



19th Iranian Soil Science Congress
2-4 December, 2025



نوزدهمین کنگره علوم خاک ایران
۱۱ تا ۱۳ آذرماه ۱۴۰۴



۰۴۲۵۰-۳۲۰۳۱

مدیریت جامع نگر و هوشمند خاک و آب

Holistic and Smart Soil and Water Management

دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

College of Agriculture & Natural Resources, University of Tehran



بررسی تغییرات زمانی و مکانی عدم قطعیت نقشه پیش بینی کربن آلی خاک : مطالعه موردی

حوضه آبخیز زاینده رود استان اصفهان

حمید رضا متین فر^{۱*}، شیما معصومی، سید روح الله موسوی

۱- استاد تمام وقت گروه علوم خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه لرستان؛ *matinfar44@gmail.com

۲- دانشجوی دکتری علوم خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه لرستان

۳- فارغ التحصیل دوره دکتری علوم خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه تهران

چکیده

تغییرات زمانی و مکانی کربن آلی خاک تحت تأثیر عوامل متعددی از جمله کاربری اراضی، شرایط اقلیمی، توپوگرافی و فعالیت‌های انسانی قرار دارد. با توجه به جایگاه کربن آلی در بهبود کیفیت خاک، پژوهش حاضر با هدف بررسی تغییرات زمانی و مکانی کربن آلی خاک (SOC) با استفاده از رویکرد مدل‌سازی معکوس بر مبنای مدل مکانی تهیه شده در سال ۲۰۲۴ و تعمیم آن به سال‌های ماقبل ۲۰۱۵، ۲۰۱۰ و ۲۰۰۰ با استفاده از متغیرهای محیطی در حوضه آبخیز زاینده رود انجام گردید. همچنین مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی برای بررسی ارتباط بین فاکتورهای محیطی و SOC به همراه دو رویکرد کمی سازی عدم قطعیت پیش‌بینی شامل بوتسراپت و K-فولد استفاده گردید. نتایج اعتبارسنجی کارایی مدل یادگیری ماشین حاکی از دقت بالای مدل RF بود. اگرچه روند دقت پیش‌بینی SOC از سال ۲۰۲۴ به ۲۰۰۰ کاهش یافت. همچنین رویکرد عدم قطعیت بوتسراپت بر اساس آماره‌های انحراف معیار و میانگین عدم قطعیت از اطمینان بالاتری در پیش‌بینی SOC برخوردار بود. مناطقی باشد، که به‌طور عمده فاقد پایگاه داده‌های اطلاعات مکانی خاک در گذشته می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: عدم قطعیت، الگوریتم‌های یادگیری ماشین، تغییرپذیری زمانی و مکانی، متغیرهای محیطی، نقشه‌برداری

رقومی

مقدمه

کربن آلی خاک (SOC) به عنوان یکی از مهمترین اجزای چرخه جهانی کربن، نقش حیاتی در حفظ کیفیت خاک، افزایش حاصلخیزی و تعدیل تغییرات اقلیمی ایفا می‌کند (Yang et al., 2020). تغییرات زمانی و مکانی SOC تحت تأثیر عوامل متعددی از جمله کاربری اراضی، شرایط اقلیمی، توپوگرافی و فعالیت‌های انسانی قرار دارد (Parras-Alcántara et al., 2015). همچنین SOC در اکوسیستم‌های طبیعی و زراعی از کارکردهای متنوعی همچون افزایش حاصلخیزی خاک، کنترل فرسایش، افزایش نفوذپذیری آب در خاک و کاهش اثرات گازهای گلخانه‌ای برخوردار است (Laban et al., 2018). از این رو SOC یک ویژگی کلیدی در تعیین سلامت و کیفیت خاک محسوب می‌شود که تمامی ویژگی‌های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی خاک را تحت تأثیر خود قرار می‌دهد (Mousavi et al., 2023; Matinfar et al., 2021).

