

Research Article

Vol. 39, No. 5, Dec. 2025-Jan. 2026, p. 479-497

Using Machine Learning Methods to Estimate Soil Erosion with the RUSLE Model in a Part of Central Iran

M.S. Ghavami¹, S. Ayoubi^{1*}

1- Department of Soil Science, College of Agriculture, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran

(*- Corresponding Author Email: ayoubi@cc.iut.ac.ir)

Received: 19 October 2025

Revised: 10 December 2025

Accepted: 16 December 2025

Available Online: 16 December 2025

How to cite this article:Ghavami, M.S., & Ayoubi, S. (2026). Using machine learning methods to estimate soil erosion with the RUSLE model in a part of central Iran. *Journal of Water and Soil*, 39(5), 479-497. (In Persian with English abstract).<https://doi.org/10.22067/jsw.2025.95566.1502>

Introduction

Soil erosion is the most important cause of land degradation in the world, which threatens the sustainable use of the world's soil resources, especially in semi-arid regions. Despite the important implications of soil erosion in sustainable land use, there is limited information about soil erosion in Iran's watersheds. The lack of this information is related to the complexity of erosion processes, which makes predicting soil erosion costly, time-consuming and difficult. This difficulty has led to the development of various models and tools that seek to simplify soil erosion models and improve our understanding of soil erosion patterns and processes. In recent years, with the development of computer technologies, the evaluation of different machine learning algorithms used in creating predictive models has become the focus of researchers. Machine learning models have been used in numerous studies and have proven as a helpful tool for assessing and mapping various types of water-induced soil erosion. Accordingly, machine learning methods could be used to study the K-factor to identify the areas with higher soil erodibility potential. This research aimed to model and predict the soil erodibility coefficient using various machine learning methods, introduce the most important parameters affecting the prediction of this factor, as well as predict soil erosion using the RUSLE model, and ultimately present a soil erosion risk map in part of the lands of central Iran.

Materials and Methods

The Revised Soil Loss Equation (RUSLE) model, which estimates annual soil erosion rate and evaluates erosion risk by considering five factors rain erosivity (R), soil erodibility (K), slope length and percentage (LS), vegetation cover (C) and conservative operations (P) was employed in this study. Across the study area, 100 points were sampled using the cLHS method to calculate the spatial variations of the K factor. Some of the soil properties including soil organic matter, primary particle size distribution, soil structure stability, and saturated hydraulic conductivity were measured in the laboratory to aid in the K factor calculation. Subsequently, the K factor was estimated using three machine learning methods (SVM, Cubist, and RF) and a map of its spatial variations was predicted. R factor estimated using data from five climatic stations located within and outside the watershed. The LS factor derived from a digital elevation model (DEM) with 12.5×12.5 m resolution. The P factor was considered as 1, while the C factor calculated from the NDVI map. Finally, all factors were integrated into the RUSLE model using ArcGIS to estimate the average annual soil loss.

Results and Discussion

The results of the effective factors in soil erosion showed that the western parts of the studied basin have more



Authors retain the copyright. This is an open access article distributed under [Creative Commons Attribution 4.0 International License \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

<https://doi.org/10.22067/jsw.2025.95566.1502>

rainfall than the eastern part of the region. The value of soil erodibility factor in agricultural lands and also in highlands due to the topographical conditions had higher values than the pastures of the study area. The length and percentage of the slope are other effective factors in the calculation of soil erosion. Moreover, the findings confirmed that the amount of soil erosion increased significantly with the increase of the slope. The vegetation factor exhibited high diversity across the region, with low values in areas of proper vegetation like agricultural lands near the river, and high values in degraded pastures. In the study area, no conservation measures, including cultivation on contour lines, strip cultivation, and traces or implementation of banquets, had been carried out. The soil erosion in the central parts of the study area, which includes plains and lands with topographical changes and low slope, had a lower amount than the high lands on both sides of the watershed. In addition to topography, issues such as the loss of vegetation in pastures due to over-grazing and poor management are the main drivers of soil degradation and high erosion in these areas. Various inappropriate management practices, unprincipled cultivation and tillage, the conversion of pastures to low-yielding rainfed agriculture, and excessive grazing are primary drivers of soil degradation in the study area. Factor K modeling results indicated that the random forest model generally exhibited higher performance compared to Cubist and SVM models in almost all machine learning modeling. In all cases, the combination of all environmental variables, including remote sensing indicators, topographic features, and thematic maps (third scenario), resulted in the highest spatial modeling performance.

The results of the implementation of RUSLE model showed that the soil erosion rate for the study area was 8.27 ton/ha/yr. The erosion risk map was prepared using the RUSLE model for the study area and revealed that the critical parts of soil erosion are located at the northeastern part of the basin, which should be given special attention in the executive operations related to watershed management. According to this map, about half of the study area has very low and low erosion, but about 21% of the study area is in severe and very severe soil erosion classes, which require urgent measures to prevent sediment production in the sub-basin.

Conclusion

In predicting soil erodibility coefficient with DSM method, RF model had better results than Cubist and SVM models. Implementing RUSLE model estimated soil erosion rate of the study area to be 8.27 ton/ha/yr. Soil erosion classes were weak, moderate, severe and very severe with about 33, 20, 26, 18 and 3% respectively. About 21% of the basin was classified as severe and very severe, which require urgent soil conservation measures.

Keywords: Digital soil mapping, Erosion factors, Geographical information system, Spatial changes

استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در برآورد فرسایش خاک با مدل RUSLE در بخشی از اراضی مرکز ایران

محمد سجاده قوامی^۱ - شمس‌الله ایوبی^{۱*}

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۲۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۹/۲۵

چکیده

فرسایش خاک مهم‌ترین عامل تخریب اراضی در سطح جهان است که استفاده پایدار از منابع خاک جهان را تهدید می‌کند، بخصوص در مناطقی که شرایط اقلیمی نیمه‌خشک دارند. فرسایش عامل اصلی تخریب اراضی است. علی‌رغم پیامدهای مهم فرسایش خاک در استفاده پایدار از خاک، اطلاعات محدودی در مورد وضعیت فعلی فرسایش وجود دارد. کمبود این اطلاعات به پیچیدگی فرآیندهای فرسایش مرتبط است که پیش‌بینی فرسایش خاک را هزینه‌بر، وقت گیر و دشوار می‌کند. این دشواری منجر به توسعه مدل‌ها و ابزارهای مختلفی شده است که به دنبال ساده‌سازی مدل‌های فرسایش خاک و بهبود درک ما از الگو و فرآیندهای فرسایش خاک هستند. هدف اصلی در این پژوهش مقایسه چند روش یادگیری ماشین (ماشین بردار پشتیبان (SVM)، کوپیس (Cu) و جنگل تصادفی (RF)) برای پیش‌بینی فاکتور فرسایش‌پذیری خاک و همچنین برآورد تلفات خاک با استفاده از مدل RUSLE می‌باشد. مدل RUSLE برای تخمین نرخ فرسایش سالانه خاک و ارزیابی خطر فرسایش با ترکیب پنج عامل شامل فرسایش‌پذیری باران (R)، فرسایش‌پذیری خاک (K)، طول و درصد شیب (LS)، پوشش گیاهی (C) و عملیات حفاظتی (P) اجرا می‌شود. در این پژوهش برای محاسبه تغییرات مکانی فاکتور K از نقشه‌های تهیه شده با روش یادگیری ماشین که در سه سناریو (سناریوهای (i) توپوگرافی، (ii) توپوگرافی + سنجش از دور، (iii) همه داده‌ها + نقشه‌های موضوعی) با تعداد ۱۰۰ نقطه نمونه‌برداری شده با روش Conditional Latin Hypercube Sampling (cLHS) استفاده شد. نتایج به‌دست آمده برای پیش‌بینی فاکتور K نشان داد که مدل جنگل تصادفی در سناریو سوم بهترین عملکرد را در بین مدل‌ها و سناریوهای استفاده شده در منطقه مطالعاتی دارد. میانگین فرسایش منطقه مطالعاتی ۸/۲۷ تن در هکتار در سال برآورد شد. نتایج نشان داد که سهم هر یک از کلاس‌های فرسایش در منطقه شامل ناچیز، ضعیف، متوسط، شدید و بسیار شدید به ترتیب حدود ۳۳٪، ۲۰٪، ۲۶٪، ۱۸٪ و ۳٪ بود. حدود ۲۱ درصد حوضه در رده‌های شدید و بسیار شدید قرار گرفت که نیاز به اقدامات فوری برای کارهای حفاظتی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: اطلاعات جغرافیایی، تغییرات مکانی، عوامل فرسایش، نقشه‌برداری رقمی خاک

مقدمه

کنند، اساسی است (UN, 2011). افزایش فشار بر منابع اراضی به دلیل کشت ناپایدار، چرای بیش از حد دام، جنگل تراشی، تغییرات آب و هوایی و خشک‌سالی، افزایش شهرنشینی و شیوه‌های ضعیف مدیریت اراضی، تخریب اراضی را در مقیاس جهانی بیشتر می‌کند. در این میان، فرسایش خاک یکی از رایج‌ترین شیوه تخریب زمین است که با مدیریت ناپایدار محیطی ارتباط دارد. فرسایش خاک به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک شدید است (Katra, 2020). اگرچه فرسایش خاک ممکن

فرسایش خاک مهم‌ترین عامل تخریب اراضی در سطح جهان است که استفاده پایدار از منابع خاک جهان را تهدید می‌کند، بخصوص در مناطقی که شرایط اقلیمی نیمه‌خشک دارند فرسایش عامل اصلی تخریب اراضی است (Ravi et al., 2010). در حدود ۴۰ درصد از اراضی جهان در مناطق خشک و نیمه‌خشک هستند که حفظ منابع خاک برای بقای تقریباً ۲ میلیارد نفری که در این مناطق زندگی می

۱- گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران

(*) - نویسنده مسئول: (Email: ayoubi@cc.iut.ac.ir)

است به‌طور طبیعی رخ دهد، اما فعالیت‌های انسانی مانند تغییر کاربری اراضی، کشاورزی، چرای بیش از حد دام و جنگل‌تراشی عوامل تشدید کننده فرسایش و تخریب خاک شناخته می‌شوند. بنابراین، فرسایش خاک یک چالش طبیعی و انسانی در نظر گرفته می‌شود که منجر به آسیب‌های نامطلوب اجتماعی-اقتصادی و زیست محیطی شدید در بسیاری از جوامع می‌شود (Gayen et al., 2020).

علی‌رغم پیامدهای مهم فرسایش خاک در استفاده پایدار از خاک، اطلاعات محدودی در مورد فرسایش در حال حاضر وجود دارد. کمبود این اطلاعات به پیچیدگی فرآیندهای فرسایش مرتبط است که پیش بینی فرسایش خاک را هزینه‌بر، وقت گیر و دشوار می‌کند (Gholami et al., 2018). این دشواری منجر به توسعه مدل‌ها و ابزارهای مختلفی شده است که به دنبال ساده‌سازی مدل‌های فرسایش خاک و بهبود درک ما از الگو و فرآیندهای فرسایش خاک هستند. چندین مدل برای ارزیابی نرخ هدررفت خاک ایجاد شده است (Gayen et al., 2020). این مدل‌ها به سه گروه: مدل‌های مبتنی بر فرآیند فیزیکی، مدل‌های تجربی و مدل‌های نیمه‌تجربی تقسیم می‌شوند (Pan & Wen, 2014). معادله جهانی تلفات خاک (USLE) توسط بخش کشاورزی ایالات متحده در سال ۱۹۷۸ برای پیش‌بینی میزان خاک فرسایش یافته در طول زمان ایجاد شد (Abdo & Salloum, 2017). مدل USLE یک مدل تجربی است که میانگین بلندمدت فرسایش شیاری و ورقه‌ای را ارزیابی می‌کند (Wischmeier & Smith, 1978). رنارد و همکاران (Renard et al., 1997) نسخه جدیدتری از USLE به نام معادله جهانی تلفات خاک تجدید نظر شده (RUSLE) را ارائه دادند. مدل RUSLE هم یک مدل تجربی است که با ترکیب RS، GIS و RUSLE برآوردهای فرسایش خاک و توزیع مکانی آن را با هزینه‌های قابل قبول و با دقت بیشتر در مناطق بزرگتر پیش‌بینی می‌کند (Chou, 2010). روش‌های کمی‌سازی تلفات خاک براساس کرت‌های فرسایش دارای محدودیت‌های زیادی از نظر هزینه، نمایندگی نقاط انجام آزمایش از کل منطقه و قابل اطمینان بودن داده‌های بدست آمده می‌باشد. این روش‌ها نمی‌توانند توزیع مکانی فرسایش خاک را به دلیل محدودیت نمونه‌ها در محیط‌های پیچیده فراهم کنند. بنابراین، نقشه برداری از فرسایش خاک در مناطق وسیع اغلب با استفاده از این روش‌های سنتی بسیار دشوار است.

استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) پیش‌بینی فرسایش خاک و توزیع مکانی آن را با هزینه‌های قابل قبول و دقت بهتر در مناطق بزرگتر امکان‌پذیر می‌سازد (Wang et al., 2002). مدل RUSLE به دلیل نیاز به داده‌های کم و ساختار ساده مدل، مناسب‌ترین روش برای ارزیابی خطر فرسایش خاک است. این امر به‌ویژه برای اکثر کشورهای در حال توسعه صادق است، به‌صورتی که استفاده از مدل‌های پیچیده‌تر ممکن است به دلیل نبود داده‌های ورودی کافی محدود شود (Pan & Wen, 2014). برای پیش‌بینی

میانگین تلفات سالانه خاک با استفاده از روش RUSLE، از شش عامل فرسایش‌پذیری باران (R)، فرسایش‌پذیری خاک (K)، طول و درصد شیب (LS)، پوشش گیاهی (C) و عملیات حفاظتی (P) استفاده شده و این عامل به سادگی در هم ضرب می‌شوند (Wischmeier & Smith, 1978). از میان شش عامل ذکر شده فرسایش‌پذیری خاک (عامل K) و چگونگی پیش‌بینی آن همیشه یک موضوع چالش برانگیز بوده است (Benavidez et al., 2018). نقشه‌برداری فرسایش‌پذیری خاک معمولاً بر روی نقشه‌های گسسته خاک انجام می‌شود که بدون توجه به تغییرپذیری و پیوستگی مکانی ویژگی‌های خاک ورودی صورت می‌گیرد (Iaich et al., 2016). اخیراً، روش‌های نقشه‌برداری رقومی برای در نظر گرفتن تغییرات جانبی پیوسته فرسایش‌پذیری خاک استفاده می‌شوند. نقشه‌برداری رقومی خاک، بیانگر مجموعه‌ای از محاسبات رایانه‌ای برای پیش‌بینی پراکنش خاک‌ها در سیمای سرزمین است (Minasny et al., 2010). در نقشه‌برداری رقومی خاک بین واحدهای نقشه، نقاط مطالعه شده و داده‌های توصیفی و آزمایشگاهی مربوط به آن‌ها یک ارتباط پویا شکل می‌گیرد که امکان تغییر، تبدیل، به روز کردن و تجزیه و تحلیل را به سادگی و با سرعت و دقت زیاد فراهم می‌کند. چنین قابلیت‌هایی می‌تواند علاوه بر حفظ و نگهداری داده‌ها، در بخش‌های مدیریتی و ارزیابی و آمایش سرزمین خدمات قابل توجهی ارائه دهد (Scully et al., 2003). به‌عنوان مثال، تیان و همکاران (Tian et al., 2022) نقشه‌برداری فرسایش‌پذیری خاک را با استفاده از مجموعه‌ای از متغیرهای محیطی و مدل جنگل تصادفی و همچنین شناسایی متغیرهای محیطی مهم در نقشه‌برداری را برای پیش‌بینی در مقیاس منطقه‌ای انجام دادند. همچنین یو و همکاران (Yu et al., 2023) توزیع مکانی فرسایش‌پذیری خاک را با وضوح بالا (۹۰ متر) در جنوب شرقی تبت با استفاده از یک مدل جنگل تصادفی با متغیرهای محیطی متعدد (سنجش از دور، مشاهدات زمینی (۱۱۴ نقطه نمونه‌برداری)، و مجموعه داده‌های شبکه‌بندی شده) ترسیم نمودند. هدف این مطالعه، پیش‌بینی دقیق و مکانی فرسایش خاک در حوزه آبخیز مندرجان با استفاده از مدل RUSLE و شناسایی مؤثرترین عوامل محیطی بر فرسایش‌پذیری خاک است. نوآوری اصلی پژوهش در سه جنبه است: ترکیب داده‌های بلندمدت اقلیمی، خاک، توپوگرافی و پوشش گیاهی با روش‌های یادگیری ماشین برای بهبود دقت فاکتور K، تحلیل اهمیت متغیرها برای تعیین عوامل کلیدی کنترل‌کننده فرسایش خاک و ارائه نقشه‌های شدت فرسایش با وضوح بالا که امکان اولویت‌بندی مناطق آسیب‌پذیر را برای مدیران فراهم می‌کند. نتایج این پژوهش می‌تواند راهنمای علمی مؤثری برای طراحی و اجرای اقدامات حفاظتی خاک در مناطق مشابه ارائه دهد.

مواد و روش‌ها

معرفی حوزه آبخیز مورد مطالعه

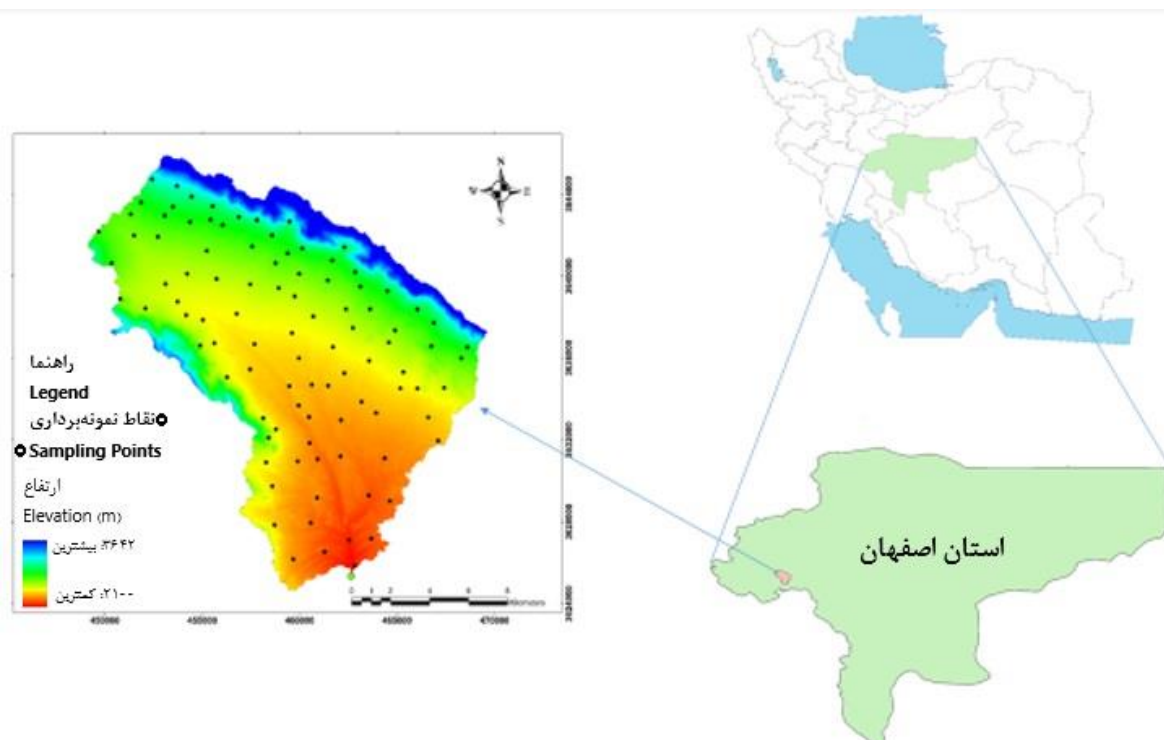
حوزه آبخیز مورد مطالعه در بالادست حوزه سد زاینده‌رود در شهرستان چادگان استان اصفهان واقع شده است (شکل ۱) که در ۱۲۰ کیلومتری غرب اصفهان و یک کیلومتری غرب شهرستان چادگان و در سمت شمال دریاچه سد زاینده‌رود واقع شده است. وسعت منطقه در حدود ۲۲۴۳۱ هکتار و در غرب اصفهان قرار دارد. قسمت‌های شمالی منطقه توسط کوه‌های داران محدود شده و آبراهه‌های متعددی از این کوه سرچشمه می‌گیرند. ارتفاع حداکثر حوزه آبخیز کوه داران ۳۶۴۲ و ارتفاع حداقل ۲۱۰۰ متر در نقطه خروجی حوزه آبخیز در محل روستای مندرجان می‌باشد و متوسط ارتفاع حوضه ۲۴۳۰ متر از سطح دریا برآورد شده است. شیب متوسط منطقه مطالعاتی در حدود ۱۳/۳ درصد محاسبه که به‌صورت شمالی- جنوبی است. رژیم رطوبتی منطقه مزیک و رژیم حرارتی زیریک است. منطقه مطالعاتی از نظر تقسیمات تکتونیکی جزو زون سندج- سیرجان محسوب می‌شود و روند کلی آن همانند زون زاگرس شمال غربی- جنوب شرقی است. از لحاظ پوشش گیاهی منطقه از مرتع، باغات، کشاورزی آبی و کشاورزی دیم تشکیل شده است. حوزه آبخیز دارای آب و هوای نیمه‌خشک با زمستان‌های سرد است. میانگین

بارش سالانه منطقه ۳۸۰ میلی‌متر برآورد شده است. متوسط دمای ماهیانه در تیر ماه بیش‌ترین مقدار و برابر ۲۲/۴ درجه سانتی‌گراد و همچنین میانگین دمای ماهیانه دی ماه کم‌ترین مقدار و برابر ۴/۶۴ درجه سانتی‌گراد است. تعرق واقعی سالیانه در حوضه ۱۰۶۱ میلی‌متر است.

مدل RUSLE

در مطالعه حاضر برای محاسبه تلفات سالانه خاک در حوزه آبخیز مورد مطالعه از مدل RUSLE که یک مدل تجربی پیش‌بینی‌کننده فرسایش خاک است استفاده شد. مدل RUSLE گسترده‌ترین روش فرسایش خاک برای پیش‌بینی میانگین تلفات سالانه خاک است که از طریق محاسبه پارامترهای فرسایشی خاک صورت می‌گیرد. این مدل شکل تجدید نظر شده از مدل USLE (Wischmeier & Smith, 1978) است که برای چندین دهه به‌طور کامل مورد بررسی قرار گرفته است. RUSLE میانگین تلفات سالانه خاک را بر حسب تن در هکتار در سال بر اساس پنج پارامتر ذکر شده در معادله ۱ محاسبه می‌کند:

$$A = R \times K \times LS \times C \times P \quad (1)$$



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه‌برداری، استان اصفهان، مرکز ایران

Figure 1- Location of the study area and soil sampling points, Isfahan Province, central Iran

پوشش گیاهی می‌تواند بر میزان رواناب تشکیل شده و خطر فرسایش آبی تأثیر بگذارد. پوشش گیاهی زمانی در برابر فرسایش مؤثر است که انرژی جنبشی قطرات باران را جذب کرده و از خاک به‌ویژه در زمانی از سال که بیش‌ترین میزان بارش است محافظت کند. میزان فاکتور C از صفر تا ۱ متغیر است. هنگامی که پوشش گیاهی متراکم است به صفر و زمانی که پوشش گیاهی ضعیف است به ۱ نزدیک می‌شود. فاکتور C در اوایل به‌عنوان نسبت از دست دادن خاک از زمین کشت شده در شرایط خاص به تلفات مربوطه به زمین‌هایی که همواره آیش هستند بیان می‌شد (Wischmeier & Smith, 1978). در حال حاضر به‌دلیل کاربرد مدل‌های فرسایشی در مقیاس بزرگ، از مجموعه داده‌های سنجش از دور برای ارزیابی فاکتور C استفاده می‌شود (Prasannakumar et al., 2012). چندین شاخص برای محاسبه پوشش گیاهی استفاده می‌شود که بیش‌ترین شاخص مربوط به NDVI است. در این پژوهش تصاویر Landsat 7 & 8 از سال ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۷ از وب سایت <https://glovis.usgs.gov> دانلود شد. سپس وارد نرم افزار Envi ورژن ۵/۳ نموده و در گام اول ابتدا خطاهای رادیومتریک و اتمسفری منطقه را برطرف و در گام دوم پردازش تصاویر ابتدا برای بهبود تصاویر باندها از روش Fusion استفاده شد و سپس به طبقه‌بندی تصاویر به‌صورت نظارت شده با روش Roi اقدام کرده و با استفاده از نقشه‌های قدیمی پوشش گیاهی موجود در منابع طبیعی و آب‌خیزداری استان اصفهان و بازدید میدانی نقشه پوشش گیاهی ترسیم شد و با استفاده از معادله ۶ که توسط لین و همکاران (Lin et al., 2002) ارائه شد، عامل C محاسبه گردید.

$$C = (-NDVI+1)/2 \quad (۶)$$

عامل عملیات حفاظتی (P)

فاکتور عملیات حفاظتی (P) منعکس‌کننده اقداماتی است که برای کاهش مقدار و سرعت رواناب و کنترل فرسایش خاک انجام می‌شود. عامل P ابتدا بر اساس جهت کشت تعیین می‌شود. اگر کشت در جهت شیب باشد، P-factor برابر ۱ در نظر گرفته می‌شود. در صورت کشت خلاف شیب (کانتوری)، تأثیر آن تابعی از درجه شیب و طول شیب بحرانی است (معادله ۷):

$$SL_{crit} = 170 \times e^{-0.13 \times \text{Slope}(\%)} \quad (۷)$$

که در معادله ۷ SL_{crit} طول شیب بحرانی و $\text{Slope}(\%)$ درصد درجه شیب می‌باشد.

