

## Evaluation of the efficiency of three data mining models in zoning areas prone to gully erosion (Case study: Upper Watershed of Boustan Dam)

Soraya Yaghobi<sup>1</sup>, Mohsen Hosseinalizadeh<sup>2\*</sup>, Chouoghi Bairam Komaki<sup>3</sup>, Ali Najafinejad<sup>2\*</sup>,  
Hamidreza Pourghasemi<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Former Ph.D. Student, Department of Desert Zone Management, Faculty of Rangeland and Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Sciences, Golestan, Iran

<sup>2</sup> Associate Professor, Department of Desert Zone Management Faculty of Rangeland and Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Sciences, Golestan, Iran

<sup>3</sup> Assistant Professor, Department of Desert Zone Management, Faculty of Rangeland and Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Golestan, Iran

<sup>4</sup> Professor, Department of Watershed Management, Faculty of Rangeland and Watershed Management, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Sciences, Golestan, Iran

<sup>5</sup> Professor, Department of Soil Sciences, Faculty of Agriculture, Shiraz University, Shiraz, Iran

### Abstract

#### Introduction

Gully erosion is a particularly destructive form of water erosion that can lead to alarming rates of soil loss, especially in the vulnerable landscapes of dry and semi-arid regions. This type of erosion is recognized not only for its immediate impact on land but also as a critical environmental challenge that requires our urgent attention. As a result, there has been a growing emphasis on developing effective predictive models that can elucidate the temporal and spatial dynamics of gully erosion—specifically, how it forms, expands, and evolves over time. This endeavor has captured the interest of soil conservation experts and researchers alike, who understand the profound implications of this issue. In recent years, remote sensing and data mining techniques have emerged as valuable tools for identifying and mapping areas susceptible to gully erosion. These innovative methods provide essential insights for land managers and policymakers, enabling them to make informed decisions. Furthermore, the effectiveness of predictive models hinges on their advanced capabilities, which enhance their learning potential and improve the identification of relationships among various factors. Creating a sensitivity map is an essential strategy for land use planning, as it actively contributes to reducing land degradation and safeguarding our natural resources. Understanding the connection between gully occurrences and influential factors is not only beneficial; it is crucial for sustainable land management and environmental preservation.

#### Materials and Methods

This research investigates the sensitivity of the upper basin of the Boustan Dam to gully erosion using object-based techniques and data mining algorithms. To achieve this, field visits were conducted to select 81 gullies for analysis. The study examines several factors, including slope, aspect, slope length index (LS), elevation, plan curvature, distance from the river, drainage density, topographic wetness index (TWI), height above the nearest drainage (HAND), average annual rainfall, distance from roads, distance from faults, land use, geomorphology, soil texture, and satellite bands B7, B5, and B3. Additionally, the normalized difference vegetation index (NDVI), normalized difference built-up index (NDBI), and normalized difference water index (NDWI) are considered, along with geological aspects. QuickBird satellite images from 2021 and Orfeo software were utilized to monitor and identify gullies in the area through image segmentation. Initially, a collinearity analysis of 23 effective erosion occurrence indices was performed, resulting in the removal of distance from the fault, digital elevation model (DEM), NDWI, NDBI, and satellite bands B3, B5, and B7 due to their collinearity exceeding five. Following this linear operation, all remaining indices were integrated with the segmentation map obtained from the Orfeo environment. Finally, three models—Random Forest, Maximum Entropy, and Support Vector Machine—were employed to model the selected indices using Python (Colab).

#### Results and Discussion

The results from the object-oriented method in the Orfeo software further demonstrated its effectiveness in accurately identifying gullies. With an impressive accuracy rate of 91.3%, this method has proven to be highly reliable in generating machine learning maps with high precision. Findings indicate that the key factors contributing to gully erosion include the rainfall index, distance from the river, Height Above Nearest Drainage

(HAND) index, distance from the road, and valley index. Torrential rain emerged as a significant driver of gully erosion, while the distance from the river was crucial due to the concentration of surface and subsurface flows toward waterways. The HAND index played a prominent role in modeling the sensitivity of the study area compared to other sub-indices derived from DEM, as it exhibited promising applications in assessing natural hazards. Locations close to roads were found to be more vulnerable to water erosion, and valleys were identified as especially susceptible to gully erosion due to their conducive conditions for rapid water flow and erosion. Extensive field studies support this observation. Furthermore, zoning results generated using these indices indicated that, within the random forest model, 544.23 hectares of the area are at high or very high risk of erosion. This model outperformed the Maximum Entropy and Support Vector Machine models in predicting erosion-prone areas. Finally, the ROC curve was utilized to validate the model, yielding AUC values of 0.95 and 0.94 in the random forest model during the training and validation stages, respectively. These results indicate the model's high accuracy in predicting areas highly susceptible to gully erosion.

### Conclusion

This study effectively used object-based image analysis algorithms and data mining techniques to create a sensitivity map of the region. The object-based method efficiently identified the local gullies using the mean shift algorithm, while the random forest algorithm excelled in predicting areas prone to gully erosion. Key factors contributing to gully erosion were identified, including rainfall, distance from the river, soil HAND index, and distance from roads and valleys. The findings from this study provide valuable insights for managing and preserving basin resources. Implementing the recommendations from this research could help mitigate the impacts of gully erosion in the future and ensure the sustainability of the Boustan Dam and its surrounding ecosystem.

**Keywords:** Boustan Dam, HAND index, Maximum Entropy, Random forest model, Support vector machine

**Article Type:** Research Article

### Acknowledgment

This research has been done in the form of a doctoral dissertation. The authors thank the Research Vice-Chancellor of Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources for facilitating this research.

### Conflicts of interest

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

### Data availability statement

The datasets are available upon a reasonable request to the corresponding author.

### Authors' contribution

**Soraya Yaghobi:** Conceptualization, software analysis, drafting the initial version of the manuscript; **Mohsen Hosseinalizadeh and Choghi Bairam Komaki:** Supervision, editing and reviewing the manuscript, results verification; **Ali Najafinejad and Hamidreza Pourghasemi:** Consultation, reviewing the manuscript text, and analyzing the results.

\*Corresponding Author, E-mail: alizadeh\_m2001@yahoo.com

**Citation:** Yaghobi, S., Hosseinalizadeh, M., Komaki, C.B., Najafinejad, A., & Pourghasemi, H. (2024). Evaluation of the efficiency of three data mining models in zoning areas prone to gully erosion (Case study: Upper Watershed of Boustan Dam). *Water and Soil Management and Modeling*, 4(4), 219-238.

DOI: 10.22098/mmws.2023.13511.1343

Received: 18 August 2023, Received in revised form: 05 September 2023, Accepted: 10 September 2023, Published online: 10 September 2023

*Water and Soil Management and Modeling*, Year 2024, Vol. 4, No. 4, pp. 219-238

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author(s)





## ارزیابی کارآمدی سه مدل داده‌کاوی در پهنه‌بندی مناطق حساس به رخداد آب‌کند (مطالعه موردی: حوزه آبخیز بالادست سد بوستان، استان گلستان)

ثریا یعقوبی<sup>۱</sup>، محسن حسینعلی‌زاده<sup>۲\*</sup>، چوقی بایرام کمکی<sup>۳</sup>، علی نجفی‌نژاد<sup>۴</sup>، حمیدرضا پورقاسمی<sup>۵</sup>

<sup>۱</sup> دانش‌آموخته دکتری، گروه مدیریت مناطق بیابانی، دانشکده مرتع و آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران  
<sup>۲</sup> دانشیار، گروه مدیریت مناطق بیابانی، دانشکده مرتع و آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران  
<sup>۳</sup> استادیار، گروه مدیریت مناطق بیابانی، دانشکده مرتع و آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران  
<sup>۴</sup> استاد، گروه آبخیزداری، دانشکده مرتع و آبخیزداری، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران  
<sup>۵</sup> استاد، گروه مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

### چکیده

فرسایش آب‌کندی یکی از مخرب‌ترین اشکال فرسایش آبی است که باعث هدررفت حجم زیادی از خاک در مناطق خشک و نیمه‌خشک می‌شود. هدف از این پژوهش بررسی حساسیت حوزه آبخیز بالادست سد بوستان در شمال شرق استان گلستان به فرسایش آب‌کندی با استفاده از فناوری شیء‌گرا و الگوریتم‌های داده‌کاوی است. برای پایش و شناسایی آب‌کندهای موجود در منطقه با سنجش از دور، از تصاویر QuickBird سال ۲۰۲۱ و نرم‌افزار Orfeo برای قطعه‌بندی تصویر مورد نظر استفاده شد. سپس با بازبندی میدانی، ۸۱ آب‌کند در منطقه انتخاب شد. در نهایت، در محیط پایتون (کولب) با استفاده از تحلیل هم‌خطی بر ۲۳ شاخص مؤثر در وقوع فرسایش آب‌کندی با سه مدل جنگل تصادفی، حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان اقدام به مدل‌سازی شد. بعد از انجام تحلیل هم‌خطی، هفت عامل شامل فاصله از گسل، ارتفاع، NDBI، NDWI، Band3، Band5 و Band7 به دلیل مقدار تورم واریانس بالاتر از پنج، از مرحله مدل‌سازی حذف شدند. نتایج حاصل از بررسی متغیرهای تأثیرگذار نشان داد که در مدل جنگل تصادفی بارندگی، شاخص فاصله از رودخانه، شاخص HAND، فاصله از جاده و دره پراهمیت‌ترین شاخص‌ها می‌باشند. همچنین، نتایج پهنه‌بندی با استفاده از این شاخص‌ها حاکی از آن بود که در مدل جنگل تصادفی، ۶۵٪ درصد از مساحت منطقه در خطر فرسایش زیاد و خیلی زیاد قرار دارد که در مقایسه با دو مدل حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان با عملکرد بهتری نواحی مستعد فرسایش را پیش‌بینی کرده است. در نهایت، برای اعتبارسنجی مدل از منحنی ROC استفاده شد. مقادیر AUC در مدل جنگل تصادفی در دو مرحله آموزش و اعتبارسنجی ۰/۹۴ و ۰/۹۵ درصد به دست آمد که بیان‌گر صحت بالای این مدل در پیش‌بینی مناطق با حساسیت بالا به فرسایش آب‌کندی است. نتایج این پژوهش و کارایی فناوری شیء‌گرا در تفکیک آب‌کندها، می‌تواند به پژوهش‌گران کمک کند که با لحاظ کردن اقدامات حفاظتی و آبخیزداری در اراضی لسی از تمرکز رواناب‌های ناشی از بارش سیلابی، در مناطق با حساسیت زیاد به وقوع آب‌کند جلوگیری کنند.

**واژه‌های کلیدی:** جنگل تصادفی، حداکثر آنتروپی، سد بوستان، شاخص HAND، ماشین بردار پشتیبان

### نوع مقاله: پژوهشی

\*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: alizadeh\_m2001@yahoo.com

**استاد:** یعقوبی، ثریا، حسینعلی‌زاده، محسن، کمکی، چوقی بایرام، نجفی‌نژاد، علی، و پورقاسمی، حمیدرضا (۱۴۰۳). ارزیابی کارآمدی سه مدل داده‌کاوی در پهنه‌بندی مناطق حساس به رخداد آب‌کند (مطالعه موردی: حوزه آبخیز بالادست سد بوستان، استان گلستان). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۴(۴)، ۲۳۸-۲۱۹.

DOI: 10.22098/mmws.2023.13511.1343

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۵/۲۷، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۶/۱۴، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۱۹، تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۶/۱۹

*مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، سال ۱۴۰۳، دوره ۴، شماره ۴، صفحه ۲۱۹ تا ۲۳۸

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



## ۱- مقدمه

خاک یکی از منابع طبیعی مهم در راستای توسعه پایدار به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک است (Arabameri et al., 2018a). امروزه فرسایش خاک و تولید رسوب معضلی است که روزبه‌روز روند افزایشی پیدا کرده و باعث هدررفت خاک‌های سطحی و انباشت رسوب حاصل از آن‌ها در مخازن سدها، رسوب‌گذاری در کانال‌ها و خسارات هنگفت به اقتصاد کشور می‌شود. فرسایش خاک یکی از ده تهدید اصلی خاک است که در گزارش‌های منابع جهانی خاک در سال ۲۰۱۵ آورده شده است (FAO and ITPS, 2015). از انواع فرسایش‌هایی که به‌عنوان نگرانی‌های اصلی نیازمند پژوهش‌های گسترده هستند می‌توان به فرسایش آبکندی اشاره کرد. فرسایش آبکندی فرآیند پیچیده و ویران‌کننده‌ای از فرسایش آبی است که غالباً در سازندهای ماری و شیل (Nikpour et al., 2017) با فرورفتگی زمین آغاز و توسط رواناب‌ها آب‌شویی می‌شود و در نهایت توسط عقب‌نشینی سر آبکندها توسعه می‌یابد (Shellberg et al., 2017; Goodwin et al., 2016). کشور ایران به لحاظ موقعیت خاص جغرافیایی دارای پهنه‌های مختلف زمین‌شناسی است و همواره تحت تنش و تغییر شکل بوده که انواع ساختارهای تکتونیکی، چین‌ها و گسل‌ها و شکستگی‌ها همواره گسترش یافته است. به‌طور کلی آبکندها با افزایش رواناب تشکیل می‌شوند؛ بنابراین، به حداقل رساندن سطح رواناب در مدیریت آبکندها ضروری است. بارش‌های ناگهانی با ایجاد رواناب‌های شدید باعث وقوع سیلاب و تشکیل آبکندها می‌شوند. از جمله عوامل تأثیرگذار در شکل‌گیری آبکندها را می‌توان به دو گروه اصلی تقسیم‌بندی کرد: عوامل انسان‌ساخت و طبیعی. عوامل انسان‌ساخت شامل کاربری‌های نادرست، آتش زدن بوته‌ها و جنگل‌ها، چرای بیش‌ازحد، استخراج معدن، ساخت و سازهای جاده‌ای، مسیر تردد دام و وسایل نقلیه است. از جمله عوامل طبیعی نیز می‌توان به بارندگی، توپوگرافی، خصوصیات خاک، کاربری اراضی و سازندهای زمین‌شناسی اشاره نمود (Arabameri et al., 2018b, 2019). اکثر مطالعات در مورد شکل‌گیری آبکندها بر شروع آبکندها و سیر تغییرات تکاملی آن با مدل‌سازی میزان عقب‌نشینی سر آبکندها به‌وسیله عوامل طبیعی مانند چشم‌اندازها، ژئومورفولوژی یا عوامل انسانی مانند تغییر کاربری اراضی و مسیرها متمرکز شده است (Kirkby and Bracken, 2016; Vanmaercke et al., 2009). با این وجود، پس از شکل‌گیری آبکندها، فرسایش ناشی از عقب‌نشینی کناره‌ها نشان می‌دهد که منبع اصلی انتقال رسوب و عامل اصلی در کنترل تکامل آبکندها در چشم‌اندازها است (Podwojewski et al., 2020).

