

## ارائه مدل ترکیبی نوین به منظور افزایش دقت تهیه نقشه‌های حساسیت زمین لغزش با تأکید بر مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی (GWR) (مطالعه موردی: حوضه دزعلیا، استان اصفهان)

مجتبی یمانی - استاد گروه جغرافیای طبیعی، دانشگاه تهران.  
 غلامرضا مقامی مقیم - استادیار ژئومورفولوژی دانشکده علوم زمین، دانشگاه دامغان، دامغان.  
 علیرضا عرب عامری\* - دانشجوی دکتری ژئومورفولوژی، تربیت مدرس.  
 کورش شیرانی - استادیار بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، اصفهان، ایران.

پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۶/۲۷      تأیید نهایی: ۱۳۹۵/۱۲/۱۹

### چکیده

در این پژوهش یک مدل ترکیبی نوین به منظور افزایش دقت تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش در حوضه دزعلیا، استان اصفهان که یک منطقه حساس نسبت به زمین لغزش می‌باشد ارائه شده است. بدین منظور در ابتدا با استفاده از مطالعه ادبیات تحقیق، تفسیر عکس‌های هوایی و خصوصیات منطقه مطالعاتی ۲۳ فاکتور مؤثر در زمین لغزش شامل فاکتورهای ژئومورفولوژیکی، زمین‌شناختی، هیدرولوژیکی و محیطی انتخاب گردید، سپس با استفاده از مدل AHP به غربالگری پارامترها پرداخته شد و تعداد ۱۲ پارامتر به منظور اجرای مدل انتخاب گردید. با توجه به این که میزان تأثیر پارامترها در زمین لغزش در بخش‌های مختلف یک حوضه یکسان نمی‌باشد به منظور رفع این مشکل از مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی به منظور قطعه‌بندی حوضه مورد مطالعه استفاده گردید و حوضه با استفاده از ۳ پارامتر لیتولوژی، TPI و انحنا سطح به ۲۵ قطعه تقسیم گردید و سپس مدل SVM-FR برای هر یک از قطعه‌ها اجرا گردید و در نهایت از تلفیق قطعه‌ها، نقشه نهایی پهنه‌بندی حساسیت زمین لغزش حاصل گردید. از ۸۴ زمین لغزش موجود در منطقه ۷۰ درصد (۵۹ زمین لغزش) به منظور اجرای مدل و ۳۰ درصد (۲۵ زمین لغزش) به منظور صحت‌سنجی مورد استفاده قرار گرفت. به منظور بررسی دقت و صحت مدل، به مقایسه مدل با مدل‌های SVM-FR و FR با استفاده از منحنی ROC پرداخته شد و نتایج نشان داد مدل ترکیبی دارای دقت پیش‌بینی بالاتری (۰/۸۵۱) نسبت به مدل SVM-FR (۰/۷۴۲) و مدل FR (۰/۷۱۴) می‌باشد. بر اساس نتایج حاصل از مدل ترکیبی ۳۴۵۰/۵۱ هکتار (۲۰/۷۴ درصد) از منطقه مطالعاتی در رده خطر زیاد و ۴۴۱/۹۴ هکتار (۲/۶۶ درصد) در رده خطر خیلی زیاد قرار دارد. با توجه به تأثیر شگرف مدل GWR در بالا بردن دقت نقشه‌های حساسیت زمین لغزش، استفاده از آن در پژوهش‌های مربوط به زمین لغزش توصیه می‌گردد.

واژگان کلیدی: زمین لغزش، مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی، اعتبارسنجی، حوضه دزعلیا، روش مائسین بردار پشتیبان، نسبت فراوانی

## مقدمه

زمین‌لغزش‌ها یکی از رایج‌ترین خطرات طبیعی کاتاستروفیک می‌باشند که در بسیاری از نقاط جهان رخ می‌دهند و هر ساله باعث صدها میلیارد دلار خسارت اقتصادی و صدها هزار مرگ‌ومیر و جراحت می‌شوند (آلوتی و چادهاری، ۱۹۹۹). در طی سال‌های اخیر دولت‌ها و مؤسسات تحقیقاتی زیادی در سراسر جهان به میزان قابل‌ملاحظه‌ای در زمینه ارزیابی خطرات زمین‌لغزش به‌منظور تهیه نقشه‌هایی که توزیع فضایی زمین‌لغزش‌ها را نشان دهد سرمایه‌گذاری کرده‌اند (گوزتی و همکاران، ۱۹۹۹). علی‌رغم پیشرفت‌های حاصل‌شده در زمینه شناسایی، اندازه‌گیری، پیش‌بینی و سیستم‌های هشدار زمین‌لغزش، هنوز خسارات ناشی از زمین‌لغزش در سراسر جهان در حال افزایش است (اسچاستر، ۱۹۹۶). خسارات زیان‌بار زمین‌لغزش در ایران نسبتاً بسیار زیاد بوده و تاکنون جان تعداد زیادی از انسان‌ها را گرفته است. برای مثال، در بهار سال ۱۳۷۷ روستای آبیکار در منطقه بازفت چهارم‌حال و بختیاری در زیر حجم عظیمی از خاک و سنگ مدفون شد و همه اهالی این روستا از بین رفتند (علیمحمدی و همکاران، ۱۳۸۸). بر اساس گزارش کمیته ملی کاهش آثار بلایای طبیعی وزارت کشور در سال ۱۳۷۳ سهم خسارت سالانه ناشی از حرکت‌های توده‌ای در ایران ۵۰۰ میلیارد ریال برآورد گشته است (کرم، ۱۳۸۴؛ کرمی، ۱۳۸۶). بر اساس اطلاعات گروه مطالعه امور زمین‌لغزش‌ها در سازمان جنگل‌ها، مراتع و آبخیزداری وزارت جهاد کشاورزی از سال ۱۳۷۵ لغایت ۱۳۸۶ زمین‌لغزش‌ها در طول یازده سال ۱۲۶ هزار میلیارد ریال خسارت بر جای گذاشته‌اند (سازمان جنگل‌ها، مراتع و آبخیزداری وزارت جهاد کشاورزی، ۱۳۸۹). منطقه مورد مطالعه به دلیل توپوگرافی عمدتاً کوهستانی، فعالیت زمین‌ساختی و لرزه‌خیزی زیاد، شرایط متنوع زمین‌شناسی و اقلیمی، عمده شرایط طبیعی را برای ایجاد طیف وسیعی از زمین‌لغزش‌ها داراست، لذا به‌عنوان منطقه مورد مطالعه جهت انجام این پژوهش انتخاب گردید. تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش به‌عنوان یکی از مهم‌ترین گام‌ها به‌منظور کاهش و مدیریت خطرات زمین‌لغزش محسوب می‌گردد (وان و همکاران، ۲۰۱۴)، که پژوهش را به سمت مدل‌های پژوهش محور<sup>۵</sup> و داده محور<sup>۶</sup> سوق داده است (رگمی و همکاران، ۲۰۱۰). روش‌های پژوهش محور مانند فرآیند تحلیل سلسله مراتبی<sup>۸</sup> و ریاضیات فازی<sup>۹</sup> (باردو و همکاران، ۲۰۰۰) بر اساس تجزیه و تحلیل مکانیزم تشکیل لغزش و استفاده از تجربه و دانش کارشناسان برای انتخاب مهم‌ترین فاکتورهای محیطی مؤثر در زمین‌لغزش و مقادیر وزن کمی آن‌ها می‌باشد. از سوی دیگر، روش‌های داده محور شامل رگرسیون لجستیک<sup>۱۱</sup> (دی و لی، ۲۰۰۰، ۱۲؛ اولماچر و دیویس، ۲۰۰۰، ۱۳؛ آیالا و یاماگیش، ۲۰۰۵، ۱۴؛ اوه و لی، ۲۰۱۰، ۱۵؛ یالسن و همکاران، ۲۰۱۱، ۱۶؛ ارکانگلو و تمیز، ۲۰۱۱، ۱۷؛ بای و همکاران، ۲۰۱۱، ۱۸؛

۱ Chowdhury & Aleotti

۲ Guzzetti et al

۳ Schuster

۴ Wan et al

۵ knowledge-driven

۶ data-driven

۷ Regmi et al

۸ analytic hierarchy process (AHP)

۹ fuzzy mathematics

۱۰ Barredo et al

۱۱ logistic regression (LR)

۱۲ Dai and Lee

۱۳ Ohlmacher and Davis

۱۴ Ayalew and Yamagishi

۱۵ Oh and Lee

۱۶ Yalcin et al

۱۷ Ercanoglu and Temiz

۱۸ Bai et al

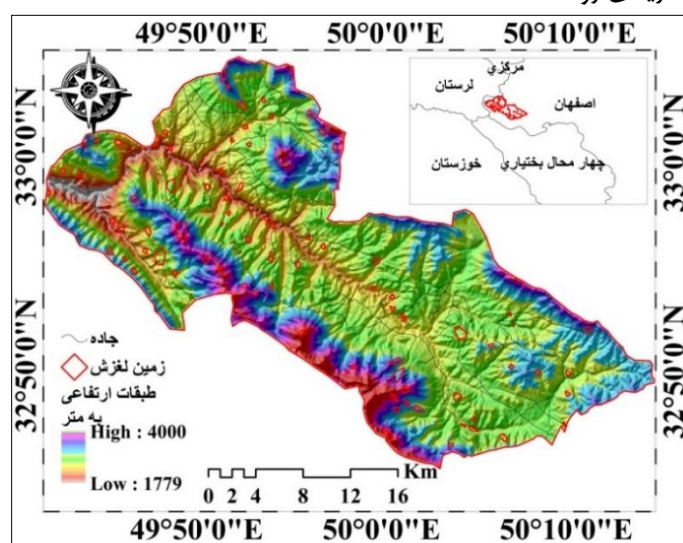
کانستنی و همکاران<sup>۱</sup>، ۲۰۱۴؛ هانگ و همکاران<sup>۲</sup>، ۲۰۱۵؛ چن و همکاران<sup>۳</sup>، ۲۰۱۶؛ چن و همکاران<sup>۴</sup>، ۲۰۱۷)، شبکه عصبی مصنوعی<sup>۵</sup> (لی و همکاران<sup>۶</sup>، ۲۰۰۳؛ گومز و کاووزوقلو<sup>۷</sup>، ۲۰۰۵؛ وانگ و ساسا<sup>۸</sup>، ۲۰۰۶؛ ملچپور و همکاران<sup>۹</sup>، ۲۰۰۶؛ لی و همکاران<sup>۱۰</sup>، ۲۰۱۲؛ زارع و همکاران<sup>۱۱</sup>، ۲۰۱۳؛ دو و همکاران<sup>۱۲</sup>، ۲۰۱۵؛ بینج و همکاران<sup>۱۳</sup>، ۲۰۱۶)، ماشین های بردار پشتیبان<sup>۱۴</sup> (یائو و همکاران<sup>۱۵</sup>، ۲۰۰۸؛ ارنر و دوزگان<sup>۱۶</sup>، ۲۰۱۰؛ مارچانوویک و همکاران<sup>۱۷</sup>، ۲۰۱۱؛ اکیسو و همکاران<sup>۱۸</sup>، ۲۰۱۲؛ بالابیا و استرلاسهینی<sup>۱۹</sup>، ۲۰۱۲؛ پرادهان<sup>۲۰</sup>، ۲۰۱۳؛ پورقاسمی و همکاران<sup>۲۱</sup>، ۲۰۱۳؛ سان<sup>۲۲</sup>، ۲۰۱۴؛ یائو و همکاران<sup>۲۳</sup>، ۲۰۱۴؛ پنگ و همکاران<sup>۲۴</sup>، ۲۰۱۴؛ هانگ و همکاران<sup>۲۵</sup>، ۲۰۱۶)، مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی<sup>۲۶</sup> (ارنر و دوزگان<sup>۲۷</sup>، ۲۰۱۰؛ سبکبار و همکاران<sup>۲۸</sup>، ۲۰۱۴؛ اکیسانیو و همکاران<sup>۲۹</sup>، ۲۰۱۶) و ... می باشد. این مدل ها بر اساس محاسبه کمی بین فاکتورهای محیطی مختلف مؤثر در زمین لغزش و توزیع مکانی زمین لغزش ها می باشد. در این پژوهش از یک رویکرد ترکیبی نوین GWR-SVM-FR استفاده گردیده است. به این نکته باید توجه داشت که درجه های مختلفی از تأثیر پارامترها ممکن است در منطقه مطالعاتی رخ دهد به گونه ای که با تغییر مکان در یک حوضه تأثیر یک پارامتر تغییر کند (، 2010). به منظور رفع این مشکل در این پژوهش از روش مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی در تهیه نقشه حساسیت زمین لغزش استفاده گردیده است که یک نوآوری و تحول در زمینه تهیه نقشه های حساسیت زمین لغزش می باشد. بدین صورت که از روش وزنی جغرافیایی برای قطعه بندی منطقه مطالعاتی به چندین منطقه پیش بینی با اندازه های مناسب استفاده گردید. بدین منظور، به هر واحد محاسباتی در منطقه مطالعاتی یک ضریب GWR با استفاده از استخراج نوع کرنل و انتخاب معیارهای مناسب اختصاص داده شد و واحدهایی که دارای ضریب مشابه بودند به عنوان

