Publisher: Soil Science Society of Iran

Journal of Soil Research

(Soil and Water Sci.)

https:// srjournal.areeo.ir/

Impact of Spatial Resolution of Environmental Covariates on the Accuracy of Digital Soil Mapping: A Review Based on the SCORPAN Conceptual Framework

Rasoul Kharazmi[a*], and Mohsen Bagheri Bodaghabadi[a]

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

Article Info

Article Type
Review Article

Received
March 07, 2026
Revised
May 09, 2026
Accepted
June 06, 2026
Published online
June 17, 2026

Keywords
Environmental Covariates,
Remote Sensing,
Digital Elevation Model,
Machine Learning,
Scale Mismatch

[*]**Corresponding author's email**
R.kharazmi@Areeo.ac.ir

Extended Abstract

Background and Objectives: Digital Soil Mapping (DSM), as a modern data-driven approach, predicts the spatial distribution of soil physical and chemical properties based on the SCORPAN model. However, one of the keys and often overlooked factors influencing mapping accuracy is the spatial resolution of environmental covariates, which may either enhance or distort the true soil-forming patterns. This review article aims to examine and analyze the impact of the spatial resolution of environmental variables on the accuracy of DSM, particularly in arid and semi-arid regions of Iran. The specific objectives include: (i) identifying scalability challenges such as scale mismatch, noise amplification at very fine resolutions, and computational costs; (ii) providing optimized resolution recommendations based on landscape type; and (iii) proposing multi-scale approaches and advancements in machine learning to improve local accuracy and global generalizability. This review emphasizes the importance of adaptive spatial resolution selection for practical applications such as sustainable agriculture and evidence-based environmental policymaking under climate change. The focus on arid and semi-arid regions stems from the high sensitivity of these ecosystems to micro-scale variations, where inappropriate resolution may increase prediction errors by 30-50%. Ultimately, this study seeks to bridge theory and practice to enhance DSM as a more operational and effective tool.

Materials and Methods: This targeted review was conducted in accordance with the PRISMA 2020 statement. A comprehensive search was performed across major international and Persian databases, covering the period from 2000 to 2025. Search terms consisted of combinations of key DSM-related terminology. A total of 438 articles were initially identified. After removing duplicates, 302 articles remained for preliminary screening. Inclusion criteria comprised studies that directly or indirectly examined the effect of spatial resolution on DSM accuracy and evaluated at least one SCORPAN factor. Following full-text assessment, 150 articles were reviewed in detail, and ultimately 56 studies were included in the final analysis. Data extraction involved categorizing variables according to the SCORPAN framework, evaluating methodological approaches, validation metrics, strengths and limitations, and identifying emerging trends.

Results: The findings indicate that, in complex arid and semi-arid terrains, the spatial resolution of topographic variables should be as fine as 30 m to adequately capture local features such as rills and erosion patterns and to prevent excessive smoothing. Otherwise, the prediction accuracy of properties such as clay content or soil water storage may decline by 30-40%. For climatic variables, a spatial resolution finer than 250 m is essential in these regions to better model microclimates and their interactions with topography, thereby reducing unexplained variance. Biological and remote

sensing covariates require a spatial resolution of 10-30 m to capture seasonal and patchy vegetation dynamics in dry ecosystems, potentially improving prediction accuracy by up to 25%. Parent material and geological variables are generally adequate at 90-100 m resolution; however, in highly heterogeneous settings, integration with topographic data is necessary to improve the prediction of soil chemical properties. Soil age and spatial position variables play complementary roles, and their integration at moderate resolutions may reduce uncertainty by 10-20%. Recent advancements in machine learning algorithms and multi-scale modeling approaches have improved prediction accuracy across multiple spatial scales while addressing challenges such as scale mismatch. The recommendation framework suggests that in humid and temperate lowland regions, moderate spatial resolution is generally sufficient, whereas in arid and rugged landscapes, high spatial resolution for topography and vegetation is essential.

Conclusion: The analysis underscores that spatial resolution selection should be adaptive and dependent on landscape complexity, modeling objectives, and practical constraints to balance local accuracy, computational efficiency, and generalizability. In arid and semi-arid regions, high spatial resolution more effectively captures micro-scale patterns of erosion, salinization, and moisture distribution. However, it also introduces challenges such as increased noise, overfitting, and large data processing costs, which require careful methodological management. Scale mismatch among covariates increases unexplained variance and highlights the need for spatial harmonization. Advances in deep learning and three-dimensional modeling are transforming DSM from a static to a dynamic framework, improving predictive performance in environmentally sensitive ecosystems. Nevertheless, critical gaps remain, particularly the scarcity of historical soil age data in specific biomes. Ultimately, this study demonstrates that spatial resolution is not merely a technical parameter but a key determinant of uncertainty reduction, enabling digital soil mapping to evolve into a more effective tool for environmental policymaking and sustainable agriculture.

Cite this article: Kharazami, R., Bodaghabadi, M., 2026. Impact of Spatial Resolution of Environmental Covariates on the Accuracy of Digital Soil Mapping: A Review Based on the SCORPAN Conceptual Framework. Review Article, *Journal of Soil Research, 40 (1)*, pp 105-126.

DOI: https://doi.org/10.22092/IJSR.2026.372398.815
Publisher: Soil Science Society of Iran

Publisher: Soil Science Society of Iran

نشریه پژوهش‌های خاک

(علوم خاک و آب)

https:// srjournal.areeo.ir/

تأثیر قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی بر دقت نقشه‌برداری رقومی خاک: مروری بر اساس مدل مفهومی SCORPAN

رسول خوارزمی[1*] و محسن باقری بداغ آبادی[1]

[1] مؤسسه تحقیقات خاک و آب، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران.