به نظر می‌رسد پیشرفت سنجش از دور در طی یک دهه گذشته، ارزیابی میدانی فرسایش، در زمینه گسترش شیارها و شکل‌گیری آبکندها را تسهیل بخشیده است (Bennett and Wells, 2019). با

پرتاب شمار زیادی از ماهواره‌های مشاهداتی زمینی، بسیاری از پژوهش‌گران، روش‌های نقشه‌سازی خودکار بر پایه تصاویر ماهواره‌ای را پیشنهاد کرده‌اند. این روش‌های خودکار را می‌توان به دو نوع تقسیم کرد: روش مبتنی بر پیکسل و مبتنی بر شیء. واحد تحلیل در روش‌های مبتنی بر پیکسل یک پیکسل واحد است و قوانین برای هر پیکسل به‌طور جداگانه برای دستیابی به نتیجه نهایی اعمال می‌شود (Vrieling et al., 2007; Seutloali et al., 2007; Knight et al., 2016). برای مقابله با چالش ناشی از افزایش ناهمگونی درون اجسام، روش تحلیل تصویر مبتنی بر شیء‌گرا یک‌راه حل مؤثر ارائه می‌دهد (Blaschke et al., 2014). شیء‌گرا یک‌راه‌برد در پردازش شیء‌گرا، یک روش کاربردی در پردازش تصاویر دیجیتالی است که اخیراً در مقابل پردازش پیکسل پایه توسعه داده شده است (Blaschke, 2003). قطعه‌بندی تصویر یک مرحله مهم در تحلیل تصویر مبتنی بر شیء است؛ زیرا استخراج و طبقه‌بندی ویژگی نهایی در پردازش شیء‌گرا به کیفیت قطعه‌بندی تصویر بستگی دارد (Hossain and Chen, 2019). واحدهای اساسی پردازش در تحلیل‌های تصویری شیء‌گرا، اشیاء یا خوشه‌های پیکسل هستند که طبقه‌بندی می‌شوند. از این‌رو، تهیه نقشه حساسیت یک ابزار اساسی برای برنامه‌ریزی کاربری اراضی با هدف کاهش تخریب زمین است که برای حفظ منابع طبیعی و برای ارزیابی ارتباط بین وقوع آبکندها و عوامل تأثیرگذار ضروری هستند (Rahmati et al., 2017). نقشه وقوع آبکندها، پیش‌زمینه مهمی برای مطالعه فرسایش و تخریب سرزمین هستند. بسیاری از روش‌های مبتنی بر مدل رقومی ارتفاع (DEM) برای تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی آبکندها پیشنهاد شده‌اند. در سال‌های اخیر تعدادی مدل برای تولید نقشه حساسیت به فرسایش آبکندها یا ارزیابی احتمال توزیع مکانی فرسایش آبکندها با توجه به روابط آماری بین عامل وقوع فرسایش آبکندها و توزیع مکانی آن‌ها ارائه شده‌اند. در این راستا، می‌توان به مدل جنگل تصادفی (RF)، رگرسیون لجستیک (LR)، ماشین بردار پشتیبانی (SVM) و آنتروپی (IoE) اشاره کرد (Kuhnert et al., 2010; Luca et al., 2011; Conoscenti et al., 2014; Conforti et al., 2011; Pourghasemi et al., 2017; Zabihy et al., 2018). این مدل‌ها می‌توانند نمایشی از تحولات مکانی و زمانی یک فرآیند معین مانند سیل را نشان دهند (Arabameri et al., 2019). مدل‌های یادگیری ماشین با بهره‌گیری از روابط آماری و احتمالاتی و نیز الگوریتم‌های پیشرفته تخمین توزیع سعی در استخراج الگوی پنهان در داده‌ها دارند.

در ادامه پژوهش‌هایی که در این زمینه صورت گرفته است به برخی از آن‌ها اشاره می‌شود. به‌عنوان مثال، (Rahmati 2016) در ارزیابی کارایی الگوریتم شیء‌گرا در طبقه‌بندی چشم‌اندازهای

با  $AUC = 0.81$  در شناسایی مناطق مستعد فرسایش آب‌کندی دارای قدرت پیش‌بینی بیش‌تری بوده است. از آن‌جا که در بیش‌تر مطالعات به مباحث هیدرولوژیکی و سیلابی بیش‌تر توجه شده و جنبه فرسایشی آن کم‌تر مورد توجه قرار گرفته است در این پژوهش سعی می‌شود که به بررسی فرسایش ناشی از سیلاب‌ها پرداخته شود. به همین منظور نیاز به بررسی عوامل مؤثر در گسترش فرسایش آب‌کندی و تهیه نقشه‌های خطر و ریسک ناشی از وقوع آب‌کندها بیش از پیش ضروری به نظر می‌رسد. به همین منظور هدف از پژوهش حاضر شناسایی مهم‌ترین آب‌کندهای منطقه مورد مطالعه با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی شیء‌گرا و ارزیابی حساسیت فرسایش آب‌کندی با مدل‌های داده‌کاوی است.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- منطقه مورد مطالعه

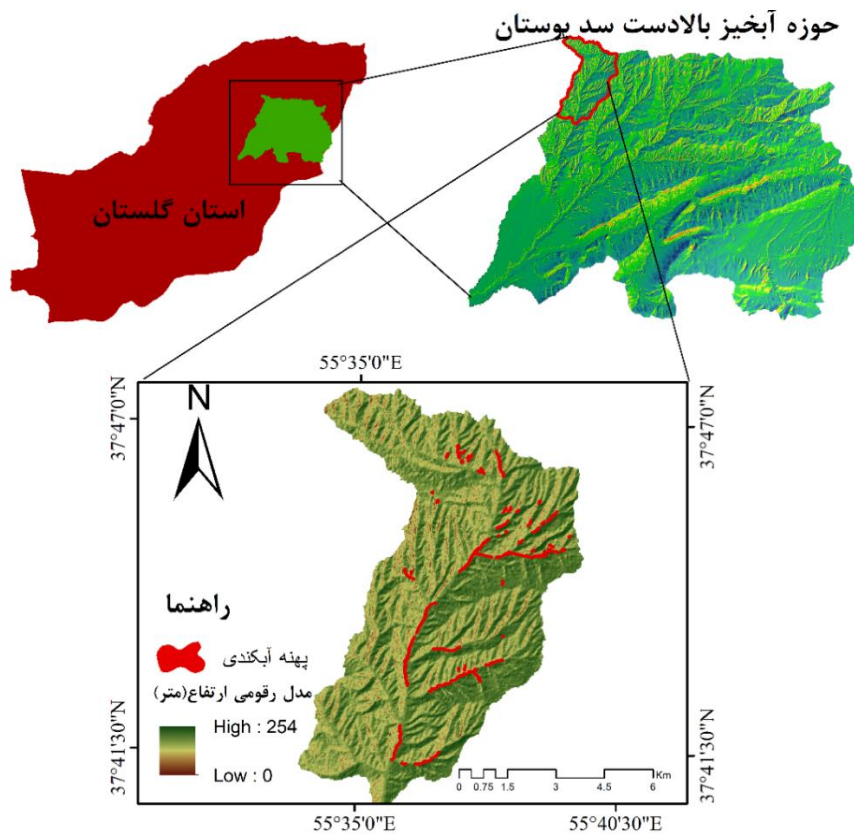
محدوده مورد مطالعه یکی از زیرحوزه‌های آبخیز گرگان رود واقع در شرق استان گلستان و شمال شرقی شهرستان کلاله است. این زیرحوزه آبخیز در محدوده جغرافیایی  $33^{\circ} 37'$  تا  $37^{\circ} 46'$  عرض شمالی و  $55^{\circ} 26'$  تا  $56^{\circ} 04'$  طول شرقی واقع شده است. با توجه به عدم دسترسی به کل حوزه آبخیز و محدودیت پردازش نرم‌افزارهای مورد استفاده در حوزه‌هایی با وسعت بسیار زیاد، یک زیرحوزه آبخیز از منطقه انتخاب و مدل‌سازی روی آن اجرا شد. مساحت محدوده مورد مطالعه حدود ۶۲۸۶ هکتار است. متوسط بارش سالانه حوزه آبخیز حدود ۴۶۵ میلی‌متر و اقلیم آن نیمه‌خشک تا نیمه‌مرطوب است. شکل ۱ موقعیت حوزه آبخیز بالادست سد بوستان و محدوده مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

### ۲-۲- تهیه لایه‌های اطلاعاتی و نقشه پراکنش آب‌کنند

یکی از مهم‌ترین مراحل ارزیابی حساسیت فرسایش، شناسایی و تهیه نقشه پراکنش فرسایش‌های آب‌کندی موجود است. در پژوهش حاضر، نقشه پراکنش فرسایش آب‌کندی منطقه مطالعاتی با استفاده از عملیات میدانی گسترده به وسیله سیستم موقعیت‌یاب جهانی (GPS) و تفسیر تصاویر ماهواره‌ای QuickBird سال ۲۰۲۱ تهیه شد. سپس از بین ۳۸۵ آب‌کنند موجود در حوزه آبخیز، ۸۱ آب‌کنند در محدوده مورد مطالعه به صورت نقشه موقعیت آب‌کنند در نرم‌افزار QGIS مورد بررسی قرار گرفت. از این تعداد ۷۰ درصد به عنوان داده آموزشی و ۳۰ درصد باقی‌مانده جهت اعتبارسنجی در نظر گرفته شدند (Madadi et al., 2022). شکل ۲ نمایی از آب‌کندهای موجود در منطقه مطالعاتی را نشان می‌دهد.

ژئومورفولوژیکی در حوزه آبخیز کشکان- پلدختر به این نتیجه رسید که الگوریتم شیء‌گرا قابلیت شناسایی چشم‌انداز آب‌کنند در اندازه‌های کوچک تا بزرگ را دارد. در مطالعه‌ای دیگر Utsumi et al. (2020) در برزیل به بررسی و تحلیل تصویر مبتنی بر شیء (GEOBIA) با استفاده از داده‌های RapidEye و SRTM پرداختند. آن‌ها برای ارزیابی تقسیم‌بندی آب‌کندها از شاخص ارزیابی تقسیم‌بندی (SEI) استفاده کردند. در ادامه، Zaki et al. (2022) در بررسی‌های خود به ارائه روشی برای طبقه‌بندی پوشش زمین با استفاده از تصاویر Sentinel-2A در سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۲۰ با روش تحلیل تصویر مبتنی بر شیء (OBIA) در نرم‌افزار QGIS و ابزار Orfeo ToolBox پرداختند. در پژوهش آن‌ها نشان داده است که روش OBIA برای طبقه‌بندی تصاویر با صحت بالاتری نسبت به روش پیکسلی استفاده شده توسط برنامه‌ریزان شهری و منطقه‌ای، مناسب است.

