

## پیش‌بینی مکانی زمین‌لغزش‌های سطحی با استفاده از مدل‌های آماری و یادگیری ماشین (مطالعه موردی: حوضه سرخون)

- ❖ زهرا براتی؛ دانشجوی کارشناسی ارشد آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران.
- ❖ ابراهیم امیدوار\*؛ استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران.
- ❖ عطااله شیرزادی؛ دکترای علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان، کردستان، ایران.

### چکیده

تهیه نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش به‌عنوان اولین گام مهم در ارزیابی خطر زمین‌لغزش محسوب می‌شود. هدف اصلی این پژوهش مقایسه عملکرد الگوریتم یادگیری ماشین مدل لجستیک درختی (LMT) با مدل آماری رگرسیون لجستیک (LR) به‌منظور مدل‌سازی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش در حوضه سرخون استان چهارمحال و بختیاری است. بدین‌منظور ابتدا نقشه پراکنش با تعداد ۹۸ موقعیت زمین‌لغزش با استفاده از داده‌های عملیات میدانی و همچنین داده‌های تاریخی ثبت شده، تهیه شد. علاوه بر این، برای تکمیل پایگاه داده‌ها، ۱۰۰ موقعیت غیرزمین‌لغزشی نیز شناسایی شدند. نقاط زمین‌لغزشی و غیرزمین‌لغزشی به صورت تصادفی به دو دسته داده مدل‌سازی و اعتبارسنجی تقسیم شدند. سپس بیست عامل مؤثر با توجه به مرور منابع و خصوصیات زمین‌محیطی حوضه شناسایی شدند. در ادامه، مدل‌های LMT و LR برای شناسایی تأثیر عوامل مؤثر روی وقوع زمین‌لغزش و همچنین ارزیابی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش‌ها، به‌وسیله داده‌های مرحله آموزش به کار گرفته شدند. در نهایت، عملکرد این دو مدل از طریق سطح زیر منحنی عامل گیرنده (AUC) مورد بررسی قرار گرفت. نتایج اعتبارسنجی مدل‌ها حاکی از آن بود که مدل LR با AUC برابر با ۰/۷۹۷ عملکرد مناسب‌تری نسبت به مدل LMT ( $AUC = 0/740$ ) از خود نشان داده، هر چند که هر دو مدل ابزارهای مفیدی برای پیش‌بینی مکانی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش هستند. بنابراین مدل LR می‌تواند به‌عنوان یک ابزار جایگزین برای مدیریت بهتر مناطق تحت تأثیر زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه پیشنهاد شود.

**کلید واژگان:** ارزیابی آماری، حوضه سرخون، حساسیت‌پذیری، زمین‌لغزش، سامانه اطلاعات جغرافیایی، یادگیری ماشین.

## ۱. مقدمه

زمین لغزش‌ها از جمله بلایای زمینی متعدد بوده و بعد از زلزله، بیش‌ترین تعداد تلفات و آسیب را به مناطق شهری، زیرساخت‌ها، محیط‌زیست و میراث تاریخی و فرهنگی وارد می‌نمایند [۵۵]. بنابراین به منظور جلوگیری از این خسارات لازم است ابتدا مناطق مستعد به زمین لغزش مطالعه و شناسایی شده و سپس وقوع این پدیده کنترل گردد [۳۶]. مناسب‌ترین روش برای اجرای اقدامات در جهت کاهش خسارات زمین لغزش، پهنه‌بندی حساسیت به خطر زمین لغزش می‌باشد که می‌توان از آن به‌عنوان ابزاری قدرتمند برای بهبود برنامه‌ریزی در امر آمایش سرزمین، به‌منظور جلوگیری از توسعه مناطق مستعد و اقتصادی‌ترین راه برای کاهش صدمات در آینده بهره برد [۲۳]. نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش میزان حساسیت‌پذیری یا پتانسیل وقوع را در پهنه‌های مختلف با عباراتی همچون خطر بالا، متوسط و پایین نشان می‌دهند. اعتبار نقشه‌های حساسیت‌پذیری زمین لغزش بستگی به میزان و کیفیت داده‌های در دسترس، مقیاس کاری، انتخاب روش کار مناسب، تجزیه و تحلیل آماری و مدل‌سازی مناسب دارد [۱۰]. بنابراین در یک منطقه با داده‌های ورودی و مقیاس کاری یک‌سان، ممکن است با توجه به نوع روش مورد استفاده، اعتبار و دقت نقشه‌های حساسیت‌پذیری متفاوت باشد. با وجود تلاش‌های زیادی که در مورد حساسیت‌پذیری زمین لغزش و مدل‌سازی خطرات صورت پذیرفته است، هنوز اختلاف نظر وجود دارد که کدام روش یا تکنیک برای پیش‌بینی مناطق زمین لغزش بهتر است [۹]. حتی ۱ یا ۲ درصد افزایش در دقت پیش‌بینی می‌تواند مناطق با طبقات حساسیت به زمین لغزش را تحت تأثیر قرار دهد [۳۰]. از این‌رو لازم است که در هر منطقه اعتبار و دقت مدل‌های

تهیه نقشه حساسیت‌پذیری زمین لغزش مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته و برای هر منطقه، مناسب‌ترین مدل معرفی گردد. بدین منظور در سال‌های اخیر روش‌های چندمتغیره مانند رگرسیون لجستیک به‌طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است [۴۷، ۳۳، ۱۷، ۴، ۳، ۲۷، ۴۱]. مزیت مدل سازی با رگرسیون لجستیک نسبت به سایر تکنیک‌های آماری چند متغیره مانند رگرسیون چندگانه و آنالیز تشخیصی این است که متغیر وابسته می‌تواند تنها دو مقدار داشته باشد که یکی احتمال وقوع حادثه و دیگری عدم وقوع آن است [۱۶]. دوتایی بودن متغیر وابسته (وجود یا عدم وجود یک مشخصه یا پدیده) در این تکنیک باعث شده که با استفاده از آن بتوان مقادیر پیش‌بینی شده را به صورت احتمالاتی تفسیر نمود. همچنین متغیرهای مورد استفاده در این تکنیک می‌توانند به صورت پیوسته یا گسسته (طبقه‌بندی شده) و یا ترکیبی از هر دو نوع باشند. دیگر مزیت آن نیز این است که نرمال بودن توزیع داده‌ها لازم نیست [۲۲]. در زمینه تهیه نقشه حساسیت‌پذیری زمین لغزش به کمک مدل رگرسیون لجستیک در سال‌های گذشته مطالعات متعددی در داخل و خارج از کشور انجام شده است [۴۴، ۸، ۳۸، ۴۳، ۵۰، ۵۱، ۵۷، ۴۲، ۳۱، ۳۴]. نتایج این تحقیقات حاکی از کارایی قابل قبول این مدل در ارزیابی حساسیت‌پذیری زمین لغزش بوده است، به‌طوری که در تمامی این مطالعات مقادیر شاخص سطح زیر منحنی مشخصه عملکرد یا AUC برای این روش در بازه بالاتر از ۷۵ درصد قرار گرفته است.

مدل لجستیک درختی نیز یک مدل طبقه‌بندی است که روش‌های یادگیری درخت تصمیم را با رگرسیون لجستیک ترکیب می‌نماید [۴۸]. در لجستیک از روش دستیابی به اطلاعات گوناگون برای خرد کردن و از

۱. LR: Logistic Regression

۲. AUC: Area Under the Curve of Receiver Operating Characteristic (ROC)

۳. LMT: Logistic Model Tree

کارایی این دو روش ضروری به نظر می‌رسد. بدین منظور حوزه آبخیز سرخون در استان چهارمحال و بختیاری به‌عنوان یکی از حوضه‌های مستعد با نقاط زمین‌لغزشی متعدد که لزوم انجام مطالعه در آن ضروری است، برای این تحقیق انتخاب گردید. بنابراین هدف از این پژوهش ارزیابی و مقایسه عملکرد دو روش مدل لجستیک درختی و رگرسیون لجستیک در تهیه نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش و همچنین شناسایی عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش در حوزه آبخیز سرخون می‌باشد.

## ۲. روش شناسی

### ۲.۱. معرفی منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز سرخون به‌عنوان بخشی از حوضه کارون میانی، با مساحت حدود ۱۸۶۶۹/۱ هکتار در ارتفاعات زاگرس چین‌خورده استان چهارمحال و بختیاری، بین محدوده جغرافیایی  $24^{\circ} 25' 50''$  تا  $27^{\circ} 38' 50''$  طول شرقی و  $31^{\circ} 42' 00''$  تا  $31^{\circ} 52' 03''$  عرض شمالی واقع است (شکل ۱).