اما در مناطقی که طول شیب از این مقدار بحرانی تجاوز نکند، عامل P بر اساس فرمول استاندارد ۸ محاسبه می‌شود و در غیر این صورت، مقدار آن ۱ در نظر گرفته می‌شود (Schäuble, 2005).

$$P = 0.4 + 0.02 \times \text{Slope}(\%) \quad (۸)$$

به گفته مک‌کول و همکاران (McCool et al., 1995)، ضریب P

که در آن A میانگین تلفات سالانه خاک، R پارامتر فرساینده‌گی باران، K نشان‌دهنده پارامتر فرسایش‌پذیری خاک، L پارامتر طول شیب، S درصد شیب، C نشان‌دهنده عامل پوشش گیاهی، P نشان‌دهنده عملیات حفاظتی است. نرخ فرسایش خاک یک منطقه مربوط به تعامل بین آب و هوا، توپوگرافی، خاک و کاربری اراضی است.

عامل فرساینده‌گی باران (R)

عامل R منعکس‌کننده اثرات قطرات باران بر فرسایش خاک است و نشان‌دهنده تعامل انرژی بین بارش و ذرات خاک است. بر اساس داده‌های موجود برای منطقه مورد مطالعه، مدل رنارد و فریموند (Renard & Freimund, 1994) برای برآورد ضریب R انتخاب شد. این مدل بر اساس شاخص فورنیه اصلاح شده محاسبه می‌شود که میانگین بارندگی ماهانه و سالانه را در نظر می‌گیرد. برای تعیین میانگین سالانه ضریب R از داده‌های ماهانه پنج ایستگاه هواشناسی زاینده‌رود، اسکندری، قلعه شاهرخ، داران و چادگان برای یک دوره ۳۰ ساله (۱۳۶۸-۱۳۹۷) استفاده شد. شاخص فورنیه اصلاح شده که بارندگی ماهانه و سالانه را در نظر می‌گیرد، طبق معادله ۲ محاسبه می‌شود:

$$F = \sum_{i=1}^{12} \frac{P_i^{2.2}}{P} \quad (۲)$$

که در آن F شاخص فورنیه اصلاح شده، P_i میانگین بارندگی ماهانه (mm) و P میانگین بارندگی سالانه (mm) است. به گفته رنارد و فریموند (Renard & Freimund, 1994)، رابطه بین شاخص فورنیه اصلاح شده و عامل R ($\text{MJ mm ha}^{-1} \text{h}^{-1} \text{yr}^{-1}$) در معادلات ۳ و ۴ تعریف می‌شود:

$$R = 0.07397 \times F^{1.847}, F < 55 \text{ mm} \quad (۳)$$

$$R = (95.77 - 6.081 \times F + 0.477 \times F^2), F \geq 55 \text{ mm} \quad (۴)$$

عامل طول و درصد شیب (LS)

عامل LS تأثیر توپوگرافی بر فرسایش را توصیف می‌کند که مستقیماً متناسب با طول و درصد شیب است. اثرات توپوگرافی بر فرسایش با استفاده از پارامتر LS، که حاصل ضرب طول شیب (L) و درصد شیب (S) است، ارزیابی می‌شود. در این مطالعه مدل رقومی ارتفاعی با وضوح $12/5 \times 12/5$ متر از ماهواره ALOS/PALSAR از وب سایت آلاسکا دریافت و در نرم‌افزار SAGA GIS محاسبه شد. ضریب LS با معادله ۵ محاسبه گردید (Moore & Burch, 1986).

$$LS = \left(\frac{A}{22.13} \right)^{0.6} \times \left(\frac{\sin \theta}{0.0896} \right)^{1.3} \quad (۵)$$

که در رابطه ۵ A اندازه سلول‌های شبکه که در این پژوهش $12/5$ متر است و θ زاویه شیب بر حسب درجه می‌باشد.

عامل پوشش گیاهی (C)

مواد آلی و نفوذپذیری برآورد می‌شود. ضریب فرسایش‌پذیری خاک (K) نشان‌دهنده‌ی میزان تلفات خاک به ازای واحد شاخص فرسایش‌پذیری (R) تحت شرایط استاندارد است. این عامل بیانگر حساسیت ذاتی خاک نسبت به فرآیندهای جداشدن و انتقال ذرات در اثر نیروی باران و رواناب می‌باشد. در فرمول جهانی هدررفت خاک، برای تعیین K از مشخصه‌های نمودگراف ویشمایر شامل درصد سیلت به اضافه شن خیلی‌ریز، درصد شن، درصد ماده‌آلی، ساختمان خاک و قابلیت نفوذ آب در خاک استفاده می‌شود (Refahi, 2015). چگونگی محاسبه K بر مبنای رابطه ۹ است:

$$K = (2.8 \times 10^{-5} \times (12 - OM) \times M^{1.14} + 4.3 \times 10^{-1} \times (S - 2) + 3.3 \times 10^{-1} \times (P - 3)) / 100 \quad (9)$$

که در فرمول OM درصد ماده‌آلی خاک، M حاصل‌ضرب درصد سیلت اصلاح شده در درصد سیلت به اضافه درصد شن اصلاح شده، S و P به ترتیب کلاس‌های ساختمان و نفوذپذیری خاک هستند. در این مطالعه از سه روش یادگیری ماشین برای تهیه نقشه فرسایش‌پذیری خاک استفاد شد. تمامی فرآیندهای انتخاب ویژگی‌ها و مدل‌سازی با استفاده از بسته‌های «caret» و «caretEnsemble» در محیط R نسخه ۳/۵/۲ تکمیل شدند. بررسی‌های آماری نیز در محیط R با به‌کارگیری بسته «corrplot» انجام پذیرفت.

الگوریتم‌های یادگیری ماشین

طیف وسیعی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در نقشه‌برداری رقومی خاک برای به‌دست آوردن روابط مکانی موجود بین ویژگی‌های خاک و متغیرهای محیطی موجود است. بسیاری از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی برخی از ویژگی‌های خاک ارزیابی شده است، مانند: کیوبیست، شبکه‌های عصبی مصنوعی، رگرسیون خطی چندگانه، نزدیکترین همسایگان، رگرسیون حداقل مربعات جزئی، رگرسیون لجستیک چند جمله‌ای، کریجینگ رگرسیون و جنگل تصادفی، رگرسیون جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم‌های ژنتیک (Naimi et al., 2021).

در این پژوهش از سه الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)، کیوبیست و جنگل تصادفی (RF) که محبوب‌ترین الگوریتم‌های ML برای نقشه‌برداری رقومی خاک هستند، استفاده شد. هر الگوریتمی می‌تواند برهمکنش‌های پیچیده بین فرسایش‌پذیری خاک منطقه مورد مطالعه و متغیرهای کمکی را تشخیص دهد. توضیح خلاصه‌ای از الگوریتم‌های ML به کار رفته در این تحقیق به شرح زیر است.

عمدتاً نشان‌دهنده چگونگی تأثیر شرایط سطح زمین بر مسیرهای جریان و هیدرولیک جریان است. کشت بر روی خطوط تراز، کشت نواری و تراس‌بندی از مؤثرترین شیوه‌های حفاظت خاک هستند. مقدار P کمتر یا مساوی ۱ هستند. مقدار ۱ به مناطقی اختصاص داده می‌شود که هیچ یک از روش‌های ذکر شده بر آن اعمال نشده است.

عامل فرسایش‌پذیری خاک (K)

نمونه‌برداری از خاک، آنالیزهای آزمایشگاهی و تعیین عامل

K

در مجموع ۱۰۰ نمونه خاک سطحی (صفر تا ۳۰ سانتی‌متر) در اوایل مهر ۱۴۰۰ با استفاده از روش نمونه‌برداری Conditional Latin Hypercube Sampling (cLHS) جمع‌آوری شد (Minasny & McBratney, 2006)، که بر اساس طیف گسترده‌ای از متغیرهای کمکی محیطی (شاخص‌های سنجش از دور، ویژگی‌های توپوگرافی، نقشه‌های زمین‌شناسی و ژئومورفولوژی) انجام گرفت (شکل ۱). الگوریتم cLHS توسط بسته cLHS در نرم‌افزار آماری R نسخه ۳/۵/۲ انجام شد. در هر نقطه نمونه‌برداری، پنج نمونه خاک سطحی صفر تا ۳۰ سانتی‌متری از گوشه‌ها و مرکز یک مربع ۱×۱ متر جمع‌آوری شد و کاملاً مخلوط گردید تا نوعی نمونه مرکب ساخته شود. همه این نمونه‌ها در دمای اتاق هوا خشک و سپس ناخالصی‌هایی مانند سنگریزه و لاشبرگ جدا شده و از الک ۲ میلی‌متری برای آنالیزهای آزمایشگاهی عبور داده شدند. در آزمایشگاه، توزیع اندازه ذرات اولیه خاک با روش هیدرومتری اندازه‌گیری شد (Bouyoucos, 1962). محتوای موادآلی خاک (SOM) با روش اکسیداسیون مرطوب پیشنهاد شده توسط نلسون و سامرز (Nelson & Sommer, 1982) اندازه‌گیری شد. هدایت هیدرولیکی اشباع خاک (Ks) با روش بار ثابت بر روی نمونه‌های دست نخورده که از سطح خاک و با استوانه‌های فولادی ضد زنگ (قطر داخلی ۴/۹ سانتی‌متر و ارتفاع ۵/۳ سانتی‌متر) تهیه گردید و برای تخمین نفوذپذیری خاک اندازه‌گیری شد (Klute, 1986).

عامل فرسایش‌پذیری خاک میزان حساسیت خاک نسبت به عوامل فرسایش را بیان می‌کند. این شاخص به ویژگی‌های خاک و حساسیت طبیعی آن نسبت به عامل فرسایش بستگی دارد. از نظر کمی، فرسایش‌پذیری خاک بیانگر مقدار متوسط تلفات خاک به ازای واحد شاخص فرسایش‌پذیری است. اما در مجموع بیان فاکتور فرسایش‌پذیری خاک مفهومی پیچیده است که به ویژگی‌های خاک که در فرسایش پذیری مؤثر هستند مانند: ویژگی‌های فیزیکی، شیمیایی، مکانیکی و هیدرولوژیک بستگی دارد (Bagarello et al., 2009).

فرسایش‌پذیری خاک بیانگر میزان حساسیت خاک نسبت به فرسایش است و ضریب فرسایش‌پذیری (K) معمولاً بر اساس ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک، به‌ویژه بافت، ساختمان، درصد

الف- ماشین‌های بردار پشتیبانی^۱

این روش توسط وپنیک (Vapnik, 1998) پیشنهاد گردید که یک تکنیک یادگیری نظارت شده محبوب برای طبقه‌بندی و رگرسیون است که می‌تواند به الگوهای غیرخطی با استفاده از توابع مرکزی تعمیم داده شود. مدل ماشین‌های بردار پشتیبانی داده‌ها را با کمک توابع مرکزی در مکانی فراتر از مکان جدید پروژه نشان می‌دهد. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، هاپیرپلان بهینه را در فرامکانی جدید برای تمایز طبقات ایجاد می‌کند، در حالی که ماشین بردار پشتیبان متغیر هدف را با حداقل ریسک تجربی تخمین می‌زند.

ب- روش کیوبیست^۲

کیوبیست الگوریتم رگرسیون درختی پیشرفته است که ساختارهای مختلفی از داده‌های آموزشی را ارائه می‌دهد. قوانین مدل توسط الگوریتم کیوبیست بر مبنای روند کاهشی اهمیت، رتبه‌بندی می‌شوند. به این معنا که قانون اول بالاترین و آخرین قانون پایین‌ترین دخالت را در دقت پیش‌بینی مدل دارد. تعداد قوانین بر مبنای مدل رگرسیون بهترین برازش تعیین می‌گردد. بسته کیوبیست درصد شرکت متغیرها را بر مبنای اهمیت بیان می‌کند و متغیر هدف را بر مبنای متغیرهای مؤثر تخمین می‌زند (Holmes et al., 1999).

