




Spatial Modeling and Prediction of the Soil Fertility Index in Two Arid and Semi-Arid Regions of Ilam Province, Iran

Asghar Rahmani^a, Mahmood Rostaminiya^{*b} , Nasibeh Sayedi^c, and Seyed Roohollah Mousavi^d

^a Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran.

^b Department of Soil and Water, Faculty of Agriculture, University of Ilam, Ilam, Iran.

^c Department of Soil and Water, Faculty of Agriculture, University of Tehran, Tehran, Iran.

^d Department of Soil Science, University of Tehran, Karaj, Iran.

Article Info

Article Type
Research Article

Received
November 29, 2025

Revised
February 25, 2026

Accepted
April 13, 2026

Published online
June 17, 2026

Keywords

Digital soil mapping,
Soil fertility index,
Auxiliary variables,
Machine learning,
spatial interpolation

***Corresponding author's email**

mroostaminy@yahoo.com

Extended Abstract

Background and Objectives: Soil fertility is one of the most critical factors determining the sustainability of agricultural ecosystems and ensuring food security. Declining soil fertility directly affects crop productivity and, consequently, food security. Understanding the spatial variability of fertility distribution patterns is essential for efficient soil management. In recent years, the integration of advanced machine learning algorithms with geostatistical methods has provided powerful tools for modeling and predicting soil fertility indicators such as the Soil Fertility Index (SFI). In arid and semi-arid regions, water scarcity, soil salinity, and climatic variability are major challenges for sustainable agricultural production. Therefore, spatial modeling of soil fertility and identification of its driving factors can serve as a scientific basis for regional land-use planning and resource management. The present study aimed to model and predict the spatial distribution of SFI in two arid and semi-arid regions, Miameh–Dehloran and Valiasr–Badreh (Ilam Province, western Iran), using Random Forest (RF) and Cubist (CB) machine learning algorithms, and to compare their performance with the conventional Ordinary Kriging (OK) method. Ultimately, this research seeks to develop a region-based spatial model for SFI prediction in the agricultural lands of the Zagros region in western Iran.

Materials and Methods: Soil sampling was conducted in the Miameh–Dehloran and Valiasr–Badreh areas using the conditioned Latin hypercube sampling (cLHS) method. A total of 133 and 71 surface soil samples were collected from the respective regions. The samples were analyzed for physical, chemical, and biological properties to calculate the Soil Fertility Index (SFI). Auxiliary environmental variables, including topographic parameters derived from the Digital Elevation Model (DEM) and remote sensing (RS) indices, were used as predictors. The most relevant variables were selected using the Variance Inflation Factor (VIF) and Boruta algorithms, resulting in 9 and 12 selected predictors for the Miameh–Dehloran and Valiasr–Badreh sites, respectively. Additionally, two climatic variables—mean annual precipitation (MAP) and mean annual temperature (MAT)—were included based on expert judgment. The RF, CB, and OK models were trained and validated, and their predictive performances were evaluated using the coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE). Spatial prediction maps of SFI were generated in ArcGIS based on the best-performing model.

Results: The results indicated that the Random Forest model outperformed both the Cubist and Ordinary Kriging models in predicting SFI values. The R^2 of RF was 0.79 for Miameh–Dehloran and 0.60 for Valiasr–Badreh, while the RMSE values were 0.64 and 0.69, respectively. These results demonstrate the superior ability of RF in capturing nonlinear relationships between soil fertility and environmental covariates. According to the spatial distribution maps,

2/ Soil Quality Monitoring: An Undeniable Necessity

approximately 74.14% of the Miameh–Dehloran and 77.33% of the Valiasr–Badreh areas fell within the “very high” (F1) and “high” (F2) fertility classes, indicating considerable potential for agricultural productivity. The climatic variables MAT and MAP were identified as the most influential predictors of SFI. In Miameh–Dehloran, remote sensing indices—especially vegetation and spectral reflectance indicators—played a major role, whereas in Valiasr–Badreh, topographic parameters such as elevation, slope, and aspect were more dominant. These spatial differences reflect the contrasting climatic and geomorphological conditions of the two regions. Combining RF with RS and topographic data significantly improved prediction accuracy and enabled the generation of high-resolution fertility maps suitable for precision agriculture applications.

Conclusion: The findings highlight the potential of the Random Forest algorithm as a robust and reliable approach for spatial modeling of soil fertility in arid and semi-arid environments. RF effectively captured complex interactions among climatic, topographic, and spectral variables, leading to accurate and detailed SFI prediction maps. The study confirmed that climatic variables, particularly temperature and precipitation, play a decisive role in determining the spatial variability of soil fertility. The resulting maps can serve as valuable tools for agricultural planning, selection of suitable crop types, and sustainable management of soil and water resources. Overall, the proposed modeling framework provides an efficient strategy for optimizing land potential, improving crop yields—especially for wheat—and contributing to food security and sustainable agricultural development in the drylands of western Iran.

Cite this article: Rahmani, A., Rostaminiya, M., Sayedi, N., Mousavi, S.R., 2026. Spatial Modeling and Prediction of the Soil Fertility Index in Two Arid and Semi-Arid Regions of Ilam Province, Iran. Research Article, *Journal of Soil Research*, 40 (1), pp 1-21.



DOI: <https://doi.org/10.22092/IJSR.2026.371527.803>

Publisher: Soil Science Society of Iran



مدل‌سازی مکانی و پیش‌بینی شاخص حاصلخیزی خاک در دو منطقه خشک و نیمه‌خشک استان ایلام

اصغر رحمانی^۱، محمود رستمی نیا^{۲*} ID، نسیمه صیدی^۳، سید روح اله موسوی^۴

^۱ مؤسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران.

^۲ گروه آب و خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام، ایلام، ایران.

^۳ گروه آب و خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

^۴ گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تهران، کرج، ایران.

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>نوع مقاله: مقاله پژوهشی</p> <p>تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۹/۰۸</p> <p>تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۲/۰۶</p> <p>تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۱/۲۴</p> <p>تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۳/۲۷</p> <p>واژه‌های کلیدی: درون‌یابی مکانی، شاخص حاصلخیزی خاک، متغیرهای کمکی، نقشه برداری رقومی خاک، یادگیری ماشین</p> <p>* ایمیل نویسنده مسئول: m.rostamina@ilam.ac.ir</p>	<p>استفاده از رویکردهای معمول شناسایی حاصلخیزی خاک در مناطق با وسعت زیاد، فعالیتی زمان‌بر و پرهزینه است. از این رو پژوهش حاضر با هدف مدل‌سازی و پیش‌بینی پراکنش مکانی شاخص حاصلخیزی خاک (SFI) در دو منطقه خشک (دهلران) و نیمه‌خشک (بدره) در استان ایلام، با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی (RF)، کوبیت (CB) و کریجینگ معمولی (OK) انجام شد. در مجموع ۲۰۴ نمونه خاک از افق سطحی دو منطقه به روش ابرمکعب لاتین برداشته و ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی آن‌ها اندازه‌گیری شد. متغیرهای محیطی شامل شاخص‌های توپوگرافی، سنجش از دور و اقلیمی (میانگین بارش و دمای سالانه) به‌عنوان ورودی مدل‌ها استفاده شد. انتخاب متغیرهای مؤثر به دو روش «شاخص تورم واریانس» (VIF) و الگوریتم «باروتا» (Boruta) انجام شد. در نهایت، ۹ متغیر در منطقه دهلران و ۱۲ متغیر در منطقه ولیعصر بدره انتخاب شد. نتایج نشان داد مدل RF با مقادیر R^2 برابر ۰/۷۹ و ۰/۶۰ و RMSE برابر ۰/۶۴ و ۰/۶۹ به ترتیب در اراضی دهلران و بدره، دقت بالاتری نسبت به دو مدل دیگر دارد. نقشه‌های پهنه‌بندی نشان داد که بیش از ۷۰ درصد اراضی هر دو منطقه در کلاس‌های حاصلخیزی زیاد و بسیار زیاد قرار دارند. بررسی اهمیت متغیرها بیانگر نقش کلیدی میانگین دمای سالانه (MAT) و بارش (MAP) در تغییرپذیری SFI در هر دو منطقه مطالعاتی است. همچنین، شاخص‌های سنجش از دور در دهلران و عوامل توپوگرافی در بدره تأثیر بیشتری داشتند. به طور کلی، ترکیب الگوریتم RF با داده‌های اقلیمی، توپوگرافی و سنجش از دور، ابزاری کارآمد برای تولید نقشه‌های دقیق حاصلخیزی خاک فراهم می‌آورد.</p>

استناد: رحمانی، ا.، رستمی نیا، م.، صیدی، ن.، موسوی، س.ر.، ۱۴۰۵. مدل‌سازی مکانی و پیش‌بینی شاخص حاصلخیزی خاک در دو منطقه خشک و

نیمه‌خشک استان ایلام. مقاله پژوهشی، نشریه پژوهش‌های خاک، (۱) ۴۰، ص ۱-۲۱.

DOI: <https://doi.org/10.22092/IJSR.2026.371527.803>



اقلیمی و توپوگرافی، اهمیت نسبی ثابتی ندارند و میزان تأثیر آن‌ها در مدل‌سازی مکانی و پیش‌بینی ویژگی‌های خاک می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی تغییر نماید (Hobley et al., 2015; Adhikari et al., 2014).

در سال‌های اخیر، پژوهش‌های متعددی از این رویکرد برای مدل‌سازی و تهیه نقشه ویژگی‌های کلیدی حاصلخیزی خاک، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک، استفاده نمودند. برای نمونه، Rahmani و همکاران (۲۰۲۲) با هدف تعیین ضخامت خاک سطحی حاصلخیز در اراضی کشاورزی دشت قزوین و Mousavi و همکاران (۲۰۲۲) در مدل‌سازی فسفر در دسترس و پتاسیم قابل‌تبادل، کارایی مدل‌های یادگیری ماشین را در نقشه‌برداری رقومی این ویژگی‌ها بررسی نمودند. نتایج این مطالعات نشان داد که مدل جنگل تصادفی (RF) نسبت به سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشین عملکرد بهتری در پیش‌بینی ویژگی‌های مؤثر بر حاصلخیزی خاک دارد. همچنین تحقیقاتی که توسط Rostaminia و همکاران (۲۰۲۱) در یک منطقه خشک از استان ایلام و توسط Matinfar و همکاران (۲۰۲۱) در یک منطقه نیمه‌خشک انجام شد، مؤید توانمندی بالای رویکردهای یادگیری ماشین در تهیه نقشه مکانی کربن آلی خاک و سایر ویژگی‌های مرتبط با حاصلخیزی بود. با این حال، اغلب مطالعات انجام‌شده تاکنون (Zeraatpisheh et al., 2019; Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2020; Parsaie et al., 2021; Mousavi et al., 2024) عمدتاً بر مدل‌سازی و نقشه‌برداری تک ویژگی‌های مؤثر بر حاصلخیزی خاک متمرکز بوده‌اند، در حالی که برای حمایت از تصمیم‌گیری‌های کاربردی و مدیریت بهینه منابع خاک، توجه به رویکردی جامع‌تر در قالب شاخص حاصلخیزی خاک^۴ (SFI) ضرورت داشته و بیانگر خلأ تحقیقاتی محسوس در این حوزه است (Peng et al., 2022).

