



## Landslide susceptibility mapping using various soft computing techniques (Case study: A part of Haraz Watershed)

Alireza Sepahvand<sup>1\*</sup> , Nasrin Beiranvand<sup>2</sup> 

<sup>1</sup> Assistant Professor, Department of Range and Watershed Management Engineering, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Lorestan Province, Iran

<sup>2</sup> Ph.D. Student, Department of Range and Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Lorestan University, Khorramabad, Lorestan Province, Iran

### Abstract

#### Introduction

A landslide is one of the mass movements on the top surface of the earth. Landslides have resulted in notable injury and damage to human life and destroyed infrastructure and property. Landslides represented approximately Nine percent of the natural disasters worldwide during the 1990s. According to studies, this trend is expected to continue due to increased human development. Many studies have been done to determine the factors affecting mass movement. In large part of Iran including the mountain areas, tectonic activity and seismic high with diverse geological and weather conditions led to many countries prone to landslide. Landslides cause wide damage to natural resources, human settlements, infrastructure, mud floods, and filling reservoirs. Landslides cause extensive property damage and occasionally result in loss of life. Besides, should not be ignored the social and environmental impacts resulting from the occurrence of this phenomenon, such as immigration and unemployment. One of the strategies for reducing losses due to a range of movements is the identification and management of unstable slope areas. To identify unstable regions pay to landslide hazard mapping. The main purpose of this research is to assess the effective parameter on landslide occurrence and to compare different machine learning models including SVM, GP regression, and RF for landslide susceptibility zoning.

#### Materials and Methods

The study area is a part of the Haraz Watershed, Mazandaran Province, Iran, occurrence many landslides are damaged after each heavy rain. So, it was selected as a suitable Watershed to evaluate the landslide susceptibility mapping (LSM). The vegetation covers and land mainly consists of rangeland. The geology of the study area consists mainly of Quaternary and Shemshak formations. The first step for the assessment of landslide susceptibility is gathering the necessary data and preparing information. These data were determined based on several factors. Considering the literature review, the local conditions, and previous studies. In this study, nine parameters such as slope angle, slope aspect, elevation, geology, land use, the distance of fault, the distance of the road, the distance of the river, and precipitation were identified as key factors for the prediction of landslide susceptibility. To assess the effectiveness of GP-PUK, GP-RBF, SVM-PUK, SVP-RBF, AND RF to estimate the landslide susceptibility map (LSM), data used in the present study were taken from field data. In this study, the dataset contains 148 observations of landslide occurrence and landslide non-occurrence points. The landslide data have been randomly separated into training (70% of landslides; 103) and testing (30% of the landslides; 45). To judge the performance of the soft computing techniques, statistical evaluation parameters were used. In this research, three statistical evaluation parameters were used. These parameters are the correlation coefficient (C.C.), root mean square error (RMSE), and Nash–Sutcliffe model efficiency (NSE).

#### Results and Discussion

According to the results of the comparison of methods, RF was the best model and the accuracy of the RF model was more suitable for the estimation of the landslide occurrence. So, in this study, RF was used for the landslide susceptibility map. Single-factor ANOVA test suggests that there is an insignificant difference between observed and predicted values of landslide occurrence and landslide non-occurrence using GP\_PUK, GP\_RBF,



SVM\_PUK, SVM\_RBF and Random Forest approaches. According to the results of the comparison of methods, RF was the best model and the accuracy of the RF model was more suitable for the estimation of the landslide occurrence. The map of landslide susceptibility map was divided into five classes from none susceptible to very high susceptibility. According to the final Landslide susceptibility map, the area belonging to the “non-susceptible” class covers 35.86 km<sup>2</sup>, “low susceptibility” class 36.19 km<sup>2</sup>, “moderate susceptibility” class 15.06 km<sup>2</sup>, “high susceptibility” class 10.95 km<sup>2</sup> and “very high susceptibility” class 14.46 km<sup>2</sup> of Haraz Watershed. Sensitivity analysis was performed to find the most significant input parameter in the prediction of landslide occurrence and landslide non-occurrence. The result shows that aspect has a major role in predicting landslide occurrence and landslide non-occurrence in comparison to other input parameters, respectively.

### Conclusion

Due to all results, some zones are potentially dangerous for any future habitation and development. Thus, there is an immediate need to implement mitigation measures in the very high-hazard and high-hazard zones, or such zones need to be avoided for habitation or any future developmental activities. The results of this research can be used by the local authority to manage properly, and systematically and plan development within their areas.

**Keywords:** Haraz Watershed, Landslide, Landslide Susceptibility Index (LSI), Support Vector Machine, Gaussian Process, Random Forest method

**Article Type:** Research Article

### Acknowledgment

We thank Lorestan University for its cooperation.

### Conflicts of interest

The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.

### Data availability statement

All data generated during the manuscript analysis are included in the article. Further datasets are available upon a reasonable request to the corresponding author.

### Authors' contribution

**Alireza Sepahvand:** Conceptualization, Supervision, Final editing; **Nasrin Beiranvand:** Writing - original draft preparation, Resources, Software, Manuscript editing.

\*Corresponding Author, E-mail: Sepahvand.a@lu.ac.ir

**Citation:** Sepahvand, A., & Beiranvand, N. (2024). Landslide susceptibility mapping using various soft computing techniques (Case study: A part of Haraz Watershed). *Water and Soil Management and Modeling*, 4(2), 261- 278.  
DOI: 10.22098/mmws.2023.12678.1263

Received: 09 April 2023, Received in revised form: 01 May 2023, Accepted: 03 May 2023, Published online: 03 May 2023  
*Water and Soil Management and Modeling*, Year 2024, Vol. 4, No. 2, pp. 261-278

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author(s)





## پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین لغزش با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (منطقه مورد مطالعه: بخشی از حوزه آبخیز هراز)

علیرضا سپهوند<sup>۱\*</sup>، نسرین بیرانوند<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> استادیار، گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران  
<sup>۲</sup> دانشجوی دکتری، گروه مهندسی مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران

### چکیده

زمین لغزش یکی از انواع پدیده‌های زمین‌شناسی در سراسر جهان است که هر ساله تلفات جانی و خسارات اقتصادی زیادی را به همراه دارد. بنابراین، این پژوهش به منظور ارزیابی پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین لغزش با استفاده از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین از نوع ماشین پشتیبان بردار (SVM) و رگرسیون فرآیند گاوسی (SVM) با دو کرنل (RBF و PUK) و جنگل تصادفی (RF) در بخشی از حوزه آبخیز هراز، ایران انجام شده است. در پژوهش حاضر از نه عامل شیب، جهت، ارتفاع، زمین‌شناسی، کاربری اراضی، فاصله از غسل، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه و بارش به‌عنوان پارامترهای ورودی و نقاط لغزشی و غیرلغزشی به‌عنوان پارامتر خروجی برای مدل‌سازی و پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین لغزش استفاده شد. از مجموع ۱۴۸ نقاط لغزشی و غیرلغزشی، ۷۰ درصد برای مرحله آموزش و ۳۰ درصد برای مرحله آزمایش مدل‌سازی استفاده شد. برای ارزیابی کارایی مدل‌ها و انتخاب مدل بهینه از معیارهای سنجش خطای مدل Accuracy، F1-score و AUC و برای تحلیل حساسیت از روش حذفی استفاده شد. نتایج به‌دست آمده نشان داد که مدل RF (با Accuracy = ۰/۹۹، F1-score = ۰/۹۵۷ و AUC = ۰/۹۹۹) در بخش آزمایش در مقایسه با دیگر مدل‌ها به‌عنوان بهترین مدل برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین لغزش انتخاب شد. بر اساس نتایج نقشه پهنه‌بندی مشخص شد که به‌ترتیب ۳۱/۸۶، ۳۲/۱۶، ۱۳/۳۸، ۹/۷۳ و ۱۲/۸۴ درصد در طبقات با حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار دارد. علاوه‌براین نتایج تحلیل حساسیت مدل نشان داد که جهت شیب، حساس‌ترین پارامتر در پهنه‌بندی خطر وقوع زمین لغزش است. مقایسه نتایج مدل‌ها نشان داد که ارتباط معناداری بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر مشاهداتی با استفاده از مدل‌های استفاده شده وجود ندارد. بر اساس نتایج به‌دست آمده از نقشه پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین لغزش می‌توان به اولویت‌بندی و مدیریت مناطق پایدار و با حساسیت کم به وقوع حرکت‌های توده‌ای برای اجرای عملیات عمرانی پرداخت.

**واژه‌های کلیدی:** حوزه آبخیز هراز، رگرسیون فرآیند گاوسی، زمین لغزش، شاخص حساسیت زمین لغزش، ماشین بردار پشتیبان، مدل جنگل تصادفی

### نوع مقاله: پژوهشی

\*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: Sepahvand.a@lu.ac.ir

**استناد:** سپهوند، علیرضا، و بیرانوند، نسرین (۱۴۰۳). پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین لغزش با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (منطقه مورد مطالعه: بخشی از حوزه آبخیز هراز). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۴(۲)، ۲۶۱-۲۷۸.  
DOI: 10.22098/mmws.2023.12678.1263

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۱/۲۰، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۲/۱۱، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۲/۱۳، تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۲/۱۳

*مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، سال ۱۴۰۳، دوره ۴، شماره ۲، صفحه ۲۶۱ تا ۲۷۸

