹۵ مشاهده می‌شود بخش‌هایی از حوضه که در امتداد راه‌های ارتباطی و رودخانه است، در محدوده با آسیب‌پذیری بالا قرار دارند. با حرکت از مقادیر بالای گاما فازی (۰/۹۵) به سمت مقادیر پایین آن (۰/۳)، به نتایج حاصل از عملگر ضرب فازی نزدیک‌تر می‌شویم، به شکلی که نتیجه حاصل از گاما ۰/۳ شباهت زیادی با نتیجه عملگر ضرب فازی دارد (شکل‌های ۸-الف-د).

مقادیر مختلف عملگر گامای فازی، نتایج متفاوتی از میزان حساسیت رخداد زمین لغزش نشان می‌دهد. به کمک این اپراتور به ازای مقادیر ۰/۳، ۰/۵، ۰/۷ و ۰/۹۵ و با استفاده از معادله ۳، نقشه‌های نگاشت حساسیت برای حوضه تهیه شده‌اند (شکل‌های ۸-الف-د).

معادله (۳) $\mu_{\text{combination}} = (\text{Fuzzy Algebraic Sum})^{\gamma} \times (\text{Fuzzy Algebraic Product})^{(1-\gamma)}$ که در آن $\mu_{\text{combination}}$ لایه اطلاعاتی حاصل از گامای فازی و γ متغیری در محدوده صفر و ۱ می‌باشد. عملگر فازی گاما، حالت کلی روابط عملگر ضرب و جمع فازی است و می‌توان با انتخاب صحیح مقدار گاما، پارامترهای کاهش‌ی و افزایش‌ی را همزمان تلفیق نموده، به مقادیری در خروجی‌ها دست یافت که حاصل سازگاری



شکل ۸- نقشه نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز جله‌رود با استفاده از مقادیر مختلف عملگر گامای فازی: (الف) گاما ۰/۳، (ب) گاما ۰/۵،

(ج) گاما ۰/۷، (د) گاما ۰/۹۵

۵- ارزیابی و نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه

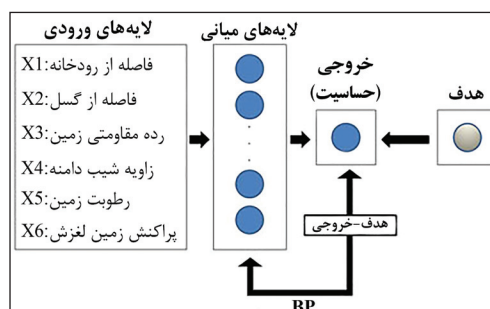
رودخانه، فاصله از گسل، زاویه شیب دامنه و رطوبت زمین می‌باشند که به عنوان پارامترهای ورودی و خروجی برای شبکه‌های عصبی مصنوعی انتخاب شده‌اند. از آنجا که هدف پژوهش، نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز و به عبارتی تعیین پهنه‌های با درجه حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد می‌باشد، باید به عنوان هدف و خروجی، از هر یک از این پهنه‌های حساسیت، داده‌هایی به تعداد برابر و به صورت تصادفی انتخاب شوند و جهت آموزش و آزمون در اختیار شبکه عصبی قرار گرفته تا شبکه، آموزش بهتری ببیند. شایان ذکر است، در شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه به منظور آموزش شبکه، ابتدا باید یک لایه هدف به شبکه معرفی شود تا داده‌های برگزیده با توجه به لایه هدف آموزش داده شوند. بدین طریق با استفاده از نمونه‌های آموزشی و آزمونی حوضه آبریز حبله‌رود بهترین ساختار شبکه طراحی شده و خطا به کمترین میزان خود کاهش یافت و نهایتاً از مدل طراحی شده برای نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود استفاده گردیده است. در این پژوهش نیز از نقشه نگاشت حساسیت حاصل از عملگر اجتماع فازی که نسبت به سایر اپراتورهای منطق فازی مطابقت و همخوانی خوبی با پراکنش زمین لغزش‌های محدوده مورد مطالعه دارد، به عنوان لایه هدف استفاده شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در محیط نرم‌افزار MATLAB اجرا شده‌اند. در شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه پارامترهایی نظیر ضرب یادگیری (در بازه صفر تا یک)، تعداد لایه‌های میانی، تعداد نورون‌های لایه‌های میانی، توابع تحریک و تعدد تکرار (Epoch)، وجود دارد که پارامترهای ثابتی نبوده و جهت آموزش بهتر شبکه از قابلیت تغییر برخوردار هستند. در هر مرحله آموزش، پارامترها تغییر می‌یابند و نتیجه این تغییر در میزان خطای مرحله آموزش و آزمون بررسی می‌گردد. بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه دارای بالاترین دقت، ساختاری خواهد بود که در آن افزون بر این که خطاها به کمترین مقدار رسیده‌اند، مقدار خطای مرحله آموزش کمتر از خطای مرحله آزمون باشد (جدول ۳). در شکل ۹ مدل کلی از شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در این تحقیق نشان داده شده است.