در اندک مطالعات انجام‌شده در ایران، ارزیابی وضعیت کلی وضعیت حاصلخیزی خاک‌های کشور توسط Shahbazi and Besharati (2013) با تحلیل ۳۱۵ هزار داده طی یک دوره ده ساله (۱۳۸۱ تا ۱۳۹۱) صورت گرفت. اگرچه این پژوهش اطلاعات آماری ارزشمندی درباره ویژگی‌های تأثیرگذار بر حاصلخیزی خاک ارائه داد، اما هم‌چنان نبود یک شاخص کمی و مکان‌مبنا برای ارزیابی و پایش حاصلخیزی خاک مشهود بود. مطالعات اندکی نیز با هدف کمی‌سازی و پهنه‌بندی SFI در مناطق خشک و نیمه‌خشک کشور انجام شده است؛ از جمله پژوهش Meymand و همکاران (۲۰۲۳) در دشت هنام استان لرستان، ضمن تأکید بر ضرورت انجام تحقیقات بیشتر با محوریت

خاک یکی از مهم‌ترین اجزاء اکوسیستم است که محیطی مناسب برای ذخیره عناصر غذایی و انجام فرآیندها و فعالیت‌های بیولوژیکی، فیزیکی و شیمیایی است (Peng et al., 2022). استفاده از خاک به‌عنوان یکی از عوامل اصلی در تولید محصولات کشاورزی باید بر اساس اصول صحیح و علمی صورت پذیرد تا بتوان از آن در تولید محصولات کشاورزی به‌عنوان یک منبع پایدار نام برد. حاصلخیزی خاک به قابلیت خاک برای ارائه مواد مغذی مختلف برای رشد محصولات کشاورزی اشاره دارد که بر عملکرد محصول به طرز قابل‌توجهی تأثیر می‌گذارد (Zaheri Abdehvand et al., 2024). ارزیابی علمی حاصلخیزی خاک می‌تواند به عنوان مرجعی برای توصیه‌های کودی بهینه مورد استفاده قرار گیرد (Yi et al., 2014). تعیین وضعیت حاصلخیزی خاک بر اساس رویکردهای معمول شناسایی خاک مبتنی بر مشاهدات میدانی متراکم و اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی از خصوصیات شیمیایی (واکنش خاک، ماده آلی، فسفر در دسترس، پتاسیم قابل استفاده، نیتروژن کل و عناصر میکرو) است. به طور کلی استفاده از این رویکرد با هدف کسب اطلاعات دقیق مکانی برای مناطق مطالعاتی با وسعت زیاد، معمولاً فعالیتی زمان‌بر و پرهزینه است (Wang et al., 2018; Huang et al., 2022; Mousavi et al., 2022).

به منظور غلبه بر محدودیت‌های موجود در رویکرد معمول، نقشه‌برداری رقومی خاک^۱ (DSM) با تلفیق دانش کارشناس، مدل‌های یادگیری ماشین و استفاده از متغیرهای محیطی با دسترسی سریع و ارزان می‌تواند به طور مؤثری نقش آفرینی کند (McBratney et al., 2003; Lagacherie, 2008; Zhang and Feng, 2017). با افزایش قابلیت‌های دسترسی سامانه‌های اطلاعات مکانی^۲ (GIS) و توان پردازشی سیستم‌های رایانه‌ای و فاکتورهای خاک‌سازی در فرمت رقومی، مدل فاکتور-حالت‌ینی، به‌عنوان یک معادله مکانی ناکارآمد تلقی شد (Jenny, 1994)، به همین دلیل McBratney و همکارانش (۲۰۰۳) یک چارچوب نظری از تغییرات مکانی خاک را تحت عنوان مدل اسکورپن^۳ پیشنهاد نمودند. در مقیاس‌های منطقه‌ای و محلی، نقشه‌برداری رقومی خاک به‌عنوان ابزاری کارآمد برای رفع چالش‌های مربوط به ناهمگنی مکانی خاک و ارتباط آن با زمین‌نما^۴ به کار گرفته می‌شود. در این میان، فاکتورهای محیطی به‌عنوان نماینده فاکتورهای خاک‌سازی نقش کلیدی در عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین دارند. این متغیرها، بسته به تفاوت‌های

⁴ Landscape

⁵ Soil Fertility Index

¹ Digital soil mapping

² Geographic information system

³ Scorpan Model

میلی‌متر و ۱۶/۶ درجه سانتی‌گراد است. دارای رژیم رطوبتی زیریک^۶ و رژیم حرارتی ترمیک^۷ است (Bannai, 1998). همچنین بر اساس طبقه‌بندی ارائه شده توسط دومارتن در کلاس اقلیمی نیمه‌خشک واقع شده است. کاربری غالب اراضی در بدره به صورت گندم و جو دیم با غالبیت سطح زیر کشت گندم است.

منطقه خشک اراضی مجاور رودخانه میمه در شهرستان دهلران

منطقه دوم با مساحت ۳۱۶۰ هکتار در اطراف رودخانه میمه، در منطقه فرخ‌آباد شهرستان دهلران، در موقعیت مکانی ۱۱°۱۲'۴۷" تا ۱۱°۱۱'۴۸" طول شرقی و ۳۵°۳۲' تا ۳۹°۲۸' عرض شمالی واقع گردیده است (شکل ۱). اراضی مورد نظر بخشی از اراضی دشت بزرگ دهلران محسوب می‌شوند. از نظر تغییرات ارتفاعی در محدوده‌ی حداقل و حداکثر مقادیر ۱۲۴ تا ۱۶۷ متر از سطح دریای آزاد و در تیپ اراضی دشت‌های رسوبی رودخانه‌ای قرار دارد. همچنین از نظر فاکتورهای اقلیمی نیز با متوسط بارندگی سالانه ۲۷۷/۳ میلی‌متر و متوسط سالانه دمای منطقه حدود ۲۶/۳ درجه سانتی‌گراد، دارای رژیم رطوبتی یوستیک^۸ و رژیم حرارتی هایپرترمیک^۹ با اقلیم خشک بر اساس طبقه‌بندی اقلیمی دومارتن است. کاربری غالب اراضی در میمه به صورت گندم آبی است.

مطالعات میدانی و تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی

برای انجام نمونه‌برداری خاک در مناطق مورد مطالعه، اطلاعات مورد نیاز از جمله نقشه‌های توپوگرافی و تصاویر ماهواره‌ای دو منطقه تهیه شد. در مجموع ۷۱ نمونه خاک از افق سطحی در منطقه اول و ۱۳۳ نمونه از منطقه دوم با استفاده از روش نمونه‌برداری ابرمکعب لاتین مشروط^{۱۰} (Minasny et al., 2006) جانمایی و بر اساس اصول مطالعات میدانی (Schoeneberger et al., 2012) برداشت گردید. پس از جمع‌آوری نمونه‌ها و انتقال آن‌ها به آزمایشگاه، هوا خشک و سپس از الک ۲ میلی‌متر عبور داده شد. تجزیه‌های فیزیکی و شیمیایی شامل مقدار قابل دسترس عناصر کم مصرف مس (Cu)، آهن (Fe)، منگنز (Mn) و روی (Zn)، واکنش خاک (pH)، قابلیت هدایت الکتریکی (EC)، درصد کربن آلی (SOC) بر اساس روش - های استاندارد موجود انجام گرفت (Shahbazi et al., 2024).

ارزیابی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین و نقش فاکتورهای محیطی، نشان دادند که تخلیه عناصر غذایی خاک به‌ویژه فسفر و روی، همراه با مقادیر بالای کربنات کلسیم معادل و بافت سنگین، مهم‌ترین عوامل محدودکننده حاصلخیزی خاک‌های منطقه هستند. در پژوهشی دیگر در اراضی کشاورزی استان خوزستان (Zaheri Abdevand., 2025) شاخص کلی حاصلخیزی را با استفاده از مدل ترکیبی یادگیری ماشین جنگل تصادفی با روش‌های زمین آماری با دقت مناسبی پیش‌بینی کردند. این محققین بر توسعه تحقیقات کمی‌سازی SFI و پهنه‌بندی مکانی آن با رویکردهای یادگیری ماشین تأکید نمودند؛ بنابراین پژوهش حاضر در دو منطقه با اقلیم خشک و نیمه‌خشک در استان ایلام در جهت رفع محدودیت‌های موجود در رویکردهای معمول ارزیابی SFI با اهداف (۱) مقایسه کارایی رویکردهای یادگیری ماشین و زمین‌آماري در پیش‌بینی SFI (۲) تهیه نقشه - های پهنه‌بندی SFI در مناطق مطالعاتی و (۳) معرفی مهم‌ترین فاکتورهای محیطی تأثیرگذار بر SFI منطقه طراحی گردید که می‌تواند در ارتقای بهره‌وری از اراضی کشاورزی مناطق خشک و نیمه‌خشک مؤثر باشد؛ بنابراین انتظار می‌رود با داشتن نقشه‌های پهنه‌بندی از وضعیت حاصلخیزی خاک‌های منطقه و شناخت دقیق از فاکتورهای محیطی مؤثر بر آن، کشاورزان و مدیران بتوانند بهترین روش‌های مدیریت خاک را انتخاب و در برنامه - ریزی‌های مربوط به ارتقاء حاصلخیزی خاک‌های زراعی بکار گیرند.

مواد و روش‌ها

مناطق مورد مطالعه

مطالعه حاضر برای بررسی وضعیت حاصلخیزی خاک‌ها در دو منطقه مطالعاتی با اقلیم خشک و نیمه‌خشک در استان ایلام انجام گردید.

منطقه نیمه‌خشک ولیعصر بدره

منطقه اول با مساحت ۱۸۰۰ هکتار بخشی از اراضی شهرک ولیعصر واقع در شهرستان بدره، با موقعیت مکانی ۲۴°۵۲' تا ۲۵°۱۲'۴۷" طول شرقی و ۳۳°۱۴' تا ۳۳°۲۲'۱۵" عرض شمالی واقع گردیده است (شکل ۱). از نظر وضعیت اقلیمی به ترتیب با میانگین بارندگی و دمای سالانه ۵۵۴/۵

