



## Research Article

### The determinant role of the modeling goal and end-user's need in opting for the superior landslide susceptibility model (A case study: Tajan watershed, Mazandaran province)

Mehdi Sadighi<sup>1</sup>, Baharak Motamedvaziri<sup>1\*</sup> , Hasan Ahmadi<sup>1</sup>, Abolfazl Moeini<sup>1</sup>

1-Department of Forest, Range and Watershed Management, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran

Received: 01 Mar 2020 Accepted: 14 Oct 2020

## Extended Abstract

### Introduction

Landslides are isolated processes which may not be very large, but they can occur frequently and cause sizable damages. In most areas, there is a vivid pattern of irrational reaction while confronting such events. Nonetheless, such actions as avoidance, prevention, or restoration are more feasible for landslides than all other natural hazards because many discernable morphological symptoms appear months and even years before landslide occurrences. To the date, inherent driving forces of terrain processes have been identified quite well. Therefore, if we optimistically identify the landslide-prone areas, we would be able to reduce the landslide driven accidents through landslide susceptibility zonation. Nowadays, landslide susceptibility assessment endeavors have made great progress. Nevertheless, concurrent with advancements in developing susceptibility models, end-users have had many challenges selecting the superior model.

### Materials and Methods

This study is focused on the determinant role of the modeling goal and end-user's need in opting for the superior model in the context of landslide susceptibility assessment and generally any endeavor with a spatial connotation. Hence, three widely used data mining models including artificial neural network (ANN), support vector machine (SVM), and maximum entropy (MaxEnt) were adopted for landslide susceptibility assessment in one of the pilot subbasins of the Tajan Watershed in Mazandaran Province. Models' results were assessed using six performance criteria including 1) areal distribution of the susceptibility classes in each model, 2) distribution of landslides within the susceptibility classes in each model, 3) Error Type I (false positive), 4) Error Type II (false negative), 5) area under the success rate curve and 6) area under the prediction rate curve, based on which models were ranked.

### Results and Discussion

The first criterion showed that the MaxEnt, SVM, and ANN, respectively, have the highest to the lowest performance. The second criterion showed that the SVM, MaxEnt, and ANN, respectively, have the highest to the lowest performance. The third criterion with economic losses connotation often associated with the modeling errors, indicated a good performance of the SVM model, while the MaxEnt and ANN were concurrently second-ranked. The fourth criterion with a connotation of casualties and economic losses often associated with the modeling errors indicated a good performance of ANN, followed by MaxEnt and SVM. The results regarding the fifth and sixth criteria both revealed a great learning and prediction power of the SVM model, followed by MaxEnt and ANN.

### Conclusion

The findings of this study attests for the notion that models superiority is rather a relative matter and despite the fact that landslide susceptibility results are resultant of local properties and cannot be generalized to other areas. Therefore opting for the superior model should be also carried out on the basis of engaging a wide range of performance criteria as well as acknowledging the modeling goal and end-user's need.

**Keywords:** Maximum entropy, Artificial neural network, Support vector machine, False positive, False negative.

**Citation:** Sadighi, M. et al, 2020. The determinant role of the modeling goal and end-user's need in opting for ..., *Res. Earth. Sci.*: 11(3), (167-182) DOI: 10.52547/esrj.11.3.167

\* Corresponding author E-mail address: [bm vaziri@gmail.com](mailto:bm vaziri@gmail.com)



## نقش تعیین کننده هدف مدل سازی و نیاز کاربر در انتخاب مدل برتر حساسیت زمین لغزش (مطالعه موردی: حوزه آبخیز تجن، استان مازندران)

مهدی صدیقی<sup>۱</sup>، بهارک معتمدوزیری<sup>۲\*</sup>، حسن احمدی<sup>۱</sup>، ابوالفضل معینی<sup>۱</sup>

۱- گروه جنگل، مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۱۲/۱۱

تأیید نهایی مقاله: ۱۳۹۹/۴/۲۳

### چکیده

در این تحقیق، سه مدل داده کاوی شامل شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و بیشینه آنتروپی برای ارزیابی حساسیت زمین لغزش در حوزه آبخیز تجن استان مازندران انتخاب گردید. نتایج مدل ها با شاخص شاخص کارایی مدل شامل: (۱) روند توزیع مساحتی کلاس های حساسیت، (۲) روند توزیع عددی زمین لغزش ها در کلاس های حساسیت، (۳) خطای نوع یک مدل سازی (مثبت کاذب)، (۴) خطای نوع دو مدل سازی (منفی کاذب)، (۵) مساحت زیر منحنی نرخ موفقیت و (۶) مساحت زیر منحنی نرخ پیش بینی بررسی گردید و براساس آن ها مدل ها رتبه بندی شدند. نتایج حاکی از آن بود که براساس شاخص اول، مدل های بیشینه آنتروپی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب بهترین تا ضعیف ترین کارایی را نشان دادند. براساس شاخص دوم، به ترتیب مدل های ماشین بردار پشتیبان، بیشینه آنتروپی و شبکه عصبی مصنوعی بهترین تا ضعیف ترین عملکرد را ارائه نمودند. شاخص سوم با اشاره به پتانسیل خسارات اقتصادی ناشی از خطای مدل - سازی بیانگر عملکرد مناسب مدل ماشین بردار پشتیبان بود و مدل های بیشینه آنتروپی و شبکه عصبی مصنوعی مشترکاً در درجات بعدی اهمیت قرار گرفتند. همچنین، شاخص چهارم با اشاره به پتانسیل تلفات جانی و مالی ناشی از خطای مدل سازی نشانگر عملکرد خوب مدل شبکه عصبی مصنوعی بود و مدل های بیشینه آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان به ترتیب در رتبه دوم و سوم قرار گرفتند. نتایج حاصل از شاخص های پنجم و ششم بیانگر قدرت بالای یادگیری و تعمیم نتایج در مدل ماشین بردار پشتیبان بود و مدل های بیشینه آنتروپی و شبکه عصبی مصنوعی در درجات بعدی اهمیت قرار گرفتند.

**واژه های کلیدی:** بیشینه آنتروپی، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، مثبت کاذب، منفی کاذب.

## مقدمه

پدیده زمین‌لغزش همانند زمین‌لرزه، سیل و آتش‌فشان از بلاهای طبیعی مهم به شمار می‌رود که هر ساله رخداد آن در مناطق مستعد این پدیده، خسارات و صدمات فراوانی به بار می‌آورد. با افزایش جمعیت و اسکان در مناطق مستعد رویداد زمین‌لغزش، آمارهای جهانی تلفات ناشی از این پدیده پیوسته روند صعودی دارد (حسین‌زاده و همکاران، ۱۳۸۸). نیروی ثقل زمین یک نیروی داخلی ولی با عوارض بیرونی است که در همه‌جا حاضر بوده و همواره سبب اعمال یک نیروی پایین‌رو در راستای امتداد شاقولی به مرکز زمین می‌شود. عوامل مختلفی نظیر هندسه دامنه، نوع مواد، نوع و سرعت حرکت مواد، تیپ‌های مختلف زمین‌لغزش‌ها را به وجود می‌آورند. طبق تعریف رادبروچ‌هال و وارنز ( Radbruch-Hall and Varnes, 1976)، زمین‌لغزش به حرکت مواد تشکیل‌دهنده دامنه، شامل صخره‌های طبیعی، خاک، انباشته‌های مصنوعی، قطعات یخی و یا مخلوطی از آن‌ها که توسط نیروی ثقل به سمت پایین جابه‌جا می‌شوند، اطلاق می‌شود. فرآیندهای فوق سبب حرکت مواد به صورت لغزش، واژگونی، جریان، ریزش، خزش و گسترش جانبی می‌شوند. به‌طور کلی، معمولاً زمین‌لغزش‌ها به شکل بطئی و متمرکز رخ می‌دهند و شاید از نظر اندازه خیلی بزرگ نباشند، اما می‌توانند به‌طور متناوب رخ داده و ایجاد خطر کنند. در بسیاری از مناطق، عدم واکنش منطقی در مقابل این خطرات در قالب برنامه‌های آمایش سرزمین کاملاً محسوس است. با این حال اقداماتی نظیر اجتناب، پیشگیری یا ترمیم در بین همه خطرات طبیعی، بیشتر برای زمین‌لغزش‌ها جوابگو است زیرا این نوع از خطرات طبیعی معمولاً ماه‌ها و یا حتی سال‌ها قبل از وقوع، نشانه‌های مورفولوژیکی قابل مشاهده‌ای از