بلندترین و پست‌ترین ارتفاع حوضه به‌ترتیب ۳۳۷۵/۷۴ و ۱۳۷۰/۲۴ است. با محاسبات به‌عمل آمده روی میانگین بارندگی سالیانه در ایستگاه‌های داخل و مجاور حوضه، میانگین بارندگی حوضه  $715/2 \text{ mm}$  برآورد گردید. میانگین سالیانه درجه حرارت منطقه حدود  $11/6^{\circ}\text{C}$ ، میانگین حداقل و حداکثر درجه حرارت هوا به ترتیب  $2^{\circ}\text{C}$  و  $21^{\circ}\text{C}$  می‌باشد. اقلیم کل حوضه بر اساس تقسیم‌بندی دوماتن مرطوب می‌باشد. حوضه سرخون از لحاظ زمین‌شناسی در منطقه مرزی بین زون‌های ساختمانی زاگرس مرتفع و زاگرس چین‌خورده واقع شده‌است. قدیمی‌ترین سنگ‌های موجود در حوضه متعلق

الگوریتم LogitBoost برای ایجاد یک مدل رگرسیون لجستیک در هر گره از درخت استفاده شده [۳۷] و درخت با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی و درخت رگرسیون اهرس می‌شود [۵۴]. استفاده از مدل لجستیک درختی برای تهیه نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش در چند سال اخیر مورد توجه برخی محققین قرار گرفته است؛ از جمله این تحقیقات می‌توان به پژوهشی در منطقه سون‌لای چین اشاره نمود [۵۴] که با مقایسه روش‌های ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک هسته‌ای و LMT به این نتیجه رسیده شد که هر دو مدل رگرسیون لجستیک هسته‌ای (۸۷/۹) و LMT (۸۶/۱) روش‌های امیدوارکننده‌ای می‌باشند. همچنین در مطالعه‌ای دیگر [۳۱]، کارایی روش‌های چند متغیره رگرسیون بردار پشتیبان، رگرسیون لجستیک و درخت تصمیم را نسبت به روش‌های دو متغیره نسبت فراوانی، وزن شاهد و شاخص آماری در منطقه دزکوی ترکیه مقایسه و بیان شد که روش‌های چند متغیره نسبت به روش‌های دو متغیره عملکرد بهتری داشته‌اند. طی تحقیقی دیگر در استان شانژی چین [۱۴]، کارایی LMT، جنگل تصادفی، طبقه‌بندی و درخت رگرسیون مورد بررسی قرار گرفت. نتایج این تحقیق بیانگر آن بود که مدل جنگل تصادفی با میزان موفقیت ۰/۸۳۷ و نرخ پیش‌بینی ۰/۷۸۱ از بالاترین قابلیت پیش‌بینی در مقایسه با مدل‌های LMT و طبقه‌بندی و مدل رگرسیون درختی برخوردار بوده‌است.

بررسی سوابق پژوهشی نشان می‌دهد که در ایران تاکنون مطالعه‌ای در زمینه استفاده از مدل LMT برای حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش انجام نشده است، از طرفی با توجه به مطالعات متعدد صورت گرفته در رابطه با رگرسیون لجستیک، انجام یک تحقیق در زمینه مقایسه

.J CART: Classification and Regression Tree

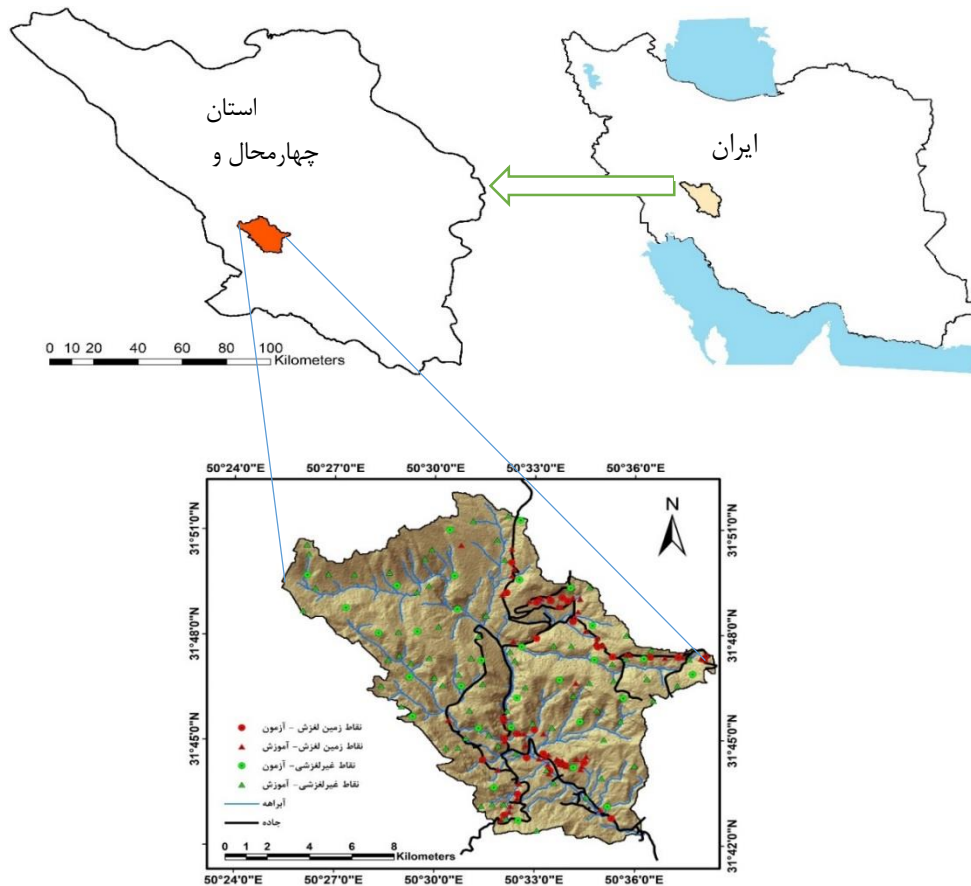
.r Kernel Logistic Regression

.f Duzkoy

.s Shaanxi Province

زیاد بوده و ارتفاعات بلندی چه در مرکز و چه در حاشیه حوضه قابل مشاهده است [۵۸].

به دوره ژوراسیک از دوران بوده که در جنوب شرقی این حوضه ظاهر شده‌اند. شیب عمومی منطقه مورد مطالعه



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در ایران، استان چهارمحال و بختیاری و همچنین پراکنش زمین لغزش‌های ثبت شده در حوزه آبخیز سرخون

عملیات صحرائی (۴۱ زمین لغزش) استفاده شد. در نهایت تعداد ۹۸ زمین لغزش در منطقه مورد مطالعه شناسایی و نقشه پراکنش آن‌ها تهیه شد (شکل ۱). تجزیه و تحلیل زمین لغزش‌ها نشان داد که اندازه کوچک‌ترین زمین لغزش  $100\text{m}^2$  و بزرگ‌ترین زمین لغزش  $6000\text{m}^2$  است.

#### ۲،۲،۲. عوامل مؤثر بر وقوع زمین لغزش

یکی از نکات کلیدی در ارزیابی حساسیت‌پذیری زمین لغزش انتخاب عوامل مؤثر است [۱۵]. عوامل مؤثر بایستی قابل استفاده، کامل، نامتجانس و قابل اندازه‌گیری باشند [۵]. بر اساس مطالعات قبلی، مقیاس مورد مطالعه، ویژگی‌های منطقه مطالعاتی و روش پهنه‌بندی

#### ۲،۲. روش انجام پژوهش

##### ۱،۲،۲. نقشه پراکنش زمین لغزش

نقشه لیست موجودی زمین لغزش‌ها اولین گام برای مدل‌سازی رویکرد مبتنی بر این فرضیه است که زمین لغزش‌های گذشته کلیدی برای آینده است [۲۶]. بنابراین، تهیه نقشه‌های زمین لغزش موجودی با دقت بالا و اطلاعات دقیق اولین گام مهم است [۲۸]. در این تحقیق به منظور تهیه نقشه پراکنش زمین لغزش‌های موجود، از داده‌های مربوط به زمین لغزش‌های ثبت شده توسط اداره منابع طبیعی استان چهارمحال و بختیاری (۵۷ زمین لغزش) و همچنین موقعیت زمین لغزش‌های برداشت شده طی

برای تهیه نقشه‌های عوامل مؤثر از داده‌های پایه شامل مدل رقومی ارتفاع (DEM) با ابعاد سلولی ۳۰ متر، نقشه زمین‌شناسی در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰، نقشه کاربری اراضی تهیه شده توسط اداره منابع طبیعی استان چهارمحال بختیاری و داده‌های ایستگاه‌های باران‌سنجی داخل و اطراف حوضه استفاده شد. این نقشه‌ها در محیط نرم‌افزار Arc GIS 10.3 و SAGA-GIS 6.0.0 و با فرمت رستری با اندازه سلول ۱۰ متر استخراج شده و در نهایت به کلاس‌های مختلف طبقه‌بندی شدند (جدول ۱).

استفاده شده، تعداد ۲۰ عامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش در منطقه شناسایی شدند. این عوامل شامل: ارتفاع، زاویه شیب، جهت شیب، فاکتور طول و درجه شیب (LS)، فاصله از گسل، واحدهای سنگ‌شناسی، فاصله از آبراهه‌ها، فاصله از جاده، نوع کاربری/پوشش اراضی، بارش، شاخص قدرت جریان، شاخص رطوبت توپوگرافی<sup>۱</sup>، شاخص موقعیت توپوگرافی<sup>۲</sup>، شاخص زبری زمین<sup>۳</sup>، انحنای قائم، انحنای افقی، انحنای مشخصات، انحنای مماس، انحنای طولی و تابش خورشیدی بودند.