نقشه‌های خاک یکی از ابزارهای بسیار موثر در مباحث تصمیم‌گیری‌های توسعه کشاورزی (تناسب اراضی، الگوی کشت)، حفاظت خاک و بهبود بخشیدن به روند تصمیم‌گیری در مورد برنامه‌ریزی‌های مدیریت سرزمین می‌باشد (Adedeji, 2019). اما باید توجه داشت که به‌روز رسانی نقشه‌ها و اطلاعات خاک با روش‌های معمول ۱ برای کشور وسیعی مانند ایران فرآیندی

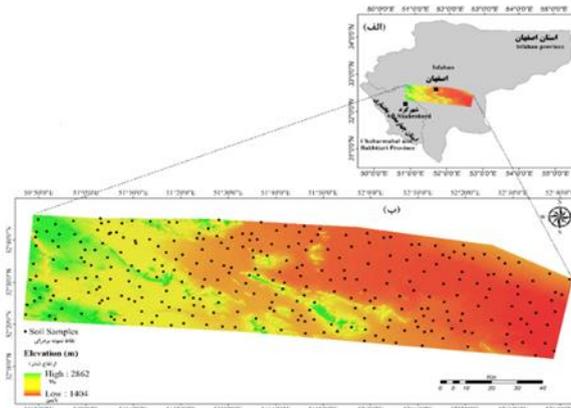
¹ - Conventional methods

زمانبر و هزینه‌بردار است. از این رو تهیه نقشه‌های خاک با روش‌های جدید و با قابلیت تعمیم در مقیاس‌های وسیع منطقه-ای و ملی، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (Zeraatpisheh et al., 2020; Mousavi et al., 2023). (حوضه آبخیز زاینده رود، به عنوان یکی از مهمترین حوضه‌های آبریز در مرکز ایران، از تنوع بالای کاربری اراضی و شرایط محیطی برخوردار است (Madani et al., 2007). با این حال، تغییرات اقلیمی، خشکسالی‌های متوالی و فعالیت‌های انسانی در این منطقه، باعث تغییرات قابل توجهی در کیفیت خاک و ذخایر کربن آلی شده است بنابراین در این مطالعه، از داده‌های سنجش از دور (RS) و سایر نمایندگان فاکتورهای خاکساز برای بررسی تغییرات زمانی و مکانی SOC استفاده شده است. بنابراین پژوهش حاضر با اهداف، (۱) بررسی روند تغییرات زمانی و مکانی SOC، (۲) معرفی فاکتورهای محیطی پیش‌ران و کلیدی بر پیش-بینی SOC (۳) مقایسه کارایی دو روش عدم قطعیت بوتسراپت و k-فولد برای کمی‌سازی دقت پیش‌بینی مدل RF انجام گردید.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

در این پژوهش منطقه مورد مطالعه بخشی از اراضی حوضه آبخیز زاینده رود است، که بین عرض‌های جغرافیایی $35^{\circ} 21' 50''$ تا $53^{\circ} 01' 50''$ طول غربی و $36^{\circ} 24' 31''$ تا $46^{\circ} 41' 33''$ عرض شمالی قرار گرفته است (شکل ۱). حداقل و حداکثر ارتفاع منطقه از شرق به غرب آن به ترتیب ۱۴۰۴ تا ۲۸۶۲ متر متغیر می‌باشد. مواد مادری تشکیل دهنده خاک‌های منطقه بر اساس نقشه‌ی زمین‌شناسی با مقیاس (۱:۱۰۰۰۰۰) نیز از نوع رسوبات آبرفتی، کفه‌های رسی، شیل خاکستری و ماسه سنگ است. خاک‌های منطقه در سطح تاکسونومیک رده بر اساس سیستم طبقه‌بندی آمریکایی شامل اینسپتی‌سولز، انتی‌سولز و اردی‌سولز به همراه برخی مناطق با بیرون‌زدگی سنگی می‌باشند (Soil Survey Staff, 2022).