ج- جنگل تصادفی^۳

جنگل تصادفی (RF) یک روش یادگیری گروهی است که توسط برایمن (Breiman, 2001) ارائه گردید. از ویژگی بارز مدل جنگل تصادفی عملکرد بالای آن‌ها برای اندازه‌گیری اهمیت متغیرها است که نقش هر متغیر را در پیش‌بینی مشخص می‌کند. این تکنیک دارای پارامترهای mtry و ntree است که به ترتیب تعداد متغیرهای استفاده شده در هر درخت بیانگر قدرت هر درخت مستقل و تعداد درخت‌هایی است که کاربر مدل می‌تواند تعیین و تغییر دهد. مدل‌سازی با روش جنگل تصادفی در ابتدا بر روی داده‌های آموزشی و سپس روی داده‌های اعتبارسنجی صورت می‌گیرد و در نهایت مدلی با کم‌ترین خطای نمونه های خارجی از سبد (OOB) انتخاب می‌گردد. برعکس سایر مدل‌های درختی که تعداد کمی درخت ترسیم می‌کنند، جنگل تصادفی صدها یا هزاران درخت تصمیم را تولید می‌کند (Breiman, 2001). این تکنیک به عنوان یکی از کارآمدترین تکنیک‌های یادگیری در نظر گرفته می‌شود و دسته‌بندی دقیق را برای بسیاری از مجموعه‌های داده ارائه می‌دهد. ویژگی مثبت این دسته‌بندی این است که روی مجموعه داده‌های گسترده به خوبی کار می‌کند. در پژوهش‌های نقشه‌برداری رقومی خاک، روش جنگل تصادفی به صورت گسترده‌ای برای پیش‌بینی ویژگی‌های

خاک بکار رفته گرفته شده است (Grimm et al., 2008).

جمع‌آوری داده‌های کمکی

در این پژوهش، متغیرهای کمکی شامل داده‌های سنجش از دور، متغیرهای کمکی توپوگرافی حاصل از مدل رقومی ارتفاع (DEM)، برخی داده‌های طبقه‌بندی شده (کاربری اراضی، زمین‌شناسی و ژئومورفولوژی)، به عنوان متغیرهای کمکی پیش‌بینی‌کننده برای فرآیندهای مدل‌سازی مرتبط پیاده‌سازی شدند.

سنجش از دور تکنیکی است که در سال‌های اخیر گسترش فراوانی یافته و کاربرد آن در بررسی منابع زمینی رشد قابل توجهی داشته است. در بحث‌های مربوط به منابع زمینی، سنجش از دور به معنای بکارگیری عکس‌های هوایی و تصاویر تهیه شده از اطلاعات ماهواره‌ای و هواپیمایی برای تفسیر، شناسایی و کسب اطلاعات از پدیده‌های زمین است. در مقایسه با روش‌های نقشه‌برداری معمولی و سنتی خاک استفاده از داده‌های سنجش از دور باعث کاهش نمونه‌برداری در پژوهش‌های صحرایی و در نتیجه صرفه‌جویی در مقدار هزینه‌ها و کاهش زمان مورد نیاز برای پژوهش و افزایش دقت و سرعت می‌شود. برای استفاده از شاخص‌های سنجش از دور (باند‌های لندست -B2، B7)، شاخص تفاوت نرمال شده گیاهی (NDVI)، شاخص گیاهی ارتقا یافته (EVI)، شاخص گیاهی تبدیل شده (TVI)، شاخص گیاهی تغییر شکل یافته اصلاح شده (CTVI)، شاخص گیاهی سازگار با خاک (SAVI)، شاخص کربنات (CI)) تصویر ماهواره لندست ۸ با کمتر از ۱۰ درصد پوشش ابر در مهر ماه ۱۴۰۰، مصادف با تاریخ نمونه‌برداری از خاک از وبسایت USGS دانلود شد. SAGA GIS برای استخراج برخی از متغیرهای محیطی شرح داده شده پیاده‌سازی شد.

مدل رقومی ارتفاع نمایش عددی و رستری پیوسته‌ای از توپوگرافی سطح زمین است. مدل رقومی ارتفاع پایه‌ی اصلی بسیاری از تحلیل‌های مکانی است و اطلاعات مهمی برای پیش‌بینی ویژگی‌های خاک، هیدرولوژی و ژئومورفولوژی ارائه می‌دهد. دقت DEM به عواملی مانند دقت مکانی پیکسل‌ها، روش میان‌یابی، ساختار داده، تراکم و دقت نقاط ارتفاعی و پیچیدگی توپوگرافی وابسته است. در این مطالعه، DEM با تفکیک ۳۰ متر از پایگاه Aster GDEM تهیه و پارامترهای مانند ارتفاع، شیب، جهت شیب، تپه‌سازی تحلیلی، سطح پایه شبکه کانال، انحنا، مقطعی، شاخص موقعیت توپوگرافی، مساحت حوزه آبخیز، تجمع جریان، فاکتور LS، موقعیت شیب نسبی، شاخص همواری بالا، آمِدگی با درجه تفکیک بالا، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا، انحنا سطح، انحنا نیم‌رخ، انحنا کل، انحنا طولی، شاخص همگرایی، شاخص خیزی توپوگرافی، عمق دره، فاصله عمودی تا شبکه

3- Random forest

1- Support vector machine

2- Cubist

را نشان دهند، مدل دارای دقت اعتبار بیشتری است و هر چه مقادیر به صفر نزدیکتر باشد دقت بالاتر است (Matinfar et al., 2021). ریشه میانگین مربعات خطا نشان‌دهنده این است که مقادیر پیش‌بینی شده چقدر به مقادیر مشاهده شده نزدیک هستند. ضریب تعیین بالاتر منعکس‌کننده این است که مدل عملکرد بهتر و برآورد دقیق‌تری با خطای کمتر نسبت به مدل‌های دیگر دارد و نسبت واریانس در متغیر هدف را نشان می‌دهد (Naimi et al., 2021).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Z^*(X_i) - Z(X_i))^2}{\sum_{i=1}^n (Z(X_i) - \bar{Z}(X))^2} \quad (10)$$

$$RMSE = \left[\frac{\sum_{i=1}^n [Z(X_i) - Z^*(X_i)]^2}{N} \right]^{1/2} \quad (11)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [|Z(X_i) - Z^*(X_i)|] \quad (12)$$

$$nRMSE = \frac{RMSE}{\bar{Z}(X)} \times 100 \quad (13)$$

که در معادلات بالا $Z^*(X_i)$ و $Z(X_i)$ به ترتیب مقادیر پیش‌بینی و مشاهده شده هستند، N تعداد اندازه‌گیری‌ها، $Z(X)$ میانگین مقادیر مشاهده شده است (Naimi et al., 2021).

نقشه شدت فرسایش خاک

برای شناسایی منطقه مطالعاتی از نظر شدت فرسایش خاک و تعیین مکان‌های با اولویت بالا برای حفاظت از خاک، حوزه آبخیز مطالعاتی در پنج کلاس مختلف شدت فرسایش خاک: فرسایش ناچیز (کمتر از ۰/۵ تن در هکتار در سال)، فرسایش ضعیف (۰/۵-۳ تن در هکتار در سال)، فرسایش شدید (۳-۱۲ تن در هکتار در سال)، فرسایش شدید (۱۲-۵۰ تن در هکتار در سال) و فرسایش بسیار شدید (بیشتر از ۵۰ تن در هکتار در سال) طبقه‌بندی شدند (EUROSTAT, 2017) و در نهایت الگوی مکانی شدت از دست دادن خاک برای برنامه‌ریزی حفاظتی و تصمیم‌گیری پیشنهاد شد.

نتایج و بحث

آمار توصیفی ویژگی‌های خاک و فرسایش‌پذیری خاک

در جدول ۱ نتایج آنالیزهای برخی ویژگی‌های خاک و فرسایش‌پذیری خاک گزارش شده است. با توجه به بافت خاک منطقه مطالعاتی، میانگین درصد رس، سیلت و شن به ترتیب ۳۱/۲، ۵۱/۴ و ۱۷/۴ است. همچنین ماده‌آلی خاک بین ۰/۳۵ تا ۳/۲۵ درصد متغیر بود که کمترین مقدار را خاک‌های نزدیک به اراضی بدون پوشش گیاهی و بیشترین مقدار مربوط به مناطق کشاورزی بود. همچنین هدایت هیدرولیکی اشباع خاک (Ks) با ضریب تغییرات ۸۳ درصد بیش‌ترین میزان تغییرات را در منطقه مطالعاتی نشان داد Ks از ۶ تا ۳۰۶ میلی‌متر در ساعت متغیر بود که بالاترین Ks در مرکز منطقه مطالعاتی که بیش‌تر در این قسمت‌ها کشاورزی آبی و دیم با روش‌های خاک‌ورزی فشرده انجام می‌شد، مشاهده شد. خواص هیدرولیکی خاک تحت تأثیر عوامل زیادی

کانال آب با استفاده از نرم‌افزار SAGA استخراج شد. همچنین نقشه‌های کاربری اراضی، زمین‌شناسی و ژئومورفولوژی به عنوان متغیرهای کمکی در طبقه‌بندی استفاده شدند. از آنجاکه برخی متغیرهای کیفی یا طبقه‌ای هستند، با تبدیل آن‌ها به متغیرهای ساختگی امکان استفاده در مدل‌های آماری که ورودی عددی نیاز دارند فراهم شد.

در مطالعات گذشته از متغیرهای کمکی گوناگونی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی فاکتور K استفاده شده است که این متغیر کمکی شامل شاخص‌های توپوگرافی و سنجش از دور و حتی نقشه‌های کمکی مانند کاربری اراضی و زمین‌شناسی بوده است در این پژوهش از سه سناریو برای تعیین قابلیت داده‌های سنجش از دور، ویژگی‌های توپوگرافی و داده‌های طبقه‌بندی شده برای پیش‌بینی عامل K، مورد استفاده قرار گرفت تا اهمیت داده‌های کمکی متنوع مشخص شود و بهترین سناریو در ترکیب این متغیرها ارائه گردد.

سناریو (i) استفاده از متغیرهای توپوگرافیکی به دست آمده از مدل رقومی ارتفاع (DEM)،

سناریو (ii) استفاده از تمام پارامترهای سناریو (i) + داده‌ها و شاخص‌های سنجش از دور،

سناریو (iii) استفاده از تمام پارامترهای سناریو (ii) + نقشه‌های

موضوعی شامل نقشه کاربری اراضی، زمین‌شناسی و ژئومورفولوژی. عامل تورم واریانس (VIF) برای هر متغیر مورد بررسی قرار گرفت تا آثار هم‌خطی چندگانه در هر مدل Multiple Linear (MLR) Regression) شناسایی شود و متغیرهایی با VIF بیش‌تر از ۱۰ از مجموعه داده حذف شدند (Guo et al., 2020). در مرحله بعد از رویکرد بوروتا برای انتخاب مهم‌ترین متغیرها برای پیش‌بینی متغیرهای مورد نظر استفاده شد. روابط مختلف بین متغیرهای کمکی و مشاهدات خاک منجر به کشف الگوهای مختلف خاک می‌شود. در یادگیری ماشین، هیچ فرض صریحی در مورد شکل عملکردی رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته وجود ندارد. در مقابل، مدل‌های یادگیری ماشین به دنبال پیش‌بینی شکلی از رابطه هستند که الگوهای موجود در داده‌ها را بر اساس برخی شاخص‌ها به بهترین شکل و با دقت و صحت زیاد شناسایی و توصیف کند (Wadoux et al., 2020).

ارزیابی عملکرد مدل

برای ارزیابی دقت پیش‌بینی مدل‌های SVM، Cu و RF از آماره های ضریب تعیین، ریشه میانگین مربعات خطا، ریشه میانگین مربع خطای نرمال شده و میانگین قدرمطلق خطا (معادلات ۱۰-۱۳) استفاده شد. برای اعتبار سنجی، ۸۰ درصد نمونه‌ها (n=۸۰) به صورت تصادفی و یکنواخت به عنوان مجموعه آموزشی انتخاب شدند و ۲۰ درصد نمونه های باقی مانده (n=۲۰) به عنوان مجموعه آزمون استفاده شد. هرچه ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدرمطلق خطا مقدار کوچکتری

از جمله بافت، ساختمان، چگالی ظاهری و محتوای کربن آلی خاک است. کاربری اراضی و مدیریت خاک می‌تواند با تغییر این ویژگی‌ها بر هدایت هیدرولیکی خاک تأثیر بگذارد (Zhou et al., 2008). کمترین میزان فرسایش‌پذیری خاک ($0.02 \text{ ton.ha.h/ha.MJ.mm}$) در قسمت‌های جنوب شرقی به سمت بخش‌های مرکزی منطقه مشاهده شد. قسمت‌های جنوبی منطقه که بیشتر اراضی مرتع و بدون پوشش را تشکیل می‌دهند، دارای بالاترین میزان K (ton.ha.h/ha.MJ.mm) هستند. فرسایش‌پذیری خاک منطقه مطالعاتی بدلیل چرای بی‌رویه دام، مقدار متوسط تا زیاد را نشان داد. با افزایش چرای کنترل نشده دام، ساختمان خاک تخریب یافته و باعث می‌شود خاک‌های مراتع بیشتر مستعد فرسایش باشند. ایوبی و همکاران (Ayoubi et al., 2014) گزارش کردند که چرای بی‌رویه مهم‌ترین عاملی است که منجر به کاهش کربن آلی خاک در مراتع با اقلیم‌های نیمه‌خشک مانند کشور ایران می‌شود. بنابراین، تخریب ویژگی‌های خاک از طریق فشار بیش از حد و چرای بیش از حد دام، نقش اصلی بر میزان حساسیت خاک به فرسایش آبی را در اکوسیستم نیمه‌خشک دارد (Madenoglu et al., 2020).