جدول ۱. عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و کلاس‌های مربوط به آن

فاکتور	کلاس	نوع داده	مقیاس
کاربری اراضی	(۱) اراضی زراعی، (۲) جنگل انبوه، (۳) جنگل پراکنده، (۴) مراتع مرغوب، (۵) مراتع متوسط، (۶) اراضی مسکونی، (۷) بیرونزدگی سنگی	پلی گون	۱:۲۵۰۰۰
*سنگ‌شناسی	(۱) $M_{mi}^m$ ; (۲) $MPI_{si}^{sm}$ ; (۳) $PI_{bi}^c$ ; (۴) $Q_{ai}$ ; (۵) $Q_{si}^2$ ; (۶) $Q_{si}^3$ ; (۷) $E_{si}^j$ ; (۸) $K_{si}^i$ ; (۹) $K_{si}^g$ ; (۱۰) $K_{si}^s$	پلی گون	۱:۱۰۰۰۰۰
بارندگی (میلی‌متر)	(۱) ۱۲۵۰ < - (۲) ۱۱۰۰ - (۳) ۹۵۰ - (۴) ۸۰۰ - (۵) ۶۵۰ - (۶) ۵۰۰ - (۷) ۳۵۰ - (۸) ۲۰۰ - (۹) ۱۰۰ - (۱۰) ۰	GRID	۱۰m * ۱۰m
ارتفاع (متر)	(۱) ۲۸۷۰ - (۲) ۲۶۲۰ - (۳) ۲۳۷۰ - (۴) ۲۱۲۰ - (۵) ۱۸۷۰ - (۶) ۱۶۲۰ - (۷) ۱۳۷۰ - (۸) ۱۱۲۰ - (۹) ۸۷۰ - (۱۰) ۶۲۰	GRID	۱۰m * ۱۰m
شیب (°)	(۱) ۴۵ < - (۲) ۳۰ - (۳) ۱۵ - (۴) ۰ - (۵) ۰ - (۶) ۰ - (۷) ۰ - (۸) ۰ - (۹) ۰ - (۱۰) ۰	GRID	۱۰m * ۱۰m
جهت شیب (°)	(۱) ۲۰۲/۵ - (۲) ۱۱۲/۵ - (۳) ۶۷/۵ - (۴) ۲۲/۵ - (۵) ۰ - (۶) ۰ - (۷) ۰ - (۸) ۰ - (۹) ۰ - (۱۰) ۰	GRID	۱۰m * ۱۰m
طول و درجه شیب	(۱) ۴۵ < - (۲) ۳۰ - (۳) ۱۵ - (۴) ۰ - (۵) ۰ - (۶) ۰ - (۷) ۰ - (۸) ۰ - (۹) ۰ - (۱۰) ۰	GRID	۱۰m * ۱۰m
انحنای کلی	(۱) ۰/۰۵ < - (۲) ۰/۰۵ - (۳) ۰/۰۵ - (۴) ۰/۰۵ - (۵) ۰/۰۵ - (۶) ۰/۰۵ - (۷) ۰/۰۵ - (۸) ۰/۰۵ - (۹) ۰/۰۵ - (۱۰) ۰/۰۵	GRID	۱۰m * ۱۰m
انحنای قائم	(۱) ۰/۲۶ - (۲) ۰/۰۸ - (۳) ۰/۰۸ - (۴) ۰/۰۸ - (۵) ۰/۰۸ - (۶) ۰/۰۸ - (۷) ۰/۰۸ - (۸) ۰/۰۸ - (۹) ۰/۰۸ - (۱۰) ۰/۰۸	GRID	۱۰m * ۱۰m
انحنای افقی	(۱) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳ - (۲) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳ - (۳) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳ - (۴) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳ - (۵) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳ - (۶) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳ - (۷) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳ - (۸) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳ - (۹) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳ - (۱۰) ۰/۱۴۳۸/۳۹۲۳	GRID	۱۰m * ۱۰m
انحنای طولی	(۱) ۰/۱۳۷ - (۲) ۰/۱۳۷ - (۳) ۰/۱۳۷ - (۴) ۰/۱۳۷ - (۵) ۰/۱۳۷ - (۶) ۰/۱۳۷ - (۷) ۰/۱۳۷ - (۸) ۰/۱۳۷ - (۹) ۰/۱۳۷ - (۱۰) ۰/۱۳۷	GRID	۱۰m * ۱۰m
انحنای مماسی	(۱) ۰/۲۸ - (۲) ۰/۲۸ - (۳) ۰/۲۸ - (۴) ۰/۲۸ - (۵) ۰/۲۸ - (۶) ۰/۲۸ - (۷) ۰/۲۸ - (۸) ۰/۲۸ - (۹) ۰/۲۸ - (۱۰) ۰/۲۸	GRID	۱۰m * ۱۰m
تابش خورشیدی	(۱) ۱۷۵۰۰۰ - (۲) ۱۴۰۰۰۰ - (۳) ۱۰۵۰۰۰ - (۴) ۷۰۰۰۰ - (۵) ۳۵۰۰۰ - (۶) ۰ - (۷) ۰ - (۸) ۰ - (۹) ۰ - (۱۰) ۰	GRID	۱۰m * ۱۰m
شاخص قدرت رودخانه	(۱) ۲۰ - (۲) ۱۸ - (۳) ۱۶ - (۴) ۱۴ - (۵) ۱۲ - (۶) ۱۰ - (۷) ۸ - (۸) ۶ - (۹) ۴ - (۱۰) ۲	GRID	۱۰m * ۱۰m
شاخص موقعیت عوارض	(۱) ۳۰ < - (۲) ۱۵ - (۳) ۰ - (۴) ۰ - (۵) ۰ - (۶) ۰ - (۷) ۰ - (۸) ۰ - (۹) ۰ - (۱۰) ۰	GRID	۱۰m * ۱۰m
شاخص رطوبت توپوگرافی	(۱) ۱۶/۶۰ - (۲) ۱۴/۶۲ - (۳) ۱۲/۶۴ - (۴) ۱۰/۵۶ - (۵) ۸/۶۷ - (۶) ۶/۶۹ - (۷) ۴/۷۱ - (۸) ۲/۷۳ - (۹) ۰/۷۵ - (۱۰) ۰/۷۷	GRID	۱۰m * ۱۰m
شاخص زبری زمین	(۱) ۴۵ < - (۲) ۳۵ - (۳) ۲۵ - (۴) ۱۵ - (۵) ۵ - (۶) ۰ - (۷) ۰ - (۸) ۰ - (۹) ۰ - (۱۰) ۰	GRID	۱۰m * ۱۰m
فاصله از رودخانه (متر)	(۱) ۵۰۰ < - (۲) ۴۰۰ - (۳) ۳۰۰ - (۴) ۲۰۰ - (۵) ۱۰۰ - (۶) ۰ - (۷) ۰ - (۸) ۰ - (۹) ۰ - (۱۰) ۰	خطی	۱:۲۵۰۰۰
فاصله از جاده (متر)	(۱) ۵۰۰ < - (۲) ۴۰۰ - (۳) ۳۰۰ - (۴) ۲۰۰ - (۵) ۱۰۰ - (۶) ۰ - (۷) ۰ - (۸) ۰ - (۹) ۰ - (۱۰) ۰	خطی	۱:۲۵۰۰۰
فاصله از گسل (متر)	(۱) ۵۰۰ < - (۲) ۴۰۰ - (۳) ۳۰۰ - (۴) ۲۰۰ - (۵) ۱۰۰ - (۶) ۰ - (۷) ۰ - (۸) ۰ - (۹) ۰ - (۱۰) ۰	خطی	۱:۱۰۰۰۰۰

$M_{mi}^{sm}$ : مارن زیتونی، خاکستری، سبز (سازند میشان)،  $MPI_{si}^{sm}$ : مارن و ماسه‌سنگ قرمز (سازند آغاچاری)،  $PI_{bi}^c$ : کنگلومرا با ماسه‌سنگ (سازند بختیاری)،  $Q_{ai}$ : رسوبات کانال جریان فعال،  $Q_{si}^2$ : تراس‌های کواترنری جوان،  $Q_{si}^3$ : تراس‌های سطح پایین کواترنری،  $E_{si}^j$ : دولومیت خاکستری ضخیم تا متوسط (سازند چهرم)،  $K_{si}^i$ : سنگ آهک فسیل دار ضخیم تا متوسط (سازند تارپور)،  $K_{si}^g$ : جایگزینی مارن خاکستری مایل به آبی یا سنگ آهک (سازند گورپی)،  $K_{si}^s$ : سنگ آهک خاکستری متمایل به قهوه‌ای (سازند سروک - ایلام).

۴TWI: Topographic Wetness Index

۴TPI: Topographic Position Index

۴TRI: Terrain Roughness Index

۱SPI: Stream Power Index

## ۳،۲،۲. تهیه نقشه حساسیت پذیری زمین لغزش

(۲)

$$P = P(Y | X) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n}}$$

که در این دو رابطه،  $Y$  نشان دهنده متغیرهای نتیجه (زمین لغزش و یا غیر زمین لغزش)،  $X = X_1, X_2, \dots, X_n$  نشان دهنده متغیرهای پیش بینی کننده عوامل مؤثر بر زمین لغزش،  $n$  تعداد عوامل مؤثر،  $\beta_0$  وضعیت رهگیری،  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  ضرایب رگرسیون می باشند.