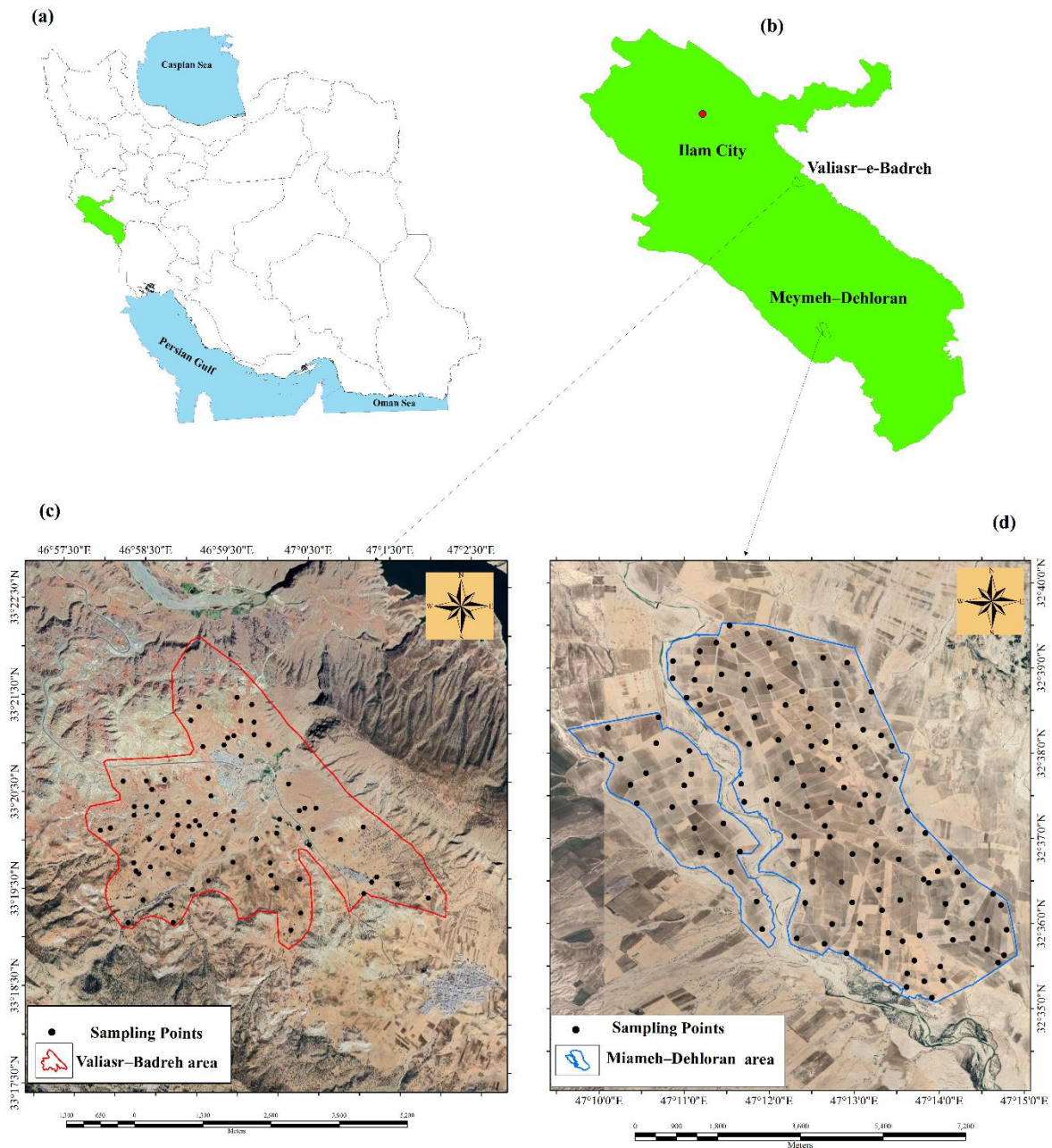
⁹ Hyperthermic

¹⁰ Condition latin hypercube sampling

⁶ Xeric

⁷ Thermic

⁸ Ustic



شکل ۱- موقعیت مناطق مطالعاتی و نقاط نمونه‌برداری در ایران و استان ایلام. منطقه ولیعصر بدره (a) و منطقه میمه دهلران (b).
 Figure 1. Location of the studied areas and sampling points in relation to Iran (a) and Ilam Province (b). Valiasr-e-Badreh area (c) and Meymeh-Dehloran area (d).

حاصلخیزی خاک بر اساس سیستم طبقه‌بندی روش ریشه دوم (رابطه ۱) انجام شد (Tunçay et al., 2021).

$$SFI = R_{max} \times \sqrt{\left[\frac{R_1}{100} \times \frac{R_2}{100} \times \dots \right]} \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این رابطه، R_{max} بالاترین مقادیر تعلق گرفته به یک ویژگی در میان ویژگی‌های موردبررسی است و R_1 و R_2 درجات تعلق گرفته به سایر ویژگی‌های خاک است. مبنای محاسبه SFI در این رابطه به این صورت است که به هر ویژگی اندازه‌گیری شده

کمی‌سازی شاخص حاصلخیزی خاک

در این تحقیق، کمی‌سازی شاخص SFI بر اساس جدول استاندارد احتیاجات گیاهی محصول گندم به عنوان محصول غالب زراعی در هر دو دشت (جدول ۱)، برای هر یک از نقاط نمونه‌برداری محاسبه شد. طبقه‌بندی نهایی شاخص

جدول ۱). دامنه عوامل مؤثر بر حاصلخیزی خاک در این جدول بر اساس دستورالعمل مدیریت تلفیقی حاصلخیزی خاک و تغذیه گیاه گندم تهیه گردیده است (Moshiri et al., 2013).

بر اساس روش پارامتریک یک درجه‌بندی کمی بین ۰ تا ۱۰۰ تخصیص داده می‌شود. به این ترتیب، اگر یک خصوصیت کاملاً مطلوب باشد، درجه ۱۰۰ را دریافت می‌کند و اگر دارای محدودیت باشد، در رتبه‌های کمتر از ۱۰۰ درجه‌بندی می‌شود

جدول ۱- رتبه‌بندی عوامل مؤثر بر حاصلخیزی خاک برای کشت گندم (Moshiri et al., 2013)

ویژگی‌های خاک	درجه تخصیص یافته به هر عنصر				
	100	80	50	20	10
EC (dS m ⁻¹)	0-4	4-8	8-16	>16	-
pH	7-7.5	7.5-8.2	8.2-8.5	>8.5	-
Fe (mg.kg ⁻¹)	> 7.5	7.5-5	5-2.5	<2.5	-
Mn (mg.kg ⁻¹)	15-10	10-6.0	6.0-4.0	4.0-2.0	< 2.0
Cu (mg.kg ⁻¹)	2.0-1.0	1.0-0.75	0.75-0.50	0.50-0.25	<0.25
Zn (mg.kg ⁻¹)	2.0-1.0	1.0-0.75	0.75-0.50	0.50-0.25	<0.25
SOM (%)	>2	2-1	1-0.5	0.5-0.25	0.25-0.1

اگر مقادیر شاخص بیشتر از ۶۰ باشد:

$$\text{CSFI} = 75 + ((\text{SFI}) - 60) \times 0.62 \quad \text{رابطه (۲)}$$

اگر مقادیر شاخص بین ۶۰ - ۲۴ باشد:

$$\text{CSFI} = 50 + ((\text{SFI}) - 24) \times 0.410 \quad \text{رابطه (۳)}$$

اگر مقادیر شاخص بین ۲۴ - ۵ باشد:

$$\text{CSFI} = 25 + ((\text{SFI}) - 5) \times 0.455 \quad \text{رابطه (۴)}$$

در رابطه (۱)، با افزایش عوامل محدودیت‌زا، شاخص محاسبه شده به‌طور غیرمعمولی کاهش می‌یابد و مقادیری کمتر از مقدار واقعی را برآورد می‌کند (Sys, 1991). به همین منظور با استفاده از توابع ارائه شده توسط Sys (1991)، برای اصلاح شاخص SFI و ارتقاء شاخص نهایی، به‌منظور تطبیق بیشتر نتایج با واقعیت از روابط ۲، ۳ و ۴ استفاده شد. رتبه‌بندی این شاخص بر اساس (جدول ۲) انجام شد (Nariyanti et al., 2022).

جدول ۲- طبقه‌بندی حاصلخیزی خاک با استفاده از مقادیر شاخص SFI (Sys, 1991)

SFI Ranking	SFI values
(F5) Very Low	0.0-12.5
(F4) Low	12.5-25
(F3) Moderate	25-50
(F2) High	50-75
(F1) Very High	75-100

باروتا^{۱۳} انجام گرفت. برای تعیین میزان هم خطی بودن بین متغیرهای کمکی، فاکتور تورم واریانس (VIF) در نرم‌افزار SPSS (V.20) محاسبه شد و آن دسته از متغیرهای کمکی که هم‌خطی بیش از ۱۰ داشتند از مجموعه کلی حذف گردید. در گام بعد الگوریتم باروتا در محیط نرم‌افزار آماری R بر روی مابقی متغیرهای کمکی برآزش داده شد و در نهایت دسته داده نهایی مرتبط از میان متغیرهای کمکی انتخاب گردید. الگوریتم باروتا دارای قابلیت تشخیص روابط خطی و غیرخطی در میان متغیرهای کمکی است و از مدل جنگل تصادفی (RF) برای انتخاب

متغیرهای محیطی و فرآیندهای انتخاب آن‌ها

در این پژوهش از تصاویر داده‌های ماهواره سنتینل-۲ و مدل رقومی ارتفاع^{۱۱} (DEM) (ALOSPALSAR, 2006-) (2011) به ترتیب به عنوان منبع داده‌های سنجش از دور و توپوگرافی استفاده شد. دو پارامتر اقلیمی نقشه‌های بارش و دما با استفاده از داده‌های هواشناسی سال‌های ۱۳۶۶ تا ۱۳۸۹ مستخرج از ایستگاه‌های سینوپتیک استان ایلام با روش درون‌یابی کریجینگ عام تهیه گردید (Karimi et al., 2014). مهم‌ترین متغیرهای محیطی بر اساس دو روش فاکتور تورم واریانس^{۱۲} و

¹³ Boruta

¹¹ Digital Elevation Model

¹² Variance inflation factor

روش کریجینگ

کریجینگ روشی است که در کنار برآورد مقدار متغیر، میزان خطای مرتبط با هر تخمین را نیز محاسبه می‌کند. فرایند پیش‌بینی در این روش بر مبنای تحلیل ساختار مکانی و جست‌وجوی همسایگی بهینه نقاط انجام می‌شود. (Yigini and Panagos, 2016) کریجینگ معمولی (OK) یکی از روش‌های پیشرفته زمین‌آماري است که بر پایه‌ی مدل‌سازی ساختار واربوگرام عمل می‌کند. این روش یک تخمین گر میانگین متحرک وزن‌دار محسوب می‌شود که وزن‌ها را بر اساس وابستگی مکانی نقاط تعیین می‌کند و به همین دلیل نسبت به بسیاری از روش‌های درون‌یابی از دقت بالاتری برخوردار است. همچنین روش کریجینگ بهترین تخمین گر خطی نارایب به شمار می‌رود. اجرای روش کریجینگ معمولی در محیط نرم افزار Arc GIS (نسخه 10.6.1) و ابزار تخصصی تجزیه و تحلیل زمین‌آماري^{۱۷} انجام شد.

ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی کننده SFI

ارزیابی کارایی مدل‌های پیش‌بینی کننده مکانی مورد استفاده، با استفاده از چهار شاخص آماری ضریب تبیین (R^2)، ضریب همبستگی تطابق (CCC)^{۱۸}، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)^{۱۹} و میانگین مطلق خطا (MAE^{20}) محاسبه شد (روابط ۵، ۶، ۷، ۸).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (Pi - \bar{O}i)}{\sum_{i=1}^n (Oi - \bar{O}i)} \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$CCC = \frac{2r\sigma_{Pi}\sigma_{Oi}}{\sigma_{Pi}^2 + \sigma_{Oi}^2 + (\bar{Pi} - \bar{O}i)^2} \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Oi - Pi)^2} \quad \text{رابطه (۷)}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{O}i - \bar{P}i) \quad \text{رابطه (۸)}$$

که در معادلات بالا Pi و Oi مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده هستند، \bar{O} میانگین مقادیر مشاهده شده نسبت به اندازه‌گیری‌های n ، ضریب همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده، و σ_P^2 ، σ_O^2 انحراف معیار مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهده شده است.

متغیرهای کمکی استفاده می‌نماید (Keskin et al., 2019). جزئیات بیشتر در مورد رویکرد انتخاب متغیر VIF و باروتا در مطالعه (Akinwande et al., 2015) ارائه شده است.

مدل‌سازی مکانی

در این پژوهش برای پیش‌بینی مکانی شاخص حاصلخیزی خاک برای کشت محصول گندم، از دو مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی^{۱۴} (RF) و کوبیست^{۱۵} (CB) و مدل درون-یابی کریجینگ معمولی^{۱۶} (OK) استفاده شد.

مدل جنگل تصادفی

در این مطالعه از مدل جنگل تصادفی به عنوان یکی از روش‌های پیش‌بینی مکانی تغییرات شاخص حاصلخیزی خاک استفاده شد. از نمونه بوت استرپ برای هر درخت RF استفاده می‌شود. قوانین تقسیم داده‌های باینری برای رگرسیون و طبقه بندی متفاوت است. برای طبقه‌بندی، از شاخص جینی و برای رگرسیون از حداقل مربعات انحرافات متوسط استفاده می‌گردد. مدل RF در بسته نرم افزاری caret در محیط R قابل اجرا است (Kuhn, 2008).