© نویسندگان

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



## ۱- مقدمه

زمین‌لغزش به جابه‌جایی و حرکت مواد تشکیل‌دهنده دامنه، شامل صخره‌های طبیعی، خاک، انباشته‌های مصنوعی، قطعات یخی و یا مخلوطی از آن‌ها به طرف پایین شیب در اثر نیروی ثقل اطلاق می‌شود (Kornejady and Poorghasemi, 2019; Sepahvand et al., 2016; Ganesh et al., 2023). به عبارتی زمین‌لغزش شامل حرکت تند یا کند مواد سنگی، خاکی یا مجموع هر دو در روی دامنه به سمت پایین تحت تأثیر نیروی ثقل است (Crosta, 2009) که در آن سرعت حرکت مواد در همه نقاط از بالا تا پایین یکسان است (Ahmadi, 2007). این پدیده زمانی رخ می‌دهد که نیروی حاصل از وزن مواد بیش از نیروی مقاومت برشی خاک باشد (Sepahvand et al., 2016). زمین‌لغزش یکی از مهم‌ترین خطرات روی زمین است که سالانه خسارت‌های زیادی در مناطق کوهستانی در تمام دنیا به وجود می‌آورد (Caniani et al., 2008; Kavzoglu et al., 2014; Rossi et al., 2019). به طوری که زمین‌لغزش نه درصد از کل پدیده‌های طبیعی در دهه گذشته را در بر گرفته و این روند رو به رشد در دهه‌های آتی ادامه دارد (Yilmaz, 2009). بر همین اساس افزایش رشد توسعه و عمران شهری و روستایی موجب بروز برخی ناهنجاری‌های طبیعی نیز شده است. حرکت‌های توده‌ای و به‌خصوص زمین‌لغزش در زمره پرخطرترین و زیانبارترین پدیده‌ها قرار گرفته و در دهه اخیر با دست‌کاری بشر در سامانه‌های طبیعی شتاب افزایش یافته است (Solaimani et al., 2015; Sepahvand et al., 2016). وجود لغزش یا احتمال وقوع آن، می‌تواند بیش‌تر فعالیت‌های عمرانی و اجرایی از جمله جاده‌سازی، شهرسازی، سازه‌های آبی، عملیات آبخیزداری و منابع طبیعی، نهرهای آبرسانی، دکل‌های انتقال برق و غیره را تحت تأثیر قرار دهد (Moghim and Nejabat, 2019). در این میان، بخش بزرگی از کشور ایران را که مناطق کوهستانی تشکیل داده است، فعالیت‌های زمین‌ساختی و لرزه‌خیزی زیادی همراه با شرایط متنوع زمین‌شناسی و اقلیمی موجب شده تا کشور مستعد وقوع طیف وسیعی از زمین‌لغزش‌ها باشد. در پی این نیز سالانه خسارت جانی و مالی فراوانی به کشور وارد سازد و هزینه فراوانی برای بازسازی مناطق آسیب‌دیده بر بودجه کشور تحمیل شود (Alijani et al., 2007; Sepahvand et al., 2016). از طرفی، در کشورهای پیشرفته معمولاً بیش از آغاز هرگونه فعالیت اجرایی و عمرانی، شرایط و وضعیت منطقه در رابطه با زمین‌لغزش و پتانسیل وقوع آن بررسی می‌شود تا بدین‌وسیله از خسارت‌های احتمالی در این زمینه جلوگیری به عمل آید (Lan et al., 2004). از دیدگاه آبخیزداری و منابع طبیعی، پدیده زمین‌لغزش در حوزه‌های آبخیز از جهات گوناگونی تأثیرگذار است (Moghim

and Nejabat, 2019). با توجه به این‌که زمان و مکان وقوع زمین‌لغزش با علم بشر قابل تعیین نیست بنابراین، یکی از راه‌های کاهش این خسارت‌ها تعیین میزان حساسیت مناطق مختلف به وقوع زمین‌لغزش است (Rossi et al., 2019). از این‌رو، برای تعیین حساسیت دامنه‌ها به وقوع زمین‌لغزش، به پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در مناطق مختلف پرداخته می‌شود. در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش سطح زمین به نواحی مجزایی از درجات مختلف حساسیت کم تا بسیار زیاد تقسیم می‌شود (Lee et al., 2003 and 2006). روش‌های مختلفی برای پهنه‌بندی حساسیت به وقوع زمین‌لغزش (LSI<sup>1</sup>) وجود دارد. در این راستا، روش‌های الگوریتم یادگیری، روش‌های متداولی هستند که برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش کم‌تر مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در این پژوهش از روش‌های ماشین بردار پشتیبان<sup>2</sup> (SVM)، جنگل تصادفی و مدل رگرسیون فرآیند گاوسی<sup>3</sup> (GPR) استفاده شده است. مدل‌های یادگیری ماشین به لحاظ به کارگیری الگوریتم‌های تخمین توزیع، طبیعت داده محور و تکرار بالای فرآیند مدل‌سازی، توانایی بالایی در شناسایی رفتار وقوع پدیده زمین‌لغزش داشته و در پژوهش‌های متعددی برتری نسبی خود را نسبت به مدل‌های آماری دو متغیره و چند متغیره اثبات نموده‌اند (Lee et al., 2006; Trigila et al., 2015; Kornejady and Poorghasemi, 2019). در رابطه با پهنه‌بندی حساسیت به وقوع زمین‌لغزش در ایران و سایر نقاط جهان پژوهش‌هایی با روش‌های مختلف انجام شده است. به‌عنوان مثال، Ahmadabadi and Rahmati (2016) با استفاده از توابع خطی و چندجمله‌ای در مدل ماشین بردار پشتیبان و انتخاب نه عامل تأثیرگذار بر وقوع زمین‌لغزش، حساسیت وقوع زمین‌لغزش را در آزادراه خرم‌آباد پل زال پهنه‌بندی نمودند که بر اساس نتایج مدل تابع چندجمله‌ای بهترین عملکرد را در مدل‌سازی فرآیند وقوع زمین‌لغزش داشته که نشان از رفتار غیرخطی این پدیده در منطقه مورد مطالعه داشت. در ادامه، Colkesen et al. (2016) به بررسی حساسیت منطقه به رانش با استفاده از فرآیند گاوسی<sup>4</sup>، ماشین پشتیبان بردار و رگرسیون لجستیک<sup>5</sup> (LR) در ترکیه پرداختند. نتایج نشان داد که مدل‌های GPR و SVM به‌طور کلی دارای نتایج مشابهی بودند، ولی روش LR دارای برتری ۱۸ درصد نسبت به دو روش قبلی بود.

از سایر پژوهش‌ها، Sepahvand et al. (2016) به پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در حوزه

<sup>1</sup> Landslide susceptibility index

<sup>2</sup> Support vector machine

<sup>3</sup> Gaussian process regression

<sup>4</sup> Gaussian processes

<sup>5</sup> Logistic regression

لغزش در مقایسه با الگوریتم CNN است. هم‌چنین، Goli Mokhtar and Nami Tabar (2022) به مدل‌سازی و پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از سه مدل داده‌کاوی SVM، EBF و WOE پرداختند. نتایج نشان داد متغیرهای زمین‌شناسی، ارتفاع، شیب، خاک‌شناسی و کاربری اراضی مهم‌ترین عوامل در وقوع زمین‌لغزش منطقه مورد مطالعه هستند. از بین مدل‌های استفاده شده نیز، مدل EBF نسبت به دو مدل دیگر AUC بیش‌تری داشته و به‌عنوان مدل برتر در پیش‌بینی مکانی حساسیت زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه انتخاب شده است. در نهایت، Huang et al. (2023a) پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش را با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق در منطقه سیچوان بررسی کردند. آن‌ها از مدل Conv-SE-LSTM استفاده و ۱۶۶۹ زمین‌لغزش در منطقه مشخص کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل استفاده شده با دقت بالایی توانایی پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش را دارد. بنابراین، با توجه به نتایج پژوهش‌های انجام شده و بر اساس این‌که جاده‌ها هر از یکی از راه‌های مواصلاتی اصلی کشور است و با توجه به این‌که از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت به‌وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه استفاده نشده است، لذا هدف اصلی این پژوهش بررسی کارایی مدل‌های ماشین پشتیبان بردار و فرآیند گوسی با دو کرنل شعاعی محور و پیرسون و روش جنگل تصادفی برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در بخشی از حوزه آبخیز هراز است.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

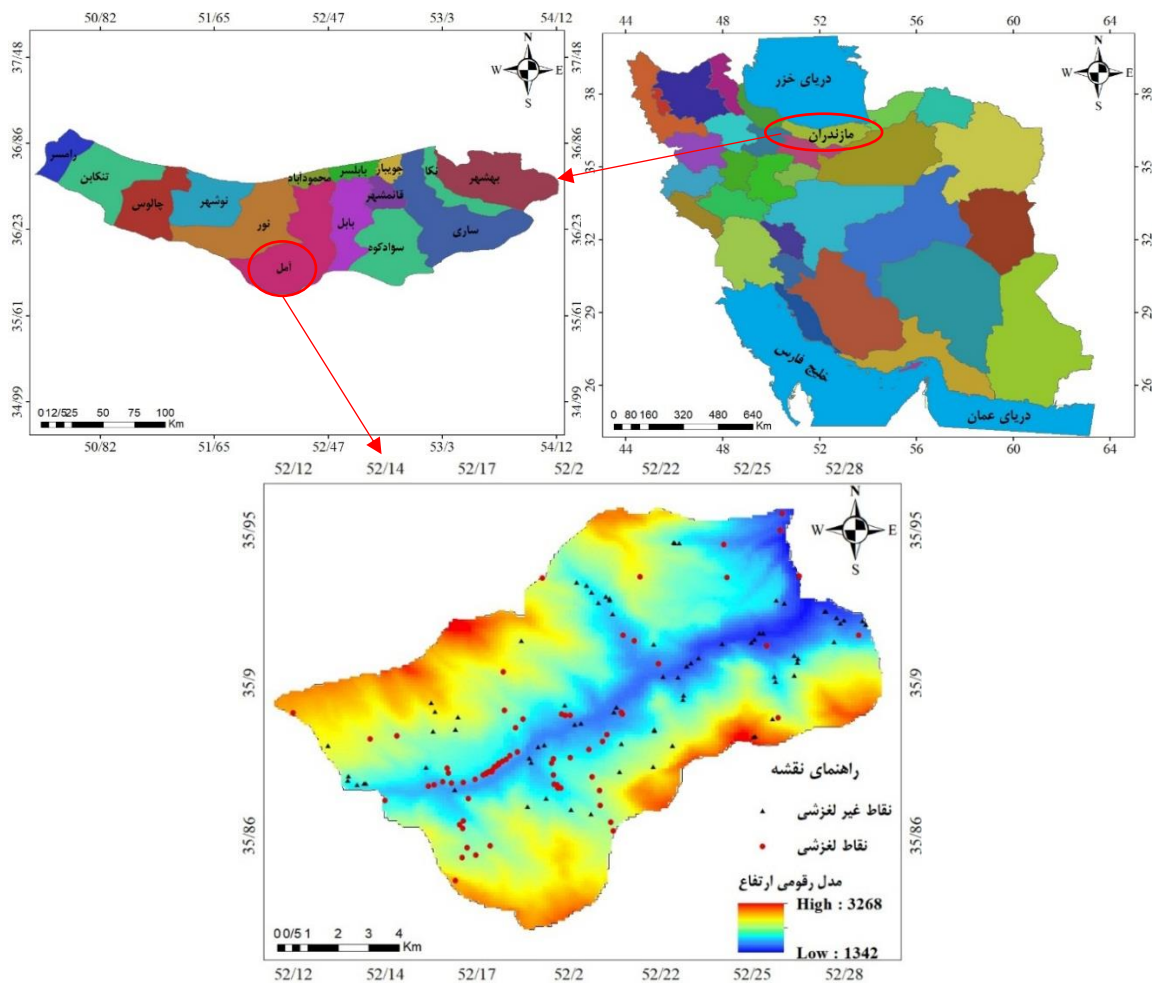
منطقه مورد مطالعه در استان مازندران در بخش مرکزی سلسله جبال البرز قرار دارد که خود بخشی از زیرحوزه آبخیز هراز است (شکل ۱). این منطقه با مساحت ۱۱۲/۵۴ کیلومتر مربع در بین طول‌های جغرافیایی "۵۲°۶'۳۸" تا "۵۲°۱۷'۳۴" شرقی و عرض‌های "۳۵°۴۹'۳۹" تا "۳۵°۵۷'۱۱" شمالی قرار دارد. ارتفاع بیشینه و کمینه منطقه به‌ترتیب ۳۲۶۰ و ۱۳۴۲ متر بوده و متوسط بارندگی سالانه از حداقل حدود ۳۰۰ میلی‌متر در بخش مرکزی تا حدود ۶۰۰ میلی‌متر در بخش شرقی حوزه آبخیز نوسان دارد. متوسط دمای سالانه ۱۰ درجه سانتی‌گراد و متوسط تبخیر سالانه حدود ۱۱۰۰ میلی‌متر است (Kia and Karimi, 2021).

