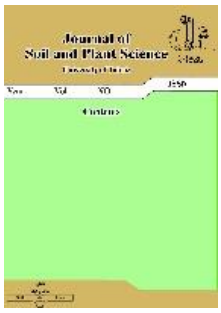
J Soil Plant Sci, 2026, …(…): …-….
https://doi.org/10.22034/sps.2026.73677.1051

Journal of Soil and Plant Science

E-ISSN: 3092-6106
https://sps.tabrizu.ac.ir



Research Article

Digital Mapping of Spatial and Vertical Distribution of Soil Horizon Development Index, Coupled with a Spline Function and Random Forest Model

Behzad Mohammadhosseini sagayesh[1]✉, Farzin Shahbazi [2], Ali Asghar Jafarzadeh [3]

1-Corresponding Author, Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Tabriz, Iran.
E-mail: Behzad.mohammadhosseini@phd.tabrizu.ac.ir
2-Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Iran.
E-mail: Shahbazi@tabrizu.ac.ir
3-Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, University of Tabriz, Iran.
E-mail: ajafarzadeh@tabrizu.ac.ir

Received: July 19, 2026	**Revised:** September 17, 2026
Accepted: October 23, 2026	**Published:** October 23, 2026

Extended Abstract

Background and Objectives

Soil horizons reflect pedogenic processes, and their degree of development provides crucial information concerning soil conditions and evolution. However, delineating soil horizons is not always straightforward due to the high spatial variability of soil properties and the transitional nature of horizon boundaries. Consequently, integrating morphological indicators, such as the Horizon Development Index (HDI), provides an alternative approach for quantitatively assessing soil development. Although HDI is a widely used and generalized index, direct comparisons among soil profiles are often difficult because soil horizons differ in thickness and depth distribution. Depth standardization using spline functions allows a continuous representation of soil properties and improves comparability among profiles. Digital soil mapping (DSM), supported by environmental covariates and machine learning models such as random forest (RF), provides an effective framework for predicting the spatial variability of soil attributes at regional scales. This study aimed to estimate the spatial distribution of HDI at two standardized depth intervals (HDI_{sur}: 0–25 cm and HDI_{sub}: 25–100 cm) using an RF model in northern East Azerbaijan province, Iran. Furthermore, the uncertainty associated with the predicted maps was evaluated to assess the reliability of the spatial predictions. A spatially explicit assessment of HDI can provide valuable insights into the degree of soil evolution and the environmental factors controlling pedogenic processes in heterogeneous landscapes. Such information is particularly important in regions where conventional soil surveys are limited by high costs and time requirements.

Materials and Methods

This study was conducted in northern East Azerbaijan province, northwestern Iran, covering an area of approximately 14,265 km² with diverse topographic, climatic, and geological conditions. A total of 210 soil profiles (comprising 892 horizons) were compiled from both legacy soil datasets and new field sampling campaigns. The morphological and physicochemical properties of soils were described and analyzed according to standard soil survey methods. The HDI was calculated by converting morphological attributes into quantitative scores representing the degree of horizon development. The spline function was first applied to standardize the HDI values for two depth intervals: (i) HDI_{sur}: 0–25 cm and (ii) HDI_{sub}: 25–100 cm. Digital soil mapping was then performed using the RF algorithm. Based on the SCORPAN framework, 14 environmental covariates representing soil-forming factors were selected. These covariates included remotely sensed data derived from Landsat 8 imagery, DEM-based terrain attributes, and climatic variables. The environmental predictors represented major controlling factors of soil formation, including relief, climate, organisms, parent material, and spatial position. The RF algorithm was selected because of its ability to capture nonlinear relationships, interactions among predictors, and complex environmental patterns without requiring assumptions regarding data distribution. The spatial variability of HDI was predicted and mapped across the study area. Model performance was evaluated using the coefficient of determination (r^2), concordance correlation coefficient (CCC), and root mean square error (RMSE) based on bootstrap validation. Finally, digital maps of HDIsur and HDIsub were generated, and prediction uncertainty was quantified using prediction interval (PI) ranges calculated as the difference between the upper and

lower 95% PIs. It should be noted that Entisols were completely excluded from the modeling procedure because they lack diagnostic horizons.

Results

Statistical analysis of soil data after spline fitting showed that HDI_{sur} and HDI_{sub} exhibited moderate coefficients of variability (CV). The RF model demonstrated strong performance during calibration, with r^2 values of 0.94 for HDI_{sur} and 0.91 for HDI_{sub}. However, validation results showed lower but acceptable predictive performance, with R^2 values of 0.48 and 0.51 and RMSE values of 1.29 and 3.53 for HDI_{sur} and HDI_{sub}, respectively. The spatial distribution patterns indicated that HDI_{sur} was mainly controlled by radiation, vegetation characteristics, temperature, and precipitation. In contrast, HDI_{sub} was strongly influenced by topographic and climatic factors, including slope, evapotranspiration, and ridge flatness. Higher HDI_{sur} values were mainly observed in the southwestern regions, whereas higher HDI_{sub} values occurred predominantly in the northeastern parts of the study area. The uncertainty analysis revealed greater prediction uncertainty for subsurface horizons, particularly in areas with complex and rugged terrain. This finding highlights the stronger influence of long-term pedogenic processes and the greater complexity of subsurface soil development compared with surface horizons.

Conclusions

This study demonstrated that DSM combined with machine learning techniques can effectively characterize and map the spatial and vertical distribution of HDI across heterogeneous landscapes. The moderate variability observed in HDI_{sur} and HDI_{sub} reflected the combined effects of climate, topography, vegetation, and parent material on soil development processes. The RF model showed satisfactory performance in predicting HDI patterns using available environmental covariates. The results emphasized the dominant role of topographic and climatic predictors in controlling deeper soil development, while surface horizons were more strongly affected by vegetation and radiation conditions. The integration of remote sensing data, terrain attributes, climatic information, and machine learning algorithms proved to be an effective approach for DSM and improving the understanding of soil-forming processes. The generated HDI maps can support regional soil characterization, digital soil inventory development, land management planning, soil conservation strategies, and ecosystem assessment. Overall, this study highlights the potential of data-driven approaches for enhancing soil information and improving predictions of soil development patterns in complex environments.

Keywords: Data standardization, Digital soil mapping, Environmental covariates, Machine learning, Soil development.

Author Contributions

Conceptualization: B. Mohammadhosseini Sagayesh and F. Shahbazi; Data curation: B. Mohammadhosseini Sagayesh, F. Shahbazi and A.A. Jafarzadeh; Formal analysis: B. Mohammadhosseini Sagayesh; Investigation: B. Mohammadhosseini Sagayesh and F. Shahbazi; Methodology: B. Mohammadhosseini Sagayesh and F. Shahbazi; Project administration: F. Shahbazi; Software: B. Mohammadhosseini Sagayesh and F. Shahbazi; Supervision: A.A. Jafarzadeh and F. Shahbazi; Roles/Writing - original draft: B. Mohammadhosseini Sagayesh; Writing - review & editing: B. Mohammadhosseini Sagayesh.

Data Availability Statement

Data available on request from the authors.

Acknowledgements

The authors gratefully acknowledge the Armed Forces Center for Elites and Talents, the Ministry of Science, Research and Technology of Iran, and the University of Tabriz for their support and assistance in conducting this research as part of the specialized military service research project.

Ethical considerations

The authors avoided data fabrication, falsification, plagiarism, and misconduct.

Conflict of interest

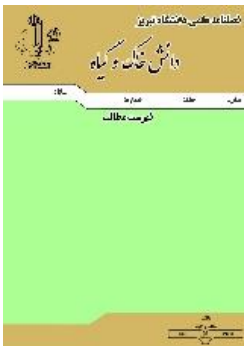
The author declares no conflict of interest.

Cite this article: Mohammadhosseini sagayesh, B., Shahbazi, F., & Jafarzadeh, A.A. (2026). Digital Mapping of Spatial and Vertical Distribution of Soil Horizon Development Index, Coupled with a Spline Function and Random Forest Model. *Journal of Soil and Plant Science*, ….(….), …..-…..
https://doi.org/10.22034/sps.2026.73677.1051

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.

Copyright © 2026 The Authors.
Publisher: The University of Tabriz

OPEN ACCESS JOURNALS



نشریه دانش خاک و گیاه، جلد .....، شماره ...
صفحه‌های .... تا ....، ۱۴۰۵

https://doi.org/10.22034/sps.2026.73677.1051

E-ISSN: 3092-6106
https://sps.tabrizu.ac.ir

مقاله پژوهشی

تهیه نقشه‌های رقومی پراکنش مکانی و عمودی شاخص توسعه‌یافتگی افق‌های خاک با تلفیق تابع اسپلاین و مدل جنگل تصادفی

بهزاد محمدحسینی سقایش[1]✉، فرزین شهبازی[2]، علی‌اصغر جعفرزاده[3]

۱- نویسنده مسئول، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.
رایانامه: Behzad.mohammadhosseini@phd.tabrizu.ac.ir

۲- گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران. رایانامه: Shahbazi@tabrizu.ac.ir

۳- گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران. رایانامه: ajafarzadeh@tabrizu.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۵/۰۴/۲۸	تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۶/۲۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۸/۰۱	تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۸/۰۱

چکیده

درک الگوهای مکانی و عمقی توسعه‌یافتگی افق‌های خاک نقش مهمی در تبیین شدت فرایندهای تشکیل و تکامل خاک دارد و ارزیابی آن در مقیاس منطقه‌ای از موضوعات مهم در نقشه‌برداری رقومی خاک محسوب می‌شود. هدف این پژوهش، مدل‌سازی و نقشه‌برداری رقومی شاخص توسعه‌یافتگی افق‌های خاک (HDI) در دو بازه عمقی استاندارد سطحی (HDI_{sur}: ۰-۲۵ سانتی‌متر) و زیرسطحی (HDI_{sub}: ۲۵-۱۰۰ سانتی‌متر) با استفاده از داده‌های حاصل از ۱۶۰ پروفیل خاک در شمال استان آذربایجان شرقی بود. در این راستا، ابتدا برای یکپارچه‌سازی مقادیر HDI در بازه‌های عمقی استاندارد و تولید مقادیر پیوسته در پروفیل خاک، از تابع اسپلاین (Equal-area Spline) استفاده گردید و سپس الگوریتم جنگل تصادفی با بهره‌گیری از مجموعه‌ای از متغیرهای محیطی شامل داده‌های سنجش از دور، مشتقات مدل رقومی ارتفاع و داده‌های اقلیمی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی مکانی شاخص‌های HDI به‌کار گرفته شد. نتایج اعتبارسنجی نشان داد که مدل جنگل تصادفی برای HDI_{sur} و HDI_{sub} به‌ترتیب مقادیر ضریب تبیین (r^2) برابر ۰/۴۸ و ۰/۵۱ در پیش‌بینی تغییرات مکانی این شاخص‌ها ارائه کرد. تحلیل اهمیت متغیرها در مدل‌سازی نشان داد که افق‌های سطحی بیشتر متأثر از متغیرهای مرتبط با تابش خورشید و پوشش گیاهی و افق‌های زیرسطحی بیشتر متأثر از متغیرهای مرتبط با توپوگرافی و اقلیم بودند. نقشه‌های پیش‌بینی‌شده نشان دادند که مقادیر HDI_{sur} و HDI_{sub} به‌ترتیب با میانگین ۶/۴۸ و ۷/۷۲ در نواحی شمال‌شرقی منطقه بیشینه بودند و الگوهای مکانی متفاوتی را نشان دادند. همچنین، دامنه تغییرات گسترده‌تر HDI_{sub} بیانگر نقش پررنگ‌تر فرایندهای بلندمدت پدوژنتیکی بود. برآورد عدم‌قطعیت نشان داد که هر دو شاخص کمتر از مقدار واقعی برآورد شدند و میزان عدم‌قطعیت در HDI_{sub} بیشتر از HDI_{sur} بود و در نواحی با توپوگرافی پیچیده افزایش یافت. در مجموع، نتایج این پژوهش نشان داد که ترکیب تابع اسپلاین برای یکپارچه‌سازی مقادیر HDI در بازه‌های عمقی استاندارد با الگوریتم جنگل تصادفی، رویکردی کارآمد برای مدل‌سازی و نقشه‌برداری پیوسته توسعه‌یافتگی افق‌های خاک فراهم می‌کند و می‌تواند در مدیریت پایدار اراضی، مطالعات پدوژنز و برنامه‌ریزی منابع خاک مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: استانداردسازی داده‌ها، توسعه خاک، نقشه‌برداری رقومی خاک، متغیرهای محیطی، یادگیری ماشین.