<sup>۱</sup> Conoscenti et al<sup>۲</sup> Hong et al<sup>۳</sup> Chen et al<sup>۴</sup> Chen et al<sup>۵</sup> artificial neural network (ANN)<sup>۶</sup> Lee et al<sup>۷</sup> Gomez and Kavzoglu<sup>۸</sup> Wang and Sassa<sup>۹</sup> Melchiorre et al<sup>۱۰</sup> Li et al<sup>۱۱</sup> Zare et al<sup>۱۲</sup> Dou et al<sup>۱۳</sup> Binh et al<sup>۱۴</sup> support vector machine (SVM)<sup>۱۵</sup> Yao et al<sup>۱۶</sup> Erener and Düzgün<sup>۱۷</sup> Marjanović et al<sup>۱۸</sup> Xu et al<sup>۱۹</sup> Ballabio and Sterlacchini<sup>۲۰</sup> Pradhan<sup>۲۱</sup> Pourghasemi et al<sup>۲۲</sup> San<sup>۲۳</sup> Yao et al<sup>۲۴</sup> Peng et al<sup>۲۵</sup> Hong et al<sup>۲۶</sup> geographically weighted regression (GWR)<sup>۲۷</sup> Erener and Düzgün<sup>۲۸</sup> Sabokbar et al<sup>۲۹</sup> Xianyu et al

یک واحد در نظر گرفته شدند. پس از قطعه‌بندی منطقه مطالعاتی، روش SVM-FR برای هر قطعه اجرا گردید و در نهایت از ادغام این قطعه‌ها نقشه نهایی پهنه‌بندی حاصل گردید.

### منطقه مطالعاتی

این منطقه در حد فاصله طول جغرافیایی  $36^{\circ} 49'$  تا  $19^{\circ} 50'$  شرقی و عرض جغرافیایی  $37^{\circ} 32'$  تا  $05^{\circ} 33'$  شمالی قرار دارد. وسعت منطقه مورد مطالعه  $16633/084$  هکتار است. در شکل ۱ موقعیت عمومی حوضه نسبت به مرز سیاسی استان و کشور نشان داده شده است. شهرستان فریدون‌شهر با ارتفاع میانگین ۲۵۰۰ متر از سطح دریا منطقه‌ای کوهستانی است که به صورت زبانه‌ای در میان استان‌های لرستان، خوزستان و چهارمحال و بختیاری واقع شده است. این منطقه در بالاترین بخش‌های حوضه آبریز دو رودخانه بزرگ ایران، یعنی زاینده‌رود و کارون واقع است. به‌طور کلی، این شهرستان دارای ۵ دهستان است که عبارتند از: برف انبار، عشایر، پیشکوه موگویی، پشتکوه موگویی، چشمه لنگان که هر کدام از این دهستان‌ها شامل تعداد زیادی روستا است.

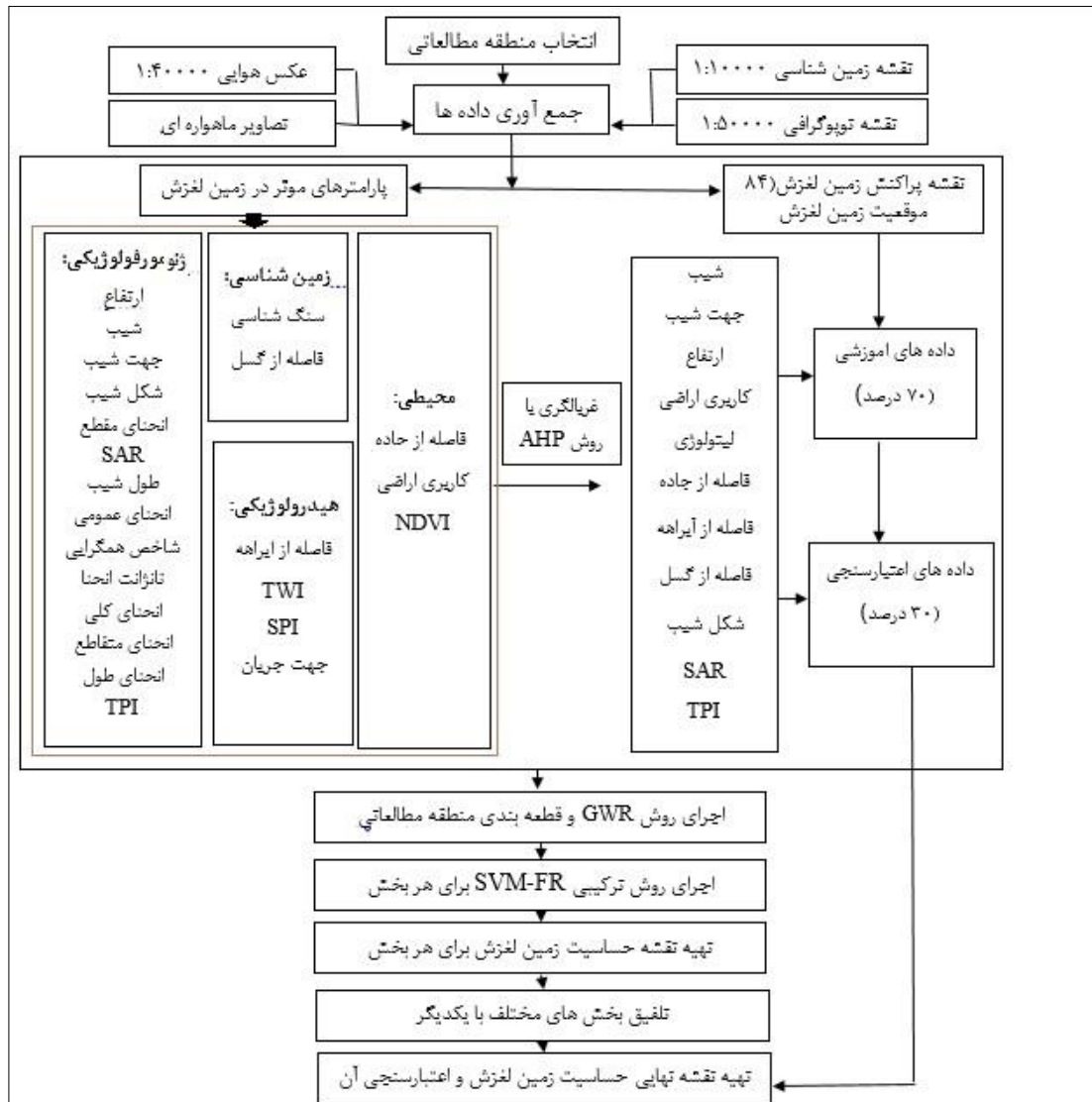


شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه

### روش تحقیق

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش به منظور استخراج پارامترهای محیطی عبارتند از: نقشه زمین‌شناسی در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰، نقشه توپوگرافی در مقیاس ۱:۵۰۰۰۰، عکس‌های هوایی با کیفیت بالا در مقیاس ۱:۴۰۰۰۰، تصاویر ماهواره‌ای ETM+، داده‌های ASTER با دقت ۳۰ متر، داده‌های بارندگی ایستگاه‌های کلیماتولوژی در یک دوره ۳۰ ساله. پژوهشگران زیادی همبستگی بین فاکتورهای محیطی متنوع با رخداد زمین‌لغزش را تأیید کرده‌اند (لیو و همکاران، ۲۰۰۴).

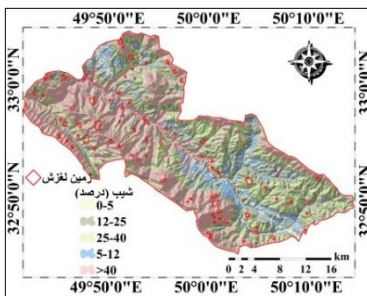
بر اساس این پژوهش‌ها و خصوصیات منطقه مورد مطالعه، ۲۳ فاکتور محیطی برای پیش‌بینی مناطق حساس به زمین‌لغزش شامل فاکتورهای ژئومورفولوژیکی، زمین‌شناختی، هیدرولوژیکی و محیطی انتخاب گردید. در گام بعد به منظور غربالگری پارامترها از روش AHP استفاده گردید (شکل ۱۵) و از ۲۳ پارامتر، تعداد ۱۲ پارامتر شامل شیب (شکل ۳)، جهت شیب (شکل ۵)، ارتفاع (شکل ۳)، کاربری اراضی (شکل ۱۰)، لیتولوژی (شکل ۹)، فاصله از جاده (شکل ۷)، فاصله از آبراهه (شکل ۶)، فاصله از گسل (شکل ۸)، مساحت سطح (شکل ۱۱)، انحنای سطح (شکل ۱۲)، شاخص موقعیت توپوگرافی (شکل ۱۳) و شاخص توان آبراهه (شکل ۱۴) به منظور اجرای مدل انتخاب گردید. در مرحله بعد با استفاده از روش GWR منطقه مطالعاتی به ۲۵ بخش تقسیم گردید و با استفاده از روش SVM مقادیر هر یک از پارامترهای ۱۲ گانه در هر یک از بخش‌ها تعیین گردید. برای تعیین وزن زیر معیارها نیز از روش FR استفاده گردید. پس از اجرای مدل SVM-FR برای هر بخش، در آخرین گام نقشه‌ها یکدیگر ادغام شده و نقشه نهایی پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش حاصل گردید. فلوجارت تحقیق در شکل (۲) نشان داده شده است.