خود به‌جای می‌گذارند. اگرچه پیش‌بینی پراکنش مکانی مناطق مستعد ناپایداری دامنه با دقتی بالا (مانند نشان دادن مناطق متأثر از مد آب دریا) امکان‌پذیر نیست، با این وجود نسبت به سایر خطرات طبیعی نظیر گردبادها یا خشکسالی‌ها بهتر و دقیق‌تر شناسایی می‌شوند. تاکنون، دلایل ذاتی عوارض زمینی واحد نسبتاً خوبی شناسایی شده‌اند، بنابراین اگر نسبت به شناسایی مناطق مستعد زمین‌لغزش خوش‌بین باشیم، از طریق پهنه‌بندی مکانی وقوع زمین‌لغزش قادر به کاهش خطرات این پدیده خواهیم بود و مادامی‌که مقاومت دامنه طبق روابط قابل تعیین، متأثر از پدیده‌های بزرگ اقلیمی باشد، پیش‌بینی تقریبی زمان‌های پرخطر تا حدی امکان‌پذیر است. برای پهنه‌بندی استعداد ناپایداری دامنه‌ها و وقوع زمین‌لغزش‌ها ده‌ها مدل عددی با عوامل، وزن، نرخ، منطق محاسباتی و مقیاس متفاوت ابداع و در شرایط متنوع براساس شواهد زمینی واسنجی و اصلاح شده‌اند. لی و جونز ( Lee and Jones, 2004) سه رویکرد اصلی در ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش را به‌صورت کیفی، نیمه کمی و کمی طبقه‌بندی کردند. روش‌های کیفی بر پایه نظرات کارشناسی می‌باشند. مدل‌هایی که از روش‌های وزن‌دهی و نرخ‌دهی استفاده می‌کنند به‌عنوان روش‌های نیمه‌کمی شناخته می‌شوند ( Yalcin, 2008). نمونه‌ای از این روش‌ها فرآیند تحلیل سلسله مراتبی (شادفر و همکاران، ۱۳۸۶؛ کلارستاقی و همکاران، 1386) و ترکیب خطی وزنی (Ayalew et al, 2004) و روش فاکتور اطمینان ( Kanungo et al, 2011; Devkota et al, 2013; Pourghasemi et al, 2013) است. روش‌های کمی بر پایه منطق ریاضی از همبستگی بین فاکتورهای مؤثر و وقوع زمین‌لغزش بنا شده که شامل رگرسیون تحلیلی دومتغیره، چندمتغیره

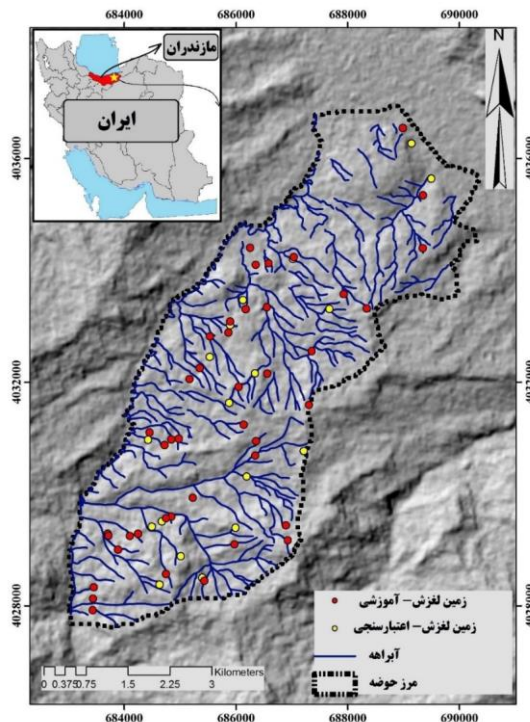
مدل بوده که متشکل از دو خطای شایع در مدل-سازی (خطای نوع ۱: مثبت کاذب و نوع ۲: منفی کاذب) و دو منحنی ارزیابی قدرت برازش و پیش-بینی می‌باشد. لذا، یکی از زیرحوضه‌های حوزه آبخیز بزرگ تجن به‌عنوان یکی از حوضه‌های پایلوت تحقیقات زمین‌لغزش در استان مازندران به سبب وقوع زمین‌لغزش‌های مکرر و با بزرگی قابل‌ملاحظه، انتخاب گردید.

### منطقه مورد مطالعه

زیرحوضه پهنه‌کلا در محدوده‌ای با وسعت ۳۱/۴۶ کیلومترمربع بین طول جغرافیایی  $12^{\circ} 00' 53''$  تا  $34^{\circ} 06' 53''$  شرقی و عرض جغرافیایی  $36^{\circ} 20' 48''$  تا  $36^{\circ} 27' 50''$  شمالی در جنوب شهرستان ساری واقع شده و زیرحوضه‌ای از حوزه آبخیز بزرگ تجن می‌باشد (شکل ۱). حداقل و حداکثر ارتفاع حوضه به‌ترتیب برابر با ۱۱۵ و ۷۲۴ متر از سطح دریا و میانگین ارتفاعی حوضه برابر با ۳۵۱ متر می‌باشد. اقلیم منطقه براساس روش دومارتن از نوع مرطوب بوده و همچنین متوسط حداقل دمای سالیانه  $9/8$  درجه سانتی‌گراد و متوسط حداکثر دمای سالیانه  $21/8$  درجه سانتی‌گراد می‌باشد. بارندگی منطقه براساس گرادیان بارندگی مربوط به حوزه آبخیز تجن  $780$  میلی‌متر به دست آمده است. بیشتر مساحت حوزه مورد مطالعه دارای پوشش جنگلی می‌باشد که در کل  $81\%$  از سطح حوزه را اشغال کرده است. کاربری‌های کشاورزی دیم ( $15\%$ )، باغ‌کاری ( $3/3\%$ ) و مناطق مسکونی ( $0/7\%$ ) سایر کاربری-های غالب حوضه را تشکیل می‌دهند. بیشتر منطقه دارای سازند مارن میوسن (با علامت اختصاری  $M^{m.s.1}$ ) بوده و در قسمت آبرفتی توسط

و لجستیک، منطق فازی، تحلیل شبکه مصنوعی می‌باشند. ون وستن و همکاران (Van Westen et al, 2006) روش‌های ارزیابی حساسیت را به چهار دسته کلی تقسیم می‌کند: (۱) روش‌های مبتنی بر لیست‌برداری زمین‌لغزش‌ها که در آن اطلاعات مکانی و زمانی وقوع، تیپ و نرخ زمین‌لغزش‌ها از طریق مطالعات گسترده میدانی و تفسیر تصاویر ماهواره‌ای و عکس‌های هوایی ثبت می‌شود و زمینه‌ای را برای سایر روش‌های پهنه‌بندی استعداد فراهم می‌نماید؛ (۲) روش‌های آماری-احتمالاتی داده محور که وزن‌دهی ذهنی به عوامل را به سمت روش‌های عینی سوق می‌دهند که شامل مدل‌های آماری دومتغیره، چندمتغیره و مدل‌های احتمالاتی داده‌کاوی می‌شوند؛ (۳) روش‌های ابداعی و مبتنی بر نظر کارشناسی و (۴) روش‌های قطعی که مستقیماً در ارتباط با پایداری دامنه بوده و در مقیاس سایت انجام می‌شوند. طی دهه‌های اخیر، محققان با استفاده از مدل‌های نوین داده‌کاوی که اغلب به‌طور جداگانه یا ترکیبی مورد استفاده قرار گرفته، سعی در ارائه ملی برتر در مقیاس‌های مختلف داشته‌اند. حال آنکه عملکرد مدل‌های ارائه شده و مهم‌تر از آن رده‌بندی مدل-ها مبتنی بر ابعاد مختلف موفقیتشان، در تحقیقات مختلف متغیر بوده، بطوریکه محققان مختلف به نتایج مختلف و در برخی موارد کاملاً متفاوت با تحقیقات قبلی دست یافته‌اند. تحقیق حاضر سعی در شفاف نمودن یکی از علل عمده این مسئله داشته که مبتنی بر مقایسه سه مدل داده‌کاوی شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و بیشینه آنتروپی (MaxEnt) به‌عنوان مدل‌های غالب پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش در سال‌های اخیر می‌باشد. مبنای مقایسه نیز بر پایه چهار شاخص ارزیابی کارایی

نهشته‌های کوارترنری (با علامت اختصاری Q<sub>2</sub>) پوشیده شده است.