استناد به این مقاله: محمدحسینی سقایش، ب.، شهبازی، ف. و جعفرزاده، ع.ا. (۱۴۰۵). تهیه نقشه‌های رقومی پراکنش مکانی و عمودی شاخص توسعه‌یافتگی افق‌های خاک با تلفیق تابع اسپلاین و مدل جنگل تصادفی. *نشریه دانش خاک و گیاه*، .....(...)، .....-.....
https://doi.org/10.22034/sps.2026.73677.1051

مقدمه

افق‌های خاک به‌عنوان بازتابی از فرایندهای خاک‌سازی بوده و میزان توسعه‌یافتگی آن‌ها می‌تواند اطلاعاتی ارزشمند و درک روشنی از شرایط گذشته و حال حاضر خاک را فراهم آورد. با این وجود، تغییرات ویژگی‌های خاک در هر دو بعد افقی و عمودی، شناسایی و تفکیک دقیق افق‌ها را با محدودیت‌هایی مواجه می‌سازد (Hartemink *et al.*, 2020). از این‌رو، پژوهشگران از تلفیق چندین ویژگی مورفولوژیکی خاک برای ارزیابی توسعه‌یافتگی خاک و تبیین بهتر تفاوت میان افق‌ها استفاده کرده‌اند (Flynn *et al.*, 2021). بر اساس مطالعات مرجع پیشین (Harden & Taylor, 1983؛ Harden, 1982؛ Bilzi & Ciolkosz, 1977)، داده‌های مورفولوژیکی متنوع خاک طی دهه‌های متمادی در مشاهدات تشکیل خاک به‌کار گرفته شده‌اند؛ داده‌هایی که اغلب به‌صورت شاخص‌های عددی فشرده برای هر افق کمّی‌سازی شده‌اند. در همین راستا، Sauer (2017) شاخص توسعه‌یافتگی افق (HDI)[۱] ارائه شده توسط Harden & Taylor (1983) را شاخصی حیاتی برای تحلیل توسعه‌یافتگی افق‌های خاک با توجه به درجه تشکیل خاک دانست. Koop et al (2020) نیز نسخه‌ای تعمیم‌پذیر از HDI را توسعه دادند؛ شاخصی که به جای محدود شدن به ویژگی‌های مواد مادری، از ویژگی‌های مقایسه‌ای افق‌های خاک برای ارزیابی میزان توسعه‌یافتگی آن‌ها با قابلیت تعمیم در مقیاس‌های قاره‌ای بهره می‌گیرد. به‌کارگیری این شاخص، درجه تمایز میان افق‌های خاک را بیش از پیش آشکار می‌سازد (Soleimani Sardoo *et al.*, 2023). با وجود مطالعات مذکور که بر توسعه‌یافتگی افق‌های خاک از طریق کمّی‌سازی ریاضی تمرکز دارند، پژوهش‌هایی که از تکنیک نقشه‌برداری رقومی خاک[۲](DSM) و با بهره‌گیری از متغیرهای محیطی به‌عنوان داده‌های زودیافت برای ارزیابی HDI استفاده کرده باشند، محدود می‌باشد (McBratney *et al.*, 2003).

اگرچه HDI امکان ارزیابی توسعه‌یافتگی هر افق خاک را به‌صورت مستقل فراهم می‌کند، اما تفاوت در تعداد، توالی و ضخامت افق‌ها میان پروفیل‌های مختلف (Hartemink *et al.*, 2020)، مقایسه مستقیم این شاخص را در مقیاس منطقه‌ای دشوار می‌سازد. از این‌رو، یکپارچه‌سازی مقادیر HDI در بازه‌های عمقی استاندارد، بستری مناسب برای تحلیل و مقایسه تغییرات عمقی این شاخص فراهم می‌آورد. هرچند روش‌های متعددی برای یکپارچه‌سازی داده‌های خاک وجود دارد (Arrouays *et al.*, 2018؛ Mishra *et al.*, 2009)، تابع اسپلاین[۳] به‌عنوان روشی کارآمد و سهل‌الاستفاده در محیط برنامه‌نویسی R برای برآورد ویژگی‌های خاک در اعماق مختلف، مورد توجه قرار گرفته است (Bishop *et al.*, 1999). یکی از مزایای این روش، حفظ اطلاعات اولیه پروفیل و ایجاد یک تابع پیوسته برای برآورد ویژگی‌های خاک در اعماق استاندارد است. بهره‌گیری از تابع اسپلاین عمدتاً به محدودیت اطلاعات موجود در هر پروفیل خاک بازمی‌گردد؛ محدودیتی که ناشی از تعداد افق‌ها و هزینه‌های بالای آنالیزهای آزمایشگاهی در مطالعات و نقشه‌برداری‌های مرسوم خاک است (Shahbazi *et al.*, 2019؛ Odgers et al., 2012). کاربرد موفق این

۱- Horizon Development Index (HDI)

۲- Digital Soil Mapping (DSM)

۳- Spline function

رویکرد در مطالعات مختلف دیگر نیز گزارش شده است که برای نمونه، Rahbar Alam Shirazi et al (2024) با تمرکز بر نقشه‌برداری رقومی چند ویژگی خاک در مقیاس محلی، توزیع ویژگی‌های خاک را با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر تا عمق یک‌متری بررسی کردند. داده‌های یکپارچه‌سازی شده حاصل از این پژوهش، مبنای تهیه نقشه‌های رقومی ویژگی‌های خاک قرار گرفت.

داده‌های یکپارچه‌سازی‌شده، بستر مناسبی برای به‌کارگیری روش‌های نقشه‌برداری رقومی خاک و پیش‌بینی توزیع مکانی (افقی و عمودی) ویژگی‌های خاک را در بستر زمانی فراهم می‌کنند (Lagacherie & McBratney, 2007). نقشه‌برداری مرسوم خاک اغلب فاقد کارایی لازم برای ارائه داده‌های جامع است؛ در مقابل، نقشه‌برداری رقومی با بهره‌گیری از مدل‌های عددی، آماری و تحلیل روابط میان متغیرهای کمکی، روشی توانمند برای محاسبه مقادیر میانگین پیکسل‌ها در پهنه‌های مشخص می‌باشد (Dornik et al., 2022). کارایی این رویکرد تا حد زیادی به نوع و کیفیت متغیرهای محیطی مورد استفاده وابسته است؛ زیرا این متغیرها مبنای مدل‌سازی و پیش‌بینی توزیع مکانی ویژگی‌های خاک را تشکیل می‌دهند (Piikki *et al.*, 2021). در این میان، تصاویر ماهواره‌ای به‌عنوان متغیرهای محیطی پویا، بخش مهمی از داده‌های ورودی مدل‌های DSM را تشکیل می‌دهند (Mulder *et al.*, 2011). افزون بر این، داده‌های حاصل از مدل‌های رقومی ارتفاع[۱](DEM) به‌عنوان متغیرهای محیطی ایستا، اطلاعات ارزشمندی از شرایط توپوگرافی و عوامل مؤثر بر فرایندهای خاک‌سازی فراهم می‌کنند (Lagacherie, 2008). همچنین، داده‌های اقلیمی به‌عنوان یکی از عوامل کنترل‌کننده تشکیل و توسعه خاک، نقش مهمی در نقشه‌برداری مدل‌محور ایفا می‌کنند (Lamichhane *et al.*, 2019). در مجموع، این متغیرهای محیطی اجزای اصلی چارچوب مفهومی مدل SCORPAN را تشکیل می‌دهند که توسط McBratney et al (2003) برای پیش‌بینی توزیع مکانی ویژگی‌های خاک ارائه شده است.

برای مدل‌سازی روابط میان متغیرهای محیطی و ویژگی‌های خاک، الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین در مطالعات DSM به‌کار گرفته شده‌اند. در میان این الگوریتم‌ها، مدل جنگل تصادفی[۲](RF) به دلیل توانایی بالا در مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی، مقاومت در برابر نویز، عدم نیاز به پیش‌فرض نرمال بودن داده‌ها و قابلیت برآورد عدم قطعیت پیش‌بینی، به‌طور گسترده در مطالعات DSM مورد استفاده قرار گرفته است (Gislason *et al.*, 2006؛ Takoutsing & Heuvelink, 2022). کارایی موفق این مدل در پیش‌بینی ویژگی‌های مختلف خاک نیز در مطالعات متعددی تأیید شده است (Hengl *et al.*, 2015؛ Alvyar *et al.*, 2022؛ Gozukara *et al.*, 2023).

بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف ارزیابی و مدل‌سازی توزیع مکانی شاخص توسعه‌یافتگی افق (HDI) در بخش شمالی استان آذربایجان شرقی انجام پذیرفت. اهداف این پژوهش عبارت‌اند از: (۱) یکپارچه‌سازی مقادیر

۱- Digital Elevation Model (DEM)

۲- Random Forest (RF)

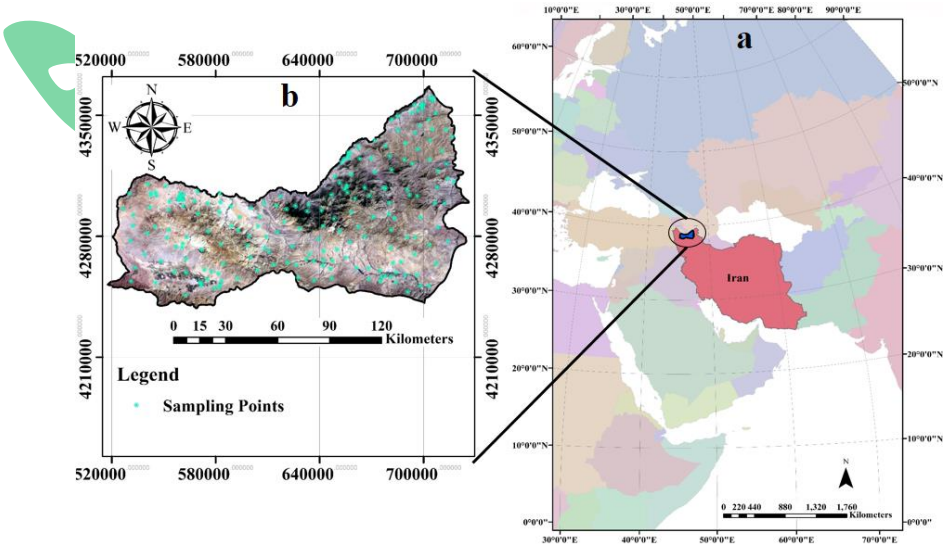
HDI در دو بازه عمقی استاندارد (۲۵-۰ و ۱۰۰-۲۵ سانتی‌متر)، (۲) پیش‌بینی توزیع مکانی این شاخص با بهره‌گیری از متغیرهای محیطی و (۳) تهیه نقشه‌های رقومی HDI و ارزیابی عدم‌قطعیت پیش‌بینی‌ها.