آبخیز هراز پرداختند. آن‌ها برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش از نه عامل تأثیرگذار و روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با ساختار ۱-۱۴-۹ و ضریب یادگیری ۰/۲ دارای ریشه میانگین مربعات خطا برابر ۰/۰۵۱ است. دقت شبکه در مرحله آموزش و آزمایش برابر ۹۲/۳۰۷ درصد و ضریب تبیین آن برابر ۰/۹۶۲ بود. در حوزه آبخیز چهل‌چای نیز Kornejady and Poorghasemi (2019) حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های داده‌کاوی ارزیابی کردند. آن‌ها از دو روش ماشین پشتیبان بردار (SVM) و درخت رگرسیون تقویت شده (BRT) استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان با مساحت زیر منحنی<sup>۱</sup> ۸۲ درصد کارایی بهتری در پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در حوزه آبخیز چهل‌چای داشته و مدل BRT با مقدار معادل ۷۷ درصد در رتبه بعدی قرار گرفت. در پژوهش دیگری، Ghasemian et al. (2018) به مقایسه کارایی مدل‌های داده‌کاوی ماشین پشتیبان بردار و لجستیک درختی برای پیش‌بینی مکانی زمین‌لغزش‌های سطحی پرداختند. نتایج نشان داد که مدل SVM نسبت به مدل LMT دارای دقت بالاتری است. در مطالعه Pourghasemi and Rahmati (2018) با بررسی پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های ANN، MLT، CART، BRT، GLM، GAM، MARS، NB، QDA، RF<sup>۲</sup> و SVM نتایج نشان داد که مدل RF دارای بیش‌ترین دقت برای پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش است.

در حوزه آبخیز کمه استان اصفهان، Nojavan et al. (2019) به پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از تلفیق دو مدل فرآیند تحلیل سلسله مراتبی و فازی پرداختند. آن‌ها پارامترهای ارتفاع، شیب، جهت شیب، زمین‌شناسی، کاربری اراضی، فاصله از گسل، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه و مقدار بارش به‌عنوان متغیرهای تأثیرگذار در وقوع لغزش‌های منطقه مدنظر قرار دادند و برای پهنه‌بندی از عملگرهای هم‌پوشانی فازی استفاده کردند. از مقدار شاخص مجموع کیفیت (Qs) برای مقایسه کارایی عملگرها استفاده شد. نتایج نشان داد که اپراتور فازی گامای ۰/۸ با ۶/۴۴ بالاترین مقدار Qs را در میان سایر عملگرهای فازی دارد و دارای بهترین کارایی بوده است. در مطالعه‌ای، Ngo et al (2021) به پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق پرداختند. آن‌ها برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش از مدل‌های RNN و CNN استفاده کردند. نتایج نشان داد که الگوریتم RNN دارای دقت بالاتری برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین

<sup>1</sup> Receiver operating characteristic

<sup>2</sup> Random forest



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه در استان مازندران و ایران  
Figure 1- Location of the studied area in Mazandaran Province and Iran

مورد استفاده قرار گرفت. نقشه‌های زمین‌شناسی و فاصله از گسل از روی نقشه زمین‌شناسی استخراج شد. جهت تهیه نقشه همباران با استفاده از آمار بارندگی سالانه ایستگاه‌های موجود در منطقه (سنگلده، رینه، بایجان و اسک) و با پایه زمانی ۱۰ سال با روش درون‌یابی کریجینگ در محیط GIS تهیه شد. با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، لغزش‌های اتفاق افتاده و مناطق مستعد به وقوع زمین‌لغزش در منطقه شناسایی شدند. از آنجایی که بسیاری از لغزش‌ها به دلیل ابعاد کم یا ظاهری مشابه با دامنه‌های مجاور در تصاویر ماهواره‌ای قابل تشخیص نیستند، لذا برای تکمیل اطلاعات، تمامی لغزش‌های قابل دسترس و تعیین نقاطی که از دید کارشناسی پتانسیل کمی جهت وقوع زمین‌لغزش دارند منطقه مورد بازدید صحرایی قرار گرفت که در مجموع ۷۸ نقطه لغزشی در سطح منطقه شناسایی شد. احتمال وقوع زمین‌لغزش در شیب‌های کم‌تر از پنج درصد وجود ندارد و در بستر رودخانه‌ها زمین‌لغزش اتفاق نمی‌افتد (Gomez and Kavzoglu, 2005; Caniani et al, 2008) که مطابق آن ۷۰

برای تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در منطقه، مطابق پژوهش‌های Huang et al. (2023a), Ghasemian et al. (2018), Lima et al. (2023) از نه عامل شیب، جهت شیب، میزان بارش، ارتفاع از سطح دریا، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، فاصله از جاده، فاصله از شبکه آبراهه و فاصله از گسل استفاده شد. اولین گام، گردآوری داده‌های لازم برای تبدیل به لایه‌های اطلاعاتی (کددار) برای ارزیابی این پدیده بود. بدین منظور، نقشه زمین‌شناسی منطقه در مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ و نقشه‌های فاصله از جاده و فاصله از آبراهه در مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ از سازمان زمین‌شناسی کشور فراهم شد و از روی نقشه مدل رقومی ارتفاع (DEM) منطقه با قدرت تفکیک مکانی ۱۰×۱۰ متر، نقشه‌های شیب، جهت شیب، ارتفاع از سطح دریا تهیه شدند. نقشه کاربری اراضی منطقه از پژوهشکده حفاظت و آبخیزداری تهیه و

<sup>1</sup> Digital elevation model

شبکه آبراهه و فاصله از گسل به‌عنوان پارامتر ورودی و داده‌های لغزش و غیرلغزشی مشاهده شده در منطقه به‌عنوان پارامتر خروجی مدل‌ها در نظر گرفته شد (شکل ۳). در ابتدا داده‌های مربوط به نقشه پارامترهای استفاده شده به فرمت نقطه تبدیل و سپس از جدول نقشه‌ها استخراج شد و در ادامه این داده‌ها جهت استفاده در فرآیند مدل‌سازی بر اساس رابطه (۳) نرمال‌سازی شدند (Montaseri and Zaman Zad Ghavidel; 2017; Melesse et al., 2020). لازم به ذکر است که به‌صورت تصادفی از مجموع کل داده‌های لغزشی و غیرلغزشی (۱۴۸ داده)، ۷۰ درصد (۱۰۲ داده) برای مرحله آموزش و ۳۰ درصد (۴۶ داده) برای صحت‌سنجی مدل‌سازی استفاده شد (Ghasemian et al., 2018; Tran et al. 2021). در این پژوهش برای بهینه‌کردن پارامترهای مدل (جدول ۴) و افزایش دقت آن از روش سعی و خطا استفاده شد.

$$X_{\text{new}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \quad (3)$$

در آن،  $X_{\text{new}}$  مقدار داده نرمال شده در محدوده صفر تا یک،  $X_{\text{max}}$  مقدار داده مشاهداتی،  $X_{\text{min}}$  کم‌ترین مقدار داده مشاهداتی و بیش‌ترین مقدار داده مشاهداتی است. در ادامه، نمودار جریانی پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در شکل ۲ ارائه شده است. همچنین، توضیح مختصری در مورد مدل‌های استفاده شده در جدول ۱ آورده شده است.

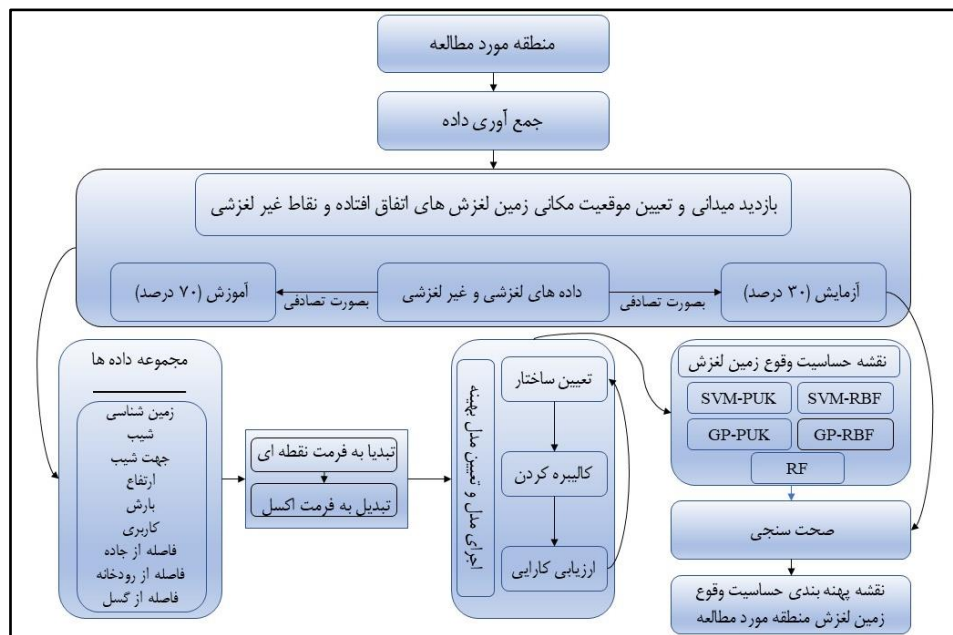
نقطه غیرلغزشی در سطح منطقه مشخص شد (شکل ۱). ادامه و بعد از شناسایی و تعیین عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش در منطقه، با استفاده از پارامتر نسبت فراوانی (Frequency ratio=FR) میزان وزن نسبی یا حساسیت به وقوع زمین‌لغزش (LSI) هر طبقه از پارامترهای تعیین شده، مشخص شد. رابطه زیر روش محاسبه نسبت فراوانی را نشان می‌دهد که در آن FR نسبت فراوانی، A درصد سطح لغزشی و B درصد مساحت طبقه در طبقه مورد نظر است. (Sehpahvand et al., 2016; Nojavan et al., 2019; Huang et al., 2023b; Es-smairi et al., 2023).