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۲/۱۶
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۱۹
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۳/۱۶
تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۳/۲۷

واژه‌های کلیدی
متغیرهای محیطی،
سنجش از دور،
مدل‌های رقومی ارتفاعی،
یادگیری ماشین،
ناهماهنگی مقیاس

***ایمیل نویسنده مسئول**
R.kharazmi@Areeo.ac.ir

چکیده

نقشه‌برداری رقومی خاک به‌عنوان رویکردی داده‌محور و مبتنی بر مدل‌های آماری و یادگیری ماشین، پیش‌بینی توزیع مکانی خواص خاک را به ویژگی‌های متغیرهای محیطی وابسته می‌سازد. از جمله ویژگی‌های متغیرهای محیطی که اغلب نادیده‌گرفته‌شده است، قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی می‌باشد که عامل کلیدی است و می‌تواند الگوهای واقعی خاک‌سازی را تقویت یا مخدوش کند. این مقاله مروری با تمرکز بر تأثیر قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی بر دقت این نقشه‌ها و براساس مدل مفهومی SCORPAN، به بررسی و تحلیل مطالعات متعدد می‌پردازد. یافته‌ها نشان می‌دهد که در مناطق خشک و نیمه‌خشک با چشم‌اندازهای ناهموار، متغیرهای توپوگرافیکی به قدرت تفکیک مکانی بالا (تا ۳۰ متر) نیاز دارند تا شاخص‌های ژئومورفومتریک دقیق تر محاسبه شوند و از صاف‌سازی بیش از حد جلوگیری گردد. متغیرهای اقلیمی در این مناطق به قدرت تفکیک مکانی ۲۵۰ متر، پوشش گیاهی و سنجش از دور به ۱۰ تا ۳۰ متر و مواد مادری به ۹۰ تا۱۰۰ متر نیازمند هستند. متغیرهای سن خاک و موقعیت مکانی نیز نقش مکمل در کاهش واریانس تبیین‌نشده ایفا می‌کنند. چالش‌های اصلی شامل ناهماهنگی مقیاس، افزایش نویز در قدرت تفکیک مکانی بسیار بالا و هزینه‌های محاسباتی است که با رویکردهای چندمقیاسی، هماهنگ‌سازی داده‌ها و پیشرفت‌های سنجش از دور قابل مدیریت هستند. این بررسی تأکید دارد که انتخاب قدرت تفکیک مکانی باید تطبیقی و براساس پیچیدگی چشم‌انداز، اهداف مدل و محدودیت‌های عملی باشد تا دقت محلی افزایش و قابلیت تعمیم‌پذیری مدل‌های جهانی بهبود یابد تا خروجی پایانی برای انواع اهداف مورد نظر مانند کشاورزی پایدار، مدیریت منابع آب، ذخیره کربن خاک و سیاست‌گذاری زیست‌محیطی از دقت و کیفیت کافی برخوردار باشد.

استناد: خوارزمی، ر.، باقری بداغ آبادی، م.، ۱۴۰۵. تأثیر قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی بر دقت نقشه‌برداری رقومی خاک: مروری بر اساس مدل مفهومی SCORPAN. مقاله مروری، *نشریه پژوهش‌های خاک، (۱) ۴۰*، ص ۱۰۵-۱۲۶.

DOI: https://doi.org/10.22092/IJSR.2026.372398.815

مقدمه

نقشه‌برداری رقومی خاک (Digital Soil Mapping; DSM)به عنوان یکی از دستاوردهای برجسته و تحول‌آفرین در علوم خاک‌شناسی مدرن، رویکردی داده‌محور، مبتنی بر مدل‌های آماری پیشرفته، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین ارائه می‌دهد که امکان پیش‌بینی توزیع مکانی خواص خاک را در مقیاس‌های متنوع از محلی تا جهانی فراهم می‌سازد. این روش که ریشه در مدل مفهومی SCORPAN دارد و توسط McBratney و همکاران (۲۰۰۳) معرفی شد، روابط پیچیده، چندبعدی و غیرخطی بین خواص خاک مانند کربن آلی خاک، بافت خاک شامل درصد شن، سیلت، رس، اسیدیته (pH) ، ظرفیت تبادل کاتیونی[1] (CEC)، هدایت الکتریکی (EC)، محتوای مواد معدنی (مانند فسفر، پتاسیم، نیتروژن)، عمق خاک، تراکم ظاهری و سایر ویژگی‌های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی را با متغیرهای محیطی کمی‌سازی و مدل‌سازی می‌کند. در دنیای معاصر، با سیر صعودی چالش‌های جهانی مانند تغییرات اقلیمی با افزایش دما و الگوهای بارش نامنظم، کاهش تنوع زیستی به دلیل فعالیت‌های انسانی، آلودگی خاک از طریق سموم کشاورزی و صنعتی، فرسایش گسترده در مناطق کشاورزی و نیاز مبرم به امنیت غذایی پایدار برای جمعیت رو به رشد جهان بر جوامع بشری، دقت، قابلیت اعتماد و کارایی نقشه‌برداری رقومی خاک بیش از پیش حیاتی و راهبردی است. خاک نه تنها پایه و اساس تولید غذا است، بلکه نقش کلیدی و چندجانبه در ذخیره‌سازی کربن، تنظیم چرخه آب از طریق نفوذ و نگهداری رطوبت، پالایش آلاینده‌ها و سم‌زدایی محیط، حفظ زیست‌بوم‌ها با حمایت از تنوع ریزجانداران (میکروارگانیسم‌ها) و گیاهان و حتی تأثیر بر سلامت انسانی از طریق زنجیره غذایی ایفا می‌نماید. با این حال، یکی از عوامل تعیین‌کننده که در دقت این نقشه‌برداری اغلب نادیده‌گرفته‌شده، انتخاب قدرت تفکیک‌مکانی متغیرهای محیطی است که به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های اصلی عمل می‌کنند. این متغیرها شامل طیف وسیعی از داده‌ها مانند مدل‌های رقومی ارتفاعی (DEM) با مشتقات ناهمواری (توپوگرافیکی)، داده‌های اقلیمی بلندمدت و کوتاه‌مدت، شاخص‌های پوشش‌گیاهی و سنجش از دور، نقشه‌های زمین‌شناسی و مواد مادری، داده‌های کاربری زمین و پوشش‌زمین و حتی داده‌های پویا مانند تغییرات فصلی رطوبت خاک؛ می‌شوند. قدرت تفکیک مکانی این داده‌ها می‌تواند از چند سانتی‌متر (مانند داده‌های پهپادها و لیدار) تا کیلومترها (مانند داده‌های جهانی اقلیمی) متغیر باشد (جدول ۱).

جدول ۱- مهم‌ترین متغیرهای محیطی مورد استفاده در نقشه‌برداری رقومی خاک

Table 1. The most important environmental covariates used in digital soil mapping.