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی زیرحوضه مورد مطالعه در استان مازندران و ایران به همراه پراکنش مکانی زمین‌لغزش‌های ثبت شده

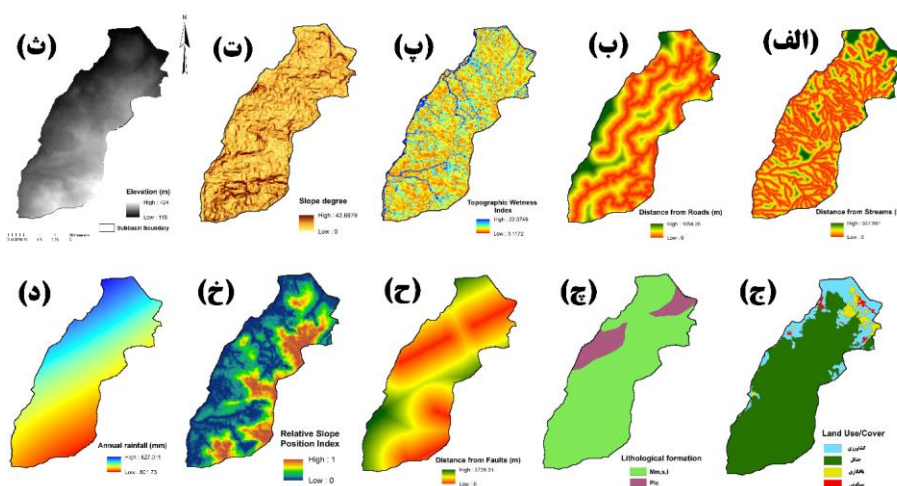
## مواد و روش‌ها

یکی از مهم‌ترین مراحل ارزیابی حساسیت زمین-لغزش، شناسایی و تهیه نقشه پراکنش زمین-لغزش‌های موجود در حوضه مورد مطالعه می‌باشد. در این تحقیق، ثبت و بررسی زمین‌لغزش‌های موجود در حوضه از طریق آرشیو تصاویر Google Earth، اطلاعات محلی، نقشه‌های موجود در اداره کل آبخیزداری استان مازندران (حاصل از تفسیر عکس‌های هوایی ۱:۲۰۰۰۰ و ۱:۵۰۰۰۰)، آرشیو اطلاعات مرکز مطالعات زمین‌لغزش در سازمان جنگل‌ها و مراتع و درنهایت بازبازرسی‌های متعدد میدانی جهت صحت‌سنجی و تکمیل داده‌های میدانی انجام گردید که مبتنی بر آن، تعداد ۶۱ زمین‌لغزش ثبت گردید. به‌منظور، تفکیک زمین-لغزش‌ها به دودسته داده جهت مدل‌سازی (۷۰)

درصد نقاط لغزشی: ۴۳ زمین‌لغزش) و ارزیابی نتایج مدل‌ها (۳۰ درصد نقاط لغزشی: ۱۸ زمین-لغزش)، از روش انتخاب تصادفی برای پرهیز از دخالت هرگونه نظر کارشناسی و به دلیل کاربرد رایج این روش در تحقیقات متعدد زمین‌لغزش (Rahmati et al, 2019; al, 2018; Rahmati et al, 2017) استفاده گردید. با تکیه بر مرور منابع گسترده، سعی گردید تا عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش برای مدل‌سازی این پدیده براساس موجودیت داده، ناهمگون بودن عامل در سطح منطقه و همچنین دارا بودن یک رابطه فرآیند-محور منطقی بین عامل و فرآیند وقوع زمین‌لغزش انتخاب گردند. لذا، عوامل مؤثر از بین گروه‌های مختلف توپوگرافیکی، اقلیمی، زمین‌شناسی، هیدرولوژیکی،

فاصله از گسل‌های فعال بیانگر توان لرزه‌خیزی منطقه بوده و به‌عنوان یک عامل تحریکی مهم مورد استفاده قرار گرفت. کاربری اراضی به نقش پوشش‌های طبیعی یا مصنوعی (جنگل‌ها و مراتع طبیعی یا دست‌کاشت) و مداخلات انسانی در طبیعت (کشاورزی) در زمینه‌سازی شرایط دامنه برای وقوع زمین‌لغزش اشاره دارد. فاصله از جاده به‌عنوان یک عامل انسان‌ساخت با اشاره به شیب‌های غیرطبیعی و فرآیند زیرکنی پنجه دامنه به سبب عدم رعایت مسائل ایمنی در تسطیح و همسان‌سازی شیب‌های طبیعی، حائز اهمیت بوده که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت. همچنین، برای پرهیز از مشکلات هم‌خطی عوامل، از شاخص تورم واریانس (VIF) استفاده گردید. براساس نتایج تحقیق اُبرایان (2007)، مقادیر VIF بالاتر از ۵ بیانگر هم‌خطی بحرانی بین عوامل بوده که می‌تواند به خطای ارببی در نتایج مدل‌ها و در نتیجه غیر قابل اعتماد بودن نتایج تحقیق ختم گردد.

انسان‌ساخت و بینابینی (توپو-هیدرولوژیک، زمین-زیست‌محیطی) انتخاب شدند. در مجموع، ۱۰ عامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش شامل ارتفاع (متر)، شیب (درجه)، بارش متوسط سالانه (میلی-متر)، شاخص رطوبت توپوگرافیکی (TWI)<sup>۱</sup>، شاخص موقعیت نسبی دامنه (RSPI)<sup>۲</sup>، فاصله از آبراهه/گسل/جاده (متر)، سازند زمین‌شناسی و کاربری اراضی انتخاب گردید (شکل ۲). مقیاس و منابع مورد استفاده برای تهیه نقشه‌ها در جدول ۱ ارائه شده است. همان‌طور که مشخص است، شاخص‌های TWI، RSPI و فاصله از آبراهه نماینده فرآیند تولید رواناب، زون‌های پاسخ هیدرولوژیک و در کل فرآیندهای فرسایشی در مجاورت شبکه آبراهه می‌باشند. سازندهای زمین-شناسی بیانگر فرآیندهای ذاتی و درونی مسئول در فرآیند لغزش بوده و اطلاعات ارزشمندی در ارتباط با مقاومت سنگ و خاک، نقش تعیین‌کننده لایه‌های زیرین خاک در تشکیل شکل‌های متفاوت سطح گسیختگی با درجات متفاوت لغزه‌خیزی، فرآیند نفوذ عمقی و رطوبت دامنه ارائه می‌نماید.