در مورد پیش بینی زمین لغزش، هدف اصلی از رگرسیون لجستیک یافتن بهترین الگوریتم مناسب برای تجزیه و تحلیل روابط فضایی بین وجود و عدم وجود رویداد زمین لغزش و مجموعه ای از عوامل مؤثر می باشد [۴۶]. از آنجا که کاربرد مدل آماری رگرسیون لجستیک ایجاد ارتباط بین عوامل زمین لغزش و متغیر وابسته دوحالته یعنی وقوع و عدم وقوع زمین لغزش می باشد [۱۶، ۱۱]، علاوه بر نقاط لغزش شناسایی شده در منطقه، نقاط پایدار دیگری به همان تعداد و به صورت تصادفی در سراسر حوضه در جهات مختلف، به شرط عدم انطباق نقطه پایدار و ناپایدار انتخاب شدند. سپس هر یک از نقاط لغزشی و غیر لغزشی با نقشه های عوامل مؤثر هم پوشانی و به آن ها کد ۱ (حضور لغزش) و کد صفر (عدم حضور) تعلق گرفت. در ادامه داده های لازم برای تجزیه و تحلیل آماری به نرم افزار Excel 2013 و SPSS 18 انتقال یافت. با انتخاب روش گام به گام (Stepwise) امکان جداسازی متغیرهای معنی دار مرتبط با متغیر وابسته فراهم شد. در پایان به صورت خودکار و بر اساس همبستگی هر کدام از متغیرهای مستقل با متغیر وابسته (زمین لغزش)، ضرایبی به دست آمد. سرانجام معادله احتمال وقوع برای زمین لغزش های حوضه بر اساس این ضرایب فرموله شده و نقشه نهایی پهنه بندی خطر زمین لغزش به دست آمد. برای تهیه نقشه حساسیت پذیری زمین لغزش این ضرایب به هر طبقه ای که ضریب برای آن به دست آمده اعمال و در نهایت تمامی لایه ها در محیط

برای ارزیابی مدل ها نمی توان از همان زمین لغزش هایی استفاده کرد که در نقشه حساسیت پذیری استفاده شده اند، بنابراین بر اساس روش نمونه برداری تصادفی، زمین لغزش های مشاهداتی به دو دسته داده مدل سازی (۷۰ درصد: داده های تعلیمی) و اعتبارسنجی (۳۰ درصد: داده های آزمون) تقسیم شدند. هم چنین تعداد ۱۰۰ نقطه نیز به صورت تصادفی از نقاط فاقد زمین لغزش در حوضه انتخاب و این نقاط نیز به دو دسته مدل سازی (۷۰ درصد) و اعتبارسنجی (۳۰ درصد) تقسیم شدند. در ادامه با روی هم قرار دادن لایه نقاط زمین لغزش و غیر زمین لغزشی با نقشه های عوامل مؤثر بیست گانه، مقادیر و طبقات هر یک از این عوامل در نقاط مورد نظر استخراج گردید. در این مطالعه تهیه نقشه حساسیت پذیری و هم چنین وزن دهی به عوامل مؤثر بر اساس روش های ذیل انجام خواهد شد.

## - رگرسیون لجستیک:

رگرسیون لجستیک یک روش آماری چند متغیره است که می تواند برای تو صیف رابطه بین چندین متغیر مستقل با متغیر وابسته به صورت صفر و یک مورد استفاده قرار گیرد [۷، ۳۲]. با توجه به قابلیت محاسبه احتمال وقوع زمین لغزش ها، این روش به طور گسترده ای برای ارزیابی حساسیت پذیری زمین لغزش در سراسر جهان مورد استفاده قرار گرفته است [۲۵، ۵، ۱۸، ۶، ۲۰]. این رگرسیون روش کاملاً کمی است که میزان اثر هر یک از متغیرهای مستقل را به صورت کمی و از طریق ضرایب و آنتی لگاریتم ضرایب بیان می کند [۳۹]. شکل کلی و عمومی معادله رگرسیون لجستیک به صورت زیر است [۳۸]:

(۱)

$$Y = f(P) = \text{Ln} \left( \frac{p}{1-p} \right) \\ = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

بنابراین، احتمال رویداد زمین لغزش ( $P$ ) از معادله زیر

تعیین می شود [۵۶]:

نرم‌افزار Arc GIS 10.3 با هم ترکیب شدند.

### - مدل لجستیک درختی:

درخت تصمیم یک مدل سلسله مراتبی است که عوامل موثر بر وقوع زمین‌لغزش را برحسب احتمالات به دو کلاس زمین‌لغزش و غیر زمین‌لغزش تقسیم می‌کند. مزیت اصلی درخت تصمیم توانایی تجزیه مسائل پیچیده به موضوعات ساده‌تر با قوانین تصمیم‌گیری و اعمال استراتژی مشابه برای یک مسأله جدید است [۲۴]. توسعه مداوم ماشین یادگیری منجر به الگوریتم‌های درخت تصمیم جدید قدرتمندی مانند مدل لجستیک درختی (LMT) شده که در آن گره‌های برگ جایگزین یک صفحه رگرسیون با یک مقدار ثابت می‌شوند [۵۹]. مدل لجستیک درختی یک مدل طبقه‌بندی است که روش‌های یادگیری درخت تصمیم را با رگرسیون لجستیک ترکیب می‌نماید [۴۸]. در لجستیک از روش دستیابی به اطلاعات گوناگون برای خرد کردن و از الگوریتم LogitBoost برای ایجاد یک مدل رگرسیون لجستیک در هر گره از درخت استفاده شده [۳۷] و درخت با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی و درخت رگرسیون هرس می‌شود [۵۴]. به‌منظور جلوگیری از بیش‌برازش داده‌های آموزش در LMT، از اعتبارسنجی متقابل<sup>۱</sup> برای پیدا نمودن تعداد تکرارهای LogitBoost استفاده می‌شود. الگوریتم LogitBoost برای هر کلاس  $M_i$  (زمین لغزش یا غیرزمین‌لغزش) از رگرسیون لجیستیک افزایشی برازش‌های حداقل مربعات به صورت رابطه زیر استفاده می‌نماید [۲۱].

$$L_M(x) = \sum_{i=1}^n \beta_i X_i + \beta_0 \quad (3)$$

که در این جا  $\beta_i$  ضریب  $i$ امین مولفه بردار ورودی  $x$  بوده و  $n$  تعداد فاکتورهای مؤثر زمین‌لغزش می‌باشد. در مدل LMT از روش رگرسیون لجیستیک خطی برای محاسبه احتمالات پسین (ثانویه) در گره‌های برگ

در قالب رابطه زیر استفاده می‌شود [۳۷]:

$$P(M|x) = \frac{\exp(L_M(x))}{\sum_{M=1}^D \exp(L_M(x))} \quad (4)$$

که در این جا  $D$  تعداد کلاس‌ها بوده و برازش‌های حداقل مربعات تابع  $L_M(x)$  به صورت  $\sum_{D=1}^D L_M(x) = 0$  تبدیل می‌شود. محاسبات مربوط به ضرایب عوامل در مدل LMT با استفاده از نرم افزار Weka 3.6.9 انجام و نقشه نهایی حساسیت‌پذیری با اعمال ضرایب مربوط به عوامل در محیط Arc GIS 10.3 تهیه گردید.

### ۴،۲،۲. نقشه پهنه‌بندی و مساحت پهنه‌های لغزشی به

#### درصد

پس از مشخص شدن اعتبار اولیه مدل‌های رگرسیون لجستیک و مدل لجستیک درختی نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت به زمین لغزش تهیه گردید. در نهایت با توجه به محدوده مقادیر حساسیت‌پذیری زمین لغزش به دست آمده در هر مدل براساس روش طبقه‌بندی تفکیک طبیعی (Natural Breaks) منطقه مورد مطالعه به ۵ کلاس حساسیت‌پذیری بسیار کم، کم، متوسط، زیاد و بسیار زیاد تقسیم گردید. پس از انجام پهنه‌بندی زمین لغزش درصد پهنه‌های لغزشی در هر کلاس محاسبه شد.

### ۵،۲،۲. ارزیابی نقشه‌های حساسیت‌پذیری زمین لغزش

ارزیابی یک گام اساسی در توسعه و تعیین کیفیت نقشه یا مدل پهنه‌بندی حساسیت نسبت به زمین لغزش است. در این مطالعه به‌منظور ارزیابی و مقایسه نقشه‌های حساسیت‌پذیری حاصل از روش‌های مورد بررسی، مطابق با سوابق پژوهشی [۱۲]، از منحنی عامل گیرنده (ROC) و سطح زیر منحنی (AUC) استفاده شد. منحنی ROC یک منحنی است که روی محور  $x$  مقدار  $\text{Specificity}$  (نسبت پیکسل‌های عدم حضور زمین لغزش که به درستی به‌عنوان عدم حضور زمین لغزش طبقه‌بندی شده‌اند) و

که در این معادله LSI: عامل حساسیت می‌باشد. بر اساس معادله ۷، عوامل کاربری اراضی (Landuse)، تابش خورشیدی (solar rad.) و جهت (Aspect)، فاصله از گسل (Fault distance) و زمین‌شناسی (Geology) مثبت بوده و عوامل فاصله از جاده (Road distance)، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) و انحنای کلی (General Cur.)، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، شاخص قدرت رودخانه (SPI)، ارتفاع از سطح دریا (Elevation)، و فاصله از آبراهه (Stream distance) دارای ضرایب منفی هستند. همچنین ضرایب معادله روش رگرسیون لجستیک نشان داد که عامل فاصله از جاده دارای بیشترین تأثیر روی وقوع زمین‌لغزش‌ها بوده و بعد از آن به ترتیب عوامل کاربری اراضی، شاخص رطوبت توپوگرافی و شاخص موقعیت توپوگرافی و شاخص قدرت رودخانه دارای بیشترین تأثیر گذاری بوده‌اند. همچنین عوامل دیگری که در این معادله وارد نشدند نیز تأثیری بر رخداد زمین‌لغزش‌های حوضه سرخون نداشته‌اند. در نهایت نقشه احتمال وقوع یا همان حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش حوضه از طریق محاسبه رابطه فوق برای تمامی پیکسل‌های نقشه به دست آمد. شکل ۲ نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش با استفاده از روش رگرسیون لجستیک را نشان می‌دهد. بررسی نقشه نشان داد که مناطق شمال غربی و جنوب شرقی حوضه در کلاس حساسیت‌پذیری کم و خیلی کم قرار گرفته و مناطق با حساسیت‌پذیری متوسط تا بسیار زیاد به صورت نواری از شمال تا جنوب حوضه کشیده شده‌اند. این نقشه به پنج کلاس شامل حساسیت‌پذیری بسیار کم (۰/۱۰۲ - ۰)، کم (۰/۲۸۱ - ۰/۱۰۳)، متوسط (۰/۵۰۸ - ۰/۲۸۲)، زیاد (۰/۷۳۱ - ۰/۵۰۹) و بسیار زیاد (۰/۹۹۷ - ۰/۷۳۲) طبقه‌بندی شد.

