

## Research Paper



## Spatial assessment and zoning of landslide risk in Zamkan watershed using support vector machine and logistic regression



Fariba Esfandiyari Darabad,<sup>1</sup> Ghobad Rostami,<sup>2</sup> Raof Mostafazadeh,<sup>3\*</sup> Mousa Abedini<sup>4</sup>

1. Professor, Department of Physical Geography, Faculty of Social Sciences, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran. [esfandiyari@uma.ac.ir](mailto:esfandiyari@uma.ac.ir)
2. Ph.D student, Department of Physical Geography, Faculty of Social Sciences, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran. [ghobadrostami@gmail.com](mailto:ghobadrostami@gmail.com)
3. Associate Professor, Department of Natural Resources, Faculty of Agriculture and natural Resources, and Member of Water Management Research Center, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran. [raoofmostafazadeh@uma.ac.ir](mailto:raoofmostafazadeh@uma.ac.ir)
4. Professor, Department of Physical Geography, Faculty of Social Sciences, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran. [abedini@uma.ac.ir](mailto:abedini@uma.ac.ir)

## Keywords

**Landslide, Logistic regression, Support Vector Machine (SVM), Zamkan watershed, Kermanshah province.**

**Received: 2024/05/01**  
**Accepted: 2024/06/19**  
**Published: 2024/10/21**

## ABSTRACT

In the current study, the risk of landslides in the Zamkan Watershed, located in Kermanshah Province, was evaluated. Two machine learning models, Support Vector Machine (SVM), and Logistic Regression, were used to prepare a landslide susceptibility map. Toward this, 13 informational layers including elevation, slope, aspect, Melton ruggedness number, terrain convexity, stream length, valley depth, topographic wetness index, precipitation, geological formations, distance from rivers, distance from roads, and vegetation cover were utilized as independent variables. Approximately 70% of the watershed's landslide pixels were used for model training, and 30% for model validation. Model validation was performed using ROC curves. The results indicated the higher performance and accuracy of the radial basis function (RBF) kernel of the SVM model for generating landslide hazard maps in the study area. The area under the curve (AUC) for the RBF kernel was approximately 0.951 for model training and 0.944 for model testing. The results suggest that slope with a coefficient of 0.28, precipitation with a coefficient of 0.27, lithology with a coefficient of 0.26, and elevation with a coefficient of 0.22 are the main controlling factors for landslides occurrence in the Zamkan Watershed. Both the SVM model and logistic regression confirmed the deterministic effects of selected factors on landslides. About 35% of the study area as classified as highly susceptible to landslides, primarily in the eastern half of the watershed. Factors such as high elevation, steep slopes, heavy precipitation, and the Kazhdomi Formation's composition were identified as key contributors to this susceptibility.

\* Corresponding Author: Raof Mostafazadeh E-mail: [Raofmostafazadeh@uma.ac.ir](mailto:Raofmostafazadeh@uma.ac.ir)  
 How cite to this article: Esfandiyari Darabad, Fariba; Rostami, Ghobad; Mostafazadeh, Raof; Abedini, Mousa; (2024). Spatial assessment and zoning of landslide risk in Zamkan watershed using support vector machine and logistic regression. *Hydrogeomorphology*, 11(40): 102 – 123.  
[10.22034/hyd.2024.61467.1737](https://doi.org/10.22034/hyd.2024.61467.1737)



## Introduction

Identifying landslide risk involves complex interactions of internal and external factors. It poses a significant challenge for local governments and decision-makers and is valuable for assessing a region's susceptibility to landslides. Predicting the location and creating landslide hazard maps are crucial initial steps in reducing and managing landslide risk. The primary goal of landslide sensitivity modeling is to identify areas prone to mass movements based on past event distribution knowledge. This idea relies on identifying regions where a specific combination of physical features may indicate a propensity for similar events in the future. Typically, landslide sensitivity modeling involves correlating the spatial distribution of past landslides with the spatial distribution of influential factors such as morphometric features, geology, geomorphology, and land use to generate sensitivity maps. In the present study, the risk of landslides in the Zamkan Watershed, located in Kermanshah Province, was evaluated. For this purpose, two machine learning models, Support Vector Machine (SVM), and Logistic Regression were used to produce a landslide susceptibility map. The SVM model is part of machine learning and artificial intelligence models, while logistic regression falls into the category of multivariate statistical models.

## Methodology

In the current study, logistic regression and support vector machine models were utilized within the Geographic Information System (GIS) framework to assess the spatial distribution of landslides in the Zamkan watershed. According to the research objectives, landslide distributions in the study area were considered as the dependent variable, and 13 explanatory variables were utilized, including elevation, slope, aspect, the Melton ruggedness number, terrain convexity, stream length, valley depth, topographic wetness index, precipitation, geological formations, distance from rivers, distance from roads, and vegetation cover. In the present study, the spatial distribution of landslides in the Zamkan watershed was analyzed using data provided by the Natural Resources Organization, Google Earth satellite imagery, and field surveys. These data were employed in the landslide hazard modeling process. Over 120 landslides were identified at the watershed level, with a total area of approximately 173 hectares. Approximately 70% of the watershed's landslide pixels were used for model training, and 30% for model validation. Model validation was performed using ROC curves.

## Results and Discussion

The results indicated the higher performance and accuracy of the radial basis function (RBF) kernel of the SVM model for generating landslide hazard maps in the study watershed. In this regard, the area under the curve (AUC) for the RBF kernel was approximately 0.951 for model training and 0.944 for model testing. The results suggest that slope with a coefficient of 0.28, precipitation with a coefficient of 0.27, lithology with a coefficient of 0.26, and elevation with a coefficient of 0.22 are the main controlling factors for landslides occurrence in the Zamkan Watershed. All SVM model functions, as well as logistic regression, also demonstrated the deterministic effects of these factors on landslides occurrence in the study watershed.

## Conclusions

Based on landslide zoning maps using SVM and logistic regression models, over 35% of the study watershed area was classified as high and very high susceptibility classes. These areas were predominantly distributed in the eastern half of the watershed. High elevation, dominance of steep slopes, significant precipitation, and the presence of the extensive Kazhdomi Formation comprising layers of limestone, claystone, marl, and shale were identified as the main reasons for the high sensitivity of these areas to landslides.

## مقاله پژوهشی



## ارزیابی مکانی و پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه آبریز زمکان با استفاده از ماشین‌بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک



فریبا اسفندیاری درآباد<sup>۱</sup>، قباد رستمی<sup>۲</sup>، رئوف مصطفی‌زاده<sup>۳\*</sup>، موسی عابدینی<sup>۴</sup>

۱- استاد گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران. [esfandyari@uma.ac.ir](mailto:esfandyari@uma.ac.ir)

۲- دانشجوی دکتری ژئومورفولوژی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران. [ghobadrostami@gmail.com](mailto:ghobadrostami@gmail.com)

۳- دانشیار گروه منابع طبیعی و عضو پژوهشکده مدیریت آب، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران. [raoofmostafazadeh@uma.ac.ir](mailto:raoofmostafazadeh@uma.ac.ir)

۴- استاد گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران. [abedini@uma.ac.ir](mailto:abedini@uma.ac.ir)

## کلیدواژه‌ها

زمین‌لغزش، رگرسیون لجستیک، ماشین‌بردار پشتیبان (SVM)، حوضه آبریز زمکان، استان کرمانشاه.

## چکیده

در پژوهش حاضر خطر وقوع زمین‌لغزش در حوضه آبریز زمکان، واقع در استان کرمانشاه، ارزیابی شد. دو مدل ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) و رگرسیون لجستیک برای تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش استفاده شد. در راستای اهداف تحقیق، ۱۳ لایه اطلاعاتی شامل ارتفاع، شیب، جهت شیب، عدد ناهمواری ملتون، تحدب سطح زمین، طول دامنه، عمق دره، رطوبت توپوگرافیک، بارش، سازندهای زمین‌شناسی، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده و پوشش گیاهی به‌عنوان متغیرهای مستقل استفاده شد. حدود ۷۰ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه به‌منظور آموزش و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی مدل استفاده شدند. اعتبارسنجی مدل‌ها با کاربست منحنی ROC صورت گرفت. نتایج نشان‌دهنده کارایی و دقت بالاتر تابع پایه شعاعی (RBF) مدل SVM برای تهیه نقشه خطر زمین‌لغزش منطقه است. مساحت زیر منحنی (AUC) تابع پایه شعاعی حدود ۰/۹۵۱ برای آموزش مدل و ۰/۹۴۴ برای آزمون مدل به‌دست آمد. نتایج بیانگر این است که فاکتورهای شیب با ضریب ۰/۲۸، بارش با ضریب ۰/۲۷، لیتولوژی با ضریب ۰/۲۶ و ارتفاع با ضریب ۰/۲۲ کنترل‌کننده‌های اصلی وقوع زمین‌لغزش در سطح حوضه آبریز زمکان هستند. توابع مدل SVM و همچنین رگرسیون لجستیک نیز اثرات قطعی فاکتورهای انتخابی بر وقوع زمین‌لغزش را تأیید کردند. براساس نقشه پهنه‌بندی زمین‌لغزش حدود ۳۵ درصد مساحت حوضه مطالعاتی در کلاس خطرپذیری زیاد و بسیار زیاد قرار گرفته است. پهنه‌های مذکور عمدتاً در نیمه شرقی حوضه توزیع شده‌اند. ارتفاع زیاد، غلبه شیب‌های تند، دریافت نزولات جوی قابل توجه و رخنمون وسیع سازند کژدمی با تناوبی از لایه‌های آهکی، رسی، مارنی و شیلی مهم‌ترین دلایل حساسیت بالای این پهنه‌ها نسبت به زمین‌لغزش هستند.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۱۲

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۳۰

تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۰۷/۳۰

\* نویسنده مسئول: رئوف مصطفی‌زاده

رایانامه: [raoofmostafazadeh@uma.ac.ir](mailto:raoofmostafazadeh@uma.ac.ir)

ارجاع به این مقاله: اسفندیاری درآباد، فریبا؛ رستمی، قباد؛ مصطفی‌زاده، رئوف؛ عابدینی، موسی.

ارزیابی مکانی و پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه آبریز زمکان با استفاده از ماشین‌بردار پشتیبان

(۱۴۰۳). هیدروژنومورفولوژی، و رگرسیون لجستیک 11(40):102-123.

[hyd.2024.61467.1737/10.22034](https://doi.org/10.22034/hyd.2024.61467.1737/10.22034)



Copyright: ©2024 by the authors.

Publisher: University of Tabriz

## مقدمه

مخاطرات زمین‌شناسی و ژئومورفولوژیکی جزء مهم‌ترین مخاطراتی به‌شمار می‌روند که می‌توانند اقتصادهای جهانی و محلی و سکونتگاه‌های انسانی را تحت تاثیر قرار دهند (لی<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۲۰: ۱۱۰۸؛ وانگ<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۱۹: ۶۷۶). زمین‌لغزش، که به‌عنوان حرکت خاک، گل، آوار یا سنگ تعریف می‌شود، یکی از متداول‌ترین و مخرب‌ترین مخاطرات ژئومورفولوژیکی در مناطق کوهستانی بوده و خسارات جانی و مالی زیادی به بار می‌آورد (عبداله‌زاده و همکاران، ۲۰۱۶: ۶؛ دانگ<sup>۳</sup> و همکاران، ۲۰۲۰: ۱۱۸). خسارات مالی و جانی پس از زمین‌لغزش نشان می‌دهد که مناطق پرخطر باید دارای یک برنامه مدیریت بلایا و ریسک سازماندهی شده باشند. زمین‌لغزش معمولاً در اثر رویدادهای طبیعی مانند زلزله یا بارندگی شدید در محیط‌های مستعد زمین‌شناسی، ژئومورفولوژیکی و هیدرولوژیکی رخ می‌دهد. با این وجود، سایر عوامل کلیدی موثر بر مکانیسم‌های گسیختگی زمین‌لغزش، مانند تنش‌های درجا، هوازگی و ارتفاع نیز بسیار مهم هستند. در مناطق کوهستانی، زمین‌لغزش می‌تواند اثرات قابل توجهی بر ویژگی‌های توپوگرافی، جنگل‌ها، ویژگی‌های خاک (مانند انسجام، ساختار، تراکم و دما) و همچنین بر زیرساخت‌ها مانند جاده‌ها و زمین‌های کشاورزی داشته باشد که میزان این اثرات به بزرگی زمین‌لغزش‌ها بستگی دارد (کائو<sup>۴</sup> و همکاران، ۲۰۱۹: ۶۴؛ ساه<sup>۵</sup> و همکاران، ۲۰۲۱: ۲۶۶۴). عواملی که منجر به ناپایداری دامنه می‌شوند عبارتند از ساختار زمین‌شناسی، فعالیت زمین‌ساختی، سنگ‌شناسی، ناهمواری توپوگرافیک، زلزله، بارندگی، هوازگی، آب و هوا و فعالیت‌های انسانی (نجفی ایگدیر و روستایی، ۲۰۲۰: ۸۲؛ تانیاس<sup>۶</sup> و همکاران، ۲۰۱۹: ۱۲۷). تکامل زمین‌لغزش تحت تاثیر متقابل عوامل داخلی و خارجی است. شناسایی خطر زمین‌لغزش یک کار چالش‌برانگیز برای دولت‌های محلی و تصمیم‌گیران بوده و برای ارزیابی حساسیت یک منطقه نسبت به زمین‌لغزش ارزشمند است (قربانی و همکاران، ۲۰۲۳: ۲۰؛ ریچنباخ<sup>۷</sup> و همکاران، ۲۰۱۸: ۶۲). می‌توان گفت که پیش‌بینی مکانی و تهیه نقشه خطر زمین‌لغزش اولین گام مهم برای کاهش و مدیریت خطر زمین‌لغزش به‌شمار می‌رود.