پارامترهای مدل RUSLE

شدت و مدت بارندگی از مهم‌ترین پارامترهای بارندگی هستند. میزان بارندگی ۳۰ سال گذشته در حوزه آبخیز مورد مطالعه از ۱۰۲ میلی‌متر در سال در سال ۱۳۸۸ در ایستگاه سد زاینده‌رود تا ۶۳۰ میلی

متر در سال در سال ۱۳۷۳ در ایستگاه قلعه شاهرخ متغیر بود. میزان بارش‌ها در بخش غربی حوضه بیشتر مقدار و هرچه به سمت شرق حرکت کنیم میزان آن کاهش پیدا می‌کند. ضریب R محاسبه شده از $53/7$ تا $116/2$ (MJ.mm/ha.h.yr) با مقدار متوسط $82/3$ (MJ.mm/ha.h.yr) متغیر بود (شکل ۲ الف). بنابراین، ضریب R تنوع بالایی را در حوزه آبخیز مطالعاتی نشان داد. توزیع مکانی فاکتور R در شمال غرب و بخش میانی منطقه مطالعاتی مقادیر بالاتری را نشان می‌دهد و قسمت‌های شرقی حوزه آبخیز میزان بارندگی کمتری را دارد. این روند بیشتر به توزیع مکانی میانگین بارندگی بستگی دارد. از این رو، تغییرات مکانی و زمانی در از دست دادن خاک به تغییرات فاکتور R وابسته است (Shin et al., 2019).

مناطق با شیب‌های تند نرخ فرسایش خاک بسیار بالاتری نسبت به مناطق با شیب ملایم دارند. نتایج نشان می‌دهد که میانگین شیب حوزه آبخیز ۸ درجه بوده و از ۰ تا $45/4$ درجه شیب متغیر است (شکل ۲ ب)، که منطقه دارای تنوع زیادی از لحاظ توپوگرافی می‌باشد. بیش از ۳۰ درصد از منطقه مورد مطالعه در شیب‌های بالاتر از ۸ درجه است و این شیب‌ها میزان فرسایش را افزایش می‌دهد. نرخ توزیع تلفات خاک به صورت خطی با افزایش شیب در سراسر حوضه افزایش می‌یابد. حوزه آبخیزهای با شیب بالاتر از ۳۰ درصد، نرخ تلفات خاک منطقه بین ۴۰ تا ۹۰ تن در هکتار در سال را دارد. این موضوع نشان‌دهنده این است که شیب نقش مهمی در افزایش فرسایش خاک دارد.

جدول ۱- توصیف برخی از ویژگی‌های خاک و عامل فرسایش‌پذیری خاک (K) در حوزه آبخیز مورد مطالعه ($N=100$)

Table 1- Description of some soil properties and soil erodibility factor (K) in the studied watershed ($N=100$)

Variable	Unit	Min	Max	Mean	SD	CV (%)	Skewness	Kurtosis
ویژگی	واحد	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات	چولگی	کشییدگی
رس Clay	%	17	45	31.20	6.10	20	-0.34	-0.13
سیلت Silt	%	36	73	51.40	6.41	12	-0.09	0.98
شن Sand	%	4.50	47	17.40	9.64	55	1.11	0.77
ماده آلی خاک Soil organic matter	%	0.35	3.25	0.89	0.50	56	2.48	7.93
هدایت هیدرولیکی اشباع Saturated hydraulic conductivity	(mm/h)	6	306	66.70	55.40	83	2.08	4.93
فاکتور K K-factor	(ton.ha.h/ha.MJ.mm)	0.02	0.07	0.04	0.007	19	1.16	4.59

دارند باید در اولویت اقدامات حفاظتی و آبخیزداری قرار گیرند. ضریب LS با افزایش طول و درصد شیب در بوجود آمدن جریان‌های متمرکز رواناب تأثیرگذار است. با افزایش طول شیب، میزان رواناب و غلظت

با انجام کارهای حفاظتی در حوزه آبخیزهای میزان طول شیب کاهش پیدا نموده و به طبع آن میزان فرسایش خاک کاهش پیدا می‌کند. در گام نخست مناطقی که کلاس‌های شیب بالا را در حوزه آبخیز

از ماهیت مدل‌های مبتنی بر درخت تصمیم است، این مدل‌ها ذاتاً توانایی بالایی در مدیریت روابط غیرخطی پیچیده و تعاملات چندگانه بین ویژگی‌های ورودی و متغیر هدف دارند که در پارامترهای محیطی مانند K غالب است، در حالی که مدل‌های مبتنی بر توابع کرنل مانند (SVM) یا مدل‌های مبتنی بر قوانین مانند (Cubist) در تعمیم دادن به داده‌های چند بعدی و ناهمگن با چالش بیشتری مواجه می‌شوند، این برتری به‌طور کمی با بهترین نتایج ضریب تعیین ($R^2=0.317$) و پایین‌ترین خطاهای مطلق ($MAE=0.0042$) در میان تمام مدل‌های آزمایش شده تأیید کننده این موضوع است. ضریب K از 0.28 تا 0.52 (ton.ha.h/ha.MJ.mm) در سناریو سوم مدل جنگل تصادفی متغیر بود (شکل ۲ ت)). بیش‌ترین مقدار فرسایش‌پذیری خاک در مرکز منطقه مطالعاتی که کشت آبی انجام می‌شود، مشاهده گردید. در مناطقی که کشاورزی صورت می‌گیرد تردد ماشین‌آلات کشاورزی باعث کاهش نفوذپذیری خاک و شخم زیاد منجر به تخریب ساختمان خاک می‌شود. همچنین میزان ماده‌آلی خاک به دلیل فشار بیش از حد و کشت هر ساله در زمین‌های کشاورزی کاهش می‌یابد که مجموع این موارد فرسایش‌پذیری خاک در مناطق مرتعی کم‌ترین مقدار را داشت. چلیک (Celik, 2005) بیان کرد که با کاهش ماده‌آلی خاک، پایداری خاکدانه‌های در حالت مرطوب، نفوذپذیری و تخریب خاک در هنگام تغییر کاربری از مرتع یا جنگل به زمین‌های کشاورزی، فرسایش‌پذیری خاک به‌طور قابل توجهی افزایش می‌دهد. مقدار بیشتر فاکتور فرسایش‌پذیری خاک در زمین‌هایی که زیر کشت هستند و عمدتاً خاک‌ورزی فشرده در آن‌ها انجام می‌شود اتفاق می‌افتد. سینگ و خرا (Singh & Khara, 2009) گزارش کردند که فرسایش‌پذیری خاک به‌ترتیب در زمین‌های کشاورزی < زمین بایر < مرتع < جنگل بیش‌ترین به کم‌ترین مقدار است.

جنگل تصادفی می‌تواند با ادغام مقدار زیادی از داده‌های محیطی، اطلاعات دقیقی در مورد فاکتور K در طیف وسیعی ایجاد کند. تنگ و همکاران (Teng HongFen et al., 2019) به این نتیجه رسیدند که در مقایسه با کریجینگ معمولی، مدل جنگل تصادفی نه تنها خطا و جهت‌گیری احتمالی را کاهش می‌دهد، بلکه وضوح مکانی دقیق‌تر (۹۰ متر) و نتایج پیش‌بینی توزیع مکانی قابل اعتمادتری را تولید می‌کند. از نقاط قوت عمده جنگل تصادفی در مقایسه با سایر مدل‌ها می‌توان به ماهیت غیر پارامتری مدل ایجاد شده، قابلیت مدیریت و استفاده از مجموعه‌های کمکی بسیار بزرگ با انواع متغیرهای کمکی، عملکرد پیش‌بینی زیاد، انتخاب تصادفی متغیرهای کمکی در طول ساخت درخت و توانایی مدیریت داده‌های تحریف شده اشاره کرد. بنابراین، جنگل تصادفی روش عملی برای به‌دست آوردن ضریب K و برآورد مدل فرسایش خاک در مناطق بزرگ ارائه می‌کند. شایان ذکر است که عامل K تحت تأثیر متقابل عوامل بسیاری قرار دارد و تأثیر متقابل

رسوب نیز افزایش می‌یابد (Wischmeier & Smith, 1978; Ghosal & das Bhattacharya, 2020). فاکتور طول و درصد شیب نسبت به طول شیب به تنهایی تأثیر بیشتری بر فرسایش خاک دارد (Ghosal & das Bhattacharya, 2020).

یکی از مهم‌ترین عوامل مدل RUSLE که به راحتی می‌توان آن را برای کاهش تلفات خاک مدیریت کرد، فاکتور پوشش گیاهی است (Renard et al., 1991). با توجه به تغییرات زمانی پوشش گیاهی، میانگین توزیع مکانی فاکتور C برای سال‌های ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۷ در شکل ۲ (پ) ارائه شده است. فاکتور C برای میانگین ده ساله در نظر گرفته شده (۱۳۸۸ - ۱۳۹۷) از 0.25 تا 0.49 متغیر است. روند کلی مکانی فاکتور C برای زمان‌های مشخص شده تقریباً مشابه است. میانگین پوشش گیاهی ده ساله نشان می‌دهد که بخش‌های مرکزی و نزدیک به رودخانه که در آن کشاورزی انجام می‌شود، کم‌ترین مقدار و در مناطق دور از رودخانه که دارای رخنمون سنگی یا مناطق مرتعی که پوشش گیاهی مرتع به دلیل چرای بیش از حد دام از بین رفته بود، دارای بیش‌ترین مقدار فاکتور C است. مقادیر بالای فاکتور C نشان‌دهنده آسیب‌پذیری و حساسیت بیش‌تر در برابر فرسایش خاک است. مقادیر فاکتور C از نزدیک به صفر برای خاک بسیار محافظت شده با پوشش گیاهی زیاد تا نزدیک به ۱ برای خاک‌های مستعد فرسایش و بدون پوشش گیاهی متفاوت است (Renard et al., 1991). بنابراین، مقادیر صفر و نزدیک به صفر C برای بخش‌های مرکزی بود که در آن کشاورزی صورت می‌گیرد. نتایج همچنین نشان می‌دهد که تغییر در توزیع مکانی فاکتور C از سال ۱۳۸۸ تا ۱۳۹۷ را می‌توان تا حدی به تغییر پوشش یا کاربری اراضی در طول دوره مورد نظر نسبت داد.

کشت بر روی خطوط تراز، کشت نواری و تراس‌بندی از مؤثرترین شیوه‌های حفاظت خاک هستند. در سراسر حوزه آبخیز مطالعاتی اقدامات حفاظتی برای کاهش فرسایش خاک صورت نگرفته است و کشاورزان از روش‌های ذکر شده برای کاهش فرسایش استفاده نمی‌کنند. محصولات زراعی عمدتاً غلات هستند و شخم و شیار به‌ندرت موازی با خطوط تراز داده می‌شود. تلاش‌هایی در خصوص احیای جنگل‌ها در منطقه صورت گرفته است اما این اقدامات بر روی خطوط تراز صورت نگرفته است. بنابراین مقدار فاکتور P برای کل منطقه مطالعاتی ۱ در نظر گرفته شد.