شکل ۱- (الف) موقعیت منطقه مطالعاتی نسبت به استان‌های اصفهان و چهارمحال بختیاری و (ب) موقعیت نقاط نمونه‌برداری

نمونه‌برداری و اندازه‌گیری آزمایشگاهی

مطالعه میدانی شامل جمع‌آوری ۳۰۰ نمونه خاک سطحی از عمق ۰-۳۰ سانتی‌متری به روش نمونه‌برداری ابرمکعب لاتین مشروط ۲ (clhs) انجام گرفت. نمونه‌ها پس از انتقال به آزمایشگاه، هوا خشک و به نرمی کوبیده شده و با عبور از الک ۲ میلی-



19th Iranian Soil Science Congress
2-4 December, 2025



نوزدهمین کنگره علوم خاک ایران
۱۱ تا ۱۳ آذرماه ۱۴۰۴



۰۴۲۵۰-۳۲۰۳۱

مدیریت جامع نگر و هوشمند خاک و آب

Holistic and Smart Soil and Water Management

دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

College of Agriculture & Natural Resources, University of Tehran



متری برای تجزیه‌های آزمایشگاهی آماده شدند. در نهایت اندازه‌گیری SOC بر اساس روش ارائه شده توسط والکلی-بلاک (Walkley & Black, 1934) صورت گرفت.

متغیرهای محیطی و انتخاب آنها

متغیرهای کمکی مورد استفاده شامل مجموعه گسترده‌ای از نمایندگان فاکتورهای خاکسازي بودند، که تا حد امکان از منابع با حداقل هزینه و با دسترسی بالا برای توضیح محتوای SOC جمع‌آوری شدند. آنها شامل ویژگی‌های توپوگرافی، داده‌های RS، متغیرهای اقلیمی و نقشه‌های موضوعی شامل زمین شناسی و کاربری زمین بودند. شاخص‌های طیفی مورد استفاده، میانگین باند های سنجنده های Landsat-8 (OLI/TIRS) منطبق با دوره نمونه برداری از آگوست تا نوامبر برای سال‌های ۲۰۲۴، ۲۰۱۵، ۲۰۱۰ و ۲۰۰۰ از محیط سامانه متن باز و بر خط گوگل ارث انجین (GEE) استخراج شدند (Lamichhane et al., 2019; Benslama et al., 2024). از این رو، ۷۰ متغیر کمکی شامل شاخص‌های پوشش گیاهی از نسبت‌های بانندی داده‌های RS و همچنین مشتق اولیه و ثانویه DEM در نرم‌افزار GIS SAGA^۳ نسخه ۴/۷ تهیه شد.

قبل از اجرای فرآیند مدل‌سازی مکانی، فرآیند انتخاب متغیرهای کمکی محیطی برای به حداقل رساندن تعداد متغیرها و انتخاب مرتبط‌ترین آنها توصیه می‌شود (Ben Brahim & Limam, 2018). برای دستیابی به این هدف، از روش اهمیت متغیرهای محیطی ۴ (Ishwaran et al., 2011; Mallah et al., 2022) برای تعیین مناسبترین نمایندگان فاکتورهای خاکسازي استفاده شد. در این پژوهش به ترتیب تعداد ۲۴ و ۴۶ متغیر مستخرج از داده‌های طیفی و توپوگرافی برای پیش بینی SOC مورد ارزیابی قرار گرفتند، و آنها بیکه مقادیر شاخص عمق حداقل ۵ آنها در مقابل تعداد درختان رگرسیون برآزش داده شده (۰ تا ۱۰۰۰ عدد) کمتر و همچنین و دارای مقادیر pvalue کمتر از ۰/۰۵ بودند انتخاب شدند (شکل ۲ الف و ب). همچنین نقشه کاربری اراضی برای چهار دوره‌ی زمانی ۲۰۰۰، ۲۰۱۰، ۲۰۱۵ و ۲۰۲۴ از محیط سامانه‌ی GEE تهیه شدند. داده‌های اقلیم و نقشه زمین‌شناسی منطقه نیز به ترتیب از پایگاه داده جهانی Word Clime و رقوم‌سازی نقشه‌های زمین-شناسی منطقه (۱:۱۰۰۰۰۰) به عنوان نمایندگان فاکتورهای خاکسازي اقلیم و مواد مادری بر اساس نظر کارشناس استفاده شدند. در نهایت ۳۶ متغیر محیطی به عنوان نمایندگان فاکتورهای خاکسازي برای پیش‌بینی SOC انتخاب گردید (جدول ۲). نقشه پراکنش مکانی شش عدد از این متغیرها نیز در شکل ۳ ارائه شده است.