از سایر پژوهش‌ها، Pourghasemi et al. (2017) عملکرد مدل‌های ترکیبی و انفرادی را به منظور مدل‌سازی فرسایش آب‌کندی در استان گلستان ارزیابی کردند و به این نتیجه رسیدند که پارامترهای توپوگرافی، لیتولوژی، ویژگی‌های خاک، کاربری اراضی، زیرساخت‌ها و هیدرولوژی در وقوع فرسایش آب‌کندی مؤثر هستند. در پژوهش دیگری، Arabameri et al. (2019) از یک روش ترکیبی نوین به منظور تهیه نقشه حساسیت فرسایش آب‌کندی استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که از بین ۱۲ پارامتر توپوگرافیک، هیدرولوژیک، اقلیمی و محیطی مورد استفاده، پارامترهای فاصله از آبراهه، فاصله از جاده و کاربری اراضی بیش‌ترین تأثیر را در رخداد فرسایش آب‌کندی داشته‌اند. همچنین، Hosseinalizadeh et al. (2019) در بررسی چگونگی حساسیت فرسایش تونلی در استان گلستان از سه روش الگوریتم یادگیری شامل تحلیل جداکننده ترکیبی، تحلیل جداکننده قابل‌تغییر و ماشین بردار پشتیبان و از تصاویر پهپاد (UAV) استفاده کردند. نقشه‌های حساس به فرسایش توسط منحنی ROC مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که معیار کارایی (AUC) برای سه الگوریتم از ۹۰/۳۲ تا ۹۲/۴۵ درصد در حال تغییر است. به منظور برآورد پیشروی انتقال ذرات خاک از مناطق آب‌کندی از پارامترهای مورفومتریکی مختلف، پارامترهای خاک، پارامترهای هیدرولوژیک و مدل‌های تجربی به کار گرفته شد. در نهایت، Shahabi et al. (2022) در پیش‌بینی حساسیت فرسایش آب‌کندی در حوزه آبخیز بیجار با مدل‌های پیش‌بینی حساسیت مکانی، نشان دادند که مدل رگرسیون لجستیک با  $AUC = 0.87$  نسبت به مدل منطق فازی



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه  
Figure 1- The geographical location of the study area



شکل ۲- نمایی از فرسایش آبکندی در منطقه مورد مطالعه  
Figure 2- A representation of gully erosion in the study area

$$NDBI = \frac{(SWIR - NIR)}{(SWIR + NIR)} \quad (۲)$$

شاخص تفاضلی آب نرمال شده ( $NDWI^4$ ) با استفاده از باندهای SWIR (باند ۶) و برای NIR (باند ۵) و از طریق رابطه (۳) برای بالادست حوزه آبخیز سد بوستان برآورد شد:

$$NDWI = \frac{(NIR - SWIR)}{(NIR + SWIR)} \quad (۳)$$

شاخص‌های B3، B5 و B7 از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ به‌دست آمد. در ترکیب باندهای سنجشی برای شناسایی عوارض زمینی، از باندهایی با بیش‌ترین و کم‌ترین اطلاعات تکراری (واریناس و هم‌واریناس) استفاده می‌شود. این معیارها در روش Optimum Factor بررسی می‌شوند. باندهای ماهواره لندست ۸ شامل باندهای قرمز (B3)، مادون قرمز نزدیک (B5) و مادون قرمز کوتاه‌موج (B7) هستند که در تولید شاخص‌هایی مانند NDVI، NDWI و NDBI نقش مهمی دارند. شاخص تراکم زهکشی نیز نسبت طول کل آبراه‌ها به مساحت حوزه آبخیز است. نقشه تراکم شبکه زهکشی آبراه از نقشه DEM منطقه در محیط ArcGIS تهیه شد. نقشه بارندگی نیز با استفاده از داده‌های بارندگی هفت ایستگاه باران‌سنجی (داخل و خارج از حوزه آبخیز) در بازه زمانی ۴۰ ساله (۱۹۸۱-۲۰۲۱) و انجام پهنه‌بندی با روش درون‌یابی (IDW) تهیه شد. همچنین، به‌منظور تهیه نقشه بافت خاک ضمن انجام بازدیدهای میدانی و آزمایش نمونه‌های خاک در آزمایشگاه، نوع خاک Silty Loam (سیلتی لوم) شناسایی شد (Shiraghaei, 2022). مبنی بر ارزیابی هم‌خطی شاخص‌ها بر اساس نتایج شاخص VIF (جدول ۱)، شاخص ارتفاع، فاصله از گسل، B3، B5 و B7، NDWI و NDBI به‌ترتیب با مقادیر ۵/۴ و ۵/۶، ۶/۵ و ۶/۷، ۵/۲ و ۵/۷ دارای بیش‌ترین مقدار هم‌خطی می‌باشند. با توجه به این‌که مقدار هم‌خطی این عوامل بیش‌تر از حد بحرانی (عدد پنج) بوده، در این حالت امکان وجود شاخص‌های مشابه سبب می‌شود نتایج نهایی مدل‌ها از صحت بالایی برخوردار نباشند، لذا از مرحله مدل‌سازی حذف شدند.

در این پژوهش ۲۳ پارامتر انتخابی برای مدل‌سازی استفاده شد (شکل ۳). برخی از این عوامل که در پژوهش حاضر مورد بررسی قرار گرفتند عبارتند از: شیب، جهت شیب، شاخص طول شیب (LS)، ارتفاع، انحنا طولی و عرضی دامنه، فاصله از آبراهه، تراکم زهکشی، شاخص رطوبت توپوگرافی، شاخص  $HAND^1$ ، فاصله از جاده، کاربری اراضی، شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال شده ( $NDVI$ )، شاخص آب تفاضلی نرمال شده ( $NDWI$ )، شاخص ساخت و ساز تفاضلی نرمال شده ( $NDBI$ )، Band3، Band5، Band7، شاخص فاصله از گسل، بافت خاک، بارش متوسط سالانه، ژئولوژی و ژئومورفون است (Gutierrez, 2010). در ابتدا نقشه مدل رقمی ارتفاع (DEM) با قدرت تفکیک مکانی ۴/۵ متری نقشه  $(http://basin.ir/1400/04/09/DEM-4.5m)$  تهیه شد. نقشه سنگ‌شناسی منطقه از نقشه‌های زمین‌شناسی ۱:۲۵۰۰۰۰ سازمان زمین‌شناسی کشور تهیه و رقمی شد. نقشه کاربری اراضی با استفاده از تصاویر ماهواره لندست ۸ برای سال ۲۰۱۹ در محیط برنامه گوگل ارث انجین تهیه شد. نقشه ارتفاعی منطقه با استفاده از مدل رقمی ارتفاع (DEM) تهیه و مشتقات اولیه آن شامل (شیب و جهت شیب) و مشتقات ثانویه شامل (طول شیب، پروفیل انحنا و شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) و ژئومورفون به‌دست آمد و در محیط QGIS طبقه‌بندی شد. برای تهیه نقشه فاصله از جاده و فاصله از آبراهه نیز از نقشه توپوگرافی و نرم‌افزار Google Earth استفاده سپس نقشه‌های مورد نظر به طبقات مورد نظر تقسیم و جهت ارتباط با فرسایش آب‌کندی به‌کار گرفته شد.

شاخص ارتفاع از سطح نزدیک‌ترین زهکش (HAND) با استفاده از پلاگین PCRaster در نرم‌افزار QGIS به‌دست آمد. شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال شده ( $NDVI^2$ ) با استفاده از باندهای NIR (باند ۵) و Red (باند ۴) تصاویر لندست ۸ سال ۲۰۱۹ با قدرت تفکیک ۳۰ متر، با استفاده از رابطه (۱) برای حوزه آبخیز بالادست سد بوستان تهیه شد:

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)} \quad (۱)$$

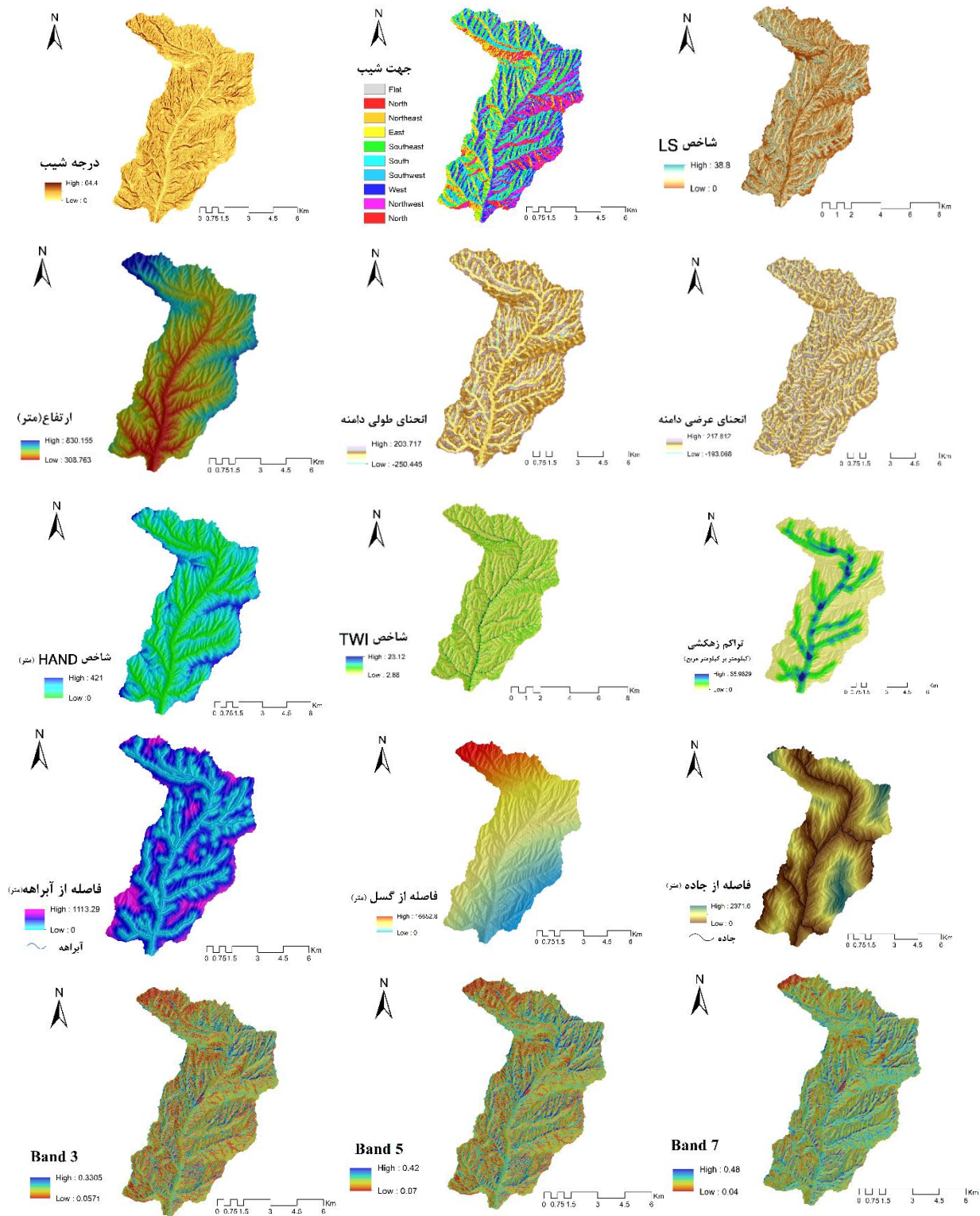
شاخص تفاضلی ساخت و ساز نرمال شده ( $NDBI^3$ ) با استفاده از باندهای SWIR (باند ۶) و برای NIR (باند ۵) و رابطه (۲) برای بالادست حوزه آبخیز سد بوستان محاسبه شد:

<sup>3</sup> Normalized difference built-up index

<sup>4</sup> Normalized difference water index

<sup>1</sup> Height above the nearest drainage

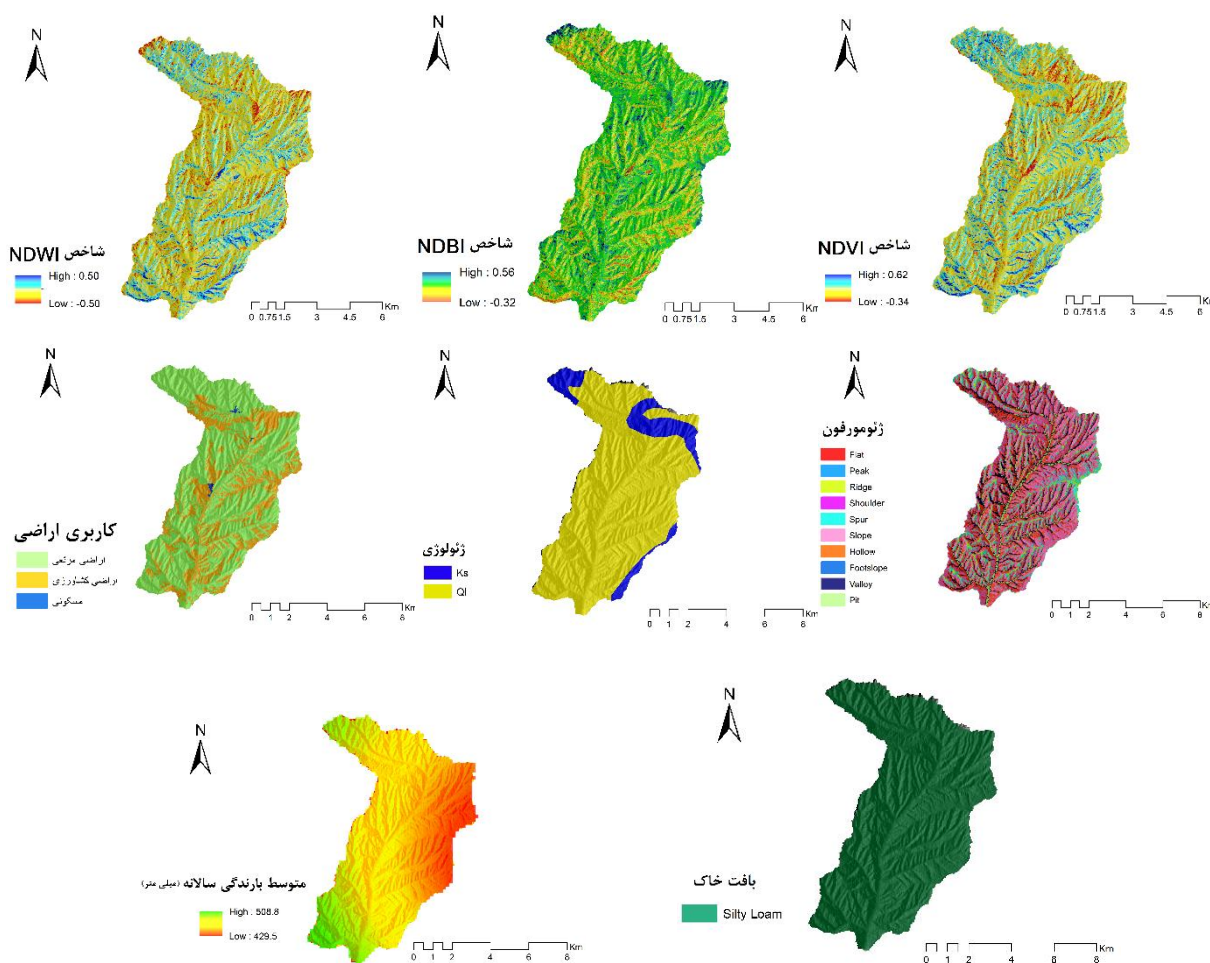
<sup>2</sup> Normalized difference vegetation index