در شبکه‌های عصبی مصنوعی، عملکرد هر نورون (Neuron) افزون بر ارتباط بین نورون‌ها، ذخیره‌سازی اطلاعات نیز می‌باشد. این روش ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های متناظرشان را پیدا کرده، در مسائل پیچیده که ارتباط بین متغیرها ناشناخته است، روشی قوی جهت پیش‌بینی است (منهاج، ۱۳۹۳). در ساختار شبکه عصبی پارامترهایی وجود دارند که تنظیم این پارامترها نهایتاً باعث می‌شود شبکه الگوی ورودی را یاد گرفته و رفتار مناسبی ارائه دهد. به این عمل، آموزش سیستم می‌گویند (Noruisis, 1994; Hagan et al., 2014). عملکرد کلی شبکه‌های عصبی به این صورت است که اطلاعات ورودی از طریق گره‌های لایه‌های ورودی به شبکه وارد می‌شوند. این گره‌ها به وسیله رابط‌هایی وزن‌دار به هم ارتباط دارند. از این‌رو، هر رابط برای خود دارای وزن است و اطلاعات ورودی به وسیله این رابط‌ها از لایه ورودی به لایه میانی (لایه پنهان) منتقل می‌شوند. در لایه میانی، گره‌ها همانند یک پردازش‌گر عمل می‌کنند یعنی از طریق رابط‌ها با دریافت اطلاعات از لایه‌های ورودی بر روی آن عملیات انجام می‌دهند و از یک گره به گره لایه بعدی می‌فرستند و نتیجه را به صورت لایه خروجی از شبکه خارج می‌کنند (فاطمی عقدا و همکاران، ۱۳۸۲). شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه شامل یک یا چندلایه میانی (پنهان) است که نورون‌های این لایه‌ها، نورون‌های مخفی نیز نامیده می‌شوند. با اضافه کردن چندلایه میانی، شبکه توانایی تجزیه و تحلیل‌های با درجه پیچیدگی بالاتر را خواهد داشت (Hagan et al., 2014). برای استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود، از اطلاعات حاصل از تحلیل پراکنش زمین لغزش‌ها استفاده شده است. بنابراین، برای تعیین پارامترهای دارای بیشترین میزان تأثیر در رخداد زمین لغزش‌های حوضه آبریز از تحلیل آماری ارزش اطلاعاتی در محیط نرم‌افزار ArcGIS و Excel استفاده شده است. لایه‌های اطلاعاتی برگزیده براساس تحلیل آماری ارزش اطلاعاتی شامل رده مقاومتی زمین، فاصله از

جدول ۳- مشخصات مدل نهایی شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه برای حوضه آبریز حبله‌رود.

تعداد ورودی	تعداد لایه میانی	تعداد نورون لایه‌های میانی به ترتیب	تعداد خروجی	نرخ یادگیری	تابع تحریک نهایی	بیشینه تکرار	میانگین مربعات خطای آموزش	میانگین مربعات خطای آزمون	عملکرد
۵	۳	۱۰ ۸ ۱۳	۱	۱	سیگموئید	۲۰	۰/۰۴۰۵	۰/۰۳۷۵	
۶	۳	۱۰ ۸ ۱۳	۱	۱	سیگموئید	۲۰	۰/۰۳۹۳	۰/۰۳۶۸	
۶	۳	۱۰ ۸ ۱۳	۱	۱	سیگموئید	۵۰	۰/۰۳۵۹	۰/۰۳۵۳	
۶	۳	۲۶ ۲۲ ۹	۱	۱	سیگموئید	۱۰۰۰	۰/۰۲۱۷	۰/۰۲۳	
۶	۳	۲۶ ۲۲ ۹	۱	۱	سیگموئید	۱۵۰۰	۰/۰۲۱۴	۰/۰۲۲	
۶	۳	۲۶ ۲۲ ۹	۱	۱	سیگموئید	۲۰۰۰	۰/۰۲۱	۰/۰۲۳۹	قابل قبول