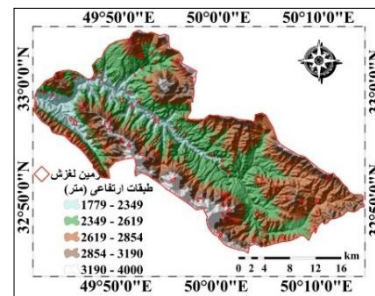
شکل ۲. فلوجارت تحقیق



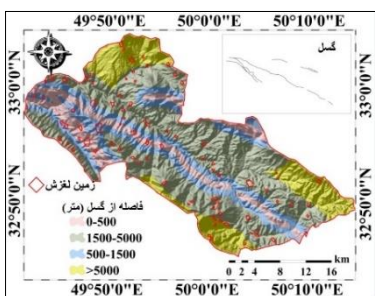
شکل ۵. جهت شیب



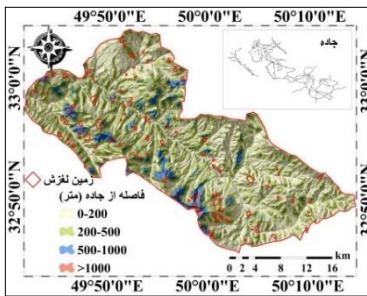
شکل ۴. شیب



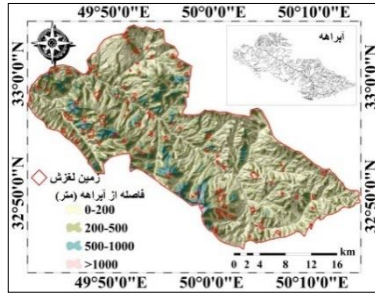
شکل ۳. طبقات ارتفاعی



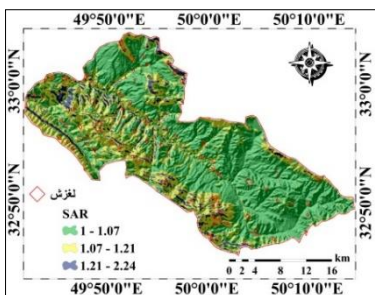
شکل ۸. فاصله از گسل



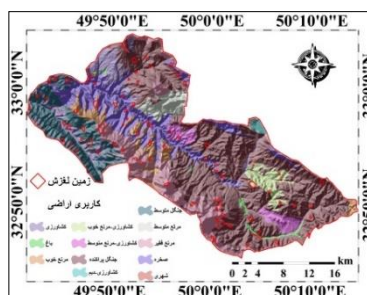
شکل ۷. فاصله از جاده



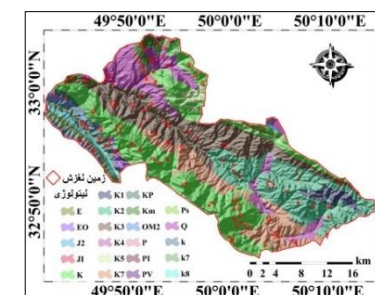
شکل ۶. فاصله از آبراهه



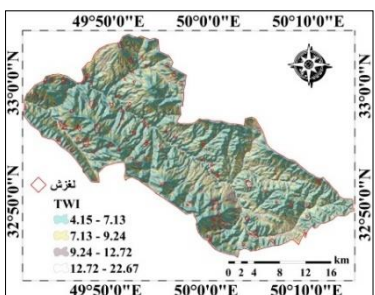
شکل ۱۱. نسبت مساحت سطح



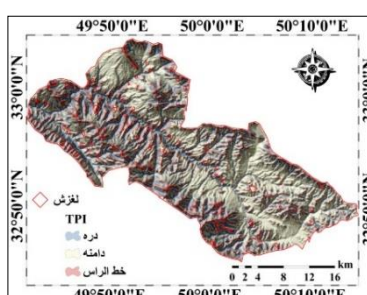
شکل ۱۰. کاربری اراضی



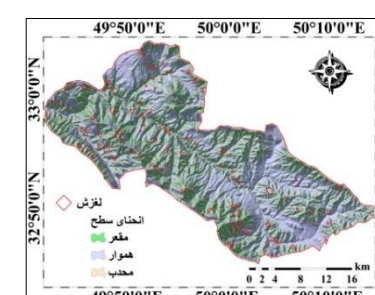
شکل ۹. لیتولوژی



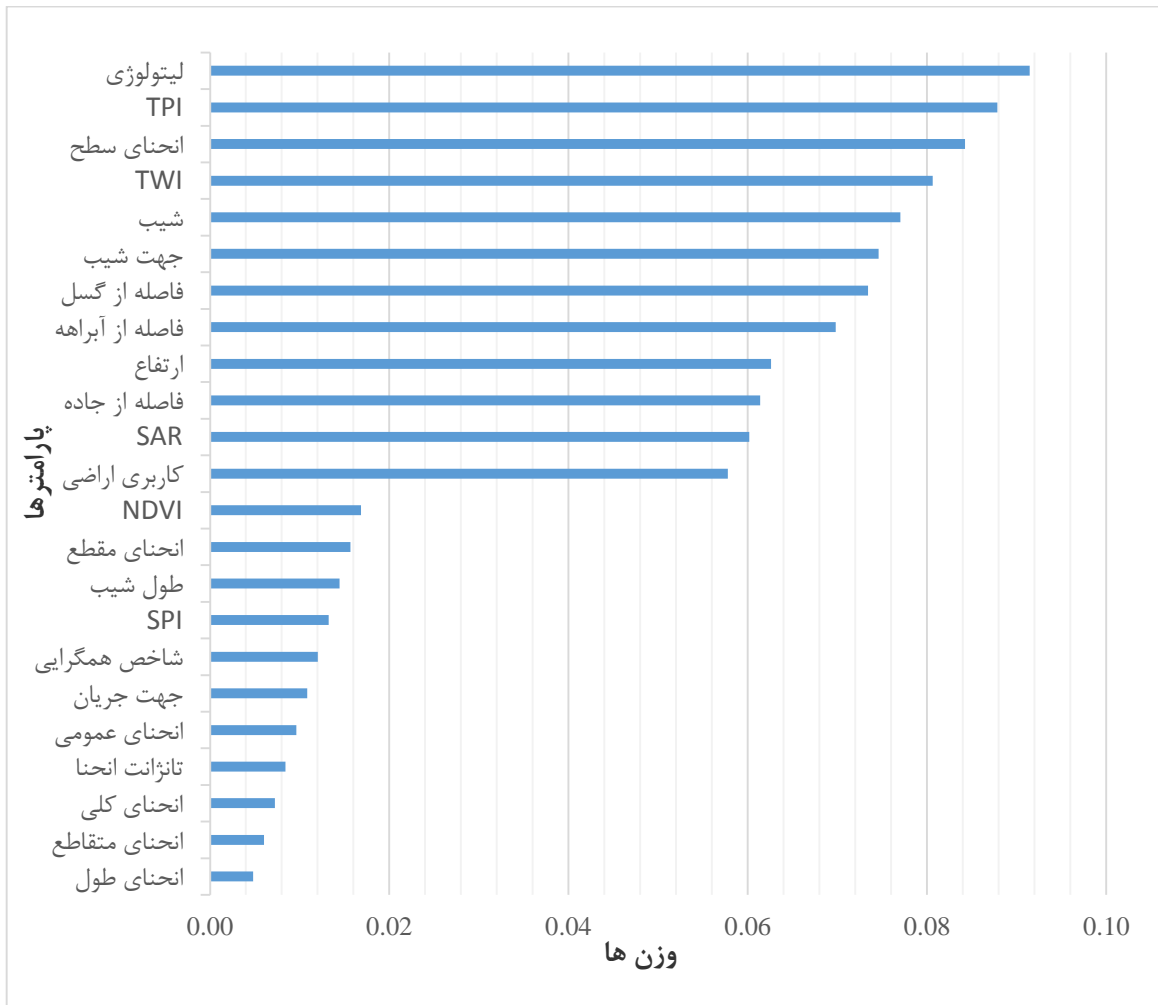
شکل ۱۴. شاخص توان آبراهه



شکل ۱۳. شاخص موقعیت توپوگرافی



شکل ۱۲. انحنای سطح



شکل ۱۵. غربالگری پارامترها با روش AHP

### رگرسیون وزنی جغرافیایی

مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی (GWR) سهم زیادی در مدل سازی فرآیندهای ناهمگون فضایی دارد (برانسدون و همکاران<sup>۱</sup>، ۱۹۹۶؛ فادرینگهام و همکاران<sup>۲</sup>، ۱۹۹۶، ۱۹۹۷؛ ویلر و همکاران<sup>۳</sup>، ۲۰۱۴) و توجه زیادی را بخاطر عملکرد ظریفش در زمان کاهش تغییرات محلی به خود جلب نموده است (فادرینگهام و همکاران، ۱۹۹۸؛ ارنر و همکاران<sup>۴</sup>، ۲۰۱۰؛ چالکیاس و همکاران<sup>۵</sup>، ۲۰۱۴).

مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی گسترش یافته چارچوب رگرسیون عمومی است. مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی به منظور به دست آوردن معادلات رگرسیونی برای هر منطقه به صورت جداگانه اجرا می گردد (سلیک و همکاران<sup>۶</sup>، ۲۰۱۶). مدل پایه ای آن به صورت زیر می باشد

<sup>۱</sup> Brunson et al

<sup>۲</sup> Fotheringham et al

<sup>۳</sup> Wheeler et al

<sup>۴</sup> Erenner et al

<sup>۵</sup> Chalkias et al

<sup>۶</sup> Celik et al

$$(۱) y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^Q \beta_k(u_i, v_i) x_{ik} + \epsilon_i \quad i=1,2,\dots,l$$

که در آن  $(u_i, v_i)$  مختصات  $i$ امین نقطه در فضا را نشان می‌دهد،  $i=1,2,\dots,L$  و  $Q$  به ترتیب تعداد نمونه‌ها و ضرایب رگرسیونی می‌باشند.  $y_i$  متغیرهای وابسته در موقعیت  $i$  می‌باشد.  $x_{ik}$  ارزش متغیر توضیحی  $k$ ام در موقعیت  $i$  می‌باشد.  $\beta_k(u_i, v_i)$  ضرایب رگرسیونی محلی برای متغیر توضیحی  $k$ ام در موقعیت  $i$  می‌باشد و  $\beta_0(u_i, v_i)$  پارامتر رهگیری در موقعیت  $i$  می‌باشد و  $\epsilon$  جزء خطا می‌باشد.

برای مجموع داده‌های داده‌شده پارامترهای منطقه‌ای  $\beta_k(u_i, v_i)$  با استفاده از مراحل حداقل مربعات وزنی تخمین زده می‌شوند. وزن‌های  $W_{ij}$  برای  $j=1,2,\dots,n$  در هر موقعیت  $(u_i, v_i)$  به‌عنوان تابع پیوسته‌ای از فواصل بین نقاط  $i$  و دیگر نقاط داده‌ای به دست می‌آیند. ماتریس زیر را در نظر بگیرید:

$$(۲) \beta = \begin{bmatrix} \beta_0(u_1, v_1) & \beta_1(u_1, v_1) & \dots & \beta_p(u_1, v_1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_0(u_n, v_n) & \beta_1(u_n, v_n) & \dots & \beta_p(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

این ماتریس پارامترهای منطقه‌ای می‌باشد. هر سطر با استفاده از رابطه زیر حاصل می‌شود:

$$(۳) \hat{\beta}_i = (X^T W_i X)^{-1} X^T W_i Y$$

به‌طوری که  $i=1,2,\dots,p$  نشان‌دهنده سطور ماتریس هستند،  $X$  ماتریس متغیرهای مستقل است،  $Y$  متغیر وابسته است و  $W_i$  ماتریس  $n \times n$  وزنی فضایی است که به‌صورت زیر می‌باشد:

$$W_i = \text{diag} [W_{i1}, W_{i2}, \dots, W_{in}]$$

$$(۴) W_i = \begin{bmatrix} W_{i1} & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & & \vdots \\ 0 & \dots & & W_{in} \end{bmatrix}$$

ماتریس وزنی ثابت نیست، از این رو  $W_i$  باید برای هر نقطه  $i$ ام محاسبه‌شده و  $W_{ij}$  تقریبی از هر نقطه داده‌ای در موقعیت  $i$  را نشان می‌دهد. نقاط داده‌ای نزدیک به  $i$  دارای وزن بیشتری در تخمین پارامترهای  $\beta_i$  نسبت به مناطق دورتر هستند. **نسبت فراوانی**

در میان روش‌های آماری دومتغیره برای تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش، مدل نسبت فراوانی دارای کارایی و قابلیت بالایی می‌باشد (پرادهان و لی، ۲۰۰۹). این روش یک مدل احتمالاتی ساده و قابل فهم می‌باشد که در آن نسبت فراوانی به‌عنوان نسبت مساحت لغزش‌های رخ داده در کل منطقه مطالعاتی و همچنین نسبت احتمال رخداد زمین‌لغزش در مناطق غیر لغزشی با توجه به خصوصیات ارائه‌شده می‌باشد (بنهم و کارتر، ۱۹۹۴؛ پرادهان و لی، ۲۰۰۹). فرمول آن به‌صورت زیر می‌باشد:

$$(۵) LSI = \sum FR$$

که در آن  $LSI$ : شاخص حساسیت زمین‌لغزش و  $FR$ : نسبت فراوانی می‌باشد. نسبت فراوانی به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$(۶) FR = \frac{\frac{N_{pix}(SX_i)}{\sum_{i=1}^m SX_i}}{N_{pix}(X_j)}}{\sum_{j=1}^n N_{pix}(X_j)}$$

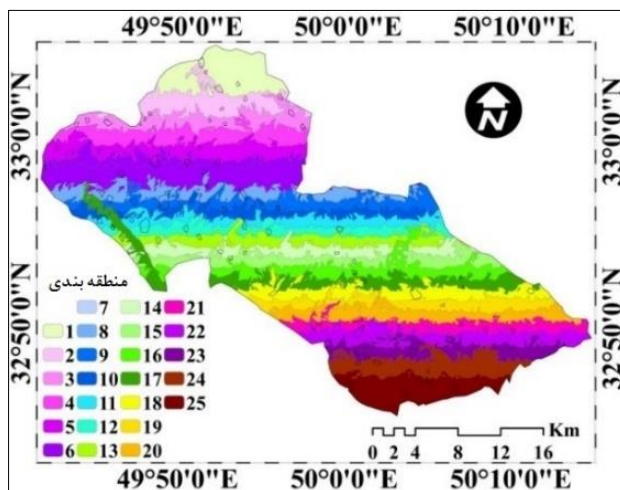
که در آن،  $N_{pix}(SX_i)$ : تعداد پیکسل‌های لغزشی در کلاس  $i$  از پارامتر  $x$ ،  $N_{pix}(X_j)$ : تعداد پیکسل‌های در پارامتر  $X_j$ ،  $m$ : تعداد کلاس‌ها در پارامتر  $X_j$  و  $n$ : تعداد پارامترها در منطقه مطالعاتی می‌باشد.