SCORPAN Factor	Environmental Covariate	Sensor/Satellite	Common Spatial Resolution	Main Application in Soil Property Prediction	Key References
R (Relief)	Digital Elevation Model & derivatives (slope, TWI, MrVBF, curvature)	LiDAR, SRTM, ASTER, TanDEM-X	1-30 m (LiDAR/UAV) 30–90 m (SRTM/ASTER)	Soil texture, SOC, pH, moisture, erosion	Cavazzi et al. (2013); Smith et al. (2006); Zeraatpisheh et al. (2023); Garosi et al. (2022)
C (Climate)	Temperature, precipitation, evapotranspiration, bioclimatic indices	WorldClim, MODIS	250 m - 1 km	SOC, pH, weathering processes	Hengl et al. (2017); Khosravani et al. (2024); Zeraatpisheh et al. (2023)
O (Organisms)	NDVI, EVI, LAI, Vegetation indices	Sentinel-2, Landsat-8/9, MODIS	10-30 m (Sentinel-2/Landsat)	SOC, nutrients, soil texture, biological activity	Lamichhane et al. (2019); Khosravani et al. (2024); Garosi et al. (2022)
P (Parent Material)	Geological maps, lithology	National geological maps, Sentinel-2	90-100 m	pH, CEC, texture, nutrients, salinization	Bui et al. (2006); Nussbaum et al. (2018); Zeraatpisheh et al. (2023)
A & N (Age & Spatial Position)	Land use history, land cover, coordinates	Sentinel-2, Landsat (time series)	10-30 m	SOC, pH, EC, salinization	Piedallu et al. (2022); Zeraatpisheh et al. (2023); Khosravani et al. (2024)
S (Soil)	Previous soil data, legacy soil maps	Field sampling + interpolation	Point data (integrated with 10-30 m)	Model calibration and validation	McBratney et al. (2003); Hengl et al. (2017)

[1] Cation Exchange Capacity

علاوه بر قدرت تفکیک مکانی، سطح دقت (vertical/horizontal accuracy)و عدم قطعیت سنجنده‌ها نیز عامل بسیار مهمی در کیفیت نهایی نقشه‌برداری رقومی خاک محسوب می‌شود. برای مثال، داده‌های LiDAR دقت عمودی بسیار بالایی (معمولاً کمتر از ۰/۱۵ تا ۰/۳ متر) دارند، در حالی که SRTM و ASTER دارای خطای عمودی ۴ تا ۱۶ متر هستند (Preety et al., 2022). این تفاوت در دقت عمودی، به‌ویژه هنگام محاسبه شاخص‌های ژئومورفومتریک حساس، منجر به خطاهای سیستماتیک قابل توجه می‌شود.

در داده‌های سنجش از دور نیز، سنسورهایی مانند Sentinel-2با وجود قدرت تفکیک مکانی مناسب، تحت تأثیر عوامل جوی، زاویه دید و پدیده پیکسل مختلط[2] قرار می‌گیرند که عدم قطعیت را افزایش می‌دهد (Khosravani et al., 2024). بنابراین، انتخاب متغیرهای محیطی باید نه تنها بر اساس قدرت تفکیک مکانی، بلکه با توجه به سطح دقت سنجنده و روش‌های کاهش عدم قطعیت انجام شود.

انتخاب قدرت تفکیک مکانی نامناسب نه تنها می‌تواند الگوهای واقعی را مخدوش کند، بلکه منجر به افزایش خطاهای نظام‌دار و تصادفی در مدل‌ها می‌شود که این امر بر کاربردهای عملی مانند برنامه‌ریزی کشاورزی، مدیریت منابع آب و سیاست‌های زیست‌محیطی تأثیر منفی می‌گذارد. اهمیت بررسی تأثیر قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی بر نقشه‌برداری رقومی خاک از جنبه‌های متعدد علمی، کاربردی، اقتصادی و سیاست‌گذاری ناشی می‌شود و می‌تواند به عنوان پلی بین نظریه و عمل باشد. نخست، در مقیاس‌های محلی مانند مزارع کشاورزی، جنگل‌های کوچک، حوضه‌های آبخیز محلی یا حتی مکان‌های معدنی، قدرت تفکیک مکانی بالا امکان شناسایی الگوهای دقیق و جزئی فرآیندهای خاک ساخت مانند فرسایش انتخابی، تجمع رسوبات و مواد مغذی، توزیع میکروارگانیسم‌ها، تغییرات میکروتوپوگرافی و حتی تأثیر ریشه گیاهان بر ساختار خاک را فراهم می‌آورد. این امر نه تنها مدیریت دقیق کشاورزی را تسهیل می‌کند، بلکه به کاهش مصرف کودهای شیمیایی تا ۲۰ الی ۳۰ درصد، بهینه‌سازی مصرف آب آبیاری، افزایش بهره‌وری محصول تا ۱۵ درصد و کاهش آلودگی محیطی کمک شایانی می‌نماید (Piedallu et al., 2022; Bohnand Miller, 2025). برای مثال، در مناطق کوهستانی یا تپه‌ای با ناهمواری پیچیده، قدرت تفکیک مکانی پایین (مانند ۹۰ متر) می‌تواند روابط خاک– زمین‌نما را مخدوش سازد، الگوهای جریان آب سطحی را نادیده بگیرد و منجر به خطاهای پیش‌بینی تا ۳۰ الی ۴۰ درصد در ویژگی‌هایی مانند مقدار رس یا ذخیره آب خاک شود که این خطاها می‌توانند هزینه‌های اقتصادی بالایی برای کشاورزان به همراه داشته باشند (Cavazzi et al., 2013; Michalopoulou et al., 2022). دوم، در مقیاس‌های منطقه‌ای یا ملی، قدرت تفکیک مکانی متوسط (مانند ۱۰ تا ۵۰ متر) تعادل مناسبی بین دقت مدل، حجم داده و هزینه محاسباتی ایجاد می‌کند، اما در مقیاس‌های جهانی، قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر (مانند ۲۵۰ تا ۱۰۰۰ متر) اغلب برای مدل‌سازی کلی و شناسایی روندهای بزرگ‌مقیاس کافی است (Hengl et al., 2017; Cavazzi et al., 2013). هرچند در مناطق با تنوع بالا مانند اکوسیستم‌های مدیترانه‌ای با تغییرات شدید ارتفاعی، استوایی با پوشش‌گیاهی متراکم، یا نیمه‌خشک با الگوهای بارش نامنظم، منجر به تعمیم بیش از حد، از دست رفتن جزئیات محلی و کاهش دقت تا ۵۰ درصد می‌گردد (Radočaj et al., 2023).