مواد و روش‌ها

توصیف کلی منطقه مورد مطالعه

این پژوهش در بخش شمالی استان آذربایجان‌شرقی (شمال‌غرب ایران) با وسعتی در حدود ۱٤۲٦٥ کیلومتر مربع انجام گرفته است (شکل ۱-الف). محدوده جغرافیایی منطقه مورد مطالعه بین طول‌های جغرافیایی ٤٥ درجه و ٥ دقیقه تا ٤٧ درجه و ۳٥ دقیقه شرقی و عرض‌های جغرافیایی ۳۸ درجه و ۱۸ دقیقه تا ۳۹ درجه و ۲٦ دقیقه شمالی قرار دارد. تغییرات ارتفاعی در منطقه قابل‌توجه بوده و از ۱٤۰ تا ۳۱٤٥ متر از سطح دریا متغیر است. بر اساس داده‌های ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک، کلیماتولوژی و باران‌سنجی منطقه، میانگین سالانه حداقل و حداکثر دما به‌ترتیب ۹/٥۰ و ۱٦/۲۹ درجه سلسیوس است که میانگین دمای سالانه ۱۲/٦۹ درجه سلسیوس را نشان می‌دهد. میانگین سالانه مجموع بارش و تبخیرتعرق پتانسیل نیز به ترتیب ۳۲٥ و ۸۰٤ میلی‌متر می‌باشد (IRIMO, 2023). لازم به ذکر است که تبخیرتعرق پتانسیل با استفاده از روش استاندارد Penman–Monteith و بر اساس داده‌های هواشناسی شامل دما، رطوبت نسبی، سرعت باد و تابش خورشیدی محاسبه گردید. از نظر زمین‌شناسی، واحدهای سنگ‌شناسی منطقه متعلق به دوره‌های مختلف هستند که در میان آن‌ها، سازندهای ائوسن و رسوبات کواترنری بیشترین گسترش را دارند (Darvishzadeh, 1991).

داده‌های خاک مورد استفاده در این پژوهش شامل اطلاعات ۲۱۰ نقطه مطالعاتی در قالب پروفیل بود. از این تعداد، ۱٤٥ پروفیل از داده‌های خاک موجود (Legacy soil data) که از مطالعات پیشین منطقه گردآوری و یکپارچه شده بودند، استخراج شد و ٦٥ پروفیل نیز طی سال‌های ۱٤۰۱ تا ۱٤۰۳ با استفاده از روش نمونه‌برداری تصادفی حفر، تشریح و نمونه‌برداری گردید (شکل ۱-ب). استفاده از داده‌های خاک موجود، در کنار نمونه‌برداری‌های جدید، امکان ایجاد یک پایگاه داده جامع و مناسب را برای مدل‌سازی و نقشه‌برداری رقومی خاک فراهم ساخت (Vaysse & Lagacherie, 2015؛ Mayr et al., 2010).



شکل ۱- الف) موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه در ایران و ب) پراکنش مکانی پروفیل‌های خاک در سراسر منطقه.

Figure 1- (a) Location of the study area in Iran and (b) spatial distribution of soil profiles across the study area.

تشریح مورفولوژیکی و تجزیه‌های فیزیکی و شیمیایی خاک

در این پژوهش، پروفیل‌های خاک از نظر ویژگی‌های مورفولوژیکی، شامل تعیین افق‌ها و ضخامت آن‌ها، مرزها (شکل و وضوح)، کلاس بافت، ساختمان (درجه، شکل و اندازه)، رنگ (خشک و مرطوب)، پایداری (در حالت خشک، مرطوب، چسبندگی و شکل‌پذیری) و سایر ویژگی‌های صحرایی، بر اساس راهنمای ارائه شده توسط Singer (2005) تشریح شدند. همچنین، نمونه‌های خاک از هر یک از افق‌ها و لایه‌های ژنتیکی پروفیل‌های تشریح شده، برای انجام تجزیه‌های فیزیکوشیمیایی (شامل توزیع اندازه ذرات، واکنش، هدایت الکتریکی، کربن آلی، کربنات کلسیم معادل، سدیم تبادلی، ظرفیت تبادل کاتیونی) به آزمایشگاه ارسال شده و مطابق با روش‌های استاندارد آنالیز خاک (van Reeuwijk, 2002) مورد تجزیه قرار گرفتند. برای تشکیل یک پایگاه داده یکپارچه، اطلاعات مورفولوژیکی و فیزیکی و شیمیایی پروفیل‌های از پیش موجود نیز گردآوری و به مجموعه داده‌ها افزوده شد. در نهایت، اطلاعات مربوط به ۸۹۲ افق از مجموع ۲۱۰ پروفیل خاک مطالعه‌شده، گردآوری شد. بر اساس نتایج این اطلاعات، خاک‌های منطقه مورد مطالعه، طبق آخرین ویرایش از سیستم رده‌بندی خاک آمریکایی تا سطح گروه بزرگ رده‌بندی شدند (Soil Survey Staff, 2022).

کمّی‌سازی توسعه‌یافتگی افق‌های خاک

از آنجا که فرایندهای توسعه و تکامل خاک ماهیتی عمدتاً کیفی دارند، مقایسه دقیق آن‌ها با محدودیت‌هایی همراه است. از این‌رو، کمّی‌سازی توسعه‌یافتگی خاک به‌عنوان راهکاری مؤثر برای ارزیابی و مقایسه میزان تکامل خاک‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. این فرایند معمولاً از طریق تبدیل داده‌های کیفی ویژگی‌های مورفولوژیکی خاک به شاخص‌های عددی (نیمه‌کمّی‌سازی) و تلفیق آن‌ها با داده‌های فیزیکوشیمیایی انجام می‌شود تا در نهایت، توسعه‌یافتگی هر افق در قالب یک شاخص عددی واحد بیان شود. در مطالعات توالی زمانی، این رویکرد به‌ویژه برای مقایسه میزان توسعه‌یافتگی خاک‌ها بر پایه ویژگی‌های مورفولوژیکی ثبت‌شده در عملیات صحرایی، اهمیت ویژه‌ای دارد. در این روش، ویژگی‌های مورفولوژیکی ابتدا به مقادیر عددی تبدیل و سپس برای هر افق نرمال‌سازی می‌شوند (Harden & Taylor, 1983؛ شکل ۲). شاخص توسعه‌یافتگی افق (HDI) نخستین‌بار توسط Bilzi and Ciolkosz (1977) معرفی شد. در ادامه، Harden and Taylor (1983) برای مقایسه کمّی توسعه‌یافتگی خاک در چهار رژیم اقلیمی ایالات متحده، دو ویژگی مرتبط با خاک‌های غنی از کربنات را به هشت ویژگی اولیه افزودند. از آنجا که این شاخص طی دهه‌های متمادی به‌طور گسترده در مطالعات تشکیل و توسعه خاک به‌کار گرفته شده و کارایی آن در تحلیل‌های کمّی به اثبات رسیده است (Tsai *et al.*, 2007)، در پژوهش حاضر نیز به‌عنوان شاخص اصلی ارزیابی توسعه‌یافتگی افق‌های خاک مورد استفاده قرار گرفت.



شکل ۲- مراحل محاسبه شاخص توسعه‌یافتگی افق (HDI) خاک (Harden & Taylor, 1983).

Figure 2- Procedures for calculating the Horizon Development Index (HDI) of soils (Harden & Taylor, 1983).

شاخص توسعه‌یافتگی افق از میانگین وزنی امتیازهای نرمال‌شده ۱۰ ویژگی مورفولوژیکی شامل بافت (کلاس بافت، چسبندگی و شکل‌پذیری)، ساختمان (درجه و شکل)، پوشش‌های رسی (فراوانی، ضخامت و موقعیت)، تیرگی (Melanization)، روشن‌شدن رنگ (Color lightening)، رنگین‌شدن (Rubification)، رنگ‌پریدگی (Color paling)، پایداری در حالت خشک، پایداری در حالت مرطوب و واکنش محاسبه می‌شود. جزئیات کامل شامل تعریف هر ویژگی، معیارهای اختصاص امتیاز، دامنه امتیازدهی، نحوه نرمال‌سازی و رابطه ریاضی مورد استفاده برای محاسبه HDI در پژوهش Hvaee et al (2018) به تفصیل آورده شده است.

تابع اسپلاین در یکپارچه‌سازی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق (HDI) در پروفیل خاک

برای استانداردسازی توزیع عمودی HDI و آماده‌سازی داده‌ها برای نقشه‌برداری رقومی، تابع «ea_spline» (Bishop *et al.*, 1999) از بسته «*ithir*» در محیط برنامه‌نویسی R (Malone, 2016) بر روی داده‌های HDI اجرا شد. مقادیر HDI برای دو بازه عمقی استاندارد سطحی (HDI_{sur}: ۲۵-۰ سانتی‌متر) و زیرسطحی (HDI_{sub}: ۱۰۰-۲۵ سانتی‌متر) برآورد شدند.

به‌کارگیری تابع اسپلاین این امکان را فراهم می‌کند که مقادیر HDI محاسبه‌شده برای افق‌های با ضخامت‌های متفاوت، به مقادیر پیوسته در اعماق استاندارد تبدیل شوند. این روش علاوه‌بر حفظ اطلاعات اولیه پروفیل، امکان مقایسه مستقیم شاخص توسعه‌یافتگی خاک را میان پروفیل‌های مختلف فراهم می‌سازد. کاربرد موفقیت‌آمیز تابع اسپلاین در استانداردسازی داده‌های پروفیل خاک در مطالعات متعددی گزارش شده است (Shahbazi *et al.*, 2019؛ Perperoglou *et al.*, 2019؛ Rahbar Alam Shirazi *et al.*, 2024).

انتخاب بازه‌های عمقی ۲۵-۰ و ۱۰۰-۲۵ سانتی‌متر در این پژوهش، بر مبنای بخش کنترل (Control Section) در سیستم رده‌بندی خاک آمریکایی می‌باشد. بر اساس این سیستم، برای خاک‌های معدنی، بخش کنترل از عمق ۲۵ سانتی‌متری (یا مرز پایینی افق Ap؛ هرکدام که عمیق‌تر باشد) آغاز شده و تا عمق ۱۰۰ سانتی‌متری ادامه می‌یابد (Soil Survey Staff, 2022).

نقشه‌برداری رقومی خاک

در پژوهش حاضر، نقشه‌برداری رقومی شاخص توسعه‌یافتگی افق بر پایه چارچوب مفهومی مدل SCORPAN ارائه شده توسط McBratney et al (2003) انجام شد. این مدل، روابط میان ویژگی‌های خاک و متغیرهای محیطی

متناظر با فاکتورهای خاک‌سازی را مبنای مدل‌سازی قرار می‌دهد. بر این اساس، با توجه به تنوع شرایط محیطی منطقه مورد مطالعه، متغیرهای محیطی مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای، مشتقات مدل رقومی ارتفاع و داده‌های اقلیمی به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های توزیع مکانی HDI انتخاب شدند (Krasilnikov et al., 2011؛ Velazquez et al., 2022).