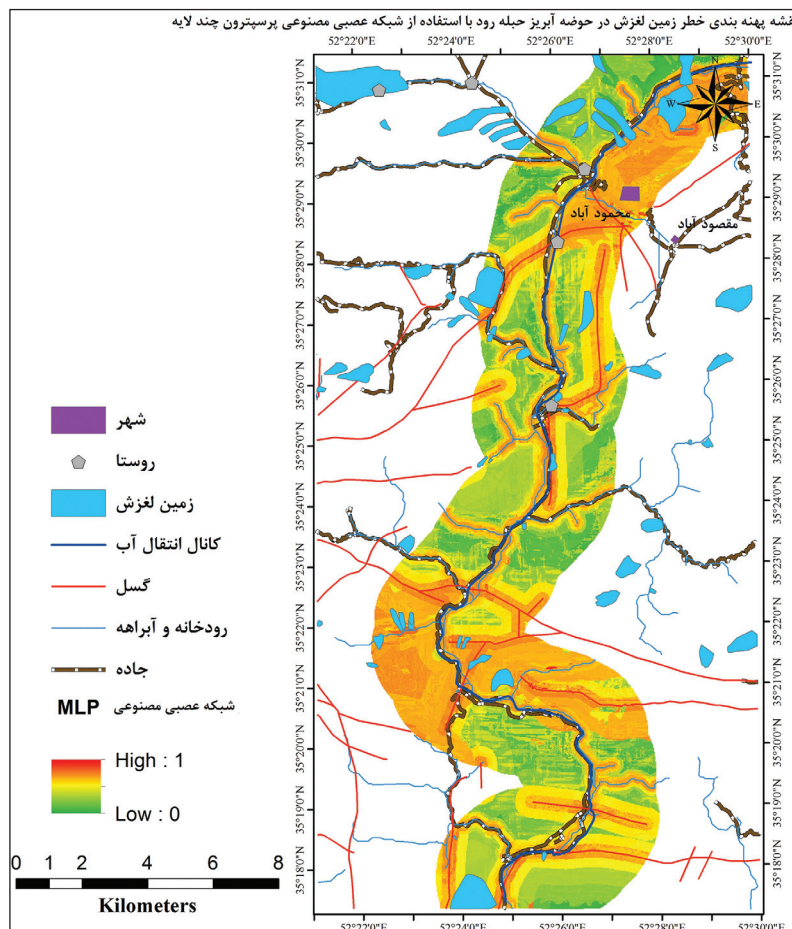


شکل ۹- ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه طراحی شده برای نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود.

۵-۱. نتایج حاصل از ارزیابی و نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود به کمک شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه

اختیار شبکه‌های عصبی مصنوعی قرار داده شده‌اند. پس از آماده شدن شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه مناسب، اطلاعات کل منطقه وارد شبکه آموزش دیده، شده است. خروجی شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه که در واقع همان پتانسیل رخداد زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود می‌باشد، توسط نرم افزار سامانه اطلاعات جغرافیایی (ArcGIS) به صورت نقشه به تصویر کشیده شده است. نقشه نهایی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود، در شکل ۱۰ نشان داده شده است. براساس شکستگی‌های طبیعی، نقشه در پنج کلاس حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد طبقه‌بندی شد. در شکل ۱۰ مشاهده می‌شود که بیشترین مساحت منطقه مربوط به محدوده حساسیت زیاد (محدوده رنگ نارنجی) می‌باشد. به طور کلی، درصد مساحت مستعد زمین لغزش با افزایش حساسیت در پهنه‌های مربوطه افزایش می‌یابد، بنحوی که بیشترین درصد مساحت مستعد زمین لغزش در پهنه حساسیت زیاد و خیلی زیاد (محدوده رنگ نارنجی و قرمز) می‌باشد. همانطور که دیده می‌شود، بیشتر زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود بر روی پهنه‌های حساسیت متوسط تا خیلی زیاد منطبق شده‌اند، که این امر بیانگر دقت بالای روش شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) در نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود است.

با بررسی‌های انجام گرفته مشخص گردید، اگر در شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه به عنوان ورودی فقط از ۵ عامل (زاویه شیب، رده مقاومتی زمین، رطوبت، فاصله از رودخانه، و فاصله از گسل) استفاده شود، نتایج حاصل دقت مورد انتظار را نخواهد داشت. ولی با افزودن لایه دیگری به عنوان ورودی، تحت عنوان لایه رخداد زمین لغزش، که بیانگر مناطق دارای زمین لغزش (با عدد ۱ مشخص شده‌اند) و مناطق فاقد زمین لغزش (با عدد صفر نمایش داده می‌شوند) می‌باشند، خروجی شبکه دقت بالا و قابل قبولی را به دست می‌آورد. این امر به علت توانایی شبکه به منظور برقراری یک رابطه خوب و مناسب بین لایه اطلاعاتی رخداد زمین لغزش و خروجی شبکه (نقشه‌های پهنه‌بندی حاصله) و همچنین تفکیک بهتر پهنه‌های خطر از یکدیگر می‌باشد. اطلاعات مربوط به لایه رخداد زمین لغزش از طریق بازدید صحرایی و ثبت اطلاعات لغزش یا عدم لغزش برداشت شده و به عنوان ورودی برای شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته است. برای آموزش صحیح و مناسب شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور پهنه‌بندی، از هر پهنه تعداد برابری نمونه در نظر گرفته شده است. بنابراین، از بین تعداد کل پیکسل‌های موجود در منطقه مورد مطالعه، به صورت تصادفی ۸۰۳۵ نقطه انتخاب گردید که ۵۶۲۵ داده برای آموزش و ۲۴۱۰ داده برای آزمون به صورت تصادفی تفکیک شدند و در



شکل ۱۰- نقشه نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه.

۶- بحث و ارزیابی نتایج

در منحنی ROC نسبت مثبت واقعی (TPR) در مقابل نسبت مثبت کاذب (FPR) ترسیم شده است. در ناحیه مورد مطالعه، TPR یا Sensitivity بیانگر درجه احتمال پیکسل‌های زمین لغزش می‌باشد که به‌طور صحیح توسط مدل تشخیص داده شده است و FPR یا Specificity بیانگر درجه احتمال پیکسل‌های فاقد زمین لغزش می‌باشد که به‌طور صحیح توسط مدل تشخیص داده شده است. خط مورب در منحنی ROC معرف داده‌های تصادفی انتخاب شده می‌باشد که خط عدم تمایز نامیده می‌شود. سطح زیر منحنی ROC، تحت عنوان AUC، نشان‌دهنده میزان دقت مدل برای پیش‌بینی خطر زمین لغزش می‌باشد. ایده آل‌ترین 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 زیر است: ۰/۹-۰/۸: عالی، ۰/۸-۰/۷: خیلی خوب، ۰/۷-۰/۶: خوب، ۰/۶-۰/۵: متوسط، و ۰/۵-۰/۴: ضعیف (Nefeslioglu et al., 2008). طبق مرور منابع انجام شده این شاخص نماینده بهتری از دقت مدل می‌باشد (Nefeslioglu et al., 2008; Pradhan, 2010).