هرچند در مناطق با تنوع بالا مانند زیست‌بوم‌های مدیترانه‌ای با تغییرات شدید ارتفاعی، استوایی با پوشش‌گیاهی متراکم، یا نیمه‌خشک با الگوهای بارش نامنظم، منجر به تعمیم بیش از حد[3]، از دست رفتن جزئیات محلی و کاهش دقت تا ۵۰ درصد می‌گردد (Radočaj et al., 2023). مطالعات نشان می‌دهند که ناهماهنگی قدرت تفکیک مکانی بین متغیرهای محیطی مختلف (مانند مدل رقومی ارتفاعی با قدرت تفکیک مکانی بالا و داده‌های اقلیمی با قد+رت تفکیک مکانی پایین)، می‌تواند واریانس تبیین‌نشده[4] مدل را به طور قابل توجهی افزایش دهد، دقت کلی مدل‌های یادگیری ماشین را کاهش دهد و حتی منجر به تصمیم‌گیری‌های نادرست در مدیریت منابع شود (Kasraei et al., 2024). علاوه بر این، پیشرفت‌های فناوری سنجش از دور و سامانه های اطلاعات جغرافیایی مانند ماهواره‌های سنتینل-۱ و سنتینل-۲ با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ تا ۲۰ متر برای تصاویر راداری و نوری، لیدار هوایی و زمینی برای تولید مدل‌های رقومی ارتفاعی با دقت سانتی‌متری، پهپادهای UAV مجهز به دوربین‌های فراطیفی و چند طیفی برای داده‌های محلی، داده‌های اقلیمی جهانی مانند WorldClime یا IRI-5 با قدرت تفکیک مکانی بهبودیافته تا ۲۵۰ متر و سکوهای ابری مانند گوگل ارث انجین برای پردازش داده‌های حجیم، دسترسی به داده‌های با کیفیت بالا را به طور چشمگیری

[2] mixed-pixel
[3] Overgeneralization
[4] Unexplained Variance

افزایش داده است. با این حال، این پیشرفت‌ها چالش‌های متعددی نظیر مدیریت داده‌های حجیم[5] با حجم تتابایتی، نیاز به پردازش محاسباتی پیشرفته (مانند محاسبات مبتنی بر GPU و الگوریتم‌های توزیع‌شده)، مسائل مقیاس‌پذیری در مدل‌های بزرگ، مشکلات همخوانی مقیاس‌ها بین داده‌های میدانی (نقطه‌ای) و متغیرهای محیطی (پیکسلی) و حتی مسائل اخلاقی مانند حفظ حریم خصوصی در داده‌های محلی را به همراه آورده‌اند (Guo et al., 2017; Sediqi et al., 2025). از دیدگاه پایداری جهانی، سازمان ملل متحد در اهداف توسعه پایدار، بر نیاز به نقشه‌های خاک دقیق با اهداف پایان گرسنگی و امنیت غذایی از طریق کشاورزی پایدار، اقدام برای تغییرات اقلیمی با تمرکز بر ذخیره کربن خاک، حفظ زندگی روی زمین با جلوگیری از فرسایش و آلودگی خاک، آب پاک و بهداشت با مدیریت رطوبت خاک و شهرهای پایدار با خاک‌های شهری؛ تأکید دارد. این اهداف بخشی از دستور کار ۲۰۳۰ برای توسعه پایدار هستند که در سال ۲۰۱۵ توسط مجمع عمومی سازمان ملل متحد تصویب شد و شامل ۱۷ هدف اصلی برای پایان دادن به فقر، حفاظت از سیاره و تضمین رفاه برای همه تا سال ۲۰۳۰ است (United Nations, 2015). برای نمونه، نقشه‌برداری دقیق کربن آلی خاک (SOC) امکان برآورد دقیق‌تر ذخیره کربن را فراهم می‌کند و سیاست‌های کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای را حمایت می‌نماید. با این حال، قدرت تفکیک مکانی نامناسب، مانند استفاده از متغیرهای کمکی با قدرت تفکیک مکانی پایین در مدل‌های جهانی، می‌تواند برآوردهای ذخیره کربن را به طور قابل توجهی تحریف کند و منجر به سیاست‌های ناکارآمد یا عدم اعتماد در بازارهای کربن[6] شود (Oldfield et al., 2019). با این وجود، شکاف‌های دانشی قابل توجهی مانند عدم بررسی جامع تأثیر قدرت تفکیک مکانی بر مدل‌های پیشرفته یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی پیچشی[7] یا مدل‌های GAN[8] ، تأثیر در زیست‌بوم‌های خاص مانند مناطق خشک و نیمه‌خشک که بیش از ۴۰ درصد زمین‌های جهان را پوشش می‌دهند و حساس به تغییرات قدرت تفکیک مکانی هستند، ادغام متغیرهای محیطی پویا مانند تغییرات فصلی پوشش‌گیاهی یا رطوبت خاک و حتی ارزیابی اقتصادی هزینه- فایده قدرت تفکیک مکانی‌های مختلف وجود دارد. این مقاله مروری، با تمرکز بر تأثیر قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی بر دقت نقشه‌برداری رقومی خاک، به بررسی انواع متغیرهای محیطی بر اساس مدل SCORPAN می‌پردازد. هدف، ارائه چارچوبی جامع، عملی و میان‌رشته‌ای برای انتخاب، بهینه‌سازی و ادغام قدرت تفکیک مکانی در کاربردهای نقشه‌برداری رقومی خاک است که می‌تواند به سیاست‌گذاری‌های زیست‌محیطی، مدیریت منابع طبیعی، کشاورزی پایدار و حفاظت محیط‌زیست کمک شایانی کند.

روش‌شناسی مرور هدفمند

در این مرور هدفمند، از راهنمای به‌روزشده گزارش‌دهی مرورهای هدفمند یعنی بیانیه PRISMA 2020 (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) استفاده شده است. این بیانیه راهنمایی‌های به‌روز برای شناسایی، انتخاب، ارزیابی و ترکیب مطالعات ارائه می‌دهد (Page et al., 2021). مقالات از پایگاه‌های داده اصلی شامل Web of Science، Scopus، Google Scholar و پایگاه‌های فارسی مانند SID و MagIran جمع‌آوری شدند و دوره زمانی جستجو از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۵ را پوشش داد.

جستجوی هدفمند با هدف انتخاب مقالات منتشرشده کامل در مجلات داوری شده انجام شد. عبارت‌های جستجو به‌گونه‌ای طراحی گردیدند که بیشترین مقالات مرتبط با هدف مرور را شامل شوند. جستجو در بخش‌های عنوان، چکیده و کلمات کلیدی با استفاده از ترکیب زیر انجام گرفت:

"Digital soil mapping"یا "DSM" یا "نقشه برداری رقومی خاک"

"Spatial Resolution" یا "مقیاس" یا " قدرت تفکیک مکانی" "Environmental covariates" یا "SCORPAN" یا " متغیرهای محیطی"

جستجو به زبان‌های فارسی و انگلیسی محدود شد و نوع سند به مقاله و حوزه‌های موضوعی به علوم خاک، کشاورزی، سنجش از دور و علوم محیطی محدود گردید.