شکل ۲: عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش در تحقیق حاضر (الف: فاصله از آبراهه، ب: فاصله از جاده، پ: شاخص TWI، ت: درجه شیب، ث: ارتفاع، ج: کاربری اراضی، چ: سازند زمین‌شناسی، ح: فاصله از گسل، خ: شاخص RSPI، د: بارش متوسط سالانه)

جدول ۱: مقیاس و منابع مورد استفاده برای تهیه عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه

عامل	مقیاس	منبع
ارتفاع	۱:۵۰,۰۰۰	سازمان نقشه‌برداری کشور؛ مدل رقومی ارتفاع (DEM) با سلول‌های ۳۰ × ۳۰ متر
درجه شیب	۱:۵۰,۰۰۰	مستخرج از DEM
شاخص TWI	۱:۵۰,۰۰۰	مستخرج از DEM
بارش متوسط سالانه	۱:۵۰,۰۰۰	شرکت سهامی آب منطقه‌ای مازندران
شاخص RSPI	۱:۵۰,۰۰۰	مستخرج از DEM
کاربری اراضی	۱:۱۰۰,۰۰۰	اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان مازندران
سازند زمین‌شناسی	۱:۱۰۰,۰۰۰	سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور
فاصله از آبراهه	۱:۵۰,۰۰۰	سازمان نقشه‌برداری کشور
فاصله از جاده	۱:۵۰,۰۰۰	سازمان نقشه‌برداری کشور
فاصله از گسل	۱:۵۰,۰۰۰	سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور

### مدل‌های داده‌کاوی

#### مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی مصنوعی یا به اختصار شبکه عصبی از بزرگ‌ترین پیشرفت‌های علم بشر در دهه‌های اخیر به شمار می‌رود. از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه عصبی آن است که به‌عنوان یک طبقه‌بندی‌کننده غیرخطی عمل می‌کند. همچنین می‌تواند مسائلی که با معادلات ریاضی قابل‌بیان نیستند، به کمک تعدادی نمونه آموزشی مدل‌سازی نماید (منهاج، ۱۳۸۴؛ Beale and Jackson, 1990). ساده‌ترین شبکه عصبی یک نورون با  $n$  ورودی و یک خروجی است. به عبارت ساده‌تر، ورودی این نورون بردار سطری  $\vec{x}$  با  $n$  عضو و خروجی آن عدد اسکالر  $o$  است. در داخل هر نورون پایه برای تولید خروجی محاسبات رابطه ۱ انجام می‌شود.

رابطه ۱)

$$O = f \left( \sum_{i=1}^n X_i W_i + B \right)$$

که در آن،  $W_i$  ضرایب وزنی متناظر ورودی  $X_i$  هستند و  $B$  مقدار آستانه است. همین‌طور،  $f$  نیز

یک تابع است که خروجی  $O$  را می‌سازد. در حالت کلی می‌توان فرض کرد  $W_0=B$  و  $X_0=1$  و معادله رابطه ۱ را می‌توان به شکل رابطه ۲ بازنویسی کرد:

رابطه ۲)

$$O = f(\vec{X} * \vec{W})$$

که در این معادله  $\vec{x}$  بردار سطری با  $n+1$  عنصر و  $\vec{w}$  بردار ستونی با  $n+1$  عنصر است. نورون پایه معرفی شده قادر به حل مسائل خطی می‌باشد. اما برای حل مسائل غیرخطی از یک شبکه عصبی به نام پرسپترون چندلایه (MLP) استفاده می‌شود. شبکه MLP مجموعه‌ای از نورون‌های پایه است که در ۳ لایه قرار می‌گیرند. این سه لایه با نام‌های لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی شناخته می‌شوند. شبکه MLP یک شبکه با ساختار رو به جلو است و از روش انتشار خطا رو به عقب برای یادگیری شبکه استفاده می‌کند. شبکه MLP یک شبکه با ناظر محسوب می‌شود. به عبارت دیگر، برای آموزش این شبکه باید علاوه بر داده‌های

آموزشی مجزای خطی را انتخاب می‌نماید ( $X_i$ )  
 به شبکه آموزش داده شود. مدل‌سازی حساسیت  
 زمین‌لغزش با مدل ANN در این تحقیق در نرم-  
 افزار ModEco انجام گرفت.  
 مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)  
 مدل SVM، یک سیستم طبقه‌بندی نظارت شده  
 به شمار می‌رود که بر پایه تئوری یادگیری و  
 نظریه ابعادی آماری بنا شده است (Vapnik,  
 1995). از ویژگی‌های این روش آن است که می-  
 تواند به‌طور مشترک برای دو عملیات طبقه‌بندی و  
 رگرسیون به‌کار رود. این روش شامل مجموعه‌ای  
 از توابع طبقه‌بندی است که دارای قابلیت ارزیابی  
 خطا و تعمیم مناسب اطلاعات بوده و با استفاده از  
 اطلاعات موجود در لایه‌های عوامل مؤثر و تکرار  
 بالای مدل‌سازی، پیچیدگی رفتار وقوع پدیده  
 زمین‌لغزش را کاهش می‌دهد. این مدل شامل یک  
 مرحله آموزشی همراه با ورودی و مقادیر اهداف  
 خروجی است. مدل SVM جهت تمیز دادن  
 الگوهای متفاوت و منحصربه‌فرد در یک فضا، از  
 یک صفحه جدایش استفاده می‌کند که بایستی در  
 حداکثر فاصله از نقاط اطراف خود رسم گردد.  
 داده‌های نقطه‌ای نزدیک به این صفحه، بردارهای  
 پشتیبان نامیده می‌شوند که جزء اعضای کلیدی  
 داده‌های آموزشی محسوب می‌شوند  
 (Pourghasemi et al, 2013). هرچه صفحه  
 جدایش بزرگ‌تر باشد، پایداری مدل به اختلال و  
 نویز افزایش یافته و در نتیجه قدرت بالایی برای  
 پیش‌بینی و تعمیم نتایج خواهد داشت. الگوریتم-  
 های مدل SVM، روشی کلی برای تخمین توابع  
 ارائه می‌نمایند که هدف اصلی آن‌ها حل مسائل  
 بهینه‌سازی درجه دوم می‌باشد. طی مراحل مدل-  
 سازی، مدل SVM مجموعه‌ای از سلول‌های

آموزشی مجزای خطی را انتخاب می‌نماید ( $X_i$ )  
 به شبکه آموزش داده شود. مدل‌سازی حساسیت  
 زمین‌لغزش با مدل ANN در این تحقیق در نرم-  
 افزار ModEco انجام گرفت.  
 مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)  
 مدل SVM، یک سیستم طبقه‌بندی نظارت شده  
 به شمار می‌رود که بر پایه تئوری یادگیری و  
 نظریه ابعادی آماری بنا شده است (Vapnik,  
 1995). از ویژگی‌های این روش آن است که می-  
 تواند به‌طور مشترک برای دو عملیات طبقه‌بندی و  
 رگرسیون به‌کار رود. این روش شامل مجموعه‌ای  
 از توابع طبقه‌بندی است که دارای قابلیت ارزیابی  
 خطا و تعمیم مناسب اطلاعات بوده و با استفاده از  
 اطلاعات موجود در لایه‌های عوامل مؤثر و تکرار  
 بالای مدل‌سازی، پیچیدگی رفتار وقوع پدیده  
 زمین‌لغزش را کاهش می‌دهد. این مدل شامل یک  
 مرحله آموزشی همراه با ورودی و مقادیر اهداف  
 خروجی است. مدل SVM جهت تمیز دادن  
 الگوهای متفاوت و منحصربه‌فرد در یک فضا، از  
 یک صفحه جدایش استفاده می‌کند که بایستی در  
 حداکثر فاصله از نقاط اطراف خود رسم گردد.  
 داده‌های نقطه‌ای نزدیک به این صفحه، بردارهای  
 پشتیبان نامیده می‌شوند که جزء اعضای کلیدی  
 داده‌های آموزشی محسوب می‌شوند  
 (Pourghasemi et al, 2013). هرچه صفحه  
 جدایش بزرگ‌تر باشد، پایداری مدل به اختلال و  
 نویز افزایش یافته و در نتیجه قدرت بالایی برای  
 پیش‌بینی و تعمیم نتایج خواهد داشت. الگوریتم-  
 های مدل SVM، روشی کلی برای تخمین توابع  
 ارائه می‌نمایند که هدف اصلی آن‌ها حل مسائل  
 بهینه‌سازی درجه دوم می‌باشد. طی مراحل مدل-  
 سازی، مدل SVM مجموعه‌ای از سلول‌های