خواص فیزیکی و شیمیایی خاک به مقاومت خاک در برابر جدا شدن توسط قطرات باران و انتقال توسط رواناب تأثیر می‌گذارد. همان‌طور که قبلاً ذکر شد، ضریب فرسایش‌پذیری خاک (K) در این پژوهش با روش‌های مختلف یادگیری ماشین تهیه گردید. بین سه مدل کاربردی استفاده شده، مدل جنگل تصادفی نسبت به دو مدل کوبیست و ماشین بردار پشتیبان در سناریوی سوم بهترین عملکرد را داشت (جدول ۲). برتری عملکرد مدل جنگل تصادفی بر مدل‌های دیگر نظیر Cubist و SVM در تخمین عامل فرسایش‌پذیری خاک مستقیماً ناشی

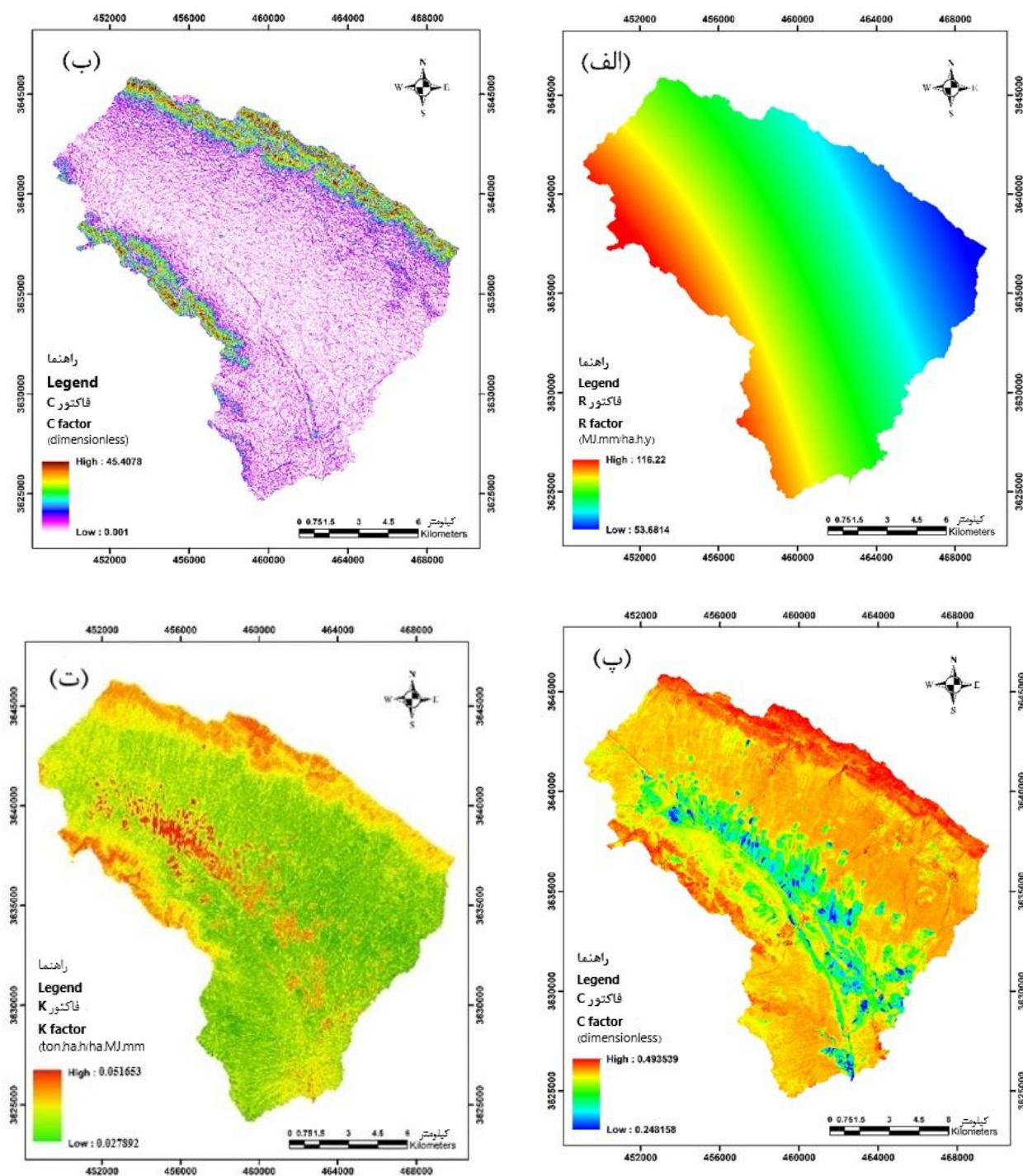
عوامل تأثیرگذار مرتبط در مناطق مختلف متفاوت است.

با افزودن شاخص‌های سنجش از دور به ویژگی‌های توپوگرافی، مقدار R^2 برای پیش‌بینی ضریب K در این رویکرد تقریباً ۷۲٪ افزایش یافت، در حالی که گنجاندن نقشه‌های موضوعی به سناریوی II، مقدار R^2 را تا ۶۸٪ بهبود داد (جدول ۲). آلابوز و همکاران (Alaboz et al., 2021) در مطالعه نقشه‌برداری رقومی عامل فرسایش‌پذیری خاک بر اساس درخت تصمیم، از الگوریتم CART استفاده کردند و بیان کردند که متغیرهای سیلت و رس با تشکیل گره‌ها ۹۰/۶ درصد برآورد شدند. گوپتا و همکاران (Gupta et al., 2024)، هدایت هیدرولیکی اشباع خاک را بر اساس دو رویکرد محاسبه کرد (i: نفوذپذیری خاک برآورد شده توسط رس $[K_{Wischmeier}]$ و ii: و مشتق از $[K_{Ksat}]$ و سپس آنها را با متغیرهای محیطی با استفاده از یک مدل جنگل تصادفی پیش‌بینی کرده و دریافتند که مدل RF دارای مقدار ضریب تبیین ۹۳ درصد برای K_{Ksat} و مقدار ضریب تبیین ۹۸ درصد برای $K_{Wischmeier}$ بود. یو و همکاران (Yu et al., 2023) برای پیش‌بینی فاکتور K با استفاده از متغیرهای کمکی محیطی در جنوب شرقی تبت نشان دادند که مدل جنگل تصادفی مقدار ضریب تبیین بیش‌تر از ۰/۹ ایجاد کرد و اطلاعات دقیقی در مورد توزیع مکانی مقادیر فاکتور K ، به‌ویژه در مناطق بزرگ نمونه‌برداری نشده ارائه می‌کند.

تحلیل اهمیت متغیر

برای دستیابی به درک کامل متغیرهای محیطی که در پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک اهمیت بیشتری داشتند، نتایج تحلیل اهمیت متغیرها در شکل ۳ گزارش شده است. با توجه به روش تحلیل اهمیت متغیر (VIA)، سطح پایه شبکه کانال (CNBL)، ارتفاع، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، شیب، سطح حوزه آبخیز و شاخص MRRTF شناسایی شدند و بیش‌ترین تأثیر را بر فاکتور K داشتند. همان‌طور که در پژوهشی نشان داده شده است (Ye et al., 2022)، ویژگی‌های توپوگرافی مانند ارتفاع، سطح حوزه آبخیز، عامل LS، و شاخص‌های هیدرولوژیکی به‌دست آمده از DEM به‌طور معنی‌داری بر ویژگی‌های خاک مانند ماده‌آلی و توزیع اندازه ذرات اولیه تأثیر دارند که به‌طور غیرمستقیم حساسیت خاک به فرسایش را کنترل می‌کنند. فرایندهای فرسایش/رسوب خاک، و همچنین تولید رواناب و جدا شدن خاک، با متغیرهای توپوگرافی، مانند ارتفاع و درجه و طول شیب همبستگی نزدیکی دارند. در پژوهشی که توسط گو و همکاران (Gu et al., 2021) در یک منطقه کوهستانی، در استان یوننان چین انجام شد، این دانشمندان نشان دادند که ضریب K در شیب‌های کمتر از ۱۵ درجه روند روبه افزایشی دارند، اما با افزایش شیب تا زاویه‌های بیشتر از ۱۵ درجه روند افزایشی زیاد نیست. گوپتا و همکاران (Gupta et al., 2024) به‌دنبال مدل‌سازی مکانی فاکتور K توسط EF، تجزیه و

تحلیل حساسیت را انجام داده و نشان دادند که برای $K_{Wischmeier}$ برخی از ویژگی‌های خاک (شن، رس و ماده‌آلی خاک) و همچنین برخی از عوامل اقلیمی و شاخص رطوبت توپوگرافی به‌عنوان ۱۰ متغیر برتر شناسایی شدند. از میان شاخص‌های سنجش از دور، شاخص کربنات (CI) مهم‌ترین و تأثیرگذارترین متغیر بود. تنگ و همکاران (Teng et al., 2016) داده‌های سنجش از دور را به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های مهم فرسایش‌پذیری خاک شناسایی کردند. یو و همکاران (Yu et al., 2023) با توجه به متغیرهای مهم مؤثر بر فرسایش‌پذیری خاک نشان دادند که ترکیبی از ویژگی‌های خاک (بعد فراکتالی و MWD)، اقلیم و توپوگرافی آثار قابل توجهی بر فرسایش‌پذیری خاک داشتند، در حالی که تأثیر پوشش گیاهی و فعالیت‌های انسانی حداقل بود. بسیاری از پژوهشگران فاکتور K را در مقیاس‌های کرت استاندارد یا دامنه تپه ارزیابی کرده‌اند. جیانگ و همکاران (Jiang et al., 2022)، تمرکز زیادی بر تأثیر ویژگی‌های خاک مانند بافت، محتوای کربن آلی و توزیع اندازه خاکدانه بر عامل K داشته‌اند. با این حال، عدم قطعیت‌های قابل توجهی باقی می‌ماند، زیرا عوامل محیطی که تا حدی ویژگی‌های فیزیکی خاک را تعیین می‌کنند، در نظر گرفته نمی‌شوند. کاربری اراضی نیز به‌عنوان یکی از مهم‌ترین متغیرهای کمکی برای پیش‌بینی تغییرپذیری K در منطقه مورد بررسی شناسایی شد. استفاده از زمین به دلیل آثار آن بر ویژگی‌های خاک، به‌ویژه موادآلی خاک، تراکم خاک و نفوذپذیری خاک، می‌تواند عامل K را کنترل کنند (Oguike et al., 2023). باشکان (Baskan, 2022) بیان کردند که ویژگی‌های منظر زمین‌ها، از جمله شیب، جهت شیب، ارتفاع و کاربری و پوشش زمین معمولاً عوامل غالبی هستند که بر مقدار ماده‌آلی خاک در مناطقی با مواد مادری یکنواخت تأثیر می‌گذارند. علاوه بر این، پایداری خاکدانه‌ها یکی از مؤثرترین پارامترهای کنترل‌کننده فرسایش خاک تحت تأثیر کاربری اراضی است (Cerdà, 1996).

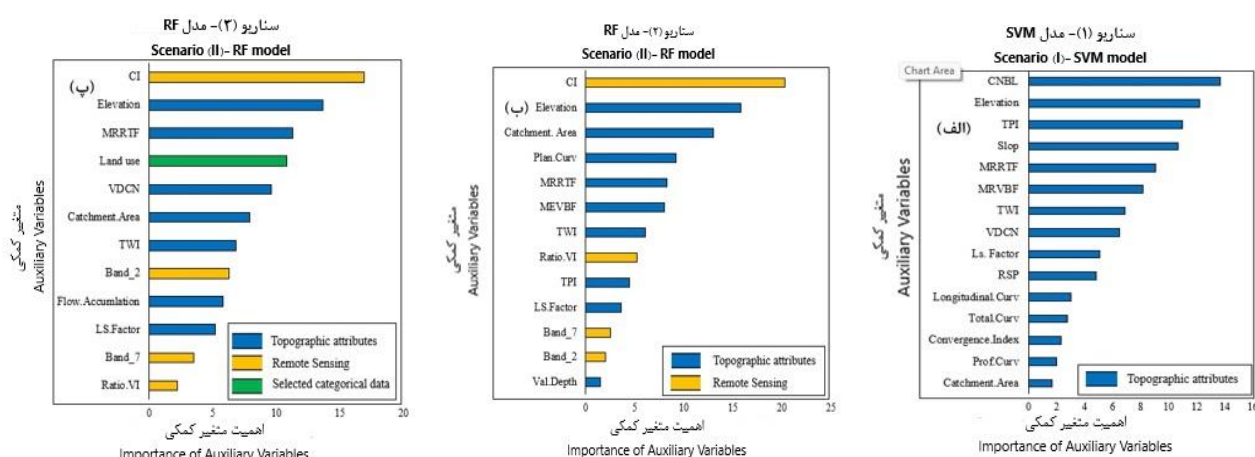


شکل ۲- فاکتورهای ورودی مدل RUSLE: (الف) عامل فرساینده‌ی باران (ب) عامل طول و درصد شیب (پ) عامل پوشش گیاهی (ت) عامل فرسایش‌پذیری خاک

Figure 2- The input factors for the RUSLE model: R factor (a), LS factor (b), C factor (c), K factor (d)

جدول ۲- معیارهای اعتبارسنجی برای پیش‌بینی فاکتور فرسایش‌پذیری خاک (K)، با استفاده از سه مدل یادگیری ماشین

Model مدل	Scenario I سناریو ۱				Scenario II سناریو ۲				Scenario III سناریو ۳			
	R ²	RMSE	MAE	nRMSE	R ²	RMSE	MAE	nRMSE	R ²	RMSE	MAE	nRMSE
RF	0.078	0.0076	0.0052	21.03	0.283	0.0063	0.0044	17.38	0.317	0.0061	0.0042	16.88
Cu	0.153	0.0083	0.0056	19.60	0.266	0.0067	0.0047	16.40	0.282	0.0064	0.0047	17.62
SVM	0.167	0.0062	0.0048	17.11	0.255	0.0056	0.0046	15.45	0.231	0.0069	0.0048	19.04