شکل ۳- نقشه عوامل مؤثر در وقوع آبگند در منطقه مورد مطالعه

Figure 3- The map of effective factors in the occurrence of gully erosion in the study area





ادامه شکل ۳- نقشه عوامل مؤثر در وقوع آبگند در منطقه مورد مطالعه  
Continued Figure 3- The map of effective factors in the occurrence of gully erosion in the study area

جدول ۱- مقادیر هم‌خطی عوامل مؤثر در وقوع فرسایش آبگندی حاصل از عامل تورم واریانس (VIF) در محیط پایتون

Table 1- Collinearity values of factors affecting the occurrence of gully erosion using variance inflation factor (VIF) in Python

Factor	Tolerance	VIF	Factor	Tolerance	VIF
DEM	0.01*	5.43*	Cross Curvature	0.58	3.12
Slope	0.66	2.04	Long Curvature	0.52	3.44
Aspect	0.52	2.12	Geomorphon	0.67	1.56
LS	0.91	2.33	Geology	0.98	2.27
NDVI	0.63	1.12	B3	0.02*	6.54*
NDWI	0.12	5.22*	B5	0.03*	5.51*
NDBI	0.12	5.71*	B7	0.02*	6.74*
Average annual rainfall	0.43	1.02	Distance from Road	0.77	1.54
HAND	0.62	2.93	Distance from River	0.87	2.29
TWI	0.64	2.34	Distance from Fault	0.03*	5.62*
Density	0.54	2.65	Landuse	0.52	2.45
Soil Texture	0.41	3.37			

فرمول ریاضی ساده و دقیق است (Phillips et al., 2006). بیان‌گر نحوه انتخاب مهم‌ترین عوامل از بین عوامل مؤثر در وقوع یک رخداد است. پیشرفت‌های اخیر نشان داده است که روش‌ها و نتایج در هر مدل‌سازی محیطی بستگی بسیاری به مقیاس دارد و انتخاب هر کدام باید بر اساس نیازهای مدیریتی باشد (Jurchescu and Grecu, 2015). این فرآیند به‌طور غیرمستقیم در تفکیک مناطق

### ۲-۳- به‌کارگیری تکنیک‌های داده‌کاوی بر اساس وقوع آبگند در گذشته

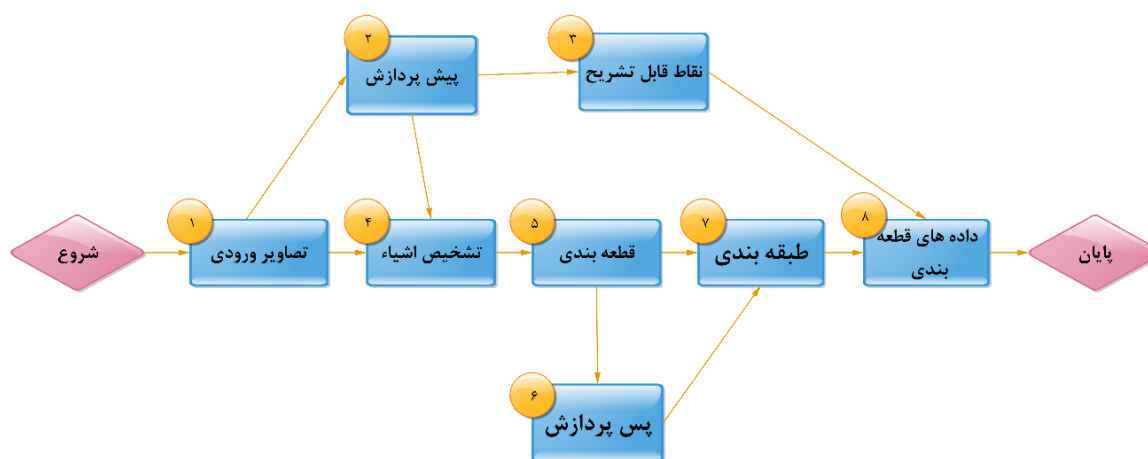
در این پژوهش با استفاده از سه مدل ماشین یادگیری از جمله جنگل تصادفی، حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان نواحی دارای پتانسیل فرسایش آبگندی مدل‌سازی شدند. مدل حداکثر آنتروپی یک الگوریتم یادگیری ماشینی مبتنی بر روش‌های آماری با یک

پارامترهای مدل از طریق فرآیندها<sup>۲</sup> شد که در بخش نتایج بحث خواهند شد.

#### ۲-۴- شناسایی آبکندها با روش تحلیل شیء‌گرا (قطعه‌بندی)

تصاویر ماهواره‌ای QuickBird مربوط به سال ۲۰۲۱ دارای قدرت تفکیک مکانی بالا در میان ماهواره‌های تجاری موجود است. بزرگ‌نمایی مکانی باند پانکروماتیک شش این ماهواره بسته به زاویه از ۶۱ تا ۷۲ سانتی‌متر در نوسان است. این ماهواره علاوه بر باند پانکروماتیک دارای چهار باند دیگر یعنی آبی، سبز، قرمز و مادون قرمز دو نزدیک با بزرگ‌نمایی ۲/۴۴ تا ۲/۸۸ متر است. به‌همین منظور آبکندهای منطقه از طریق پردازش تصاویر QuickBird و طراحی یک مدل نیمه‌خودکار مبتنی بر تحلیل شیء‌گرا شناسایی شدند. برای این منظور از نرم‌افزار Orfeo استفاده شد. کتابخانه<sup>۳</sup> OTB یک کتابخانه متن‌باز است که بسیاری از توابع و عملیات پیش‌پردازش و پس‌پردازش مورد نیاز سنجش‌ازدوری از جمله تصحیح رادیومتریکی، تولید تصاویر قائم‌ترمیم‌یافته، نمونه برداری، تولید تصاویر Pansharpen، قطعه‌بندی، طبقه‌بندی و استخراج عوارض، کشف لبه، کشف تغییرات و غیره را به‌راحتی انجام می‌دهد. سپس از الگوریتم Mean Shift به‌عنوان یک الگوریتم خوشه‌بندی قدرتمند در یادگیری بدون نظارت جهت استخراج نقشه ماهیت تغییرات استفاده شد. در نهایت، با تلفیق نقشه شیء‌گرا و پارامترهای منتخب در نرم‌افزار QGIS، لایه به‌دست آمده جهت انجام مدل‌سازی وارد محیط برنامه‌نویسی پایتون شد. روش تحلیل شیء‌گرا از دو مرحله اصلی قطعه‌بندی و طبقه‌بندی که در ادامه تشریح می‌شوند تشکیل شده است (شکل ۴).

حضور و عدم حضور به مدل کمک می‌نماید. در نهایت مدلی به دست می‌آید که دارای بیش‌ترین قدرت تشخیص مناطق مستعد وقوع آبکند است. مدل جنگل تصادفی نیز یکی از روش‌های یادگیری ماشین است که بر این اساس پایه‌گذاری شده است که با کاهش همبستگی بین متغیرها تأثیر میانگین‌گیری بر کاهش واریانس خروجی مدل بیش‌تر شود (Breiman, 2000; Movahedinasab et al., 2019). این امر با نمونه‌گیری تصادفی از اطلاعات و متغیرها، به‌صورت خودکار و تکرارشونده به‌منظور تولید انبوهی از درختان رگرسیونی انجام می‌شود. مدل ماشین بردار پشتیبان نیز یکی از انواع مدل‌های یادگیری ماشینی نظارت شده است که هم برای طبقه‌بندی و هم رگرسیون پیش‌بینی قابل استفاده است. این الگوریتم بر پایه تئوری یادگیری آماری بنا شده است (Pai and Hong, 2007) و یک طبقه‌بندی‌کننده غیرپارامتریک است که جهت طبقه‌بندی تفکیک گروه‌ها به‌کار می‌رود (Wang, 2005). به‌عبارت دیگر، پس از مشخص شدن عوامل محیطی اثرگذار (متغیرهای مستقل) و آبکندها (متغیر وابسته)، مدل ماشین بردار پشتیبان به تحلیل روابط میان آن‌ها پرداخته و داده‌ها را به گروه‌های متمایزی تقسیم می‌کند (Rahmati, 2016). در این پژوهش برای نوشتن کدهای مربوط به داده‌کاوی از بسته‌های مختلف از جمله Scikit-learn استفاده شد. Scikit-learn یکی از بسته‌های قدرتمند و متن‌باز در زبان برنامه‌نویسی پایتون است که برای اهداف یادگیری ماشین به‌کار می‌رود. برای تعیین اهمیت پارامترهای مهم از خود پارامترهای مدل با روش اهمیت جایگشتی<sup>۱</sup> استفاده شد (Breiman, 2001). همچنین، برای افزایش صحت مدل اقدام به بهینه‌کردن



شکل ۴- مراحل انجام قطعه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای  
Figure 4- The steps for satellite image segmentation

<sup>3</sup> Orfeo toolbox

<sup>1</sup> Permutation importance

<sup>2</sup> Hyperparameters

اعضای قطری ماتریس ابهام و OA صحت کلی طبقه‌بندی است. در رابطه (۵) نیز آن n تعداد کل پیکسل‌های معلوم، k تعداد کلاس‌ها،  $n_{i+}$  مجموع عناصر سطر iام و  $n_{+i}$  مجموع عناصر ستون iام هستند.

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^K n_{ii}}{n} \quad (۴)$$

$$K = \frac{n \sum_{i=1}^K n_{ii} - \sum_{i=1}^k n_{i+} n_{+i}}{n^2 \sum_{i=1}^k n_i + n_{+i}} \quad (۵)$$

### ۳- نتایج و بحث

#### ۳-۱- قطعه‌بندی

نتایج چگونگی استخراج آبکندها در شکل ۵ نشان داده شده است. در این پژوهش همان‌گونه که مشاهده می‌شود، از راهبرد بالا به پایین با مقدار پارامتر مقیاس ۴۰ برای تحلیل قطعات الگوریتم شیء‌گرا استفاده شد. تصویر QuickBird به قطعه‌های بسیار کوچکی تقسیم شده و در نتیجه تعداد قطعات بسیار زیاد بود. با تحلیل نتایج حاصل از امتیازات مختلف پارامترها و به‌کارگیری الگوریتم Mean Shift، میزان تطابق قطعات ایجاد شده با نمونه‌های آموزشی ارزیابی و در نهایت متناسب‌ترین ابعاد شیء‌های تصویری با عوارض موجود در تصویر (جدول ۲)، به‌عنوان سطح قطعه‌بندی برای آشکارسازی تغییرات انتخاب شد. همچنین، نتایج اعتبارسنجی الگوریتم شیء‌گرا بر اساس اطلاعات دقیق مطالعات میدانی آبکندها نشان داد که الگوریتم Mean Shift دارای صحت ۹۱/۳ درصد و ضریب کاپای ۸۴/۵ است، این یافته با نتایج پژوهش Amatya et al. (2021) که با همین الگوریتم زمین‌لغزش‌های نپال را با صحت ۷۰ درصد قطعه‌بندی کرد، مطابقت دارد.

جدول ۲- مقادیر پارامترهای مورد استفاده در قطعه‌بندی تصاویر

Table 2- Values of parameters used in image segmentation			
پارامترها	مقیاس	شکل	فشرده‌گی
وزن لایه‌ها	40	0.3	0.5

دو نوع راهبرد اصلی برای قطعه‌بندی یک تصویر ماهواره‌ای وجود دارد: الف) راهبرد از بالا به پایین که در این راهبرد کاربر درباره این‌که چه نوع عوارضی قرار است از تصویر استخراج شود اطلاع کافی دارد. بنابراین، قبل از اجرای این راهبرد، کاربر باید مطالعات میدانی انجام داده و تجربه کافی در خصوص موقعیت عوارض و یا کاربری‌های مختلف منطقه داشته باشد. ب) راهبرد از پایین به بالا که در این راهبرد، قطعه‌ها بر اساس روش‌های آماری و تشابه میان پیکسل‌ها تشکیل می‌شود. در این حالت قطعه‌های اولیه در هر مرحله بزرگ‌تر شده تا زمانی که الگوریتم مورد استفاده بتواند عارضه را شناسایی کند. در پژوهش حاضر نیز برای تفکیک آبکندها با استفاده از روش قطعه‌بندی، اقدام شده است. همچنین، یک نمونه آبکندها از منطقه به‌صورت دستی شناسایی شده است تا نتایج تحلیل شیء‌گرا ملموس‌تر باشد. قطعه‌بندی تصویر برای آماده‌سازی نقشه‌های پایه‌ای برای پردازش‌های شیء‌گرا بسیار اهمیت دارد. این قطعه‌ها یا شیء‌های ساخته شده در گام بعدی به‌منظور شناسایی عوارض موردنظر (آبکندها)، طبقه‌بندی می‌شوند. در مرحله طبقه‌بندی، ویژگی‌های عوارض مورد نظر، از جمله شکل، فشردگی و مقیاس به‌صورت کمی بررسی شده و آستانه‌هایی برای تفکیک قطعه‌های عوارض مورد نظر از قطعه‌های اطراف تعیین و تعریف می‌شود. در نهایت، در محیط برنامه‌نویسی کولب با ورود تصاویر ماهواره‌ای و نقشه‌های پایه، ابتدا نمونه‌های آبکندها آموزشی و آزمایشی روی تصویر قطعه‌بندی شده شناسایی و ضمن بررسی آن‌ها، شاخص‌های مختلف مربوط به هر کدام از اشیاء متناظر با نمونه آبکندهای آموزشی جهت انتخاب بهترین شاخص برای طبقه‌بندی مورد تحلیل قرار گرفتند (Mohammadi et al, 2019).