رابطه ۳)

$$1/2 \|W\|^2$$

رابطه ۴)

$$Y_i ((W \cdot X_i) + b) \geq 1$$

که در آن  $\|W\|$  قدر مطلق صفحه جدایش نرمال و  
 b پایه (مبنای) عددی می‌باشد. برای حل مسئله  
 فوق، از یک رابطه لاگرانژی استفاده می‌شود که  
 حاوی یک ضریب افزایشنده به نام  $\lambda_i$  می‌باشد. هدف  
 از این رابطه آن است که با کاهش ضرایب W و b  
 و افزایش  $\lambda_i$  مقدار L لاگرانژی کاهش یابد.  
 بنابراین صورت کلی معادله به شکل رابطه ۵  
 تبدیل می‌شود:

رابطه ۵)

$$L = 1/2 \|W\|^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i (Y_i ((W \cdot X_i) + b) - 1)$$

در این تحقیق، جهت تهیه نقشه حساسیت زمین-  
 لغزش مبتنی بر روش SVM، از نرم‌افزار R و بسته  
 ksvm استفاده شد. در این سامانه توابع مختلفی  
 برای مدل SVM ارائه شده که در این تحقیق از  
 تابع شعاعی استفاده گردید که در رابطه ۶ ارائه  
 شده است، زیرا در بسیاری از موارد عملکرد  
 مناسبی از خود ارائه داده است.



رابطه ۶)

$$K(X_i, X_j) = (-\gamma \|X_i - X_j\|), \quad \gamma > 0$$

که در آن  $\gamma$  پارامتر گاما بوده که توسط مدل طی یک پروسه مدل‌سازی پرتکرار بهینه‌یابی می‌شود.

#### مدل بیشینه آنتروپی (MaxEnt)

در این تحقیق با استفاده از مدل بیشینه آنتروپی (Phillips et al, 2006) و به کمک نرم‌افزار MaxEnt نواحی دارای پتانسیل زمین‌لغزش مدل‌سازی شد. این روش نخستین بار برای پیش‌بینی پراکنش گونه‌های جانوری طراحی شده و به‌مرور در زمینه‌های دیگر نظیر پیش‌بینی استعداد زمین‌لغزش استفاده شده است. مزیت این روش آن است که برای پیش‌بینی رفتار یک گونه یا پدیده، به نقاط عدم حضور آن گونه یا پدیده نیازی نیست بلکه از یک سری عوامل تأثیرگذار (عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش) و همچنین نقاط حضور آن پدیده (نقاط لغزشی برای مدل‌سازی) استفاده می‌شود. در این روش همبستگی عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش با نقاط شواهد زمین‌لغزش محاسبه شده و با نتایج حاصل از ۱۰۰۰۰ نقطه تصادفی از منطقه به‌عنوان نقاط زمینه (مناطق شبه عدم حضور زمین‌لغزش) مقایسه می‌گردد. این فرآیند به‌طور غیرمستقیم در تفکیک مناطق حضور و عدم حضور به مدل کمک می‌نماید. درنهایت مدلی به دست می‌آید که دارای بیش‌ترین قدرت تشخیص مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش می‌باشد. اطمینان از مناطق عدم حضور زمین‌لغزش مشکلات زیادی در مطالعات مرتبط در پی خواهد داشت که می‌توان به بحث‌های عدم قطعیت ناشی از آن اشاره نمود. الگوریتم محاسباتی مدل بیشینه آنتروپی به تفصیل توسط فیلیپس و همکاران (Phillips et al, )

(2006) و الیت و همکاران (Elith et al, 2011) ارائه شده است.

#### ارزیابی کارایی مدل‌ها

همان‌طور که پیش‌تر اشاره گردید، معیار سنجش مدل‌های داده‌کاوی به کار رفته در تحقیق حاضر مبتنی بر دو مجموعه ارزیابی اولیه و ثانویه انجام می‌گیرد. ارزیابی اولیه مبتنی بر نحوه توزیع کلاس‌های حساسیت پنج‌گانه (خیلی کم تا خیلی زیاد) بوده، به‌طوری که مساحت کلاس‌های حساسیت باید از یک روند نزولی تبعیت نماید تا بدین ترتیب کارا بودن مدل در پهنه‌بندی منطقه به‌منظور تخصیص بودجه مدیریتی در آینده مشخص گردد. به عبارت دیگر، مدل‌هایی که بیش از نیمی از منطقه مورد مطالعه را به‌عنوان مناطق با حساسیت بالای لغزشی معرفی می‌نمایند، عملاً کاربردی نمی‌باشند و جزو مدل‌های محافظه‌کار تقسیم‌بندی می‌شوند، زیرا مدل به تفکیک مکانی مناسب برای تخصیص بهینه عملیات مدیریتی نرسیده است یا به بیان دیگر، تخصیص عملیات مدیریتی به چنین سطح گسترده‌ای امکان‌پذیر نیست. ارزیابی ثانویه شامل چهار شاخص مثبت کاذب، منفی کاذب، منحنی نرخ موفقیت و منحنی نرخ پیش‌بینی می‌باشد. دو شاخص مثبت کاذب و منفی کاذب از اجزای تأثیرگذار در ماتریس ابهامات می‌باشد. این ماتریس پس از اجرای مدل قابل محاسبه بوده و از چهار جزء اصلی تشکیل شده که دو شاخص فوق‌الذکر از اجزای آن به شمار می‌روند. شاخص مثبت کاذب به خطای نوع یک معروف بوده و به مناطقی اشاره دارد که در واقعیت (براساس مشاهدات میدانی) فاقد زمین‌لغزش بوده و به اشتباه توسط مدل به‌عنوان مناطق دارای زمین‌لغزش معرفی شده‌اند.

### نتایج

طبق مقادیر شاخص VIF ارائه شده در جدول ۲، مقادیر هم خطی عوامل مؤثر در وقوع زمین لغزش در بازه قابل قبول قرار داشته و هیچ گونه همبستگی قوی و بحرانی بین عوامل مشاهده نگردید. اگرچه، دو عامل بارش و ارتفاع نسبت به سایر عوامل منتخب، هم خطی نسبتاً بالاتری نشان داده اند که ناشی از تهیه صرف عامل بارش براساس رابطه گرادیان بارش می باشد؛ به طوری که سبب ایجاد دو الگوی نسبتاً مشابه (گرچه غیر بحرانی) در نقشه های بارش و ارتفاع شده است. لذا، استفاده از همه عوامل انتخاب شده در پروسه مدل سازی بلامانع می باشد که این موضوع مسئله اریبی در نتایج مدل ها را مرتفع می سازد. پس از اجرای پروسه مدل سازی، نقشه های حساسیت زمین لغزش حاصل از اجرای هر مدل در محیط ArcGIS 10.3 تهیه گردید (شکل ۳).

### ارزیابی اولیه

نکته حائز اهمیت در نقشه های ارائه شده در شکل ۳ آن است که هر سه مدل مشترکاً الگوی نسبتاً مشابهی از توزیع مکانی حساسیت زمین لغزش ارائه نموده اند؛ به طوری که مناطق مرکزی و جنوبی حوضه به عنوان مناطق با حساسیت بالا به وقوع زمین لغزش معرفی شده اند. به منظور موشکافی در زمینه توزیع مساحتی کلاس های حساسیت، نقشه های حساسیت زمین لغزش حاصل از مدل های سه گانه، به دلیل دارا بودن چولگی در منحنی فراوانی شان، با روش نقاط عطف منحنی فراوانی تجمعی پیکسل ها به پنج کلاس حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تقسیم بندی شدند. مقادیر مساحت و درصد مساحت کلاس های حساسیت به تفکیک هر مدل در

این نوع از خطا سبب جلوگیری از سرمایه گذاری - های آتی در مناطق اشاره شده، سبب ایجاد خسارات اقتضای خواهد شد. خطای منفی کاذب ناشی از شرایطی است که در آن مدل به اشتباه مناطق دارای زمین لغزش را فاقد زمین لغزش معرفی می کند.