هدف مدل‌سازی حساسیت زمین‌لغزش، شناسایی مناطق مستعد حرکات توده‌ای براساس توزیع مکانی رخداد‌های گذشته است، که در آن ترکیب خاصی از ویژگی‌های فیزیکی نشان‌دهنده تمایل به وقوع رویدادهای مشابه در آینده است. مدل‌سازی حساسیت زمین‌لغزش معمولاً از طریق ارتباط بین توزیع مکانی زمین‌لغزش‌های گذشته با توزیع مکانی فاکتورهای موثر مانند ویژگی‌های مورفومتریک، زمین‌شناسی، ژئومورفولوژی و کاربری اراضی حاصل می‌شود. از آنجایی که رابطه بین این ویژگی‌ها و احتمال مکانی وقوع معمولاً ناشناخته است، پیش‌بینی حساسیت از طریق استفاده از مدل‌سازی آماری یا تکنیک‌های یادگیری ماشین به‌دست می‌آید. ارزیابی حساسیت زمین‌لغزش را می‌توان به‌عنوان یک مساله طبقه‌بندی معمولی در نظر گرفت که هدف اصلی آن جداسازی نمونه‌های متعلق به دو طبقه وقوع و عدم وقوع زمین‌لغزش است. بدین ترتیب، احتمال مکانی مخاطرات زمین‌لغزش را می‌توان به‌صورت احتمال وقوع مکانی گسیختگی‌های دامنه تحت مجموعه‌ای از شرایط محیطی بیان کرد (گازتی<sup>۸</sup> و همکاران، ۲۰۰۵: ۲۷۳). با این حال، با توجه به ماهیت پیچیده زمین‌لغزش، رویکردهای مختلفی برای پیش‌بینی مکانی آن ارائه شده است. در چهار دهه اخیر با تاکید روزافزون بر کاربرد سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) و تکنیک‌های محاسباتی نرم، رویکردهای متعددی برای تهیه نقشه حساسیت زمین‌لغزش (LSM) در سراسر جهان ارائه شده است که در سه گروه تکنیک‌های جبری، آماری و یادگیری ماشین طبقه‌بندی می‌شوند (ژائو و چن<sup>۹</sup>؛ ۲۰۲۰: ۲۱۸۰). روش‌های جبری، مدل‌های ریاضیاتی مکانیسم‌های فیزیکی کنترل‌کننده گسیختگی دامنه را ترکیب می‌کنند (یانگ<sup>۱۰</sup> و همکاران، ۲۰۱۹: ۱۳۰۲). روش‌های جبری نیازی به لیست ثبت شده زمین‌لغزش ندارند و برای یک زمین‌لغزش منفرد و یک منطقه کوچک مقیاس مناسب هستند و فقدان داده‌های ژئوتکنیکی و هیدروژئولوژیکی در مقیاس بزرگ از موانع اصلی استفاده از مدل‌های جبری است. با توجه به چالش‌های کاربرد روش جبری، روش‌های آماری به‌طور گسترده در پهنه‌بندی حساسیت زمین‌لغزش استفاده می‌شوند که می‌توان به

1 - Li

2 - Wang

3 - Dang

4 - Cao

5 - Saha

6 - Tanyas

7 - Reichenbach

8 - Guzzetti

9 - Zhao &amp; Chen

10 - Yang

روش‌های شاخص آنتروپی (چن<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۲۰: ۸۵۳)، نسبت فراوانی (ادیتیان<sup>۲</sup> و همکاران، ۲۰۱۸: ۱۰۲)، وزن شواهد (تسانگرتوس<sup>۳</sup>، ۲۰۱۷) و رگرسیون لجستیک اشاره نمود. برای غلبه بر محدودیت‌های روش‌های آماری و لحاظ رابطه غیرخطی میان متغیرها، روش‌های یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌بردار پشتیبان (دوئو<sup>۴</sup> و همکاران، ۲۰۲۰: ۶۴۱)، جنگل تصادفی (چن و همکاران، ۲۰۱۸: ۸۵۳)، سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (پناهی<sup>۵</sup> و همکاران، ۲۰۲۰) و بیز ساده<sup>۶</sup> (لی<sup>۷</sup> و همکاران، ۲۰۲۰)، راه‌های مؤثری را برای حل مسائل پیچیده و غیرخطی با دقت بالا ارائه می‌کنند. روش SVM در سال‌های اخیر به دلیل عملکرد طبقه‌بندی خوب و قابلیت پذیرش خطا مورد توجه فزاینده‌ای قرار گرفته است. در این رابطه می‌توان به پژوهش‌هایی مانند عابدینی و همکاران (۲۰۱۹: ۱۴۲۷)، کرمی و همکاران (۲۰۲۰: ۳۴۱)، اسفندیاری و همکاران (۲۰۲۰: ۱۸)، سپه‌وند و بیرانوند (۲۰۲۳)، وانگ و برنینگ<sup>۸</sup> (۲۰۲۱) و ژائو و ژائو<sup>۹</sup> (۲۰۲۱) اشاره نمود.

با توجه به موارد مذکور در پژوهش حاضر از دو رویکرد آماری (رگرسیون لجستیک) و ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) برای ارزیابی خطر وقوع زمین‌لغزش در سطح حوضه آبریز زمکان استفاده شده است. حوضه آبریز زمکان یکی از حوضه‌های بزرگ استان کرمانشاه است و بخش‌های قابل توجهی از رشته کوه زاگرس را زهکشی می‌کند. وقوع زمین‌لغزش در محدوده این حوضه از پتانسیل بالایی برخوردار بوده و رخداد این پدیده را می‌توان یکی از مهم‌ترین مخاطرات ژئومورفولوژیکی منطقه به‌شمار آورد. عوامل متعددی باعث شده‌اند که این حوضه مستعد وقوع زمین‌لغزش باشد که از جمله می‌توان به وجود سازندهای زمین‌شناسی حساس، فعالیت‌های نوزمین‌ساختی، بارش قابل توجه (حضور رطوبت کافی)، وجود شیب‌های مستعد و دخالت‌های عامل انسانی اشاره نمود. لذا هدف پژوهش حاضر ارزیابی مکانی و پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه آبریز زمکان با استفاده از ماشین‌بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک است.

## مواد و روش پژوهش

### منطقه مورد مطالعه

در پژوهش حاضر خطر وقوع زمین‌لغزش در محدوده حوضه آبریز زمکان مورد ارزیابی قرار گرفته است. از نظر موقعیت جغرافیایی حوضه مطالعاتی در مختصات ۴۵ درجه و ۵۱ دقیقه و ۳۵ ثانیه تا ۴۶ درجه و ۳۶ دقیقه و ۱۰ ثانیه طول شرقی و ۳۴ درجه و ۱۳ دقیقه و ۴۰ ثانیه تا ۳۵ درجه و ۳ دقیقه و ۵ ثانیه عرض شمالی واقع شده است (شکل ۱). حوضه مطالعاتی در محدوده استان کرمانشاه و در محدوده شهرستان‌های دالاهو و ثلاث باباجانی، جوانرود، روانسر، کرمانشاه و اسلام‌آباد قرار گرفته است. مساحت منطقه حدود ۲۳۲۹ کیلومترمربع و محیط آن ۴۲۶ کیلومتر محاسبه شد. رودخانه زمکان درواقع زهکش تشکیلات آهکی شمال کرد محسوب می‌شود به رودخانه سیروان می‌پیوندد. حوضه مطالعاتی جزئی از زاگرس شمال‌غربی است که در آن، امواج چین‌خوردگی در زاگرس، بیش‌تر به‌صورت ساخت‌های طاق‌دیزی (دالاهو) و ناودیزی مرکب (دست اسلام‌آباد) ظاهر شده است و هیچ‌گونه دگرشکلی حاصل از تزریق توده‌های نمک نیز در آن ایجاد نشده است. کوه‌های این منطقه به‌علت قرارگیری در مسیر بادهای مرطوب غربی از بارش قابل توجهی برخوردار بوده و در نتیجه دشت‌های ناودیزی بین کوه‌ها، زمین‌های کشاورزی حاصل‌خیزی را تشکیل داده‌اند (علایی طالقانی، ۱۳۸۴: ۱۵۴).

1 - Chen

2 - Aditian

3 - Tsangaratos

4 - Dou

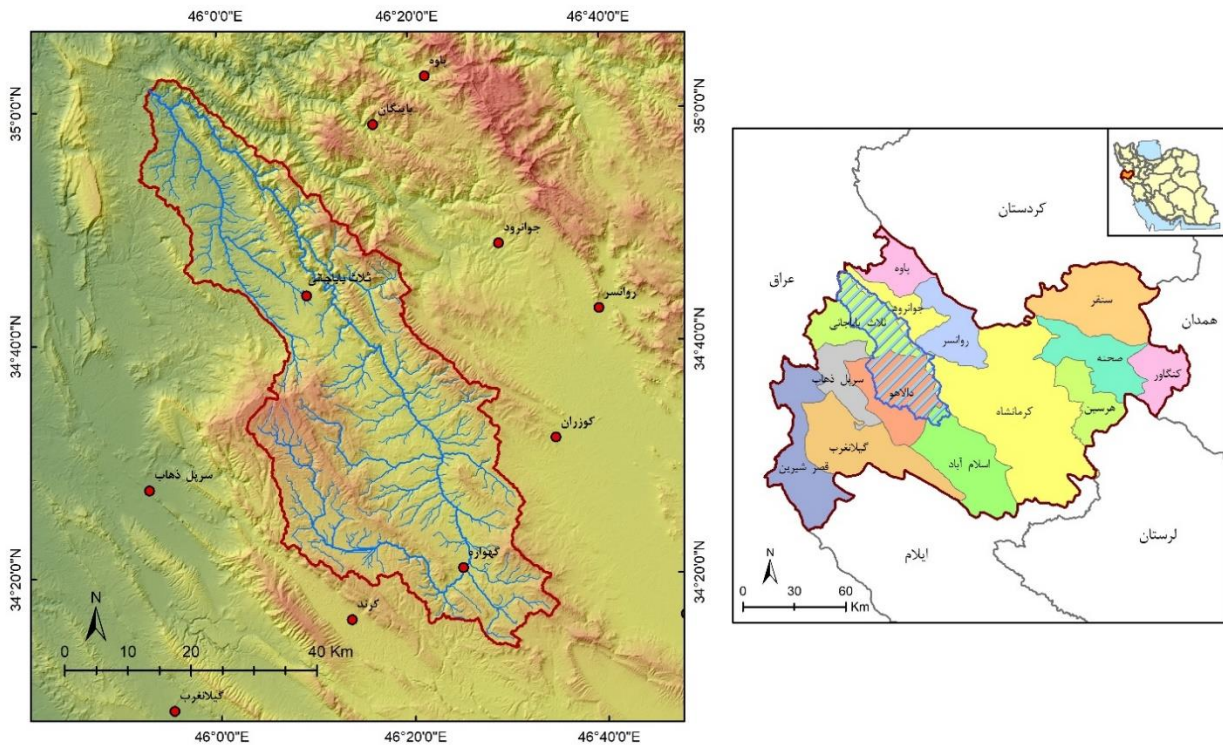
5 - Panahi

6 - Naïve Bayes

7 - Lee

8 - Wang & Brenning

9 - Zhao & Zhao



شکل (۱): موقعیت جغرافیایی حوضه آبریز زمکان در استان کرمانشاه واقع در غرب ایران

Figure (1): Geographical location of Zamkan watershed in Kermanshah province located in the west of the Iran

### روش پژوهش

امروزه به‌منظور ارزیابی مکانی و تهیه نقشه‌های خطر زمین‌لغزش از فن‌آوری‌های نوین مکانی و تکنیک‌های دورسنجی در مقیاسی گسترده استفاده می‌شود. در این چارچوب حجم زیادی از داده‌ها از منابع مختلف در بستر سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) تحلیل و ترکیب می‌شوند. بدین منظور ۱۳ متغیر موثر بر رخداد این پدیده شامل ارتفاع، شیب، جهت شیب، عدد ناهمواری ملتون<sup>۱</sup>، تحدب سطح زمین، طول دامنه، عمق دره، رطوبت توپوگرافیک، بارش، سازندهای زمین‌شناسی، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده و پوشش گیاهی به‌کار گرفته شد و نقشه‌های مکانی شاخص‌های مذکور با استفاده از نرم‌افزار ArcMap به‌دست آمد (اصغری و همکاران، ۲۰۲۰؛ طالبی خیاوی و مصطفی‌زاده، ۲۰۲۲؛ آقایاری و همکاران، ۲۰۲۴). داده‌های مورد نیاز از روی نقشه‌های توپوگرافی مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ و ۱:۵۰۰۰۰، نقشه‌های زمین‌شناسی مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ و ۱:۲۵۰۰۰۰، تصاویر مدل رقومی ارتفاع (DEM) منطقه با قدرت تفکیک ۲۷ متر مربوط به ماهواره Aster، تصاویر ماهواره‌ای Sentinel 1 (با قدرت تفکیک ۱۰ متر) و Google Earth (GeoEye) با قدرت تفکیک تقریباً ۱ متر، داده‌های اقلیمی و مطالعات میدانی و نیز منابع کتابخانه‌ای حاصل شد. در ادامه توضیحات مختصری در رابطه با مدل‌های مورد استفاده ارائه شده است. در پژوهش حاضر به‌منظور ارزیابی مکانی زمین‌لغزش در سطح حوضه آبریز زمکان از مدل‌های رگرسیون لجستیک و ماشین‌بردار پشتیبان در بستر سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) استفاده شد.

### پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک، ایجاد یک رابطه رگرسیون چندمتغیره بین یک متغیر وابسته و چندین متغیر مستقل را امکان‌پذیر می‌سازد. بدین ترتیب، به‌منظور پیش‌بینی وجود یا عدم وجود یک صفت اختصاصی یا رخداد بر اساس مقادیر مجموعه‌ای از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده به‌کار گرفته می‌شود (لی و همکاران، ۲۰۱۵). در تحلیل‌های مبتنی بر لجستیک برای پیامدهای دودویی (باینری) سعی می‌شود تا شانس

<sup>1</sup> - Melton ruggedness number (MNR)

<sup>2</sup> - Lee

رخداد یک پدیده مدل سازی شده و تاثیرات متغیرهای مستقل بر روی این شانس تخمین زده شود. شانس وقوع یک پدیده، نسبتی است که احتمال وقوع یک رخداد (موفقیت) نسبت به عدم وقوع آن رخداد (شکست) را مورد مقایسه قرار می دهد. در یک مدل رگرسیون لجستیک، احتمال به شانس و شانس بوسیله گرفتن Log طبیعی به Logits تبدیل می شود. مدل لجستیک در شکل ساده می تواند به صورت زیر بیان شود (شیکر و مون؛ ۲۰۱۲؛ بای و همکاران، ۲۰۱۱):

$$P = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (1)$$

که در آن: P احتمال وقوع یک رخداد (زمین لغزش)، که مقدار آن از ۰ تا ۱ در یک منحنی S شکل در نوسان است؛ z به صورت معادله ای (مدل لجستیک خطی) تعریف می شود که مقدار آن از  $-\infty$  تا  $+\infty$  در نوسان است. در رابطه با ارزیابی خطر زمین لغزش، می توان گفت که هدف رگرسیون لجستیک پیدا کردن بهترین و معقول ترین مدل برازش برای بیان رابطه بین وجود یا عدم وجود زمین لغزشها (متغیر وابسته) و مجموعه ای از پارامترهای مستقل از قبیل زاویه شیب، جهت شیب و سنگ شناسی است و مطابق با رابطه زیر قابل بیان است (ایالو و یاماگیشی؛ ۲۰۰۵):

$$Y = \text{Logit}(p) = \ln(p/(1 - p)) \\ = C_0 + C_1X_1 + C_2X_2 + \dots + C_nX_n \quad (2)$$

در رابطه فوق الذکر: P : احتمال ۱ بودن متغیر وابسته (Y)، P/(1-P) : شانس یا نسبت درست نمایی؛  $C_0, C_1, C_2, \dots, C_n$  : عرض از مبدأ و ضرایبی هستند که میزان مشارکت فاکتورهای مستقل ( $X_1, X_2, \dots, X_n$ ) در تغییرات Y را نشان می دهند. در این زمینه، می توان از برآورد حداکثر درست نمایی برای یافتن بهترین برازش مجموعه پارامترهای مستقل استفاده کرد که می تواند به صورت معادله زیر بیان شود.

$$L = \prod_{i=1}^N \mu_i^{y_i} \times (1 - \mu_i)^{(1-y_i)} \quad (3)$$

که در آن: L : درست نمایی، N : تعداد نمونه ها،  $\mu_i$  : مقدار پیش بینی شده متغیر وابسته برای نمونه i و  $y_i$  : مقدار مشاهده شده متغیر وابسته برای نمونه i است.

### پهنه بندی خطر زمین لغزش با استفاده از مدل SVM

ماشین بردار پشتیبان (SVM) به عنوان یک طبقه بندی کننده باینری یادگیری نظارت شده است که بر اساس اصل حداقل نمودن ریسک ساختاری کار می کند (اوه و پرادان؛ ۲۰۱۱). SVM برای طبقه بندی، رگرسیون و تشخیص نقاط پرت استفاده می شود. با توجه به داده های آموزشی، این روش یک ابرصفحه بهینه را خروجی می دهد و نمونه های جدید را طبقه بندی می کند (لوتو و همکاران، ۲۰۱۹). در موضوع طبقه بندی، SVM یک مجموعه داده آموزشی مشخص را بر اساس یک هایپرپلین<sup>۸</sup> (ابرفصله) تفکیک می کند تا فاصله بین آن ها را به حداکثر برساند، که به عنوان بیشینه حاشیه هایپرپلین<sup>۹</sup> شناخته می شود (اوه و پرادان، ۲۰۱۱). در واقع، هدف SVM یافتن یک هایپرپلین چند بعدی (n) است که بین دو نوع با حداکثر اختلاف آنها تفاوت قائل می شود. بیان ریاضی مدل مذکور به شرح زیر است:

$$1/2 \|w\|^2 \quad (4)$$

1- Schicker and Moon

2 - Bai

3 -Ayalew, L., & Yamagishi

4 - Maximum likelihood

5- Oh & Pradhan

6 Outliers

7 Luo

8 Hyper plane

9 Maximal margin hyper-plane

10Maximum gap

$$y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1$$

که در آن:  $\|w\|$  هنج، هایپرپلین نرمال (تابعی نامنفی با نماد رایج  $\| \cdot \|$  بر یک فضای برداری که خواصی شبیه تابع قدر مطلق در اعداد مختلط دارد) و  $B$  عدد ثابت است. پس از ضرب ضریب لاگرانژین  $(\lambda_i)$ ، تابع هزینه را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$L = 1/2 \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i (y_i((w \cdot x_i) + b) - 1) \quad (5)$$

برای حالت غیر قابل تفکیک، متغیر کمکی معادله (5) را می‌توان به صورت زیر تغییر داد (خو<sup>1</sup> و همکاران، 2012):

$$y_i((w \cdot x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \quad (6)$$

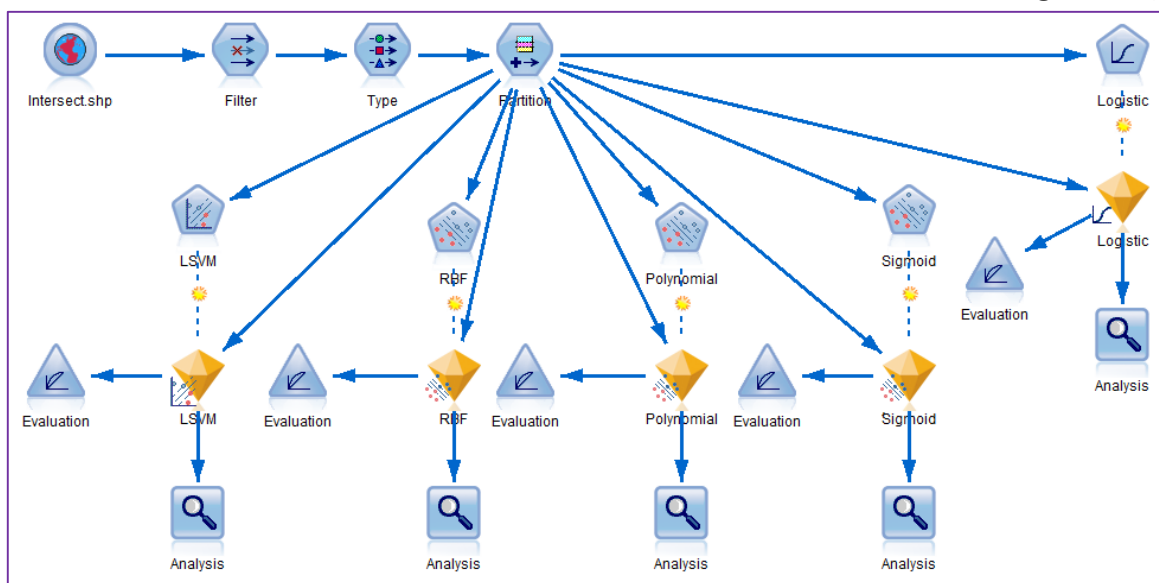
پس از آن،  $v(0, 1)$ ، که طبقه‌بندی اشتباه را بیان می‌کند، معادله (6) را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد (واپنیک، 2013):

$$L = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \frac{1}{vn} \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (7)$$

علاوه بر این، یک تابع کرنل  $K(x_i, x_j)$  برای مرز تصمیم غیرخطی در نظر گرفته شده است. در این پژوهش، تابع پایه شعاعی (RBF) به دلیل استواری و پایایی آن که توسط محققان مختلف منتشر شده است، به عنوان تابع کرنل انتخاب شد. کرنل گوسی RBF<sup>4</sup> به صورت زیر بیان می‌شود (کولکسن<sup>5</sup> و همکاران، 2016، 2013):

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2), \gamma > 0 \quad (8)$$

که در آن  $\gamma$  پارامتر توابع کرنل است.



شکل (2): نمودار جریان مدل‌های اجرا شده برای ارزیابی خطر زمین‌لغزش در منطقه زمکان

Figure (2): The flow diagram of the models implemented to assess the risk of landslides at the level of the Zamkan area

### یافته‌ها

توزیع زمین‌لغزش‌ها در سطح حوضه (سیاهه لغزش)

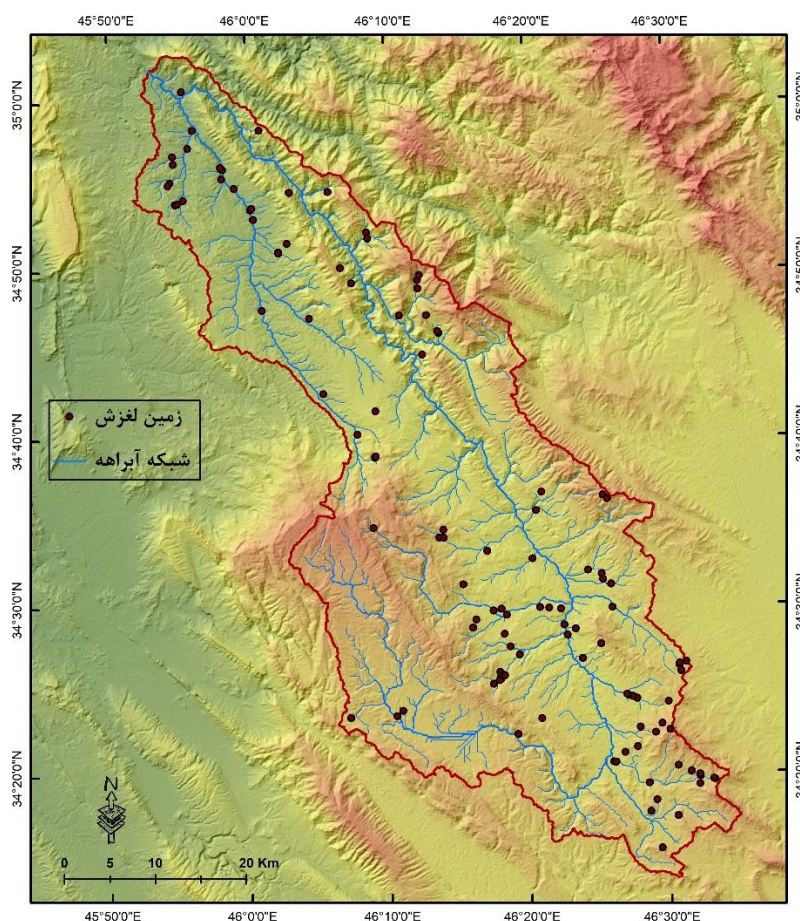
داشتن اطلاعات دقیق در رابطه با توزیع مکانی مناطق مستعد زمین‌لغزش مهم‌ترین پیش‌نیاز برای مطالعات موثر کاهش خطر به‌شمار می‌رود. سیاهه زمین‌لغزش و تهیه نقشه حساسیت، ورودی‌های ارزشمندی برای ارزیابی و مدیریت ریسک زمین‌لغزش فراهم می‌کنند. در