یکی از مراحل مهم پس از پردازش، ارزیابی نتایج قطعه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای، با پرستفاده‌ترین معیارهای ارزیابی یعنی صحت کلی و ضریب کاپا می‌باشد. صحت کلی طبق رابطه (۴) و ضریب کاپا بر اساس رابطه (۵) محاسبه شد. در رابطه (۴) k تعداد کلاس‌ها، n تعداد کل پیکسل‌های معلوم در داده،  $n_{ii}$



شکل ۵- نقشه قطعه‌بندی منطقه مورد مطالعه به‌صورت دستی و با نرم‌افزار Orfeo

Figure 5- The map of the study area segmentation, performed manually and using Orfeo software

فراپارامترهای مورد استفاده در سه الگوریتم یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی، حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان در جدول ۳ ارائه شده است. جهت تنظیم فراپارامترها روش‌های مختلفی از جمله جست و جوی تصادفی<sup>۱</sup>، جست و جوی خانه به خانه<sup>۲</sup> و روش بهینه‌سازی بیزین<sup>۳</sup> وجود دارد. در این پژوهش از روش بهینه‌سازی بیزین استفاده شد چون هم سریع است و هم تمام فضای جست و جو پارامترها را پوشش می‌دهد.

۲-۳- ارزیابی مدل‌های داده‌کاوی و شاخص‌های پراهمیت عوامل زیادی وجود دارند که در میزان صحت مدل نهایی تاثیرگذار هستند. یکی از عوامل بسیار مهم بهینه‌سازی فراپارامترها است. هر کدام از روش‌های یادگیری ماشین شامل فراپارامترهایی هستند که به صورت پیش فرض تعیین شده‌اند. در سال‌های اخیر به دلیل علاقمندی به روش‌های پیچیده یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی عمیق، باعث ظهور مبحثی تحت عنوان بهینه‌سازی فراپارامترها شده است (Feurer and Hutter, 2019). نتایج

جدول ۳- فراپارامترها مورد نیاز برای بهینه کردن مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده  
Table 3- The hyperparameters required for optimizing machine learning models used

پارامتر بهینه	پارامترها	فرا پارامتر	الگوریتم
gini	gini, entropy	Criterion	جنگل تصادفی
10	5,10	Max_depth	
None	sqrt, log2, None	Max_features	
4	4,10	Min_samples_leaf	
8	2,8	Min_samples_split	
52	50, 80	N_estimators	
Lbfgs	lbfgs, saga, liblinear	Solver	حداکثر آنتروپی
L2	L2	penalty	
0.0014	1e-3, 1e-2, log-uniform	tol	
4	1, 5	C	
False	True, False	Fit_intercept	
509	500, 750	C	ماشین بردار پشتیبان
rbf	poly, rbf, sigmoid	kernel	

متغیر مؤثری برای مدل‌سازی حساسیت آبکند است. این امر ممکن به نظر می‌رسد زیرا بارندگی منبع اصلی رواناب و یک عامل آغازگر در فرسایش آبکندی است. با توجه به میزان بارندگی زیاد و بارش‌های سیلابی در منطقه در ماه مارس سال ۲۰۱۹ و پوشش گیاهی کم، افزایش سریع فرسایش آبکندی در منطقه رخ داده است. چرا که بارش باران و اثرات آن بر زمین می‌تواند باعث رواناب و فرسایش خاک شود. در حقیقت در منطقه مورد مطالعه رژیم بارندگی به گونه‌ای است که شدت بارندگی زیاد و مدت زمان آن کوتاه است (Yaghoobi et al., 2023). این عوامل منجر به افزایش فرسایش شده و به استقرار آبکندها کمک کرده است. نتایج این بخش با نتایج مطالعه Wang, Avand et al. (2019)، et al. (2022)، Han et al. (2022)، Tang et al. (2022) و Manstretta et al. (2023) و Lana (2023) مطابقت دارد.

مناطق نزدیک به رودخانه‌ها سیستم‌های زهکشی توسعه یافته‌تری دارند که جریان و سرعت آب را افزایش می‌دهد و در نتیجه فرسایش آبکندی را در پی دارد. این واقعیت در نتایج این مطالعه منعکس شده است، زیرا دومین عامل مهم در روند مدل‌سازی است و با بررسی بصری نقشه حساسیت آبکندی

با توجه به تمرکز آبکندها در شرق استان گلستان در این پژوهش به بررسی پراهمیت‌ترین شاخص‌های مؤثر در وقوع فرسایش آبکندی پرداخته شد. چرا که برای مقابله با مشکل فرسایش آبکندی، شناخت شاخص‌های وقوع ضروری است. شکل ۶ میزان مشارکت هریک از شاخص‌های مؤثر در وقوع آبکند را در هر سه مدل مذکور نمایش می‌دهد. جهت شناخت شاخص‌های مهم در مدل جنگل تصادفی می‌توان به پراهمیت‌ترین آن‌ها از جمله بارندگی، فاصله از رودخانه، HAND، فاصله از جاده و دره اشاره کرد. در مدل حداکثر آنتروپی نیز مؤثرترین شاخص‌ها فاصله از رودخانه، شاخص HAND، بارندگی و فاصله از جاده در نظر گرفته شد. در مقابل در مدل ماشین بردار پشتیبان شاخص‌های فاصله از رودخانه، شاخص HAND، کاربری مرتع و بارندگی مؤثرترین شاخص‌ها در وقوع آبکند لحاظ شدند. نتایج ارزیابی‌ها نشان می‌دهد که بارندگی در ناحیه مورد مطالعه به‌عنوان یکی از مهم‌ترین شاخص‌ها در پیش‌بینی و تعیین وضعیت آب و هوا، رشد گیاهان و جریان آب در رودخانه‌ها تأثیرگذار است و می‌تواند به‌عنوان شاخصی برای پیش‌بینی وقوع فرسایش آبکندی، فرسایش خاک و سیلاب در نظر گرفته شود. در واقع بارندگی

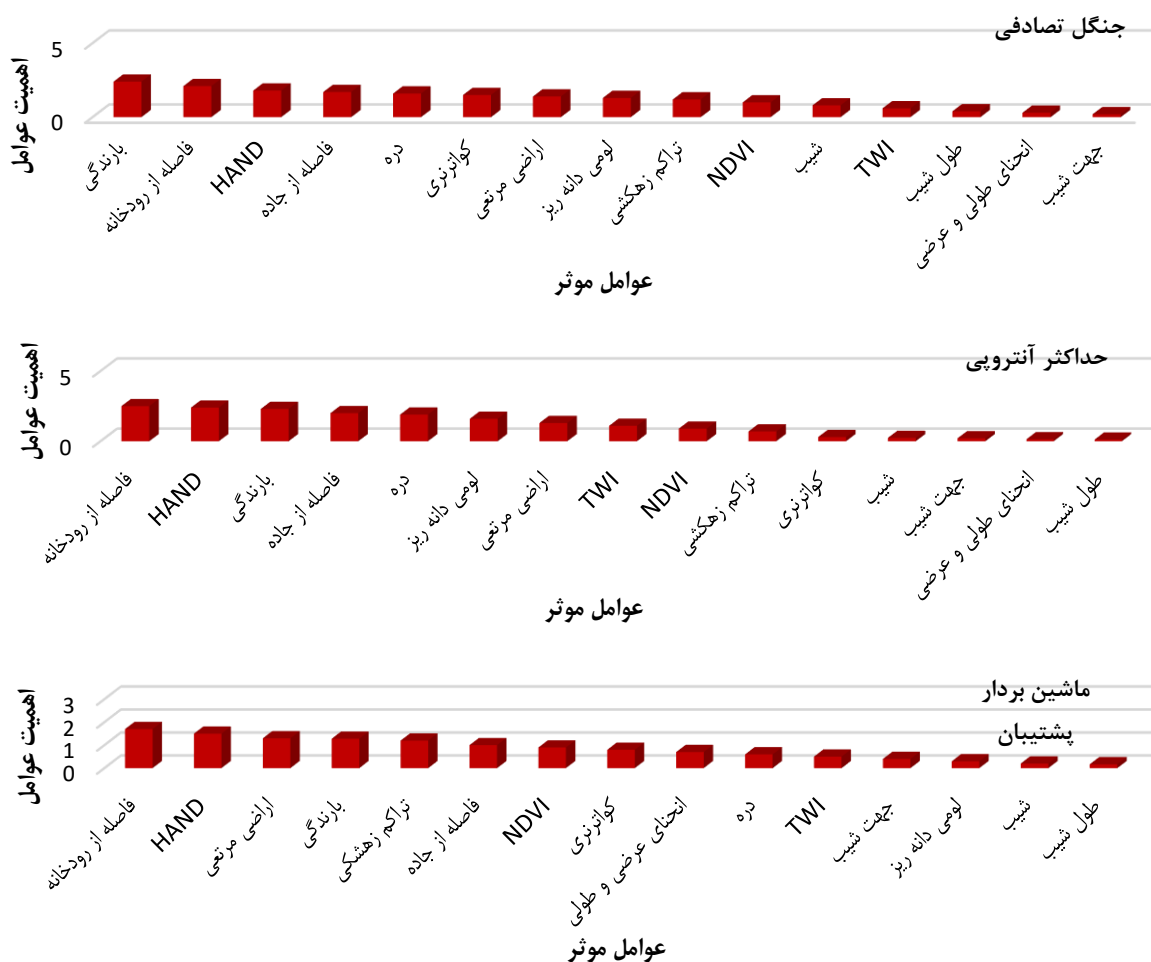
<sup>3</sup> Bayesian optimization

<sup>1</sup> Random search

<sup>2</sup> Grid search

۰/۶۳-۳۲/۲۹ متری است نتایج این شاخص با نتایج پژوهش (Kornejadi et al. 2018) مطابقت دارد. جاده‌ها نیز پروژه‌های انسانی هستند که به‌طور مصنوعی رواناب سطحی را از سایر حوزه‌های آبخیز به داخل حوزه آبخیز متمرکز می‌کنند و سرعت آن را افزایش می‌دهند و می‌تواند یک عامل تشدیدکننده در فرسایش آب‌کندی باشد (Nyssen et al. 2002). این واقعیت نیز توسط نتایج پژوهش حاضر مشاهده و تأیید شده است. از این‌رو، فرسایش آب‌کندی پس از ساخت جاده افزایش می‌یابد. چرا که بیش‌تر آب‌کندهای رخ‌داده در فاصله ۸/۸-۳۲۳/۸ متری جاده اتفاق افتاده‌اند که با نتایج پژوهش Arabameri et al. (2018c) هم‌خوانی دارد. هم‌چنین، آب‌کندها در منطقه مورد مطالعه در جهت های جنوب و جنوب شرقی و در کم‌ترین شیب منطقه بین ۰/۸۲-۳۱/۸ درصد حضور داشته‌اند. در این پژوهش شیب و جهت شیب از عوامل کم‌اهمیت در وقوع آب‌کندها به حساب آمدند که با نتایج (Omid et al. 2023) در همین محدوده مطالعاتی روی فرسایش آب‌کندی انجام شده است هم‌خوانی دارد.