لذا، سکونت در این مناطق در آینده سبب خسارات جانی و مالی خواهد شد. برخلاف این دو شاخص، دو منحنی نرخ موفقیت (SRC) و پیش بینی (PRC) سعی در ارزیابی دقت مدل براساس ترکیبی از معیارها را دارند. پس از تقسیم نقشه های حساسیت حاصل از اجرای مدل ها به ۱۰۰ کلاس مساوی، منحنی نرخ موفقیت براساس زمین لغزش های تعلیمی رسم شده که در آن، درصد مساحت تجمعی مقادیر حساسیت (از حساسیت بالا به پایین) روی محور x و درصد مساحت تجمعی زمین لغزش های تعلیمی روی محور y رسم می شود.

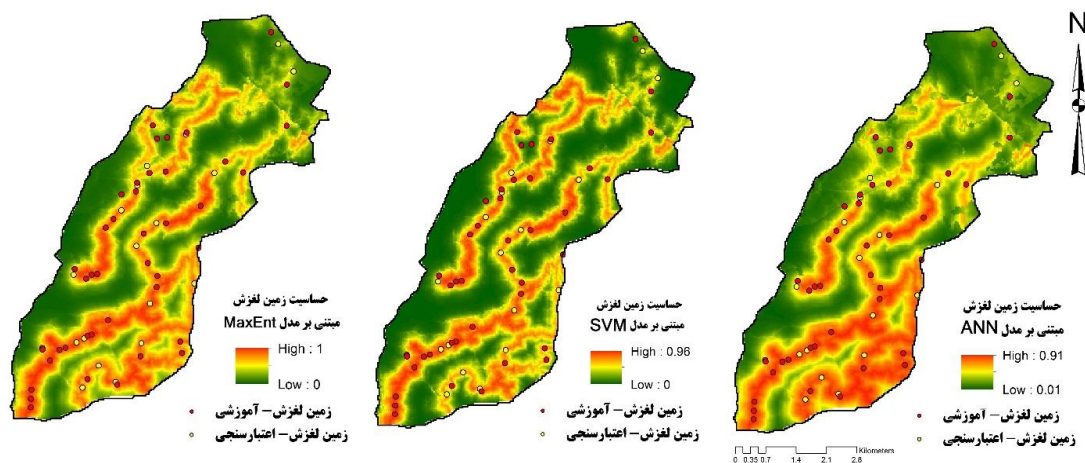
مساحت زیر این منحنی بیانگر دقت یادگیری مدل می باشد. منحنی نرخ پیش بینی نیز به همین شکل رسم شده، با این تفاوت که زمین لغزش های اعتبارسنجی مبنای ارزیابی است (Chung and Blahut et al, 2010; Fabbri, 1999).

از آنجا که منحنی دقت پیش بینی در مرحله اعتبارسنجی رسم شده و بیانگر انتقال پذیری نتایج در مقیاس های مکانی و زمانی مختلف بوده و همچنین ظرفیت تعمیم نتایج مدل را نشان می دهد، به عقیده محققان متعدد به عنوان نماینده بهتری از دقت مدل معرفی شده است (Carrara and et al, 2008).

لذا در این تحقیق، ماتریس ارزیابی نیز براساس داده های اعتبارسنجی محاسبه گردید.

است؛ به طوری که مدل برتر نه تنها بایستی اکثر زمین‌لغزش‌های اعتبارسنجی را در کلاس‌های حساسیت بالا و خیلی‌بالا توزیع نماید، بلکه این توزیع عددی در سطح کلاس‌های حساسیت بایستی از یک روند صعودی تبعیت نماید. لذا، می‌توان نتیجه گرفت که مدل SVM به لحاظ روند صعودی پراکنش زمین‌لغزش‌های اعتبارسنجی در سطح کلاس‌های حساسیت و همچنین تمرکز بالای زمین‌لغزش‌ها در دو کلاس حساسیت زیاد و خیلی‌زیاد، نسبت به دو مدل دیگر از کارایی بیشتری برخوردار است. در این زمینه، مدل MaxEnt و ANN به ترتیب در درجات اهمیت دوم و سوم قرار می‌گیرند.

جدول ۳ ارائه شده است. با توجه به جدول ۳، الگوی نسبتاً مشابهی بین توزیع کلاس‌ها مشاهده می‌گردد. اگرچه، همان‌طور که پیش‌تر اشاره گردید، الگوی پراکنش کلاس‌های حساسیت پدیده‌های طبیعی از جمله زمین‌لغزش، معمولاً باید از یک الگوی مشخص پیروی نماید، به طوری که معمولاً توزیع مساحت از کلاس‌های حساسیت خیلی‌کم به سمت کلاس‌های حساسیت خیلی‌زیاد از یک روند نزولی پیروی می‌نماید. بدین ترتیب، مدل MaxEnt نسبت به دو مدل دیگر عملکرد بهتری داشته است. با این حال، نحوه توزیع زمین-لغزش‌های اعتبارسنجی در کلاس‌های حساسیت یکی دیگر از روش‌های ارزیابی کارایی مدل‌ها



شکل ۳: حساسیت زمین‌لغزش حاصل از اجرای مدل‌های داده‌کاوی ANN، SVM و MaxEnt (از راست به چپ).

جدول ۲: مقادیر هم‌خطی عوامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش مبتنی بر شاخص VIF

شاخص VIF	عامل	شاخص VIF	عامل
۱/۳	فاصله از گسل	۳/۰۲	متوسط بارش سالانه
۱/۲۸	فاصله از آبراهه	۲/۹۲	ارتفاع
۱/۲۲	سازند زمین‌شناسی	۲	کاربری اراضی
۱/۱۵	درجه شیب	۱/۹۶	شاخص TWI
۱/۰۱	فاصله از جاده	۱/۷۵	شاخص RSPI

جدول ۳: توزیع مساحتی کلاس‌های حساسیت زمین‌لغزش به تفکیک مدل‌های داده‌کاوی مورد استفاده

تعداد زمین‌لغزش‌های اعتبارسنجی در هر کلاس			درصد مساحت کلاس به تفکیک مدل			مساحت کلاس (هکتار) به تفکیک مدل			کلاس حساسیت
MaxEnt	SVM	ANN	MaxEnt	SVM	ANN	MaxEnt	SVM	ANN	
۰	۰	۰	۳۱/۵۶	۳۷/۶۹	۲۹/۱۳	۹۸۲/۱۷	۱۱۷۲/۸۸	۹۰۶/۳۹	خیلی کم
۲	۱	۳	۲۱/۰۵	۱۷/۷۲	۲۱/۳۱	۶۵۵/۱۱	۵۵۱/۵۲	۶۶۳/۱۲	کم
۱	۲	۱	۱۶/۷۱	۱۵/۶۵	۱۶/۸۴	۵۱۹/۸۴	۴۸۶/۹۹	۵۲۳/۸۹	متوسط
۴	۵	۴	۱۶/۵۸	۱۵/۷۷	۱۵/۴۱	۵۱۵/۸۸	۴۹۰/۸۶	۴۷۹/۴۳	زیاد
۱۱	۱۰	۱۰	۱۴/۱۰	۱۳/۱۶	۱۷/۳۲	۴۳۸/۸۴	۴۰۹/۵۹	۵۳۹/۰۱	خیلی زیاد