مقادیر عددی جمع مطلوبیت محاسبه شده با استفاده از معادلات ۴ و ۵ برای نقشه‌های حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود براساس عملگرهای مختلف منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در جدول ۴ قابل مشاهده می‌باشند. همان‌گونه که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، شاخص جمع مطلوبیت حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه بیشتر از مقداری است که برای نقشه‌های حساسیت زمین لغزش حاصل از عملگرهای مختلف منطق فازی محاسبه شده است. مقدار بالای شاخص جمع مطلوبیت (۱/۶۲۹۹) حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه بیانگر دقت کاملاً مطلوب و قابل قبول این روش نسبت به عملگرهای مختلف منطق فازی در پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز است.

منحنی ROC نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش‌های این حوضه به کمک عملگرهای مختلف منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه و نیز مقادیر AUC حاصله برای هر یک از روش‌ها در شکل ۱۱ ارائه شده است.

برای ارزیابی و طبقه‌بندی نقشه‌های نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود با استفاده از عملگرهای مختلف منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه از شاخص جمع مطلوبیت (Qs) (Gee, 1992; شریعت جعفری، ۱۳۸۸) و همچنین منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC) (Yesilnacar, 2005; Nefeslioglu et al., 2008; Mathew et al., 2009; Pourghasemi et al., 2012a,b; Mohammady et al., 2012; Pradhan, 2013; Regmi et al., 2014) استفاده شده است.

برای مقایسه نتایج خروجی مدل‌های نگاشت حساسیت زمین لغزش از شاخص جمع مطلوبیت (Qs) استفاده می‌گردد. مقدار Qs با استفاده از معادله ۴ برای هر نقشه محاسبه می‌شود.

$$Qs = \sum_{i=1}^n ((Dr - 1)^2 \times \%Area) \quad \text{معادله (۴)}$$

در این رابطه i شماره کلاس حساسیت در یک مدل نگاشت حساسیت زمین لغزش، n تعداد کلاس‌های حساسیت و Dr شاخص بدون بعد ضریب تراکم می‌باشد. مقادیر Qs نشان‌دهنده مطلوبیت عملکرد مدل در پیش‌بینی خطر زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه است (شریعت جعفری، ۱۳۸۸). شایان ذکر است شاخص بدون بعد ضریب تراکم با استفاده از معادله ۵ محاسبه می‌شود.

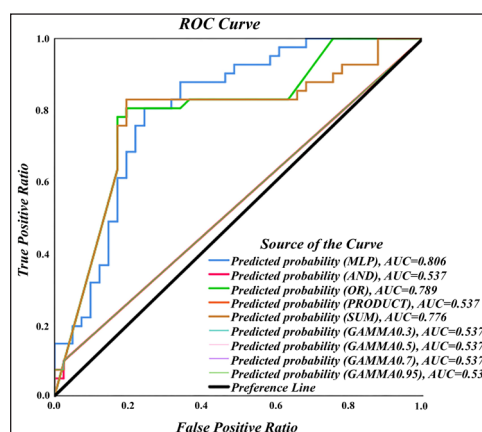
$$Dr = \frac{\sum_{i=1}^n Ai}{\sum_{i=1}^n At} \quad \text{معادله (۵)}$$

که در آن، Dr تراکم نسبی زمین لغزش در هر طبقه حساسیت، Ai مساحت آمین طبقه حساسیت در یک نقشه پهنه‌بندی، Si مجموع تعداد زمین لغزش‌های رخ داده در هر طبقه حساسیت، At مساحت کل محدوده مورد مطالعه، St تعداد کل زمین لغزش‌ها در ناحیه مورد مطالعه و n تعداد طبقات حساسیت می‌باشد.

منحنی ROC یکی از مفیدترین و کارآمدترین روش‌ها در ارائه خصوصیات، شناسایی احتمالی و پیش‌بینی سیستم‌ها است که میزان دقت مدل را به صورت کمی برآورد می‌کند (Yesilnacar, 2005). در حقیقت منحنی ROC نمایشی گرافیکی از موازنه بین نرخ خطای منفی و مثبت برای هر مقدار احتمالی از برش‌ها است.

جدول ۴- مقادیر شاخص جمع مطلوبیت نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش عملگرهای فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه.

روش	شبکه عصبی مصنوعی	اجتماع فازی	اشتراک فازی	جمع جبری فازی	ضرب جبری فازی	کاما فازی (۰/۳)	کاما فازی (۰/۵)	کاما فازی (۰/۷)	کاما فازی (۰/۹۵)
جمع مطلوبیت	۱/۶۲۹۹	۱/۱۹۸۱	۰/۲۱۹۵	۰/۰۱۶۶	۰/۸۹۵۸	۰/۶۲۴۱	۰/۸۴۰۳	۰/۴۳۷۲	۰/۱۴۹۱



شکل ۱۱- منحنی ROC و سطح زیر منحنی مربوط به نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز حبله‌رود با استفاده از عملگرهای مختلف منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه.