مدل‌سازی مکانی و زمانی کربن آلی خاک

مدل یادگیری ماشین شامل RF (Behrens et al., 2010) برای مدل‌سازی و نقشه‌برداری تغییرات مکانی SOC در دوره-های زمانی مدنظر مورد استفاده قرار گرفت. مدل RF با استفاده از بسته‌های تخصصی موجود در نرم‌افزار تجزیه و تحلیل آماری R (نسخه ۴،۲، ۱) پیاده‌سازی شدند

تحلیل عدم قطعیت

در این مطالعه برای تعیین عدم قطعیت پیش‌بینی SOC از دو روش بوت استرپت ۶ و k-فولد استفاده شد. روش بوت‌سترپت یکی از روش‌های غیرپارامتریک و شناخته شده برای محاسبه عدم قطعیت مدل‌سازی است (Tibshirani & Efron, 1993).

نتایج و بحث

تجزیه و تحلیل آماری وضعیت کربن آلی خاک

³ - System for Automated Geoscientific Analysis

⁴ - Relative importance method

⁵ - Minimal depth

⁶ - Bootstrapping



۰۴۲۵۰-۳۲۰۳۱

مدیریت جامع نگر و هوشمند خاک و آب

Holistic and Smart Soil and Water Management

دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

College of Agriculture & Natural Resources, University of Tehran



خلاصه آماری محتوای SOC در جدول (۱) به ارائه شده است. بر اساس نتایج میانگین مقادیر SOC برابر ۱/۲۹ درصد است. ضریب تغییرات (CV) نقش مهمی در ارزیابی تنوع ویژگی‌های خاک در مجموعه داده ایفا می‌کند. در اینجا، طبقه بندی ویلدینگ (۱۹۸۵) برای تعیین کمیت تنوع SOC استفاده شد. با توجه به مقادیر ضریب تغییرات کلاس‌های بالا ($CV > ۳۵\%$)، متوسط ($CV > ۱۵\%$) و کم ($CV > ۱۵\%$) ارائه دادند. بر همین اساس مقدار CV برای SOC بیش‌تر از ۳۵٪ هستند و بیانگر تنوع بالای مکانی آن در منطقه مطالعاتی است. این تنوع بالا در SOC به نوع مدیریت کاربری مختلف زمین، تنوع در پوشش گیاهی و توپوگرافی، همچنین تنوع در توزیع اندازه ذرات خاک نسبت داده می‌شود (Zaheri Abdehvand et al., 2024).

جدول ۱- آمار توصیفی کربن آلی خاک در خاک‌های مورد مطالعه ($n=300$)

Table 1- Descriptive statistics of soil organic carbon in the studied soils ($n=300$)

ویژگی Variable	واحد unit	میانگین Mean	بیشینه Maximum	کمینه Minimum	میانہ Median	انحراف معیار Standard deviation	ضریب تغییرات Coefficient of variation
SOC	%	1.29	2.31	0.3	1.17	0.52	40.31

متغیرهای محیطی منتخب

بر اساس نتایج انتخاب متغیرهای محیطی در نهایت ۱۰ و ۲۰ متغیر بترتیب مربوط به داده‌های RS و توپوگرافی انتخاب شدند (شکل ۲ الف و ب). همچنین چهار متغیر اقلیمی به همراه دو نقشه زمین‌شناسی و کاربری اراضی نیز براساس نظر کارشناس انتخاب شدند. در مجموع ۳۶ متغیر محیطی به نمایندگی از فاکتورهای خاکساز توپوگرافی، اقلیم، RS و مواد مادری برای مدلسازی زمانی و مکانی SOC استفاده شدند.