### ارزیابی ثانویه

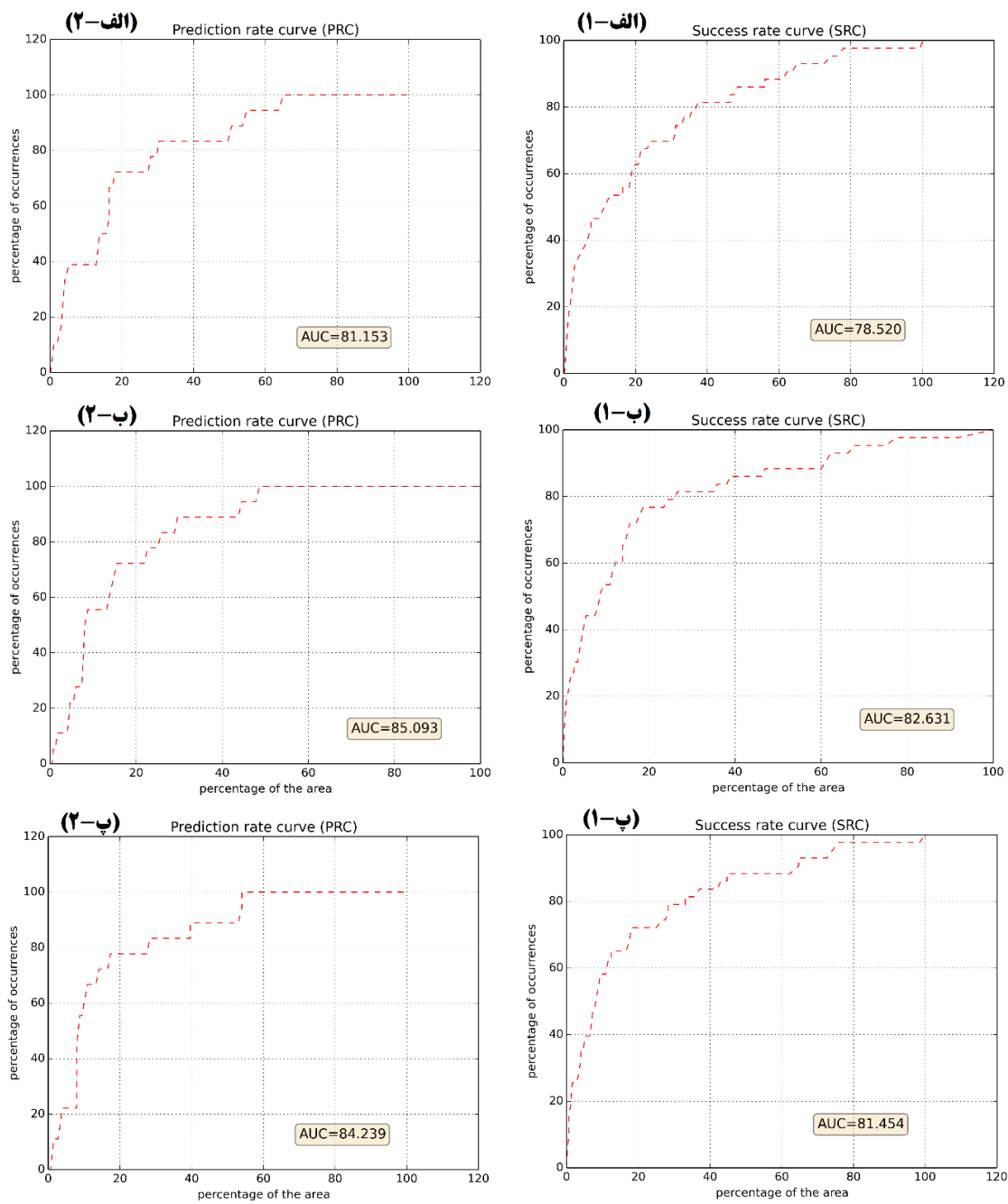
دو منحنی نرخ موفقیت و پیش‌بینی به تفکیک سه مدل در شکل ۴ رسم شده است. براساس نتایج ارائه شده، هر دو منحنی مشترکاً به این مطلب اشاره دارند که مدل SVM به سبب قدرت یادگیری و برازش بالا به داده‌های تعلیمی (۸۲/۶۳) و همچنین قدرت پیش‌بینی و تعمیم نتایج بالا (۸۵/۰۹) به‌عنوان مدل برتر معرفی می‌گردد. در این زمینه، مدل MaxEnt و ANN به ترتیب در درجات بعدی اهمیت قرار می‌گیرند. دو خطای نوع یک و دو به تفکیک هر مدل در جدول ۴ ارائه شده‌اند.

براساس مطالب ارائه شده، خطای نوع یک (FP) بیشتر مدنظر کسانی است که به هزینه‌های اقتصادی ناشی از اجرای مدل اهمیت می‌دهند، درحالی که خطای نوع دوم (FN) مستقیماً بر جان مردم تأثیرگذار است. لذا، از نظر دسته اول، مدل SVM مدل برتر بوده، درحالی که دسته دوم مدل ANN را به‌عنوان مدل برتر انتخاب نموده و مدل SVM را در درجه آخر اهمیت قرار می‌دهند. لذا،

نسبی بودن مدل برتر در این مثال به‌طور آشکار جلوه می‌نماید.

### رهیافت نهایی

طبق جدول ۵، رتبه‌بندی مدل‌ها براساس شاخص‌های ارزیابی اولیه و ثانویه از الگوی متفاوتی تبعیت می‌کند که به نقش ویژه هدف تحقیق و نیاز کاربر در تعیین مدل برتر اشاره دارد. همچنین، مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق ممکن است در مناطق دیگر عملکرد متفاوتی داشته باشند که از محلی بودن فرآیند زمین‌لغزش و عدم امکان تعمیم نتایج به سایر مناطق به‌ویژه در زمینه معرفی مدل برتر، دخالت عوامل زمینه‌ساز و تحریکی متفاوت در شروع فرایند لغزشی و دقت متفاوت داده‌های ورودی در مناطق مختلف ناشی می‌گردد. این یافته‌ها به‌خوبی با نتایج رحمتی و همکاران (Rahmati et al, 2019) و گوئز و همکاران (Goetz et al, 2015) هم‌راستا است که با بررسی مجموعه متفاوتی از شاخص‌های ارزیابی به نسبی بودن برتری مدل‌های مکانی دست یافتند.



شکل ۴: منحنی‌های نرخ موفقیت و پیش‌بینی برای مدل‌های ANN (الف-۱ و الف-۲)، SVM (ب-۱ و ب-۲) و MaxEnt (پ-۱ و پ-۲).

جدول ۴: مقادیر خطای نوع یک (FP) و دو (FN) برای مدل‌های حساسیت زمین‌لغزش به کار رفته در منطقه مورد مطالعه

مدل			شاخص
MaxEnt	SVM	ANN	
۳	۲	۳	FP
۸	۹	۷	FN

جدول ۵: رتبه‌بندی مدل‌های داده‌کاوی به تفکیک شاخص‌های ارزیابی کارایی

رتبه مدل			شاخص
MaxEnt	SVM	ANN	
۱	۲	۳	توزیع مساحتی کلاس‌های حساسیت
۲	۱	۳	توزیع عددی زمین‌لغزش‌ها در کلاس‌های حساسیت
۲	۳	۱	FP
۲	۱	۲	FN
۲	۱	۳	SRC
۲	۱	۳	PRC

### نتیجه‌گیری

مدل‌های ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش طی دهه‌های اخیر با پیشرفت‌های زیادی مواجه شده‌اند. تعیین مدل برتر ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش از اهمیت خاصی در مطالعات مخاطرات طبیعی و مدیریت ریسک برخوردار است. حال، برخلاف شرایط خاص و منطقه‌ای فرآیند زمین‌لغزش، محققان سعی در معرفی یک گروه و در برخی موارد نوع خاصی از مدل‌ها را به‌عنوان مدل‌های برتر ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش داشته، در صورتی که واکاوی نتایج این مدل‌ها و بررسی جهات مختلف مدل‌سازی حاکی از آن است که هیچ مدلی جوابگوی تمام نیازها نیست.