$$FR = \frac{A}{B} \quad (1)$$

$$LSI = \sum FR \quad (2)$$

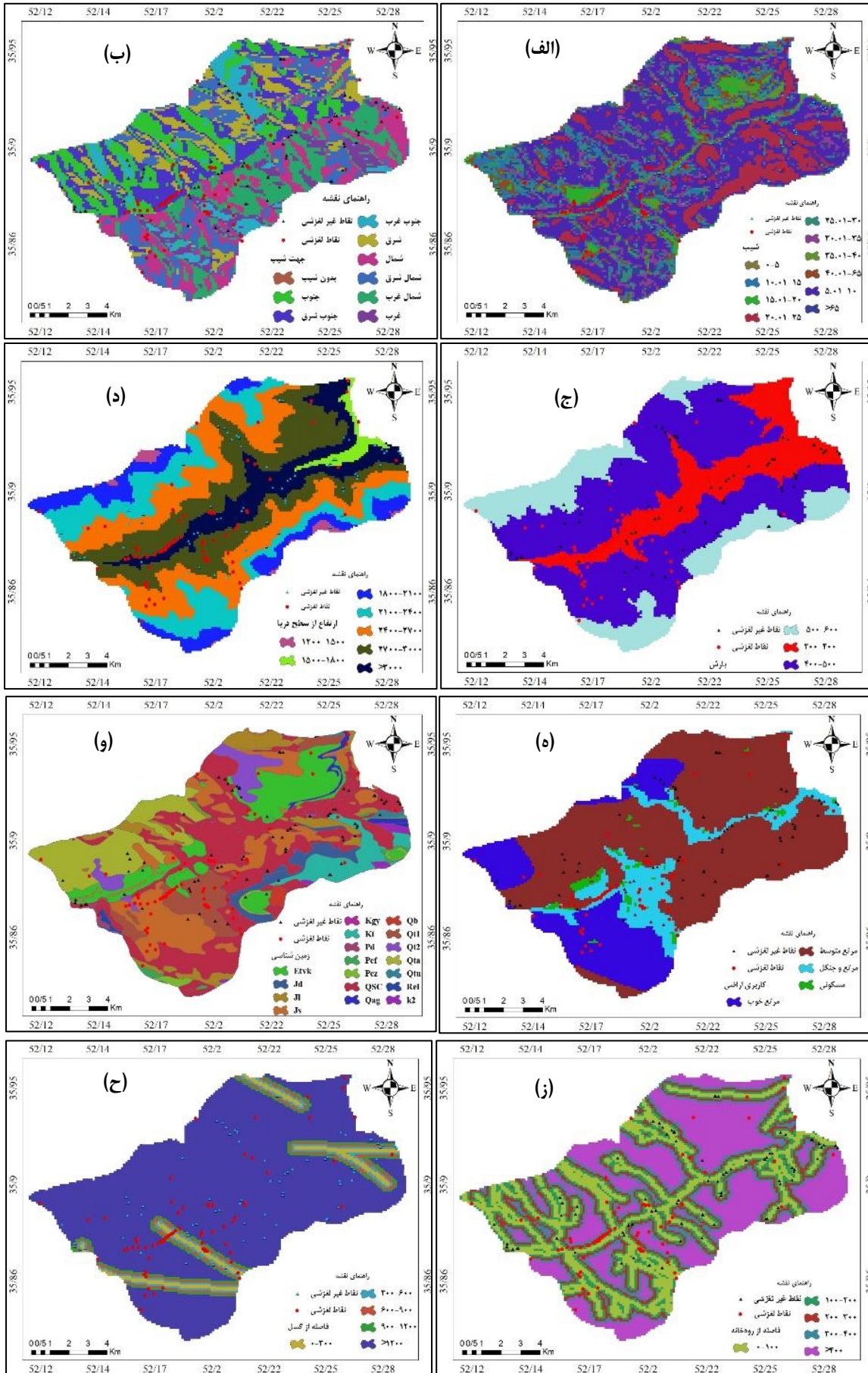
### ۲-۲- پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش

در ادامه برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری و تعیین بهترین مدل، از مدل‌های فرآیند گوسی (GP)، ماشین بردار پشتیبان (SVM)، و جنگل تصادفی (RF)، استفاده شد. همچنین، در اجرای مدل‌های GP و SVM از دو کرنل FBF و PUK توسط نرم‌افزار Weka 3.9 استفاده شد. داده‌های استفاده شده برای مدل‌سازی حساسیت وقوع زمین لغزش شامل شیب، جهت شیب، میزان بارش، ارتفاع از سطح دریا، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، فاصله از جاده، فاصله از

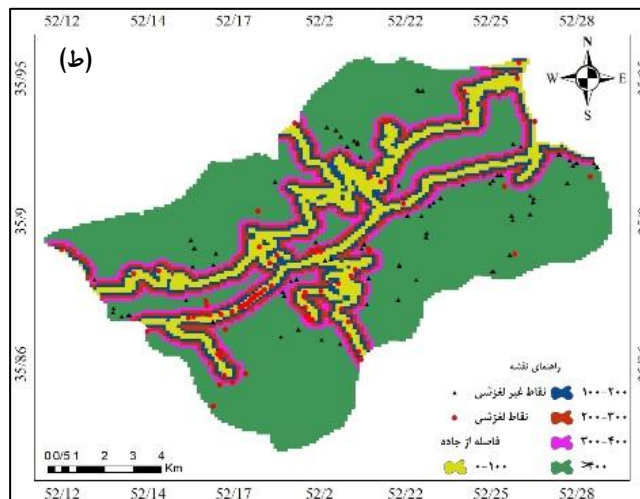


شکل ۲- نمودار جریانی پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش

Figure 2- Flowchart of landslide susceptibility mapping







شکل ۳- نقشه داده‌های ورودی مدل‌سازی حساسیت وقوع زمین لغزش، جهت شیب (الف)، شیب (ب)، ارتفاع از سطح دریا (ج)، بارش (د)، زمین شناسی (ه)، کاربری اراضی (و)، فاصله از گسل (ز)، فاصله از رودخانه (ح)، فاصله از جاده (ط)  
 Figure 3- Input data map of landslide sensitivity modeling, slope aspect (a), slope (b), elevation above sea level (c), precipitation (d), geology (e), land use (f), distance from the fault (g), distance from the river (h), distance from the road (i)

جدول ۱- مدل‌های استفاده شده برای مدل‌سازی حساسیت وقوع زمین لغزش

Table 1- Models used to model the sensitivity of landslide occurrence

منبع	توضیح مختصر	مدل
Vapnik (1999), Gill et al. (2006), Pal and Deswal (2010), Sepahvand et al. (2018), Sepahvand et al. (2021)	مدل‌های رگرسیون فرآیند گاوسی بر مبنای این فرض هستند که مشاهدات تنظیم باید دارای اطلاعاتی درباره یک‌دیگر باشند. این فرآیند راهی برای مشخص کردن الویتی به صورت مستقیم روی فضای تابع هستند.	GP- PUK GP- RBF
Gill et al, 2006	یک روش رگرسیون و طبقه‌بندی مبتنی بر تئوری آموزش ریاضیاتی است.	SVM- PUK SVM- RBF
Rodriguez et al. (2012), Sepahvand et al. (2018), Sepahvand et al. (2021)	جنگل تصادفی متغیر ورودی زیادی را پذیرا بوده و هم‌چنین می‌تواند اهمیت نسبی هر یک از متغیرها را بررسی کرده و مهم‌ترین متغیر را در پیش‌بینی مدل شناسایی کند.	Random Forest

کواریانس آن به ترتیب یک بردار و یک ماتریس است. مدل‌های رگرسیون فرآیند گاوسی بر مبنای این فرض هستند که مشاهدات تنظیم باید حامل اطلاعاتی درباره هم‌دیگر باشند. فرآیندهای گاوسی راهی برای مشخص کردن اولویتی به صورت مستقیم روی فضای تابع هستند. این کار تعمیم طبیعی توزیع گاوسی است که میانگین و کواریانس آن به ترتیب بردار و ماتریس هستند. توزیع گاوسی روی بردارهاست، در حالی که فرآیند گاوسی روی توابع است. در نتیجه، مدل‌های فرآیند گاوسی به دلیل دانش قبلی درباره وابستگی‌های تابعی و داده‌ها، برای تعمیم به هیچ فرآیند اعتبارسنجی نیاز ندارند و مدل‌های رگرسیون فرآیند گاوسی قادر به درک توزیع پیش‌بینی متناظر با ورودی آزمون هستند (Pal and Deswal, 2010).

### ۲-۳- مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)

روش ماشین بردار پشتیبان یک روش رگرسیون و طبقه‌بندی است. این مدل مبتنی بر تئوری آموزش ریاضیاتی است و برای اولین بار ساختار مدل SVM توسط Cortes Vapnik (1995) and ارائه شد (Sepahvand et al., 2018). مدل‌های SVM که بر پایه تئوری آموزش احتمال قرار دارند، یک کلاس جدید از مدل‌هایی هستند که به منظور طبقه‌بندی و پیش‌بینی در علوم مختلف استفاده می‌شوند. روش‌های طبقه‌بندی SVM بر اساس اصول تفکیک مطلوب طبقات مختلف است که اگر طبقات قابل تفکیک باشند، این روش از میان تعداد نامحدود طبقه‌بندی‌های خطی، آن را انتخاب می‌کند که دارای حداقل باشد (Singh et al., 2019).

### ۲-۴- فرآیند گاوسی (GP)

فرآیند گاوسی مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی است که تعداد دلخواه محدودی از آن‌ها با توزیع‌های گاوسی ادغام (سازگار) شده‌اند. فرآیند گاوسی به طور کامل توسط تابع میانگین  $m(x)$  و تابع کواریانس  $k(x,x)$  آن تعیین می‌شود. این فرآیند، تعمیمی طبیعی از توزیع گاوسی است که میانگین و

۲-۵- جنگل تصادفی (RF)  
 جنگل تصادفی (RF) یکی از انواع روش‌های الگوریتم‌های یادگیری است که از الگوریتم‌های پایه برای پیش‌بینی‌های چندگانه استفاده می‌کند. جنگل تصادفی قابلیت دریافت متغیر ورودی زیادی را دارد و می‌تواند اهمیت نسبی متغیرها را ارزیابی و مهم‌ترین متغیر را در

یک نزدیک‌تر باشد، کارایی مدل افزایش می‌یابد (Kornejady and Pourghasemi, 2019; Silalahi et al., 2019). در مورد معیارهای Accuracy و F1-score، هر چه نتیجه به یک نزدیک باشد، کارایی مدل بالاست (Chang et al., 2023)

### جدول ۲- معیارهای سنجش خطا برای انتخاب مدل بهینه

Table 2- Error measurement criteria for selecting the optimal model

معیارهای سنجش خطا	رابطه
Accuracy	Accuracy = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)
F1- score	F1- score = 2 * Precision*Recall / (Precision+ Recall)
Precision	Precision = TP / (TP+FP)
Recall	Recall = TP / (TP+FN)

TP مثبت و تخمین درست، FP مثبت و تخمین نادرست، TN منفی و تخمین درست، FN منفی و تخمین نادرست

در این پژوهش تحلیل حساسیت به روش حذفی انجام گرفت یعنی پارامترهای ورودی یک به یک حذف شدند تا تأثیرگذارترین عامل بر خروجی مدل مشخص شود.

### ۳- نتایج و بحث

جدول ۳ نشان‌دهنده خصوصیات و طبقات مختلف عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه است. بر اساس داده‌های ارائه شده در این جدول، حساسیت به وقوع زمین‌لغزش (LSI) در طبقات مختلف عوامل تأثیرگذار بر وقوع زمین‌لغزش تعیین شد.