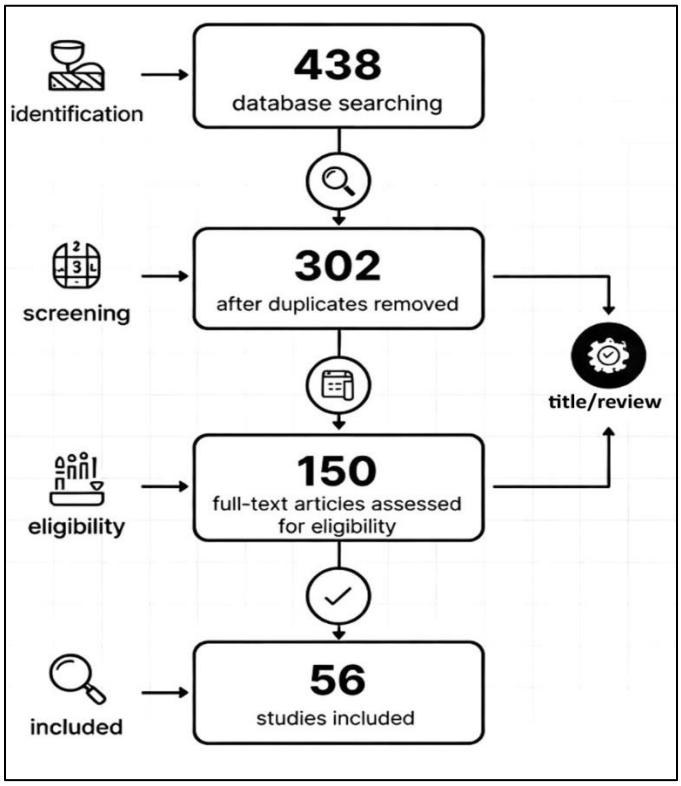
غربالگری مقالات

در مجموع، ۴۳۸ مقاله از جستجو در پایگاه‌های داده شناسایی شد. پس از شناسایی و حذف ۱۳۶ مقاله تکراری، ۳۰۲ مقاله برای ارزیابی بیشتر بر اساس معیارهای ورود باقی ماند. معیارهای ورود به شرح زیر بودند:

[5] Big Data
[6] Soil Carbon Markets
[7] Convolutional Neural Networks
[8] Generative Adversarial Networks

مطالعاتی که به‌طور مستقیم یا غیرمستقیم تأثیر قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی بر دقت نقشه‌برداری رقومی خاک را بررسی کنند، مطالعاتی که حداقل یکی از عوامل مدل مفهومی SCORPAN را در رابطه با قدرت تفکیک مکانی ارزیابی کرده باشند، انتشار در بازه زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۵.

پس از بررسی دقیق عنوان و چکیده، ۱۵۰ مقاله برای مطالعه کامل متن انتخاب شد. در نهایت، پس از بررسی کامل متن، ۵۶ مقاله تمامی معیارهای ورود را برآورده کرده و در این مرور گنجانده شدند. شکل یک جریان مرور از مرحله جستجو تا تصمیم نهایی برای مقالات واردشده را نشان می‌دهد.



شکل ۱-فرآیند جستجو و انتخاب مقالات بر اساس بیانیه PRISMA 2020

Figure 1. The process of searching for and selecting articles based on the PRISMA 2020 statement

مرور منابع

برای انجام این مرور مرجع، از روش‌شناسی هدفمند پیروی شده است که شامل تعریف معیارهای ورود و خروج، جستجوی جامع در پایگاه‌های معتبر داده، غربالگری مقالات، استخراج داده‌ها و تحلیل کیفی است. متغیرهای محیطی بر اساس مدل مفهومی SCORPAN دسته‌بندی شده‌اند و تحلیل شامل ارزیابی روش‌شناختی، مقایسه و شاخص‌های اعتبارسنجی، نقاط قوت (مانند ادغام داده‌های چندمنبع)، ضعف‌ها (مانند سوگیری داده[9] و بیش‌برازش) و روندها (مانند تغییر به هوش مصنوعی و مدل‌های زمانی- مکانی) است.

متغیرهای ناهمواری و تأثیر قدرت تفکیک مکانی مدل‌های رقومی ارتفاعی

متغیرهای ناهمواری که عمدتاً از تصاویر رقومی ارتفاعی مشتق می‌شوند، شامل ویژگی‌هایی مانند ارتفاع، شیب، جهت شیب، انحنای سطح، شاخص رطوبت ناهمواری(TWI)[10]، عامل طول- شیب، شاخص موقعیت ناهمواری، جریان تجمعی، شاخص چندمقیاسی مسطح بودن کف دره(MrVBF)[11]، بافت سطح زمین، عمق دره[12]، سطح پایه شبکه کانالی(CNBL)[13]و حتی شاخص‌های پیشرفته چندمقیاسی مانند شاخص رطوبت ناهمواری Multiscale)

[9] Data Bias
[10] Topographic Wetness Index
[11] Multiresolution Index of Valley Bottom Flatness
[12] Valley Depth
[13] Channel Network Base Level