1- Xu  
2- Vapnik  
3- Kernel function

4 RBF Gaussian kernel  
5- Colkesen



پژوهش حاضر نیز توزیع مکانی زمین‌لغزش‌های حوضه آبریز زمکان با استفاده از داده‌های ارائه شده توسط سازمان منابع طبیعی، تصاویر ماهواره‌ای گوگل ارث و مطالعات میدانی تهیه شده و در فرایند مدل‌سازی خطر وقوع زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفت (شکل ۳). در سطح حوضه مطالعاتی بالغ بر ۱۲۰ زمین‌لغزش شناسایی شد. مجموع مساحت توده‌های لغزشی حوضه حدود ۱۷۳/۷ هکتار محاسبه شد. در بخش‌هایی از جنوب و شمال حوضه مطالعاتی زمین‌لغزش‌ها از فراوانی بیش‌تری برخوردارند؛ با این حال، زمین‌لغزش‌های نیمه شمالی حوضه از حجم زیادی برخوردار نبوده و عمدتاً شامل لغزش‌های کوچک هستند. این در حالی است که لغزش‌های جنوبی حوضه دارای حجم و عمق زیادی بوده و حتی پهنه‌های قابل توجهی از پایین‌دست لغزش را تحت تاثیر قرار داده‌اند. زمین‌لغزش‌های مذکور از یک طرف به دلیل ابعاد بزرگ و از سوی دیگر به دلیل استقرار بخش قابل توجهی از سکونتگاه‌ها و زیرساخت‌ها در این بخش از حوضه جزء مهم‌ترین مخاطرات ژئومورفولوژیکی حوضه مطالعاتی به‌شمار می‌روند. در پژوهش حاضر سعی شد با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای گوگل ارث با قدرت تفکیک بالا و بهره‌گیری از شاخص‌های کلیدی مانند شکاف‌های لغزشی، به هم‌ریختگی دامنه‌ها، از بین رفتن پوشش گیاهی، تغییر مسیر آبراهه‌ها و غیره نسبت به شناسایی زمین‌لغزش‌ها اقدام شود و با بررسی‌های میدانی زمین‌لغزش‌های شناسایی شده اعتبارسنجی شدند. توزیع مکانی زمین‌لغزش‌های حوضه یا سیاهه لغزش به‌عنوان نقاط تعلیمی در مدل‌سازی خطر (۷۰ درصد به‌منظور آموزش و ۳۰ درصد به‌منظور اعتبارسنجی) زمین‌لغزش حوضه مطالعاتی با استفاده از مدل‌های رگرسیون لجستیک و ماشین‌بردار پشتیبان مورد استفاده قرار گرفت.



شکل (۳): توزیع مکانی زمین‌لغزش‌های ثبت شده در محدوده حوضه زمکان  
 Figure (3): Spatial distribution of recorded landslides in Zamkan area

فاکتورهای موثر بر وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه

در پژوهش حاضر از تعداد ۱۳ متغیر (به‌عنوان متغیر مستقل) برای تهیه نقشه خطر زمین‌لغزش و محیط نرم‌افزاری ArcMap در منطقه زمکان استفاده شد (شکل ۴).

ارتفاع: در حوضه مطالعاتی بخش عمده‌ای از زمین‌لغزش‌ها در ترازهای میانی حوضه اتفاق افتاده‌اند. حدود ۳۲/۴ درصد پیکسل‌های لغزشی در طبقه ارتفاعی ۱۳۰۰ تا ۱۵۰۰ متر، ۲۰/۶ درصد در طبقه ارتفاعی ۱۵۰۰ تا ۱۷۰۰ متر و ۲۰/۳ درصد نیز در طبقه ارتفاعی ۱۱۰۰ تا ۱۳۰۰ متر واقع شده‌اند. بر اساس پراکنش وقوع زمین‌لغزش‌ها می‌توان گفت که در ارتفاع‌های میانی به‌دلیل وجود شیب مناسب، حضور آب و مخصوصاً وجود مواد هوازده با ضخامت زیاد، شرایط مساعدی برای وقوع زمین‌لغزش فراهم شده است. از تراز ارتفاعی بالاتر از ۱۷۰۰ متر وقوع زمین‌لغزش‌ها کاهش پیدا کرده و در طبقه ارتفاعی ۲۳۰۰ تا ۲۵۴۶ متر به صفر می‌رسد. در واقع، در ترازهای ارتفاعی بالاتر به‌دلیل غلبه شیب‌های بسیار تند و مورفولوژی پرتگاهی ناپایداری‌های دامنه‌ای عمدتاً به‌صورت سقوط سنگ‌ها اتفاق افتاده و حرکات توده‌ای به‌صورت زمین‌لغزش کاهش پیدا کرده است.

شیب دامنه: بر اساس نقشه شیب تهیه شده در ArcMap، میانگین شیب حوضه زمکان حدود ۲۲/۲ درصد است. بالغ بر ۹/۳ درصد مساحت حوضه شامل سطوح با شیب‌های کم‌تر از ۵ درصد است که منطبق بر سطح ناودیس‌ها و بستر دره‌های حوضه مطالعاتی است. تنها ۳/۸ درصد پیکسل‌های لغزشی در طبقه شیب کم‌تر از ۵ درصد قرار گرفته‌اند. در طبقات ۵ تا ۱۰ درصد و ۱۰ تا ۱۵ درصد، به ترتیب ۱۰ و ۱۶/۳ درصد پیکسل‌های لغزشی قرار گرفته‌اند. شیب بیش از ۴۵ درصد در سطح حوضه دارای وسعت زیادی است و بالغ بر ۳۱ درصد پیکسل‌های لغزشی در طبقه شیب مذکور قرار گرفته‌اند.

جهت شیب: درصد قابل توجهی از زمین‌لغزش‌های حوضه مطالعاتی در جهت‌های شمالی (حدود ۸/۳ درصد پیکسل‌های لغزشی)، شمال شرقی (حدود ۱۶/۸ درصد پیکسل‌های لغزشی) و شمال غربی (حدود ۱۶/۳ درصد پیکسل‌های لغزشی) اتفاق افتاده‌اند که به‌دلیل وجود رطوبت، حجم و عمق زیاد مواد هوازده در دامنه‌های شمالی است.

عدد ناهمواری ملتون: عدد ناهمواری ملتون به‌منظور لحاظ تاثیر ناهمواری‌ها و پستی و بلندی‌ها در فرایندهای ناپایداری دامنه‌ای استفاده شد. براساس نقشه بدست آمده در نرم‌افزار ArcMap، حدود ۴۶ درصد مساحت حوضه در کلاس با مقادیر عدد ملتون ۰ تا ۰/۹۴ واقع شده است و ۲۹/۹ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه در این دامنه توزیع شده‌اند. در دامنه عددی ۰/۹۴ تا ۲/۷۳ عدد ناهمواری، حدود ۳۰/۲ درصد پیکسل‌های لغزشی قرار گرفته‌اند. مساحت کلاس‌ها با افزایش مقادیر عدد ناهمواری کاهش پیدا کرده و برعکس نسبت فراوانی روند افزایشی نشان می‌دهد. در این رابطه، مساحت کلاس ۲/۷۴ تا ۵/۰۳، کلاس ۵/۰۴ تا ۸/۲۸ و کلاس ۸/۲۹ تا ۲۶/۷۳ به ترتیب حدود ۱۴/۷، ۷/۳ و ۲/۴ درصد هستند. بدین ترتیب، احتمال وقوع زمین‌لغزش در کلاس‌های با مقادیر بالاتر عدد ناهمواری ملتون افزایش پیدا می‌کند.

تحدب سطح زمین: پهنه‌های با تقعر بالا (مقادیر شاخص تحدب ۲۲ تا ۳۷) حدود ۱۵/۹ درصد مساحت حوضه زمکان را به خود اختصاص داده‌اند که بالغ بر ۱۸/۱ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه مطالعاتی در محدوده این کلاس توزیع شده‌اند. به‌دلیل ریخت‌شناسی مقعر، بخش قابل توجهی از رواناب تولید شده به سطوح مذکور هدایت می‌شوند. زمین‌لغزش‌های موجود در این کلاس عمدتاً از نوع انتقالی بوده و با ضخامت زیاد خاک و مواد هوازده موجود در این سطوح مرتبط است. پهنه‌های با تقعر متوسط (شاخص تحدب ۳۷ تا ۴۱) شامل دامنه‌های پایین‌دست، آبراهه‌های رده پایین و محل تلاقی انشعابات مختلف حوضه هستند که حدود ۳۲ درصد از سطح حوضه زمکان را در بر می‌گیرند و ۳۰/۸ درصد پیکسل‌های لغزشی در این دامنه واقع شده‌اند. در سطوح مذکور ضخامت زیاد خاک و مواد هوازده، وجود شیب مناسب برای وقوع زمین‌لغزش و حضور آب فراوان به‌هنگام بارندگی‌ها از عوامل محرک زمین‌لغزش محسوب می‌شوند. پهنه‌هایی با شکل مستقیم دامنه، شامل سطوحی با شاخص تحدب ۴۱ تا ۴۷ هستند که حدود ۲۹/۶ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه در محدوده این کلاس توزیع شده‌اند. پهنه‌های نسبتاً محدب با مقادیر شاخص تحدب ۴۷ تا ۵۳، بالغ بر ۱۶/۹ درصد از سطح حوضه و ۱۹ درصد پیکسل‌های لغزشی را شامل می‌شوند. پهنه‌های کاملاً محدب با شاخص تحدب ۵۳ تا ۷۱ تقریباً ۷/۱ درصد مساحت حوضه را شامل می‌شوند و درصد کمی از پیکسل‌های لغزشی (۲/۵) درصد را به خود اختصاص داده‌اند.

فاکتور طول دامنه: مقادیر طول دامنه در حوضه زمکان با نرم افزار ArcMap محاسبه شد که از حداقل ۰ تا حداکثر ۱۰۷ متر متغیر است. در کلاس با مقادیر ۰ تا ۲/۰۹ و مقادیر ۲/۱۰ تا ۵/۰۲ طول دامنه، نسبت فراوانی برابر ۰/۵۷ و ۰/۹۵ محاسبه شد. در کلاس‌هایی با مقادیر ۵/۰۳ تا ۸/۷۹، ۸/۸ تا ۱۳/۳۹ و ۱۳/۴۰ تا ۱۰۷ نسبت فراوانی به ترتیب حدود ۱/۰۱، ۱/۸۰ و ۵/۷۶ به دست آمد. در پهنه‌های با مقادیر فاکتور طول دامنه بالاتر احتمال وقوع زمین لغزش‌ها افزایش پیدا می‌کند.

عمق دره: وقوع زمین لغزش در دره‌های عمیق می‌تواند پهنه‌های بیش‌تری را در پایین‌دست لغزش تحت تاثیر قرار دهد. در این خصوص، حدود ۹/۵ درصد لغزش‌ها در کلاس با عمق دره ۳۰۰ تا ۴۰۰ متر حادث شده‌اند و حدود ۷/۶ درصد زمین لغزش‌های حوضه در کلاس با عمق دره بیش از ۴۰۰ متر اتفاق افتاده است. در حالت کلی در سطح حوضه زمکان بخش عمده‌ای از زمین لغزش‌ها در دامنه‌های میانی حوضه اتفاق افتاده‌اند.

شاخص رطوبت توپوگرافیک (TWI): بر اساس نقشه شاخص مذکور که در نرم افزار ArcMap به دست آمد، با افزایش مقادیر شاخص رطوبت توپوگرافیک فراوانی زمین لغزش‌ها کاهش یافته است که ناشی از کاهش شیب و افزایش پوشش گیاهی است. در این رابطه بالغ بر ۳۳/۸ درصد پیکسل‌های لغزشی در کلاس TWI با مقادیر ۱/۵ تا ۶/۲ و حدود ۴۵/۹ درصد نیز در کلاس با مقادیر TWI بین ۶/۳ تا ۸/۱ توزیع شده‌اند.

بارش: میانگین بارش منطقه حدود ۷۲۸ میلی‌متر است و از غرب به شرق افزایش پیدا می‌کند. طبقات بارشی کم‌تر از ۶۲۰ میلی‌متر به جز چند زمین لغزش کوچک تقریباً زمین لغزشی رخ نداده است. در طبقه بارش ۶۲۰ تا ۶۷۰، ۶۷۰ تا ۷۲۰، ۷۲۰ تا ۷۷۰ میلی‌متر، به ترتیب، حدود ۱۱/۱، ۱۹/۴، ۲۹/۶ درصد پیکسل‌های لغزشی قرار گرفته‌اند.