تهیه و پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸– OLI

برای انطباق زمانی با عملیات صحرایی، تصاویر بدون ابر ماهواره Landsat 8-OLI مربوط به ماه‌های ژوئن و جولای ۲۰۲۳ از پایگاه داده USGS-EROS دریافت شد. انتخاب این بازه زمانی با توجه به زمان انجام عملیات صحرایی و با هدف دستیابی به تصاویر با پوشش ابری حداقل و شرایط نسبتاً پایدار پوشش سطح زمین در منطقه مورد مطالعه انجام گرفت. همچنین، انتخاب این دوره با توصیه‌های ارائه‌شده در مطالعات مرتبط با استفاده از داده‌های سنجش از دور برای استخراج ویژگی‌های پوشش سطح زمین (Kokaly, 2011) همخوانی دارد. در این پژوهش، شش باند طیفی مرئی، مادون‌قرمز نزدیک و مادون‌قرمز کوتاه (B2 تا B7) با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر مورد استفاده قرار گرفت. سپس، از این باندها چهار شاخص طیفی شامل NDVI، SAVI، NDMI و CMR استخراج شد که به‌عنوان متغیرهای محیطی پویا در مدل‌سازی HDI به‌کار رفتند. این شاخص‌ها اطلاعاتی مرتبط با پوشش گیاهی، رطوبت، خصوصیات سطح خاک و شرایط زمین‌شناسی منطقه را فراهم می‌کنند (جدول ۱).

جدول ۱- چهار متغیر محیطی پویای به‌کاررفته در پژوهش.

Table 1- Four dynamic environmental variables used in the study.

شاخص (فارسی)	شاخص (انگلیسی)	مخفف	گروه	فرمول نسبت باندی
شاخص تفاضلی نرمال شده پوشش گیاهی	Normalized difference vegetation index	NDVI	پوشش گیاهی	$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$
شاخص پوشش گیاهی تنظیم شده با خاک	Soil adjusted total vegetation index	SAVI	پوشش گیاهی	$SAVI = \left(\frac{(NIR - Red)}{NIR + Red + L^*}\right) \times (1 + L)$
شاخص تفاضلی نرمال شده رطوبت	Normalized difference moisture index	NDMI	خاک– رطوبت	$NDMI = \frac{(NIR - SWIR1)}{(NIR + SWIR1)}$
نسبت کانی‌های رس	Clay minerals ratio	CMR	زمین‌شناسی	$CMR = \frac{SWIR1}{SWIR2}$

استخراج مشتقات مدل رقومی ارتفاع

مدل رقومی ارتفاع (DEM) با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر از داده‌های SRTM منطقه (U.S. Geological Survey, 2018) تهیه شد. سپس، با استفاده از نرم‌افزار SAGA GIS، هفت متغیر محیطی ایستا از این داده‌ها استخراج گردید (جدول ۲). این متغیرها در سه گروه شامل شاخص‌های هیدرولوژیکی (TWI)، تابش خورشیدی (DRI وDFI) و مورفومتری (SLP، ASP، MrVBF و MrRTF) طبقه‌بندی شدند. این مشتقات، به‌عنوان متغیرهای محیطی ایستا، اطلاعات ارزشمندی درباره شرایط توپوگرافی و فرایندهای مؤثر بر تشکیل و توسعه خاک فراهم می‌کنند و به‌طور گسترده در مطالعات نقشه‌برداری رقومی خاک مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

جدول ۲- هفت متغیر محیطی ایستای به‌کار رفته در پژوهش.

Table 2- Seven static environmental variables used in the study.

شاخص (فارسی)	شاخص (انگلیسی)	مخفف	گروه
شاخص خیسی توپوگرافیکی	Topographic Wetness Index	TWI	هیدرولوژی
تابش پخشیده	Diffuse insolation	DRI	روشنایی
تابش مستقیم	Direct insolation	DFI	
شیب	Slope	SLP	مورفومتری
جهت شیب	Aspect	ASP	
شاخص همواری کف دره با درجه تفکیک بالا	Multi-resolution Valley Bottom Flatness	MrVBF	
شاخص همواری قله با درجه تفکیک بالا	Multi-resolution Ridge Top Flatness	MrRTF	

داده‌های اقلیمی

برای لحاظ کردن اثر شرایط اقلیمی در مدل‌سازی HDI، سه متغیر اقلیمی شامل میانگین بلند مدت دمای سالانه (TEM)، میانگین بارش سالانه (PPT) و میانگین تبخیرتعرق پتانسیل سالانه (PET) به‌عنوان متغیرهای محیطی اقلیمی مورد استفاده قرار گرفتند (IRIMO, 2023). با توجه به وسعت منطقه مورد مطالعه و محدودیت تعداد ایستگاه‌های هواشناسی، این متغیرها با استفاده از روش زمین‌آماری وزن‌دهی معکوس فاصله به سطوح پیوسته (Gridded) تبدیل و برای استفاده در مدل‌سازی رقومی آماده شدند.

ارزیابی رقومی و مدل‌سازی

ارزیابی و پیش‌بینی توزیع مکانی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق (HDI) با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی (RF) انجام گردید. این مدل به دلیل توانایی بالا در مدل‌سازی روابط غیرخطی و عملکرد مناسب در داده‌های محیطی، در مطالعات نقشه‌برداری رقومی خاک کاربرد گسترده‌ای دارد (Mousavi *et al.*, 2020). مدل با استفاده از بسته «*randomForest*» در محیط برنامه‌نویسی R و با تعداد ۵۰۰ درخت تصمیم اجرا شد (Scornet, 2017). برای ارزیابی عملکرد مدل RF، داده‌های مورد استفاده در هر تکرار به‌صورت تصادفی به دو مجموعه شامل ۷۰ درصد داده‌ها برای واسنجی و ۳۰ درصد برای اعتبارسنجی تقسیم شدند. این فرایند در مجموع ۱۰ تکرار مستقل انجام شد و در هر تکرار، مدل با استفاده از مجموعه واسنجی آموزش داده شده و عملکرد آن با استفاده از مجموعه اعتبارسنجی ارزیابی گردید. شاخص‌های ضریب تعیین (R^2)، ضریب همبستگی توافقی (CCC) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برای ارزیابی عملکرد مدل محاسبه شدند.

تهیه نقشه‌های رقومی و برآورد عدم‌قطعیت

در مرحله نهایی، نقشه‌های رقومی شاخص توسعه‌یافتگی افق برای دو بازه عمقی استاندارد HDI_{sur} و HDI_{sub} بر اساس مدل RF تهیه شدند. برای ارزیابی عدم‌قطعیت پیش‌بینی‌ها، از روش بوت‌استرپ برای برآورد بازه اطمینان ۹۵ درصد استفاده شد. سپس، فاصله پیش‌بینی (Prediction Interval; PI) به‌صورت اختلاف بین کران بالایی و پایینی بازه اطمینان محاسبه گردید؛ به‌طوری‌که مقادیر بزرگ‌تر PI بیانگر عدم‌قطعیت بیشتر در پیش‌بینی‌های مدل هستند.

نتایج و بحث

توصیف آماری داده‌های نقطه‌ای خاک

جدول ۳، آمار توصیفی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق خاک (HDI) را پس از یکپارچه‌سازی داده‌ها با استفاده از تابع اسپلاین نشان می‌دهد. نتایج مربوط به ۱۶۰ پروفیل خاک بوده و تمامی رده‌های خاک، به‌جز انتی‌سول‌ها (Entisols) را دربر می‌گیرد. همچنین، رده‌بندی خاک‌های منطقه مورد مطالعه تا سطح گروه بزرگ در جدول ٤ ارائه شده است. این جدول نشان می‌دهد که ۲۱۰ پروفیل خاک مورد مطالعه در چهار رده اصلی Aridisols، Entisols، Inceptisols و Mollisols و در مجموع هفت گروه بزرگ طبقه‌بندی شده‌اند.

جدول ۳- آمار توصیفی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق خاک (HDI) پس از یکپارچه‌سازی داده‌ها با استفاده از تابع اسپلاین (n=۱۶۰).

Table 3. Descriptive statistics of the Horizon Development Indices (HDIs) after data integration using the spline function (n = 160).

شاخص توسعه‌یافتگی افق	کمینه	بیشینه	میانگین	میانه	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی	ضریب تغییرات
HDI_{sur}	۲/۷۹	۱۵/۵۹	۸/۲۵	۷/۷۷	۱/٦٦	۱/۱۳	۱/۸۹	۲۰/۱۲
HDI_{sub}	۲/٤۱	۳٤/٤۷	۸/٦۱	۷/۵۳	۳/۱۸	۲/۸٦	۱٤/۲۱	۳٦/۹۳

جدول ۴- رده‌بندی خاک‌های مورد مطالعه (۲۱۰ پروفیل خاک) تا سطح گروه بزرگ (Soil Survey Staff, 2022).

Table 4- Classification of the studied soils (210 soil profiles) to the Great Group level according to the USDA Soil Taxonomy (Soil Survey Staff, 2022).

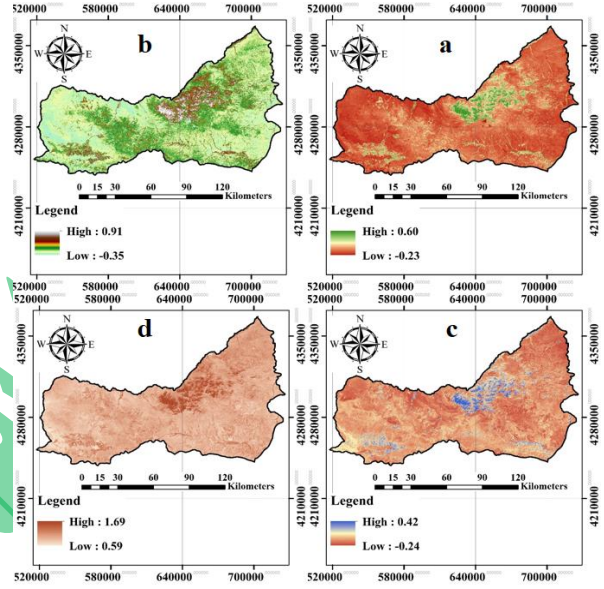
رده	زیررده	گروه بزرگ	تعداد پروفیل‌های خاک در منطقه مورد مطالعه
Aridisols	Calcids	Haplocalcids	۲۲
	Salids	Aquisalids	۳
Entisols	Orthents	Xerorthents	٤۲
		Torriorthents	۸
Inceptisols	Xerepts	Calcixerepts	۳۷
		Haploxerepts	٦۳
Mollisols	Xerolls	Calcixerolls	۳۵

میانگین شاخص‌های HDI_{sur} و HDI_{sub} به‌ترتیب ۸/۲۵ و ۸/٦۱ و ضرایب تغییرات آن‌ها نیز به‌ترتیب ۲۰/۱۲ و ۳٦/۹۳ درصد به‌دست آمد. بر اساس طبقه‌بندی Fang et al (2012)، هر دو شاخص دارای تغییرپذیری متوسط در سطح منطقه هستند. توزیع هر دو شاخص چولگی مثبت نشان می‌دهد؛ با این حال، مقادیر چولگی (۲/۸٦) و کشیدگی (۱٤/۲۱) در HDI_{sub} به‌وضوح بیشتر از HDI_{sur} است که بیانگر وجود تعداد محدودی از مقادیر بزرگ در لایه زیرسطحی می‌باشد. این موضوع در مقدار بیشینه HDI_{sub} (۳٤/٤۷) در مقایسه با HDI_{sur} (۱۵/۵۹) نیز مشهود است. چنین الگویی می‌تواند بیانگر توسعه‌یافتگی بیشتر خاک در برخی نواحی خاص منطقه، از جمله عرصه‌های

جنگلی با شرایط مرطوب‌تر باشد. در مقابل، نزدیکی مقادیر میانه دو شاخص (۷/۷۷ برای HDI_{sur} و ۷/۵۳ برای HDI_{sub}) نشان می‌دهد که گرایش مرکزی توزیع دو شاخص مشابه است. لازم به ذکر است که از مجموع ۲۱۰ پروفیل خاک مورد مطالعه، ۵۰ پروفیل در رده Entisols قرار داشتند که اغلب در عمق کمتر از ۱۰۰ سانتی‌متر به Lithic contact محدود می‌شدند. ازاین‌رو، امکان برآورد مقادیر HDI در دو بازه عمقی استاندارد ۲۵–۰ و ۱۰۰–۲۵ سانتی‌متر برای این پروفیل‌ها وجود نداشت و در نتیجه، تحلیل‌های بعدی بر پایه ۱۶۰ پروفیل خاک باقی‌مانده انجام پذیرفت.