(TWIهستند. این متغیرها فرآیندهای آب‌شناختی (هیدرولوژیکی)، فرسایشی، توزیع مواد و روابط زنجیره‌ای را توصیف می‌کنند و نقش محوری در نقشه‌برداری رقومی خاک ایفا می‌نمایند، زیرا پستی و بلندی اغلب عامل غالب در تغییرات محلی خواص خاک است. مطالعات اولیه بر تأثیر قدرت تفکیک مکانی مدل‌های رقومی ارتفاعی تمرکز داشتند. برای مثال، Florinsky و Kuryakova (۲۰۰۰) در مطالعه‌ای بر روی تعیین اندازه شبکه برای مدل‌سازی زمین، با مثالی از توزیع رطوبت خاک در مقیاس میکرو، نشان دادند که افزایش قدرت تفکیک مکانی مدل‌های ارتفاعی دیجیتال از ۵ متر به ۵۰ متر، دقت مدل را کاهش می‌دهد، زیرا جزئیات محلی مانند شیارها و پستی‌بلندی‌های کوچک را از دست می‌دهد و منجر به صاف‌سازی بیش از حد سطح می‌شود که این امر روابط آب‌شناختی را تحریف می‌کند. تحلیل این مطالعه نشان می‌دهد که قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر حساسیت مدل به تغییرات محلی را کاهش می‌دهد؛ اما در مقایسه با مطالعه Smith و همکاران (۲۰۰۶) در مناطق غربی ایالات متحده که قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متری مدل‌های رقومی ارتفاعی مستخرج از لیدار برای پیش‌بینی محتوای رس به ضریب تعیین ۰/۷۵ رسید در حالی که قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متری تصاویر رقومی ارتفاعی SRTM آن را به ۰/۶۰ کاهش داد، می‌بینیم که تأثیر قدرت تفکیک مکانی در مناطق ناهموار بیشتر است. در واقع، مطالعه Florinsky و Kuryakova (۲۰۰۰) بیش از حد بر فرسایش تمرکز دارد و محدودیت آن عدم بررسی مدل‌های یادگیری ماشین است، در حالی که Smith و همکاران (۲۰۰۶) با جنگل تصادفی نتایج قوی‌تری ارائه می‌دهد اما هزینه لیدار را نادیده می‌گیرد. مقایسه با Cavazzi و همکاران (۲۰۲۲) در یک مطالعه گسترده در اروپا که مدل‌های رقومی ارتفاعی با قدرت تفکیک مکانی بالا (۱ تا ۵ متر) با استفاده از لیدار را ارزیابی کردند و گزارش کردند که این قدرت تفکیک مکانی دقت پیش‌بینی pH خاک را ۱۸ درصد بهبود می‌بخشد، اما در دشت‌ها، قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متری کافی است و قدرت تفکیک مکانی بالاتر منجر به بیش‌برازش مدل می‌شود. این یافته نشان می‌دهد که پیشرفت‌های فناوری لیدار قدرت تفکیک مکانی را حیاتی‌تر کرده، اما در دشت‌ها، قدرت تفکیک مکانی متوسط اقتصادی‌تر است که این موضوع با یافته‌های Florinsky و Kuryakova (۲۰۰۰) همخوانی دارد اما با مطالعه Smith و همکاران (۲۰۰۶) تفاوت دارد زیرا مطالعه Smith و همکاران بر بافت تمرکز دارد. این موضوع نشان می‌دهد که تغییر قدرت تفکیک مکانی متغیرهای توپوگرافی به نوع ویژگی مورد بررسی نیز مرتبط است. این موضوع نشان می‌دهد که تغییر قدرت تفکیک مکانی متغیرهای توپوگرافی به نوع ویژگی مورد بررسی نیز مرتبط است. علاوه بر این، رابطه مشتقات مدل رقومی ارتفاعی با ویژگی‌های خاک، اساساً فرآیندمحور است. شاخص‌هایی مانندTWI و MrVBF مستقیماً فرآیندهای هیدرولوژیکی، فرسایش و رسوب‌گذاری را توصیف می‌کنند که خود بر توزیع مکانی ویژگی‌های خاک تأثیرگذار هستند (Cavazzi et al., 2013). نکته مهم دیگر، تفاوت کیفی بین منابع مختلف DEM است. دقت LiDAR نه تنها به دلیل قدرت تفکیک مکانی بالاتر، بلکه عمدتاً به خاطر دقت عمودی بسیار بالا (معمولاً کمتر از 0/2 متر) و کاهش چشمگیر عدم قطعیت نسبت به SRTM (با خطای عمودی ۴ تا ۱۶ متر) است. این برتری باعث بهبود قابل توجه محاسبه شاخص‌های ژئومورفومتریک حساس و در نتیجه افزایش دقت مدل‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی خواص خاک، به‌ویژه در چشم‌اندازهای ناهموار می‌شود (Preety et al., 2022).

پژوهش‌های اخیر بر بهینه‌سازی قدرت تفکیک مکانی و مقایسه منابع مدل‌های رقومی ارتفاعی (مانند ASTER، SRTM، LIDAR و TanDEM-X) تمرکز کرده‌اند و تحلیل آن‌ها نشان‌دهنده روند به سمت قدرت تفکیک مکانی چندمقیاسی است. برای مثال، Zeraatpisheh و همکاران (۲۰۲۳) با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و متغیرهای محیطی با قدرت تفکیک مکانی چندگانه، تأثیر قدرت تفکیک مکانی بر پیش‌بینی ذخیره کربن آلی خاک را بررسی کردند و نشان دادند که قدرت تفکیک مکانی متوسط (۲۰ تا ۵۰ متر) تعادل مناسبی بین دقت پیش‌بینی، کاهش نویز و هزینه محاسباتی برقرار می‌کند. این مطالعه تأکید می‌کند که قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر در مناطق مسطح دقت را کمتر تحت تأثیر قرار می‌دهد، اما در مناطق ناهموار خطای پیش‌بینی را به طور قابل توجهی افزایش می‌دهد. مقایسه این مطالعه با Simbahan و همکاران (۲۰۰۶) که تجمیع قدرت تفکیک مکانی نامناسب واریانس مدل را تا ۲۰ درصد افزایش می‌دهد، نشان می‌دهد تمرکز بر قدرت تفکیک مکانی چندمقیاسی می‌تواند این محدودیت را کاهش دهد. در مطالعه Wu و همکاران (۲۰۰۸)، اثر قدرت تفکیک مکانی مدل‌های رقومی ارتفاع بر روابط خاک - توپوگرافی بررسی شد و قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متری برای بافت بهینه یافت شد که با پژوهش زراعت پیشه و همکاران (۲۰۲۳) همخوانی دارد اما با Thompson و همکاران (۲۰۰۱) تفاوت دارد که قدرت تفکیک مکانی پایین مدل‌های رقومی ارتفاعی، مقادیر شیب را کم برآورد می‌کند و روابط فرسایشی و خاک را تحریف می‌نماید. تحلیل نشان می‌دهد مطالعه Thompson و همکاران (۲۰۰۱) پایه‌ای و بر محاسبات کلی ویژگی‌های زمین تمرکز دارد، در حالی که Wu و همکاران (۲۰۰۸) بر کاربردهای