محاسبه سطح پوشش داده شده توسط هر کلاس نشان داد که کلاس حساسیت‌پذیری بسیار کم دارای بزرگترین مساحت (۱۰۶۶۵/۳۷ هکتار) بوده و از این حیث به ترتیب کلاس‌های کم (۳۰۶۴/۷۸ هکتار)، متوسط

روی محور Yها مقدار Sensitivity (نسبت پیکسل‌های زمین‌لغزش که به درستی به‌عنوان زمین‌لغزش طبقه‌بندی شده‌اند) مشخص می‌باشد. مقادیر Specificity و Sensitivity با توجه به روابط زیر محاسبه می‌شوند [۵۲]:

$$\text{Specificity} = n(\text{TN}) / [n(\text{TN}) + n(\text{FP})] \quad (۵)$$

$$\text{Sensitivity} = n(\text{TP}) / [n(\text{TP}) + n(\text{FN})] \quad (۶)$$

در این روابط n(TN) تعداد نقاط غیر زمین‌لغزشی که درست تشخیص داده شده، n(FP) تعداد نقاط زمین‌لغزشی که اشتباه تشخیص داده شده، n(TP) تعداد نقاط زمین‌لغزشی که درست تشخیص داده شده و n(FN) تعداد نقاط غیر زمین‌لغزشی که اشتباه تشخیص داده شده می‌باشد. سطح زیر منحنی ROC نشان‌دهنده توانایی یک مدل برای پیش‌بینی پیکسل‌های زمین‌لغزش و غیر زمین‌لغزش است، مقدار AUC صفر نشان‌دهنده آن است که مدل غیرواقعی بوده [۵۴] و مقدار AUC بالاتر نشان‌دهنده قابلیت پیش‌بینی بهتر مدل است. در این مطالعه تعداد نقاط صحیح و اشتباه پیش‌بینی شده برای نقشه‌های حساسیت‌پذیری حاصل از مدل‌های مورد بررسی در محیط GIS محاسبه و در ادامه ترسیم منحنی ROC و محاسبه شاخص AUC در نرم‌افزار SPSS انجام شد.

### ۳. نتایج

#### ۳.۱. نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش با استفاده

#### از روش‌های رگرسیون لجستیک

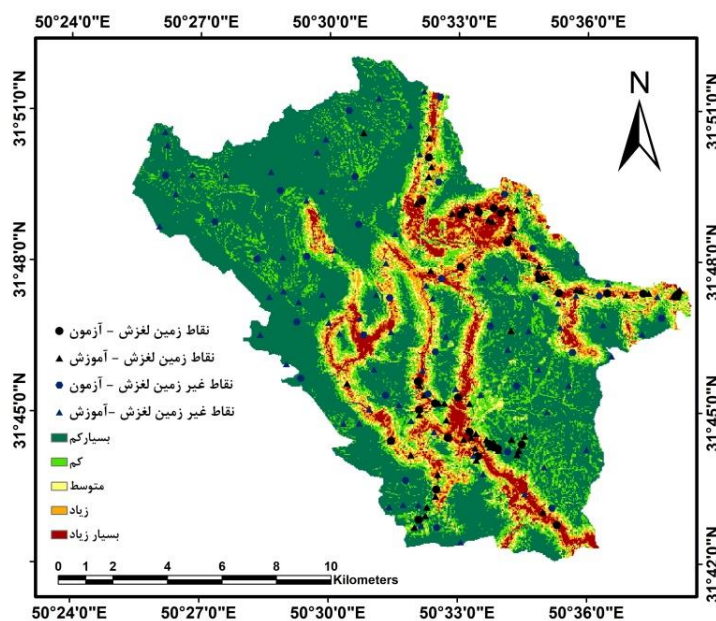
پس از انجام تجزیه و تحلیل رگرسیون لجستیک در نرم‌افزار SPSS، معادله پیش‌بینی وقوع زمین‌لغزش به صورت زیر به دست آمد:

(۷)

$$LSI = \frac{1}{1 + e^{(-0.808 \times \text{Road distance}) + (0.726 \times \text{Landuse}) + (-0.62 \times \text{TWI}) + (-0.512 \times \text{General Cur.}) + (-0.51 \times \text{TPI}) + (-0.509 \times \text{SPI}) + (0.412 \times \text{Solar rad.}) + (-0.25 \times \text{Elevation}) + (0.202 \times \text{Aspect}) + (0.05 \times \text{Fault distance}) + (0.02 \times \text{Geology}) + (-0.02 \times \text{Stream distance}) - 2.02}}$$



(۱۷۷۵/۲۵ هکتار)، زیاد (۱۶۱۶/۴۱ هکتار) و بسیار زیاد (۱۵۴۷/۶۱ هکتار) را می‌توان مشاهده کرد (جدول ۲).



شکل ۲. نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش تهیه شده با استفاده از روش رگرسیون لجستیک

جدول ۲. مساحت و درصد از مساحت کل حوزه‌های رگرسیون لجستیک و مدل لجستیک درختی موجود در حوزه آبخیز سرخون

روش پهنه‌بندی	طبقه حساسیت	محدوده طبقه	مساحت (ha)	درصد از مساحت کل
رگرسیون لجستیک	بسیار کم	۰ - ۰/۱۰۲	۱۰۶۶۵/۳۷	۵۷/۱۲
	کم	۰/۱۰۳ - ۰/۲۸۱	۳۰۶۴/۴۸	۱۶/۴۱
	متوسط	۰/۲۸۲ - ۰/۵۰۸	۱۷۷۵/۲۵	۹/۵۴
	زیاد	۰/۵۰۹ - ۰/۷۳۱	۱۶۱۶/۴۱	۸/۶۵
	بسیار زیاد	۰/۷۳۲ - ۰/۹۹۷	۱۵۴۷/۶۱	۸/۲۸
مدل لجستیک درختی	بسیار کم	۰ - ۰/۰۲۳	۳۵۷۳/۴۱	۱۹/۱۴
	کم	۰/۰۲۴ - ۰/۰۵۷	۴۱۰۵/۵۸	۲۲/۰۱
	متوسط	۰/۰۵۸ - ۰/۱۲۱	۳۷۴۶/۱۲	۲۰/۰۶
	زیاد	۰/۱۲۲ - ۰/۲۵۷	۳۶۴۷/۸۷	۱۹/۵۳
	بسیار زیاد	۰/۲۵۸ - ۰/۹۶۳	۳۵۹۶/۱۵	۱۹/۲۶

متغیر دخالت داده شده، به صورت زیر به دست آمد:

(۸)

$$LSI = \frac{1}{1 + e^{-\left[ \begin{aligned} &(0.81 \times \text{Profile Cur}) + (0.66 \times \text{Landuse}) + (-0.598 \times \text{Road distance}) + \\ &(0.533 \times \text{Longitudinal Cur}) + (-0.52 \times \text{TWI}) + (-0.49 \times \text{TPI}) + (0.49 \times \text{SPI}) + \\ &(-0.476 \times \text{General Cur}) + (0.40 \times \text{Solar Rad}) + (0.30 \times \text{Tangential Cur}) + \\ &(0.20 \times \text{Elevation}) + (-0.12 \times \text{Stream distance}) + (0.12 \times \text{Aspect}) + \\ &(0.07 \times \text{Geology}) + (-0.06 \times \text{Fault distance}) - 10.22 \end{aligned} \right]}}$$

با توجه به معادله ۸ شاخص LSI، عامل

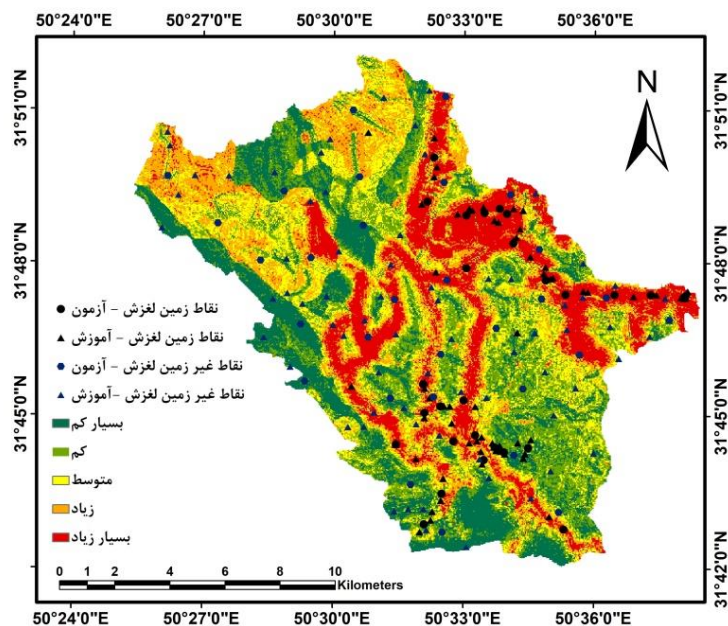
۲،۳. نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش با استفاده

از مدل لجستیک درختی

پس از تجزیه و تحلیل داده‌ها با استفاده از مدل لجستیک درختی در محیط نرم‌افزار WEKA 3.6.9، معادله حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش برای منطقه با ۱۵

حساسیت‌پذیری زمین لغزش مدل لجستیک درختی به ترتیب اهمیت عوامل انحنای قائم، کاربری اراضی و فاصله از جاده بیش‌ترین تأثیر یا اهمیت را روی حساسیت‌پذیری زمین لغزش داشتند. همچنین با توجه به مدل لجستیک درختی عوامل طول و درجه شیب، انحنای افقی، شیب، شاخص زبری زمین و بارندگی نیز تأثیری بر رخداد زمین لغزش‌های منطقه نداشته و در معادله وارد نشدند. پس از تعیین وزن کلاس‌های عوامل مؤثر بر وقوع زمین لغزش با استفاده از مدل لجستیک درختی، نقشه حساسیت‌پذیری زمین لغزش براساس رابطه ۸ برای منطقه مورد مطالعه تهیه و در شکل ۳ نشان داده شده‌است.