متغیرهای محیطی پویا

در این پژوهش، چهار متغیر محیطی پویا شامل NDVI، SAVI، NDMI و CMR از تصاویر ماهواره‌ای لندست–۸ استخراج شدند (شکل ۳). این متغیرها الگوهای مکانی متفاوتی را در سطح منطقه نشان دادند؛ به‌گونه‌ای که مقادیر بالاتر عمدتاً در بخش‌های شمال‌شرقی و مقادیر پایین‌تر در نواحی غربی مشاهده شد. این تفاوت‌ها بیانگر تغییرات مکانی پوشش گیاهی، رطوبت و شرایط سطح زمین بوده و اطلاعات ارزشمندی برای پیش‌بینی توزیع مکانی شاخص توسعه‌یافتگی افق فراهم می‌کنند (Kerr & Ochsner, 2020).



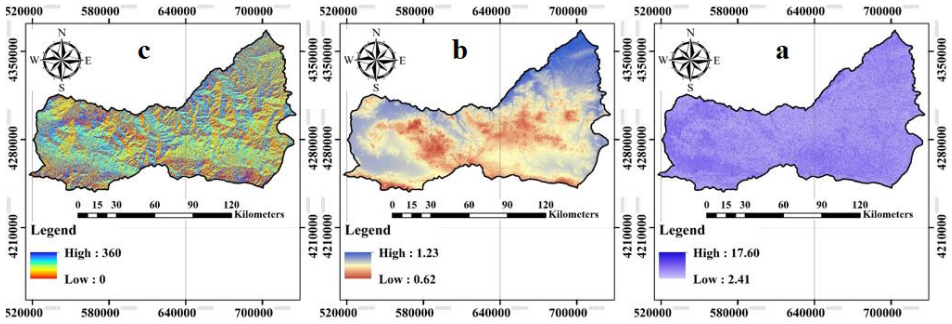
شکل ۳- نقشه‌های پراکنش مکانی متغیرهای محیطی پویای استفاده شده در منطقه‌ی مورد مطالعه (به‌ترتیب الف، ب، پ و ت نشان‌دهنده‌ی NDVI، SAVI، NDMI و CMR می‌باشند).

Figure 3- Spatial distribution maps of the dynamic environmental variables used in the study area. Panels (a), (b), (c), and (d) represent NDVI, SAVI, NDMI, and CMR, respectively.

متغیرهای محیطی ایستا

هفت متغیر محیطی ایستا (مشتقات مدل رقومی ارتفاع) با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر از مدل رقومی ارتفاع منطقه مورد مطالعه استخراج شدند که برای اختصار، تنها سه نمونه از آن‌ها در شکل ٤ ارائه شده است. بررسی الگوهای مکانی نشان داد که مقادیر بالای TWI عمدتاً در نواحی کم‌ارتفاع و محل تجمع رواناب مشاهده می‌شود، در حالی‌که تغییرات شاخص‌های تابش خورشیدی و جهت شیب، تفاوت میزان دریافت انرژی خورشیدی را در سطح منطقه

منعکس می‌کنند. این تغییرات توپوگرافی از طریق کنترل توزیع رطوبت، انرژی و فرایندهای فرسایش و رسوب‌گذاری، نقش مهمی در شکل‌گیری و توسعه خاک ایفا می‌کنند. در این راستا Måren et al (2015) نیز نشان دادند که عوامل توپوگرافی از طریق تأثیر بر میزان تابش خورشیدی و رطوبت، نقش مهمی در تغییرات پوشش گیاهی و فرایندهای خاک‌سازی ایفا می‌کنند. این نتایج با یافته‌های Liang et al (2021) همخوانی دارد که مشتقات مدل رقومی ارتفاع را از مهم‌ترین متغیرهای محیطی در نقشه‌برداری رقومی خاک معرفی کردند.

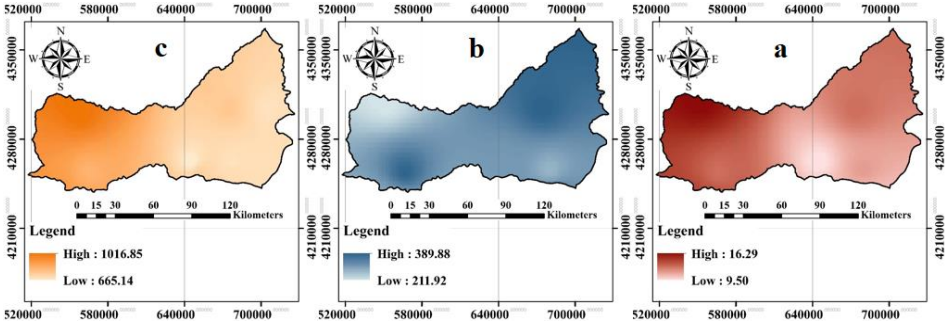


شکل ۴- نقشه‌های پراکنش مکانی متغیرهای محیطی ایستای استفاده شده در منطقه‌ی مورد مطالعه (به‌ترتیب الف، ب و پ نشان‌دهنده‌ی TWI، DFI و ASP می‌باشند).

Figure 4- Spatial distribution maps of the static environmental variables used in the study area. Panels (a), (b), and (c) represent TWI, DFI, and ASP, respectively.

متغیرهای محیطی اقلیمی

برای تهیه سطوح پیوسته متغیرهای اقلیمی در سراسر منطقه مورد مطالعه، نقشه‌های پراکنش مکانی میانگین بلند مدت دمای سالانه (TEM)، بارش سالانه (PPT) و تبخیرتعرق پتانسیل سالانه (PET) با استفاده از تحلیل‌های زمین‌آماری تولید شدند (شکل ۵). نتایج نشان داد که بخش‌های شمال‌غربی منطقه دارای دمای بالاتر و تبخیرتعرق پتانسیل بیشتر بوده، در حالی‌که بخش‌های شمال‌شرقی از بارش بیشتر و دمای نسبتاً پایین‌تر برخوردار هستند. این تغییرات اقلیمی می‌تواند بر شدت فرایندهای خاک‌سازی و در نتیجه بر توسعه‌یافتگی افق‌های خاک اثرگذار باشد. در همین راستا، Barbosa et al (2015) نیز نشان دادند که شرایط اقلیمی یکی از عوامل اصلی کنترل‌کننده فرایندهای تشکیل و توسعه خاک بوده و مطالعات توالی‌های اقلیمی ابزار ارزشمندی برای پیش‌بینی تأثیر تغییرات اقلیمی بر نرخ هوازدگی و فرایندهای خاک‌سازی محسوب می‌شوند. به همین دلیل، در بسیاری از مطالعات نقشه‌برداری رقومی خاک، از جمله Velazquez et al (2022)، متغیرهای اقلیمی در کنار داده‌های دورسنجی و مشتقات مدل رقومی ارتفاع به‌عنوان متغیرهای محیطی برای بهبود پیش‌بینی ویژگی‌های خاک مورد استفاده قرار گرفته‌اند.



شکل ۵- نقشه‌های پراکنش مکانی متغیرهای محیطی اقلیمی استفاده شده در منطقه‌ی مورد مطالعه (به‌ترتیب الف، ب و پ نشان‌دهنده‌ی نشاندهنده‌ی TEM، PPT و PET می‌باشند).

Figure 5- Spatial distribution maps of the climatic environmental variables used in the study area. Panels (a), (b), and (c) represent TEM, PPT, and PET, respectively.

عملکرد مدل RF در پیش‌بینی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق‌های خاک

نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد که مدل RF در مرحله واسنجی، ضریب تبیین (r^2) برابر با ۰/۹٤ و ۰/۹۱ را به‌ترتیب برای شاخص‌های HDI_{sur} و HDI_{sub} به‌دست آورد. با این حال، ارزیابی عملکرد مدل بر اساس نتایج اعتبارسنجی انجام شد؛ به‌طوری‌که مقادیر r^2 برای دو شاخص به‌ترتیب ۰/٤۸ و ۰/۵۱ به‌دست آمد. این کاهش عملکرد نسبت به مرحله واسنجی، در مدل‌های یادگیری ماشین و به‌ویژه در مطالعات نقشه‌برداری رقومی خاک، پدیده‌ای متداول بوده و عمدتاً به پیچیدگی تغییرپذیری مکانی خاک و محدودیت تعداد نمونه‌ها نسبت داده می‌شود (Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2020). با این حال، نتایج اعتبارسنجی نشان داد که مدل از توانایی قابل قبولی برای پیش‌بینی هر دو شاخص برخوردار است و شاخص HDI_{sub} اندکی عملکرد بهتری نسبت به HDI_{sur} داشت. همچنین، مقدار RMSE برای HDI_{sur} و HDI_{sub} به‌ترتیب ۱/۲۹ و ۳/۵۳ بود. مقدار بیشتر RMSE در HDI_{sub} با دامنه تغییرات گسترده‌تر این شاخص (جدول ۳) همخوانی دارد. در مجموع، نتایج اعتبارسنجی بیانگر آن است که مدل RF توانایی مناسبی در مدل‌سازی و پیش‌بینی پراکنش مکانی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق‌های خاک دارد.

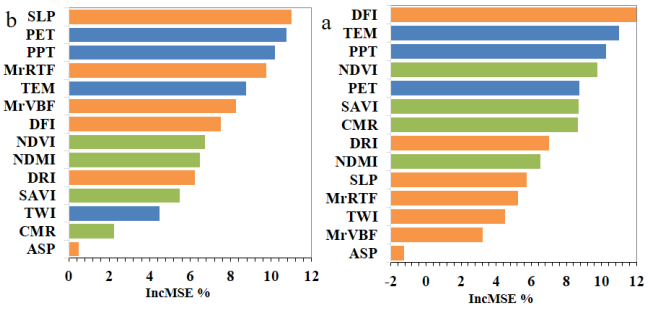
جدول ۵- عملکرد مدل RF در مدل‌سازی و پیش‌بینی مکانی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق‌های خاک.