بر اساس داده‌های مشاهداتی وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه، نتایج جدول ۳ نشان داد که درصد شیب ۳۵ تا ۴۰ حساس‌ترین طبقه شیب به وقوع زمین‌لغزش است. همچنین، در مورد جهت شیب و کاربری اراضی مشخص شد که جهت غربی و کاربری اراضی درختی همراه با کشاورزی دارای بیشترین حساسیت به وقوع زمین‌لغزش هستند. علاوه بر این، برای عوامل ارتفاع از سطح دریا، بارش، فاصله از رودخانه، فاصله از گسل، فاصله از جاده و سازند زمین‌شناسی مشخص شد که به ترتیب ۱۸۰۰-۱۵۰۰ متر، ۴۰۰-۳۰۰ میلی‌متر، صفر تا ۱۰۰ متر، صفر تا ۳۰۰ متر، صفر تا ۱۰۰ متر و سازند زمین‌شناسی Q<sub>1</sub> در منطقه مورد مطالعه بیشترین حساسیت به وقوع زمین‌لغزش را دارند. نتایج مربوط به پارامترهای بهینه مدل‌های مختلف مورد استفاده در جدول ۴ نشان داده شده است که این مقادیر با استفاده از روش آزمون و خطا تعیین شدند و نتایج نهایی مدل سازی و پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های مختلف بر اساس این پارامترها انجام شدند.

پیش‌بینی مدل تشخیص دهد. این روش پتانسیل لازم را به‌عنوان یک ابزار مدل مکانی برای ارزیابی و پیش‌بینی مسائل محیط زیستی و زمینی را دارا است (Rodriguez et al., 2012; Norouzi Goshbalag and Nadiri, 2018).

### ۲-۶- توابع کرنل

یکی از روش‌های متداول برای حل مسائل غیرخطی استفاده از توابع کرنل است که بر اساس ضرب داخلی داده‌های مفروض تعریف می‌شود. طراحی روش‌های رگرسیون مبتنی بر فرآیند گاوسی و ماشین پشتیبان بردار نیز شامل استفاده از مفهوم تابع کرنل است. در واقع، با یک تبدیل غیرخطی از فضای ورودی به فضای خصیصه با ابعاد بیش‌تر می‌توان مسائل را به صورت خطی تفکیک‌پذیر ساخت. از مهم‌ترین توابع کرنل می‌توان به کرنل خطی، کرنل چندجمله‌ای، کرنل چندجمله‌ای نرمال شده، کرنل تابع شعاع محور و کرنل مبتنی بر تابع پیرسون<sup>۱</sup> اشاره کرد. در این پژوهش از توابع کرنل شعاع محور<sup>۲</sup> (RBF) و تابع پیرسون استفاده شده است. در بسیاری از پژوهش‌ها استفاده از تابع کرنل شعاع محور و تابع پیرسون پیشنهاد شده است (Gill et al., 2006). رابطه‌های (۴) و (۵) به ترتیب کرنل شعاع محور و تابع پیرسون را نشان می‌دهند.

$$K(x, x') = e^{-\gamma \|x - x'\|^2} \quad (4)$$

$$K(x, x') = \frac{1}{1 + \left( 2 \sqrt{\|x_i - x_j\|^2} \frac{\sqrt{2 \left( \frac{1}{\omega} \right) - 1}}{\sigma} \right)^2} \quad (5)$$

### ۲-۷- معیارهای ارزیابی کارایی مدل

در این پژوهش برای ارزیابی کارایی مدل‌ها از معیارهای منحنی ROC<sup>۳</sup>، Accuracy و F1-score مطابق رابطه‌های جدول ۲ استفاده شد (Chang et al., 2023). منحنی ROC مشخصه عملکرد نسبی هر مدل است. این منحنی نسبت پیکسل‌های که وقوع یا عدم وقوع زمین‌لغزش به وسیله مدل به درستی پیش‌بینی شده روی محور افقی در برابر مقدار مکمل آن یعنی نسبت پیکسل‌هایی که به غلط پیش‌بینی شده‌اند روی محور عمودی ترسیم می‌شوند. مساحت زیر این منحنی AUC<sup>۴</sup> نام دارد و مدلی که بیش‌ترین AUC را داشته باشد به‌عنوان مدل بهینه انتخاب می‌شود. AUC برابر ۰/۵ به‌عنوان مدل خنثی و هرچه به

<sup>1</sup> Pearson vii kernel function

<sup>2</sup> Radial basis kernel function

<sup>3</sup> Receiver operating characteristic

<sup>4</sup> Area under curve

جدول ۳- نسبت فراوانی پارامترهای مؤثر بر وقوع زمین لغزش، بخشی از حوزه آبخیز هزار

Table 3- Frequency ratio of parameters affecting the occurrence of landslides, a part of Hezar Watershed

پارامتر	طبقه	تعداد کل پیکسل	تعداد زمین لغزش	درصد مساحت طبقه	درصد زمین لغزش	FR	
شیب	0-5	144	0	0.32	0.00	0.00	
	5.01-10	3176	2	7.06	2.56	0.363	
	10.01-15	17412	11	38.72	14.1	0.364	
	15.01-20	1800	4	3.99	5.12	1.283	
	20.01-25	3936	9	8.73	11.53	1.32	
	25.01-30	772	2	1.71	2.56	1.49	
	30.01-35	4352	13	9.65	16.66	1.72	
	35.01-40	6888	21	15.28	26.92	1.76	
	40.01-65	4252	11	9.43	14.1	1.49	
	65<	2284	5	5.07	6.41	1.26	
جهت شیب	N	7280	12	16.17	15.38	0.951	
	NE	5896	5	13.1	6.41	0.489	
	E	5552	4	12.34	5.12	0.415	
	SE	7188	18	15.95	23.07	1.446	
	S	6612	10	14.69	12.82	0.873	
	SW	3252	8	7.21	10.25	1.421	
	W	2848	9	6.31	11.53	1.826	
	NW	6388	12	14.18	15.38	1.084	
	کاربری اراضی	Mix tree & range	5748	28	12.73	35.9	2.82
		Mean range	28900	35	64.23	44.87	0.699
Best range		9588	14	21.3	17.95	0.842	
Residential		780	1	1.73	1.28	0.74	
1200-1500		1020	0	2.26	0	0.000	
1500-1800		6048	20	13.41	25.64	1.912	
1800-2100		12104	40	26.84	51.28	1.91	
2100-2400		12096	11	26.89	14.1	0.524	
2400-2700		8464	6	18.82	7.69	0.409	
2700-3000		4744	1	10.55	1.282	0.121	
ارتفاع (متر)	>3000	540	0	1.2	0	0.000	
	300-400	9284	42	20.56	53.84	2.618	
	400-500	26120	31	58.05	39.74	0.685	
	500 <	9612	5	21.37	6.41	0.3	
	0-100	10344	27	22.95	34.61	1.508	
	100-200	7876	18	17.48	23.07	1.32	
	200-300	6088	13	13.51	16.66	1.233	
	300-400	5228	6	11.62	7.69	0.662	
	400<	15480	14	34.41	17.94	0.522	
	بارش (میلی متر)	0-300	1640	18	3.6	23.07	6.394
300-600		1712	12	3.78	15.38	4.067	
600-900		1676	11	3.7	14.1	3.806	
900-1200		1764	8	3.9	10.25	2.625	
1200<		38224	29	84.99	37.17	0.437	
0-100		5356	32	11.84	41.02	3.463	
100-200		4344	8	9.64	10.25	1.063	
200-300		3804	6	8.451	7.69	0.91	
300-400		3332	4	7.4	5.12	0.692	
400<		28180	28	62.64	35.89	0.573	
فاصله جاده (متر)	QSC	13392	21	29.75	26.96	0.905	
	Q2t	1768	0	3.93	0.00	0.000	
	Q1t	3080	22	6.8	28.21	4.145	
	Qag	516	0	1.14	0.00	0.000	
	Qta	4916	3	10.93	3.85	0.352	
	Qtu	156	0	0.34	0.00	0.000	
	Qb	260	0	0.57	0.00	0.000	
	EKtv	5876	4	13.06	5.13	0.392	
	EKgy	12	0	0.02	0.00	0.000	
	PEZ	384	0	0.85	0.00	0.000	
زمین شناسی	PEF	348	0	0.77	0.00	0.000	
	K2	352	0	0.78	0.00	0.000	
	Kt	2264	3	5.03	3.85	0.764	
	J1	2712	0	6.03	0.00	0.000	
	Jd	1500	1	3.33	2.28	0.384	
	JS	7260	24	16.1	30.77	1.911	
	TRe1	124	0	0.27	0.00	0.000	
	Pd	96	0	0.21	0.00	0.000	

جدول ۴- پارامترهای بهینه مدل‌های استفاده شده برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین لغزش

Table 4- The optimal parameters of the models used for landslide sensitivity zoning

پارامترها	مدل‌ها
Gaussian noise= 0.1, $\omega= 0.01$ , $\sigma= 4.0$	GP-PUK
Gaussian noise= 0.1, $\gamma= 11.0$	GP- RBF
C = 2, $\omega = 0.001$ , $\sigma= 0.4$	SVM- PUK
C= 18, $\gamma = 6.0$	SVM- RBF
K=10, I= 100	Random Forest

به‌عنوان مدل برتر برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه انتخاب شد. همچنین مدل فرآیند گوسی با کرنل RBF با توجه به معیارهای سنجش دقت به‌عنوان بدترین مدل برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در منطقه انتخاب شد.

مطابق جدول ۴ مشخص شد هر یک از مدل‌های استفاده شده در این پژوهش با چه مقداری از پارامترها، نتایج بهتری ارائه داده‌اند. جدول ۵ معیارهای ارزیابی دقت مدل‌سازی را نشان می‌دهد. مطابق نتایج این جدول مشخص شد، مدل RF با توجه به معیارهای ارزیابی دقت مدل Accuracy، F1-score و AUC در مرحله آموزش به ترتیب برابر ۰/۹۵۷، ۰/۹۹۹ و ۰/۹۹۹

جدول ۵- ارزیابی عملکرد مدل‌های مورد استفاده برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش

Table 5- Evaluation of the performance of the models used for landslide susceptibility zoning

مدل‌ها	TP	TN	FP	FN	Accuracy	precision	recall	F1-score	AUC
GP_PUK	19	15	3	9	0.80	0.864	0.679	0.76	0.979
GP_RBF	15	12	7	12	0.73	0.682	0.556	0.612	0.895
SVM_PUK	18	15	4	9	0.79	0.818	0.667	0.735	0.979
SVM_RBF	11	12	11	12	0.69	0.50	0.478	0.489	0.873
RF	22	22	0	2	0.90	1.00	0.917	0.957	0.999

جدول ۶- تحلیل واریانس ANOVA یک‌طرفه بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده وقوع و عدم وقوع زمین‌لغزش

Table 6- One-way ANOVA analysis of variance between observed and predicted values of occurrence and non-occurrence of landslides