## بحث و یافته‌ها

## قطعه‌بندی منطقه مطالعاتی با مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی

مدل رگرسیون وزنی جغرافیایی (GWR) این اجازه را به ما می‌دهد تا در نقاط مختلف منطقه مطالعاتی روابط رگرسیونی متفاوتی داشته باشیم و همچنین اجرای مدل‌سازی را با استفاده از کاهش همبستگی فضایی بهبود می‌بخشد (زانگ و همکاران<sup>۱</sup>، ۲۰۰۴). بر اساس تئوری توپلر درباره نزدیکی و شباهت، مشاهداتی که نزدیک‌تر به مکان خاصی هستند باید امتیاز بالاتری را نسبت به مشاهداتی که دورتر هستند دریافت کنند (میلر<sup>۲</sup>، ۲۰۰۴)، بنابراین، ما می‌توانیم از این تکنیک به منظور تخمین پارامترها برای مدل استفاده کنیم. برای بخش‌بندی منطقه مطالعاتی، مقادیر ضرایب مدل وزنی جغرافیایی به منظور کشف تغییرات مکانی روابط بین منطقه مطالعاتی و فاکتورهای محیطی محاسبه گردید. روش شکست‌های طبیعی یک روش طبقه‌بندی متداول می‌باشد که بر اساس طبیعت ذاتی داده‌ها می‌باشد (جنکس<sup>۳</sup>، ۱۹۶۷). در مقابل، مقادیر ضریب مدل وزنی جغرافیایی می‌تواند به منظور توصیف همبستگی مکانی عوامل مورد استفاده قرار گیرد. بنابراین، ما منطقه مطالعاتی را به چندین بخش تقسیم می‌کنیم که در هر یک از بخش‌ها مقادیر ضرایب وزن جغرافیایی با توجه به هر یک از پارامترهای محیطی شبیه هم باشند. به این نکته نیز باید توجه داشت که تعداد پارامترهای مورد استفاده برای قطعه‌بندی تأثیر زیادی بر نتایج نقشه‌های قطعه‌بندی دارد. به طوری که، اگر تعداد پارامترها زیاد باشد، ما مقادیر زیادی قطعه‌های کوچک در نقشه قطعه‌بندی خواهیم داشت که باعث مشکلاتی در زمینه ساخت نمونه برای آموزش و اعتبارسنجی و به دست آوردن پیش‌بینی رضایت‌بخش خواهیم شد و اگر تعداد پارامترها خیلی کم باشد، تعداد کمی قطعه‌های بزرگ در نقشه قطعه‌بندی خواهیم داشت و این بدین معناست که ما نمی‌توانیم همبستگی فضایی را به طور مؤثر در هر منطقه کاهش دهیم و این موضوع بر روی نتایج پیش‌بینی تأثیر منفی خواهد گذاشت. مهم‌ترین فاکتورهای محیطی که به منظور قطعه‌بندی مورد استفاده قرار گرفتند عبارتند از لیتولوژی، TPI و انحنا سطح که ضرایب مدل وزنی جغرافیایی آن‌ها به وسیله استخراج bi-square kernel و AIC در روش GWR به دست آمد و بر اساس آن‌ها منطقه مورد مطالعه به ۲۵ قطعه تقسیم گردید (شکل ۱۶).



شکل ۱۶. نقشه قطعه‌بندی شده منطقه مطالعاتی

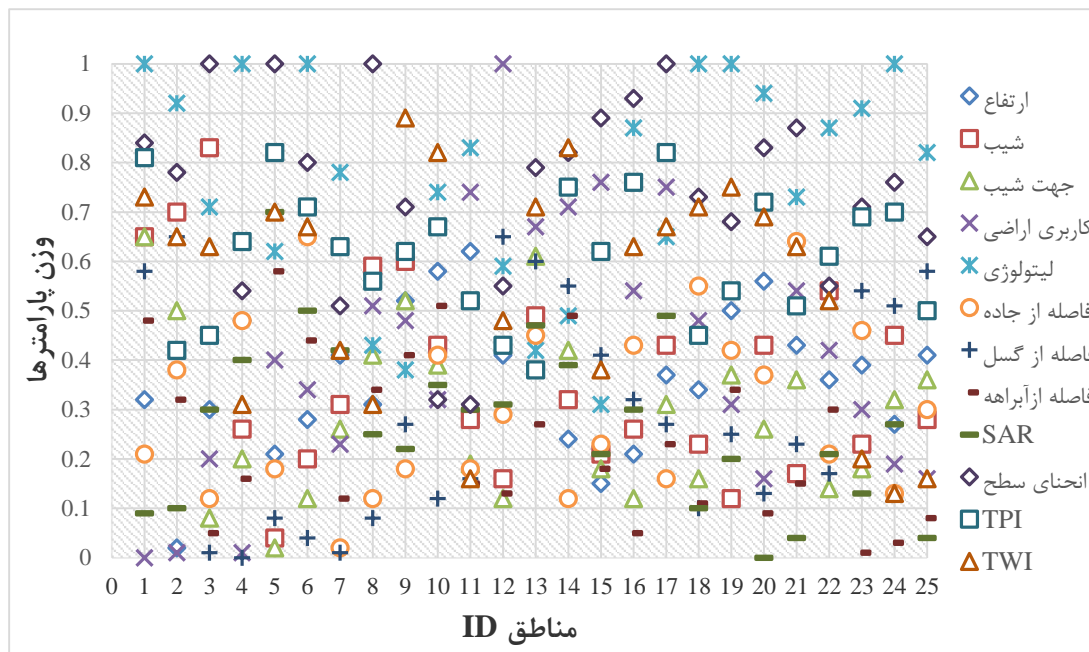
<sup>۱</sup> Zhang et al<sup>۲</sup> Miller<sup>۳</sup> Jenks

### اجرای مدل SVM-FR

باید به این مورد توجه کرد که نتایج پیش‌بینی‌های زمین‌لغزش با توجه به مدل مورد استفاده و فاکتورهای مورد بررسی در مدل با یکدیگر متفاوت می‌باشد. چندین فاکتور محیطی مهم جهت پیش‌بینی زمین‌لغزش وجود دارد مانند ارتفاع، شیب، جهت شیب و ... و همچنین مهم‌ترین فاکتور مؤثر در زمین‌لغزش در بخش‌های مختلف منطقه مطالعاتی با یکدیگر متفاوت می‌باشد. بنابراین استفاده از مدل وزنی جغرافیایی جهت تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش باعث برطرف شدن این مشکل شده و باعث افزایش دقت پیش‌بینی مدل می‌گردد. در این پژوهش از ۱۲ فاکتور به‌منظور تهیه نقشه حساسیت خطر زمین‌لغزش استفاده گردیده است. مقادیر هر یک از فاکتورها در هر یک از ۲۵ منطقه پیش‌بینی با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان محاسبه گردیده است (شکل ۱۷). تاکنون مطالعه‌ای در جهت تعیین وزن عوامل مؤثر بر زمین‌لغزش با استفاده از مقادیر عددی پارامترهای مؤثر در آن و واقعیت‌های زمینی صورت نگرفته است. در این پژوهش، تعیین ارجحیت عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش با توجه به وضعیت زمینی و مقادیر عددی ۱۲ پارامتر مؤثر در زمین‌لغزش انجام پذیرفته است. بدین منظور از روش ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) در محیط نرم‌افزار ریپید ماینر (Rapid Miner) استفاده گردید. بدین منظور ابتدا مقادیر عددی هر یک از پارامترها در محدوده لغزش‌های موجود و مناطق فاقد زمین‌لغزش استخراج گردید و با وارد کردن داده‌ها در نرم‌افزار، وزن هر یک از عوامل در هر یک از مناطق ۲۵ گانه به‌صورت مجزا محاسبه گردید. دامنه عددی امتیازات کسب‌شده در این مدل بین ۰ تا ۱ می‌باشد. مقادیر دقت، صحت، ضریب کاپا و AUC نیز برای هر یک از مناطق ۲۵ گانه محاسبه گردید (جدول ۱). همان‌گونه که در جدول ۱ ملاحظه می‌گردد ضرایب صحت سنجی به‌دست‌آمده در تمامی مناطق ۲۵ گانه بالا می‌باشد که بیانگر دقت بالای تعیین وزن معیارها در هر یک از این مناطق می‌باشد. در گام بعد به‌منظور محاسبه وزن هر یک از زیر معیارها از روش نسبت فراوانی استفاده گردیده است. نتایج حاصل از وزن دهی زیرمعیارها در جدول (۲) نشان داده شده است. نتایج حاصل از رتبه‌بندی معیارها در مناطق ۲۵ گانه نشان داد که در بیشترین مناطق پارامترهای لیتولوژی، TPI و انحنای سطح تأثیر زیادی در وقوع زمین‌لغزش داشته‌اند که با نتایج تحقیقات (احمدآبادی و رحمتی، ۱۳۹۴؛ جعفری و همکاران<sup>۱</sup>، ۲۰۱۴؛ رگمی و همکاران<sup>۲</sup>، ۲۰۱۴) مطابقت دارد.

<sup>۱</sup> Jaafari et al

<sup>۲</sup> Regmi et al



شکل ۱۷. وزن هر یک از پارامترها در مناطق ۲۵ گانه  
جدول ۱. مقادیر صحت سنجی مدل SVM در مناطق ۲۵ گانه

ID منطقه	مقادیر صحت سنجی مدل در مناطق				ID منطقه	مقادیر صحت سنجی مدل در مناطق			
	Accur acy	Kapp a	Precisio n	AUC		Accur acy	Kapp a	Precisio n	AUC
ID1	۹۲/۸	۸۷/۳	۹۱/۷	+۰/۹۷۶	ID14	۹۸	۹۲/۴	۹۶/۴	+۰/۹۹۶
ID2	۹۶/۲	۹۲/۲	۹۴/۹	+۰/۹۸۲	ID15	۹۴/۴	۹۱/۵	۹۲/۲	+۰/۹۷۳
ID3	۹۴/۱	۹۰/۴	۹۰/۷	+۰/۹۸۰	ID16	۹۴/۵	۹۱/۴	۹۲/۸	+۰/۹۷۶
ID4	۸۹/۲	۸۴/۹	۸۶/۵	+۰/۹۴۵	ID17	۹۷/۵	۹۲/۸	۹۵/۵	+۰/۹۹۲
ID5	۹۱/۹	۹۰/۳	۸۹/۸	+۰/۹۵۲	ID18	۹۲/۴	۸۹/۸	۹۰/۶	+۰/۹۶۰
ID6	۹۱/۴	۹۰	۸۷/۷	+۰/۹۴۹	ID19	۹۸/۶	۹۶/۷	۹۷/۵	+۰/۹۹۸
ID7	۹۷	۸۷/۸	۹۴/۸	+۰/۹۸۹	ID20	۹۵/۹	۹۲/۴	۹۴/۲	+۰/۹۸۱
ID8	۹۲/۴	۹۰/۹	۹۲/۶	+۰/۹۷۱	ID21	۹۲/۵	۸۷/۴	۹۱/۱	+۰/۹۶۵
ID9	۹۵/۸	۹۳/۶	۹۲/۸	+۰/۹۹۱	ID22	۹۴	۹۱/۳	۹۲/۶	+۰/۹۷۳
ID10	۸۸/۵	۸۵/۸	۸۶/۵	+۰/۹۳۰	ID23	۹۷	۹۵/۳	۹۶/۱	+۰/۹۹۱
ID11	۹۲/۱	۸۹/۹	۹۰	+۰/۹۶۲	ID24	۹۸/۳	۹۴/۸	۹۷/۸	+۰/۹۹۷
ID12	۹۳/۲	۹۱/۸	۹۲/۲	+۰/۹۶۸	ID25	۹۸/۶	۹۶/۱	۹۵/۹	+۰/۹۹۹
ID13	۹۷/۹	۹۶/۷	۹۷/۲	+۰/۹۹۴					