Table 5- Performance of the RF model in modeling and spatial prediction of soil Horizon Development Indices.

شاخص‌ها	واسنجی			اعتبارسنجی		
	r^2	CCC	RMSE	r^2	CCC	RMSE
HDI_{sur}	۰/۹٤	۰/۸۹	۰/۵۰	۰/٤۸	۰/۲۵	۱/۲۹
HDI_{sub}	۰/۹۱	۰/۸۹	۱/٤٦	۰/۵۱	۰/۳٤	۳/۵۳

اهمیت نسبی متغیرهای محیطی در مدل RF

یکی از مزیت‌های مدل RF، امکان رتبه‌بندی متغیرهای ورودی بر اساس میزان سهم آن‌ها در دقت پیش‌بینی است. این ویژگی علاوه‌بر افزایش قابلیت تفسیر مدل، به شناسایی مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده تغییرات مکانی متغیر مورد مطالعه کمک می‌کند (Breiman & Cutler, 2009؛ Ho, 1995). شکل ٦ اهمیت نسبی متغیرهای محیطی را در پیش‌بینی شاخص‌های HDI_{sur} و HDI_{sub} نشان می‌دهد.



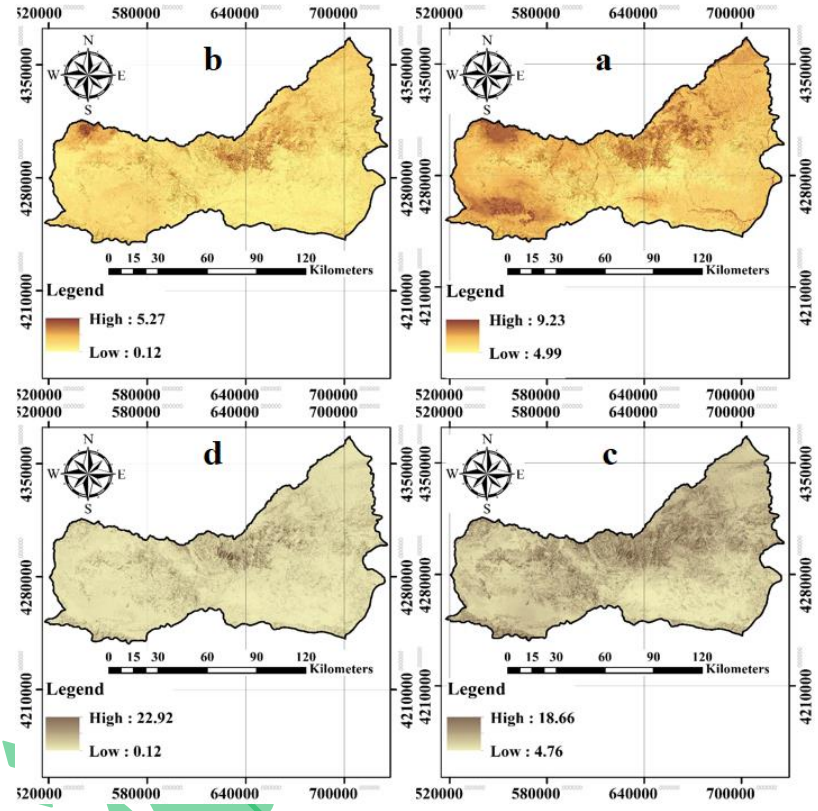
شکل ۶- اهمیت نسبی متغیرهای محیطی در مدل RF برای پیش‌بینی شاخص‌های HDI_{sur} (الف) و HDI_{sub} (ب).

Figure 6- Relative importance of environmental variables in the RF model for predicting HDI_{sur} (a) and HDI_{sub} (b).

برای شفافیت بیشتر، چهار متغیر برتر در پیش‌بینی شاخص‌های HDI بر اساس درصد افزایش خطای میانگین مربعات (IncMSE%) مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر پیش‌بینی HDI_{sur} به‌ترتیب شامل شاخص تابش پراکنده (DFI)، دمای سالانه (TEM)، بارش سالانه (PPT) و شاخص پوشش گیاهی (NDVI) بودند. در مقابل، در پیش‌بینی HDI_{sub}، شیب (SLP)، تبخیرتعرق پتانسیل (PET)، بارش سالانه (PPT) و شاخص هموارای قله (MrRTF) به‌عنوان مهم‌ترین متغیرهای کمکی شناخته شدند. این نتایج نشان می‌دهد که توسعه‌یافتگی افق‌های سطحی بیش از افق‌های زیرسطحی متأثر از متغیرهای مرتبط با تابش و پوشش گیاهی سطح زمین قرار دارد، در حالی‌که در افق‌های زیرسطحی، نقش عوامل توپوگرافی و شرایط اقلیمی برجسته‌تر است. این اتفاق را می‌توان به تفاوت در میزان تأثیرپذیری افق‌های خاک از شرایط سطح زمین نسبت داد؛ به‌طوری‌که افق‌های سطحی به‌دلیل تماس مستقیم با تابش، دما، بارش و پوشش گیاهی، بیشتر متأثر از این عوامل قرار می‌گیرند. در مقابل، در افق‌های زیرسطحی، عوامل توپوگرافی و شرایط رطوبتی–اقلیمی به‌واسطه تأثیر بر حرکت و تجمع آب و مواد در نیمرخ خاک، نقش برجسته‌تری دارند. این نتایج با یافته‌های Özcan et al (2024) و Park et al (2001) همخوانی دارد؛ به‌طوری‌که این پژوهش‌ها نقش تعیین‌کننده ویژگی‌های مرتبط با توپوگرافی و روابط خاک–چشم‌انداز را در کنترل توزیع رطوبت، انرژی، فرسایش، رسوب‌گذاری و در نهایت تغییرپذیری ویژگی‌های خاک تأیید کرده‌اند. افزون بر این، حضور مستمر متغیرهای اقلیمی (TEM، PPT و PET) در میان متغیرهای با اهمیت هر دو شاخص HDI_{sur} و HDI_{sub}، بیانگر نقش اساسی اقلیم در کنترل شدت هوازدگی و فرایندهای تشکیل و توسعه خاک است؛ موضوعی که با نتایج Alyabina & Nedanchuk (2014) نیز مطابقت دارد؛ به‌طوری‌که آن‌ها نشان دادند متغیرهای اقلیمی کنترل‌کننده تراز رطوبتی، از جمله بارش و اختلاف بین بارش و تبخیرتعرق پتانسیل، بیشترین نقش را در تشکیل و توزیع افق‌های خاک ایفا می‌کنند. مطابق انتظار در HDI_{sub}، متغیرهای محیطی پویا (شاخص‌های دورسنجی) در زمره‌ی چهار متغیر برتر برای پیش‌بینی قرار نگرفتند. همچنین انتظار می‌رفت که جهت شیب به‌عنوان متغیری تعیین کننده در پیش‌بینی شاخص‌های HDI ظاهر شود، اما مطالعه‌ی حاضر اهمیت کمتری را برای این متغیر نسبت به سایر متغیرهای کمکی در پیش‌بینی نشان داده است. این موضوع احتمالاً به ناهمگنی پوشش گیاهی و محدودیت رطوبت ناشی از شرایط نیمه‌خشک منطقه مربوط باشد؛ عواملی که می‌توانند اثر مستقل جهت شیب بر فرایندهای خاک‌سازی را کاهش دهند (Singh, 2018).

الگوی مکانی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق‌های خاک و ارزیابی عدم‌قطعیت پیش‌بینی

از آنجا که محاسبه HDI برای پروفیل‌های خاک متعلق به رده Entisols به دلیل محدودیت عمق مؤثر خاک امکان‌پذیر نبود، این پروفیل‌ها از مرحله مدل‌سازی و پیش‌بینی کنار گذاشته شدند؛ بنابراین نقشه‌های ارائه‌شده بر اساس ۱۶۰ پروفیل باقی‌مانده تهیه شدند. توزیع مکانی شاخص‌های HDI به‌همراه تحلیل عدم قطعیت آن‌ها در شکل ۷ نشان داده شده است. به‌طور کلی، نتایج پیش‌بینی نشان داد که به‌طور میانگین، شاخص‌های HDI_{sur} و HDI_{sub} به‌ترتیب ۲۷/٤ و ۱۱/٦ درصد کمتر از مقدار واقعی (Underestimation) برآورد شده‌اند.



شکل ۷- پراکنش مکانی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق‌های خاک (HDI_{sur} و HDI_{sub}) و عدم‌قطعیت پیش‌بینی آن‌ها (PI) در منطقه مورد مطالعه (الف: HDI_{sur}، ب: HDI_{sub}، پ: PI مربوط به HDI_{sur}، ت: PI مربوط به HDI_{sub}).

Figure 7- Spatial distribution of the Horizon Development Indices (HDI_{sur} and HDI_{sub}) and their prediction uncertainty (PI) in the study area. Panels (a), (b), (c), and (d) represent HDI_{sur}, HDI_{sub}, PI for HDI_{sur}, and PI for HDI_{sub}, respectively.

جدول ۶- آمار توصیفی نقشه‌های پیش‌بینی‌شده شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق‌های خاک و دامنه بازه پیش‌بینی (PI).

Table 6- Descriptive statistics of the predicted maps of soil Horizon Development Indices and the prediction interval (PI) range.

شاخص‌ها	پیش‌بینی		دامنه عدم قطعیت	
	میانگین	انحراف معیار	میانگین	انحراف معیار
HDI_{sur}	٦/٤٨	۰/٤١	۰/۹٥	۰/٤۰
HDI_{sub}	۷/۷۲	۱/٥۳	۲/۰۱	۱/۲۹

بر اساس یافته‌ها، در نقشه HDI_{sur}، مقادیر پیش‌بینی شده این شاخص با میانگین ٦/٤٨ بین ٤/۹۹ تا ۹/۲۳ متغیر بوده و بیشترین مقادیر عمدتاً در بخش‌های جنوب‌غربی و به‌صورت لکه‌های پراکنده در نواحی شمالی مشاهده

می‌شوند، در حالی‌که بخش‌های مرکزی و جنوب‌شرقی دارای مقادیر پایین‌تری هستند. در مقابل، نقشه HDI_{sub}، مقادیر پیش‌بینی شده این شاخص با میانگین ۷/۷۲ دامنه تغییرات وسیع‌تری (٤/٧٦ تا ١٨/٦٦) را نشان می‌دهد و پهنه‌های با مقادیر بالاتر عمدتاً در نواحی شمال‌شرقی منطقه گسترش یافته‌اند، در حالی‌که اراضی جنوبی و جنوب‌شرقی از مقادیر پایین‌تری برخوردارند. به‌طور کلی، دامنه تغییرات بیشتر HDI_{sub} و تمرکز مقادیر بالاتر آن در بخشی از منطقه، بیانگر اثر پررنگ‌تر فرایندهای بلندمدت خاک‌سازی نسبت به فرایندهای کوتاه‌مدت سطحی است. Hartemink et al (2020) نشان دادند که تغییرات ویژگی‌های خاک در افق‌های مختلف، متأثر از فاکتورهای خاک‌سازی از جمله اقلیم، ماده مادری و فرایندهای پدوژنتیک قرار دارد و این تغییرات با تغییر در عمق و نوع افق، ماهیت متفاوتی پیدا می‌کنند.