تحلیل عدم قطعیت پیش‌بینی کربن آلی خاک

بر اساس اهداف تحقیق برای بررسی دامن‌های اطمینان پیش‌بینی مدل RF از دو روش برآورد عدم قطعیت شامل بوتسراپت و k-فولد استفاده گردید (اشکال ۷). نتایج مقایسه‌ی کارایی این دو روش نیز بر اساس دو آماره انحراف معیار (SD) و میانگین عدم قطعیت ۷ کمی سازی گردید، و نتایج نشان داد که روش بوتسراپت با مقادیر کمتر هر دو آماره SD و میانگین عدم قطعیت کمتر کارایی بالاتری را نسبت به روش k-فولد ارائه نمود (شکل ۸). همچنین بر اساس نقشه عدم قطعیت به روش بوتسراپت (شکل ۱ ضمیمه) بطور کلی مقادیر حداقل و حداکثر آن در سال ۲۰۲۴ از ۰/۰ تا ۰/۲۳ درصد متغیر است، در سال ۲۰۱۵ این مقادیر بین ۰/۰ تا ۰/۲۷، در سال ۲۰۱۰ از ۰/۰ تا ۰/۳۳ درصد و برای سال ۲۰۰۰ از ۰/۰ تا ۰/۳۸ درصد متغیر می‌باشد که بیانگر افزایش تدریجی عدم قطعیت پیش‌بینی از سال ۲۰۲۴ تا ۲۰۰۰ است که بدلیل افزایش فاصله زمانی بین داده‌های مشاهداتی و متغیرهای محیطی انکار ناپذیر است (Fathizad et al., 2020) و با نتایج اعتبارسنجی مدل RF یادگیری ماشین در پیش‌بینی SOC همراستا می‌باشد. بطور کلی بیشترین میزان عدم قطعیت مربوط به مقادیر بالای SOC در طول دوره‌های زمانی مورد بررسی بود، که افزایش تعداد داده‌های مشاهداتی و نیز متغیرهای محیطی مورد استفاده می‌تواند از دلایل آن باشد (Zaho et al., 2024). در مطالعه‌ی مقایسه‌ای رحمانی و همکاران (Rahmani et al.,) نیز گزارش کردند که روش بوتسراپت نسبت به روش k-فولد از کارایی بیشتری و نتایج منطبق با واقعیت‌تری را در پیش‌بینی ضخامت خاک سطحی در دشت قزوین گزارش نمودند.