مدل کوبیست

این مدل یک الگوریتم پیشرفته از روش درخت رگرسیون است که مدل‌های مختلفی را از داده‌های آموزشی ایجاد می‌کند. این مدل یک تکنیک داده‌کاوی است که مجموعه‌ای از درختان رگرسیون را می‌سازد و بر اساس رگرسیون‌های خطی (Ma et al., 2017) پیش‌بینی می‌کند. کوبیست مجموعه داده آموزشی را با تعریف مجموعه‌ای از قوانین تقسیم‌بندی می‌کند و برای هر ویژگی که با یک قانون خاص مطابقت می‌کند، مدل خطی مرتبط برای پیش‌بینی نتیجه ایجاد می‌کند. مدل CB مدل‌های چند متغیره‌ای را ارائه می‌دهد که از مجموعه‌ای از قوانین تشکیل شده‌است. هنگامی که همه قوانین برآورده می‌شوند و فرمول رگرسیون مشتق شده در هر قانون متغیر هدف را پیش‌بینی می‌کند (Appelhans et al., 2015). این مدل دارای قابلیت ارائه اهمیت نسبی متغیرهای کمکی مورد استفاده در پیش‌بینی متغیر هدف می‌باشد و فرایند برازش مدل CB بر روی مجموعه داده‌های موجود با استفاده از بسته تخصصی "cubist" (Kuhn, 2018) در نرم افزار R (نسخه 2.4.1) انجام شد.

¹⁸ Concordance correlation coefficient

¹⁹ Root mean square error

²⁰ Mean absolute error

¹⁴ Random forest

¹⁵ Cubist

¹⁶ Ordinary Kriging

¹⁷ Geostatistical analysis

نتایج و بحث

تجزیه و تحلیل آماری ویژگی‌های حاصلخیزی خاک منطقه ولیعصر بدره و میمه دهلران

نتایج خلاصه آماری ویژگی‌های اندازه‌گیری شده خاک منطقه ولیعصر بدره در (جدول ۳) ارائه شده است کمترین و بیشترین میزان مس (Cu) در نمونه‌های خاک به ترتیب ۰/۰۷ و ۱/۲۴ میلی گرم بر کیلوگرم و میانگین آن در تمام نمونه‌ها ۰/۵۸ میلی گرم در کیلوگرم است. کمترین میزان آهن (Fe) و روی (Zn) به ترتیب ۱/۵ و ۰/۰۲ و بیشترین آن‌ها برابر با ۵/۸۳ و ۰/۶۸ میلی-گرم بر کیلوگرم اندازه‌گیری شد و میانگین Zn و Fe به ترتیب برابر با ۳/۵۸ و ۰/۱۸ میلی گرم در کیلوگرم است. منگنز (Mn) با میانگین ۵/۲۹ میلی گرم در کیلوگرم نسبت به سایر عناصر ریزمغذی دارای مقدار بیشتری در خاک‌های مطالعاتی است (جدول ۳). به علاوه حداقل و حداکثر مقدار Mn به ترتیب برابر با ۲/۵۶ و ۱۰/۸۷ میلی گرم بر کیلوگرم اندازه‌گیری شد. ضریب تغییرات (CV) به عنوان معیاری برای تفسیر تغییرپذیری داده‌ها بر اساس طبقه‌بندی ارائه شده توسط Wilding (۱۹۸۵) استفاده شد. بر این اساس Zn و Cu دارای تغییرپذیری زیاد (بیش از ۳۵ درصد)، Fe و Mn دارای تغییرپذیری متوسط (بین ۱۵ تا ۳۵ درصد) است. در همین راستا، Vasu و همکاران (۲۰۲۱) با استفاده از مدل‌سازی آماری و تجزیه و تحلیل‌های ژئواستاتستیک، تغییرپذیری مکانی میکرومغذی‌های خاک را در یک منطقه نیمه‌خشک در هند بررسی کردند. نتایج نشان داد که Zn بیشترین تغییرپذیری را دارند که بخشی زیادی از این تغییر پذیری ناشی از مدیریت‌های متنوع ماده آلی و تنوع کودهای مصرفی به خصوص کودهای حاوی روی توسط کشاورزان پیشرو منطقه مورد مطالعه در جهت جبران کاهش عملکرد ناشی از تسطیح‌های خاک سطحی در سالیان اخیر عنوان نمود. خاک اراضی منطقه مطالعاتی شهرک ولیعصر جزو خاک‌های غیر شور (میانگین EC برابر با ۰/۲۳ ds/m) می‌باشد. همچنین مقدار متوسط ماده آلی ۱/۴۳ درصد می‌باشد که بر اساس طبقه‌بندی Charman and Roper., 2000) خاک‌های منطقه از نظر ماده آلی خاک در کلاس محتوای پایین قرار دارند. همچنین مقادیر pH از ۷/۰۶ تا ۸/۲۷ (خنثی تا قلیایی) متغیر بود. مقدار میانگین pH نشان می‌دهد که خاک سطحی خنثی است. با توجه به میانگین SOM (۱/۳۵ درصد) در منطقه دهلران در کلاس محتوای متوسط قرار دارد. همچنین مقادیر ضریب تغییرات نشان‌دهنده تغییرپذیری متوسط EC و زیاد SOM و تغییرپذیری کم pH خاک منطقه مورد مطالعه است. در نهایت مقادیر کمی SFI در منطقه دهلران بین ۱/۳۴ تا ۱۹/۴۲ متغیر بود. شاخص حاصلخیزی منطقه دهلران نیز با ضریب تغییرات ۴۸ درصد دارای تغییرپذیری زیاد است. این میزان تنوع را می‌توان به تفاوت در ویژگی‌های خاک که حاصل مدیریت‌های مختلف اراضی است نسبت داد؛ افزون بر این، شدت تغییرات مشاهده‌شده ممکن است ناشی از الگوهای کوددهی کشاورزان یا شرایط توپوگرافی منطقه باشد (Song et al., 2017). به طور مشابه، چندین مطالعه گزارش کردند که تغییر کاربری اراضی و تبدیل اکوسیستم‌های طبیعی به اراضی زراعی، خواص خاک را به شدت تغییر داده‌است (Bakhshandeh et al., 2017; Zeraatpisheh et al., 2020; Ayoubi et al., 2021).

تسطیح بیش از حد خاک سطحی تعدیل شده است. تغییر پذیری پایین pH ناشی از ظرفیت بالای بافری خاک‌های مناطق خشک و نیمه خشک است. شاخص SFI در منطقه ولیعصر بدره بین ۰/۱۶ تا ۳۶/۵۱ متغیر بود. ضریب تغییرات شاخص SFI برابر ۶۹٪ حاصل گردید که نشان دهنده تغییرپذیری بالای این فاکتور مدیریتی در خاک‌های منطقه است که عمدتاً ناشی از تفاوت در نوع مدیریت و محتوای ویژگی‌های مؤثر بر وضعیت حاصلخیزی خاک‌های منطقه است (jahandideh et al., 2017).

میانگین عناصر ریز مغذی شامل Zn و Fe، Mn، Cu در خاک‌های اراضی میمه دهلران به ترتیب برابر با ۵/۹۷، ۲/۲۳ و ۰/۴۷ میلی گرم بر کیلوگرم اندازه‌گیری شد. با توجه به حدود بحرانی این عناصر در خاک (به ترتیب برای Fe، Mn، Cu و Zn برابر با ۱، ۸، ۱۰ و ۱ میلی گرم بر کیلوگرم) منطقه مطالعاتی از نظر عناصر ریزمغذی دارای کمبود می‌باشد (جدول ۳).

کمترین و بیشترین مقدار EC به ترتیب ۰/۹۹ تا ۶/۳۸ دسی‌زیمنس بر متر اندازه‌گیری شد؛ بنابراین خاک‌های منطقه دهلران از نظر شوری دارای دامنه‌ای از خاک‌های غیر شور تا شوری متوسط با میانگین EC برابر با ۳/۷۴ دسی‌زیمنس بر متر می‌باشد. با این حال با توجه به ضریب تغییرات (به ترتیب برای Cu، Mn، Fe و Zn برابر با ۴۲، ۴۳، ۳۳ و ۴۹ درصد) عناصر ریزمغذی در منطقه مورد مطالعه دارای تغییرپذیری زیاد می‌باشند. مقدار ماده‌آلی از ۰/۲ تا ۲/۶۹ درصد در خاک سطحی متغیر بوده و تغییرپذیری آن زیاد (CV=41) می‌باشد (Wilding, 1985). همچنین مقادیر pH از ۶/۷۹ تا ۷/۹۲ (خنثی تا نسبتاً قلیایی) متغیر بود. مقدار میانگین pH (۷/۲۶) نشان می‌دهد که خاک سطحی خنثی است. با توجه به میانگین SOM (۱/۳۵ درصد) در منطقه دهلران در کلاس محتوای متوسط قرار دارد. همچنین مقادیر ضریب تغییرات نشان‌دهنده تغییرپذیری متوسط EC و زیاد SOM و تغییرپذیری کم pH خاک منطقه مورد مطالعه است. در نهایت مقادیر کمی SFI در منطقه دهلران بین ۱/۳۴ تا ۱۹/۴۲ متغیر بود. شاخص حاصلخیزی منطقه دهلران نیز با ضریب تغییرات ۴۸ درصد دارای تغییرپذیری زیاد است. این میزان تنوع را می‌توان به تفاوت در ویژگی‌های خاک که حاصل مدیریت‌های مختلف اراضی است نسبت داد؛ افزون بر این، شدت تغییرات مشاهده‌شده ممکن است ناشی از الگوهای کوددهی کشاورزان یا شرایط توپوگرافی منطقه باشد (Song et al., 2017). به طور مشابه، چندین مطالعه گزارش کردند که تغییر کاربری اراضی و تبدیل اکوسیستم‌های طبیعی به اراضی زراعی، خواص خاک را به شدت تغییر داده‌است (Bakhshandeh et al., 2017; Zeraatpisheh et al., 2020; Ayoubi et al., 2021).

جدول ۳- خلاصه آماری ویژگی‌های حاصلخیزی خاک و SFI در منطقه ولیعصر بدره و میمه دهلران
 Table 3. Statistical Summary of Soil Fertility Characteristics in the Valiasr-Badreh and Maimeh-Dehloran Area

متغیر Variable	واحد Unit	حداقل Min	حداکثر Max	میانگین Mean	انحراف معیار SD	ضریب تغییرات CV%
ولیعصر-بدره						
Cu		0.07	1.24	0.58	0.21	36
Mn		2.56	10.87	5.29	1.77	33
Fe	میلی‌گرم بر کیلوگرم	1.50	5.83	3.58	0.88	25
Zn		0.02	0.68	0.18	0.12	66
SOM	%	0.24	3.53	1.43	0.65	45
EC	dS/m	0.09	1.56	0.23	0.25	109
pH	-	7.06	8.27	7.66	0.28	3.65
CaCO ₃		24.25	75.25	55.22	16.25	29.43
SFI	-	0.16	36.51	9.64	6.66	69
میمه-دهلران						
Cu		0.08	1.16	0.53	0.22	42
Mn		0.33	15.76	5.97	2.57	43
Fe	میلی‌گرم بر کیلوگرم	0	5.25	2.23	0.74	33
Zn		0.17	1.81	0.47	0.23	49
SOM	%	0.20	2.69	1.35	0.56	41
EC	dS/m	0.99	6.38	3.74	0.78	21
pH	-	6.79	7.92	7.26	0.23	3
CaCO ₃		18.23	58	43.9	9.6	21.60
SFI	-	1.34	19.42	8.5	4.05	48

=SFI، =Cu مس، =Mn منگنز، =Fe آهن، =Zn روی، =SOM ماده آلی خاک، =EC هدایت الکتریکی، =pH واکنش خاک، =SFI شاخص حاصلخیزی خاک.

و RS انتخاب گردید (جدول ۴) و در نهایت ۹ متغیر محیطی با استفاده از روش باروتا (شکل ۲ ب) به همراه دو متغیر میانگین بارش سالانه و میانگین دما سالانه به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های محیطی برای استفاده در فرآیند مدل‌سازی انتخاب شد.