اقلیم به‌عنوان معیار کلیدی در تشکیل، توسعه و تکامل و همچنین رده‌بندی خاک، عامل اصلی محرک در طول زمان است، در حالی‌که ماده مادری، موجودات زنده و توپوگرافی به‌عنوان عوامل کنترل ثانویه عمل می‌کنند (Wilding, 1994). به‌طوری‌که، ترکیب دو فاکتور اقلیم و موجودات زنده (پوشش گیاهی) برای تشکیل اپی‌پدون مالیک اهمیت به‌سزایی دارد (Soil Survey Staff, 2022). بر اساس نتایج، در میان پروفیل‌های مورد بررسی، اپی‌پدون مالیک و در مواردی اندوپدون آرجیلیک، عمدتاً در پروفیل‌های متعلق به Mollisols مشاهده شد. این پروفیل‌ها عمدتاً مربوط به مناطقی با رژیم رطوبتی Typic Xeric و رژیم حرارتی Mesic (Mohammadhosseini Sagayesh et al., 2025) بودند که ریزاقلیم موجود و حضور پوشش گیاهی متراکم باعث بیشترین توسعه‌یافتگی در خاک‌های منطقه مورد مطالعه شده است. در چنین شرایطی، بارندگی بیشتر موجب تقویت فرایندهای آبشویی، انتقال و تجمع رس شده و توسعه افق‌های زیرسطحی، به‌ویژه افق آرجیلیک را تسریع می‌کند (Gong, 2023). در نتیجه، توسعه‌یافتگی خاک نه تنها در افق‌های سطحی بلکه در افق‌های زیرسطحی نیز به‌خوبی نمایان شده و مقادیر بالای HDI در هر دو بازه عمقی مشاهده می‌شود. Koop et al (2020) نیز طی مطالعه خود گزارش کردند که مقادیر شاخص HDI در افق‌های زیر سطحی برای افق‌های آرجیلیک به‌طور معنی‌داری بیشتر از افق‌های کمبیک بوده که ناشی از نقش فرایندهای پدوژنیک متفاوت مانند Lessivage و Illuviation در تشکیل افق‌های آرجیلیک در عمق می‌باشد.

در مقابل، پروفیل‌های واقع در نواحی خشک‌تر منطقه که تحت رژیم رطوبتی Aridic و رژیم حرارتی Thermic قرار دارند (Mohammadhosseini Sagayesh et al., 2025) به علت کمبود بارندگی، کند بودن فرایندهای آبشویی و تجمع و شدت کمتر هوازدگی، از توسعه‌یافتگی کمتری در افق‌های زیرسطحی برخوردارند؛ به‌طوری‌که کمترین مقادیر HDI_{sub} در این نواحی مشاهده می‌گردد. با این حال، در برخی از این مناطق مقادیر نسبتاً بالای HDI_{sur} دیده می‌شود که احتمالاً ناشی از تجمع ماده آلی در لایه‌های سطحی، توسعه پوشش گیاهی محلی، فعالیت‌های مدیریتی و کشاورزی، یا تأثیر فرایندهای کوتاه‌مدت سطحی است. این عوامل می‌توانند موجب بهبود نسبی ویژگی‌های افق سطحی شوند، اما اثر آن‌ها به اعماق بیشتر خاک گسترش نیافته و بنابراین در افق‌های زیرسطحی همچنان نشانه‌های محدود توسعه‌یافتگی پدوژنتیکی مورد مشاهده می‌باشد. این اختلاف میان HDI_{sur} و HDI_{sub} نشان می‌دهد که در مناطق خشک‌تر، فرایندهای سطحی و فعالیت‌های مدیریتی می‌توانند موجب بهبود نسبی ویژگی‌های افق سطحی شوند، در حالی‌که توسعه افق‌های زیرسطحی همچنان عمدتاً متأثر از شرایط اقلیمی بلندمدت و شدت فرایندهای پدوژنز باقی می‌ماند (Thompson, 2015).

بررسی نقشه‌های عدم‌قطعیت نشان داد که مقادیر PI در HDI_{sub} بزرگ‌تر از HDI_{sur} بوده که بیانگر عدم‌قطعیت بیشتر پیش‌بینی‌ها در افق زیرسطحی است. به طور کلی، بیشترین عدم‌قطعیت در نواحی مرتفع و دارای تغییرات شدید توپوگرافی مشاهده شد، در حالی‌که اراضی هموار از عدم‌قطعیت کمتری برخوردار بودند. در این راستا Hengl & MacMillan (2019) و McBratney et al (2003) تأکید کردند که تغییرات سریع در متغیرهای محیطی مرتبط با ارتفاع، باعث افزایش حساسیت مدل به خطا در مناطق مرتفع شده و این امر منجر به گسترش دامنه عدم قطعیت در پیش‌بینی‌های توسعه‌یافتگی خاک نسبت به اراضی هموار می‌گردد.

نتیجه‌گیری کلی

نتایج این پژوهش نشان داد که شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق خاک (HDI)، پس از استانداردسازی با تابع اسپلاین و تلفیق با متغیرهای محیطی، قابلیت مناسبی برای مدل‌سازی و تبیین الگوهای مکانی توسعه‌یافتگی خاک در مقیاس منطقه‌ای دارند. بررسی ویژگی‌های آماری شاخص‌های HDI_{sur} و HDI_{sub} حاکی از وجود تغییرپذیری متوسط و ناهمگنی مکانی توسعه‌یافتگی خاک در منطقه بود که بازتابی از تنوع شرایط اقلیمی، توپوگرافی، پوشش گیاهی و مواد مادری محسوب می‌شود. نتایج مدل‌سازی نشان داد که الگوریتم جنگل تصادفی (RF) با وجود کاهش عملکرد در مرحله اعتبارسنجی، از دقت قابل قبولی برای پیش‌بینی پراکنش مکانی شاخص‌های توسعه‌یافتگی افق‌های خاک برخوردار بوده و قادر است روابط پیچیده میان عوامل محیطی و فرایندهای خاک‌سازی را به‌خوبی شناسایی کند. تحلیل اهمیت متغیرها بیانگر نقش برجسته عوامل توپوگرافی و اقلیمی در کنترل توسعه‌یافتگی خاک بود؛ به‌طوری‌که متغیرهای مشتق‌شده از مدل رقومی ارتفاع و همچنین شاخص‌های اقلیمی در میان مهم‌ترین عوامل مؤثر بر تغییرات مکانی شاخص‌های HDI قرار گرفتند. افزون بر این، تفاوت الگوهای مکانی HDI_{sur} و HDI_{sub} نشان داد که افق‌های زیرسطحی بیش از افق‌های سطحی متأثر از فرایندهای بلندمدت خاک‌سازی، شرایط اقلیمی و ویژگی‌های ژئومورفولوژیک قرار دارند. الگوهای مکانی HDI_{sur} و HDI_{sub} نشان دادند که شدت فرایندهای خاک‌سازی با افزایش عمق، بیش از پیش متأثر از شرایط اقلیمی، ویژگی‌های ژئومورفولوژیک و فرایندهای پدوژنتیکی بلندمدت قرار می‌گیرد؛ در حالی‌که توسعه‌یافتگی افق‌های سطحی سهم بیشتری از عوامل سطحی نظیر تابش و پوشش گیاهی می‌پذیرد.

به‌طور کلی، یافته‌های این پژوهش اهمیت تلفیق داده‌های مدل رقومی ارتفاع، سنجش از دور و اقلیم را در مدل‌سازی رقومی توسعه‌یافتگی افق‌های خاک تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین می‌توانند ابزار مناسبی برای پایش و پیش‌بینی الگوهای مکانی فرایندهای پدوژنتیکی باشند. نقشه‌های تولیدشده ضمن فراهم ساختن تصویری جامع از وضعیت توسعه‌یافتگی افق‌های خاک در منطقه، می‌توانند در مطالعات علوم خاک، مدیریت پایدار اراضی، برنامه‌ریزی کاربری زمین و شناسایی مناطق دارای پتانسیل متفاوت توسعه‌یافتگی خاک مورد استفاده قرار گیرند.

شفاف‌سازی استفاده از هوش مصنوعی

در مراحل مختلف این پژوهش اعم از ایده‌پردازی، طراحی، جمع‌آوری و تحلیل داده‌ها، نگارش متن و ویرایش یا ترجمه از ابزارهای هوش مصنوعی استفاده نشده است.

منابع مورد استفاده

References

Alvyar, Z., Shahbazi, F., Oustan, S., Dengiz, O., & Minasny, B. (2022). Digital mapping of potentially toxic elements enrichment in soils of Urmia Lake due to water level decline. *Science of the Total Environment*, 808, e152086. https://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.152086

Alyabina, I.O., & Nedanchuk, I.M. (2014). Assessment of the relationships between the distribution of soil horizons and the climatic parameters. *Eurasian Soil Science*, 47, 968-979. https://doi.org/10.1134/S1064229314080018

Arrouays, D., Richer-De-Forges, A.C., McBratney, A.B., Hartemink, A.E., Minasny, B., Savin, I., Grundy, M., Leenaars, J.G.B., Poggi, L., & Roudier, P. (2018). The GlobalSoilMap project: past, present, future, and national examples from France. *Dokuchaev Soil Bulletin, V.V. Dokuchaev Soil Institute*, 95, 3-23. https://doi.org/10.19047/0136-1694-2018-95-3-23

Barbosa, W.R., Romero, R.E., de Souza Júnior, V.S., Cooper, M., Sartor, L.R., de Moya Partiti, C.S., de Oliveira Jorge, F., Cohen, R., de Jesus, S.L., & Ferreira, T.O. (2015). Effects of slope orientation on pedogenesis of altimontane soils from the Brazilian semi-arid region (Baturité massif, Ceará). *Environmental Earth Sciences,* 73, 3731-3743. https://doi.org/10.1007/s12665-014-3660-4

Bilzi, A.F., & Ciolkosz, E.J. (1977). Time as a factor in the genesis of four soils developed in recent alluvium in Pennsylvania. *Soil Science Society of America Journal,* 41, 122-127. https://doi.org/10.2136/sssaj1977.03615995004100010033x

Bishop, T.F.A., McBratney, A.B., & Laslett, G.M. (1999). Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. *Geoderma*, 91, 27-45. https://doi.org/10.1016/S0016-70-7061(99)00003-8

Breiman, L., & Cutler, A. (2009). Random forests homepage. *Available at:* http://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/cc_home.htm

Darvishzadeh, A. (1991). Geology of Iran. *Neda Publication*, Tehran, 1-901.