سازندهای زمین‌شناسی: حوضه زمکان عمدتاً از سنگ‌های آهکی تشکیل شده است. در این رابطه بالغ بر ۴۶/۹ درصد مساحت حوضه توسط سازند KEpd-gu (سازند کژدمی دوره کرتاسه) پوشیده شده و شامل سنگ آهک لایه‌لایه تا توده‌ای فسیل‌دار است که فرسایش‌پذیری متوسط، نسبت به وقوع زمین لغزش نیز حساسیت نسبتاً بالایی دارد. حدود ۴۷/۱ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه روی این سازند اتفاق افتاده‌اند. حدود ۲۰/۵ درصد مساحت حوضه توسط سازند گروه بنگستان (با نماد Kbgp) پوشیده شده است که از سنگ آهک و شیل تشکیل شده و حدود ۱۸/۵ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه در سازند توزیع شده‌اند. سازند EMas-sb سومین سازند گسترده در محدوده حوضه زمکان (۲۰ درصد مساحت) است که ترکیبی از سنگ آهک آسماری و دولومیت‌ها و سنگ‌های شهبازان است و حدود ۳/۲ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه در محدوده این سازند توزیع شده‌اند. حدود ۷/۹ درصد مساحت حوضه توسط سازند Ekn (سنگ آهک آرژیلی و شیل آهکی دوره ائوسن) پوشیده شده است و حدود ۲۷/۶ درصد پیکسل‌های لغزشی را شامل می‌شود. نهشته‌های آبرفتی جوان کواترنری (Qft2) و سازند تله‌زنگ (PeEtz) با مساحت کم، دارای فرسایش‌پذیری نسبتاً پایین بود و درصد کمی از پیکسل‌های لغزشی در این محدوده قرار دارند. در جدول ۱، مشخصات سازندهای زمین‌شناسی موجود در منطقه مورد مطالعه ارائه شده است.

جدول (۱): مشخصات سازندهای زمین‌شناسی موجود در منطقه مورد مطالعه

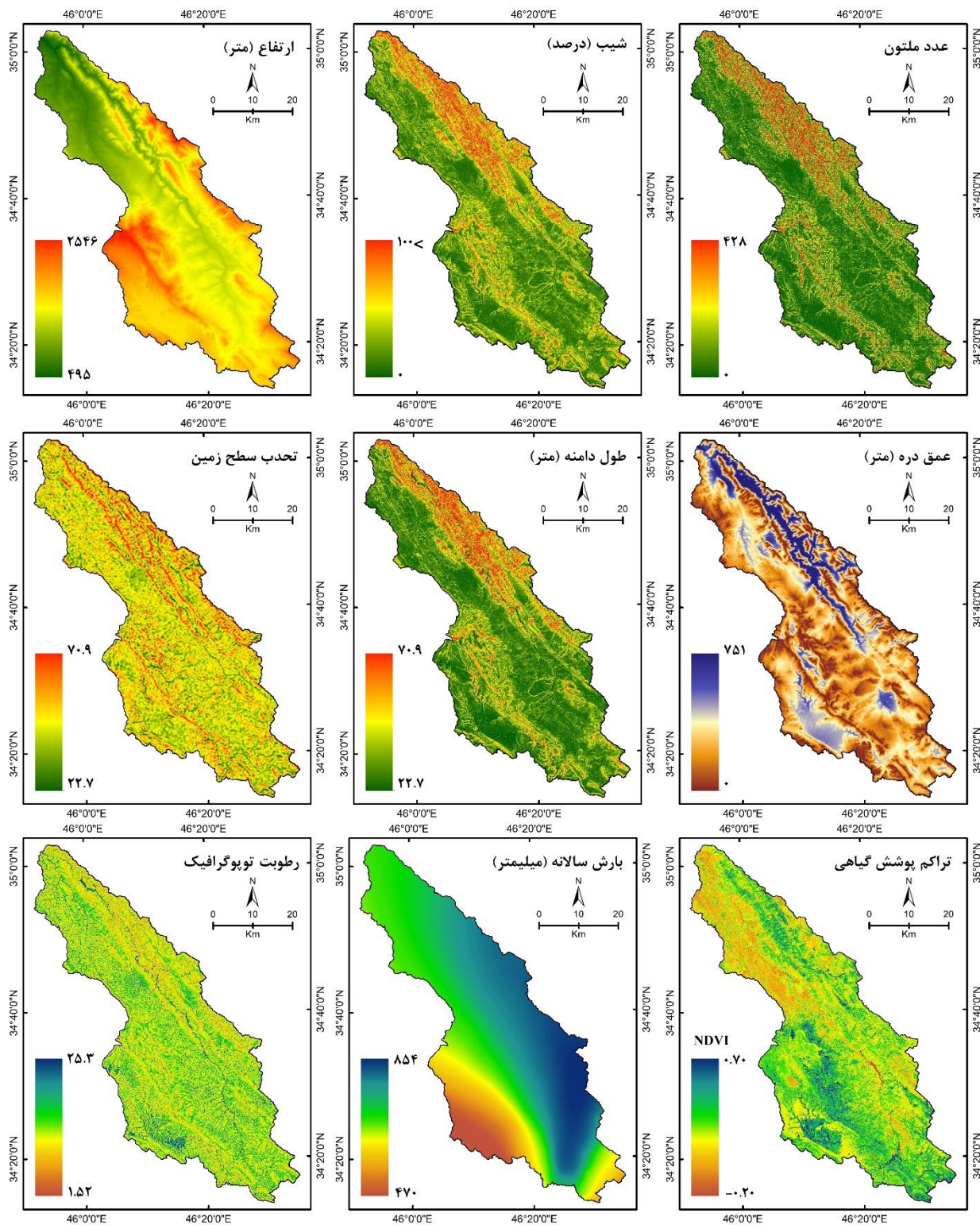
Table (1): The characteristics of the geological formation in the study area

ردیف	علامت اختصاری	نام سازند	نوع سازند
۱	Qft2	آبرفت‌های کواترنری	نهشته‌های آبرفتی جوان کواترنری
۲	EMas-sb	سازند آسماری	سنگ آهک آسماری و دولومیت‌ها
۳	Ekn	شیل کندوان	سنگ آهک آرژیلی و شیل آهکی
۴	PeEtz	تله‌زنگ	سنگ آهک فسیل‌دار متوسط لایه تا توده‌ای
۵	KEpd-gu	کژدمی	سنگ آهک لایه‌لایه تا توده‌ای فسیل‌دار
۶	Kbgp	بنگستان	سنگ آهک و شیل

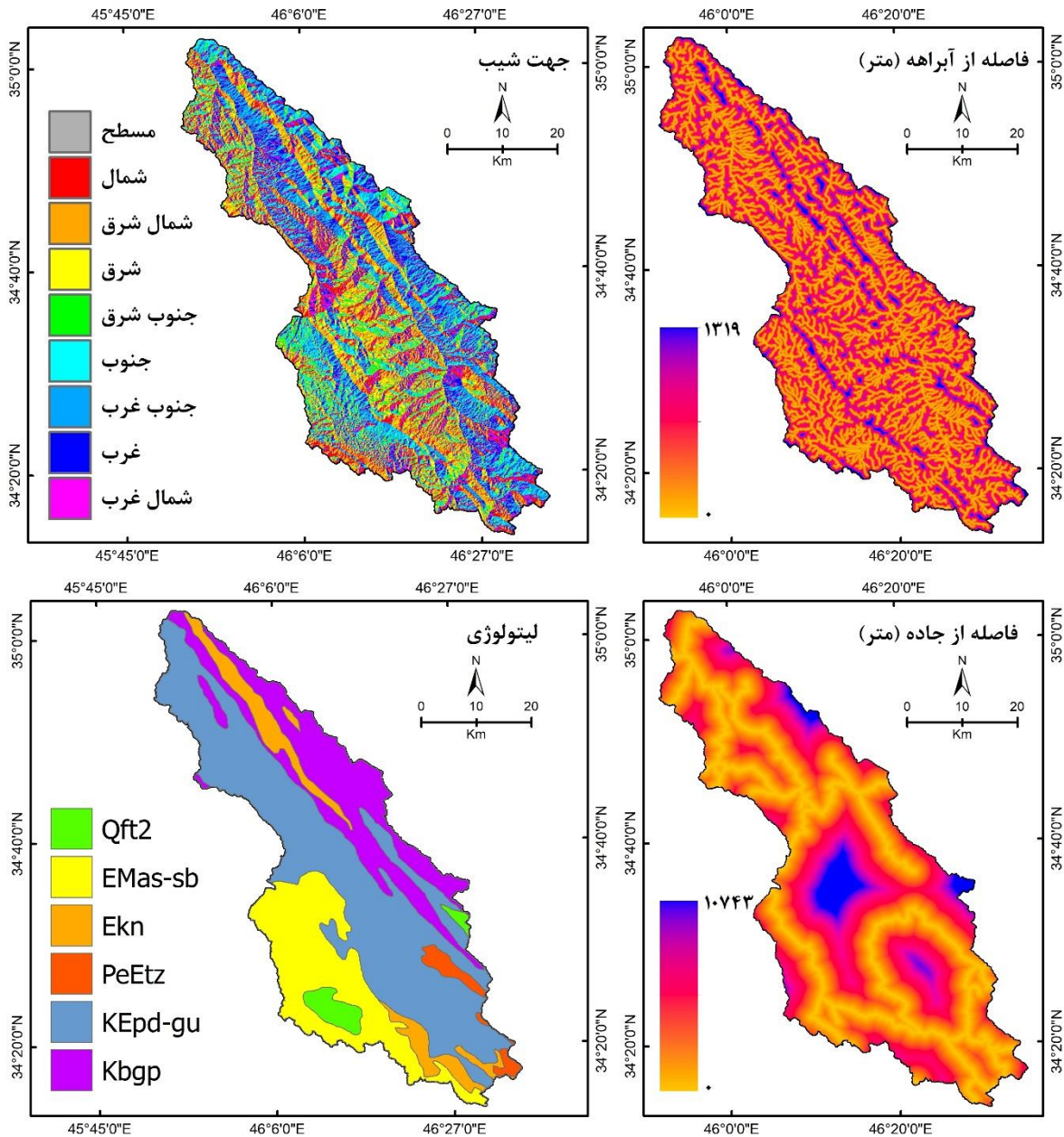
فاصله از آبرهه: نقشه فاصله از آبراهه در نرم‌افزار ArcMap محاسبه شد و بر اساس آن، مناطق مجاور آبراهه‌ها به دلیل فرایندهایی مانند زیربری دامنه‌ها توسط جریان آب مستعد ناپایداری‌های دامنه‌ای هستند. حدود ۱۱/۵ درصد از پیکسل‌های لغزشی حوضه زمکان در فاصله ۰ تا ۵۰ متری آبراهه‌ها و حدود ۱۱/۷ درصد نیز در فاصله ۵۰ تا ۱۰۰ متری آبراهه‌ها توزیع شده‌اند.

فاصله از جاده: بر اساس نقشه کلاسه‌بندی شده فاصله از جاده در نرم‌افزار ArcMap، حدود ۷ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه مطالعاتی در فاصله کم‌تر از ۲۰۰ متری جاده‌ها و حدود ۶ درصد نیز در فاصله بین ۲۰۰ تا ۴۰۰ درصدی جاده‌ها توزیع شده‌اند. زمین‌لغزش‌های موجود در نزدیکی جاده‌ها در نتیجه تنش‌های حاصل از عبور وسائط نقلیه اتفاق افتاده‌اند.

پوشش گیاهی: براساس شاخص NDVI، دامنه مقادیر ۰/۰۱ تا ۰/۱۱ با مساحتی حدود ۱۹/۷ درصد، معرف اراضی بایر یا با پوشش گیاهی بسیار ضعیف هستند که حدود ۲۲/۷ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه در این کلاس توزیع شده‌اند. مقادیر شاخص ۰/۱۱ تا ۰/۱۷ به‌عنوان اراضی با پوشش گیاهی متوسط، حدود ۳۸/۱ درصد مساحت حوضه را پوشش داده و ۳۱/۴ درصد پیکسل‌های لغزشی در این محدوده قرار دارند. در کلاس با مقادیر NDVI بین ۰/۱۷ تا ۰/۲۴ با حدود ۲۶/۹ درصد مساحت حوضه، تقریباً ۲۵/۹ درصد پیکسل‌های لغزشی حوضه قرار دارند. در کلاس با مقادیر ۰/۲۴ تا ۰/۳۴ و ۰/۳۴ تا ۰/۷۰ که معرف پوشش جنگلی هستند، حدود ۱۹/۹ درصد پیکسل‌های لغزشی قرار گرفته‌اند.



شکل (۴): فاکتورهای مورد استفاده در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه زمکان  
 Figure (4): Factors used in landslide risk zoning of Zamkan



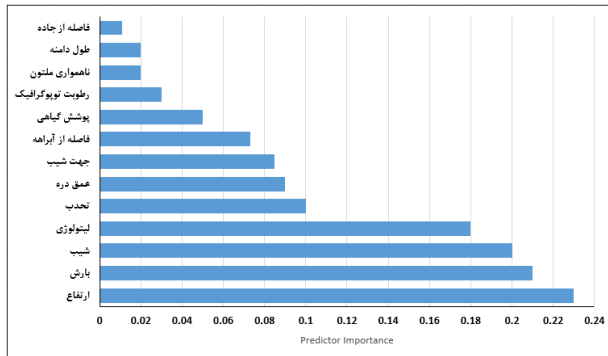
ادامه شکل (۴): فاکتورهای مورد استفاده در پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حوضه زمکان  
 Figure (4). Cont: Factors used in landslide risk zoning of Zamkan area

پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با استفاده از مدل SVM

در پژوهش حاضر از دو مدل ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) و رگرسیون لجستیک برای ترکیب و روی هم‌گذاری لایه‌های موضوعی موثر بر خطر وقوع زمین‌لغزش استفاده شد. در مدل SVM چندین تابع وجود دارد که با استفاده از آنها می‌توان نسبت به ارزیابی نقش متغیرهای مختلف در وقوع زمین‌لغزش اقدام نمود. در این تحقیق از چهار تابع شامل تابع خطی (LSVM)، تابع پایه شعاعی (RBF)، تابع پلی‌نومیال<sup>۱</sup> و تابع سیگموئید<sup>۲</sup> استفاده شد. در شکل‌های (۵) تا (۸) اهمیت هر یک از فاکتورها در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه آبریز زمکان با استفاده از توابع چهارگانه مذکور ارائه شده است.