مدل‌ها	F	P-value	F crit	تفاوت مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی
PUK-GP	0.704523	0.403492	3.946876	ns
RBF-GP	0.435101	0.511181	3.946876	ns
PUK-SVM	0.663806	0.41737	3.946876	ns
RBF-SVM	0.607177	0.437897	3.946876	ns
Random Forest	0.291455	0.590623	3.946876	ns

ns: عدم معناداری

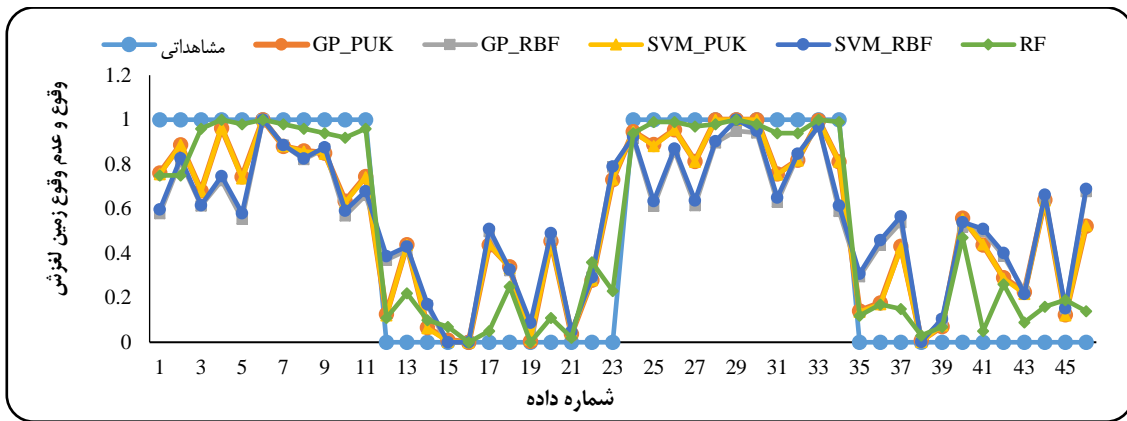
طبقه پایدار، ۳۲/۱۶ درصد (۳۶/۱۹ کیلومتر مربع) در طبقه کم خطر، ۱۳/۳۸ درصد (۱۵/۰۶ کیلومتر مربع) در طبقه خطر متوسط، ۹/۷۳ درصد (۱۰/۹۵ کیلومتر مربع) در طبقه خطر زیاد و ۱۲/۸۴ درصد (۱۴/۴۶ کیلومتر مربع) در طبقه خطر خیلی زیاد قرار گرفته است.

شکل ۴ رابطه تغییرات بین مقادیر مشاهداتی و مقادیر پیش‌بینی شده وقوع زمین‌لغزش توسط مدل‌های مختلف را نشان می‌دهد.

جدول ۶ تحلیل واریانس (ANOVA) یک‌طرفه بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده وقوع و عدم وقوع زمین‌لغزش را برای هر مدل نشان می‌دهد. مطابق نتایج این جدول، با توجه به میزان P-value مشخص شد که در هیچ‌کدام از مدل‌ها، اختلاف بین مقادیر مشاهداتی و تخمینی معنادار نیست. این نتایج نشان‌دهنده این موضوع است که تمام الگوریتم‌های استفاده شده در این پژوهش توانایی تشخیص نقاط حساس به وقوع زمین‌لغزش را در منطقه مورد مطالعه داشته‌اند.

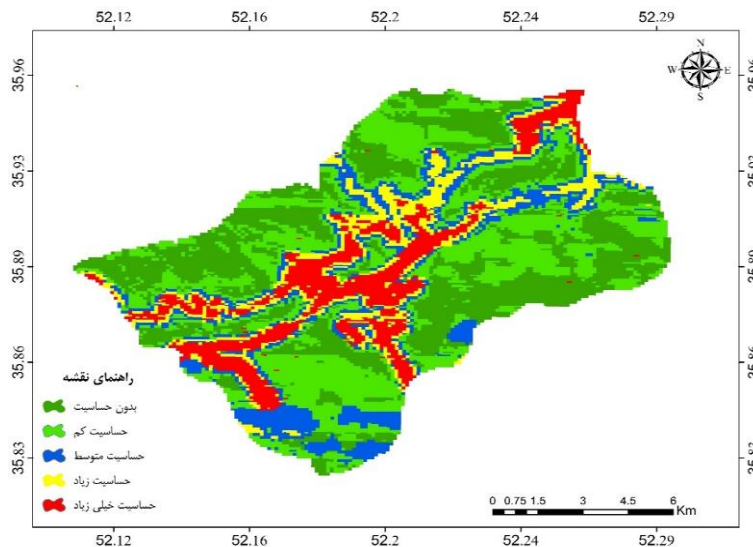
در ادامه، نقشه پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه با استفاده از مدل جنگل تصادفی (RF) تهیه شد (شکل ۵). بدین صورت که با تعریف مقادیر پیش‌بینی شده حساسیت وقوع زمین‌لغزش توسط مدل RF به نرم‌افزار GIS نقشه پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش تهیه و در پنج طبقه حساسیت خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تقسیم‌بندی شدند. مطابق نتایج به دست آمده (جدول ۷) مشخص شد که در منطقه مورد مطالعه، ۳۱/۸۶ درصد (۳۵/۸۶ کیلومتر مربع) در

<sup>1</sup> Analysis of variance



شکل ۴- نمودار تغییرات مقادیر مشاهداتی و تخمینی وقوع و عدم وقوع زمین لغزش مدل‌های مختلف

Figure 4- Chart of changes in observed and estimated values of occurrence and non-occurrence of landslides of different models



شکل ۵- نقشه حساسیت زمین لغزش با استفاده از مدل RF

Figure 5- Landslide susceptibility map using RF model

حذف پارامتر جهت شیب، مدل با ضریب همبستگی ۰/۹۳ و ریشه میانگین مربعات خطای ۰/۱۹ حساسیت بیش‌تری نسبت به سایر پارامترها برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین لغزش داشته است.

جدول ۷ نتایج تحلیل حساسیت مدل را نشان می‌دهد. مطابق نتایج این جدول مشخص شده که با حذف کدام یک از پارامترهای ورودی مدل برتر نتیجه بهتری دارد. با توجه به نتایج این جدول و معیارهای ارزیابی خطای مدل مشخص شد که با

جدول ۷- تحلیل حساسیت مدل RF

Table 7- RF model sensitivity analysis

RMSE	CC	عامل حذف شده	پارامترهای ورودی
0.1954	0.9377	جهت	ارتفاع، فاصله گسل، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، بارش، فاصله رودخانه، فاصله جاده، شیب
0.1412	0.974	ارتفاع	جهت، فاصله گسل، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، بارش، فاصله رودخانه، فاصله جاده، شیب
0.1276	0.9763	فاصله گسل	جهت، ارتفاع، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، بارش، فاصله رودخانه، فاصله جاده، شیب
0.1333	0.9744	کاربری اراضی	جهت، فاصله گسل، ارتفاع، زمین‌شناسی، بارش، فاصله رودخانه، فاصله جاده، شیب
0.1586	0.9612	زمین‌شناسی	جهت، فاصله گسل، کاربری اراضی، ارتفاع، بارش، فاصله رودخانه، فاصله جاده، شیب
0.1732	0.9559	بارش	جهت، فاصله گسل، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، ارتفاع، فاصله رودخانه، فاصله جاده، شیب
0.1623	0.9559	فاصله رودخانه	جهت، فاصله گسل، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، بارش، ارتفاع، فاصله جاده، شیب
0.1524	0.9666	فاصله جاده	جهت، فاصله گسل، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، بارش، فاصله رودخانه، ارتفاع، شیب
0.1264	0.979	شیب	جهت، فاصله گسل، کاربری اراضی، زمین‌شناسی، بارش، فاصله رودخانه، فاصله جاده، ارتفاع

پژوهش به‌عنوان برترین مدل برای تخمین حساسیت به وقوع زمین‌لغزش تعیین شد که این نتایج با نتایج مطالعه Pourghasemi and Rahmati (2018) هم‌خوانی دارد؛ زیرا آن‌ها نیز در پژوهش خود دریافتند که مدل جنگل تصادفی دارای بالاترین دقت برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش است.

#### ۴- نتیجه‌گیری

حرکت‌های توده‌ای از پدیده‌های مخرب طبیعی در سراسر جهان هستند که هر ساله خسارات‌های زیادی به بار می‌آورند. گاهی جبران این خسارت‌ها ممکن نیست و یا به وقت و هزینه بسیار زیاد نیاز دارد. وقوع حرکات توده‌ای از جمله زمین‌لغزش تأثیر منفی بر زندگی و فعالیت‌های اقتصادی بشر دارد. دولت‌ها و مراکز پژوهشی سال‌هاست برای ارزیابی و نشان دادن پراکنش زمین‌لغزش‌ها و برنامه‌ریزی در آن مناطق با ابزارهای مختلف تلاش می‌کنند. در این پژوهش برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش از الگوریتم‌های یادگیری GP\_PUK، GP\_RBF، SVM\_PUK، SVM\_RBF و Random Forest استفاده شد. پارامترهای ورودی برای مدل‌سازی و پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در این پژوهش شامل شیب، جهت، ارتفاع، زمین‌شناسی، کاربری اراضی، فاصله از گسل، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه و بارش بوده است و نقاط لغزشی و غیرلغزشی در هر پیکسل به‌عنوان پارامتر خروجی مدل‌سازی در نظر گرفته شد. در پژوهش حاضر با استفاده از بررسی میدانی و تفسیر تصاویر هوایی، نقشه نقاط وقوع زمین‌لغزش و نقاط غیرلغزشی مشاهده شده، تهیه شد که در مجموع ۱۵۲ نقطه لغزشی و غیرلغزشی در سطح منطقه شناسایی شد. بعد از انتخاب الگوریتم جنگل تصادفی به‌عنوان الگوریتم بهینه، نقشه پهنه‌بندی حساسیت به وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه تهیه شد. نتایج بررسی نقشه حساسیت به وقوع زمین‌لغزش نشان داد که به ترتیب ۳۱/۸۶، ۳۲/۱۶، ۱۳/۳۸، ۹/۷۳ و ۱۲/۸۴ درصد از سطح منطقه مورد مطالعه در درجه‌های بدون خطر، خطر کم، خطر متوسط، خطر زیاد و خطر بسیار زیاد قرار گرفته است. نتایج به‌دست آمده نشان‌دهنده این موضوع است که بخش زیادی از سطح منطقه در طبقه پایدار و خطر کم وقوع زمین‌لغزش قرار دارد. همچنین، نتایج بررسی معناداری ANOVA نشان داد که تفاوت معناداری بین مقادیر برآورد شده حساسیت وقوع زمین‌لغزش و عدم وقوع زمین‌لغزش توسط مدل‌های GP\_PUK، GP\_RBF، SVM\_PUK، SVM\_RBF و RF و مقادیر مشاهداتی وجود ندارد. این بخش نتایج نشان داد که این الگوریتم‌ها توانایی بالایی در تشخیص رابطه بین پارامترهای ورودی برای وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه می‌باشند. علاوه‌بر موارد گفته شده نتایج بخش تحلیل