به‌دست آمده توسط مدل جنگل تصادفی، می‌توان دریافت که مناطق نزدیک به سیستم رودخانه حساسیت بیش‌تری به این نوع فرسایش دارند. هم‌چنین این امر را می‌توان با این واقعیت توضیح داد که رودخانه با عمل و فرسایش زیربنایی خود، تعادل شیب‌های مشرف به آبراهه را به هم می‌زند و حساسیت به فرسایش را در حاشیه رودخانه افزایش می‌دهد (Gutierrez et al. 2015). به‌طوری‌که بیش‌تر آب‌کندها در فاصله ۳/۹-۱۲۹/۸ متری از رودخانه رخ داده‌اند که نتایج این پژوهش با نتایج Azareh et al. (2019) و Omid et al. (2023) هم‌سو است. شاخص دره‌ها به‌عنوان یک لندفرمی از شاخص ژئومورفون نشان‌دهنده بیش‌ترین حساسیت به فرسایش آب‌کندی است. چرا که دره‌ها در عمق ۴۸/۵ تا ۱۰۹/۸ متری از سطح دره‌ها دارای بیش‌ترین فرسایش‌پذیری هستند که با نتایج پژوهش (Mokarami et al. 2017) هم‌خوانی دارد. با استفاده از شاخص HAND نواحی با ارتفاعات بالا و سرعت جریان آب بیش‌تر را می‌توان شناسایی و نواحی که در معرض فرسایش آب‌کندی بیش‌تری هستند را تعیین کرد. بیش‌ترین وقوع آب‌کندها در شاخص HAND در فاصله

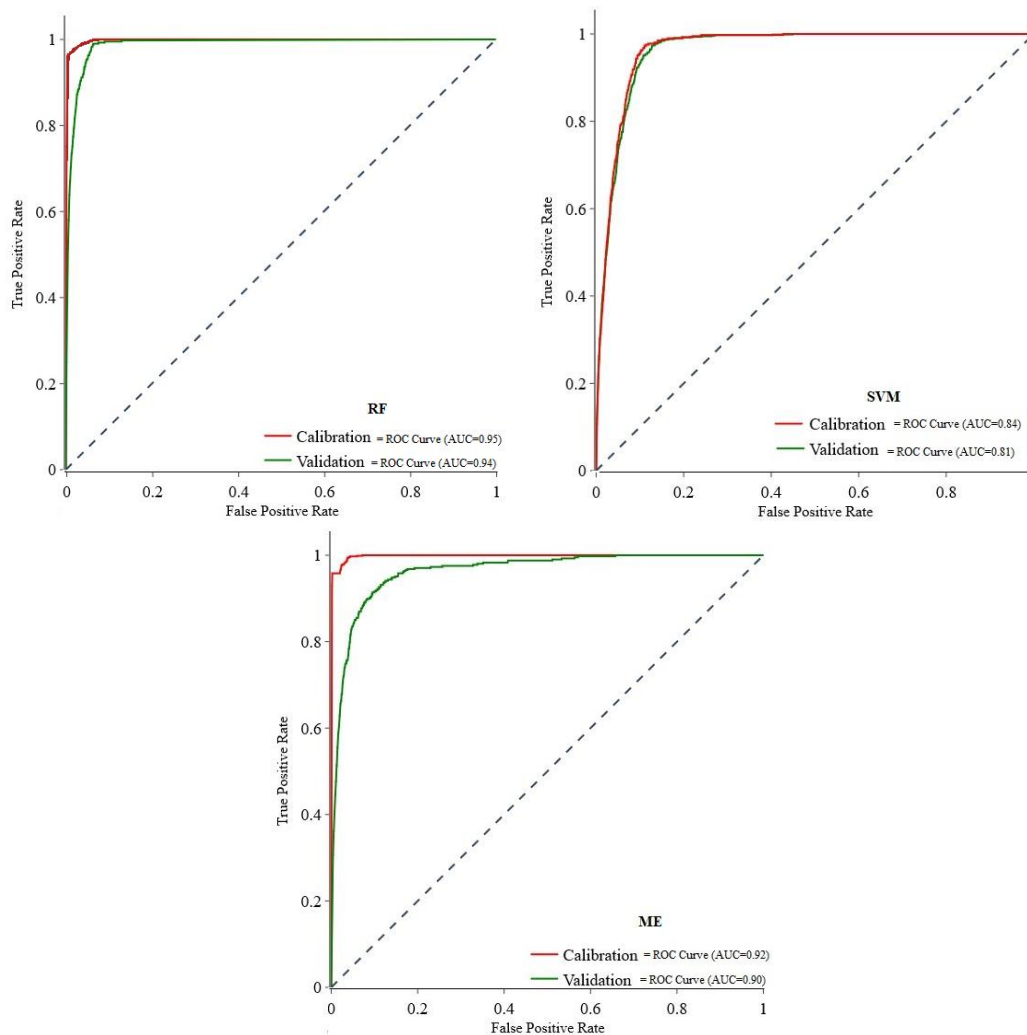


شکل ۶- میزان مشارکت پارامترها در وقوع آب‌کندهای منطقه با مدل جنگل تصادفی، حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان  
Figure 6- The contribution of parameters in the occurrence of gullies in the area using the random forest, Maximum Entropy, and Support Vector Machine models

## ۳-۳- اعتبارسنجی حساسیت فرسایش آبکندی

پس از اجرای مدل، باید به بررسی کارایی آن پرداخت. در این مرحله، با استفاده از داده‌های اعتبارسنجی و شاخص مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC<sup>۱</sup>)، عملکرد مدل بررسی می‌شود (Azareh et al. 2019). به‌طور کلی، نتایج پژوهش حاضر نشان می‌دهد که مدل‌های داده‌کاوی جنگل تصادفی، حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان صحت قابل‌قبولی در نقشه‌برداری از حساسیت به فرسایش آبکندی در منطقه مورد مطالعه دارند، به طوری که نتایج ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌های مورد استفاده نشان می‌دهد که در مدل جنگل تصادفی مساحت زیر منحنی (AUC<sup>۲</sup>) در دو مرحله آموزش و اعتبارسنجی به ترتیب برابر با ۰/۹۵ و ۰/۹۴ درصد است که نسبت به دو مدل حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان کارایی خیلی بهتری در پهنه‌بندی حساسیت منطقه به فرسایش آبکندی در منطقه مطالعاتی دارد (شکل ۷). مقایسه نتایج حاصل از ارزیابی مدل ROC با مطالعات Zanganeh Asadi et

al. (2022) نشان از قوی بودن و کارایی بالای مدل جنگل تصادفی است. در مقایسه با مدل‌های جایگزین، مدل جنگل تصادفی، توانایی قوی در اعتبارسنجی مجموعه داده‌های بزرگ را دارد. همچنین، توانایی ارزیابی مسائل و خطرات محیطی برای هر منطقه را دارد. یکی از مزایای این مدل این است که می‌تواند با استفاده از متغیرهای ورودی متعدد بدون حذف متغیر و چندین مجموعه دیگر از کلاس‌هایی که صحت پیش‌بینی بالایی دارند، پشتیبانی کند که با نتایج Sepahvand and Beiranvand (2024) تطابق دارد. صحت طبقه‌بندی این مدل تحت تأثیر عوامل مختلفی مانند محدوده، مقیاس، نوع فایل و دقت فایل کامپیوتری است. همچنین مدل جنگل تصادفی توانایی استفاده از متغیرهای توضیحی در فرآیند مدل‌سازی را دارد. این الگوریتم قادر است یک مجموعه داده بزرگ را مدیریت و مدل‌سازی کند و با استفاده از الگوریتم‌های درخت چنگانه، پیش‌بینی‌های تکراری هر پدیده را ترکیب کند (Avand et al., 2019).



شکل ۷- نمودار ROC برای ارزیابی الگوریتم جنگل تصادفی

Figure 7- ROC diagram for random forest algorithm evaluation

<sup>2</sup> Area under the curve

<sup>1</sup> Receiver operating characteristic

حداکثر آنتروپی مساحت کلاس‌های خیلی کم و کم به ترتیب برابر با ۴۲۴۸/۱۸ و ۱۸۶/۴۷ هکتار است که نشان‌دهنده مساحت قابل توجهی از منطقه در طبقه خیلی کم از وقوع فرسایش آبکندی است. کلاس متوسط با مساحت ۱۶۵۶/۴۴ هکتار مساحت بسیار کم‌تری نسبت به مدل جنگل تصادفی به خود اختصاص داده است. طبقات زیاد و خیلی زیاد با مساحت ۱۹۴/۵۳ هکتار مناطق بسیار کمی را دربرگرفته‌اند (جدول ۴).

### ۳-۴ - پهنه‌بندی حساسیت فرسایش آبکندی

نتایج طبقه‌بندی حساسیت فرسایش آبکندی در پنج طبقه خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد (شکل ۸) نشان داد که در مدل جنگل تصادفی، ۳۶۲۵/۹۳، ۵۴۶/۰۲، ۹۶۵/۰۵، ۳۵۱/۲۰ و ۱۹۳/۰۳ هکتار به ترتیب در طبقات خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد قرار گرفته است. به طوری که ۵۴۴/۲۳ هکتار از منطقه در خطر فرسایش زیاد و خیلی زیاد قرار دارد. در مقابل در مدل

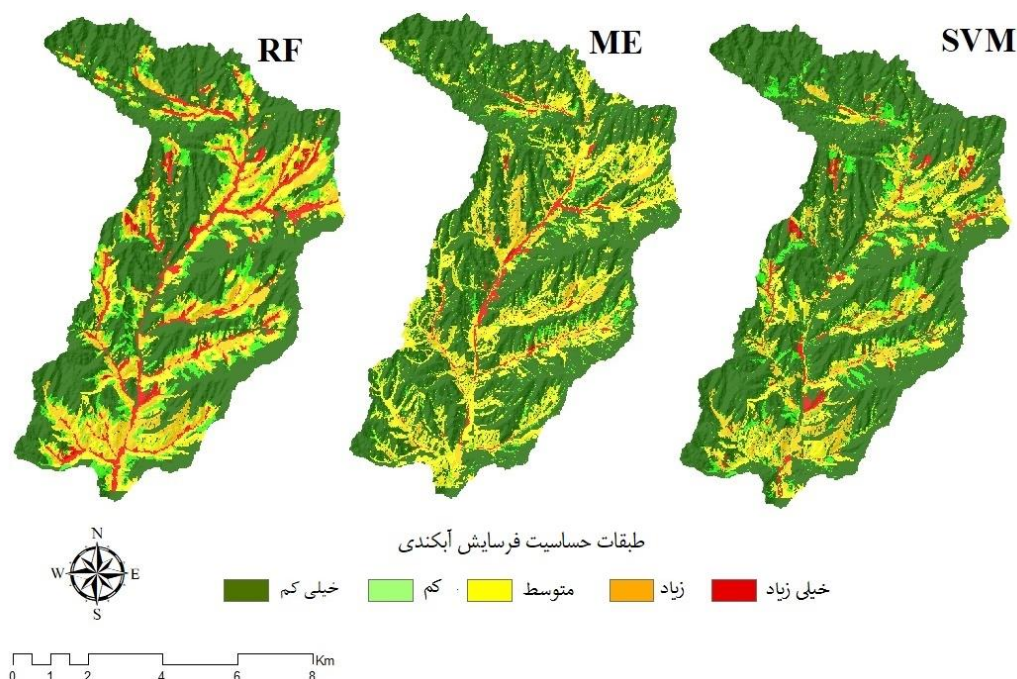
جدول ۴- مقایسه مساحت طبقات مختلف در سه مدل جنگل تصادفی، حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان

Table 4- Comparison of the area of different classes in three models: random forest, Maximum Entropy, and Support Vector Machine

ماشین بردار پشتیبان	حداکثر آنتروپی	جنگل تصادفی	طبقات
۵۷۴۶/۷۶	۴۲۴۸/۱۸	۳۶۲۵/۹۳	خیلی کم
۲۱۳/۱۹	۱۸۶/۴۷	۵۴۶/۰۲	کم
۲۰۳/۳۵	۱۶۵۶/۴۴	۹۶۵/۰۵	متوسط
۵۲/۸۳	۹۷/۲۷	۳۵۱/۲۰	زیاد
۶۹/۴۸	۹۷/۲۶	۱۹۳/۰۳	خیلی زیاد

نهایت، نقشه‌های حساسیت فرسایش آبکندی نشان می‌دهند که مدل جنگل تصادفی توانسته است آبکندهای منطقه مورد مطالعه را بهتر شناسایی کند. (Movahedinasab et al. (2019 با ارزیابی روش‌های آماری و داده‌کاوی در پهنه‌بندی خطر فرسایش آبکندی در اراضی لسی استان گلستان به این نتیجه رسیدند که مدل جنگل تصادفی از کارایی بهتری برخوردار است که با نتایج این پژوهش هم‌خوانی دارد.

در مدل ماشین بردار پشتیبان بیش‌ترین مساحت منطقه با ۵۷۴۶/۷۶ هکتار در کلاس خیلی کم و کم‌ترین مساحت با ۵۲/۸۳ هکتار در طبقه زیاد قرار گرفته است. با توجه به نتایج، مشخص شد که مدل‌های حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان در مقایسه با مدل جنگل تصادفی نتوانسته‌اند به خوبی حساسیت فرسایش آبکندی منطقه را به تفکیک طبقات مختلف، شناسایی کنند. این نتایج به معنی اهمیت انتخاب دقیق و اعتبارسنجی مدل‌ها برای مسائل خاص و داده‌های مشخص می‌باشند. در



شکل ۸- نقشه پهنه‌بندی حساسیت فرسایش آبکندی با سه الگوریتم داده‌کاوی RF، ME و SVM

Figure 8- The map of gully erosion sensitivity zoning using three data mining algorithms RF, ME, and SVM