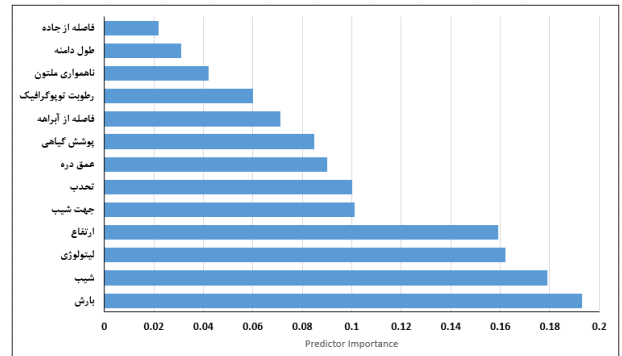
<sup>1</sup> - Polynomial

<sup>2</sup> - Sigmoid



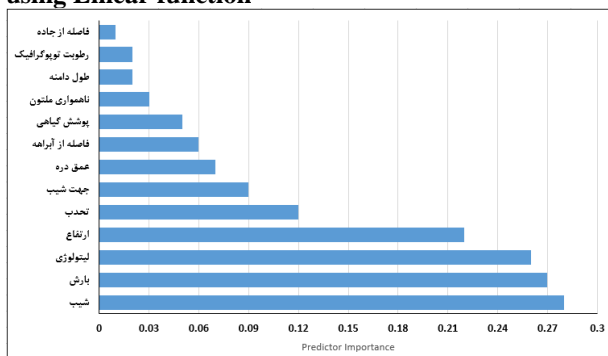
شکل (۶): اهمیت فاکتورهای موثر بر زمین لغزش با تابع خطی

Figure (6): Importance of factors affecting landslides using Linear function



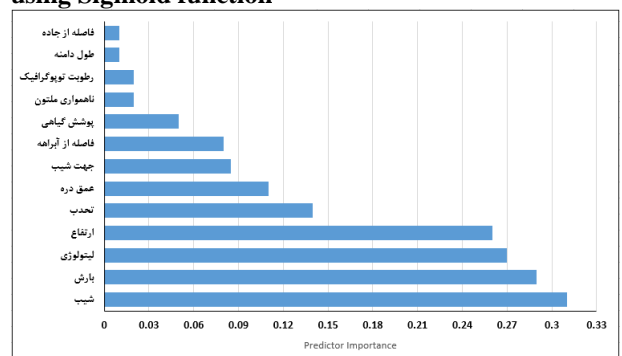
شکل (۵): اهمیت فاکتورهای موثر بر زمین لغزش با تابع سیگموئید

Figure (5): Importance of factors affecting landslides using Sigmoid function



شکل (۸): اهمیت فاکتورهای موثر بر زمین لغزش با تابع پایه شعاعی

Figure (8): Importance of factors affecting landslides using Radial base function



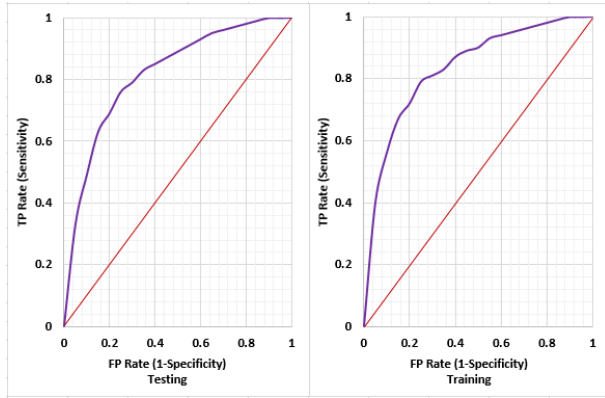
شکل (۷): اهمیت فاکتورهای موثر بر زمین لغزش با تابع پلی‌نومیال

Figure (7): Importance of factors affecting landslides using Polynomial function

به منظور اعتبارسنجی توابع مذکور از منحنی مشخصه عملکرد سیستم یا منحنی عملیاتی گیرنده<sup>۱</sup> (ROC) استفاده شد. منحنی مذکور برای توابع چهارگانه SVM در شکل‌های (۹) تا (۱۲) ارائه شده است. در روی نمودار، قطری که نقاط با مختصات (۰ و ۰) را به نقطه با مختصات (۱ و ۱) وصل می‌کند مربع را به دو قسمت کاملاً مساوی تقسیم می‌کند که هر قسمت مساحتی معادل ۰/۵ دارد. زمانی که منحنی ROC منطبق بر خط یک به یک باشد، می‌توان گفت که کارایی مدل در طبقه‌بندی نقاط لغزشی ۵۰ درصد است. حداقل مقدار مساحت زیر منحنی به جای صفر باید عدد ۰/۵ در نظر گرفته شود به دلیل اینکه زمانی که این مقدار معادل ۰ باشد به این معنی است که مدل به صورت اشتباه طبقه‌بندی را انجام داده است. نقاط بالاتر از خط یک به یک، نشان‌دهنده طبقه‌بندی خوب و نقاط زیر خط نشان‌دهنده طبقه‌بندی نامطلوب هستند. مساحت زیر منحنی<sup>۲</sup> (AUC) معیاری ترکیبی و موثر برای حساسیت و تشخیص جهت ارزیابی اعتبار یک آزمون تشخیصی است. هر چقدر مساحت زیر منحنی به عدد ۱ نزدیکتر باشد نشان‌دهنده عملکرد بهتر آزمون است. همانگونه که مشخص است تابع پایه شعاعی (RBF) با مساحت زیر منحنی ۰/۹۵۱ (ضریب جینی برابر ۰/۹۰۱) برای آموزش مدل و ۰/۹۴۴ (ضریب جینی برابر ۰/۸۸۸) برای اعتبارسنجی مدل از بالاترین میزان دقت برخوردار است. بدین ترتیب نتایج مدل SVM با استفاده از تابع پایه شعاعی (RBF) به عنوان مدل بهینه برای پهنه‌بندی خطر وقوع زمین لغزش در سطح حوضه آبریز زمکان مورد استفاده قرار گرفت. در شکل (۱۳) نقشه پهنه‌بندی خطر زمین لغزش حوضه آبریز مطالعاتی با استفاده از مدل SVM (تابع پایه شعاعی) ارائه شده است.

<sup>1</sup> - Receiver operating characteristic

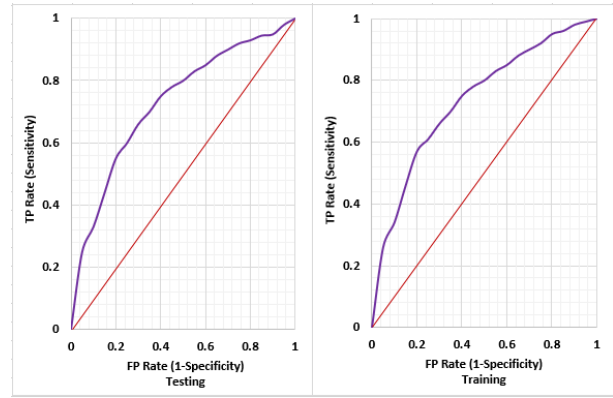
<sup>2</sup> - Area Under Curve



شکل (۱۰): منحنی ROC تابع خطی

Figure (9): ROC curve of Linear function

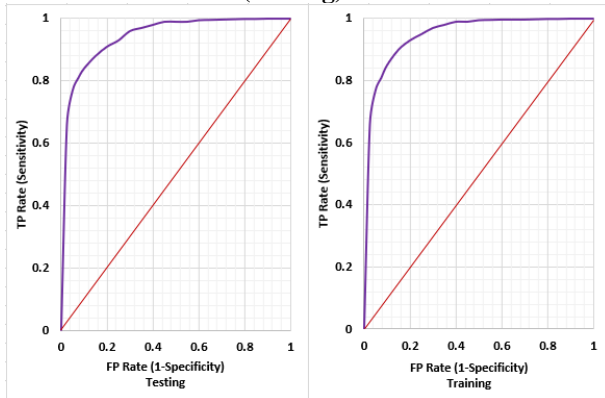
AUC (Training) = 0.837  
 Gini (Training) = 0.674  
 AUC (Testing) = 0.818  
 Gini (Testing) = 0.637



شکل (۹): منحنی ROC تابع سیگموئید

Figure (9): ROC curve of Sigmoid function

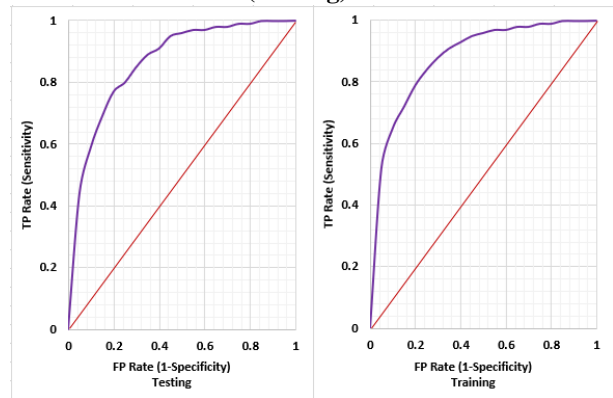
AUC (Training) = 0.735  
 Gini (Training) = 0.470  
 AUC (Testing) = 0.731  
 Gini (Testing) = 0.462



شکل (۱۲): منحنی ROC تابع پایه شعاعی

Figure (9): ROC curve of Radial-based function

AUC (Training) = 0.951  
 Gini (Training) = 0.901  
 AUC (Testing) = 0.944  
 Gini (Testing) = 0.888

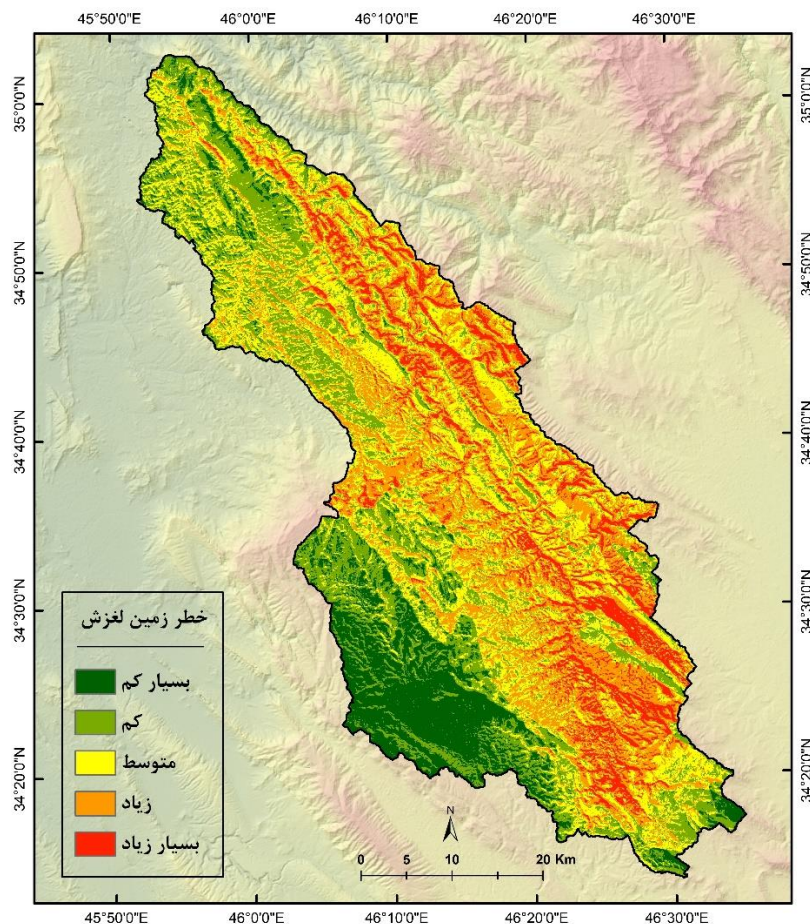


شکل (۱۱): منحنی ROC تابع پلی‌نومیال

Figure (9): ROC curve of Polinomial function

AUC (Training) = 0.885  
 Gini (Training) = 0.770  
 AUC (Testing) = 0.866  
 Gini (Testing) = 0.731