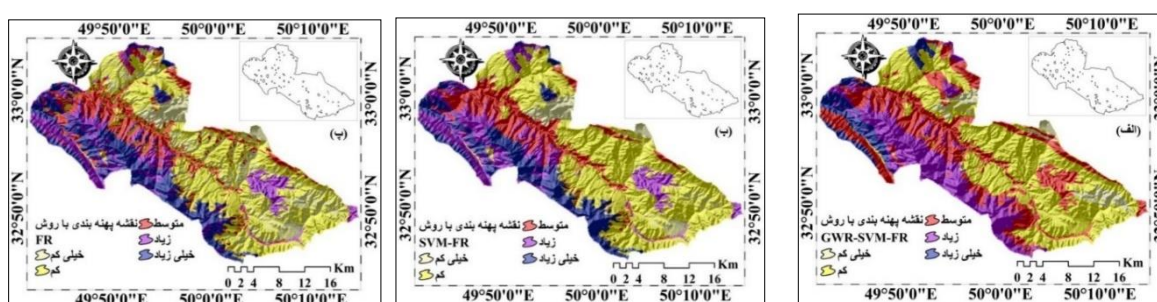
جدول ۲. وزن هر یک از زیر کلاس‌ها با روش FR

پارامتر	کلاس	مساحت	FR	پارامتر	کلاس	مساحت	FR
ارتفاع	۱۷۷۹-۲۳۴۹	۶۵۸۹/۲۴	۰/۹۵۲	لیتولوژی	شیل و مارن	۱۰۹۵/۷۳	۰/۳۸۷
	۲۳۴۹-۲۶۱۹	۲۱۸۸۴/۵۷	۰/۹۳۹		آبرفت و پادگانه قدیمی	۸۲۶۶/۸۵	۰/۴۳۸
	۲۶۱۹-۲۸۵۴	۱۹۸۱۵	۰/۶۱۷		آهک مارنی، رسی، ماسه‌ای	۷۷۶۴/۳۸	۰/۵۲۶
	۲۸۵۴-۳۱۹۰	۹۷۴۵/۴۷	۱/۴۳۲		کنگلومرا و ماسه‌سنگ	۱۳۶/۱۳	۷۱/۷۸
	۳۱۹۰-۴۰۰۰	۴۴۲۴/۴۳	۲/۱۳۱		آهک مارنی و ماسه‌سنگی	۶۹۸/۳۹	۱/۹۶
شیب	۰-۵	۲۶۳۸/۹۲	۰/۳۵۲		آهک سفید، مارنی و دولومیتی	۴۳۶/۰۴	۱/۵۱
	۵-۱۲	۶۲۱۲/۶۰	۰/۲۰۷		آهک نازک لایه رسی	۱۳۱۲۹/۰۸	۰/۵۴۷
	۱۲-۲۵	۱۶۸۵۴/۸۷	۰/۶۰۳		آهک ریفی با شیل	۲۱۶۸۰/۸	۰/۹۵۳
	۲۵-۴۰	۱۹۳۶۳/۷	۰/۸۲۹		آهک اوریتولین دار	۸۱۹/۰۷	۰/۵۱۷
	>۴۰	۳۲۵۷۶/۷۸	۱/۵۱		آهک دولومیتی	۲۳۹۶/۷۹	۲/۵۲
جهت شیب	جنوب شرق	۸۸۱۹/۵۱	۰/۷۸۹	رادبولاریت و کنگلومرا	۱۳۴۷/۴	۲/۵۸	
	غرب	۸۰۹۷/۶۶	۰/۹۹۸	کشاورزی	۴۲۹۱/۹۶	۱/۰۸	
	شرق	۷۴۴۱/۶۳	۱/۲۲	باغ	۶۹۹/۱۶	۱/۳۸	
	جنوب	۱۰۶۹۰/۸	۰/۸۵۵	مرتع خوب	۳۴۵۰/۰۹	۱/۵۹	
	شمال غرب	۹۰۲۹/۱۲	۱/۱۰	کشاورزی و دیم	۳۴۷/۹۹	۰	
	شمال	۱۰۲۸۹/۵۳	۰/۹۸۰	کشاورزی و مرتع خوب	۲۲۴۲/۳۲	۱/۶۳	
	شمال شرق	۱۱۲۶۹/۱۸	۰/۹۱۷	کشاورزی و مرتع متوسط	۲۳۱۶/۷۹	۰/۳۴۳	
	جنوب غرب	۱۲۰۰۹/۴۳	۱/۱۵	مرتع خوب و جنگل پراکنده	۳۳۶۲۶/۹۲	۰/۵۸۷	
	۰-۵۰۰	۹۶۲۹/۸۹	۱/۱۴	جنگل متوسط	۸۲۰۳/۵۸	۱/۶۶	
	۵۰۰-۱۵۰۰	۱۵۲۲۶/۳۶	۰/۸۹۱	مرتع متوسط	۲۵۳۸/۹۷	۰	
فاصله از گسل	۱۵۰۰-۵۰۰۰	۳۷۸۸۳/۱۱	۱/۱۲	مرتع فقیر	۹۳۰۱/۱۷	۱/۹۸	
	>۵۰۰۰	۱۴۹۰۷/۵۱	۰/۷۰۲	صخره	۱۰۵۳۴/۵۴	۰/۹۶۶	
	۰-۲۰۰	۴۷۱۴۰/۳۹	۰/۸۳۰	شهری	۹۳/۳۴	۰	
	۲۰۰-۵۰۰	۲۴۶۳۰/۳۸	۱/۳۵	۴/۱۵-۷/۱۳	۲۵۸۷۹/۶	۱/۵۵	
	۵۰۰-۱۰۰۰	۵۴۹۳/۵۳	۰/۹۴۴	۷/۱۳-۹/۲۴	۲۴۸۲۲/۱	۰/۷۶۰	
فاصله از آبراهه	>۱۰۰۰	۳۸۲/۵۷	۰	۹/۲۴-۱۲/۷۲	۹۶۳۶۵/۵	۰/۹۱۸	
	۰-۵۰۰	۹۶۲۹/۸۹	۱/۱۴	۱۲/۷۲-۲۲/۶۷	۲۱۲۰/۳	۰/۷۰۴	
	محدب	۱۰۹۸۹/۹۴	۱/۲۳۲	۱-۱/۰۷	۳۸۴۴۸/۷۶	۰/۷۱۴	
	هموار	۳۸۵۵۳/۸	۰/۸۳۴	۱/۰۷-۱/۲۱	۱۸۴۵۵/۰۳	۱/۵۰	
انحنای سطح	مقعر	۱۲۹۱۴/۳	۱/۲۹۶	۱/۲۱-۲/۲۴	۴۳۵۰/۴۶	۱/۳۷	
	۵۰۰-۱۵۰۰	۱۵۲۲۶/۳۶	۰/۸۹۱	دره	۳۶۱۸۷/۶۸	۰/۷۴۹	
	۰-۵۰۰	۳۳۴۵۱/۰۵	۰/۹۶۰	دامنه	۱۲۳۷۶/۸۴	۱/۸۱۹	
فاصله از جاده	۵۰۰-۱۰۰۰	۱۷۴۷۲/۵۵	۱/۱۰	خط الراس	۱۳۸۹۳/۵۴	۰/۹۲۲	
	>۱۰۰۰	۲۶۷۲۳/۲۷	۰/۹۸۱				

نتایج ارزیابی حساسیت زمین لغزش بر اساس مدل نسبت فراوانی نشان داد که میزان تأثیر هر کلاس از فاکتورهای مؤثر در لغزش بر اساس تراکم زمین لغزش‌های رخ داده در آن کلاس مشخص شده است (جدول ۲). همان گونه که در جدول ۲ نشان داده شده است پارامتر ارتفاع در کلاس ۳۱۹۰-۴۰۰۰ متر با نسبت فراوانی ۲/۱۳۱ بیشترین تأثیر را در وقوع زمین لغزش داشته است و با کاهش ارتفاع مقدار نسبت فراوانی نیز کاهش می‌یابد. (پاچوری و پنت<sup>۱</sup>) (۱۹۹۲) نیز پیشنهاد کرده‌اند که ارتفاعات بالاتر حساسیت بیشتری را نسبت به زمین لغزش از خود نشان می‌دهند. در پارامتر شیب، کلاس بیشتر از ۴۰ درجه با نسبت فراوانی ۱/۵۱ دارای بیشترین احتمال وقوع زمین لغزش می‌باشد و با کاهش شیب این احتمال نیز کاهش می‌یابد. به‌طور کلی تنش برشی در ارتباط با شیب می‌باشد و با افزایش شیب، تنش برشی نیز در خاک افزایش پیدا می‌کند (محمدی و همکاران<sup>۲</sup>، ۲۰۱۲؛ جعفری و همکاران<sup>۳</sup>، ۲۰۱۴). در رابطه با پارامتر جهت شیب، مقادیر نسبت فراوانی در جهت‌های جنوب غرب (۱/۱۵) و شمال غرب (۱/۱) نسبت به جهت دیگر بیشتر می‌باشد. (آیالا و یاماگیشی<sup>۴</sup>، ۲۰۰۵) نیز پیشنهاد کرده‌اند که تراکم بالای زمین لغزش در جهات خاصی از یک منطقه در رابطه با شرایط محلی مانند جهت غالب بادهای جهت گسل، ساختار سنگ و ... می‌باشد. در رابطه با پارامترهای فاصله از گسل و فاصله از آبراهه هرچه فاصله از آن‌ها کمتر باشد احتمال وقوع زمین لغزش افزایش پیدا می‌کند به‌طوری که در پارامتر فاصله از گسل کلاس ۰ تا ۵۰۰ متر با نسبت فراوانی ۱/۱۴ و در پارامتر فاصله از آبراهه، کلاس ۰ تا ۲۰۰ متر با نسبت فراوانی ۱/۳۵ بیشترین میزان احتمال زمین لغزش وجود داشته است. جریان آب می‌تواند به‌وسیله فرسایش دامنه و یا اشباع کردن قسمت‌های تحتانی مواد دامنه بر روی ثبات دامنه تأثیر منفی داشته باشد (دی و همکاران<sup>۵</sup>، ۲۰۰۱). در پارامتر انحنای سطح نیز هر چه مقدار عددی آن به سمت منفی میل می‌کند احتمال وقوع رخداد زمین لغزش در آن افزایش پیدا می‌کند. رابطه بین انحنای سطح و نسبت فراوانی نشان داد که مناطق مقعر (۱/۲۹) دارای نسبت فراوانی بالاتری نسبت به مناطق محدب (۱/۲۳) هستند. مناطق مقعر به نوبه خود باعث افزایش رطوبت موجود در خاک می‌شوند که این عامل باعث افزایش فرسایش و کاهش ثبات خاک می‌گردد (پورقاسمی و همکاران<sup>۶</sup>، ۲۰۱۳). نسبت فراوانی بین رخداد زمین لغزش و TWI نشان داد که مقادیر بالای نسبت فراوانی در ارتباط با کلاس ۴/۱۵-۷/۱۳ می‌باشد. تجزیه و تحلیل توزیع زمین لغزش‌ها در ارتباط با سازندهای زمین‌شناسی منطقه مطالعاتی نشان داد که سازند کنگلومرا و ماسه‌سنگ دارای بالاترین میزان نسبت فراوانی (۷۱/۷۸) می‌باشد و سازندهای دیگر نیز حساسیت‌های متفاوتی را نسبت به زمین لغزش از