7. Average uncertainty



19th Iranian Soil Science Congress
2-4 December, 2025



نوزدهمین کنگره علوم خاک ایران
۱۱ تا ۱۳ آذرماه ۱۴۰۴



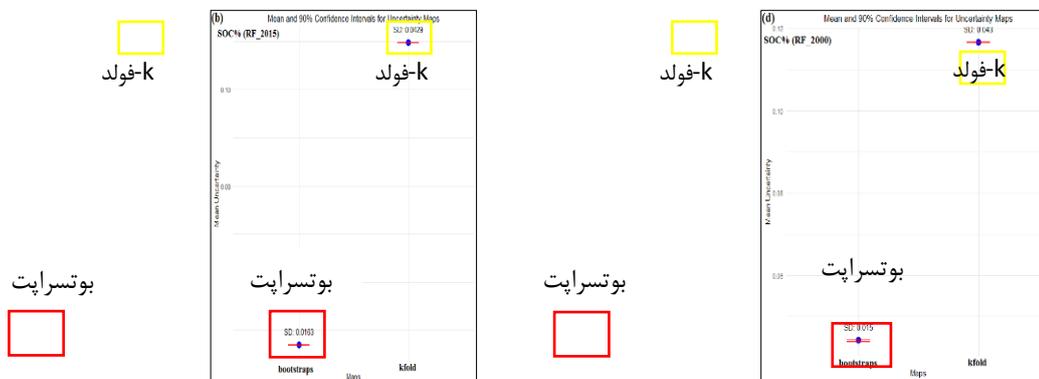
۰۴۲۵۰-۳۲۰۳۱

مدیریت جامع نگر و هوشمند خاک و آب

Holistic and Smart Soil and Water Management

دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

College of Agriculture & Natural Resources, University of Tehran



شکل ۸- مقایسه‌ی کارایی این دو روش بوتسرپ و کافولد برای پیش‌بینی SOC بر اساس دو آماره انحراف معیار (SD) و میانگین عدم قطعیت در بازه‌های زمانی مورد مطالعه (۲۰۰۰-۲۰۲۴) با استفاده از مدل RF.

نتیجه‌گیری

نتایج ارزیابی کمی عدم قطعیت پیش‌بینی SOC نشان داد که روش بوتسرپ با مقادیر کمتر هر دو آماره SD و میانگین عدم قطعیت کارایی بالاتری را نسبت به روش k-فولد ارائه نمود.

References

- Adedeji, O. H. (2019). Geospatial information as a tool for soil resource information, management and decision support in Nigeria. *Journal of Applied Sciences and Environmental Management*, 23(12), 2107-2116.
- Ben Brahim, A., & Limam, M. (2018). Ensemble feature selection for high dimensional data: a new method and a comparative study. *Advances in Data Analysis and Classification*, 12(4), 937-952.
- Benslama, A., Lucas, I. G., Jordan Vidal, M. M., Almendro-Candel, M. B., & Navarro-Pedreño, J. (2024). Carbon and Nitrogen Stocks in Topsoil under Different Land Use/Land Cover Types in the Southeast of Spain. *AgriEngineering*, 6(1), 396-408. <https://doi.org/10.3390/agriengineering6010024>
- Canero, F. M., Rodriguez-Galiano, V., & Aragonés, D. (2024). Machine Learning and Feature Selection for soil spectroscopy. An evaluation of Random Forest wrappers to predict soil organic matter, clay, and carbonates. *Heliyon*, 10(9). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e30228>
- 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.
- Fathizad, H., Ardakani, M. A. H., Heung, B., Sodaiezadeh, H., Rahmani, A., Fathabadi, A., ... & Taghizadeh-Mehrjardi, R. (2020). Spatio-temporal dynamic of soil quality in the central Iranian desert modeled with machine learning and digital soil assessment techniques. *Ecological Indicators*, 118, 106736. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.106736>
- Fathizad, H., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Hakimzadeh Ardakani, M. A., Zeraatpisheh, M., Heung, B., & Scholten, T. (2022). Spatiotemporal assessment of soil organic carbon change using machine-learning in arid regions. *Agronomy*, 12(3), 628. <https://doi.org/10.3390/agronomy12030628>
- Hoyle, F. C., O'Leary, R. A., & Murphy, D. V. (2016). Spatially governed climate factors dominate management in determining the quantity and distribution of soil organic carbon in dryland agricultural systems. *Scientific Reports*, 6(1), 31468. doi: 10.1038/srep31468.
- Kulikova, A. I., Chechenkov, P. D., Osipova, M. S., Shopina, O. V., & Semenov, I. N. (2023). Comparative analysis of the results of traditional and digital large-scale soil mapping on the example of a key site in the Smolenskoe Poozerye National Park. *Eurasian Soil Science*, 56(3), 271-277.
- 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>