حساسیت‌پذیری زمین لغزش بوده و عوامل انحنای قائم (Profile Cur.)، کاربری اراضی (Landuse)، انحنای طولی (Longitudinal Cur.)، شاخص قدرت آبراهه (SPI)، تابش خورشید سالانه (Solar Rad.)، انحنای مماس (Tangential Cur.)، ارتفاع (Elevation)، جهت شیب (Aspect) و زمین‌شناسی (Geology) دارای ضرایب مثبت و همچنین عوامل فاصله از آبراهه (Road distance)، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، انحنای کلی (General Cur.) فاصله از آبراهه (Stream distance) و فاصله از گسل (Fault distance)، دارای ضرایب منفی بودند. بر اساس معادله



شکل ۳. نقشه حساسیت‌پذیری زمین لغزش تهیه شده با استفاده از مدل لجستیک درختی

و پس از آن به ترتیب کلاس‌های متوسط (۳۷۴۶/۱۲) هکتار، زیاد (۳۶۴۷/۸۷ هکتار) و بسیار کم (۳۵۹۶/۱۵) مساحت‌های بعدی را به خود اختصاص داده‌اند (جدول ۲).

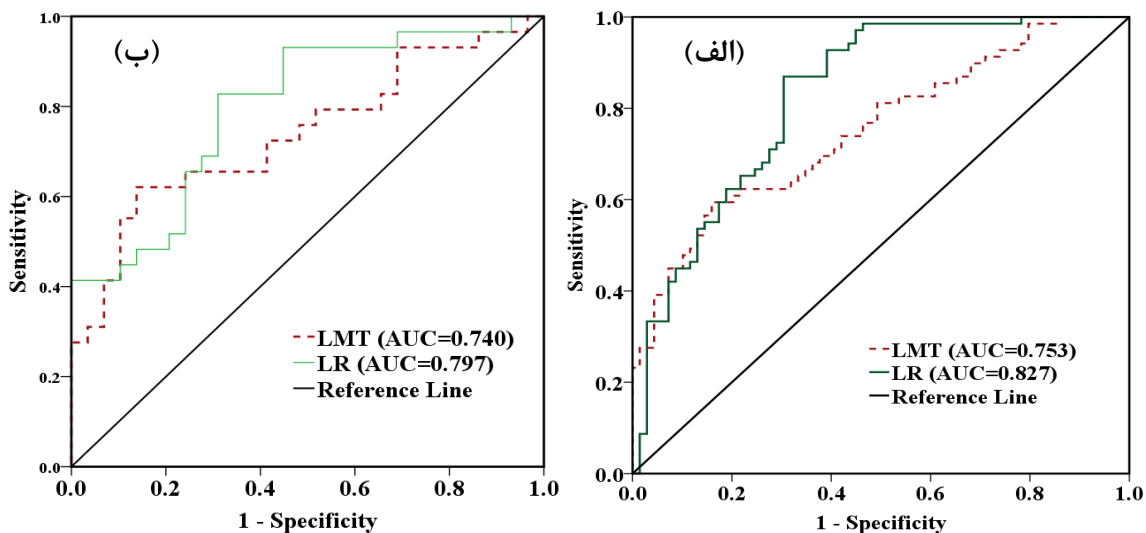
### ۳.۳. ارزیابی روش‌های تهیه نقشه حساسیت‌پذیری

#### زمین لغزش

این نقشه نیز برحسب مقادیر حساسیت‌پذیری به دست آمده توسط LMT به پنج کلاس شامل حساسیت‌پذیری بسیار کم (۰/۰۲۳ - ۰)، کم (۰/۰۵۷ - ۰/۰۲۴)، متوسط (۰/۱۲۱ - ۰/۰۵۸)، بسیار زیاد (۰/۲۵۷ - ۰/۱۲۲) و زیاد (۰/۹۶۳ - ۰/۲۸۵) طبقه‌بندی شدند. محاسبات نشان داد که کلاس حساسیت‌پذیری کم با مساحت ۴۱۰۵/۵۸ هکتار (۲۲/۰۱ درصد) بیشترین مساحت را از حوضه پوشش داده

(شکل ۴-ب). این نتایج بیان‌گر دقت قابل قبول هر دو مدل در تهیه نقشه حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه بود. هرچند که مقدار بالاتر شاخص AUC برای مدل رگرسیون لجستیک مبین دقت پیش‌بینی بالاتر این مدل چه در مرحله مدل‌سازی و چه در مرحله اعتبار‌سنجی نسبت به مدل لجستیک درختی بوده است، لذا این مدل به‌عنوان مدل مناسب‌تر برای شناخت الگوی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش در حوزه آبخیز سرخون معرفی گردید.

پس از تهیه نقشه‌های حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های رگرسیون لجستیک و مدل لجستیک درختی، منحنی ROC و شاخص AUC در دو مرحله مدل‌سازی و اعتبار‌سنجی محاسبه گردید. با توجه به نتایج منحنی‌ها مساحت زیرمنحنی (AUC) برای داده‌های مدل‌سازی در منطقه مورد مطالعه برای روش‌های رگرسیون لجستیک (LR) و مدل لجستیک درختی (LMT) به ترتیب ۰/۸۲۷ و ۰/۷۵۳ برآورد گردید (شکل ۴-الف). از طرفی نتایج این مقادیر در مرحله اعتبار‌سنجی برای روش‌های ذکر شده ۰/۷۹۷ و ۰/۷۴۰ به‌دست آمد



شکل ۴. منحنی ROC برای مدل‌های رگرسیون لجستیک (خط ممتد) و رگرسیون لجستیک درختی (خط نقطه چین) در مرحله مدل‌سازی (الف) و مرحله اعتبار‌سنجی (ب)

دخالت داده می‌شوند. اندازه‌گیری کمی بسیاری از فاکتورهای ژئومورفومتریکی به وسیله بازدیدهای میدانی سخت بوده و بنابراین آگاهی از ارتباط آن‌ها در رخداد مکانسیم زمین‌لغزش مشکل است [۵۳]. نتایج حاصل از بررسی عوامل مؤثر با استفاده از رگرسیون لجستیک نشان داد که عامل فاصله از جاده، دارای بیش‌ترین تأثیر بر وقوع زمین‌لغزش می‌باشد. علت اصلی این موضوع آن است که جاده‌ها و وضعیت طبیعی دامنه را بهم زده و باعث به وجود

#### ۴. بحث و نتیجه‌گیری

دلایل رخداد زمین‌لغزش بسیار پیچیده و گاهی ناشناخته باقی می‌ماند. اگرچه فاکتورهای پایه‌ای مؤثر در رخداد زمین‌لغزش طی بازدیدهای میدانی، تفسیر عکس‌های هوایی و تصاویر ماهواره‌ای می‌تواند مشاهده شود، اما هم‌چنان برخی از فاکتورها نادیده‌ها گرفته می‌شوند. بنابراین برای بررسی عوامل مؤثر در رخداد زمین‌لغزش چندین عامل ژئومورفومتری در تحلیل‌ها