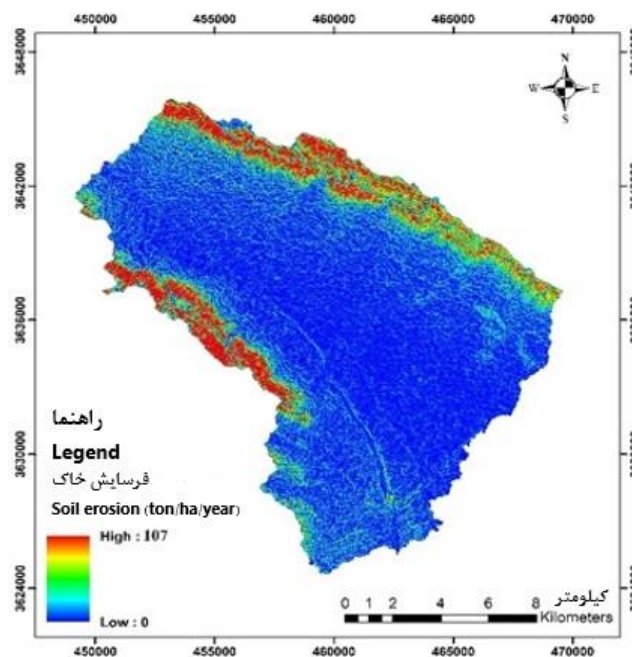
شکل ۳- اهمیت نسبی متغیرهای کمکی محیطی (%) برای پیش‌بینی عامل فرسایش‌پذیری خاک: (الف) سناریو (i)، (ب) سناریو (ii)، (پ) سناریو (iii)

Figure 3- Relative importance of environmental covariates (%) for predicting soil erodibility factor: (a) Scenario (i), (b) Scenario (ii), (c) Scenario (iii)

نشان‌دهنده اثر متقابل فرسایش‌پذیری و فرسایش در میزان فرسایش است و لزوماً هر دو عامل در تعیین مقدار فرسایش خاک در نظر گرفته می‌شود. در مناطق مرکزی عوامل فرسایش کم‌ترین مقدار را داشته است که میزان فرسایش خاک کم‌ترین مقدار گزارش شده است. همچنین عوامل مختلفی در مقدار فرسایش خاک نقش دارند که عامل فرسایش‌پذیری خاک یکی از این عوامل است. فرسایش بیشتر در دامنه کوه‌ها به دلیل کشت در دامنه شیب، از بین رفتن پوشش گیاهی، شیوه‌های ضعیف مدیریت اراضی و چرای بیش از حد دام باشد (Habtu & Jayappa, 2022). اگرچه عوامل زیادی در مقدار فرسایش خاک نقش دارند، اما توپوگرافی و پوشش گیاهی از عوامل اصلی تأثیرگذار بر نرخ فرسایش خاک هستند. با افزایش طول و درجه شیب، عمق جریان کاهش می‌یابد و در نتیجه فرسایش افزایش می‌یابد (Wang et al., 2022). به‌طور کلی، عملکرد بهتر مدل RUSLE برای پیش‌بینی فرسایش بلندمدت خاک به دلیل توانایی آن در تخمین متوسط بلندمدت نرخ سالانه فرسایش خاک با در نظر گرفتن عوامل متعدد و ارائه دستورالعملی برای توسعه طرح‌های حفاظتی و انجام عملیات‌های مدیریتی برای کاهش فرسایش خاک است.

پیش‌بینی میزان فرسایش خاک

مدل RUSLE با استفاده از پنج عامل آب و هوا، خاک، توپوگرافی و کاربری اراضی طراحی شده است. مدل RUSLE بر این فرض استوار است که فرسایش خاک یک فرآیند بلندمدت است که در طی چندین سال یا چند دهه رخ می‌دهد و تحت تأثیر اثرات تجمعی عوامل مختلف مانند بارندگی، نوع خاک و کاربری اراضی قرار می‌گیرد. تلفات خاک در میانگین بلندمدت ۳۰ ساله (۱۳۶۸-۱۳۹۷) که در شکل ۴ نمایش داده شده است، ۸/۲۷ تن در هکتار در سال است. توزیع مکانی تلفات خاک از نزدیک به صفر تن در هکتار در مناطق مرکزی، جنوب شرقی و دشت تا بیش از ۵۰ تن در هکتار در دره‌ها و شیب‌های تند حوضه متغیر است (شکل ۴). این یافته‌ها در حدود سطح آستانه فرسایش خاک (۵-۱۲ تن در هکتار در سال) است (Hurni, 2002). تلفات خاک در شیب‌های تند که شامل رشته کوه‌های دو طرف منطقه مطالعاتی است بیش‌ترین مقدار خود بود، اما در مناطق مرکزی و دشت‌های احاطه شده توسط دو رشته کوه اطراف که از شمال غربی به جنوب شرقی امتداد دارند، کمتر در معرض فرسایش خاک بودند. در مناطق مرکزی عامل فرسایش‌پذیری خاک بیش‌ترین میزان را نسبت به کل منطقه مطالعاتی داشت. این امر

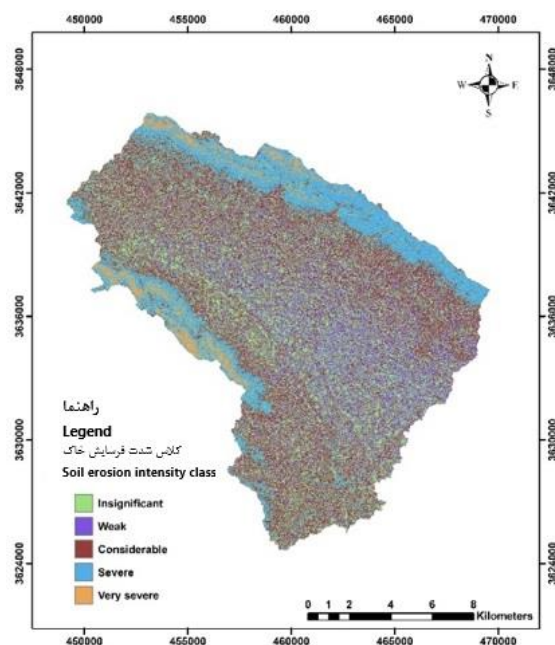


شکل ۴- فرسایش خاک در حوزه آبخیز مورد مطالعه
Figure 4- Soil erosion in the studied watershed

برای برنامه‌ریزی و اجرای اقدامات حفاظتی می‌باشد (Gashaw *et al.*, 2018). منطقه مورد مطالعه در پنج کلاس شدت فرسایش طبقه‌بندی شد.

نقشه شدت فرسایش خاک

بدلیل منابع محدود در دسترس اولویت‌بندی اراضی بر اساس حساسیت به فرسایش برای مدیران و سیاست‌گذاران امری ضروری



شکل ۵- کلاس شدت فرسایش خاک بر اساس مدل RUSLE در حوزه آبخیز مورد مطالعه
Figure 5- Soil erosion intensity class based on RUSLE model in the studied watershed

پشتیبان نتایج بهتری برای پیش‌بینی ارائه داد. در همه موارد، ترکیب همه متغیرهای محیطی شامل شاخص‌های سنجش از دور، ویژگی‌های توپوگرافی و نقشه‌های موضوعی (سناریو سوم)، منجر به بیش‌ترین عملکرد مدل‌سازی مکانی شد. میانگین فرسایش خاک با استفاده از مدل $RUSLE \ 8/27$ تن در هکتار در سال برآورد شد. همچنین نقشه کلاس شدت فرسایش حوزه آبخیز مورد مطالعه تهیه گردید که نشان می‌دهد ۲۱ درصد منطقه دارای فرسایش شدید و بسیار شدید است که باید برای اقدامات مدیریتی در اولویت کارهای آبخیزداری و کنترل فرسایش قرار گیرد.

پیشنهاد می‌شود محقق‌ها در مطالعات آینده برای دستیابی به تخمین دقیق‌تر پارامتر فرسایش‌پذیری خاک و گسترش کاربرد مدل، با غنی‌سازی مجموعه داده‌ها از طریق ادغام داده‌های سنجش از دور با تفکیک فضایی- زمانی بالاتر و پارامترهای هیدرولوژیکی محلی به منظور افزایش توانایی مدل‌های SVM و Cubist در جذب تغییرات محیطی کوچک مقیاس بهره بگیرند و همچنین، ارزیابی عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق (Deep Learning)، به‌ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) یا شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) در صورت وجود داده‌های سری زمانی، برای مقایسه کارایی آن‌ها با مدل‌های مبتنی بر درخت مانند جنگل تصادفی در شرایط داده‌های غنی‌تر استفاده کنند.

حدود ۳۳ درصد از منطقه در کلاس فرسایش ناچیز (کمتر از ۵/۰ تن در هکتار در سال) طبقه‌بندی شده است. حدود ۲۰ درصد کل منطقه در کلاس فرسایش ضعیف است. ۲۶ درصد در کلاس متوسط (۳-۱۲ تن در هکتار در سال) قرار گرفت. ۱۸ درصد از منطقه مطالعاتی در کلاس خطر فرسایش شدید (۱۲-۵۰ تن در هکتار در سال) و ۳ درصد از کل منطقه در کلاس خطر فرسایش بسیار شدید (بیشتر از ۵۰ تن در هکتار در سال) طبقه‌بندی شد. مناطقی که با خطرات فرسایش شدید و بسیار شدید هستند باید در اولویت اقدامات حفاظتی خاک برای مدیران و سیاست‌گذاران قرار بگیرد (شکل ۵). تعمیم‌پذیری نتایج پیش‌بینی فرسایش خاک به حوزه آبخیزهای مجاور، منوط به شباهت قابل توجه در عوامل کنترل‌کننده اصلی است. اگر اراضی جدید از نظر تیپ غالب خاک، الگوی بارش و کاربری اراضی با منطقه مورد مطالعه تفاوت فاحشی نداشته باشند، مدل می‌تواند به‌عنوان یک تخمین اولیه قابل اتکا باشد. با این حال، به‌دلیل حساسیت عامل K به شرایط محلی، توصیه می‌شود که مدل برای تضمین دقت بالا، حداقل با نمونه‌برداری کنترل‌شده‌ای در منطقه جدید اعتبارسنجی شود.

نتیجه‌گیری

برای پیش‌بینی مکانی فاکتور فرسایش‌پذیری خاک در حوزه آبخیز مندرجان با تکنیک یادگیری ماشین، بین سه مدل استفاده شده مدل جنگل تصادفی نسبت به دو مدل کیوبیست و ماشین‌های برداری

References

- Abdo, H., & Salloum, J. (2017). Mapping the soil loss in Marqya basin: Syria using RUSLE model in GIS and RS techniques. *Environmental Earth Sciences*, 76(3), 114. <https://doi.org/10.1007/s12665-017-6424-0>
- Alaboz, P., Dengiz, O., Demir, S., & Şenol, H. (2021). Digital mapping of soil erodibility factors based on decision tree using geostatistical approaches in terrestrial ecosystem. *Catena*, 207, 105634. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105634>
- Arnoldus, H.M.J. (1977). Methodology used to determine the maximum potential average annual soil loss due to sheet and rill erosion in Morocco.
- Ayoubi, S., Emami, N., Ghaffari, N., Honarjoo, N., & Sahrawat, K.L. (2014). Pasture degradation effects on soil quality indicators at different hillslope positions in a semiarid region of western Iran. *Environmental Earth Sciences*, 71(1), 375-381. <https://doi.org/10.1007/s12665-013-2440-x>
- Bagarello, V., Di Stefano, C., Ferro, V., Giuseppe, G., & Iovino, M. (2009). A pedotransfer function for estimating the soil erodibility factor in Sicily. *Journal of Agricultural Engineering*, 40(3), 7-13. <https://doi.org/10.4081/jae.2009.3.7>
- Baskan, O. (2022). Analysis of spatial and temporal changes of RUSLE-K soil erodibility factor in semi-arid areas in two different periods by conditional simulation. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 68(12), 1698-1710. <https://doi.org/10.1080/03650340.2021.1922673>
- Benavidez, R., Jackson, B., Maxwell, D., & Norton, K. (2018). A review of the (Revised) Universal Soil Loss Equation (R) USLE: With a view to increasing its global applicability and improving soil loss estimates. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(11), 6059-6086. <https://doi.org/10.5194/hess-22-6059-2018>
- Bouyoucos, G.J. (1962). Hydrometer method improved for making particle size analyses of soils 1. *Agronomy Journal*, 54(5), 464-465. <https://doi.org/10.2134/agronj1962.00021962005400050028x>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learnin*, 45, 5-32.
- Celik, I. (2005). Land-use effects on organic matter and physical properties of soil in a southern Mediterranean highland of Turkey. *Soil and Tillage Research*, 83(2), 270-277. <https://doi.org/10.1016/j.still.2004.08.001>