<sup>۱</sup> Pachauri and Pant<sup>۲</sup> Mohammady et al<sup>۳</sup> Jaafari et al<sup>۴</sup> Ayalew and Yamagishi<sup>۵</sup> Dai et al<sup>۶</sup> Pourghasemi et al

خود نشان داده‌اند. این نتایج با نتایج (لی و پرادهان<sup>۱</sup>، ۲۰۰۷؛ اوزدمیر و آلتورال<sup>۲</sup>، ۲۰۱۳) که بیان کرده‌اند توزیع زمین‌لغزش‌ها در یک منطقه ارتباط زیادی با نوع سازندهای زمین‌شناسی دارد مطابقت دارد. نتایج حاصل از ارتباط بقیه پارامترها با زمین‌لغزش‌ها با استفاده از مدل نسبت فراوانی در جدول (۲) نشان داده شده است. پس از محاسبه وزن پارامترهای ۱۲ گانه برای هر یک از مناطق ۲۵ گانه با استفاده از روش ماشین‌های بردار پشتیبان و ضرب آن در وزن کلاس‌های عوامل مذکور که با استفاده از روش نسبت فراوانی حاصل شده است، نقشه‌های وزنی باهم جمع شده و نقشه حساسیت زمین‌لغزش برای هر یک از مناطق به دست آمد و در نهایت از تلفیق نقشه‌های مناطق ۲۵ گانه، نقشه نهایی حساسیت زمین‌لغزش حاصل گردید، سپس نقشه مذکور بر اساس شکست‌های طبیعی به پنج کلاس خیلی زیاد، زیاد، متوسط، کم و خیلی کم تقسیم‌بندی گردید. (شکل ۱۸ الف). به منظور مقایسه روش با روش‌های دیگر نقشه حساسیت با



استفاده از روش‌های FR-SVM (شکل ۱۸ ب) و FR (شکل ۱۸ پ) نیز تهیه گردید.

شکل ۱۸. نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش. الف: روش GWR-SVM-FR، ب: روش SVM-FR، ج: روش FR

### صحت سنجی روش

به منظور ارزیابی صحت مدل‌های مورد استفاده با استفاده از منحنی ویژگی عملگر نسبی (ROC) صحت روش‌ها و با استفاده از نسبت فراوانی (FR)<sup>۳</sup> و شاخص سطح سلول هسته (SCAI)<sup>۴</sup> دقت تفکیک بین طبقات مورد بررسی و تأیید قرار گرفت. با توجه به اینکه برای ارزیابی مدل نمی‌توان از همان لغزش‌هایی استفاده نمود که در پهنه‌بندی استفاده شده‌اند (کمک<sup>۵</sup>، ۲۰۰۶). از بین نقاط لغزشی، ۷۰ درصد برای اجرای مدل و ۳۰ درصد برای ارزیابی مدل مورد استفاده قرار گرفت (بای و همکاران<sup>۶</sup>، ۲۰۱۲). نسبت فراوانی (FR) و شاخص SCAI دو شاخصی هستند که دقت طبقه‌بندی مدل را می‌توانند تعیین کنند (الینکا و قیوکا<sup>۷</sup>، ۲۰۱۱)، در حقیقت نسبت فراوانی (FR) نسبت مساحت سطح لغزشی در هر طبقه به مساحت سطح آن طبقه می‌باشد (پرادهان و لی<sup>۸</sup>، ۲۰۱۰) و شاخص SCAI نسبت درصد مساحت هر یک از طبقات پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش به درصد لغزش‌های اتفاق افتاده در هر طبقه است (بیلماز<sup>۹</sup>، ۲۰۰۹) هر دو شاخص که از نظر مقدار، رابطه عکس با همدیگر دارند، برای ارزیابی دقت تفکیک طبقات مدل استفاده می‌گردد.

<sup>۱</sup> Lee and Pradhan

<sup>۲</sup> Ozdemir and Altural

<sup>۳</sup> Frequency Ratio

<sup>۴</sup> Seed Cell Area Index

<sup>۵</sup> Komac

<sup>۶</sup> Bui et al

<sup>۷</sup> Ilinca and Gheuca

<sup>۸</sup> Pradhan and Lee

<sup>۹</sup> Yilmaz

نتایج ارزیابی دقت طبقه‌بندی مدل‌ها با استفاده از شاخص SCAI و FR در جدول (۳) و اشکال (۱۹ و ۲۰) نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود در هر دو مدل با افزایش حساسیت خطر از خیلی کم به خیلی زیاد مقادیر نسبت فراوانی (FR) تقریباً روند صعودی داشته اما شاخص SCAI روند نزولی قابل توجه را نشان می‌دهد و نشان‌دهنده همبستگی بالای رده‌های خطر لغزش با مناطق لغزشی موجود و بازدیدهای میدانی منطقه مورد مطالعه می‌باشد. بنابراین از این حیث ترتیب تفکیک‌پذیری بین طبقات در هر سه مدل مناسب ارزیابی گردید. به منظور اعتبار سنجی یا صحت مدل از منحنی ROC استفاده گردید (رگمی و همکاران<sup>۱</sup>، ۲۰۱۰). منحنی ROC از کارآمدترین روش‌ها در ارائه خصوصیت تعیینی، شناسایی احتمالی و پیش‌بینی سیستم‌هاست که میزان دقت مدل را به صورت کمی برآورد می‌کند (اسویت<sup>۲</sup>، ۱۹۸۸). سطح زیر منحنی ROC که  $AUC^3$  نامیده می‌شود، بیانگر مقدار پیش‌بینی سیستم از طریق توصیف توانایی آن در تخمین درست وقایع رخ داده (وقوع زمین‌لغزش) و عدم وقوع رخداد (عدم وقوع زمین‌لغزش) آن است. در جدول (۴) و شکل (۲۱) مساحت زیر منحنی (AUC) به همراه نمودار هر یک از مدل‌ها نشان داده شده است. مدل GWR-SVM-FR (شکل ۲۱، الف) دارای AUC بالاتری نسبت به مدل‌های SVM-FR (شکل ۲۱، ب) و FR (شکل ۲۱، پ) می‌باشد که بیانگر همبستگی بالا بین نقشه خطر تهیه شده و نقشه پراکنش زمین‌لغزش و ارزیابی بهتر مدل GWR-SVM-FR نسبت به مدل‌های دیگر می‌باشد.

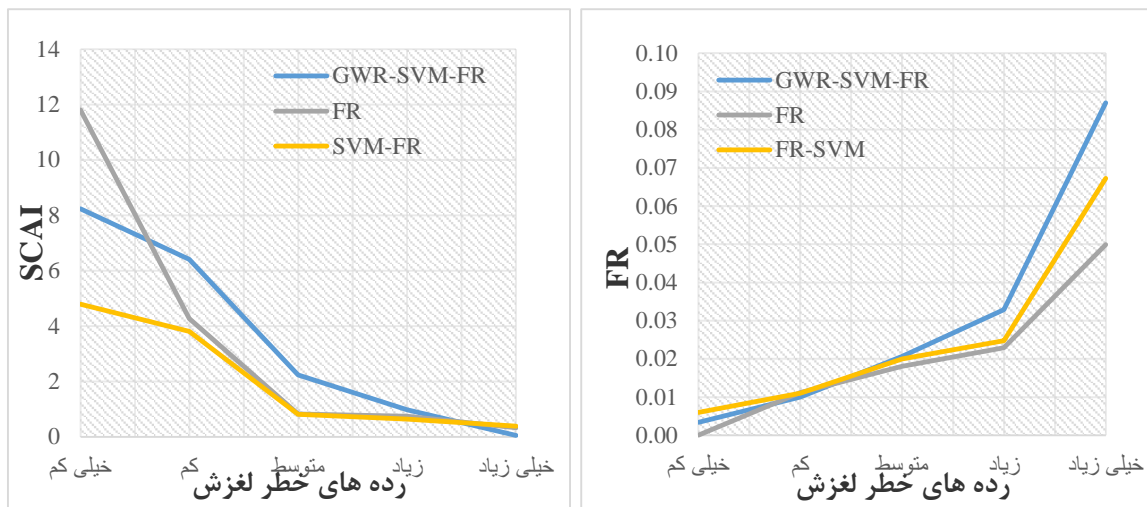
جدول ۳. نسبت فراوانی (FR) و شاخص SCAI پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش

مدل	رده‌های خطر لغزش	مساحت فاقد لغزش (هکتار)	مساحت لغزش (هکتار)	درصد مساحت لغزش	مساحت هر رده خطر (هکتار)	درصد مساحت رده	درصد نسبت فراوانی	Seed درصد	SCAI
SVM-FR	خیلی کم	۲۵۳۲/۶۶	۱۵/۲۲	۴/۶۶	۲۵۴۷/۱۹	۱۵/۳۲	۰/۰۱	۵/۴۸	۲/۷۹
	کم	۶۳۴۳/۳۳	۷۰/۸۶	۲۱/۶۸	۶۴۱۴/۱۹	۳۸/۵۶	۰/۰۱	۱۰/۱۳	۳/۸۱
	متوسط	۲۴۱۰/۲۲	۴۹/۱۲	۱۵/۰۳	۲۴۵۹/۳۴	۱۴/۷۹	۰/۰۲	۱۸/۳۲	۰/۸۱
	زیاد	۲۳۶۸/۲	۶۰/۰۸	۱۸/۳۸	۲۴۲۸/۲۹	۱۴/۶	۰/۰۲	۲۲/۷	۰/۶۴
GWR-SVM-FR	خیلی زیاد	۲۶۵۱/۷۶	۱۳۱/۵۹	۴۰/۲۶	۲۷۸۳/۳۵	۱۶/۷۳	۰/۰۵	۴۳/۳۷	۰/۳۹
	خیلی کم	۸۲۹/۱۲	۲/۸۶	۰/۸۸	۸۳۱/۹۸	۵	۰/۰۰	۲/۲۴	۸/۲۴
	کم	۶۸۵۴/۱۳	۶۹/۲۴	۲۱/۱۸	۶۹۲۳۳/۳۷	۴۱/۶۲	۰/۰۱	۶/۴۹	۶/۴۱
	متوسط	۴۸۸۲/۳۳	۱۰۲/۹۲	۳۱/۴۸	۴۹۸۵۲/۲۵	۲۹/۹۷	۰/۰۲	۱۳/۴۱	۲/۲۴
FR	زیاد	۳۳۳۷/۱	۱۱۳/۴	۳۴/۶۹	۳۴۵۰/۵۱	۲۰/۷۴	۰/۰۳	۲۱/۳۵	۰/۹۷
	خیلی زیاد	۴۰۳/۴۸	۳۸/۴۶	۱۱/۷۷	۴۴۱/۹۴	۲/۶۶	۰/۰۹	۵۶/۵۲	۰/۰۵
	خیلی کم	۱۰۲۸/۰۲	۰/۰۵۸	۰/۰۲	۱۰۲۸/۰۸	۶/۱۸	۰/۰۰	۰/۰۶	۱۱/۸
	کم	۷۶۷۲/۵۲	۸۶/۶۵	۲۶/۵۱	۷۷۵۹/۱۷	۴۶/۶۵	۰/۰۱	۱۰/۹۴	۴/۲۷
FR	متوسط	۲۳۶۹/۳۶	۴۳/۶۸	۱۳/۳۶	۲۴۱۳/۰۴	۱۴/۵۱	۰/۰۲	۱۷/۷۳	۰/۸۲
	زیاد	۲۶۹۸/۴۶	۶۳/۳	۱۹/۳۶	۲۷۶۱/۷۶	۱۶/۶۰	۰/۰۲	۲۲/۴۵	۰/۷۴
	خیلی زیاد	۲۵۳۷/۸۱	۱۳۳/۱۹	۴۰/۷۵	۲۶۷۱/۰۱	۱۶/۰۶	۰/۰۵	۴۸/۸۳	۰/۳۳