لذا، برتری یک مدل امری نسبی است و بسته به هدف تحقیق و نیاز کاربر، مجموعه متفاوتی از مدل‌ها به‌عنوان مدل برتر قابل ارائه‌اند. این مطلب به‌روشنی در این تحقیق جلوه یافت، به طوری که بسته به نوع شاخص ارزیابی (شاخص‌های توزیع مساحتی کلاس‌های حساسیت، توزیع عددی زمین‌لغزش‌ها در کلاس‌های حساسیت، خطاهای نوع یک و دو و منحنی‌های نرخ موفقیت و پیش-بینی)، مدل‌های SVM، MaxEnt و ANN در درجات متفاوتی از اهمیت قرار گرفتند. این نتایج با تحقیقات رحمتی و همکاران (Rahmati et al, 2019) و گوتز و همکاران (Goetz et al, 2015) هم‌راستا می‌باشد.

متفاوت مدل‌سازی، به ارزیابی بهتری از کارایی مدل‌ها و درجات برتری آن‌ها دست یابند.

لذا، در پایان پیشنهاد می‌گردد تحقیقات آینده در زمینه ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش، با انتخاب شاخص‌های بیشتر و دخیل نمودن نیازها و اهداف

## پانویس

### 1-Topographic Wetness Index

### 2-Relative Slope Position Index

سازندگی در منابع طبیعی، شماره ۷۵، ص ۱۱۹-۱۲۶.

-کلارستاقی، ع.، حبیب نژاد، م. و احمدی، ح.، ۱۳۸۶. مطالعه وقوع زمین‌لغزش‌ها در ارتباط با تغییر کاربری اراضی و جاده‌سازی مطالعه موردی حوزه آبخیز تجن ساری، مجله پژوهش‌های جغرافیایی، شماره ۲، ص ۸۱-۹۱.

-منهاج، م.ب.، ۱۳۸۴. مبانی شبکه‌های عصبی هوش محاسباتی، جلد اول، مرکز نشر دانشگاه تفرش و دانشگاه امیرکبیر، ۷۱۸ ص.

-Ayalew, L., Yamagishi, H. and Ugawa, N., 2004. Landslide susceptibility mapping using GIS-based weighted linear combination, the case in Tsugawa area of Agano River, Niigata Prefecture, Japan: *Landslides*, v. 1, p. 73-81.

-Beale, R. and Jackson, T., 1990. *Neural Computing-an introduction*, CRC Press.

-Blahut, J., van Westen, C.J. and Sterlacchini, S., 2010. Analysis of landslide inventories for accurate prediction of debris-flow source areas: *Geomorphology*, v. 119, p. 36-51.

-Carrara, A., Crosta, G. and Frattini, P., 2008. Comparing models of debris-flow susceptibility in the alpine environment: *Geomorphology*, v. 94, p. 353-378.

-Chen, W., Pourghasemi, H.R., Panahi, M., Kornejady, A., Wang, J., Xie, X.

## منابع

-حسین زاده، م.، ثروتی، م.، منصوری، ع.، میرباقری، ب. و خضری، س.، ۱۳۸۸. پهنه‌بندی ریسک وقوع حرکات توده‌ای با استفاده از مدل رگرسیون لجیستیک، مطالعه موردی محدوده مسیر سندنجد- دهگلان، فصلنامه زمین‌شناسی ایران، شماره ۱۱، ص ۵۷-۶۸.

-شادفر، ص.، یمانی، م.، قدوسی، ج. و غیومیان، ج.، ۱۳۸۶. پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از روش تحلیل سلسله مراتبی (مطالعه موردی: حوضه آبخیز چالکروود تنکابن)، مجله پژوهش و

and Cao, S., 2017. Spatial prediction of landslide susceptibility using an adaptive neuro-fuzzy inference system combined with frequency ratio, generalized additive model, and support vector machine techniques: *Geomorphology*, v. 297, p. 69-85.

-Chung, C.J.F. and Fabbri, A.G., 1999. Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, v. 65, p. 1389-1399.

-Devkota, K.C., Regmi, A.D., Pourghasemi, H.R., Yoshida, K., Pradhan, B., Ryu, I.C. 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*, v. 65, p. 135-165.
- Elith, J., Phillips, S.J., Hastie, T., Dudík, M., Chee, Y.E. and Yates, C.J., 2011. A statistical explanation of MaxEnt for ecologists: *Diversity and Distributions*, v. 17, p. 43-57.
- Goetz, J.N., Brenning, A., Petschko, H. and Leopold, P., 2015. Evaluating machine learning and statistical prediction techniques for landslide susceptibility modeling: *Computers & Geosciences*, v. 81, p. 1-11.
- Kanungo, D.P., Sarkar, S. and Sharma, S., 2011. Combining neural network with fuzzy, certainty factor and likelihood ratio concepts for spatial prediction of landslides: *Natural Hazards*, v. 59, p. 1491-1506.
- Lee, E.M. and Jones, D.K., 2004. *Landslide risk assessment*, Thomas Telford, doi.org/10.1680/lra.31715.
- O'Brien, R.M., 2007. A caution regarding rules of thumb for variance inflation factors: *Quality & Quantity*, v. 41, p. 673-690.
- Phillips, S.J., Anderson, R.P. and Schapire, R.E., 2006. Maximum entropy modeling of species geographic distributions: *Ecological Modelling*, v. 190, p. 231-259.
- Pourghasemi, H.R., Pradhan, B., Gokceoglu, C., Mohammadi, M. and Moradi, H.R., 2013. Application of weights-of-evidence and certainty factor models and their comparison in landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran: *Arabian Journal of Geosciences*, v. 6, p. 2351-2365.
- Pourghasemi, H.R. and Rossi, M., 2017. Landslide susceptibility modeling in a landslide prone area in Mazandarn Province, north of Iran: a comparison between GLM, GAM, MARS, and M-AHP methods: *Theoretical and Applied Climatology*, v. 130, p. 609-633.
- Radbruch-Hall, D.H. and Varnes, D.J., 1976. Landslides—cause and effect: *Bulletin of the International Association of Engineering Geology*, v. 13, p. 205-216.
- Rahmati, O., Kornejady, A., Samadi, M., Deo, R.C., Conoscenti, C., Lombardo, L. and Bui, D.T., 2019. PMT: New analytical framework for automated evaluation of geo-environmental modelling approaches: *Science of the Total Environment*, v. 664, p. 296-311.
- Rahmati, O., Kornejady, A., Samadi, M., Nobre, A.D. and Melesse, A.M., 2018. Development of an automated GIS tool for reproducing the HAND terrain model: *Environmental Modelling & Software*, v. 102, p. 1-12.
- Van Westen, C.J., Van Asch, T.W. and Soeters, R., 2006. Landslide hazard and risk zonation—why is it still so difficult?: *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, v. 65, p. 167-184.
- Vapnik, V.N., 1995. *The nature of statistical learning, Theory*, DOI: 10.1007/978-1-4757-3264-1\_1.
- Xu, C., Dai, F., Xu, X. and Lee, Y.H., 2012. GIS-based support vector machine modeling of earthquake-triggered landslide susceptibility in the Jianjiang River watershed, China: *Geomorphology*, v. 145, p. 70-80.
- Yalcin, A., 2008. GIS-based landslide susceptibility mapping using analytical hierarchy process and bivariate statistics in Ardesen (Turkey): comparisons of results and confirmations: *Catena*, v. 72, p. 1-12.
- Yao, X., Tham, L.G. and Dai, F.C., 2008. Landslide susceptibility mapping



---

based on support vector machine: a case  
study on natural slopes of Hong Kong,

China: *Geomorphology*, v. 101, p. 572-  
582.