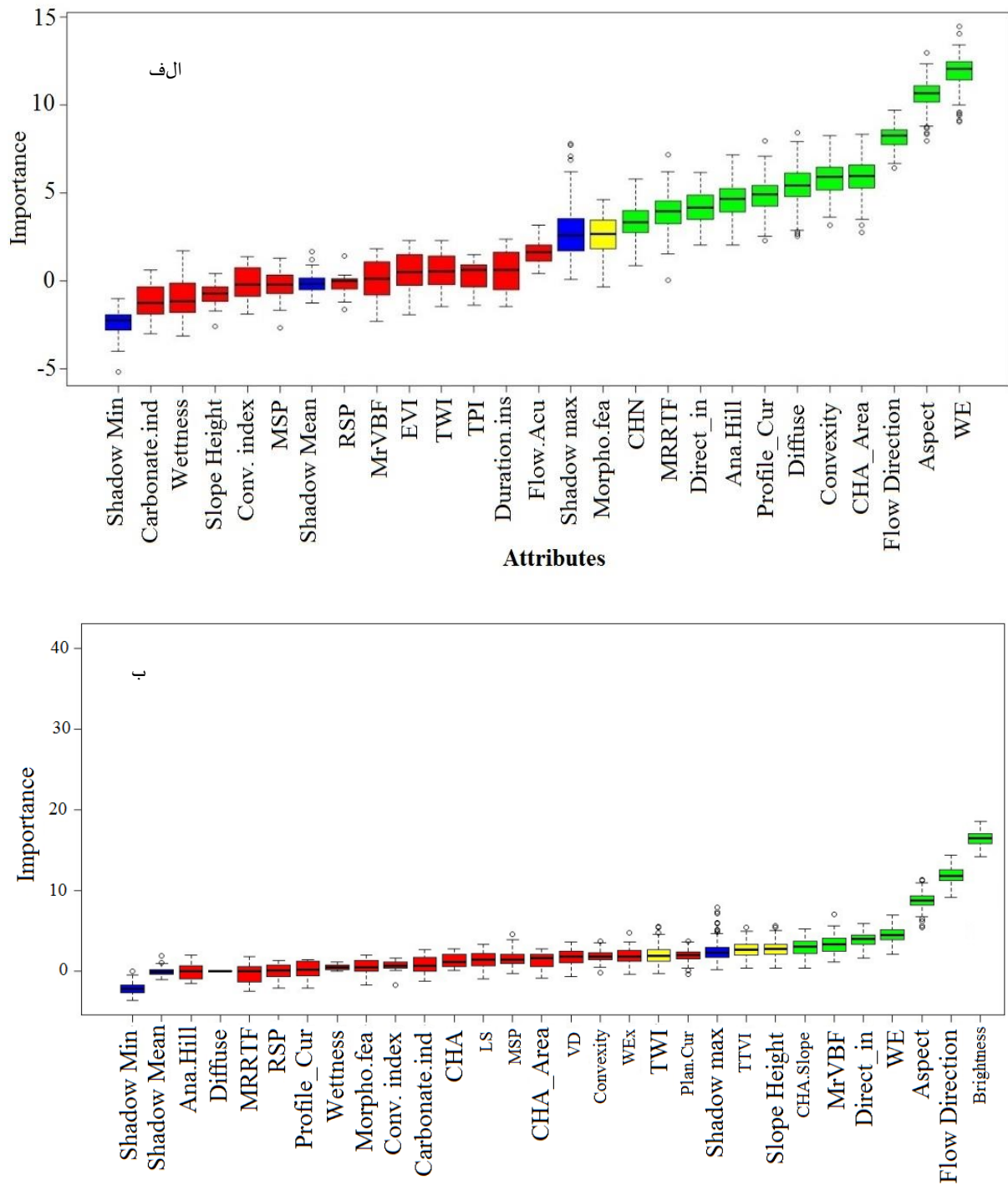
متغیرهای محیطی منتخب منطقه ولیعصر بدره و میمه دهلران

برای مدل‌سازی تغییرات شاخص حاصلخیزی خاک در نقشه‌برداری رقومی، علاوه بر داده‌های مشاهداتی نیاز به داده‌های کمکی مشتق شده از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر ماهواره‌ای نیز می‌باشد. برای این منظور ۳۹ متغیر توپوگرافی و ۱۵ متغیر سنجش از دور (RS) استخراج گردید. از ۵۴ متغیر محیطی، ۲۳ متغیر بر اساس VIF در گام اول انتخاب شد (جدول ۴) و در نهایت با استفاده از روش انتخاب متغیر نظارت شده Boruta، ۱۲ متغیر محیطی برای مدل‌سازی انتخاب گردید (شکل ۲ الف). در همین راستا دو متغیر اقلیمی میانگین بارش سالانه و میانگین دما سالانه بر اساس نظر کارشناس نیز به متغیرهای پیش‌بینی‌کننده اضافه گردید در منطقه میمه دهلران بر اساس روش VIF، ۲۷ متغیر از ۵۰ متغیر محیطی توپوگرافی

جدول ۴- متغیرهای محیطی انتخاب شده توسط روش شاخص تورم واریانس (VIF) در اراضی ولیعصر بدره و میمه دهلران

Table 4 - Selected Environmental Variables Using the Variance Inflation Factor (VIF) Method in the Valiasr-Badreh and Maimeh-Dehloran Area

VIF	متغیرهای محیطی Environmental variables	VIF	متغیرهای محیطی Environmental variables
ولیعصر بدره			
9.13	Analytical Hillshading	1.81	Morphometric Features
4.10	Topographic position index(TPI)	4.88	Multiresolution ridge terrain flatness(MRRTF)
6.81	Channel Network	5.44	Multiresolution valley bottom flatness (MRVBF)
4.45	Modified Catchments Area	2.93	Plan Curvature
5.41	Wind Effect	4.83	Slope Height
4.33	Convergence Index	5.69	Topographic Wetness Index
1.83	Wetness	3.70	Diffuse Insolation
4.45	Carbonate Index	5.30	Direct Insolation
4.72	Enhanced vegetation index(EVI)	2.64	Duration of Insolation
2.32	Aspect	3.42	Flow Accumulation
3.32	Convexity	1.61	Flow Direction
		2.27	Mid slope Position
میمه دهلران			
1.75	Catchment Area	3.46	Relative Slope Position
2.55	Catchment Slope	2.11	Morphometric Features
3.57	Modified Catchments Area	2.67	Multiresolution ridge terrain flatness(MRRTF)
4.89	Wind Effect	3.39	Multiresolution valley bottom flatness (MRVBF)
3.64	Convergence Index	3.59	Plan Curvature
5.18	Wetness	2.37	Slope Height
3.48	Carbonate Index	4.23	Topographic Wetness Index
5.61	TTVI	2.69	Profile Curvature
3.32	Aspect	5.04	Direct Insolation
1.96	Convexity	1.99	Duration of Insolation
5.34	Valley Depth	2.38	LS Factor
7.22	Brightness	3.06	Flow Direction
7.85	Wind Exposion	6	Mid slope Position
		6.06	Analytical Hillshading



شکل ۲- متغیرهای محیطی منتخب به روش Brouta برای منطقه الف- ولیعصر بدره ب- میمه دهلران. (عناوین کامل متغیرهای محیطی ارجاع به جدول)

Figure 2. Selected Environmental Variables Using the Brouta Method for (a) the Valiasr-Badreh (b) Maimeh-Dehloran Areas. (Full names of environmental variables referenced in Table 4)

محیطی برای استفاده در فرآیند مدل‌سازی شاخص SFI انتخاب شد. (جدول ۵).

در مجموع در ولیعصر بدره ۱۴ متغیر محیطی و در میمه دهلران ۱۱ متغیر به عنوان مناسب‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌های

جدول ۵- متغیرهای محیطی انتخاب شده برای مدل‌سازی شاخص حاصلخیزی خاک منطقه ولیعصر بدره و میمه دهلران

Table 5. Selected Environmental Variables for Modeling Soil Fertility Index in the Valiasr-Badreh and Maymeh-Dehloran Areas

واحد (Units)	نماد Symbol	ماهیت متغیر Source of variable	نام متغیر Variable	متغیرهای محیطی Environmental variables
ولیعصر بدره				
-	Morpho_fea	توپوگرافی	ویژگی مورفومتری	Morphometric Features
-	MRRTF	توپوگرافی	شاخص همواری قله با درجه تفکیک بالا	Multi resolution Ridge Top Flatness(MRRTF)
Kw.m ⁻²	Diffuse	توپوگرافی	شدت تابش پخشیده	Diffuse Insolation
-	Flow Direction	توپوگرافی	جهت جریان	Flow Direction
Kw.m ⁻²	Direct_in	توپوگرافی	تابش مستقیم	Direct Insolation
-	Ana_Hill	توپوگرافی	تجزیه و تحلیل سایه اندازی تپه‌ها	Analytical Hillshading
meters	CHN	توپوگرافی	سطح پایه شبکه آبراهه	Channel Network Base Level
m ²	CHA_Area	توپوگرافی	مساحت حوزه زهکشی اصلاح شده	Catchment Area
-	WE	توپوگرافی	اثر باد	Wind Effect
Degree	Aspect	توپوگرافی	جهت شیب	Aspect
-	Convexity	توپوگرافی	تحدب شیب	Convexity
°C	MAT	اقلیم	میانگین دمای سالیانه	Mean Annual Temperature
mm	MAP	اقلیم	میانگین بارش سالیانه	Mean Annual Precipitation
1/meters	Profile_Cur	توپوگرافی	انحنای نیمرخ	Profile Curvature
میمه دهلران				
-	MrVBF	توپوگرافی	شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا	Multi Resolution Index of Valley Bottom Flatness
-	Slope Height	توپوگرافی	ارتفاع شیبدار	Slope Height
Kw.m ⁻²	Direct_in	توپوگرافی	شدت تابش مستقیم	Direct Insolation
-	Flow Direction	توپوگرافی	جهت جریان	Flow Direction
-	CHA_Slope	توپوگرافی	شیب حوزه	Catchment Slope
-	WE	توپوگرافی	شاخص اثر باد	Wind Effect
-	TTVI	سنجش از دور	شاخص پوشش گیاهی تعدیل یافته تایمز	Thiam's Transformed Vegetation Index
Degree	Aspect	توپوگرافی	جهت شیب	Aspect
-	Brightness	سنجش از دور	شاخص روشنایی	Brightness
°C	MAT	اقلیم	میانگین دمای سالیانه	Mean Annual Temperature
mm	MAP	اقلیم	میانگین بارش سالیانه	Mean Annual Precipitation

مقایسه عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین و زمین

آمار

تمام نقشه‌های پیش‌بینی مکانی با استفاده از روش ۱۰ گام آموزش و ۵ تکرار تهیه گردید. در اراضی مطالعاتی ولیعصر بدره، میزان R^2 برای RF برابر با ۰/۶ و برای CB برابر با ۰/۳۳ به دست آمد. با توجه به Rossel and McBratney (۲۰۰۸)، مدل CB با R^2 کمتر از ۰/۴ پیش‌بینی ضعیف برای شاخص حاصلخیزی خاک در منطقه بدره ارائه نمود. میزان RMSE برای دو مدل RF و CB به ترتیب برابر با ۰/۶۹ و ۱/۰۶ محاسبه شد. مقدار MAE برای هر دو مدل RF و CB به ترتیب برابر با ۰/۳۶ و ۰/۹۸ به دست آمد. همچنین نتایج نشان داد که ضریب همبستگی تطابق برای مدل RF، ۳۷ درصد بیشتر از مدل CB است. همچنین مدل OK با مقادیر R^2 ، CCC، RMSE و MAE به ترتیب برابر با ۰/۰۲، ۰/۰۱۲، ۰/۰۲ و ۵/۳۷ دارای عملکردی بسیار ضعیف نسبت به مدل‌های یادگیری ماشین است (جدول ۶). در همین راستا، مطالعاتی که توسط Zaheri abdevand و همکاران (۲۰۲۵) و همچنین Meymand RF و همکاران (۲۰۲۳) انجام گردید، گزارش کردند که مدل RF نسبت به دیگر مدل‌های یادگیری ماشین کارایی بالاتری در پیش‌بینی SFI در دشت‌های هنام و خوزستان داشت؛ زیرا این مدل توانایی آن را دارد که بتواند روابط غیرخطی بین متغیرهای محیطی و ویژگی‌های خاک را به خوبی در حین فرآیند مدل‌سازی و پیش‌بینی لحاظ نماید (Azizi et al., 2023). علاوه بر این Parsaei و همکاران نیز (۲۰۲۱) بر توانایی بالای مدل RF در مقایسه با مدل‌های رگرسیون CB و درخت تصمیم در پیش‌بینی TN سطح خاک در منطقه کردستان ایران تأکید کردند. به طور کلی مطالعات متعددی در رابطه با کارکرد بالای این مدل در