<sup>۱</sup> Regmi et al

<sup>۲</sup> Swets

<sup>۳</sup> Area Under Curve



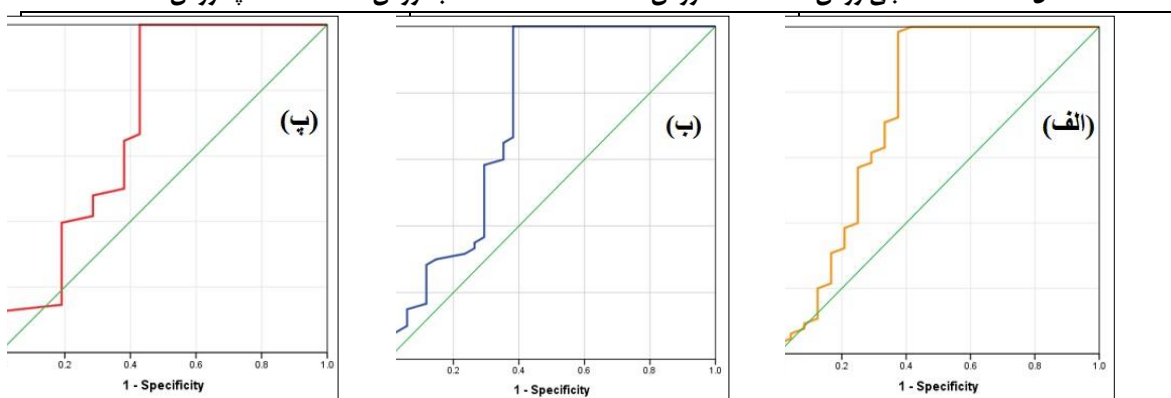
شکل ۲۰. روند شاخص SCAI

شکل ۱۹. روند شاخص FR

جدول ۴. مساحت زیر منحنی (ROC) به همراه انحراف استاندارد و سطح اطمینان آن

Test Result Variable(s)	Area	Std. Error <sup>a</sup>	Asymptotic Sig. <sup>b</sup>	Asymptotic 95% Confidence Interval	
				Lower Bound	Upper Bound
GWR-SVM-FR	۰/۸۵۱	۰/۰۷۴	۰/۰۰۰	۰/۶۰۴	۰/۸۹۵
SVM-FR	۰/۷۴۲	۰/۰۶۲	۰/۰۰۰	۰/۶۲۰	۰/۸۶۴
FR	۰/۷۱۴	۰/۰۸۰	۰/۰۰۵	۰/۵۵۶	۰/۸۷۱

شکل ۲۱. صحت سنجی روش‌ها. الف: روش GWR-SVM-FR، ب: روش SVM-FR، پ: روش FR



### نتیجه‌گیری

در این پژوهش از روش SVM-FR در کنار تکنیک GWR و AHP به منظور تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش استفاده گردیده است. به این ترتیب که در ابتدا با استفاده از مدل AHP به غربالگری پارامترهای مؤثر در لغزش پرداخته شد و از ۲۳ پارامتر ژئومورفولوژیکی، زمین‌شناختی، هیدرولوژیکی و محیطی، تعداد ۱۲ پارامتر انتخاب گردید و سپس با استفاده از الگوریتم GWR به قطعه‌بندی منطقه مورد مطالعه با استفاده از سه پارامتر لیتولوژی، TPI و انحنای سطح



پرداخته شد، در گام بعد، مدل پیش‌بینی SVM-FR برای هر بخش اجرا گردید و درنهایت از تلفیق قطعه‌های پیش‌بینی نقشه نهایی حاصل گردید که در بالا بردن دقت نقشه نهایی کمک شایانی نموده است. به‌منظور بررسی دقت پیش‌بینی، مدل با مدل‌های دیگر مانند SVM-FR و FR با استفاده از شاخص ROC مقایسه گردید و نتایج حاصل از آن نشان داد که مدل ترکیبی GWR-SVM-FR دارای دقت پیش‌بینی بالاتری (۰/۸۵۱) نسبت به مدل SVM-FR (۰/۷۴۲) و مدل FR (۰/۷۱۴) می‌باشد. نتایج حاصل از این پژوهش با تحقیقات (سبکبار و همکاران<sup>۱</sup>، ۲۰۱۴؛ ارنر و همکاران<sup>۲</sup>، ۲۰۱۰؛ یو و همکاران<sup>۳</sup>، ۲۰۱۶) که الگوریتم GWR را در بالا بردن دقت نقشه حساسیت زمین‌لغزش بسیار مؤثر می‌دانند مطابقت دارد. بر اساس نتایج نهایی حاصل از روش ترکیبی ۸۳۱/۹۸ هکتار (۵ درصد) از منطقه مورد مطالعه در رده خطر خیلی کم، ۶۹۲۳۳/۳۷ هکتار (۴۱/۶۲ درصد) در رده خطر کم، ۴۹۸۵۲/۲۵ هکتار (۲۹/۹۷ درصد) در رده خطر متوسط، ۳۴۵۰/۵۱ هکتار (۲۰/۷۴ درصد) در رده خطر زیاد و ۴۴۱/۹۴ هکتار (۲/۶۶ درصد) در رده خطر خیلی زیاد قرار دارد. با توجه به تأثیر شگرف مدل GWR در بالا بردن دقت نقشه‌های حساسیت زمین‌لغزش و با توجه به این‌که این مدل هنوز در ایران مورد استفاده و توجه محققین و پژوهشگرانی که در زمینه زمین‌لغزش مشغول به پژوهش هستند قرار نگرفته است امید است در آینده استفاده از این الگوریتم در کنار روش‌های پیش‌بینی زمین‌لغزش کمک شایان توجهی در بالا بردن دقت پیش‌بینی مناطق حساس به زمین‌لغزش نماید.

### سپاسگزاری

اطلاعات رقومی مکانی مورد استفاده در این پژوهش مربوط به طرح پژوهشی می‌باشد که در مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان به اجرا درآمده است، لذا نویسندگان بر خود واجب می‌دانند مراتب سپاس و قدردانی خود را از آن مرکز و پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری به خاطر فراهم آوردن امکان این تحقیق اعلام نماید.

### منابع

- احمدآبادی، علی و مریم رحمتی، ۱۳۹۴، کاربرد شاخص‌های کمی ژئومورفومتریک در شناسایی پهنه‌های مستعد زمین لغزش با استفاده از مدل SVM (مطالعه موردی: آزاد راه خرم‌آباد-پل زال)، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، شماره ۳، صص ۲۱۳-۱۹۷.
- علی محمدی، صفیه؛ پاشای یاول، عباس؛ شتایی جویباری، شعبان و لطف‌الله پارسایی، ۱۳۸۸، ارزیابی کارایی مدل‌های پهنه‌بندی خطر زمین لغزش در حوزه آبخیز سیدکلاته رامیان، مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، جلد شانزدهم، شماره اول، صص ۷۸-۵۹.
- کرم، عبدالامیر و فرج‌الله محمودی، ۱۳۸۴، مدل سازی کمی پهنه بندی خطر زمین لغزش در زاگرس چین خورده (مطالعه موردی: سرخون در استان چهارمحال و بختیاری)، پژوهش‌های جغرافیایی، ش ۵۱، صص ۱-۱۴.
- کرمی، فریبا؛ بیاتی، مریم و داوود مختاری، ۱۳۸۶، ارزیابی و پهنه بندی خطر حرکات توده ای مواد در حوضه آبریز اوجانچای، مجله جغرافیا و توسعه، ش ۱، صص ۱۰۷-۱۲۴.

- Aleotti, P., Chowdhury, R., 1999, Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. Bull Eng Geol Environ, No. 58, pp. 21-44.
- Ahmadabadi, A., Rahmati, M., 2015, Application of geomorphometric quantitative parameters in detection of landslide Using SVM model (Case Study: hillway of Khoramabad), Researchers of quantitative geomorphology, No. 3, pp. 197-213.

<sup>۱</sup>Sabokbar et al

<sup>۲</sup>Erener et al

<sup>۳</sup>Yu et al

- Alimohamadi, S., Pashay yavel, A., Shatayi goybari, S.H., Parsayi, L., 2009, Assessment of Zonation models of landslide hazard in ramian watershed, Researchers of water and soil protection, No. 1, pp. 59-78.
- Ayalew, L., Yamagishi, H., 2005, The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda–Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*, Vol. 65, pp.15–31.
- Barredo, J.E.I., Benavides, A., Herv, A.S.J., van Westen, C.J., 2000, Comparing heuristic landslide hazard assessment techniques using GIS in the Tirajana basin, Gran Canaria Island, Spain. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf*, pp. 9–23.
- Ballabio, C., Sterlacchini, S., 2012, Support vector machines for landslide susceptibility mapping: The Staffora River Basin case study, Italy. *Math. Geosci*, No,44, pp. 47–70.
- Bai, S., Lü, G., Wang, J., Zhou, P., Ding, L., 2011, GIS-based rare events logistic regression for landslidesusceptibility mapping of Lianyungang, China. *J. Envir nmental Earth Sciences*, 62, pp. 139-149.
- Bonham-Carter, G.F., 1994, Geographic information systems for geoscientists: modeling with GIS. In: Bonham-Carter F (ed) *Computer methods in the geosciences*, Pergamon, Oxford, pp. 398.
- Binh Thai, P., Tien Bui, D., Pourghasemi, H., Indra, P., Dholakia, M., 2016, Landslide susceptibility assesssment in the Uttarakhand area (India) using GIS: a comparison study of prediction capability of naïve bayes, multilayer perceptron neural networks, and functional trees methods *Theoretical and Applied Climatology*. DOI 10.1007/s00704-015-1702-9.
- Bui, D.T., Pradhan, B., Lofman, O., Revhaug, I., Dick, O. B., 2012, Landslide susceptibility mapping at Hoa Binh province (Vietnam) using an adaptive neuro-fuzzy inference system and GIS, *Computers and Geosciences*. doi:10.1016/j.cageo.2011.10.031.
- Brunson, C., Fotheringham, A.S., Charlton, M.E., 1996, Geographically weighted regression: A method for exploring spatial nonstationarity. *Geogr. Anal*, No. 28, pp. 281–298.
- Celik, M., Kazar, B.M., Shekhar, S., Boley, D., 2016, Parameter Estimation for the Spatial Autoregression Model: A Rigorous Approach. [(accessed on 23 February 2016)]. Available online: <http://www-users.cs.umn.edu/~boley/publications/papers/NASA06>.
- Chalkias, C., Kalogirou, S., Ferentinou, M., 2014, Landslide susceptibility, Peloponnese peninsula in south Greece. *J. Maps*, No. 10, pp. 211–222. doi: 10.1080/17445647.2014.884022.
- Chen, W., Chai, H., Sun, X., Wang, Q., Ding, X., Hang, H., 2016, A GIS-based comparative study of frequency ratio, statistical index and weights-of-evidence models in landslide susceptibility mapping, *Arabian Journal of Geosciences*, 9: 204. doi:10.1007/s12517-015-2150-7.
- Chen, W., Pourghasemi, H., Zhao, Z., 2017, A GIS-based comparative study of Dempster- Shafer, logistic regression and artificial neural network models for landslide susceptibility mapping ,*Geocarto International* 32, pp. 367-385.
- Conoscenti, C., Angileri, S., Cappadonia, C., Rotigliano, E., Agnesi, V., Märker, M., 2014, Gully erosion susceptibility assessment by means of GISbased logistic regression: a case of Sicily (Italy). *Geomorphology*, 204, pp. 399–411.
- Dai, F.C., Lee, C.F., Xu, Z.W., 2001, Assessment of landslide susceptibility on the natural terrain of Lantau Island, Hong Kong. *Environ Geol*, No. 40, pp. 381–391.
- Dai, F.C., Lee, C.F., 2002, Landslide characteristics and slope instability modeling using GIS, Lantau Island, Hong Kong. *Geomorphology*, No. 42, pp. 213–228. doi: 10.1016/S0169-555X(01)00087-3.