Dornik, A., Cheţan, M.A., Drăguţ, L., Dicu, D.D., & Iliuţă, A. (2022). Optimal scaling of predictors for digital mapping of soil properties. *Geoderma*, 405, e115453. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2021.115453

Fang, X., Xue, Z., Li, B, & An, S. (2012). Soil organic carbon distribution in relation to land use and its storage in a small watershed of the Loess Plateau, China. *Catena*, 88, 6-13. https://doi.org/10.1016/j.catena.2011.07.012

Flynn, T., Triantafilis, J., Rozanov, A., Ellis, F., Lázaro-López, A., Watson, A., & Clarke, C. (2021). Numerical soil horizon classification from South Africa's legacy database. Catena, 206, 105543. https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105543

Gislason, P.O., Benediktsson, J.A., & Sveinsson, J.R. (2006). Random Forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27, 294-300. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.08.011

Gong, F. (2023). The role of water in soil formation and development. *Journal of Soil Science and Plant Nutrition*, 7, 3. https://doi.org/07.4172/jsph.1000195

Gozukara, G., Dengiz, O., Shahbazi, F., Senol, H., Ozlu, E., Silva, S.H.G., & Babur, E. (2023). Rapid assessment of elemental concentrations using pXRF and remote sensing on a dried lakebed. *Journal of Arid Environments,* e105087. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2023.105087

Harden, J.W. (1982). A quantitative index of soil development from field description: examples from a chronosequence in central California. *Geoderma* 28, 1-28. https://doi.org/10.1016/0016-7061(82)90037-4

Harden, J.W., & Taylor, E.M. (1983). A quantitative comparison of soil development in four climatic regimes. *Quaternary Research,* 20, 342-359. https://doi.org/10.1016/0033-5894(83)90017-0

Hartemink, A. E., Zhang, Y., Bockheim, J. G., Curi, N., Silva, S. H. G., Grauer-Gray, J., Lowe, D.J., & Krasilnikov, P. (2020). Soil horizon variation: A review. *Advances in Agronomy*, 160(1), 125-185. https://doi.org/10.1016/bs.agron.2019.10.003

Havaee, S.H., Kamali, A., Toomanian, N., & Mosaddeghi, M.R. (2018). Investigation of the terraces of the Zayandeh–rud river's current pathway using the Harden's Profile Development Index (PDI). *Journal of Water and Soil Conservation,* 25(2), 1-23. (In Persian with English abstract).

Hengl, T., & MacMillan, R. A. (2019). Predictive soil mapping with R. *OpenGeoHub Foundation*, Wageningen, The Netherlands.

Hengl, T., Heuvelink, G.B.M., Kempen, B., Leenaars, J.G.B., Walsh, M.G., Shepherd, K.D., Sila, A., MacMillan, R.A., de Jesus, J.M., Tamene, L., & Tondoh, J.E. (2015). Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: random forests significantly improve current predictions. *PLoS One*, 10 (6). https://doi.org/10.1371/journal.pone.0125814

Ho, T. K. (1995). Random decision forests. In: *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition, 14-16 August, Montreal, Canada.* https://doi.org/10.1109/ICDAR.1995.598994

IRIMO. (2023). Specialized products and services weather. *Islamic Republic of Iran Meteorological Organization*, Tehran, Iran. https://www.irimo.ir/

Kerr, D.D., & Ochsner, T.E. (2020). Soil organic carbon more strongly related to soil moisture than soil temperature in temperate grasslands. *Soil Science Society of America Journal,* 84, 587-596. https://doi.org/10.1002/saj2.20018

Kokaly, R.F. (2011). Detecting cheat grass on the Colorado Plateau using Landsat data: A tutorial for the DESI software. U.*S. Geological Survey Open-File Report*, No. 1327, USA.

Koop, A.N., Hirmas, D.R., Sullivan, P.L., & Mohammed, A.K. (2020). A generalizable index of soil development. *Geoderma,* 360, e113898. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.113898

Krasilnikov, P., García-Calderón, N., Ibáñez-Huerta, A., Bazán-Mateos, M., & Hernández-Santana, J. (2011). Soil scapes in the dynamic tropical environments: the case of Sierra Madre del Sur. *Geomorphology*, 135, 262-270. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2011.02.013

Lagacherie, P. (2008). Digital Soil Mapping: A State of the Art, in: Hartemink, A.E., McBratney, A.B., Mendonça-Santos, M.d. (Eds), Digital Soil Mapping with Limited Data. *Springer*, Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-8592-5_1

Lagacherie, P., & McBratney, A.B. (2007). Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping, Pp. 3-24. In: Lagacherie, P., McBratney, A.B., Voltz, M., (Eds), Digital Soil Mapping: An introductory perspective. *Developments in Soil Science*, *Elsevier*, Amsterdam, the Netherland.

Lamichhane, S., Kumar, L., & Wilson, B. (2019). Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: A review. *Geoderma*, 352, 395-413. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2019.05.031

Liang, P, Qin, C.Z., & Zhu, A.X. (2021). Comparison on two case-based reasoning strategies of automatically selecting terrain covariates for digital soil mapping. *Transactions in GIS*, 25, 2419-2437. https://doi.org/10.1111/tgis.12831

Måren, I.E., Karki, S., Prajapati, C., Yadav, R.K., & Shrestha, B.B. (2015). Facing north or south: Does slope aspect impact forest stand characteristics and soil properties in a semiarid trans-Himalayan valley? *Journal of Arid Environments,* 121, 112-123. https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2015.06.004

Mayr, T., Rivas-Casado, M., Bellamy, P., Palmer, R., Zawadzka, J., Corstanje, R. (2010). Two methods for using legacy data in digital soil mapping, in: Boettinger, J.L., Howell, D.W., Moore, A.C., Hartemink, A.E., Kienast-Brown, S. (Eds), Digital Soil Mapping. Progress in Soil Science, vol 2. *Springer*, Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-90-481-8863-5_16

McBratney, A.B., Mendoça Santos, M.L., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117, 3-52. https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4

Mishra, U., Lal, R., Slater, B, Calhoun, F., Liu, D.S., & Van Meirvenne, M. (2009). Predicting soil organic carbon stock using profile depth distribution functions and ordinary kriging. *Soil Science Society of America Journal*, 73, 614-621. https://doi.org/10.2136/sssaj2007.0410

Mohammadhosseini Sagayesh, B., Jafarzadeh, A.A., Shahbazi, F., & Farajnia, A. (2025). The impact of pedoclimate on soil subgroup development in a semi-arid region of Iran. Carpathian journal of earth and environmental science, 20 (2), 273-284. https://doi.org/10.26471/cjees/2025/020/332

Mousavi, A., Shahbazi, F., Oustan, S., Jafarzadeh, A.A., & Minasny, B. (2020). Spatial distribution of iron forms and features in the dried lake bed of Urmia Lake of Iran. *Geoderma Regional,* 21, e00275. https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2020.e00275

Mulder, V.L., Bruin, S., Schaepmana, M.E., & Mayr, T.R. (2011). The use of remote sensing in soil and terrain mapping — A review. *Geoderma*, 162, 1-19. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.12.018

Odgers, N. P., Libohova, Z., & Thompson, J. A. (2012). Equal-area spline functions applied to a legacy soil database to create weighted-means maps of soil organic carbon at a continental scale. *Geoderma*, 189, 153-163.

Özcan, H., Özger, İ., Everest, T., Sungur, A. (2024). Soil profile development of the Korudağı toposequence, northwest Turkey. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 21, 6325–6338. https://doi.org/10.1007/s13762-023-05403-9

Park, S.J., McSweeney, K., & Lowery, B. (2001). Identification of the spatial distribution of soils using a process-based terrain characterization. *Geoderma*, 103, 249-272. https://doi.org/10.1016/S0016-7061(01)00042-8

Perperoglou, A., Sauerbrei, W., Abrahamowicz, M., & Schmid, M. (2019). A review of spline function procedures in R. *BMC Medical Research Methodology,* 19, 46. https://doi.org/10.1186/s12874-019-0666-3

Piikki, K., Wetterlind, J., Söderström, M., & Stenberg, B. (2021). Perspectives on validation in digital soil mapping of continuous attributes—A review. *Soil Use and Management*, 37, 7-21. https://doi.org/10.1111/sum.12694

Rahbar Alam Shirazi, F., Shahbazi, F., Rezaei, H., & Biswas, A. (2024). Multi-property digital soil mapping at 30-m spatial resolution down to 1 m using extreme gradient boosting tree model and environmental covariates. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 33, e101123. https://doi.org/10.1016/j.rsase.2023.101123

Sauer, D. (2017). Soil Development: Numerical Indices, in: Castree, N., Goodchild, M.F., Kobayashi, A., Liu, W., Marston, R.A. (Eds), International Encyclopedia of Geography: People, the Earth, Environment and Technology. *Wiley*, https://doi.org/10.1002/9781118786352.wbieg0909

Scornet, E. (2017). Tuning parameters in random forests. *ESAIM: Proceedings and Surveys*, 60, 144-162. https://doi.org/10.1051/proc/201760144

Shahbazi, F., Hughes, P., McBratney, A.B., Minasny, B., & Malone, B.P. (2019). Evaluating the spatial and vertical distribution of agriculturally important nutrients-nitrogen, phosphorous and boron-in North West Iran. *Catena* 173, 71-82. https://doi.org/10.1016/j.catena.2018.10.005

Singer, M.J. (2005). Pedology: basic principles. pp: 151-156. in: Hillel, D. (Ed), *Encyclopedia of Soils in the Environment*. Elsevier, https://doi.org/10.1016/B0-12-348530-4/00001-1

Singh, S. (2018). Understanding the role of slope aspect in shaping the vegetation attributes and soil properties in montane ecosystems. *Tropical Ecology*, 59, 417-430.

Soil Survey Staff. (2022). Keys to soil taxonomy (13th Ed.). *United States Department of Agriculture, Natural Resources Conservation Service*.

Soleimani Sardoo, E., Farpoor, M. H., Mahmoodabadi, M., & Jafari, A. (2023). Mineralogy, Micromorphology and Magnetic Susceptibility Affected by Soils Evolution and Genesis, Northern Kerman. *Journal of Soil Management and Sustainable Production*, 13(4), 75-96. (In Persian with English abstract). https://doi.org/10.22069/ejsms.2024.21316.2099

Taghizadeh-Mehrjardi, R., Minasny, B., Toomanian, N., Zeraatpisheh, M., Amirian-Chakan, A., & Triantafilis, J. (2019). Digital mapping of soil classes using ensemble of models in Isfahan region, Iran. *Soil Systems*, 3, 37. https://doi.org/10.3390/soilsystems3020037

Takoutsing, B, & Heuvelink, G.B.M. (2022). Comparing the prediction performance, uncertainty quantification and extrapolation potential of regression kriging and random forest while accounting for soil measurement errors. *Geoderma*, 428, e116192. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2022.116192

Thompson, M. L. (2015). Soils-Genesis and Geomorphology. *Cambridge University Press*.

Tsai, H., Huang, W.S., & Hseu, Z.Y. (2007). Pedogenic correlation of lateritic river terraces in central Taiwan. *Geomorphology*, 88, 201-213. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2006.11.004

U.S. Geological Survey. (2018). USGS EROS archive—Digital elevation—Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) 1 Arc-Second Global. https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-digital-elevation-shuttle-radar-topography-mission-srtm-1

Van Reeuwijk, L. P. (2002). Procedures for soil analysis (6th ed., ISRIC Technical Paper No. 9). *International Soil Reference and Information Centre (ISRIC)*, Wageningen, the Netherlands.

Vaysse, K., & Lagacherie, P. (2015). Evaluating digital soil mapping approaches for mapping GlobalSoilMap soil properties from legacy data in Languedoc-Roussillon (France). *Geoderma Regional,* 4, 20-30. https://doi.org/10.1016/j.geodrs.2014.11.003

Velazquez, F.J.B., Shahabi, M., Rezaei, H., González-Peñalozam F., Shahbazi, F., & Anaya-Romero, M., (2022). The possibility of spatial mapping of SOC content at three depths using easy-to-obtain ancillary data in a Mediterranean area. *Open Research Europe,* 2, 110. https://doi.org/10.12688/openreseurope.14716.1

Wilding, L.P. (1994). Factors of soil formation: Contributions to pedology. Pp. 15–30. In: *Factors of Soil Formation: A Fiftieth Anniversary Retrospective*. Soil Science Society of America, SSSA Special Publication No. 33, Madison, WI, USA.