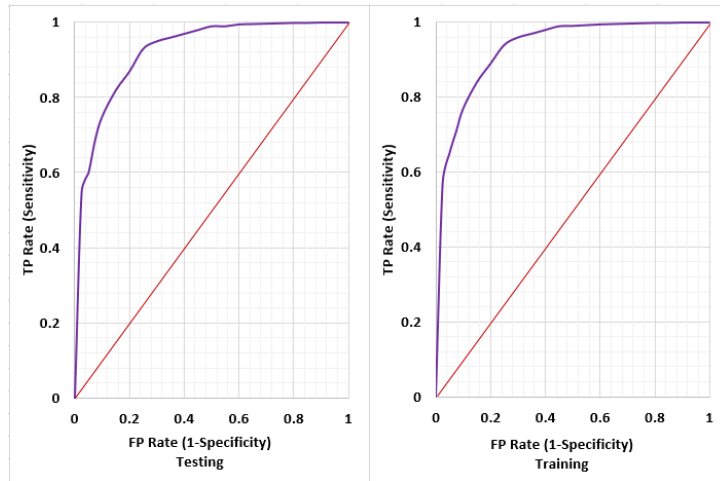
شکل (۱۳): پهنه‌بندی خطر زمین لغزش حوضه آبریز زمکان با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان (تابع پایه شعاعی)  
 Figure (13): Landslide risk zoning of Zamkan watershed using support vector machine model (radial basis function)

پهنه‌بندی خطر زمین لغزش با رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک یکی از کارآمدترین مدل‌های آماری چندمتغیره برای ارزیابی و پهنه‌بندی خطر زمین لغزش محسوب می‌شود. رگرسیون لجستیک زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که پاسخ، کیفی و به صورت بود و نبود باشد. در رابطه با زمین لغزش‌ها، وجود (۱) یا عدم وجود (۰) زمین لغزش به عنوان مقادیر متغیر وابسته در نظر گرفته می‌شود. هم‌چنین، لایه‌های عاملی موثر بر وقوع زمین لغزش در دامنه بین صفر و یک استاندارد شده و به عنوان متغیرهای مستقل وارد مدل شدند. معادله رگرسیون وقوع زمین لغزش در محدوده حوضه آبریز زمکان به صورت رابطه ۹ حاصل شد:

$$\text{Logit (Landslide)} = -10.0674 + 1.9526 * \text{Slope} + 1.8462 * \text{Precipitation} + 1.5421 * \text{Lithology} + 1.2402 * \text{Elevation} + 0.8652 * \text{Convexity} + 0.7763 * \text{Valley depth} + 0.7313 * \text{Aspect} + 0.6521 * \text{NDVI} + 0.5396 * \text{Stream} + 0.4324 * \text{Melton} + 0.2425 * \text{SL factor} + 0.2425 * \text{TWI} + 0.1834 * \text{Road} \quad (9)$$

منحنی ROC مدل رگرسیون لجستیک برای پهنه‌بندی خطر زمین لغزش حوضه مطالعاتی در شکل (۱۴) ارائه شده است. بر این اساس، مساحت زیر منحنی ۰/۹۳۴ (جینی ۰/۸۶۷) برای آموزش مدل و ۰/۹۲۴ (جینی ۰/۸۴۸) برای آزمون مدل حاصل شد که نشان‌دهنده دقت مطلوب مدل رگرسیون لجستیک در پیش‌بینی زمین لغزش‌های حوضه زمکان است. در شکل (۱۵) پهنه‌بندی خطر زمین لغزش حوضه زمکان بر اساس مدل رگرسیون لجستیک ارائه شده است.



شکل (۱۴): منحنی ROC مدل رگرسیون لجستیک

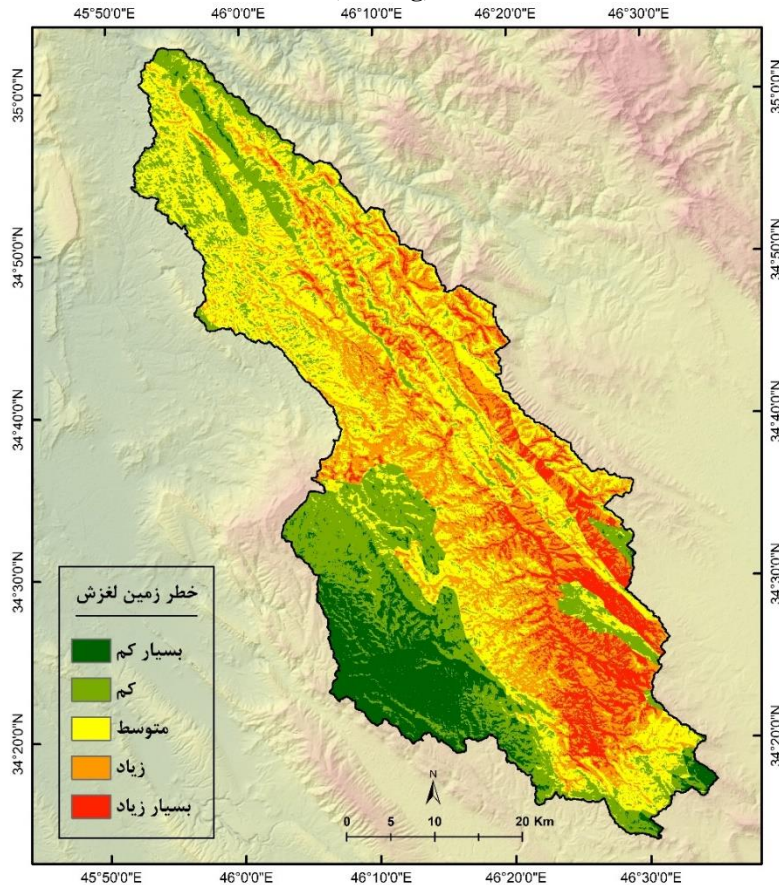
Figure (14): ROC curve of logistic regression model

AUC (Training) = 0.934

Gini (Training) = 0.867

AUC (Testing) = 0.924

Gini (Testing) = 0.848



شکل (۱۵): پهنه‌بندی خطر زمین لغزش حوضه آبریز زمکان با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک

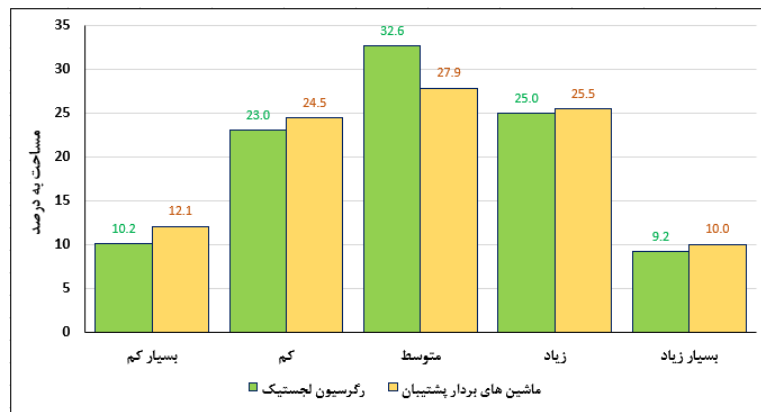
Figure (15): Landslide risk zoning of Zamkan watershed using logistic regression model

یافته‌های حاصل از مدل‌های ماشین‌بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک برای پهنه‌بندی خطر زمین لغزش حوضه زمکان را می‌توان به صورت زیر خلاصه نمود:

- با توجه به نتایج، چهار متغیر شیب، بارش، لیتولوژی و ارتفاع مهم‌ترین نقش را در وقوع زمین‌لغزش در سطح حوضه مطالعاتی دارند. در مدل رگرسیون لجستیک و تمامی توابع SVM فاکتورهای مذکور از بیش‌ترین میزان اهمیت برخوردار بوده‌اند. در تابع پایه شعاعی مدل SVM (به‌عنوان مطلوب‌ترین تابع) و مدل رگرسیون لجستیک، علی‌رغم اختلاف در دامنه ضرایب، اولویت‌بندی فاکتورهای مذکور یکسان است. در این رابطه، ضریب فاکتور شیب در مدل ماشین‌بردار پشتیبان (تابع پایه شعاعی) حدود ۰/۲۸ و در مدل رگرسیون لجستیک ۱/۹۵ حاصل شده است. با توجه به پرشیب بودن حوضه و تغییرپذیری بالای آن در محدوده حوضه مطالعاتی شرایط مساعدی برای وقوع انواع ناپایداری‌های دامنه‌ای مهیا شده است. ضریب فاکتور بارش در مدل SVM بالغ بر ۰/۲۷ و در رگرسیون لجستیک ۱/۸۵ برآورد شده است. دریافت نزولات جوی حدود ۷۲۸ میلی‌متر در منطقه مطالعاتی به دلیل وجود کوهستان‌های مرتفع زاگرس و نفوذ بادهای غربی است که از غرب به شرق دارای روند افزایشی است. بارش‌ها بیش‌تر در فصل‌های زمستان و بهار نازل می‌شوند و تامین رطوبت و رواناب، شرایط مناسبی را برای وقوع زمین‌لغزش فراهم می‌سازد. لیتولوژی سومین فاکتور مهم در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه مطالعاتی محسوب می‌شود که ضریب آن در مدل SVM حدود ۰/۲۶ و در رگرسیون لجستیک ۱/۵۴ حاصل شده است. در سطح حوضه آبریز زمکان سازندهای با لایه‌بندی متناوب آهک، مارن، رس و شیل از گستردگی قابل توجهی برخوردارند. سازندهای مذکور شرایط مطلوبی را برای وقوع زمین‌لغزش فراهم می‌سازند. می‌توان گفت در پهنه‌هایی از حوضه مطالعاتی که دارای سازندهای مذکور هستند در صورت مساعدت سایر شرایط از احتمال وقوع بالایی برخوردارند. ارتفاع را می‌توان چهارمین فاکتور مهم موثر بر وقوع زمین‌لغزش به حساب آورد که ضریب آن در مدل‌های SVM و رگرسیون لجستیک به ترتیب ۰/۲۲ و ۱/۲۴ برآورد شده است. ارتفاع، بسیاری از ویژگی‌های محیطی منطقه را به صورت مستقیم و غیرمستقیم تحت تاثیر قرار می‌دهد.

- مطابق با مدل‌های ماشین‌بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک چهار فاکتور ناهمواری ملتون، طول دامنه، رطوبت توپوگرافیک و فاصله از جاده از کم‌ترین میزان اهمیت در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه زمکان برخوردارند که به‌عنوان فاکتورهای مساعدکننده زمین‌لغزش عمل می‌کنند. اثرگذاری فاکتورهایی مانند ناهمواری ملتون، طول دامنه و رطوبت توپوگرافیک توسط سایر فاکتورها محدود و خنثی شده‌اند. به‌عنوان مثال، به کاهش تاثیر ناهمواری ملتون و طول دامنه توسط رخنمون سازندهای مقاوم و یا خنثی شدن اثر رطوبت توپوگرافیک توسط پوشش گیاهی اشاره نمود.

- اثرگذاری سایر فاکتورها تحذب سطح زمین، جهت شیب، عمق دره، فاصله از آبراهه و پوشش گیاهی به‌عنوان فاکتورهای محدودکننده یا تشدیدکننده وقوع زمین‌لغزش محسوب می‌شوند. فاکتور تحذب سطح زمین نقش قابل توجهی در نفوذپذیری، تجمع رطوبت و هم‌چنین هوازدگی سنگ‌ها و تشکیل خاک برعهده دارد و بدین ترتیب جزء فاکتورهای با ضریب تاثیر نسبتاً بالا به‌شمار می‌رود. در این رابطه، ضریب این فاکتور در مدل SVM بالغ بر ۰/۱۲ و در رگرسیون لجستیک ۰/۸۶۵ حاصل شده است. جهت شیب می‌تواند به صورت محلی ویژگی‌های محیطی منطقه را تحت تاثیر قرار دهد. در این مورد می‌توان به عمق زیاد مواد هوازده، رطوبت بالا و پوشش گیاهی متراکم در دامنه‌های شمالی و تجمع زمین‌لغزش‌ها در دامنه‌های شمالی اشاره نمود. هر چه عمق دره بیش‌تر باشد زمین‌لغزش‌ها می‌توانند بخش‌های قابل توجهی از پایین‌دست لغزش را تحت تاثیر قرار دهند. در خصوص فاصله از آبراهه، پهنه‌های مجاور رودخانه‌ها در صورت مساعد بودن سایر شرایط (مخصوصاً شیب و لیتولوژی) از پهنه‌های مستعد زمین‌لغزش به‌شمار می‌روند که در ارتباط با فرایندهای فرسایش مواد کناره و زیربری دامنه‌ها است. در حوضه زمکان پوشش گیاهی، مخصوصاً به صورت جنگل‌های بلوط، به‌عنوان عامل تثبیت و پایدارسازی دامنه‌ها عمل می‌کند. در این رابطه، بخش قابل توجهی از زمین‌لغزش‌های حوضه مطالعاتی در اراضی با پوشش گیاهی ضعیف اتفاق افتاده‌اند. درصد مساحت کلاس‌های خطر زمین‌لغزش حوضه زمکان با کاربست مدل SVM و رگرسیون لجستیک در شکل ۱۶ ارائه شده است.