مستقیم در روابط خاک–زمین‌نما و پیش‌بینی خواص خاک تأکید می کنند. Setargie و همکاران (۲۰۲۲) تأثیر قدرت تفکیک مکانی مدل‌های ارتفاعی رقومی بر پیش‌بینی فرسایش خندقی را بررسی کردند و قدرت تفکیک مکانی بالا (۱ متر) دقت ۹۲ درصد فراهم کرد. این مطالعه نسبت به پژوهش Zhang و همکاران (۲۰۰۸) که قدرت تفکیک مکانی و منبع مدل‌های رقومی ارتفاعی را بر مدل‌سازی فرسایش بررسی کردند، نشان‌دهنده تکامل به سمت لیدار است اما هزینه بالا را نادیده می‌گیرد. پژوهش‌های اخیر بر بهینه‌سازی قدرت تفکیک مکانی و مقایسه منابع مدل‌های رقومی ارتفاعی مانند ASTER، SRTM، LIDAR و CARTOSAT تمرکز کرده‌اند و تحلیل آن‌ها نشان‌دهنده روند به سمت قدرت تفکیک مکانی چندمقیاسی است. برای مثال، Preety و همکاران (۲۰۲۲) در ارزیابی دقت مدل‌های رقومی ارتفاعی معمول (شامل CARTOSAT ۳۰ متری در مقایسه با SRTM و TanDEM-X)، نشان دادند که قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر در مناطق ناهموار منجر به کاهش دقت ارتفاعی و عملکرد کلی DEM می‌شود که این امر بر کاربردهای هیدرولوژیکی و نقشه‌برداری خاک تأثیر منفی می گذارد. این یافته با مطالعات قبلی همخوانی دارد که تجمیع قدرت تفکیک مکانی نامناسب واریانس مدل را افزایش می‌دهد.

علاوه بر شاخص‌های پایه‌ای، شاخص‌های پیشرفته‌تر مشتق از مدل‌های رقومی ارتفاعی مانند MrVBF که توسط Gallant و Dawling (۲۰۰۳) معرفی شد، برای شناسایی مناطق مسطح کف دره و تجمع رسوبات استفاده می‌شود و در نقشه‌برداری رقومی خاک نقش مهمی در پیش‌بینی توزیع رس و مواد آلی ایفا می‌کند. تحلیل مطالعات نشان می‌دهد که قدرت تفکیک مکانی بالا برای محاسبه دقیق MrVBF ضروری است، زیرا این شاخص به مقیاس‌های چندگانه حساس است و قدرت تفکیک مکانی پایین منجر به شناسایی نادرست دره‌ها می‌شود. برای مثال، Grohmann و همکاران (۲۰۱۰) در تحلیل چندمقیاسی زبری سطح توپوگرافی[۱۴]، نشان دادند که شاخص‌های چندمقیاسی مانند MrVBF در ارزیابی ناهمواری سطح مؤثر هستند، اما عملکرد آن‌ها بسته به مقیاس و نوع چشم‌انداز متفاوت است و در مناطق رسوبی، MrVBF برای شناسایی مناطق رسوب‌گذاری مفیدتر عمل می‌کند. شاخص بافت سطح زمین[۱۵] برای توصیف زبری و ناهمواری سطح زمین استفاده می‌شود و به عنوان یک ویژگی زمین‌ریخت‌سنجی (ژئومورفومتریک)، تغییرات ناهمواری را در مقیاس‌های مختلف نشان می‌دهد (Grohmann et al., 2010). در مناطق خشک و نیمه‌خشک، جایی که فرسایش بادی غالب است، قدرت تفکیک مکانی بزرگ‌تر برای شناسایی دقیق الگوهای میکروتوپوگرافی ضروری است، زیرا این الگوها بر توزیع تنش باد، آستانه فرسایش و نرخ حمل رسوب تأثیر مستقیم دارند و قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر منجر به برآورد کم زبری سطح و تحریف مدل‌های فرسایش می شود (Yan et al., 2022). شاخص عمق دره[۱۶] و CNBL نیز برای شناسایی شبکه‌های زهکشی و مناطق تجمع استفاده می‌شوند (Conrad et al., 2015). Rocha و همکاران (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای بر روی تأثیر قدرت تفکیک مکانی مدل‌های رقومی ارتفاعی بر پاسخ‌های هیدرولوژیکی یک حوضه پلکانی، نشان دادند که شاخص‌های ناهمواری مانند عمق دره و CNBL در قدرت تفکیک مکانی بالا دقت روابط زنجیره‌ای را افزایش می‌دهند، اما در قدرت تفکیک مکانی پایین، خطای هدفمند ایجاد می‌کنند که منجر به تحریف الگوهای جریان و زهکشی می‌شود. در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران، مطالعات Garosi و همکاران (۲۰۲۲) و TaghizadehMehrjerdi و همکاران (۲۰۱۹) نشان دادند که شاخص‌هایی مانند MrVBF و عمق دره در قدرت تفکیک مکانی ۱۰ تا ۳۰ متر، دقت پیش‌بینی کربن آلی خاک و بافت را در شرایط فرسایش شدید بهبود می‌بخشند، زیرا این مناطق به تغییرات محلی دره‌ها و کانال‌ها حساس هستند و قدرت تفکیک مکانی پایین الگوهای فرسایش را نادیده می‌گیرد. زراعت‌پیشه و همکاران (۲۰۲۳) در ایران نیز MrVBF را به‌عنوان یکی از متغیرهای کلیدی در مدل‌های چندمقیاسی استفاده کردند و گزارش کردند که قدرت تفکیک مکانی بالاتر از ۲۵ متر منجر به کاهش دقت در پیش‌بینی ذخیره کربن آلی خاک می‌شود. تحلیل کلی این بخش نشان می‌دهد که مطالعات متعدد بر لزوم همخوانی قدرت تفکیک مکانی مدل‌های رقومی ارتفاعی با پیچیدگی چشم‌انداز[۱۷] تأکید دارند. هرچند شکاف‌هایی در بررسی کاربرد مدل‌های یادگیری عمیق همچنان وجود دارد و روند پژوهشی به سمت رویکردهای قدرت تفکیک مکانی تطبیقی گرایش یافته است. Smith و همکاران (۲۰۰۶) تأثیر قدرت تفکیک مکانی مدل‌های رقومی ارتفاعی را بر نقشه‌برداری رقومی خاک بررسی کردند و نشان دادند که قدرت تفکیک مکانی بالا دقت را بهبود می‌بخشد اما در مقابل بررسی Cavazzi و همکاران (۲۰۱۳) نشان می‌دهد که مدل‌های ارتفاعی دیجیتال با قدرت تفکیک مکانی بیشتر همیشه نتایج بهتری را ارائه نمی‌دهد.