مطابق نتایج بررسی نقشه زمین‌لغزش‌های اتفاق افتاده مشاهده شد که شیب‌های بین ۳۰ تا ۴۰ درصد، حساس‌ترین درصد شیب به وقوع زمین‌لغزش هستند. این نتایج با نتایج مطالعه Ghasemian et al. (2018) که در پژوهش خود به بیان کردند که شیب‌های ۸-۱۵ درصد بیش‌ترین حساسیت به وقوع زمین‌لغزش و با نتایج مطالعه Huang et al. (2023a) که عنوان کردند بیش‌ترین زمین‌لغزش در شیب‌های ۱۴/۶-۱۱/۲ اتفاق افتاده است، هم‌خوانی ندارد. اما با نتایج مطالعه Lima et al. (2023) هم‌خوانی دارد زیرا نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که بیش‌ترین زمین‌لغزش‌ها در شیب‌های حدود ۴۰ درصد رخ داده‌اند. در مورد نقشه سازندهای زمین‌شناسی مشخص شد که سازند آبرفت‌های قدیمی حساس‌ترین سازند زمین‌شناسی به وقوع زمین‌لغزش تعیین شدند. این نتایج با یافته پژوهش Lima et al. (2023) و Huang et al. (2023a) هم‌خوانی ندارد. زیرا آن‌ها به ترتیب سنگ‌های آذرین و کربناته را به‌عنوان حساس‌ترین سازندهای زمین‌شناسی معرفی کردند. دلیل این مغایرت نتایج در منطقه مورد مطالعه، وجود آبرفت‌های قدیمی در شیب‌های بالاست که با نتایج Kornejady and Pourghasemi (2019) مطابقت دارد. با توجه به زمین‌لغزش‌های به وقوع پیوسته در منطقه مورد مطالعه، مشخص شد که وقوع زمین‌لغزش تقریباً در هر جهت شیبی امکان‌پذیر است، اما جهت‌های غربی و جنوب‌شرقی دارای بیش‌ترین حساسیت به وقوع لغزش هستند که با نتایج مطالعه Ghasemian et al. (2018) هم‌خوانی دارد و با نتایج مطالعه Chen et al. (2023) مغایرت دارد. در منطقه مورد مطالعه محدوده ارتفاعی بین ۱۵۰۰ تا ۱۸۰۰ متر از سطح زمین به‌عنوان حساس‌ترین ارتفاعات در برابر وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه هستند. این نتایج با یافته پژوهش Ghasemian et al. (2018) که بیان‌گر این است که در ارتفاعات بین ۱۸۰۰-۲۰۰۰ متر بیش‌ترین حساسیت به وقوع زمین‌لغزش وجود دارد، هم‌خوانی ندارد. همچنین، با نتایج مطالعه Huang et al. (2023b) هم‌خوانی ندارد. در مورد پارامترهای فاصله از گسل، فاصله از جاده، فاصله از رودخانه، بارندگی و کاربری اراضی به ترتیب محدوده صفر تا ۳۰۰ متر، صفر تا ۱۰۰ متر، صفر تا ۱۰۰ متر، ۳۰۰-۴۰۰ میلی‌متر و کاربری درخت و کشاورزی به‌عنوان حساس‌ترین منطقه به وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه بودند که با نتایج Es-smairi et al. (2023) هم‌خوانی ندارد. در بخش مدل‌سازی و تهیه نقشه حساسیت وقوع زمین‌لغزش مشخص شد که مدل جنگل تصادفی (RF) با معیارهای ارزیابی کارایی مدل Accuracy، F1-score و AUC در مرحله آموزش به ترتیب برابر ۰/۹۵۷ و ۰/۹۹۹، نسبت به دیگر مدل‌های استفاده شده در این

های دانش زمین، ۳(۲-پیاپی ۱۰)، ۶۳-۷۸  
doi:20.1001.1.20088299.1391.3.2.5.0  
سپهوند، علیرضا، احمدی، حسن، نظری سامانی، علی اکبر، و فیض نیا، سادات (۱۳۹۷). طبقه‌بندی ناهمواری‌ها با استفاده از شاخص موقعیت توپوگرافی و بررسی ارتباط بین ناهمواری‌ها و سازندهای زمین‌شناسی. *پژوهش‌های دانش زمین*، ۹(۳۳)، ۳۰-۴۵  
doi: 10.29252/esrj.9.1.30.45  
سپهوند، علیرضا، مرادی، حمیدرضا، و عبدالمالکی، پرویز (۱۳۹۵). پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در بخشی از حوزه آبخیز هراز. *پژوهش‌های آبخیزداری*، ۲۹(۴)، ۹-۱۹  
doi:10.22092/wmej.2017.115313.19-9  
سلیمانی، کریم، زندی، جلال، حبیب‌نژاد روشن، محمود (۱۳۹۲). ارزیابی کارایی روش‌های نسبت فراوانی، آماری دو متغیر Wi و Wf در تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش (مطالعه موردی: حوضه آبخیز وازرود مازندران). *زمین‌شناسی مهندسی و محیط زیست*، ۴(۹۴)، ۴۱-۵۰  
علیچانی، بهلول، قهرودی تالی، منیژه، و امیراحمدی، ابوالقاسم (۱۳۸۶). پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش در دامنه‌های شمالی شاه جهان با استفاده از GIS. *تحقیقات جغرافیایی*، ۲۲(۱)، ۱۱۷-۱۳۲  
https://www.sid.ir/paper/29735/fa  
قاسمیان، بهاره، عابدینی، موسی، روستایی، شهرام، و شیرزادی، عطاالله (۱۳۹۷). بررسی مقایسه‌ای مدل‌های ماشین پشتیبان بردار و لجستیک درختی برای ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش. *جغرافیایی طبیعی*، ۱۰(۳۹)، ۴۷-۶۸  
https://www.sid.ir/paper/523407/fa  
کزنادی آیدینگ، و پورقاسمی، حمیدرضا (۱۳۹۸). ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از مدل‌های داده‌کاوی. *مهندسی و مدیریت آبخیز*، ۱۱(۱)، ۲۸-۴۲  
doi:10.22092/ijwmse.2019.118436  
کیا، عیسی، و کریمی، ولی‌الله (۱۳۹۹). بررسی پارامترهای دما و بارندگی حوزه آبخیز هراز تحت تأثیر اقلیم. *مخاطرات محیط طبیعی*، ۹(۲۶)، ۱۴۵-۱۶۰  
doi:10.22111/jneh.2020.32606.1596.160-145  
گلی مختاری، لیلا، و ناعمی تبار، مهناز (۱۴۰۱). مدل‌سازی و پیش‌بینی مکانی مخاطره زمین‌لغزش با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته داده‌کاوی. *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی*، ۱۰(۴)، ۱۱۶-۱۳۷  
doi: 10.22034/gmpj.2022.291242.1284  
مقیم، حسن، و نجابت، مسعود (۱۳۹۸). مقایسه کارآمدی مدل‌های نیلسون اصلاح شده و اثر نسبی در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوزه آبخیز سدپارسیان، استان فارس. *مهندسی و مدیریت آبخیز*، ۱۱(۱)، ۲۶۴-۲۷۲  
doi:10.22092/ijwmse.2019.118748.272-264  
منتصری، مجید، و زمان زاده قویدل، سروین (۱۳۹۵). مقایسه عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی در تخمین پارامترهای کیفی آب رودخانه در دوره‌های کم آبی و پربابی، آب و خاک، ۳۰(۶)-

حساسیت مدل‌سازی نشان داد که پارامتر جهت شیب نسبت به سایر پارامترهای ورودی، دارای بیش‌ترین تأثیر بر نتایج مدل برتر بود. وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه باعث وقوع خسارت‌های جای و مالی زیادی از جمله تخریب جاده‌ها، زمین‌های کشاورزی، جنگل‌ها، باغات، منازل مسکونی و غیره شده است. لذا، با توجه به موارد ذکر شده پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش برای جلوگیری از توسعه مناطق دارای خطر وقوع زمین‌لغزش جهت کاهش خسارت‌های جانی و مالی انجام شود. با توجه به نتایج این پژوهش، می‌توان از این مدل‌ها به دلیل صرفه‌جویی در زمان و هزینه برای پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش و شناسایی مناطق با خطر وقوع حرکت‌های توده‌ای استفاده کرد و بر اساس نتایج به دست آمده، به اولویت بندی مناطق پایدار و با حساسیت کم به وقوع حرکت‌های توده‌ای جهت اجرای عملیات عمرانی پرداخت.

## سیاسگزاری

از دانشگاه لرستان جهت همکاری تشکر می‌کنیم.

## تضاد منافع نویسندگان

نویسندگان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ‌گونه تضاد منافی در خصوص نگارش و انتشار مطالب و نتایج این پژوهش وجود ندارند.

## دسترسی به داده‌ها

داده‌ها و نتایج استفاده شده در این پژوهش از طریق مکاتبه با نویسنده مسؤل در اختیار قرار خواهد گرفت.

## مشارکت نویسندگان

علیرضا سپهوند: راهنمایی، مفهوم‌سازی، ویرایش و بازبینی مقاله، کنترل نتایج؛ نسرین بیرانوند: انجام تحلیل‌های نرم‌افزاری و آماری، نگارش نسخه اولیه مقاله، ویرایش مقاله.

## منابع

احمدآبادی، علی، و رحمتی، مریم (۱۳۹۴). کاربرد شاخص‌های کمی ژئومورفومتری در شناسایی پهنه‌های مستعد زمین‌لغزش با استفاده از مدل SVM. *پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی*، ۴(۳)، ۱۹۷-۲۱۳  
dor:20.1001.1.22519424.1394.4.3.14.1  
احمدی، ح (۱۳۸۶). ژئومورفولوژی کاربردی (جلد ۱). چاپ چهارم، انتشارات دانشگاه تهران، ۷۱۴ صفحه.  
پورقاسمی، حمیدرضا، مرادی، حمیدرضا، و فطمی‌عقدا، سیدمحمود (۱۳۹۱). تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش با استفاده از سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی در شمال شهر تهران. *پژوهش*

نوروزی قوشبلاغ، حسین، و ندیری، عطاله (۱۳۹۸). پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت بوکان با استفاده از مدل‌های منطق فازی، جنگل تصادفی و شبکه عصبی. مرتع و آبخیزداری، ۲۲(۱)، ۲۹۱-۳۰۶. doi:10.22059/jrwm.2018.68924