## ۴- نتیجه‌گیری

فرسایش آبکندی در حوزه آبخیز سد بوستان به دلیل بارش‌های سیلابی در سال‌های گذشته به‌عنوان یک خطر برای این منطقه شناخته شده است. این مسئله نیازمند پژوهش‌های گسترده برای بررسی عوامل تأثیرگذار بر وقوع این فرسایش است. از آنجایی که فرسایش آبکندی در این منطقه به عوامل مختلفی، از جمله فعالیت‌های انسانی، عوامل توپوگرافی و اقلیمی، بستگی دارد، پژوهش‌های زیادی برای بررسی این عوامل و تأثیر آن‌ها بر وقوع فرسایش آبکندی لازم است. در پژوهش حاضر، با بررسی ۸۱ آبکند و ۲۳ متغیر مؤثر بر وقوع فرسایش آبکندی و انجام تحلیل هم‌خطی بین متغیرها، نقشه پهنه‌بندی حساسیت منطقه با استفاده از فن شیء‌گرا و الگوریتم‌های داده‌کاوی تهیه شد. بعد از بررسی روابط هم‌خطی متغیرهای ورودی، مقدار تورم واریانس هفت عامل از جمله فاصله از گسل، ارتفاع، NDBI، NDWI، B3، B5 و B7، به ترتیب ۵/۶۱، ۵/۴۱، ۵/۷۳، ۵/۲۱، ۵/۲۵، ۵/۱۵ و ۶/۷۲ بالاتر از پنج به‌دست آمد که از مرحله مدل‌سازی حذف شدند. لازم به ذکر است که، باندهای B5، B3 و B7 به دلیل حساسیت کمی که به تغییرات در پوشش گیاهی و خاک دارند ممکن است توسط عوامل دیگر مانند ابرها و مه مسدود شوند. بنابراین، به دلیل انحراف در مدل‌سازی حذف شدند. سپس با ۱۶ عامل باقی‌مانده یادگیری ماشین با سه الگوریتم RF، ME و SVM انجام شد. از کل آبکندهای مورد مطالعه ۷۰ درصد جهت آموزش و ۳۰ درصد به‌عنوان اعتبارسنجی وارد مدل شدند. کدنویسی مربوط به داده‌کاوی در محیط برنامه‌نویسی پایتون (کولب) صورت گرفت. نتایج روش شیء‌گرا در نرم‌افزار Orfeo نیز نشان داد که این روش با صحت ۹۱/۳ درصد توانسته است به خوبی آبکندها را شناسایی و در صحت نقشه‌های یادگیری ماشین بسیار مؤثر باشد. سپس با توجه به شاخص‌های انتخاب شده در مدل‌های مورد بررسی، نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت فرسایش آبکندی تهیه شد. نتایج حاکی از عملکرد مناسب مدل جنگل تصادفی در پهنه‌بندی حساسیت فرسایش آبکندی است. در مقایسه با دو مدل حداکثر آنتروپی و ماشین بردار پشتیبان، منحنی ROC نشان داد که مدل جنگل تصادفی در برآورد مناطق دارای حساسیت فرسایش آبکندی در مرحله آموزش و اعتبارسنجی به ترتیب با صحت ۰/۹۵ و ۰/۹۴ درصد عملکرد رضایت بخش‌تری داشته است. بین شاخص‌های تأثیرگذار در وقوع آبکند پراهمیت‌ترین

شاخص‌ها با مدل جنگل تصادفی، شاخص بارندگی، فاصله از رودخانه، شاخص HAND، فاصله از جاده و دره به‌دست آمد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد که عامل بارش سیلابی تأثیر معناداری بر وقوع فرسایش آبکندی منطقه مورد مطالعه دارد. بیش‌تر آبکندها در مسیرهای منتهی به آبراهه یا در مجاورت آبراهه رخ می‌دهند. به دلیل تمرکز جریان‌های سطحی و زیرسطحی منطقه به سمت آبراهه‌ها و رودخانه‌ها، عامل فاصله از آبراهه یکی از متغیرهای مهم تأثیرگذار بر وقوع فرسایش آبکندی است. همچنین، مشارکت بالای شاخص HAND در فرآیند مدل‌سازی حساسیت منطقه مطالعاتی نسبت به سایر شاخص‌های فرعی مستخرج از DEM که معمولاً به بخشی از اطلاعات توپوگرافیکی یا هیدرولوژیکی اشاره دارند (مانند شاخص‌های LS، TWI، شیب، انحناهای طولی و عرضی دامنه)، بیان‌گر کاربرد امیدوارکننده این عامل در پژوهش‌های مرتبط با خطرات طبیعی بوده است. در خصوص عامل فاصله از جاده نیز پژوهش‌ها نشان داد که مناطق مجاور جاده‌ها بیش‌تر در معرض وقوع فرسایش آبکندی هستند. مطالعات میدانی این مسئله را به‌صورت واضح تأیید نمود. همچنین، از آن‌جاکه دره‌ها شرایط مساعدی برای جریان آب سریع و فرسایش فراهم می‌کنند، خطر فرسایش آبکندی در این مناطق بیش‌تر است. به‌منظور کاهش این خطر، اقداماتی مانند کنترل جریان آب، استحکام بخشی به دیواره‌ها و کف دره و احداث سازه‌های پایدار در دره‌ها مورد نیاز است. همچنین، اقداماتی مانند برداشت و نگهداری آبستگي، بازسازی گیاهان و استفاده از روش‌های کشاورزی پایدار می‌تواند در کاهش وقوع فرسایش آبکندی در دره‌ها مؤثر باشد. به همین منظور شناسایی و پیش‌بینی مناطق مستعد فرسایش آبکندی می‌تواند در کاهش اثرات تخریبی این نوع فرسایش و جلوگیری از پیشروی آن‌ها در آینده مفید و کمک قابل توجهی به مردم منطقه کند.

## سپاسگزاری

این مقاله از نتایج رساله دکتری در قالب یک طرح پژوهشی با شناسه طرح ۹۹۰۲۷۵۳۲ استخراج شده است؛ بنابراین، نویسندگان این مقاله از همکاری‌های ارزشمند بنیاد ملی علم ایران (صندوق حمایت از پژوهش‌گران کشور) جهت حمایت مالی در اجرای این طرح کمال تشکر و قدردانی را دارند.



## تضاد منافع نویسندگان

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

## دسترسی به داده‌ها

تمامی اطلاعات و نتایج در متن مقاله ارائه شده است.

## مشارکت نویسندگان

ثریا یعقوبی: مفهوم‌سازی، انجام تحلیل‌های نرم‌افزاری، نگارش نسخه اولیه مقاله؛ محسن حسینعلی‌زاده و چوقی بایرام کمکی: راهنمایی، ویرایش و بازبینی مقاله، کنترل نتایج؛ علی نجفی‌نژاد و حمیدرضا پورقاسمی: مشاوره، بازبینی متن مقاله و تحلیل‌های نتایج.

## منابع

رحمتی، امید (۱۳۹۵). ارزیابی کارایی الگوریتم شیء‌گرا در طبقه‌بندی لندفرم‌های ژئومورفولوژیکی و مدل‌سازی استعداد وقوع آبکندها بر اساس تکنیک‌های داده‌کاوی (RF، SVM، ME و BRT) در حوزه آبخیز کشکان-پلدختر. رساله دکتری علوم و مهندسی آبخیزداری، دانشگاه لرستان.

زنگنه اسدی، محمدعلی، ناعمی تبار، مهناز، و زندی، رحمان (۱۴۰۰). بررسی پتانسیل مناطق مستعد فرسایش با مدل‌های ICONA، ماشین بردار پشتیبان، چاید و جنگل تصادفی (مطالعه موردی: حوضه گناباد). *جغرافیا و مخاطرات محیطی*، ۱۰(۴)، ۹۳-۱۱۲. doi:10.22067/geoh.2021.71162

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(۳)، ۲۶۱-۲۷۸. doi:10.22098/mmws.2023.12678.1263

شهبابی، هیمین، امیری، زانیار، و شیرزادی، عطاله (۱۴۰۱). پیش‌بینی حساسیت فرسایش آبکنده و مخاطرات آن در حوزه آبخیز کلوچه بیجار با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی‌کننده مکانی. *مدیریت مخاطرات محیطی*، ۹(۲)، ۸۹-۱۰۷. doi:10.22059/jhsci.2022.348010.742

شیرآقایی، فاطمه (۱۴۰۱). تغییرات مکانی توزیع اندازه ذرات خاک و رسوب و پایداری خاکدانه در امتداد دیواره و بستر رودخانه گرگانرود بالادست روستای شیخ لر. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

integrated geographically weighted regression with certainty factor and random forest models in GIS. *Environmental Management*, 232, 928-942. doi:10.1016/j.jenvman.2018.11.110.

Arabameri, A., Pradhan, B., Pourghasemi, H., Rezaei, K., & Kerle, N. (2018a). Spatial modeling of gully erosion using GIS and R programming: a comparison among three data

عرب عامری، علیرضا، رضایی، خلیل، یمانی، مجتبی، و شیرانی، کوروش (۱۳۹۷). پهنه‌سازی نقشه حساسیت نسبت به فرسایش آبکنده با استفاده از روش‌های تلفیقی آماری داده‌محور (مطالعه موردی: حوزه طرود- نجارآباد). *پژوهش‌های دانش زمین*، ۱۰(۳۷)، ۱۸-۳۸. doi:10.52547/esrj.10.1.18.38-18

عرب‌عامری، علیرضا، رضایی، خلیل، و یمانی، مجتبی (۱۳۹۷). تحلیل پارامترهای ژئومحیطی و پهنه‌بندی حساسیت به فرسایش خندقی در حوضه طرود با استفاده از روش شواهد وزن قطعی. *مرتع و آبخیزداری*، ۱۷(۱)، ۹۷-۱۱۴. doi:10.22071/gsj.2018.114756.1374

محمدی، پناه، احمدی، عباس، فیضی‌زاده، بختیار، جعفرزاده، علی‌اصغر، و رحمتی، محمدمهدی (۱۳۹۸). ارائه مدل نیمه اتوماتیک مبتنی بر آنالیز شیء‌گرا به‌منظور تهیه نقشه پراکنش فرسایش آبکنده (مطالعه موردی: حوزه آبخیز لبقوان). *پژوهش‌های حفاظت آب و خاک*، ۲۶(۳)، ۲۹. doi:10.22069/jwsc.2019.15753.3093

مددی، عقیل، اصغری سراسکانرود، صیاد، نگهبان، سعید، و مرحمت، مهری (۱۴۰۱). ارزیابی حساسیت فرسایش آبکنده با استفاده از مدل حداکثر آنتروپی در حوضه آبخیز رودخانه شور (شهرستان مهر). *جغرافیا و مخاطرات محیطی*، ۱۱(۳)، ۱۲۳-۱۴۵. doi:10.22067/geoh.2022.76707

مکرمی، مرضیه، درویشی بلورانی، علی، و نگهبان، سعید (۱۳۹۶). ارتباط ویژگی‌های مورفومتری حوضه‌های آبخیز و فرسایش‌پذیری در سطوح مختلف ارتفاعی با استفاده از شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، سپهر، ۲۶(۱۰۱)، ۱۳۲.

موحدی نسب، سمیه، فتح آبادی، ابوالحسن، سیدیان، سید مرتضی، و حشمت‌پور، علی (۱۳۹۸). ارزیابی روش‌های آماری و داده‌کاوی مکانی در پهنه‌بندی خطر فرسایش خندقی در اراضی لسی استان گلستان. *مرتع و آبخیزداری*، ۱۷(۱)، ۲۴۱-۲۶۱. <https://civilica.com/doc/624645/>

نیک‌پور، نورالله، فتوحی، صمد، نگارش، حسین، و سیستانی، مسعود (۱۳۹۶). مورفومتری فرسایش آبکنده و عوامل مؤثر بر ایجاد و گسترش آن (حوضه دشت چم فاضل در جنوب غرب استان ایلام). *تحلیل فضایی مخاطرات محیطی*، ۴(۱)، ۹۷-۱۱۲. <http://jsaeh.khu.ac.ir/article-1-2696-fa.html>

یعقوبی، ثریا، کمکی، چوقی بایرام، حسینعلی‌زاده، محسن، نجفی‌نژاد، علی، پورقاسمی، حمیدرضا، و فرامرزی مرزبان (۱۴۰۲). تحلیل فراوانی حداکثر بارش روزانه و تعیین مناسب‌ترین توابع توزیعی در حوزه آبخیز سد بوستان، استان گلستان. *علوم آب و خاک*، ۱(۱)، ۵۹-۸۱. doi:10.47176/jwss.27.1.48871

## References

Amatya, P., Kirschbaum, D., Stanley, T., & Tanyas, H. (2021). Landslide mapping using object-based image analysis and open source tools. *Engineering Geology*, 282, 106000. doi:10.1016/j.enggeo.2021.106000

Arabameri, A., Pradhan, B., & Rezaei, K. (2019). Gully erosion zonation mapping using