زمین لغزش‌ها استفاده شد. براساس نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش‌های حوضه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه، بیشترین مساحت منطقه مربوط به محدوده حساسیت زیاد (محدوده رنگ نارنجی) است. به طور کلی، درصد مساحت مستعد زمین لغزش با افزایش حساسیت در پهنه‌های مربوطه افزایش می‌یابد، به گونه‌ای که بیشترین درصد مساحت مستعد زمین لغزش در پهنه حساسیت زیاد و خیلی زیاد (محدوده رنگ نارنجی و قرمز) می‌باشد. همانطور که مشاهده شد، بیشتر زمین لغزش‌های حوضه آبریز جله‌رود بر روی پهنه‌های حساسیت متوسط تا خیلی زیاد منطبق شده‌اند، که این امر بیانگر دقت بالای روش شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) در نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز جله‌رود می‌باشد.

با تحلیل نقشه‌های پهنه‌بندی حاصله و با توجه به مقادیر شاخص جمع مطلوبیت (Qs) و مقدار AUC حاصل از عملگرهای مختلف منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه برای نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز جله‌رود مشاهده می‌شود که جمع مطلوبیت (۱/۶۲۹۹) و مقدار AUC (۰/۸۰۶- خیلی خوب) حاصل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه، بیشتر از مقداری است که برای نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت حاصل از عملگرهای مختلف منطق فازی محاسبه شده است. بنابراین براساس صحت‌سنجی انجام شده به صورت تجربی و همچنین با استفاده از پارامترهای صحت‌سنجی "جمع مطلوبیت"، و "منحنی مشخصه عملکرد سیستم"، نقشه نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز جله‌رود براساس شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه مطابقت و همخوانی خیلی خوبی را با نقشه پراکنش زمین لغزش‌های رخداده در حوضه آبریز جله‌رود دارد و دقت بالاتری نسبت به عملگرهای مختلف منطق فازی دارد. احتمالاً دلیل دقت بالای این روش این است که شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌ای کوچک از نرون‌های مصنوعی هستند که در جهت حل مسائل پیچیده آموزش داده می‌شوند. این روش ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های متناظرشان را پیدا می‌کند و در مسائل پیچیده که ارتباط بین متغیرها ناشناخته می‌باشد، روشی قوی جهت پیش‌بینی است.

در نهایت لازم به ذکر است، سناریوسازی تأثیرات زلزله در تشدید رخداد زمین لغزش‌ها، کاربرد روش‌های هوشمند مانند سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)، شبکه‌های عصبی مصنوعی مبتنی بر توابع پایه‌ای گوسی (RBF) و مقایسه دقت آنها با شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه، و بررسی حجم و سرعت زمین لغزش‌ها به عنوان دو پارامتر مهم در پیش‌بینی میزان خطر ناشی از زمین لغزش می‌توانند به عنوان افق ادامه پژوهش در نظر گرفته شوند.

براساس منحنی ROC و سطح زیر منحنی (AUC) (شکل ۱۱)، مقدار AUC حاصله برای شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه ۰/۸۰۶ (خیلی خوب) بیشتر از مقادیر AUC حاصله برای عملگرهای مختلف فازی است. با توجه به مقادیر سطح زیر منحنی حاصله، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در مقایسه منطق فازی دارای دقت بالاتری در پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز جله‌رود می‌باشد. بنابراین برپایه صحت‌سنجی انجام شده به صورت تجربی و نیز با کمک پارامترهای صحت‌سنجی "جمع مطلوبیت" و "منحنی مشخصه عملکرد سیستم"، نقشه نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز جله‌رود براساس شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه مطابقت و همخوانی بالایی با نقشه پراکنش رخ داده در این حوضه داشته، دارای دقت بالاتری نسبت به عملگرهای فازی است.

در پژوهش‌های انجام شده توسط Bagheri et al. (2019a,b)، دقت بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) نسبت به روش آماری رگرسیون لجستیک (LR) و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) در نگاشت حساسیت و پهنه‌بندی خطر زمین لغزش استنباط شده بود. در این پژوهش نیز دقت بالای شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در مقایسه با عملگرهای مختلف منطق فازی (FL) حاصل شد. بنابراین با استناد به نتایج حاصل از مطالعات قبلی مانند Bagheri et al. (2019a,b) پژوهش حاضر می‌توان نتیجه گرفت که شبکه‌های عصبی مصنوعی دقت بالاتری در زمینه نگاشت حساسیت و پهنه‌بندی خطر زمین لغزش نسبت به سایر روش‌ها اعم از رگرسیون لجستیک، منطق فازی و سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی دارند.

۷- نتیجه‌گیری

با تحلیل‌های انجام شده بر روی معیارهای مؤثر در افزایش حساسیت زمین لغزش در منطقه مطالعاتی به روش منطق فازی، مشخص شد که عملگرهای مختلف منطق فازی نتایج مختلفی ارائه می‌دهند. براساس اپراتور اجتماع فازی، بیشتر قسمت‌های محدوده مطالعاتی مشرف به راه‌های ارتباطی، رودخانه‌ها، گسل‌ها، و سازندهای زمین‌شناختی با مقاومت کمتر، دارای پتانسیل رخداد زمین لغزش متوسط تا زیاد هستند و کمترین درجه حساسیت مربوط به مناطق با زاویه شیب کم، مناطق نسبتاً مسطح و مناطق متشکل از سازندهای با مقاومت بیشتر است. همچنین بیشتر مسیر حوضه آبریز جله‌رود آسیب‌پذیری بالایی دارند. گفتنی است، نقشه حساسیت زمین لغزش حاصل از این عملگر نسبت به سایر عملگرهای منطق فازی مطابقت و همخوانی نسبتاً خوبی با پراکنش زمین لغزش‌های محدوده مطالعاتی دارد.

در روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه در نگاشت حساسیت زمین لغزش‌های حوضه آبریز جله‌رود، از اطلاعات حاصل از تحلیل پراکنش

کتابکاری

- آفانباتی، س.ع.، ۱۳۸۳- زمین‌شناسی ایران، انتشارات سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور، ۷۰۸ صفحه.
- درویش زاده، ع.، ۱۳۷۰- زمین‌شناسی ایران، انتشارات نشر دانش امروز، ۹۰۸ صفحه.
- شریعت جعفری، م.، ۱۳۸۸- پهنه‌بندی خطر ریسک ویژه زمین لغزش در حوزه‌های بحرانی (البرز مرکزی)، سازمان مدیریت بحران کشور، کارگروه تخصصی زلزله و لغزش‌های زمین، ۹۵ صفحه.
- فاطمی عقدا، س.م.، ساریخانی، ر.، و تشنه لب، م.، ۱۳۸۲- پهنه‌بندی خطر رانش زمین در منطقه طالش با استفاده از سیستم‌های هوشمند (شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون)، مجله زمین‌شناسی مهندسی دانشگاه خوارزمی تهران، جلد اول، شماره ۲، ۱۹۲-۱۷۹. <http://jeg.khu.ac.ir/article-1-310-fa.html>.
- کورکی نژاد، م.، اوتق، م.، و سپهری، ع.، ۱۳۸۴- مقایسه کارایی دو مدل پهنه‌بندی خطر زمین لغزش (حائری و مورا) در آبخیز سیاه رودبار گرگان، فصلنامه علوم کشاورزی و منابع طبیعی، سال دوازدهم، شماره ۳ (پیاپی ۴۷)، مرداد - شهریور ۱۳۸۴، صفحات ۹۹-۹۱.
- منهاج، م.ب.، ۱۳۹۳- هوش محاسباتی - جلد اول: مبانی شبکه‌های عصبی، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۷۱۶ صفحه.

References

- Ahmed, B., 2015- Landslide susceptibility mapping using multi-criteria evaluation techniques in Chittagong Metropolitan Area, Bangladesh, *Landslides*, 12(6), 1077–1095. <https://doi.org/10.1007/s10346-014-0521-x>.
- Bagheri, V., Uromeihy, A., and Fatemi Aghda, S. M., 2018- Evaluation of ANFIS and LR models for seismic rockfalls' susceptibility mapping: a case study of Firooz Abad-Kojour, Iran, Earthquake (2004), *Environmental earth sciences*, 77(24), 800–823. <https://doi.org/10.1007/s12665-018-7983-4>.
- Bagheri, V., Uromeihy, A., and Fatemi Aghda, S.M., 2019a- Predicting the probability of rockfalls occurrence caused by the earthquake of Changureh-Avaj in 2002 using LR, MLP, and RBF methods, *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 78(5), 3119–3141. <https://doi.org/10.1007/s10064-018-1323-5>.
- Bagheri, V., Uromeihy, A., and Fatemi Aghda, S. M., 2019b- A Comparison Among ANFIS, MLP, and RBF Models for Hazard Analysis of Rockfalls Triggered by the 2004 Firooz Abad-Kojour, Iran, Earthquake, *Geotechnical and Geological Engineering*, 37(4), 3085–3111. <https://doi.org/10.1007/s10706-019-00827-y>.
- Bagheri, V., Uromeihy, A., and Razifard, M., 2017- Evaluation of MLP and RBF methods for hazard zonation of landslides triggered by the Twin Ahar-Varzeghan earthquakes, *Geotechnical and Geological Engineering*, 35(5), 2163–2190. <https://doi.org/10.1007/s10706-017-0236-6>.
- Daneshvar, M. R. M., 2014- Landslide susceptibility zonation using analytical hierarchy process and GIS for the Bojnurd region, northeast of Iran, *Landslides*, 11(6), 1079–1091. <https://doi.org/10.1007/s10346-013-0458-5>.
- Eisbacher, G.H., and Clague, J.J., 1984- Destructive mass movements in high mountains: hazard and management, *Geological Survey of Canada*, 230 pp. [https://doi.org/10.1130/0091-7613\(1985\)13<749b:BR>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1130/0091-7613(1985)13<749b:BR>2.0.CO;2).
- 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(6), 720–730. <https://doi.org/10.1007/s00254-001-0454-2>.
- Eslami, M., Shadfar, S., Mohammadi-Torkashvand, A., and Pazira, E., 2019- Assessment of density area and LNRF models in landslide hazard zonation (Case study: Alamout watershed, Qazvin Province, Iran), *Acta Ecologica Sinica*, 39(2), 173–180. <https://doi.org/10.1016/j.chnaes.2018.08.001>.
- Fang, Z., Wang, Y., Peng, L., and Hong, H., 2020- Integration of convolutional neural network and conventional machine learning classifiers for landslide susceptibility mapping, *Computers & Geosciences*, 139, 104470. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104470>.
- Fatemi Aghda, S. M., and Bagheri, V., 2015- Evaluation of earthquake-induced landslides hazard zonation methods: a case study of Sarein, Iran, earthquake (1997), *Arabian Journal of Geosciences*, 8(9), 7207–7227. <https://doi.org/10.1007/s12517-014-1658-6>.
- Fatemi Aghda, S. M., Bagheri, V., and Razifard, M., 2018- Landslide susceptibility mapping using fuzzy logic system and its influences on mainlines in Lashgarak region, Tehran, Iran, *Geotechnical and Geological Engineering*, 36(2), 915–937. <https://doi.org/10.1007/s10706-017-0365-y>.
- Fatemi Aghda, S. M., Giamian, J., and Eshgheli Farahani, A., 2006- Investigation landslide hazard using Fuzzy logic (case study: Roudbar area), *J. Science Tehran University*, 31, 43- 64. <https://doi.org/10.1007/s10706-017-0365-y>.
- Feizizadeh, B., Blaschke, T., Tiede, D., and Moghaddam, M. H. R., 2017- Evaluating fuzzy operators of an object-based image analysis for detecting landslides and their changes, *Geomorphology*, 293, 240–254. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.06.002>.
- Florina, C. R., 2013- Climatic dysfunctional ties observed with the aid of NDMI and SAVI indices in the LEU-ROTUNDA and DĂBULENI plains, *Academic Journal of the Air & Water Components of the Environment / Aerul si Apa Compone*, 500–507. ProQuest document ID 1372764873.
- Gee, M. D., 1992- Classification of landslide hazard zonation methods and a test of predictive capability, In *Proc. 6th International Symposium on Landslides*, Christchurch, New Zealand, 2, 947–952. <http://pascal-francis.inist.fr/vibad/index.php?action=getRecordDetail&idt=6462876>.
- Gheshlaghi, H. A., and Feizizadeh, B., 2017- An integrated approach of analytical network process and fuzzy based spatial decision-making systems applied to landslide risk mapping, *Journal of African Earth Sciences*, 133, 15–24. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2017.05.007>.
- Hagan, M. T., Demuth, H. B., Beale, M. H., and Jesús, O. D., 2014- *Neural Network Design*, Martin Hagan (2 edition), 1012 pp. ISBN-13: 978-0971732117.
- He, X., Hong, Y., Yu, X., Cerato, A. B., Zhang, X., and Komac, M., 2014- Landslides susceptibility mapping in Oklahoma state using GIS-based weighted linear combination method, In *Landslide science for a safer geoenvironment*, Springer, Cham, 371–377. https://doi.org/10.1007/978-3-319-05050-8_58.
- Hong, H., Ilia, I., Tsangaratos, P., Chen, W., and Xu, C., 2017- A hybrid fuzzy weight of evidence method in landslide susceptibility analysis on the Wuyuan area, China, *Geomorphology*, 290, 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.04.002>.
- Jaboyedoff, M., Crosta, G. B., and Stead, D., 2011- *Slope tectonics: a short introduction*, Geological Society, London, Special Publications, 351(1), 1–10. <https://doi.org/10.1144/SP351.1>.