شکل (۱۶): درصد مساحت کلاس‌های خطر زمین‌لغزش حوضه زمکان با کاربست مدل SVM و رگرسیون لجستیک

Figure (16): Area percentage of landslide risk classes of Zamkan basin using SVM model and logistic regression

- مساحت کلاس‌های با خطرپذیری زیاد و بسیار زیاد در دو مدل ماشین‌بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک تقریباً مشابه هم است. در این رابطه، بالغ بر ۳۵ درصد مساحت حوضه مطالعاتی در کلاس خطرپذیری زیاد و بسیار زیاد قرار گرفته است. این پهنه‌ها عمدتاً در نیمه شرقی حوضه توزیع شده‌اند. در پهنه‌های منطبق بر خطرپذیری زیاد و بسیار زیاد توزیع مکانی فاکتورهای مذکور به گونه‌ای است که شرایط مناسبی را برای وقوع زمین‌لغزش فراهم می‌سازند. در این رابطه می‌توان به ارتفاع زیاد، غلبه شیب‌های متوسط تا تند، دریافت نزولات جوی فراوان و رخنمون گسترده سنگ‌های آهکی با میان‌لایه‌های رسی، ماری و شیلی اشاره نمود. سایر فاکتورها مانند تحدب سطح زمین، جهت شیب و فاصله از آبراهه نیز در پهنه‌های مذکور به‌عنوان فاکتورهای مساعدکننده زمین‌لغزش محسوب می‌شود.

### نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر خطر وقوع زمین‌لغزش در سطح حوضه آبریز زمکان با کاربست مدل‌های ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) و رگرسیون لجستیک مورد ارزیابی قرار گرفت. بدین منظور از لایه سیاهه زمین‌لغزش به‌عنوان متغیر وابسته و ۱۳ لایه موضوعی تحت عنوان متغیرهای مستقل استفاده شد. لایه‌های موضوعی مذکور عبارتند از: ارتفاع، شیب، جهت شیب، عدد ناهمواری ملتون، تحدب سطح زمین، طول دامنه، عمق دره، رطوبت توپوگرافیک، بارش، سازندهای زمین‌شناسی، فاصله از آبراهه، فاصله از جاده و پوشش گیاهی. نتایج نشان‌دهنده کارایی مطلوب مدل‌های مورد استفاده در پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش حوضه زمکان است. در این رابطه تابع پایه شعاعی (RBF) مدل ماشین‌بردار پشتیبان با مساحت زیر منحنی ۰/۹۵۱ و جینی ۰/۹۰۱ برای آموزش مدل و ۰/۹۴۴ و جینی ۰/۸۸۸ برای اعتبارسنجی مدل از بالاترین میزان دقت برخوردار است. در رابطه با مدل رگرسیون لجستیک مساحت زیر منحنی ۰/۹۳۴ و جینی ۰/۸۶۷ برای آموزش مدل و ۰/۹۲۴ و جینی ۰/۸۴۸ برای اعتبارسنجی مدل حاصل شد که نشان می‌دهد مدل رگرسیون لجستیک نیز در پیش‌بینی زمین‌لغزش‌های حوضه زمکان از کارایی مطلوبی برخوردار است. با این حال، ترجیحاً نقشه پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش حاصل از تابع پایه شعاعی مدل SVM به دلیل دقت بالاتر پیشنهاد شد. نتایج حاصل از هر دو مدل مذکور بیانگر این است که به ترتیب فاکتورهای شیب، بارش، لیتولوژی و ارتفاع مهم‌ترین فاکتورهای موثر در وقوع زمین‌لغزش‌های حوضه آبریز زمکان هستند. فاکتورهای مذکور شرایط اولیه و ضروری وقوع ناپایداری‌های دامنه‌ای به‌صورت زمین‌لغزش را فراهم می‌سازند. حوضه زمکان بخش‌هایی از دامنه‌های غربی رشته‌کوه‌های زاگرس را زهکشی می‌کند. ارتفاع زیاد، درجه ناهمواری بالا، بارش قابل توجه و رخنمون گسترده سازندهای با لایه‌های متناوب آهک، مارن، رس و شیل از اختصاصات زمین‌شناسی، ژئومورفولوژیکی و اقلیمی حوضه مطالعاتی است که شرایط مساعدی را برای وقوع زمین‌لغزش فراهم می‌سازند. اثرگذاری سایر فاکتورها عمدتاً به‌صورت محلی بوده و به‌عنوان عوامل محدودکننده یا تشدیدکننده زمین‌لغزش مطرح هستند. براساس نقشه پهنه‌بندی زمین‌لغزش با کاربست مدل‌های ماشین‌بردار پشتیبان و رگرسیون لجستیک بالغ بر ۳۵ درصد مساحت حوضه مطالعاتی در کلاس خطرپذیری زیاد و بسیار زیاد قرار گرفته است. پهنه‌های مذکور عمدتاً در نیمه شرقی

حوضه توزیع شده‌اند. شیب و ارتفاع زیاد، دریافت نزولات جوی قابل توجه و رخنمون وسیع سازند کژدمی با تناوبی از لایه‌های آهکی، رسی، مارنی و شیلی مهم‌ترین دلایل خطرپذیری بالای پهنه‌های مذکور نسبت به زمین‌لغزش هستند.

## References

- Abdollahzadeh, A., Ownegh, M., Sadoddin, A., & Mostafazadeh, R. (2016). Comparison of two landslide-prone area determination methods in Ziarat Watershed, Golestan Province. *Emergency Management*, 5(1), 5-13.
- Abedini, M., Ghasemian, B., Shirzadi, A., Shahabi, H., Chapi, K., Pham, B. T., ... & Tien Bui, D. (2019). A novel hybrid approach of bayesian logistic regression and its ensembles for landslide susceptibility assessment. *Geocarto International*, 34(13), 1427-1457.
- Adition, A., Kubota, T., & Shinohara, Y. (2018). Comparison of GIS-based landslide susceptibility models using frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network in a tertiary region of Ambon, Indonesia. *Geomorphology*, 318, 101-111.
- Aghayary, L., Asghari Saraskanrood, S., & Zeynali, B. (2024). Identification and zoning of landslide prone areas in Germe city. *Hydrogeomorphology*, doi: 10.22034/hyd.2024.58703.1709
- Alaei Taleghani, M. 2007. *Geomorphology of Iran*, Ghoomes publ. Tehran. 360p.
- Asghari, S., Hasan Zadeh, R., & Raoofi, S. (2020). Investigation of factors Influencing rock fall and Its zoning with logistic regression in Ali Bayad basin of Horand, *Hydrogeomorphology*, 7(23), 38-21.
- Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*, 65(1-2), 15-31.
- Bai, S., Wang, J., Zhang, Z., & Cheng, C. (2012). Combined landslide susceptibility mapping after Wenchuan earthquake at the Zhouqu segment in the Bailongjiang Basin, China. *Catena*, 99, 18-25.
- Cao, J., Zhang, Z., Wang, C., Liu, J., & Zhang, L. (2019). Susceptibility assessment of landslides triggered by earthquakes in the Western Sichuan Plateau. *Catena*, 175, 63-76.
- Chen, W., Zhang, S., Li, R., & Shahabi, H. (2018). Performance evaluation of the GIS-based data mining techniques of best-first decision tree, random forest, and naïve Bayes tree for landslide susceptibility modeling. *Science of The Total Environment*, 644, 1006-1018.
- Chen, Z., Ye, F., Fu, W., Ke, Y., & Hong, H. (2020). The influence of DEM spatial resolution on landslide susceptibility mapping in the Baxie River basin, NW China. *Natural Hazards*, 101, 853-877.
- 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.
- Dang, V. H., Hoang, N. D., Nguyen, L. M. D., Bui, D. T., & Samui, P. (2020). A novel GIS-based random forest machine algorithm for the spatial prediction of shallow landslide susceptibility. *Forests*, 11(1), 118.
- Dou, J., Yunus, A. P., Bui, D. T., Merghadi, A., Sahana, M., Zhu, Z., ... & Pham, B. T. (2020). Improved landslide assessment using support vector machine with bagging, boosting, and stacking ensemble machine learning framework in a mountainous watershed, Japan. *Landslides*, 17, 641-658.
- Esfandiary Darabad, F., Rahimi, M., Navidfar, A., & Arsalan, M. (2020). Assessment of landslide sensitivity by neural network method and vector machine algorithm (Case study: Heyran Road-Ardebil province). *Quantitative Geomorphological Research*, 9(3), 18-33 .
- Ghorbani, A., Mostafazadeh, R., Zabihi, M., & Jafari Roodsari, M. (2023). GIS-based Determining the Landslide Hotspot Occurrence using Getis-Ord Index in Gharnaveh Watershed, Golestan Province. *Hydrogeomorphology*, 10(36), 18-1.
- Guzzetti, F., Reichenbach, P., Cardinali, M., Galli, M., & Ardizzone, F. (2005). Probabilistic landslide hazard assessment at the basin scale. *Geomorphology*, 72(1-4), 272-299.
- Karami, F., Bayati Khatibi, M., Kheirizadeh, M., & Mokhtari Asl, A. (2020). Evaluation of performance of support vector machine algorithm in landslide susceptibility zoning in Ahar-chai Basin. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 8(4), 1-17 .

- Lee, S., Won, J. S., Jeon, S. W., Park, I., & Lee, M. J. (2015). Spatial landslide hazard prediction using rainfall probability and a logistic regression model. *Mathematical Geosciences*, 47, 565-589.
- Li, Y., Liu, X., Han, Z., & Dou, J. (2020). Spatial proximity-based geographically weighted regression model for landslide susceptibility assessment: a case study of Qingchuan area, China. *Applied Sciences*, 10(3), 1107.
- Luo, X., Lin, F., Chen, Y., Zhu, S., Xu, Z., Huo, Z., ... & Peng, J. (2019). Coupling logistic model tree and random subspace to predict the landslide susceptibility areas with considering the uncertainty of environmental features. *Scientific reports*, 9(1), 15369.
- Najafi Eigdir, A., & roostaei, S. (2020). Prioritization of affecting factors on the landslide occurrence using the logistic regression model (Case study: Nazlochai basin). *Hydrogeomorphology*, 7(23), 81-59. doi: 10.22034/hyd.2020.11161
- Oh, H. J., & Pradhan, B. (2011). Application of a neuro-fuzzy model to landslide-susceptibility mapping for shallow landslides in a tropical hilly area. *Computers & Geosciences*, 37(9), 1264-1276.
- Panahi, M., Gayen, A., Pourghasemi, H. R., Rezaie, F., & Lee, S. (2020). Spatial prediction of landslide susceptibility using hybrid support vector regression (SVR) and the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) with various metaheuristic algorithms. *Science of the Total Environment*, 741, 139937.
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., & Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth Science Reviews*, 180, 60-91.
- Saha, S., Roy, J., Hembram, T. K., Pradhan, B., Dikshit, A., Abdul Maulud, K. N., & Alamri, A. M. (2021). Comparison between deep learning and tree-based machine learning approaches for landslide susceptibility mapping. *Water*, 13(19), 2664.
- Schicker, R., & Moon, V. (2012). Comparison of bivariate and multivariate statistical approaches in landslide susceptibility mapping at a regional scale. *Geomorphology*, 161, 40-57.
- Sepahvand, A., & Beiranvand, N. (2023). Application of the various soft computing techniques for Landslide susceptibility mapping (Case study: A part of Haraz Watershed). *Water and Soil Management and Modelling*, In Press doi: 10.22098/mmws.2023.12678.1263
- Talebi Khiavi, H., & Mostafazadeh, R. (2022). The spatiotemporal dependencies of terrain indices with soil characteristics in a steep hillslope mountainous area. *Arabian Journal of Geosciences*, 15(10), 937.
- Tanyas, H., Rossi, M., Alvioli, M., van Westen, C. J., & Marchesini, I. (2019). A global slope unit-based method for the near real-time prediction of earthquake-induced landslides. *Geomorphology*, 327, 126-146.
- Tsangaratos, P., Ilija, I., Hong, H., Chen, W., & Xu, C. (2017). Applying Information Theory and GIS-based quantitative methods to produce landslide susceptibility maps in Nancheng County, China. *Landslides*, 14, 1091-1111.
- Wang, Y., Fang, Z., & Hong, H. (2019). Comparison of convolutional neural networks for landslide susceptibility mapping in Yanshan County, China. *Science of the total environment*, 666, 975-993.
- Wang, Z., & Brenning, A. (2021). Active-learning approaches for landslide mapping using support vector machines. *Remote Sensing*, 13(13), 2588.
- Xu, C., Dai, F., Xu, X., & Lee, Y. H. (2012). GIS-based support vector machine modeling of earthquake-triggered landslide susceptibility in the Jianjiang River watershed, China. *Geomorphology*, 145, 70-80.
- Yang, Y., Yang, J., Xu, C., Xu, C., & Song, C. (2019). Local-scale landslide susceptibility mapping using the B-GeoSVC model. *Landslides*, 16, 1301-1312.
- Zhao, S., & Zhao, Z. (2021). A Comparative Study of Landslide Susceptibility Mapping Using SVM and PSO-SVM Models Based on Grid and Slope Units. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021(1), 8854606.
- Zhao, X., & Chen, W. (2020). Optimization of computational intelligence models for landslide susceptibility evaluation. *Remote Sensing*, 12(14), 2180.