- mining algorithms. *Applied Sciences*. 8(8), 1369. doi:10.3390/app8081369
- Arabameri, A., Rezaei, KH., & Yamani, M. (2018b). Analysis of geo-environmental parameters and gully erosion susceptibility mapping in Toroud Watershed using data-driven EBF method. *Range and Watershed Management*, 71(1), 97-114. doi:10.22071/gsj.2018.114756.1374. [In Persian]
- Arabameri, A., Rezaei, Kh., Yamani, M., & Shirani, K. (2018c). Optimization of the sensitivity map to gully erosion using data-driven statistical integrated methods (Case study: Toroud-Najjarabad Basin). *Earth Science Research*, 10(37), 18-38. doi:10.52547/esrj.10.1.18. [In Persian]
- Avand, M., Janizadeh, S., Naghibi, S.A., Pourghasemi, H.R., Khosrobeigi Bozchaloei, S., & Blaschke, T. (2019). A comparative assessment of random forest and k-nearest neighbor classifiers for gully erosion susceptibility mapping. *Water*, 11(10), 2076. doi:10.3390/w11102076
- Azareh, A., Rahmati, O., Rafiei-Sardooi, E., Sankey, J.B., Lee, S., Shahabi, H., & Ahmad, B. (2019). Modeling gully-erosion susceptibility in a semi-arid region, Iran: Investigation of applicability of certainty factor and maximum entropy models. *Science of The Total Environment*, 655, 684-696. doi:10.1016/j.scitotenv.2018.11.235
- Bennett, S.J., & Wells, R.R. (2019). Gully erosion processes, disciplinary fragmentation, and technological innovation. *Earth surface Processes and Landforms*, 44(1), 46-53. doi:10.1002/esp.4522.
- Blaschke T., Feizizadeh B., Holbling D. (2014). Object- Based image analysis and digital terrain analysis for locating landslides in the Urmia Lake Basin, Iran. *Selected Topics In Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(12), 4806-4817. doi:10.1109/JSTARS.2014.2350036
- Blaschke, T. (2003). Object-based contextual image classification built on image segmentation. In *Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data*, 2003 IEEE Workshop. 113-119. doi:10.1109/WARSD.2003.1295182.
- Breiman, L. (2000). Some infinity theory for predictor ensembles. *Technical Report 579*, Statistics Department UCB.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5-32.
- Chen, G., Weng, Q., Hay, G.J., & He, Y. (2018a). Geographic object-based image analysis (GEOBIA): emerging trends and future opportunities. *GIScience & Remote Sensing*, 55(2), 159-182. doi:10.1080/15481603.2018.1426092
- Chen, Y., Ming, D., Zhao, L., Lv, B., Zhou, K., & Qing, Y. (2018b). Review on high spatial resolution remote sensing image segmentation evaluation. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 84(10), 629-646. doi:10.14358/PERS.84.10.629
- Conforti, M., Aucelli, P.P., Robustelli, G., & Scarciglia, F. (2011). Geomorphology and GIS analysis for mapping gully erosion susceptibility in the Turbolo stream catchment (Northern Calabria, Italy). *Natural Hazards*, 56(3), 881-898. doi:10.1007/s11069-010-9598-2
- Conoscenti, C., Angileri, S., Cappadonia, C., Rotigliano, E., Agnesi, V., & Märker, M. (2014). Gully erosion susceptibility assessment by means of GIS-based logistic regression: A case of Sicily (Italy). *Geomorphology*, 204(1), 399-411. doi:10.1016/j.geomorph.2013.08.021
- FAO & ITPS. (2015). Status of the World's Soil Resources (Main Report). FAO, Pp. 608.
- Feurer, M., & Hutter, F. (2019). Hyperparameter optimization. *Automated machine learning: Methods, Systems, Challenges*, 3-33. doi:10.1007/978-3-030-05318-5\_1
- Goodwin, N.R., Armston, J.D., Muir, J., & Stiller, I. (2017). Monitoring gully change: A comparison of airborne and terrestrial laser scanning using a case study from Aratula, Queensland. *Geomorphology*, 282, 195-208. doi:10.1016/j.geomorph.2017.01.001
- Gutierrez, A., Conoscenti, C., Angileri, S.E., Rotigliano, E., & Schnabel, S. (2015) Using topographical attributes to evaluate gully erosion proneness (susceptibility) in two mediterranean basins: advantages and limitations. *Natural Hazards*, 79(1), 291-314. doi:10.1007/s11069-015-1703-0
- Gutierrez, A.G., Schnabel, S., & Felicísimo, A.M., (2010). Modeling the occurrence of gullies in rangelands of southwest Spain. *Earth Surface Process. Landforms*, 34(14), 1894-1902. doi:10.1002/esp.1881
- Han, J., Guzman, J.A., & Chu, M.L. (2022). Gully erosion susceptibility considering spatiotemporal environmental variables: Midwest US region. *Hydrology: Regional Studies*, 43, 101196. doi:10.1016/j.ejrh.2022.101196
- Hossain, M.D., & Chen, D. (2019). Segmentation for Object-based image analysis (OBIA): A review of algorithms and challenges from remote sensing perspective. *Photogrammetry and Remote Sensing*, 150, 115-134. doi:10.1016/j.isprsjprs.2019.02.009
- Hosseinalizadeh, M., Kariminejad, N., Chen, W., Pourghasemi, H.R., Alinejad, M., Mohammadian Behbahani, A., & Tiefenbacher, J.P. (2019).

- Spatial modeling of gully headcuts using UAV data and four best-first decision classifier ensembles (BFTree, Bag-BFTree, RS-BFTree, and RF-BFTree). *Geomorphology*, 329, 184–193. doi:10.1016/j.geomorph.2019.01.006
- Jurchescu, M., & Grecu, F. (2015). Modeling the occurrence of gullies at two spatial scales in the Olteț Drainage Basin (Romania). *Natural Hazards*, 79(1), 255-289. doi:10.1007/s11069-015-1981-6
- Kirkby, M.J., & Bracken, L.J. (2009). Gully processes and gully dynamics. *Earth Surface Process and Landforms*. 34, 1841–1851. doi:10.1002/esp.1866
- Knight, J., Spencer, J.R., Brooks, A.P., Phinn, S. (2007). Large-area, high-resolution remote sensing based mapping of alluvial gully erosion in Australia's tropical rivers. *In: 5th Australian Stream Management Conference*, Pp.199-204. Charles Sturt University. <http://hdl.handle.net/10072/18032>
- Kornejadi, A., Ownegh, M., Rahmati, O., & Bahremand, A. (2018). Landslide susceptibility assessment using three bivariate models considering the new topo-hydrological factor: HAND. *Geocarto International*, 33(11), 1155-1185. doi:10.1080/10106049.2017.1334832
- Kuhnert, P.M., Henderson, A.K., Bartley, R., & Herr, A., (2010). Incorporating uncertainty in gully erosion calculations using the random forests modeling approach. *Environmetrics*, 21(5), 493–509. doi:10.1002/env.999
- Lana, J.C. (2023). Gully erosion prediction method from geoenvironmental data and supervised machine learning techniques. *MethodsX*, 10, 102059. doi:10.1016/j.mex.2023.102059
- Luca, F., Conforti, M., & Robustelli, G. (2011). Comparison of GIS-based gully susceptibility mapping using bivariate and multivariate statistics: Northern Calabria, South Italy. *Geomorphology*, 134(3–4), 297-308. doi:10.1016/j.geomorph.2011.07.006
- Madadi, A., Saraskanroud, S.A., Negaban, S., & Marhamat, M. (2022). Evaluation of gully erosion sensitivity using maximum Entropy model in Shoor River Watershed (Mohr Township). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 11(3), 123-145. doi:10.22067/geoh.2022.76707. [In Persian]
- Manstretta, G.M.M., Perillo, G.M., & Piccolo, M.C. (2023). Gully development on the foredune of Pehuén Co (SW Buenos Aires Province, Argentina) and its relationship with rainfall and human activities. *Ocean & Coastal Management*, 242, 106678. doi:10.1016/j.ocecoaman.2023.106678
- Mohammadi, P., Ahmadi, A., Feizizadeh, B., Jafarzadeh, A.A., & Rahmati, M. (2019). Semi-automatic object-based model to produce the inventory map of gully erosion (Case study: Lighvan watershed). *Journal of Water and Soil Conservation*, 26(3), 29-49. doi:10.22069/jwsc.2019.15753.3093. [In Persian]
- Mokarami, M., Darvishblorani, A., & Negahban, S.(2017). Correlation of morphometric characteristics of watersheds and erodibility at different altitude levels using topographic position index (TPI). *Sepehr*, 26(101), 132. [In Persian]
- Movahedinasab, S., Fathabadi, A., Seydian, S.M., & Heshmatpour, A. (2019). Evolution the efficiency of random forest in gully erosion susceptibility mapping. *Journal of Range and Watershed Managment*, 72(1), 241-261. <https://civilica.com/doc/624645/>. [In Persian]
- Nikpour, N., Fotohi, S., Negaresh, H., & Sistani, M. (2017). Morphometric of gully erosion and factors affecting the development of the basin plains on southern West Ilam Cham Fazel. *Journal of Spatial Analysis of Environmental Hazards*, 4(1), 97-112. <http://jsaeh.khu.ac.ir/article-1-2696-fa.html>. [In Persian]
- Nyssen, J., Poesen, J., Moeyersons, J., Luyten, E., Veyret-Picot, M., Deckers, J., Haile, M., & Govers, G. (2002). Impact of road building on gully erosion risk: A case study from the Northern Ethiopian Highlands. *Earth Surface Processes and Landforms*, 27(12), 1267–1283. doi:10.1002/esp.404
- Omidi, F., Zangiabadian, M., Shahidi Bonjar, A. H., Nasiri, M. J., & Sarmastzadeh, T. (2023). Influenza vaccination and major cardiovascular risk: a systematic review and meta-analysis of clinical trials studies. *Scientific Reports*, 13(1), 20235. doi:10.1038/s41598-023-47690-9
- Pai, P.F., & Hong, W.C. (2007). A recurrent support vector regression model in rainfall forecasting. *Hydrological Process*, 21, 819-827. doi:10.1002/hyp.6323
- Phillips, S.J., Anderson, R.P., & Schapire, R.E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modeling*, 190(3), 231-259. doi:10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026
- Podwojewski, P., Janeau, J.L., Caquineau, S., & Hughes, J. (2020). Mechanisms of lateral and linear extension of gullies (dongas) in a subhumid grassland of South Africa. *Earth Surface Processes and Landforms*, 45(13), 3202-3215. doi:10.1002/esp.4960
- Pourghasemi, H.R., Yousefi, S., Kornejadi, A., & Cerdà, A. (2017). Performance assessment of individual and ensemble data-mining techniques for gully erosion modeling. *Science*

- of the *Total Environment*, 609, 764–775. doi:10.1016/j.scitotenv.2017.07.198
- Rahmati, O. (2016). Assessing the accuracy of object-based algorithm in the classification of geomorphological landforms and gully susceptibility modeling using data mining techniques (RF, SVM, ME, and BRT) in the Kashkan-Poldokhtar Watershed. Ph.D. Dissertation, University of Lorestan, Lorestan, Iran. [In Persian]
- Rahmati, O., Tahmasebipour, N., Haghizadeh, A., Pourghasemi, H.R., & Feizizadeh, B. (2017). Evaluating the influence of geo-environmental factors on gully erosion in a semiarid region of Iran: an integrated framework. *Science of the Total Environment*, 579, 913–927. doi:10.1016/j.scitotenv.2016.10.176
- 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. [In Persian]
- Seutloali, K.E., Beckedahl, H.R., Dube, T., & Sibanda, M. (2016). An assessment of gully erosion along major armoured roads in south-eastern region of South Africa: a remote sensing and GIS approach. *Geocarto International*, 31, 225–239. doi:10.1080/10106049.2015.1047412
- Shahabi, H., Amiri, Z., & Shirzadi, A. (2022). Prediction of gully erosion susceptibility and its hazards in Kloche Bijar Watershed using spatial predictive models. *Environmental Hazards Management*, 9(2), 89–107. doi:10.22059/jhsci.2022.348010.742. [In Persian]
- Shellberg, J.G., Spencer, J., Brooks, A.P., & Pietsch, T.J. (2016). Degradation of the Mitchell River fluvial megafan by alluvial gully erosion increased by post-European land use change, Queensland, Australia. *Geomorphology*, 266, 105–120. doi:10.1016/j.geomorph.2016.04.021
- Shiraghaei, F. (2022). Spatial variability of soil particle size distribution and aggregate stability along Upstr River of Sheikh-Lar. M.Sc. Thesis, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. [In Persian]
- Tang, J., Xie, Y., Liu, C., Dong, H., & Liu, G. (2022). Effects of rainfall characteristics and contour tillage on ephemeral gully development in a field in Northeastern China. *Soil and Tillage Research*, 218, 105312. doi:10.1016/j.still.2021.105312
- Utsumi, A.G., Pissarra, T.C.T., Rosalen, D.L., Martins Filho, M.V., & Rotta, L.H.S. (2020). Gully mapping using geographic object-based image analysis: A case study at catchment scale in the Brazilian Cerrado. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 20, 100399. doi:10.1016/j.rsase.2020.100399
- Vanmaercke, M., Poesen, J., Van Mele, B., Demuzere, M., Bruynseels, A., Golosov, V., Bezerra, JFR., Bolysov, S., Dvinskih, A., Frankl, A., Fuseina, Y., Guerra, AJT., Haregeweyn, N., Ionital Imwangana, FM., Moeyersons, J., Moshe, I., Samani, AN., Niacsu, L., Nyssen, J., Otsuki, Y., Radoane, M., Rysin, I., Ryzhov, YV., & Yermolaev O. (2016). How fast do gully headcuts retreat? *Earth-Science Reviews*, 154, 336–355. doi:10.1016/j.earscirev.2016.01.009
- Vrieling, A., Rodrigues, S.C., Bartholomeus, H., & Sterk, G. (2007). Automatic identification of erosion gullies with ASTER imagery in the Brazilian Cerrados. *International Journal of Remote Sensing*, 28(2), 2723–2738.
- Wang, J.X., Fan, C.H., Zhang, Y., Li, Z., (2022). Gully head activity and its influencing factors in China's Loess Plateau. *Journal of Soils and Sediments*, 28(12), 1792–1803. doi:10.1007/s11368-022-03182-3
- Wang, L. (2005). Support vector machines: Theory and applications. Springer- Verlag, Pp 177. *Springer Science & Business Media*. New York
- Yaghobi, S., Komaki, C., Hosseinalizadeh, M., Najafinejad, A., Pourghasemi, H., Faramarzi, M. (2023). Frequency Analysis of maximum daily rainfall and determining the best appropriate distribution functions in the Bostan Watershed, Golestan Province. *Water and Soil Science*, 27 (1), 59–81. doi:10.47176/jwss.27.1.48871. [In Persian]
- Zabihi, M., Mirchooli, F., Motevalli, A., Darvishan, A.K., Pourghasemi, H.R., Zakeri, M.A., & Sadighi, F. (2018). Spatial modeling of gully erosion in Mazandaran Province, Northern Iran. *Catena*, 161, 1–13. doi:10.1016/j.catena.2017.10.010
- Zaki, A., Buchori, I., Sejati, A. W., & Liu, Y. (2022). An object-based image analysis in QGIS for image classification and assessment of coastal spatial planning. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 25(2), 349–359. doi:10.1016/j.ejrs.2022.03.002
- Zanganeh Asadi, M.A., Naemitabar, M., & Zandi, R. (2022). Investigating the potential of erosion-prone areas with ICONA Models, support vector machine, chaid and random forest (Case Study: Gonabad Basin). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 10(4), 93–112. doi:10.22067/geoh.2021.71162. [In Persian]