- Jin, S., and Sader, S. A., 2005- Comparison of time series tasseled cap wetness and the normalized difference moisture index in detecting forest disturbances, *Remote Sensing of Environment*, 94(3), 364–372. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.10.012>.
- Keefer, D. K., 1984- Landslides caused by earthquakes, *Geological Society of America Bulletin*, 95(4), 406–421. [https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1984\)95<406:LCBE>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1984)95<406:LCBE>2.0.CO;2).
- Lee, S., 2007- Application and verification of fuzzy algebraic operators to landslide susceptibility mapping, *Environmental Geology*, 50, 847–855. <https://doi.org/10.1007/s00254-006-0491-y>.
- Leonardi, G., Palamara, R., and Cirianni, F., 2016- Landslide susceptibility mapping using a fuzzy approach, *Procedia engineering*, 161, 380–387. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.08.578>.
- Mandal, B., and Mandal, S., 2018- Analytical hierarchy process (AHP) based landslide susceptibility mapping of Lish river basin of eastern Darjeeling Himalaya, India, *Advances in Space Research*, 62(11), 3114–3132. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2018.08.008>.
- Mathew, J., Jha, V. K., and Rawat, G. S., 2009- Landslide susceptibility zonation mapping and its validation in part of Garhwal Lesser Himalaya, India, using binary logistic regression analysis and receiver operating characteristic curve method, *Landslides*, 6(1), 17–26. <https://doi.org/10.1007/s10346-008-0138-z>.
- Miles, S. B., and Keefer, D. K., 2007- Comprehensive areal model of earthquake-induced landslides: technical specification and user guide, U.S. Geological Survey Open-File Report, 1072, 69 pp. <https://doi.org/10.3133/ofr20071072>.
- Mohammady, M., Pourghasemi, H. R., and Pradhan, B., 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. <https://doi.org/10.1016/j.jseaes.2012.10.005>.
- Moradi, H.R., Poorghasemi, H.R., Mohammadi, M., and Mahdaviifar, M.R., 2010- Landslide hazard zonation using Fuzzy Gamma operator (case study: Haraz watershed), *Environmental Sciences journal*, 7(4), 129–142. 10.4103/2008-7802.183652.
- Nefeslioglu, H. A., Gokceoglu, C., and Sonmez, H., 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(3), 171–191. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2008.01.004>.
- Norusis, M. J., 1994- SPSS Advanced Statistics 6.1, SPSS Company, Chicago, Illinois, 606 pp. 0132000652, 9780132000659.
- Park, J. Y., Lee, S. R., Lee, D. H., Kim, Y. T., and Lee, J. S., 2019- A regional-scale landslide early warning methodology applying statistical and physically based approaches in sequence, *Engineering Geology*, 260, 105193. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2019.105193>.
- Pourghasemi, H. R., Pradhan, B., Gokceoglu, C., and Moezzi, K. D., 2012a- Landslide susceptibility mapping using a spatial multi criteria evaluation model at Haraz Watershed, Iran, In *Terrigenous mass movements*. Springer, Berlin, Heidelberg, 23–49. https://doi.org/10.1007/978-3-642-25495-6_2.
- 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 hazards*, 63(2), 965–996. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0217-2>.
- Pradhan, B., and Lee, S., 2010- Regional landslide susceptibility analysis using back-propagation neural network model at Cameron Highland, Malaysia, *Landslides*, 7(1), 13-30. <https://doi.org/10.1007/s10346-009-0183-2>.
- Pradhan, B., 2013- A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS, *Computers & Geosciences*, 51, 350–365. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2012.08.023>.
- Pradhan, B., Sezer, E. A., Gokceoglu, C., and Buchroithner, M. F., 2010- Landslide susceptibility mapping by neuro-fuzzy approach in a landslide-prone area (Cameron Highlands, Malaysia), *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(12), 4164–4177. 10.1109/TGRS.2010.2050328.
- Regmi, N. R., Giardino, J. R., McDonald, E. V., and Vitek, J. D., 2014- A comparison of logistic regression-based models of susceptibility to landslides in western Colorado, USA, *Landslides*, 11(2), 247–262. <https://doi.org/10.1007/s10346-012-0380-2>.
- Ryan, L., 1997- Creating a normalized difference vegetation index (NDVI) image using multispec, University of New Hampshire, 65pp. <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>.
- Sarkar, S., Kanungo, D. P., and Mehrotra, G. S., 1995- Landslide hazard zonation: a case study in Garhwal Himalaya, India, *Mountain Research and Development*, 301-309. <https://www.jstor.org/stable/3673806>.
- Shahri, A. A., Spross, J., Johansson, F., and Larsson, S., 2019- Landslide susceptibility hazard map in southwest Sweden using artificial neural network, *CATENA*, 183, 104225. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104225>.
- Wang, Y., Fang, Z., Wang, M., Peng, L., and Hong, H., 2020a- Comparative study of landslide susceptibility mapping with different recurrent neural networks, *Computers & Geosciences*, 138, 104445. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104445>.
- Wang, Yumiao, Luwei Feng, Sijia Li, Fu Ren, and Qingyun, Du., 2020b- A hybrid model considering spatial heterogeneity for landslide susceptibility mapping in Zhejiang Province, China, *CATENA*, 188, 104425. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104425>.
- Yesilnacar, E. K., 2005- The Application of Computational Intelligence to Landslide Susceptibility Mapping in Turkey, PhD Thesis, Department of Geomatics the University of Melbourne, 423 pp. https://doi.org/10.1007/1-4020-2409-6_1.