- Dou, J., Yamagishi, H., Pourghasemi, H., Yunus, A., Song, X., Xu, Y., Zhu, Z., 2015, An integrated artificial neural network model for the landslide susceptibility assessment of Osado Island, Japan Natural Hazards, 78, pp.1749-1776.
- Erener, A., Düzgün, H.S.B., 2010, Improvement of statistical landslide susceptibility mapping by using spatial and global regression methods in the case of More and Romsdal (Norway) Landslides, No. 7, pp. 55–68. doi: 10.1007/s10346-009-0188-x.
- Erener, A., Düzgün, H.S.B., 2010, Improvement of statistical landslide susceptibility mapping by using spatial and global regression methods in the case of More and Romsdal (Norway) Landslides. 7, pp. 55–68.
- Ercanoglu, M., Temiz, F. A., 2011, Application of logistic regression and fuzzy operators to landslide susceptibility assessment in Azdavay (Kastamonu, Turkey), J. Environ. Earth Sci, 64, pp. 949-964.
- Fotheringham, A., Brunson, C., Charlton, M., 2002, Geographically weighted regression the analysis of spatially varying relationships University of Newcastle, England: Wiley.
- Fotheringham, A.S., Charlton, M., Brunson, C., 1996, The geography of parameter space: An investigation of spatial non-stationarity. Int. J. Geogr. Inf. Syst, No.10, pp. 605–627. doi: 10.1080/026937996137909.
- Fotheringham, A.S., Charlton, M., Brunson, C., 1997, Recent Developments in Spatial Analysis. Springer; Berlin, Germany, Measuring spatial variations in relationships with geographically weighted regression, pp. 60–82.
- Fotheringham, A.S., Charlton, M., Brunson, C., 1998, Geographically weighted regression: A natural evolution of the expansion method for spatial data analysis. Environ. Plan, No. 30, pp. 1905–1927. doi: 10.1068/a301905.
- Gomez, H., Kavzoglu, T., 2005, Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. Eng. Geol, No. 78, pp. 11–27. doi: 10.1016/j.enggeo.2004.10.004.
- Guzzetti, F., Carrara, A., Cardinalli, M., Reichenbach, P., 1999, Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in amulti-case study, central Italy. Geomorphology, No. 31, pp.181–216.
- Hong, H., Pradhan, B., Xu, C., Tien Bui, D., 2015a, Spatial prediction of landslide hazard at the Yihuang area (China) using two-class kernel logistic regression, alternating decision tree and support vector machines. CATENA, 133, pp.266–281.
- Hong, H., Xu, C., Revhaug, I., Tien Bui, D., 2015b, Spatial prediction of landslide hazard at the Yihuang area (China): a comparative study on the predictive ability of backpropagation multi-layer perceptron neural networks and radial basic function neural networks. In: Robbi Sluter C, Madureira Cruz CB, Leal de Menezes PM (eds) Cartography—maps connecting the world. Lecture notes in geoinformation and cartography. Springer International Publishing, pp. 175-188.
- Ilinca, V., Gheuca, I., 2011, The red lake landslide (Ucigau Mountain, Romania). Carpathian Jour. Earth Environ, No. 23, pp. 263-272.
- Jaafari, A., Najafi, A., Pourghasemi, H.R., Rezaeian, J., Sattarian, A., 2014. GIS-based frequency ratio and index of entropy models for landslide susceptibility assessment in the Caspian forest, northern Iran, Int. J. Environ. Sci. Technol. No. 11, pp. 909–926.
- Jenks, G.F., 1967, The data model concept in statistical mapping. Int. Yearb. Cartogr, No.7, pp.186–190.
- Komac, M., 2006, A landslide susceptibility model using the analytical hierarchy process method and multivariate statistics in perialpine Slovenia, Geomorphology, No. 74, pp. 17-28.
- Karam A., Mahmodi F., 2005, Quantitive Modeling of landslide hazard zonation in the zagros (Case Study: Sorkhoon), geographical researchers, No.1, pp. 1-14.

- Karami F., Bayati M., Mokhtari D., 2007, Assessment and Zonation of mass movement hazard of material in ojanchay watershed, geography and development, No.1, pp. 107-124.
- Lee, S., Pradhan, B., 2007, Landslide hazard mapping at Selangor, Malaysia using frequency ratio and logistic regression models, Landslides, No. 4, pp. 33–41.
- Liu, J.G., Mason, P.J., Clerici, N., Chen, S., Davis, A., Miao, F., Deng, H., Liang, L., 2003, Landslide hazard assessment in the three gorges area of the Yangtze River using ASTER imagery: Zigui–Badong, Geomorphology, No. 61, pp. 171–187. doi: 10.1016/j.geomorph.2003.12.004.
- Li, Y., Chen, G., Tang, C., 2012, Rainfall and earthquake-induced landslide susceptibility assessment using GIS and artificial neural network. Nat Hazards Earth Syst Sci 12, pp. 2719–2729.
- Lee, S., Ryu, J.H., Min, K., Won, J.S., 2003, Landslide susceptibility analysis using GIS and artificial neural network. Earth Surf. Process, Landforms, No. 28, pp. 1361–1376. doi: 10.1002/esp.593.
- Miller, H.J., 2004, Tobler's first law and spatial analysis. Ann. Assoc. Am. Geogr, No. 94, pp. 284–289. doi: 10.1111/j.1467-8306.2004.09402005.x.
- Mohammady, M., Pourghasemi, H.R., Pradhan, B., 2012, Landslide susceptibility mapping at Golestan Province Iran: a comparison between frequency ratio, Dempster-Shafer, and weights-of evidence models. J Asian Earth Sci, No. 61, pp. 221–236.
- Melchiorre, C., Matteucci, M., Azzoni, A., Zanchi, A., 2006, Artificial neural networks and cluster analysis in landslide susceptibility zonation, Geomorphology, No. 94, pp. 379–400. doi: 10.1016/j.geomorph.2006.10.035.
- Marjanović, M., Kovačević, M., Bajat, B., Voženilek, V., Landslide susceptibility assessment using SVM machine learning algorithm. Eng. Geol, No. 123, pp. 225–234. doi: 10.1016/j.enggeo.2011.09.006.
- Ohlmacher, G.C., Davis, J.C., 2003, Using multiple logistic regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. Eng. Geol, No. 69, pp. 331–343. doi: 10.1016/S0013-7952(03)00069-3.
- Oh, H. J., Lee, S., 2010, Cross validation of logistic regression model for landslide susceptibility mapping at Geneoung areas, Korea. J. Disaster Advances, 3, pp. 44–55 .
- Ozdemir, A., Altural, T., 2013, A comparative study of frequency ratio, weights of evidence and logistic regression methods for landslide susceptibility mapping: Sultan Mountains, SW Turkey. J Asian Earth Sci, No. 64, pp.180–197.
- Pradhan, B., Lee, S., 2010, Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: back propagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modeling, *Environmental Modelling & Software*, No. 25, pp. 747-759.
- 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, *Comput Geosci*, 51, pp. 350–365.
- Pachauri, A.K., Pant, M., 1992, Landslide hazard mapping based on geological attributes. Eng Geol, No. 32, pp. 81–100.
- Pourghasemi, H.R., Moradi, H.R., Fatemi Aghda, S.M., Gokceoglu, C., Pradhan, B., 2013, GIS-based landslide susceptibility mapping with probabilistic likelihood ratio and spatial multi-criteria evaluation models (North of Tehran, Iran). *Arab J Geosci*. doi:10.1007/s12517-012-0825-x.
- Pourghasemi, H.R., Jirandeh, A.G., Pradhan, B., Xu, C., Gokceoglu, C., 2013, Landslide susceptibility mapping using support vector machine and GIS at the Golestan Province, Iran. *J Earth Syst Sci* 2, pp. 349–369.

- Peng, L., Niu, R., Huang, B., Wu, X., Zhao, Y., Ye, R., 2014, Landslide susceptibility mapping based on rough set theory and support vector machines: A case of the Three Gorges area, China. *Geomorphology*, 204, pp. 287–301.
- Pradhan, B., Lee, S., 2009, Landslide risk analysis using artificial neural network model focusing on different training sites. *I J Physical Sci*, No. 3, pp.1–15.
- Regmi, A.D., Devkota, K.C., Yoshida, K., Pradhan, B., Pourghasemi, H.R., Kumamoto, T., Akgun, A., 2014, Application of frequency ratio, statistical index, and weights-of-evidence models and their comparison in landslide susceptibility mapping in Central Nepal Himalaya, *Arab J Geosci*, No.7, pp. 725–742.
- Regmi, N.R., Giardino, J.R., Vitek, J.D., 2010, Modeling susceptibility to landslides using the weight of evidence approach( Case Study: Western Colorado, USA), *Geomorphology*, No. 115, pp. 172–187.
- Regmi, N.R., Giardino, J.R., Vitek, J.D., 2010, Assessing susceptibility to landslides: Using models to understand observed changes in slopes, *Geomorphology*, No. 122, pp. 25–38. doi: 10.1016/j.geomorph.2010.05.009.
- San, B.T., 2014, An evaluation of SVM using polygon-based random sampling in landslide susceptibility mapping: The Candir Catchment area (Western Antalya, Turkey), *Int. J. Appl. Earth Obs*, 26, pp. 399–412.
- Schuster, R., 1996, Socioeconomic significances of landslides. In: Turner AK, Shuster RL (eds) *Landslides Investigation and Mitigation*, Transportation Research Board, National Research Council, National Academic Press, Washington, pp. 12–36.
- Swets, J.A., 1988, Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, No. 240, pp.1285-1293.
- Sabokbar, H.F., Roodposhti, M.S., Tazik, E., 2014, Landslide susceptibility mapping using geographically-weighted principal component analysis, *Geomorphology*, No. 226, pp.15–24. doi: 10.1016/j.geomorph.2014.07.026.
- Wheeler, D.C., 2014, *Handbook of Regional Science*. Springer; Berlin, Germany, Geographically weighted regression, pp. 1435–1459.
- Wan, S., Chang, S.H., 2014, Combined particle swarm optimization and linear discriminant analysis for landslide image classification: Application to a case study in Taiwan. *Environ. Earth Sci*, No. 72, pp. 1453–1464. doi: 10.1007/s12665-014-3050-y.
- Wang, H., Sassa, K., 2006, Rainfall-induced landslide hazard assessment using artificial neural networks. *Earth Surf. Process. Landforms*, No. 31, pp. 235–247. doi: 10.1002/esp.1236.
- Xu, C., Dai, F., Xu, X., Lee, Y.H., 2012, GIS-based support vector machine modeling of earthquake-triggered landslide susceptibility in the Jianjiang River watershed, China. *Geomorphology*, No. 145, pp. 70–80. doi: 10.1016/j.geomorph.2011.12.040
- Yu, X., Wang, Y., Niu, R., Hu, Y., 2016, A Combination of Geographically Weighted Regression, Particle Swarm Optimization and Support Vector Machine for Landslide Susceptibility Mapping: A Case Study at Wanzhou in the Three Gorges Area, China, *Int J Environ Res Public Health*, No. 13 . doi: 10.3390/ijerph13050487.
- Yilmaz, I., 2009, Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison (case study: Kat landslides), *Computer and Geosciences*, No. 35, pp. 1125-1138.
- Yao, X., Tham, L.G., Dai, F., 2008, Landslide susceptibility mapping based on support vector machine: A case study on natural slopes of Hong Kong, China, *Geomorphology*, No. 101, pp. 572–582. doi: 10.1016/j.geomorph.2008.02.011.
- Yao, X., Zhang, Y., Zhou, N., Guo, C., Yu, K., Li, L.J., 2014. *Project Planning and Project Success: The 25% Solution.*, Taylor & Francis Group; England, Application of two-class SVM applied in landslide susceptibility mapping, p. 203.

- Yalcin, A., Reis, S., Aydinoglu, A. C., Yomralioglu. T., 2011, A GIS-based comparative study of frequency ratio, analytical hierarchy process, bivariate statistics and logistics regression methods for landslide susceptibility mapping in Trabzon, NE Turkey. *J. Catena*, 85, pp. 274-287.
- Zhang, L., Bi, H., Cheng, P., Davis, C.J., 2004, Modeling spatial variation in tree diameter–height relationships. *For. Ecol. Manag.*, No. 189, pp. 317–329. doi: 10.1016/j.foreco.2003.09.004.