## References

- Ahmadabadi, A., & Rahmati, M. (2016). An application of quantitative geomorphometric indicators in identifying [susceptible zones by using SVM model. *Quantitative Geomorphological Research*, 4(3), 197-213. doi:10.1001.1.22519424.1394.4.3.14.1 [In Persian]
- Ahmadi, H. (2007). Applied Geomorphology. 4th Edition: Tehran University Press, 688 pages. [In Persian]
- Alijani, B., Ghahrodi Tali, M., & Amir Ahmadi, A. (2007). Landslide risk zoning in the northern slopes of Shahjahan using GIS. *Geographical Research*, 22(1), 117-132. [In Persian]
- Caniani, D., Pascale, S., Sdao, F., & Sole A. (2008) Neural networks and landslide susceptibility: a case study of the urban area of Potenza. *Natural Hazards*, 45, 55-72. doi:10.1007/s11069-007-9169-3
- Chang, Z., Huang, F., Huang, J., Jiang, Sh.H., Yuting Liu, Y., Meena, S.R., & Catani, F. (2023). An updating of landslide susceptibility prediction from the perspective of space and time. *Geoscience Frontiers*, 14(5), 101619. doi:10.1016/j.gsf.2023.101619
- Chen, J., Li, L., Xu, C., Huang, Y., Luo, Z., Xu, X., & Lyu, Y. (2023). Freely accessible inventory and spatial distribution of large-scale landslides in Xianyang City, Shaanxi Province, China. *Earthquake Research Advances*, 3(3), 100217. doi: 10.1016/j.eqrea.2023.100217.
- Colkesen, I., Sahin, E.K., & Kavzoglu, T. (2016). Susceptibility mapping of shallow landslides using kernel-based Gaussian process, support vector machines and logistic regression. *Journal of African Earth Sciences*, 118, 53-64. doi:10.1016/j.jafrearsci.2016.02.019
- Cortes, C. & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297. doi: 10.1007/BF00994018.
- Crosta, B.G. (2009). Dating, triggering, modelling and hazard assessment of large landslides. *Geomorphology*, 103(1), 1-4. doi:10.1016/j.geomorph.2008.04.007
- Es-smairi, A., Elmoutchou, B., Mir, R.A., Touhami, A.E.O., & Namous, M. (2023). Delineation of landslide susceptible zones using Frequency Ratio (FR) and Shannon Entropy (SE) models in northern Rif, Morocco. *Geosystems and Environment*, 2(4), 100195. doi:10.1016/j.geogeo.2023.100195.
- Ganesh, B., Vincent, Sh., Pathan, S., & Benitez, S.R.G. (2023). Machine learning based landslide susceptibility mapping models and GB-SAR based landslide deformation monitoring systems: Growth and evolution. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 29, 100905. doi:10.1016/j.rsase.2022. 100905.
- Ghasemian, B., Abedini, M., Raushiti, Sh., & Shirzadi, A. (2018). Comparative study of support vector machine and tree logistic models for landslide susceptibility assessment. *Natural Geography Quarterly*, 10(39), 47-68. [In Persian]
- Gill, M.K., Asefa, T., Kembrowski, M.W., & McKee, M. (2006). Soil moisture prediction using support vector machines. *Journal of the American Water Resources Association*, 42(4), 1033-1046. doi:10.1111/j.1752-1688.2006.tb04512.x
- Goli-Mokhtar, L., & Naimi Tabar, M. (2022). Spatial modeling and prediction of landslide hazard using advanced data mining algorithm (case study: Kalat city). *Quantitative Geomorphology Research*, 10(4), 116-137. doi: 10.22034/gmpj.2022.291242.1284 [In Persian]
- Gomez, H., & Kavzoglu, T. (2005) Assessment of shallow landslide susceptibility using artificial neural networks in Jabonosa River Basin, Venezuela. *Engineering Geology*, 78(1-2), 11-27. doi: 10.1016/j.enggeo.2004.10.004
- Huang, F., Xiong, H., Yao, C., Catani, F., Zhou, C., & Huang, J. (2023b). Uncertainties of landslide susceptibility prediction considering different landslide types. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 15(11), 2954-2972. doi: 10.1016/j.jrmge.2023.03.001.
- Huang, W., Ding, M., Li, ZH., Yu, J., Ge, D., Liu, Q., & Yang, J. (2023a). Landslide susceptibility mapping and dynamic response along the Sichuan-Tibet transportation corridor using deep learning algorithms. *Catena*, 222, 106866. doi:10.1016/j.catena.2022.106866
- Kavzoglu, T, Sahin, E.K., & Colkesen, I. (2014) Landslide susceptibility mapping using GIS



- based multi-criteria decision analysis, support vector machines, and logistic regression. *Landslides*, 11(3), 425-439. doi:10.1007/s10346-013-0391-7
- Kia, E., & Karimi, V.A. (2021). Investigation of temperature and rainfall parameters of Haraz River Basin affected by climate change. *Journal of Natural Environment Hazards*, 9(26), 145-160. doi:10.22111/jneh.2020.32606.1596. [In Persian]
- Kornejady, A., & Pourghasemi, H.R. (2019). Landslide susceptibility assessment using data mining models. *Watershed Engineering and Management*, 11(1), 28-43. doi:10.22092/ijwmse.2019.118436 [In Persian]
- Lan, H.X., Zhou, C.H., Wang, L.J. Zhang, H.J., & Li, R.H. (2004). Landslide watershed, Yunnan, China. *Engineering Geology*, 76, 101-128. doi: 10.1016/j.enggeo.2004.06.009
- Lee, S, Ryu, J.H, Lee, M.J., & Won, J.S. (2006). The Application of artificial neural networks to landslide susceptibility mapping at Janghung, Korea. *Mathematical Geology*, 38(2), 199-220. doi:10.1007/s11004-005-9012-x
- Lee, S., Ryu J.H., Lee, M.J. & Won, J.S. (2003). Use of an artificial neural network for analysis of the susceptibility to landslides at Boun, Korea. *Environmental Geology*, 44, 820-833. doi:10.1007/s00254-003-0825-y
- Lima, P., Steger, S., Glade, T., & Mergili, M. (2023). Conventional data-driven landslide susceptibility models may only tell us half of the story: Potential underestimation of landslide impact areas depending on the modeling design, *Geomorphology*, 430, 108638. doi:10.1016/j.geomorph.2023.108638.
- Melesse, A.M., Khosravi, K., Tiefenbacher, J.P., Heddad, S., Kim, S., Mosavi, A., & Pham, B.T. (2020). River water salinity prediction using Hybrid machine learning models. *Water*, 12(10), 2951. doi:10.3390/w12102951
- Moghim, H., & Najabat, M. (2019). Comparison of the efficiency of modified Nielsen models and their relative effect in landslide risk zoning in Sedparsian watershed, Fars province. *Watershed Engineering and Management*, 11(1), 272-264. doi:10.22092/ijwmse.2019.118748 [In Persian]
- Montaseri, M., & Zaman Zad Ghavidel, S. (2017). Comparing the performance of artificial intelligence models in estimating water quality parameters in periods of low and high water flow. *Journal of Water and Soil*, 30(6), 1733-1747. [In Persian]
- Ngo, Ph.T.T., Panahi, M., Khosravi, KH., Ghorbanzadeh, O., Kariminejad, N., Artemi Cerda, A., & Lee, S. (2021). Evaluation of deep learning algorithms for national scale landslide susceptibility mapping of Iran. *Geoscience Frontiers*, 12(2), 505-519. doi:10.1016/j.gsf.2020.06.013
- Nojavan, M.R., Shahzaidi, S.S., Davoudi, M., & Amin al-Raai, H. (2019). Landslide risk zoning using the combination of two hierarchical and fuzzy analysis process models. *Quantitative Geomorphology Researches*, 7(4), 159-142. dor:20.1001.1.22519424.1398.7.4.9.3 [In Persian]
- Norouzi Goshbalag, H., & Nadiri, A. (2018). Forecasting the underground water level of Bukan Plain using fuzzy logic, random forest and neural network models. *Pasture and Watershed Quarterly*, 72(1), 291-306. doi:10.22059/jrwm.2018.68924 [In Persian]
- Pal, M., & Deswal, S. (2010). Modelling plie capacity using Gaussian process regression. *Computers and geotechnics*, 37(7-8), 942-947. doi:10.1016/j.compgeo.2010.07.012
- Pourghasemi, H.R, Yansari, Z.T., Panagos, P., & Pradhan, B. (2018). Analysis and evaluation of landslide susceptibility: a review on articles published during 2005-2016 (periods of 2005-2012 and 2013-2016). *Arabian Journal of Geosciences*, 11(9), 193. doi:10.1007/s12517-018-3531-5
- Pourghasemi, H.R., & Rahmati, O. (2018). Prediction of the landslide susceptibility: Which algorithm, which precision?. *Catena*, 162, 177-192. doi:10.1016/j.catena.2017.11.022
- Rodriguez, V., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sánchez, J.P. (2012). An assessment of the effectiveness of a Random Forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogram Remote Sens*, 67, 9-104. doi:10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002
- Rossi, M., Guzzetti, F., Salvati, P., Donnini, M., Napolitano, E., & Bianchi, C. (2019). A predictive model of societal landslide risk in Italy. *Earth-Science Reviews*, 196, 1-19. doi:10.1016/j.earscirev.2019.04.021
- Sepahvand, A., Sihag, P., Singh, B., & Zand, M. (2018). Comparative evaluation of infiltration models. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 22, 4173-4184. doi:10.1007/s12205-018-1347-1
- Sepahvand, A., Singh B., Ghobadi, M., & Sihag, P. (2021). Estimation of infiltration rate using data-driven models. *Arabian Journal of Geosciences*, 14(42), doi:10.1007/s12517-020-06245-2.
- Sepahvand, A.R., Ahmadi, H., Nazari Samani, A.A., Fiznia, S. (2018). Landforms classification by Topographic Position Index and assessment of the relation between landforms and lithological features. *Researches in Earth Sciences*, 9(1-Serial

- Number 33), 30-4. doi: 10.29252/esrj.9.1.30 [In Persian]
- Sepahvand, A.R., Moradi, H.R., & Abdul Maleki, P. (2016). Landslide risk zoning using artificial neural network in a part of Haraz watershed. *Watershed Management Research*, 29(4), 9-19. doi:10.22092/wmej.2017.115313 [In Persian]
- Silalahi, F.E.S., Pamela., Arifanti, Y., & Hidayat, F. (2019). Landslide susceptibility assessment using frequency ratio model in Bogor, West Java, Indonesia. *Official Journal of the Asia Oceania Geosciences Society (AOGS)*, 6(10), 1-17. doi:10.1186/s40562-019-0140-4
- Singh, P., Singh, V.P., Angelaki, A., Kumar, V., Sepahvand, A., & Golia, E. (2019). Modelling of infiltration using artificial intelligence techniques in semi-arid Iran. *Hydrological Sciences Journal*, 64(13), 1647-1658. doi:10.1080/02626667.2019.1659965
- Solaimani, K., Zandi, J., & Habibnejad, M. (2015). Evaluating the efficiency of frequency ratio, bivariate (Wi), and (Wf) methods of landslide susceptibility mapping. *Journal of Geoscience*, 24(94), 41-50.
- Tran, T.H., Dam, D.D., Jalal, F.E., Al-Ansari, N., Ho, L.S., Phong, T.V., Iqbal, M., Le, H.V., Nguyen, H.B.T., Prakash, I., & Pham, B.T. (2021). GIS-based soft computing models for landslide susceptibility mapping, hindawi. *Mathematical Problems in Engineering*, 9914650. doi:10.1155/2021/9914650
- Trigila, A., Iadanza, C., Esposito, C., & 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. doi:10.1016/j.geomorph.2015.06.001
- Vapnik, V. (1999), An overview of statistical learning theory. *IEEE Transactions on Neural Network*, 10(5), 988-999. [http://www.mit.edu/~6.454/www\\_spring\\_2001/emin/slt.pdf](http://www.mit.edu/~6.454/www_spring_2001/emin/slt.pdf)
- Yilmaz, I. (2009). Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison: A case study from Kat landslides (Tokat-Turkey). *Computers and Geosciences*, 35(6), 1125-1138. doi:10.1016/j.cageo.2008.08.007