گلستان نیز [۳۵]، فاصله از جاده مهم‌ترین عوامل انسانی و عوامل زمین‌شناسی، فاصله از رودخانه و شیب مهم‌ترین عوامل طبیعی معرفی شدند. همچنین در پژوهشی دیگر بیان شده که کاربری اراضی بیش‌ترین تأثیر در وقوع زمین‌لغزش را در منطقه مورد مطالعه حاضر (حوضه سرخون کارون) داشته‌است [۴۹]. در مدل‌سازی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش عوامل مؤثر با ارزش پیش‌بینی صفر باید حذف شوند [۵۴]، از آنجایی که برخی فاکتورهای مؤثر بر زمین‌لغزش در روابط ارائه شده توسط هر دو مدل، مقادیر ضریب یا ارزش صفر از خود نشان دادند لذا در مدل نهایی حذف شدند. علاوه بر این، مطالعات قبلی نیز نشان داده‌اند که تنها یک عامل مؤثر لزوماً اهمیت زیادی در مدل‌سازی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش ندارند. این عامل مؤثر بسیار خاص و بستگی به مقیاس پذیرفته‌شده برای روش تجزیه و تحلیل و انتخاب دارد. به همین دلیل، تمام بیست عامل مؤثر در تجزیه و تحلیل ساخت دو مدل مورد استفاده قرار نگرفتند. ارزیابی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش یکی از مهم‌ترین موضوعات در دهه‌های اخیر است که علت آن شناسایی مناطق حساس زمین‌لغزش است که می‌توانند در برنامه‌ریزی استفاده از زمین، تصمیم‌گیرندگان و هشدار خطر زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گیرد. انتخاب مدل حساسیت‌پذیری با قابلیت پیش‌بینی بالا بستگی به روش‌های مورد استفاده دارد. روش‌های مختلف حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش توسط پژوهشگران قبلی پیشنهاد شده‌است. در حالی که دقت پیش‌بینی این روش‌ها هنوز مورد بحث است [۲]. در این پژوهش دو روش رگرسیون لجستیک و مدل لجستیک درختی برای مدل‌سازی حساسیت‌پذیری زمین‌لغزش در منطقه سرخون مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج به‌دست آمده با استفاده از شاخص AUC نشان‌دهنده دقت پیش‌بینی و موفقیت هر دو مدل در منطقه مورد مطالعه بود. یافته‌های تحقیق مبنی بر کارایی قابل قبول مدل LMT در دو مرحله مدل‌سازی و اعتبارسنجی بیان‌کننده این امر است

آمدن بریدگی‌های عمودی می‌شوند. این موضوع سبب افزایش فشار در قسمت پایین جاده شده و منجر به افزایش زمین‌لغزش در اطراف جاده می‌گردد [۴۰]. در کل احداث جاده اگر چه برای توسعه اقتصادی در منطقه ضروری است. اما ممکن است با احداث غیر اصولی باعث ناپایداری در دامنه‌ها گردد [۳۴]. به این دلیل است که در بسیاری از مطالعات زمین‌لغزش، جاده به‌عنوان فاکتوری تأثیرگذار در نظر گرفته می‌شود [۴۰، ۱۹، ۲۹]. همچنین یافته‌ها حاکی از آن بود که با افزایش ارتفاع، میزان حساسیت‌پذیری به خطر زمین‌لغزش کاهش یافته‌است. به‌طور طبیعی هر چه ارتفاع بیش‌تر شود، حساسیت‌پذیری به وقوع زمین‌لغزش بیش‌تر می‌شود، اما چنانچه در ارتفاع‌های بالا وقوع زمین‌لغزش کمتر گردد، نشان‌دهنده آن است که در این منطقه عوامل دیگری همچون سنگ‌شناسی، در برابر لغزش مقاوم بوده‌است [۴۵]. همچنین جهت شیب به‌عنوان سومین عامل مؤثر شناسایی شد. با توجه به ماهیت کوهستانی منطقه تابش خورشید باعث ذوب برف‌های این نواحی می‌شود که این امر موجب مرطوب شدن خاک‌های این بخش از جهات دامنه‌ها می‌شود. به عبارت ساده‌تر آب به تدریج در زمین نفوذ کرده و تحت تأثیر نیروی ثقل روی دامنه به حرکت در می‌آید. همچنین با انبساط خاک‌ها هنگام روز و انقباض آن هنگام شب، زمینه ناپایداری و سست شدن این خاک‌ها فراهم می‌آید که این خود می‌تواند عامل دیگری برای رخداد زمین‌لغزش محسوب شود [۱]. برخی محققان بیان نموده‌اند که در تحقیقات، درباره تأثیر جهت شیب بر وقوع زمین‌لغزش توافق کلی وجود نداشته‌است، بر این اساس می‌توان گفت که جهت شیب به‌عنوان یک فاکتور اصلی در وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه نقش اصلی را ایفا نموده و عوامل دیگر، سبب شده‌است که تأثیر این عامل در وقوع زمین‌لغزش کم‌رنگ باشد [۹]. طی مطالعه‌ای روی زمین‌لغزش‌ها در چین، فاصله از جاده، ارتفاع، فاصله از رودخانه، کاربری زمین [۱۳] به‌عنوان مهم‌ترین عوامل مؤثر شناسایی شدند. همچنین در استان

قابلیت بالایی برای تهیه نقشه حساسیت پذیری زمین‌لغزش در حوزه‌های آبخیز با شرایط مشابه حوضه سرخون است.

با توجه به بالابودن تأثیر جاده در این مدل می‌توان پیشنهاد نمود که اولویت روش‌های جلوگیری و مبارزه با وقوع زمین‌لغزش باید روی کاهش اثر ساخت جاده‌های منطقه باشد، ضمن این‌که اگر در آینده عملیات توسعه جاده در حوضه مدنظر باشد، این عملیات بایستی با رعایت دقیق اصول جاده‌سازی و رعایت پایداری دامنه‌ها انجام شود.

که این مدل می‌تواند به متغیرهای هدف دوبره‌ای و چندگانه، ویژگی‌های عددی و اسمی و مقادیر گم‌شده رسیدگی کند. این یافته با نتایج برخی پژوهش‌ها [۱۲]، [۱۴] مطابقت دارد. همچنین نتایج تحقیق مبنی بر عملکرد قابل قبول مدل رگرسیون لجستیک چه در مرحله مدل‌سازی و چه در مرحله اعتبارسنجی نیز با یافته‌های [۴۴، ۸، ۳۱] که همگی بر کارایی بالای روش رگرسیون لجستیک تأکید داشته‌اند مطابقت دارد. همچنین سایر نتایج نشان داد که مدل رگرسیون لجستیک دارای قابلیت پیش‌بینی بالاتری در مقایسه با مدل لجستیک درختی بوده است. این یافته حاکی از آن است که این مدل دارای

## References

- [1] Abedini, M. and Yaghoob Nejad Asl, N. (2017). Risk zonation of the landslides in Tehran province using Fuzzy Model. *Journal of Emergency Management*, 6(1), 145-155.
- [2] Akgun, A. (2012). A comparison of landslide susceptibility maps produced by logistic regression, multi-criteria decision, and likelihood ratio methods: a case study at Izmir, Turkey. *Landslides*, 9, 93-106.
- [3] Arab Ameri, A., Shirani, K., and Halabiyani, A. (2016). Evaluation of prediction capability of the Statistical and Logistic models for mapping landslide susceptibility (Case Study: Vanak basin). *Environmental Geography*, 9(32): 123-140.
- [4] Atkinson, P. and Massari, R. (2011). Autologistic modelling of susceptibility to landsliding in the Central Apennines, Italy. *Geomorphology*, 130(1-2), 55-64.
- [5] Ayalew, L. and Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the kakuda-yahiko Mountains, central Japan. *Geomorphology*, 65, 15-31.
- [6] Bai, S. B., Wang, J., Thiebes, B., Cheng, C. and Chang, Z.Y. (2013). Susceptibility assessments of the Wenchuan earthquake-triggered landslides in Longnan using logistic regression. *Environmental Earth Sciences*, 71(2), 731-743.
- [7] Cabrera, A.F. (1991). Logistic regression analysis in higher education: an applied perspective. Ln: Higher Education: Handbook of Theory and research, 10, 225- 256.
- [8] Can, T., Nefeslioglu, H.A., Gokceoglu, C., Sonmez, H. and Duman, Y. (2005). Susceptibility assessments of shallow earthflows triggered by rainfall at three catchments by logistic regression analyses. *Geomorphology*, 82, 250- 271.
- [9] Carrara, A. and Pike, R.J. (2008). GIS technology and models for assessing landslide hazard and risk. *Geomorphology*, 94, 257-260.
- [10] Chacon, J., Irigaray, C., Fernandez, T. and El Hamdouni, R. (2006). Engineering geology maps: landslides and geographical information system. *Bull. Eng. Geol. Environ*, 2, 280-290.
- [11] Chau, K.T. and Chan, J.E. (2005). Regional bias of landslide data in generating Susceptibility maps using logistic regression: Case of Hong Kong Island. *Landslide*, 2, 280-290.