19th Iranian Soil Science Congress
2-4 December, 2025



نوزدهمین کنگره علوم خاک ایران
۱۱ تا ۱۳ آذرماه ۱۴۰۴



۰۴۲۵۰-۳۲۰۳۱

مدیریت جامع نگر و هوشمند خاک و آب

Holistic and Smart Soil and Water Management

دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران

College of Agriculture & Natural Resources, University of Tehran



- Lotfollahi, L., Delavar, M. A., Biswas, A., Fatehi, S., & Scholten, T. (2023). Spectral prediction of soil salinity and alkalinity indicators using visible, near-, and mid-infrared spectroscopy. *Journal of Environmental Management*, 345, 118854. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.118854>
- Mantero, P., Moser, G., & Serpico, S. B. (2005). Partially supervised classification of remote sensing images through SVM-based probability density estimation. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 43(3), 559-570. doi: [10.1109/TGRS.2004.842022](https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.842022)
- Matinfar, H. R., Maghsodi, Z., Mousavi, S. R., & Rahmani, A. (2021). Evaluation and Prediction of Topsoil organic carbon using Machine learning and hybrid models at a Field-scale. *Catena*, 202, 105258. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105258>
- Mousavi, S. R., Sarmadian, F., Angelini, M. E., Bogaert, P., & Omid, M. (2023). Cause-effect relationships using structural equation modeling for soil properties in arid and semi-arid regions. *Catena*, 232, 107392. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2023.107392>
- Mousavi, S. R., Sarmadian, F., Omid, M., & 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. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111706>
- Pal, S. S., & 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.
- Parras-Alcántara, L., Díaz-Jaimes, L., & Lozano-García, B. (2015). Management effects on soil organic carbon stock in Mediterranean open rangelands—treeless grasslands. *Land Degradation & Development*, 26(1), 22-34. <https://doi.org/10.1002/ldr.2269>
- Rabbi, S. M. F., Roy, B. R., Miah, M. M., Amin, M. S., & Khandakar, T. (2014). Spatial variability of physical soil quality index of an agricultural field. *Applied and environmental soil science*, 2014(1), 379012. <https://doi.org/10.1155/2014/379012>
- Rossel, R. V., & McBratney, A. B. (2008). Diffuse reflectance spectroscopy as a tool for digital soil mapping. In *Digital soil mapping with limited data* (pp. 165-172). Dordrecht: Springer Netherlands.
- Van Wambeke, A. R. (2000). The Newhall Simulation Model for estimating soil moisture and temperature regimes. *Department of Crop and Soil Sciences. Cornell University, Ithaca, NY.*
- Walkley, A., & Black, I. A. (1934). An examination of the Degtjareff method for determining soil organic matter, and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil science*, 37(1), 29-38.
- Yang, L., Jia, W., Shi, Y., Zhang, Z., Xiong, H., & Zhu, G. (2020). Spatiotemporal differentiation of soil organic carbon of grassland and its relationship with soil physicochemical properties on the northern slope of Qilian mountains, China. *Sustainability*, 12(22), 9396.
- Zaheri Abdehvand, Z., Karimi, D., Rangzan, K., & Mousavi, S. R. (2024). Assessment of soil fertility and nutrient management strategies in calcareous soils of Khuzestan province: a case study using the Nutrient Index Value method. *Environmental Monitoring and Assessment*, 196(6), 503. <https://doi.org/10.1007/s10661-024-12665-4>

Abstract

The temporal and spatial changes of soil organic carbon (SOC) are influenced by multiple factors, including land use, climatic conditions, topography, and human activities. Given the role of organic carbon in improving soil quality, this study aims to investigate the temporal and spatial variations of SOC using an inverse modeling approach based on a spatial model developed in 2024. This model was extended to the years prior to 2015, 2010, and 2000 by utilizing environmental variables within the Zayandeh Rud watershed. Additionally, a Random Forest machine learning model was employed to examine the relationship between environmental factors and SOC, along with two uncertainty quantification approaches: bootstrap and k-fold. The results of the model validation indicate a high accuracy of the Random Forest model. However, the trend in SOC prediction accuracy decreased from 2024 to 2000. Moreover, the bootstrap uncertainty approach demonstrated a higher reliability in SOC prediction based on standard deviation and mean uncertainty statistics, particularly in areas that predominantly lack historical spatial soil databases.

Keywords: Uncertainty, Machine Learning Algorithms, Temporal and Spatial Variability, Environmental Variables, Digital Mapping