رابطه با ویژگی‌های خاک سطحی گزارش شده است. از جمله می‌توان به مطالعات Nussbaum و همکاران (۲۰۱۸) اشاره کرد که آن‌ها روش‌های مختلف را برای نقشه‌برداری چندین ویژگی خاک در سه منطقه‌ی مطالعاتی در سوئیس تجزیه و تحلیل کردند و دریافتند که مدل RF بهترین عملکرد را داشته است. عملکرد مدل‌های RF و CB برای پیش‌بینی شاخص حاصلخیزی در اراضی مطالعاتی دهلران در جدول ۶ ارائه شده است. نتایج نشان داد که R^2 و RMSE برای مدل RF برابر با ۰/۷۹ و ۰/۶۴ و برای مدل CB برابر با ۰/۳۴ و ۰/۸۴ می‌باشد. همچنین شاخص MAE و CCC برای RF برابر با ۰/۳۷ و ۰/۷۵ و برای CB برابر با ۰/۶۲ و ۰/۳۹ می‌باشد. همان‌گونه که پیش‌تر اشاره شد مدل RF پیش‌بینی خوب و مدل CB پیش‌بینی ضعیفی را در فرآیند مدل‌سازی داشت که با نتایج مدل‌سازی SFI در اراضی منطقه ولیعصر بدره همسو است. نتایج اعتبارسنجی مدل OK با مقادیر R^2 ، CCC، RMSE و MAE به ترتیب برابر با ۰/۴۹، ۰/۳۲، ۳/۹ و ۳/۲ بدست آمد. مدل OK نسبت به مدل CB نتایج بهتری ارائه نمود، اگر چه نسبت به مدل RF دارای دقت کمتری ارائه نمود. Matinfar و همکاران (۲۰۲۱) در مقایسه کارایی چهار مدل یادگیری ماشین (RF، QRF، CB و PLSR) با رویکرد فازی در پیش‌بینی کربن آلی خاک به‌عنوان یکی از عوامل تأثیرگذار بر حاصلخیزی خاک گزارش نمودند که مدل RF در تلفیق با داده‌های توپوگرافی و سنجش از دور کارایی بیشتری را نسبت به دیگر مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده ارائه نموده است. در همین راستا نتایج مشابهی توسط (Zaheri et al., 2024; Mousavi et al., 2025) نیز کارایی بالای مدل RF را در مطالعات نقشه‌برداری رقومی ویژگی‌های حاصلخیزی خاک گزارش شده است.

جدول ۶- عملکرد مدل‌ها RF، CB و OK برای پیش‌بینی شاخص حاصلخیزی خاک در منطقه ولیعصر بدره و میمه

دهلران

Table 6 - Performance of the RF, CB, and OK models for predicting SFI in the Valiasr-Badreh and Maimeh-Dehloran Areas

مدل	R^2	RMSE	MAE	CCC
ولیعصر بدره				
RF	0.60	0.69	0.36	0.64
CB	0.33	1.06	0.98	0.27
OK	0.02	7.02	5.37	0.01
میمه دهلران				
RF	0.79	0.64	0.37	0.75
CB	0.34	0.84	0.62	0.39
OK	0.49	3.9	3.2	0.32

نقشه حاصلخیزی خاک منطقه ولیعصر بدره و میمه

دهلران

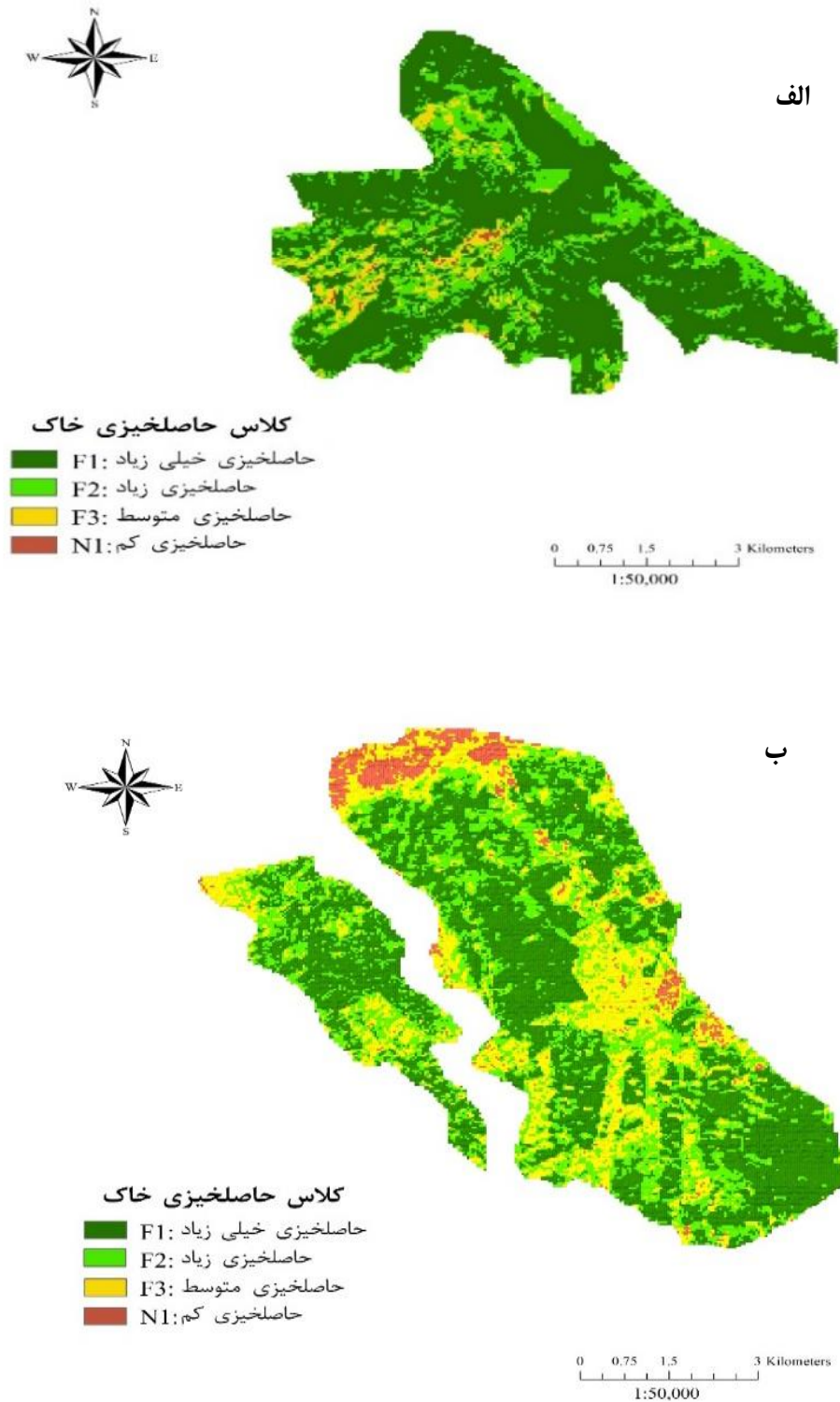
تهیه نقشه حاصلخیزی به شناسایی زمینه‌های کمبود عناصر مغذی برای تهیه برنامه اقدام‌های مدیریتی، کمک می‌کند (Nabavi et al., 2022). بر اساس نتایج جدول ۷ حاصلخیزی خاک منطقه ولیعصر بدره به چهار کلاس استاندارد حاصلخیزی کم (N1) حاصلخیزی متوسط (F3)، حاصلخیزی زیاد (F2) و حاصلخیزی خیلی زیاد (F1) طبقه‌بندی شد. کلاس F1 با ۵۲/۸۶ درصد بیشترین و کلاس N1 با ۳/۰۴ درصد کمترین درصد از مساحت کل منطقه را شامل می‌شوند. همچنین ۲۴/۴۷ و ۱۶/۶۲ درصد از منطقه نیز به ترتیب در کلاس F3 و F2 قرار دارند. در مجموع ۷۷/۳۳ درصد از منطقه ولیعصر بدره دارای حاصلخیزی زیاد و خیلی زیاد برای کشت گندم می‌باشد. الگوی مکانی وضعیت بالقوه حاصلخیزی خاک بر اساس مدل RF در (شکل ۴) نشان داده شده است. (شکل ۳ الف). به طور کلی این نقشه‌ها روند توزیعی مشابهی از حاصلخیزی خاک را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهند. به طور خاص حاصلخیزی خاک بالا در شرق، شمال و جنوب منطقه مشاهده می‌شود. در مقابل حاصلخیزی خاک پایین‌تر در مرکز و غرب منطقه متمرکز شده‌اند. نتایج ارائه شده در (جدول ۷) برای میمه دهلران نشان می‌دهد که ۱۳۸۷/۷۷

هکتار از کل اراضی دارای حاصلخیزی خیلی زیاد، ۹۰۶/۳ هکتار زیاد، ۶۸۷/۴۷ هکتار متوسط و ۱۱۲/۷۲ هکتار کم هستند. در نتیجه ۷۴/۱۴ درصد از اراضی مطالعاتی دارای حاصلخیزی زیاد و خیلی زیاد و ۳/۶۳ درصد دارای حاصلخیزی کم است. پراکنش مکانی وضعیت حاصلخیزی خاک منطقه دهلران بر اساس مدل RF در (شکل ۳ ب) نشان داده شده است. به طور کلی شمال و مرکز منطقه مطالعاتی دارای حاصلخیزی کم و سایر مناطق دارای حاصلخیزی زیاد برای کشت گندم است. در اراضی ولیعصر بدره در نواحی با حاصلخیزی کم، میزان قابل دسترس Zn بر اساس جدول ۱ در وضعیت خیلی کم و مقدار Fe کم است، این عناصر به علت کاهش حلالیت ناشی از میزان بالای آهک در افق سطحی (میانگین ۵۵ درصد) در وضعیت مناسبی از نظر قابلیت دسترسی قرار ندارند. سایر ویژگی‌های مؤثر بر حاصلخیزی خاک در وضعیت متوسط قرار دارند، بنابراین عناصر ریزمغذی Zn و Fe اصلی‌ترین عوامل در میزان پایین شاخص حاصلخیزی در این اراضی می‌باشند. در اراضی میمه دهلران نیز دو عنصر غذایی Zn و Fe از ویژگی‌های مؤثر بر کاهش کلاس حاصلخیزی می‌باشند و شدت محدودکننده بودن Fe بیشتر از Zn است. همچنین از عوامل کاهش قابلیت دسترسی عناصر غذایی در این دشت میمه دهلران می‌توان به میزان بالای درصد آهک افق سطحی خاک‌ها (میانگین ۴۳ درصد) اشاره نمود.