11. Cerdà, A. (1996). Soil aggregate stability in three Mediterranean environments. *Soil Technology*, 9(3), 133-140. [https://doi.org/10.1016/s0933-3630\(96\)00008-6](https://doi.org/10.1016/s0933-3630(96)00008-6)
12. Chou, W.C. (2010). Modelling watershed scale soil loss prediction and sediment yield estimation. *Water Resources Management*, 24(10), 2075-2090. <https://doi.org/10.1007/s11269-009-9539-6>
13. EUROSTAT. (2017). Regional statistics by NUTS classification.
14. Gashaw, T., Tulu, T., & Argaw, M. (2018). Erosion risk assessment for prioritization of conservation measures in Geleda watershed, Blue Nile basin, Ethiopia. *Environmental Systems Research*, 6(1), 1-14. <https://doi.org/10.1186/s40068-016-0078-x>
15. Gayen, A., Saha, S., & Pourghasemi, H.R. (2020). Soil erosion assessment using RUSLE model and its validation by FR probability model. *Geocarto International*, 35(15), 1750-1768. <https://doi.org/10.1080/10106049.2019.1581272>
16. Gholami, V., Booi, M.J., Tehrani, E.N., & Hadian, M.A. (2018). Spatial soil erosion estimation using an artificial neural network (ANN) and field plot data. *Catena*, 163, 210-218. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.12.027>
17. Ghosal, K., & Das Bhattacharya, S. (2020). A review of RUSLE model. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 48(4), 689-707. <https://doi.org/10.1007/s12524-019-01097-0>
18. Grimm, R., Behrens, T., Märker, M., & Elsenbeer, H. (2008). Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island—Digital soil mapping using Random Forests analysis. *Geoderma*, 146(1-2), 102-113. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2008.05.008>
19. Gu, Z., Huang, Y., Feng, D., Duan, X., Xue, M., Li, Y., & Li, Y. (2021). Towards mapping large scale soil erodibility by using pedological knowledge. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 67(6), 809-821. <https://doi.org/10.1080/03650340.2020.1759799>
20. Guo, L., Fu, P., Shi, T., Chen, Y., Zhang, H., Meng, R., & Wang, S. (2020). Mapping field-scale soil organic carbon with unmanned aircraft system-acquired time series multispectral images. *Soil and Tillage Research*, 196, 104477. <https://doi.org/10.1016/j.still.2019.104477>
21. Gupta, S., Borrelli, P., Panagos, P., & Alewell, C. (2024). An advanced global soil erodibility (K) assessment including the effects of saturated hydraulic conductivity. *Science of the Total Environment*, 908, 168249. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.168249>
22. Habtu, W., & Jayappa, K.S. (2022). Assessment of soil erosion extent using RUSLE model integrated with GIS and RS: the case of Megech-Dirma watershed, Northwest Ethiopia. *Environmental Monitoring and Assessment*, 194(5), 318. <https://doi.org/10.1007/s10661-022-09965-y>
23. Holmes, G., Hall, M., & Frank, E. (1999, December). Generating rule sets from model trees. In Australasian joint conference on artificial intelligence (pp. 1-12). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-46695-9_1
24. Hurni, H. (2002). Current international actions for furthering the sustainability use of soils. In: Symposium paper no. 63 on 17th WCSS, 14–21 August 2002, pp 8.
25. Iaaich, H., Moussadek, R., Baghdad, B., Mrabet, R., Douaik, A., Abdelkrim, D., & Bouabdli, A. (2016). Soil erodibility mapping using three approaches in the Tangiers province–Northern Morocco. *International Soil and Water Conservation Research*, 4(3), 159-167. <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2016.07.001>
26. Jiang, Y., You, Q., Chen, X., Jia, X., Xu, K., Chen, Q., ... & Shi, Z. (2022). Preliminary risk assessment of regional industrial enterprise sites based on big data. *Science of the Total Environment*, 838, 156609. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.156609>
27. Kutra, I. (2020). Soil erosion by wind and dust emission in semi-arid soils due to agricultural activities. *Agronomy*, 10(1), 89. <https://doi.org/10.3390/agronomy10010089>
28. Klute, A. (1986). Water retention: laboratory methods. *Methods of soil analysis: part 1 physical and mineralogical methods* 5, 635-662. <https://doi.org/10.2136/sssabookser5.1.2ed.c26>
29. Lastoria, B., Miserocchi, F., Lanciani, A., & Monacelli, G. (2008). An estimated erosion map for the Aterno-Pescara river basin. *European Water*, 21(22), 29-39.
30. Lin, C.Y., Lin, W.T., & Chou, W.C. (2002). Soil erosion prediction and sediment yield estimation: the Taiwan experience. *Soil and Tillage Research*, 68(2), 143-152. [https://doi.org/10.1016/s0167-1987\(02\)00114-9](https://doi.org/10.1016/s0167-1987(02)00114-9)
31. Madenoglu, S., Atalay, F., & Erpul, G. (2020). Uncertainty assessment of soil erodibility by direct sequential Gaussian simulation (DSIM) in semiarid land uses. *Soil and Tillage Research*, 204, 104731. <https://doi.org/10.1016/j.still.2020.104731>
32. Matinfar, H.R., Maghsodi, Z., Mousavi, S.R., & Rahmani, A. (2021). Evaluation and prediction of topsoil organic carbon using machine learning and hybrid models at a Field-scale. *Catena*, 202, 105258. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105258>
33. McCool, D.C., Foster, G.R., Renard, K.G., Yoder, D.C., & Weesies, G.A. (1995). The revised universal soil loss equation. Department of Defense/Interagency Workshop on Technologies to Address Soil Erosion on Department of Defense Lands San Antonio, TX, June 11–15, 1995. <https://doi.org/10.1201/9780203739358-5>
34. Minasny, B., & McBratney, A.B. (2006). A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of

- ancillary information. *Computers & Geosciences*, 32(9), 1378-1388. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2005.12.009>
35. Minasny, B., McBratney, A.B., & Hartemink, A.E. (2010). Global pedodiversity, taxonomic distance, and the World Reference Base. *Geoderma*, 155(3-4), 132-139. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.04.024>
36. Moore, I.D., & Burch, G.J. (1986). Physical basis of the length-slope factor in the universal soil loss equation. *Soil Science Society of America Journal*, 50(5), 1294-1298. <https://doi.org/10.2136/sssaj1986.03615995005000050042x>
37. Naimi, S., Ayoubi, S., Zeraatpisheh, M., & Dematte, J.A.M. (2021). Ground observations and environmental covariates integration for mapping of soil salinity: a machine learning-based approach. *Remote Sensing*, 13(23), 4825. <https://doi.org/10.3390/rs13234825>
38. Nelson, D.W., & Sommers, L.E. (1982). Total carbon, organic carbon, and organic matter. Methods of soil analysis: Part 2 chemical and microbiological properties, 9, 539-579. <https://doi.org/10.2134/agronmonogr9.2.2ed.c29>
39. Oguike, P.C., Onwuka, B.M., & Obalum, S.E. (2023). Soil organic matter control of water transmission properties of coarse-textured soils under contrasting land-use types in tropical rainforest. *International Journal of Hydrology Science and Technology*, 16(1), 93-106. <https://doi.org/10.1504/ijhst.2023.131833>
40. Pan, J., & Wen, Y. (2014). Estimation of soil erosion using RUSLE in Caijiamiao watershed, China. *Natural Hazards*, 71(3), 2187-2205. <https://doi.org/10.1007/s11069-013-1006-2>
41. Prasannakumar, V., Vijith, H., Abinod, S., & Geetha, N.J.G.F. (2012). Estimation of soil erosion risk within a small mountainous sub-watershed in Kerala, India, using Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE) and geo-information technology. *Geoscience Frontiers*, 3(2), 209-215. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2011.11.003>
42. Ravi, S., Breshears, D.D., Huxman, T.E., & D'Odorico, P. (2010). Land degradation in drylands: interactions among hydrologic-aeolian erosion and vegetation dynamics. *Geomorphology*, 116(3-4), 236-245. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.11.023>
43. Refahi, H.Gh. (2015). *Water erosion and conservation*. University of Tehran Press. 2298. 7th Edition.
44. Renard, K.G. (1997). *Predicting soil erosion by water: a guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE)*. US Department of Agriculture, Agricultural Research Service. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(00\)00178-1](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(00)00178-1)
45. Renard, K.G., & Freimund, J.R. (1994). Using monthly precipitation data to estimate the R-factor in the revised USLE. *Journal of Hydrology*, 157(1-4), 287-306. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(94\)90110-4](https://doi.org/10.1016/0022-1694(94)90110-4)
46. Renard, K.G., Foster, R., Weesies, G., & Porter, G. (1991). C" RUSLE: Revised universal soil loss equation,". *Journal of Soil and Water Conservation*, 46, 30-33. <https://doi.org/10.1080/00224561.1991.12456571>
47. Sch"auble, H. (2005). AVErosion 1.0 für ArcView 3.x. Analyse der Bodenerosion nach den Modellen USLE und MUSLE87. Erweiterung für ArcView 3.x und den Spatial Analyst 1.x.
48. Scull, P., Franklin, J., Chadwick, O.A., & McArthur, D. (2003). Predictive soil mapping: a review. *Progress in Physical Geography*, 27(2), 171-197. <https://doi.org/10.1191/0309133303pp366ra>
49. Shin, J.Y., Kim, T., Heo, J.H., & Lee, J.H. (2019). Spatial and temporal variations in rainfall erosivity and erosivity density in South Korea. *Catena*, 176, 125-144. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.01.005>
50. Singh, M.J., & Khera, K.L. (2009). Physical indicators of soil quality in relation to soil erodibility under different land uses. *Arid Land Research and Management*, 23(2), 152-167. <https://doi.org/10.1080/15324980902817147>
51. Teng HongFen, T.H., Hu Jie, H.J., Zhou Yue, Z.Y., Zhou LianQing, Z.L., & Shi Zhou, S.Z. (2019). Modelling and mapping soil erosion potential in China. [https://doi.org/10.1016/S2095-3119\(18\)62045-3](https://doi.org/10.1016/S2095-3119(18)62045-3)
52. Teng, H., Rossel, R.A.V., Shi, Z., Behrens, T., Chappell, A., & Bui, E. (2016). Assimilating satellite imagery and visible-near infrared spectroscopy to model and map soil loss by water erosion in Australia. *Environmental Modelling & Software*, 77, 156-167. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2015.11.024>
53. Tian, Z., Liu, F., Liang, Y., & Zhu, X. (2022). Mapping soil erodibility in southeast China at 250 m resolution: Using environmental variables and random forest regression with limited samples. *International Soil and Water Conservation Research*, 10(1), 62-74. <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2021.06.005>
54. UN. (2011). Global Drylands. United Nations Environment Management Group: 132. Wang, G., Gertner, G., Liu, X., & Anderson, A. (2001). Uncertainty assessment of soil erodibility factor for revised universal soil loss equation. *Catena*, 46, 1-14. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(01\)00158-8](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(01)00158-8)
55. Vaezi, A.R., Sadeghi, S.H.R., Bahrami, H.A., & Mahdian, M.H. (2008). Modeling the USLE K-factor for calcareous soils in northwestern Iran. *Geomorphology*, 97(3-4), 414-423. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2007.08.017>
56. Vapnik, V. (1998). *Statistical learning theory* wiley-interscience. New York.
57. Wadoux, A.M.C., Samuel-Rosa, A., Poggio, L., & Mulder, V.L. (2020). A note on knowledge discovery and machine learning in digital soil mapping. *European Journal of Soil Science*, 71(2), 133-136. <https://doi.org/10.1111/ejss.12909>
58. Wang, G., Gertner, G., Singh, V., Shinkareva, S., Parysow, P., & Anderson, A. (2002). Spatial and temporal prediction and uncertainty of soil loss using the revised universal soil loss equation: a case study of the rainfall-runoff erosivity R factor. *Ecological Modelling*, 153(1-2), 143-155. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(01\)00507-5](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(01)00507-5)
59. Wang, Q., Li, F., Zhao, X., Zhao, W., Zhang, D., Zhou, X., ... & Chen, J. (2022). Runoff and nutrient losses in alfalfa

- (*Medicago sativa* L.) production with tied-ridge-furrow rainwater harvesting on sloping land. *International Soil and Water Conservation Research*, 10(2), 308-323. <https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2021.09.005>
60. Wischmeier, W.H., & Smith, D.D. (1978). *Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning* (No. 537). Department of Agriculture, Science and Education Administration.
61. Ye, Y., Jiang, Y., Kuang, L., Han, Y., Xu, Z., & Guo, X. (2022). Predicting spatial distribution of soil organic carbon and total nitrogen in a typical human impacted area. *Geocarto International*, 37(15), 4465-4482. <https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1886344>
62. Yu, W., Jiang, Y., Liang, W., Wan, D., Liang, B., & Shi, Z. (2023). High-resolution mapping and driving factors of soil erodibility in southeastern Tibet. *Catena*, 220, 106725. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106725>
63. Zhou, X., Lin, H.S., & White, E.A. (2008). Surface soil hydraulic properties in four soil series under different land uses and their temporal changes. *Catena*, 73(2), 180-188. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2007.09.009>