- [12] Chen, W., Panahi, M. and Reza, H. (2017). Performance evaluation of GIS-based new ensemble data mining techniques of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with genetic algorithm (GA), differential evolution (DE), and particle swarm optimization (PSO) for landslide spatial. *Catena*, 157, 310–324.
- [13] Chen, W., Xie, X., Peng, J., Wang, J., Duan, Z. and Hong, H. (2017). GIS-based landslide susceptibility modelling: a comparative assessment of kernel logistic regression, Naïve-Bayes tree, and alternating decision tree models. *Geomatics. Natural Hazards and Risk*, 8:2, 950-973.
- [14] Chen, W., Xie, X., Wang, J., Pradhan, B., Hong, H., Tien Bui, D., Duan, Z. and Ma, J. (2017). A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility. *Catena*, 151, 160-147.
- [15] Costanzo, D., Rotigliano, E., Irigaray, C., Jiménez-Perálvarez, J.D. and Chacón, J. (2012). Factor selection in landslide susceptibility modelling on large scale following the GIS matrix method: application to the river Beiro basin (Spain), *Natural Hazards and Earth System Sciences*. 12(2), 327-340.
- [16] Dai, F.C. and Lee, C.F. (2002). Landslide characteristics and slope instability modeling GIS, Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*, 42, 213-228.
- [17] Das, I., Sahoo, S., Westen, C., Stein, A. and Hack, R. (2010). Landslide susceptibility assessment using logistic regression and its comparison with a rock mass classification system, along road section in the northern Himalayas (India). *Geomorphology*, 114, 627-637.
- [18] Das, I., Stein, A., Kerle, N. and Dadhwal, V.K. (2012). Landslide susceptibility mapping along road corridors in the Indian Himalayas using Bayesian logistic regression models. *Geomorphology*, 179, 116-125.
- [19] Demir, G., Aytakin, M., Akgun, A., Ikizler, S.B. and Tatar, O. (2013). A comparison of landslide susceptibility mapping of the eastern part of the North Anatolian Fault Zone (Turkey) by likelihood – frequency ratio and analytic hierarchy process methods. *Natural Hazards*, 65, 1481 – 1506.
- [20] Devkota, K.C., Regmi, A.D., Pourghasemi, H.R., Yoshida, K., Pradhan, B., Ryu, I.C., Dhital, M.R. and Althuwaynee, O.F. (2013). Landslide susceptibility mapping using certainty factor, index of entropy and logistic regression models in GIS and their comparison at Mugling–Narayanghat road section in Nepal Himalaya. *Natural Hazards*, 65(1), 135-165.
- [21] Doetsch, P., Buck, C., Golik, P., Hoppe, N., Kramp, M., Laudenberg, J., Oberdörfer, C., Steingrube, P., Forster, J. and Mauser, A. (2009). Logistic Model Trees with AUC Split Criterion for the KDD Cup. *Small Challenge*. 7, 77-88.
- [22] Esmaili R. and Shokati R. (2015). Evaluation of Gully Erosion Susceptibility Using Logistic Regression, in Salavat Abad, Kordestan Province. *Arid Regions Geographic Studies*, 5 (20), 91-104.
- [23] Foroozanfar, M., Vahabzadeh G. and Pourghasemi H.R. (2014). Landslide Susceptibility Mapping Using Fusion Models of Frequency Ratio (FR) and Analytical Hierarchy Process (AHP). *Environmental Erosion Researches*, 3(4), 17-29.
- [24] Gama, J. (2004). Functional trees. *Mach Learn*, 55, 219–250.
- [25] Gobin, A., Campling, P. and Feyen, J. (2001). Logistic modelling to identify and monitor local land management systems. *Agricultural Systems*, 67, 1–20.
- [26] Guzzetti, F., Carrara, A., Cardinali, M. and Reichenbach, P. (1999). Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. *Geomorphology*, 31(1–4), 181–216.
- [27] Hemmati, F. and Hejazi, S. (2017). Landslide Susceptibility Zonation Using Logistic Regression in Lavasanat Watershed. *Journal of Applied researches in Geographical*, 17(45), 7-24.
- [28] Hong, H., Naghibi, S.A., Pourghasemi, H.R. and Pradhan, B. (2016). GIS-based landslide spatial modeling in Ganzhou City, China. *Arab. J. Geosci*, 9(2), 1–26.
- [29] Jaafari, A., Najafi, A., Pourghasemi, H.R., Rezaeian, J. and Sattarian, A. (2014). GIS – based frequency ratio and index of entropy models for landslide susceptibility assessment in the Caspian forest, northern Iran. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 11, 909 – 926.
- [30] Jebur, M.N. Pradhan B. and Tehrany, MS. (2014). Optimization of landslide conditioning factors using very high-resolution airborne laser scanning (LiDAR) data at catchment scale. *Remote Sens Environ*, 152, 150–165.

- [31] Kavzoglu, T., Kutlug Sahin, E. and Colkesen, I. (2015). An assessment of multivariate and bivariate approaches in landslide susceptibility mapping: a case study of Duzkoy district. *Natural Hazards*, 76(1), 471-496.
- [32] Kleinbaum, D.G. (1994). *Logistic Regression: a Self-learning Text*. Springer, New York, p. 282.
- [33] Komac, M. (2006). A landslide susceptibility model using the analytical hierarchy process method and multivariate statistics in per Alpine Slovenia. *Geomorphology*, 74, 17-28.
- [34] Kordi, A., Dashtimarvili, M. and Motamedvaziri, B. (2013). Landslide Hazard Zoning Using Multivariate Linear Regression (Case Study: Kohsar Watershed). *Environmental Erosion Researches*, 2(4), 49-61.
- [35] Kornejady, A., Ownegh, M. and Sadoddin, A. (2015). Landslide Risk and Hazard Zonation (Case study: Ziarat Watershed- Golestan province). *Journal of Emergency Management*, 4(1), 51-62.
- [36] Lan, H.X., Zhou, C.H., Wang, L.J. and Zhang, H.J. (2004). Landslide watershed, Yunnan, China. *Engineering Geology*, 76, 101-128.
- [37] Landwehr, N., Hall, M. and Frank, E. (2005). Logistic model trees. *Mach. Learn*, 59 (1), 161–205.
- [38] Lee, S. and Sambath, T. (2006). Landslide susceptibility mapping in the Damrei Romel area. Cambodia using frequency ratio and logistic regression models. *Journal of Engineering Geology*, 50, 847-855.
- [39] Nafeslioglu, 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. *Journal of Engineering Geology*, 97, 171-191.
- [40] Nefeslioglu, H. A., Duman, T. Y. and Durmaz, S. (2008). Landslide susceptibility mapping for a part of tectonic Kelkit Valley (Easten Black Sea Region of Turkey). *Geomorphology*, 94, 401-418.
- [41] Nikjo, M., Moghadam, M. and Andaryani, S. (2018). Integration of Multi-criteria Decision Making Methods with Logistic Regression Approach to Assess Landslide-Prone Areas in Zilbir-Chai Basin. *Geography and Environmental Planning*, 28(4): 33-52.
- [42] Nourani, V., Pradhan, B., Ghaffari, H. and Sharifi, S.S. (2014). Landslide susceptibility mapping at Zonouz plain, Iran using genetic programming and comparison with frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network models. *Natural Hazards*, 71(1), 523–547.
- [43] Oh, H. J. and Lee, S. (2010). Cross validation of logistic regression model for landslide susceptibility mapping at Geneoung areas, Korea. *J. Disaster Advances*, 3, 44–55.
- [44] Ohlmacher, G.C. and Davis, J.C. (2003). Using Multiple Logistic Regression and GIS Technology to Predict Landslide Hazard in Northeast Kansas USA. *Journal of Engineering Geology*, 69, 331–343.
- [45] Pachauri, A.K. and Pant, M. (1992). Landslide hazard mapping based on geological attributes. *Journal of Engineering Geology*, 32, 81–100.
- [46] Pradhan, B. and Lee, S. (2010). Delineation of landslide hazard areas on penang Island, Malaysia, by using frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network models. *Environ, Earth Sci*, 60, 1037 -1054.
- [47] Pradhan, B. and Lee, S. (2009). Delineation of landslide hazard areas on Penang Island, Malaysia, by using frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network models. *Environmental Earth Science*, 60, 1037-1054.
- [48] Quinlan, JR. (1993). *C4.5: programs for machine learning*.
- [49] Shirani K. (2017). Modelling of Landslide Susceptibility Zonation Using Shannon's Entropy Index and weight of evidence model (Case Study: Sarkhoon's Karoon). *JWSS*. 21(1), 51-68.
- [50] Shirani, K., Seif, A. and Nasr, A. (2011). The Effects of Various Factors on Landslide and Its Hazard Zonation Using GIS (Case Study of Karoon Basin of Iran). *2nd International Conference on Environmental Science and Technology, IPCBEE, IACSIT Press, Singapore*, 6, 184-187.
- [51] Shirzadi, A., Lee, S., Oh, H. J. and Chapi, K. (2012). A GIS-based logistic regression model in rock-fall susceptibility mapping along a mountainous road: Salavat Abad case study, Kurdistan, Iran. *Natural Hazards*, 64(2), 1639-1656.

- [52] Shirzadi, A., Soleimani, K., Habibnejad Roshanbaha, M., Kaviyan, A. and Chapi, K. (2017). A Novel Ensemble Algorithm Based Model for Shallow Landslide Susceptibility Assessment around the Bijar City. *Geography and Development Iranian Journal*, 15(46), 225-246.
- [53] Solaimani, K., Zandi, J. and Habibnejad, M. (2015). Evaluating the Efficiency of Frequency Ratio, Bivariate (Wi), and (Wf) Methods of Landslide Susceptibility Mapping, A Case Study: Vazroud Watershed, Mazandaran Province, N Iran. *Journal of Geoscience*, 24(94), 41-50.
- [54] Tien Bui, D., Tuan, T.A., Klempe, H., Pradhan, B. and Revhaug, I. (2016). Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vectormachines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree. *Landslides*, 13 (2), 361-378.
- [55] Trigila, A., Iadanza, C., Esposito, C. and Scarascia-Mugnozza, G. (2015). Comparison of Logistic Regression and Random Forests techniques for shallow landslide susceptibility assessment in Giampilieri (NE Sicily, Italy). *Geomorphology*, 249, 119-136.
- [56] Tu, J.V. (1996). Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistical regression for predicting medical outcomes. *Journal of Clinical Epidemiology*, 49(11), 1225-1231.
- [57] Wang, L.J., Sawada, K. and Moriguchi, S. (2013). Landslide susceptibility analysis with logistic regression model based on FCM sampling strategy. *Computer and Geosciences*, 57, 81-92.
- [58] Watershed management study department of Chaharmahal and Bakhtiari province (2007). The Detailed studies of renewable natural resources management in Sarkhoon basin, Ardal.
- [59] Witten, I.H. Frank, E. and Mark, AH. (2011). *Data mining: practical machine learning tools and techniques* (third edition). Morgan Kaufmann, Burlington, 1-28.