جدول ۷- مساحت کلاس‌های حاصلخیزی منطقه ولیعصر بدره و میمه دهلران

Table 7. Area of the predicted SFI classes by the RF in the Valiasr-Badreh and Maymeh-Dehloran Area

مدل RF		
درصد مساحت Percentage of area	مساحت (هکتار) Area (hectares)	کلاس حاصلخیزی Fertility class
ولیعصر بدره		
52.86	967.79	حاصلخیزی خیلی زیاد (F1)
24.47	448.007	حاصلخیزی زیاد (F2)
19.62	359.2	حاصلخیزی متوسط (F3)
3.04	55.7	حاصلخیزی کم (N1)
میمه دهلران		
44.85	1387.77	حاصلخیزی خیلی زیاد (F1)
29.29	906.3	حاصلخیزی زیاد (F2)
22.22	687.47	حاصلخیزی متوسط (F3)
3.63	112.72	حاصلخیزی کم (N1)

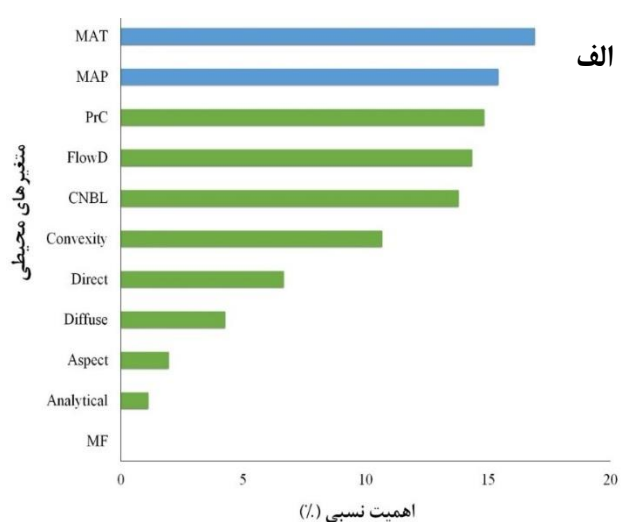
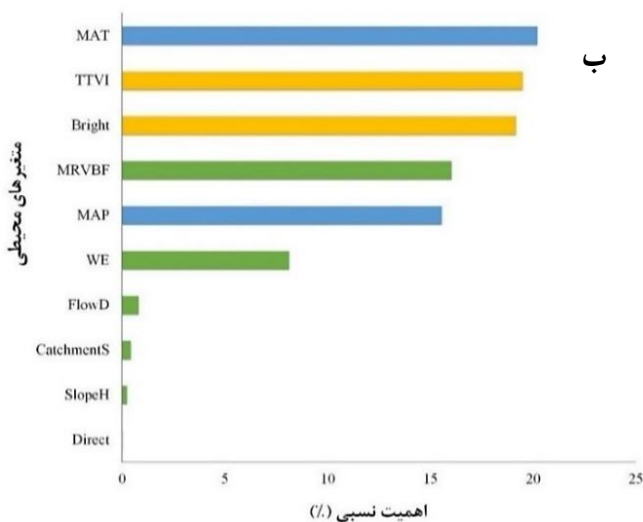


شکل ۳- نقشه پراکنش مکانی شاخص SFI در منطقه الف)- ولیعصر بدره ب)- میمه دهلران با استفاده از مدل RF
Fig 4. Spatial Distribution Map of SFI in (a)Valiasr-e-Badreh and (b) Maimeh-Dehloran Area using RF Model

همکاران (2020a) بیان داشتند که فاکتور اقلیمی میانگین دمای سالانه به همراه ویژگی‌های خاک (درصد رس، آهک، جرم مخصوص ظاهری) مهم‌ترین متغیرهای مؤثر در حاصلخیزی خاک از جمله مواد آلی خاک هستند و به دنبال آن متغیرهای توپوگرافی در درجه دوم اهمیت در این پیش‌بینی قرار می‌گیرد. در این راستا Amirian Chekan و همکاران (۲۰۱۷) گزارش کردند که متغیرهای توپوگرافی با تأثیر بر فرآیندهای فرسایش و رسوب نقش مهمی را در پایداری و ذخیره‌سازی کربن آلی در خاک دارند و از این رو می‌توانند اثر مثبتی بر حاصلخیزی خاک داشته باشند. در میمه دهلران، متغیر محیطی اقلیمی MAT با ۲۰/۲۱ درصد، متغیر سنجش از دور TTVI با ۱۹/۴۸ درصد و Brightness با ۱۹/۱۵ درصد در بین متغیرها بیشترین تأثیر را داشتند و متغیرهای توپوگرافی از اهمیت کمتری نسبت به سایر متغیرها برخوردار بودند (شکل ۴ ب). در پژوهشی گزارش شده است که شاخص‌های پوشش گیاهی و انعکاس سنجش از دور از عوامل کلیدی برای پیش‌بینی ویژگی‌های به شمار می‌روند (Yang et al., 2016).

اهمیت نسبی متغیرهای محیطی منطقه ولیعصر بدره و میمه دهلران

اهمیت نسبی متغیرهای مورد استفاده در فرآیند مدل سازی SFI بر اساس شاخص اهمیت نسبی حاصل از مدل RF در (شکل ۴) ارائه شده است. در منطقه بدره شکل ۴ الف، دو متغیر اقلیمی MAT و MAP به ترتیب با ۱۶/۹ و ۱۵/۴ درصد مهم ترین متغیر پیش‌بینی کننده توزیع SFI توسط مدل RF می‌باشند. پس از متغیرهای اقلیمی، متغیرهای FlowD, PrC و CNBL اهمیت بیشتری در مدل سازی داشتند. نتایج بیانگر ارتباط مؤثر بارش با شاخص حاصلخیزی خاک است، در حالی که تأثیرات دما بسته به سطح بارش متفاوت می‌باشد (Pal and Shurpali., 2006) می‌تواند بر ذخیره‌سازی کربن آلی خاک به عنوان یکی از عوامل مهم در حاصلخیزی خاک از طریق تأثیر بر فتوسنتز گیاهان و تجزیه مواد آلی خاک نقش بسزایی داشته باشد (Zhou et al., 2021). در مطالعه‌ای در دشت قزوین Mousavi و



شکل ۴- اهمیت نسبی متغیرهای محیطی انتخاب شده در پیش‌بینی SFI براساس مدل RF در منطقه الف)- ولیعصر بدره ب)- میمه دهلران

Figure 5. Relative importance of selected environmental variables in predicting SFI based on the RF model in the Valiasr-Badreh Maymeh-Dehloran Areas.

ضعیف با Nugget/Sill برابر با ۰/۷۹ دارد. از عوامل پایین بودن میزان ساختار همبستگی شاخص حاصلخیزی خاک در دشت ولیعصر بدره می‌توان به وجود روند شدید داده‌ها ناشی از تغییرات توپوگرافی منطقه نسب به دشت هموار میمه دهلران اشاره نمود.

خودهمبستگی مکانی شاخص حاصلخیزی خاک در دو منطقه

نتایج نیم‌متغیرهای پیش‌بینی مکانی توسط مدل زمین‌آماري OK در (جدول ۸) نشان داده شده است. نسبت Nugget/Sill برای توصیف درجه همبستگی مکانی تغییرات تصادفی شاخص حاصلخیزی خاک استفاده شد. نسبت Nugget/Sill نشان داد که مدل RF برای پیش‌بینی مقدار شاخص حاصلخیزی خاک، همبستگی مکانی متوسط (دامنه ۲۵-۷۵) برای منطقه دهلران و برای بدره همبستگی مکانی

جدول ۸- نیم‌متغیرهای پیش‌بینی مکانی توسط مدل زمین‌آماری OK
Table 13- Spatial prediction semivariates by the OK geostatistical model

منطقه Area	مدل Model	دامنه تاثیر (متر) Rffective Range(m)	آستانه Sill	نرخ واریانس قطعه/آستانه Nugget/Sill	همبستگی مکانی Spatial autocorrwlation
بدره	Exponential	1095.4	30.5	0.76	Weak
دهلران	Gaussian	2752.7	37.3	0.35	Moderate

این مجموعه ویژگی‌ها به طور یکپارچه و در شرایط کمبود داده های عناصر ماکرو قادر به ارائه وضعیت کلی حاصلخیزی خاک در اکوسیستم‌های خشک و نیمه‌خشک خواهند بود.

نتیجه‌گیری

ضریب تغییرات SFI برای هر دو منطقه تغییرپذیری زیاد حاصلخیزی خاک را نشان داد. نتایج حاصل از اعتبارسنجی نشان داد که مدل RF در هر دو منطقه دارای پتانسیل بالا برای پیش‌بینی SFI است. با توجه به نتایج مدل RF و OK در این تحقیق بیش از ۵۰٪ از مساحت هر دو منطقه از نظر حاصلخیزی فاقد محدودیت می‌باشد در اراضی ولیعصر بدره در نواحی با حاصلخیزی کم، میزان قابل دسترس Zn وضعیت خیلی پایین و Fe پایین است و سایر ویژگی‌های مؤثر بر حاصلخیزی خاک در وضعیت متوسط قرار دارند بنابراین عناصر ریزمغذی Zn و Fe اصلی‌ترین عوامل در میزان پایین شاخص حاصلخیزی در این اراضی می‌باشند. در اراضی میمه دهلران نیز دو عنصر غذایی Zn و Fe از ویژگی‌های مؤثر بر کاهش وضعیت حاصلخیزی خاک می‌باشند و شدت محدودکننده بودن Fe بیشتر از Zn است. در این راستا می‌توان از اقدامات مدیریتی توصیه شده برای غلبه بر این محدودیت‌ها مانند مصرف کود کافی و افزایش میزان مواد آلی خاک در جهت ارتقای بهره‌وری تولید گندم در منطقه استفاده کرد.

شناسایی متغیرهای محیطی کلیدی مؤثر بر توزیع مکانی SFI خاک نشان داد که متغیرهای محیطی اقلیمی MAT و MAP توانایی بالایی در پیش‌بینی SFI دارند. همچنین متغیرهای توپوگرافی در منطقه ولیعصر بدره و متغیرهای RS در منطقه دهلران پس از متغیرهای اقلیمی در پیش‌بینی SFI مؤثر بودند. نقشه‌های پیش‌بینی شده SFI، تنوع مکانی بالای از مقادیر این شاخص را نشان داد. طبقه‌بندی SFI نشان داد که عمده اراضی مطالعاتی خاک‌های بدره و دهلران پتانسیل حاصلخیزی بالایی دارند. علاوه بر این، بخش محدودی از خاک‌ها با سطح حاصلخیزی کم در قسمت غرب منطقه بدره و قسمت شمال و مرکز منطقه مطالعاتی دهلران واقع شده است که لازم است این مناطق بر اساس نقشه‌های تهیه شده مدیریت‌های مناسب بر روی آن‌ها اعمال و نسبت به بهبود وضعیت حاصلخیزی آن‌ها اقدام گردد. لحاظ نشدن عناصر ماکروها در مدل ارزیابی حاصلخیزی با توجه به ماهیت وابسته به مدیریت کوتاه‌مدت آن‌ها و تمرکز بر ویژگی‌های پایدار جایگزین شده در این تحقیق بیانگر این است