Original Research Paper

Evaluation of artificial neural network and fuzzy logic for mapping landslide sensitivity in Hablehroud watershed area

E. Ebrahimzade¹, E. Rahimi^{2*}, V. Bagheri³¹ M.Sc. Graduate, Department of Geology, Faculty of Earth Sciences, Damghan University, Damghan, Iran² Assistant Professor, Department of Geology, School of Earth Sciences, Damghan University, Damghan, Iran³ Ph.D. Graduate, Department of Geology, Faculty of Basic Sciences, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran**ARTICLE INFO***Article history:*

Received: 2020 October 13

Accepted: 2021 February 21

Available online: 2021 November 01

Keywords:

Landslide

Sensitivity mapping

Hablehroud watershed

Fuzzy logic

Multilayer perceptron artificial neural network

ABSTRACT

Identifying landslide-prone areas provides a basis for slope-stabilization and mitigation programs. In Hablehroud watershed, artificial neural network and fuzzy logic (FL) as one of the methods of multicriteria-decision analysis based on ArcGIS were used in the scientific evaluation of landslide-prone areas. For this purpose, MATLAB, IDRISI and ArcGIS software were used. After preparing landslide-susceptibility maps, the prone zones predicted by FL and multilayer perceptron artificial neural network (MLP-ANN) were compared with the Hablehroud landslide database (distribution map). The results indicate a good overlap between the prone zones predicted by the MLP-ANN and landslide field observations. Finally, the performance of different methods in generating landslide-susceptibility maps were compared to each other using the validation indicators of “quality-sum index (Qs)” and “receiver-operating-characteristic curve (ROC)” to specify the optimal and applicable method for the landslide risk management of the Hablehroud watershed. By analyzing the obtained zoning maps and considering the Qs and “area-under curve (AUC)” values of different FL operators and MLP-ANN for the landslide-susceptibility maps, it is observed that the Qs (1.6299) and AUC (0.806–very good) values of the MLP-ANN are higher than those calculated for the sensitivity maps by different FL operators.

* Corresponding author: E. Rahimi; E-mail: rahimi_e@du.ac.ir

G.S. Journal. All rights reserved.

doi: 10.22071/GSJ.2021.248995.1845

dor: 20.1001.1.10237429.1400.31.3.11.8