References

- Adhikari, K., Hartemink, A. E., Minasny, B., Bou Kheir, R., Greve, M. B. and Greve, M. H. 2014. Digital Mapping of Soil Organic Carbon Contents and Stocks in Denmark*. PLOS ONE, 9(8): e105519. DOI: 10.1371/journal.pone.0105519 ([PMC][2]).
- Akinwande M., Dikko H., and Samson A. 2015. Variance Inflation Factor: As a condition for the inclusion of suppressor variable(s) in regression analysis. Open Journal of Statistics 5: 754-767.
- Amirian Chekan, A., Taghizadeh Mehrjerdi, R., Sarmadian, F. and Heidary, A. 2017. Three-dimensional mapping of soil texture using spline depth functions and artificial neural networks. Iranian Journal of Soil and Water Research, 48(1), 113-123.
- Ayoubi, S., Sadeghi, N., Afshar, F.A., Abdi, M.R., Zeraatpisheh, M. and Rodrigo-Comino, J. 2021. Impacts of oak deforestation and rainfed cultivation on soil redistribution processes across hillslopes using 137 Cs techniques. For. Ecosyst. 8, 32.
- Azizi, K., Garosi, Y., Ayoubi, S. and Tajik, S. 2023. Integration of Sentinel-1/2 and topographic attributes to predict the spatial distribution of soil texture fractions in some agricultural soils of western Iran. Soil and Tillage Research, 229, 105681. <https://doi.org/10.1016/j.still.2023.105681>.
- Bannai, M. H. 1998. Soil moisture and temperature map. Soil and Water Research Institute of Iran.
- Bakhshandeh, E., Hossieni, M., Zeraatpisheh, M. and Francaviglia, R. 2019. Land use change effects on soil quality and biological fertility: a case study in northern Iran. Eur. J. Soil Biol. 95, 103119. <https://doi.org/10.1016/j.ejsobi.2019.103119>.
- Charman, P.E.V. and Roper, M.M. 2007. Soil Organic Matter. In: Charman, P.E.V. and Murphy, B.W., Eds., Soils—Their Properties and Management, 3rd Edition, Oxford University Press, Melbourne, 276-285.
- Hag Husein, H., Lucke, B., Bäuml, R. and Sahwan, W. 2021. A contribution to soil fertility assessment for arid and semi-arid lands. Soil Systems, 5(3), p.42.
- Hengl, T., Mendes de Jesus, J., Heuvelink, G. B., Ruiperez Gonzalez, M., Kilibarda, M., Blagotić, A. and Kempen, B. 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. PLoS one, 12(2), e0169748.
- Hobley, E., Wilson, B., Wilkie, A., Gray, J. and Koen, T. 2015. Drivers of soil organic carbon storage and vertical distribution in Eastern Australia. Plant and Soil, 390(1), 111-127.
- Jahandideh mahjan abadi, V. A., karami, A., mousavi, S. R. and Asadi Rahmani, H. 2017. Evaluation of Spatial Variability of Biological Indicators of Soil Quality in Wheat Farms of Pasargad Plain. *Water and Soil*, 31(4), 1247-1259. doi: 10.22067/jsw.v31i4.60472
- Jenny, H. 1994. Factors of soil formation: a system of quantitative pedology. Courier Corporation.
- Karimi, H., Fathizad, H., Taze, M. 2014. Investigation different geostatistical algorithms for zoning annual rainfall in Ilam province. App. Res. J. Geogr.Sci. 14(35).
- Lagacherie, P. 2008. Digital soil mapping: a state of the art. Digital soil mapping with limited data, 3-14.
- Lamichhane, S., Kumar, L. and Wilson, B. 2019. Digital soil mapping algorithms and covariates for soil organic carbon mapping and their implications: A review. Geoderma, 352, 395-413.
- Ma, Z., Shi, Z., Zhou, Y., Xu, J., Yu, W. and Yang, Y. 2017. A spatial data mining algorithm for downscaling TMPA 3B43 V7 data over the Qinghai-Tibet Plateau with the effects of systematic anomalies removed. *Remote Sensing of Environment*, 200, 378-395.
- Meymand, F. E., Ramezanzpour, H., Yaghmaeian, N. and Eftekhari, K. 2023. Spatial modeling of a soil fertility index using digital soil mapping: A case study from the Honam watershed, Iran. Desert, 28(2). Doi: 10.22059/jdesert.2023.95754.
- Matinfar, H. R., Maghsodi, Z., Mousavi, S. R. and Rahmani, A. 2021. Evaluation and Prediction of Topsoil organic carbon using Machine learning and hybrid models at a Field-scale. *catena*, 202, 105258.
- McBratney, A. B., Santos, M. M. and Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(1-2), 3-52.

21. Minasny, B., McBratney, A. B., Malone, B. P. and Wheeler, I. 2013. Digital mapping of soil carbon. *Advances in agronomy*, 118, 1-47.
22. Mousavi, S. R., Sarmadian, F., Omid, M. and Bogaert, P. 2022. Application of machine learning models in spatial estimation of soil phosphorus and potassium in some parts of Abyek Plain. *Iranian Journal of Soil Research*, 35(4), 397-411.
23. Moshiri, F. 2013. Guidelines for integrated management of and wheat plant nutrition, *soil and water research institute* (In Persian).
24. Mousavi, S. R., Sarmadian, F., Omid, M. and Bogaert, P. 2022. Three-dimensional mapping of soil organic carbon using soil and environmental covariates in an arid and semi-arid region of Iran. *Measurement*, 201, 111706.
25. Nabavi, S. F., Yaghmaeian Mahabadi, N. and MahmoudSoltani, S. 2021. Assessment of Soil Fertility Using Fuzzy Membership Functions and AHP in Paddy Fields (Case Study: Research Fields Goldasht, Amol). *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 52(1), 109-122. doi: 10.22059/ijswr.2020.308462.668707.
26. Nariyanti, S., Herawati, A., Herdiansyah, G., Irianto, H., Riptanti, E. W. and Qonita, A. 2022. Soil fertility index based on altitude: A comprehensive assessment for the cassava development area in Indonesia. *Annals of Agricultural Sciences*, 67(2), 158-165.
27. Naorem, A., Jayaraman, S., Dang, Y. P., Dalal, R. C., Sinha, N. K., Rao, C. S. and Patra, A. K. 2023. Soil constraints in an arid environment—challenges, prospects, and implications. *Agronomy*, 13(1), 220.
28. Nussbaum, M., Spiess, K., Baltensweiler, A., Grob, U., Keller, A., Greiner, L., Schaepman, M.E. and Papritz, A. 2018. Evaluation of digital soil mapping approaches with large sets of environmental covariates. *Soil* 4, 1–22. <https://doi.org/10.5194/soil-4-1-2018>.
29. Pal, S. S. and Shurpali, N. J. 2006. Variation in soil organic carbon as influenced by climate under different cropping systems in India. *JOURNAL-INDIAN SOCIETY OF SOIL SCIENCE*, 54(3), 294.
30. Parsaie, F., Farrokhan Firouzi, A., Mousavi, S. R., Rahmani, A., Sedri, M. H. and Homaei, M. 2021. Large-scale digital mapping of topsoil total nitrogen using machine learning models and associated uncertainty map. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193(4), 162.
31. Peng, Y., Liu, Z., Lin, C., Hu, Y., Zhao, L., Zou, R. and Mao, X. 2022. A New Method for Estimating Soil Fertility Using Extreme Gradient Boosting and a Backpropagation Neural Network. *Remote Sensing*, 14(14), 3311.
32. Rahmani, A., Sarmadian, F. and Arefi, H. 2022. Digital Mapping of Top-soil Thickness and Associated Uncertainty Using Machine Learning Approach in Some Part of Arid and Semi-Arid Lands of Qazvin Plain. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 53(3), 585-602. doi: 10.22059/ijswr.2022.338007.669195
33. Rossel, R. V. and A. B. McBratney. 2008. Diffuse reflectance spectroscopy as a tool for digital soil mapping. In: 165-172. In: Hartemink, A. (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*, Springer
34. Rostaminia, M., Rahmani, A., Mousavi, S. R., Taghizadeh-Mehrjardi, R. and Maghsodi, Z. 2021. Spatial prediction of soil organic carbon stocks in an arid rangeland using machine learning algorithms. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193(12), 815.
35. Shahbazi, K. & Besharati, H. (2013). Overview of agricultural soil fertility status of Iran. **Land Management Journal**, 1(1): 1–15.
36. Shahbazi, K.; Marzi, M.; Mohammadi, M. H.; Asadi, H.; Fathi-Gardelidani, A.; Hashemi-Nasab-Zavareh, K. S.; Tolouei, R.; Beheshti, M.; Avizhgan, I.; Cheraghi, M. (Ed: Mohammadi, Z.). 2024 (1403). *Soil Analysis Methods: Sampling, Chemical and Physical Procedures*. *Soil & Water Research Institute* (SWRI), Karaj, Iran. ISBN: 978-622-6705-36-3. 1,074 pp.
37. Shahriari, M., Delbari, M., Afrasiab, P. and Pahlavan-Rad, M.R. 2019. Predicting regional spatial distribution of soil texture in floodplains using remote sensing data: A case of southeastern Iran. *Catena*, 182, 104149. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104149>.

38. Song, X.-D., Brus, D. J., Liu, F., Li, D.-C., Zhao, Y.-G., Yang, J.-L. and Zhang, G.-L. 2017. Mapping soil organic carbon content by geographically weighted regression: A case study in the Heihe River Basin, China. *Geoderma*, 305, 314–327. [https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.06.026] (https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2017.06.026)
39. Srisomkiew, S., Kawahigashi, M., Limtong, P. and Yuttum, O. 2022. Digital soil assessment of soil fertility for Thai jasmine rice in the Thung Kula Ronghai region, Thailand. *Geoderma*, 409, 115597.
40. Sys, C., Van Ranst, E. and Dedaveye, J. 1991. Land evaluation. Part II: methods in land evaluation. General administration for development cooperation. Agriculture Publishing, No: 7, Brussels, Belgium
41. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Schmidt, K., Amirian-Chakan, A., Rentschler, T., Zeraatpisheh, M., Sarmadian, F. and Scholten, T. 2020. Improving the spatial prediction of soil organic carbon content in two contrasting climatic regions by stacking machine learning models and rescanning covariate space. *Remote Sensing*, 12(7), 1095.
42. Tunçay, T., Kılıç, Ş., Dedeoğlu, M., Dengiz, O., Başkan, O. and Bayramin, I. 2021. Assessing soil fertility index based on remote sensing and gis techniques with field validation in a semiarid agricultural ecosystem. *Journal of Arid Environments*, 190, 104525. [https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2021.104525]
43. Vasu, D., Sahu, N. C. and Raghuvanshi, N. S. 2021. Modelling the spatial variability of soil micronutrients for site-specific nutrient management in a semi-arid tropical environment. *Modelling Earth Systems and Environment*, 7(4), 1797–1808. [https://doi.org/10.1007/s40808-021-01145-0]
44. Wilding, L.P. 1985. Spatial variability: its documentation, accomodation and implication to soil surveys. In *Soil spatial variability*, Las Vegas NV, 166-194.
45. Yang, R.M., Zhang, G.L., Liu, F., Lu, Y.Y., Yang, F., Yang, F., Yang, M., Zhao, Y.G. and Li, D.C. 2016. Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem. *Ecological Indicators*, 60: 870-878. DOI: 10.1016/j.ecolind.2015.08.036.
46. Zeraatpisheh, M., Ayoubi, S., Sulieman, M. and Rodrigo-Comino, J. 2019. Determining the spatial distribution of soil properties using the environmental covariates and multivariate statistical analysis: a case study in semi-arid regions of Iran. *J. Arid. Land* 11, 551–566. [https://doi.org/10.1007/s40333-019-0059-9]
47. Zeraatpisheh, M., Jafari, A., Bodaghabadi, M.B., Ayoubi, S., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Toomanian, N. and Kerry, R., Xu, M. 2020. Conventional and digital soil mapping in Iran: Past, present, and future. *Catena*, 188, 104424.
48. Zhang, G. L. and Feng, L. I. U. 2017. Recent progress and future prospect of digital soil mapping: A review. *Journal of integrative agriculture*, 16(12), 2871-2885.
49. Zhou, Y., Chen, S., Zhu, A.-X.-X., Hu, B., Shi, Z., and Li, Y. 2021. Revealing the scale- and location-specific controlling factors of soil organic carbon in Tibet. *Geoderma* 382, 114713. [https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114713]