[14] Topographic Surface Roughness
[15] Terrain Surface Texture
[16] Valley Depth
[17] Landscape Complexity

Wu و همکاران (۲۰۰۸) در مطالعه‌ای بر روی تأثیر قدرت تفکیک مکانی مدل‌های رقومی ارتفاعی بر روابط خاک – چشم‌انداز در مناطق تپه‌ای، نشان دادند که قدرت تفکیک مکانی متوسط تعادل مناسبی بین دقت پیش‌بینی خواص خاک و حفظ جزئیات محلی فراهم می‌کند، در حالی که قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر منجر به کاهش دقت مدل‌سازی روابط خاک– توپوگرافی می‌شود. در راستای همین مطالعه؛ Cavazzi و همکاران (۲۰۱۳) نیز قدرت تفکیک مکانی متوسط را برای حفظ تعادل بین دقت و پیچیدگی محاسباتی مدل‌های رقومی ارتفاعی در مطالعه روابط خاک–چشم‌انداز در مناطق کوهستانی پیشنهاد کردند. همچنین، در بررسی دقت مدل‌های فرسایش خندقی، Dai و همکاران (۲۰۱۹) نیز قدرت تفکیک مکانی متوسط را پیشنهاد دادند. Grohmann و همکاران (۲۰۱۰) در تحلیل چندمقیاسی زبری سطح توپوگرافی، نشان دادند که قدرت تفکیک مکانی بر شاخص‌های کمی زبری سطح (مانند Terrain Surface Texture، Surface Roughness و معیارهای آماری ارتفاع در پنجره‌های متحرک) تأثیرگذار است. این شاخص‌ها در مقیاس‌های مختلف رفتار متفاوتی نشان می‌دهند و انتخاب مقیاس مناسب برای محاسبه دقیق آنها، به نوع چشم‌انداز و ویژگی خاک مورد نظر بستگی دارد.

در نتیجه، متغیرهای ناهمواری به عنوان یکی از مهم‌ترین و غالب‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌ها در نقشه‌برداری رقومی خاک عمل می‌کنند و نقش محوری در توصیف فرآیندهای خاک‌سازی مرتبط با توپوگرافی، از جمله فرسایش، رسوب‌گذاری، توزیع رطوبت و مواد آلی و روابط زنجیره‌ای ایفا می‌نمایند. این استنباط بر پایه مرور گسترده مطالعات جهانی و ایرانی استوار است. با این حال، باید به این نکته توجه داشت که در اکثر مطالعات انجام‌شده در ایران، عمدتاً از رزولوشن ۳۰ متری (مانند SRTM یاASTER) استفاده شده و اطلاعات محدودی در مورد عملکرد رزولوشن‌های خیلی بالا (۱۰ متر و کمتر) یا خیلی پایین (۹۰ متر و بیشتر) در شرایط متنوع کشور وجود دارد (Garosi et al., 2022; Zeraatpisheh et al., 2023). علاوه بر این، انتخاب بهینه قدرت تفکیک مکانی به نوع ویژگی خاک مورد نظر نیز وابسته است. به‌طوری‌که برخی ویژگی‌ها (مانند کربن آلی و رطوبت) حساسیت بیشتری به شاخص‌های دقیق توپوگرافی نشان می‌دهند، در حالی که برخی خواص دیگر ممکن است با رزولوشن متوسط نیز پیش‌بینی مناسبی داشته باشند. همچنین، دقت و عدم قطعیت خود متغیرهای کمکی توپوگرافیکی (مانند تفاوت قابل توجه دقت عمودی LiDAR نسبت به SRTM) تأثیر معناداری بر عملکرد نهایی مدل‌های یادگیری ماشین دارد و نباید صرفاً به قدرت تفکیک مکانی افقی محدود شود (Cavazzi et al., 2013)؛ بنابراین، هرچند نتایج مطالعات جهانی بر برتری رزولوشن بالا در چشم‌اندازهای پیچیده تأکید دارند، اما در شرایط ایران، انجام مطالعات مقایسه‌ای بیشتر با رزولوشن‌های مختلف ضروری به نظر می‌رسد. تحلیل جامع مطالعات نشان می‌دهد که انتخاب قدرت تفکیک مکانی بهینه، تعادل مناسبی بین دقت پیش‌بینی، حفظ جزئیات محلی و محدودیت‌های محاسباتی و هزینه‌ای برقرار می‌کند. با این حال، در چشم‌اندازهای ناهموار و به ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران که فرآیندهای فرسایش بادی و آبی شدید و الگوهای میکروتوپوگرافی پیچیده هستند، استفاده از قدرت تفکیک مکانی بالاتر برای محاسبه دقیق شاخص‌های زمین‌ریخت‌سنجی پیشرفته نظیر شاخص MrVBF، بافت سطح زمین، عمق دره و CNBL ضروری است. این شاخص‌ها به دلیل حساسیت بالای خود به تغییرات مقیاسی و محلی، امکان شناسایی دقیق‌تر الگوهای تجمع رسوبات، شبکه‌های زهکشی و مناطق رسوب‌گذاری را فراهم می‌آورند و در صورت استفاده از قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر، منجر به صاف‌سازی بیش از حد[18]، از دست رفتن جزئیات کلیدی و افزایش خطای نظام‌دار در مدل‌سازی فرآیندهای خاک‌سازی می‌گردند. این موضوع نه تنها دقت محلی نقشه‌برداری را بهبود می‌بخشد، بلکه بر قابلیت تعمیم‌پذیری و اعتبار مدل‌های جهانی مانند SoilGrids نیز تأثیر مثبت و معناداری خواهد داشت

متغیرهای اقلیمی و قدرت تفکیک مکانی آن‌ها

متغیرهای اقلیمی به عنوان یکی از اجزای کلیدی مدل مفهومی SCORPAN، شامل ویژگی‌هایی مانند دما (میانگین، حداکثر و حداقل سالانه و فصلی)، بارش (مجموع سالانه، فصلی و رویدادهای شدید)، تبخیر و تعرق (واقعی و بالقوه)، شاخص‌های زیستی، تابش خورشیدی، سرعت باد، شاخص خشکی و شاخص‌های مرتبط با تغییرات اقلیمی مانند شدت گرما هستند. این متغیرها عمدتاً مشتق از داده‌های حاصل از ایستگاه‌های هواشناسی، ماهواره‌ها و مدل‌های عددی اقلیمی در پایگاه‌های مختلف یا خروجی‌های مدل‌های اقلیمی جهانی هستند و معمولاً با قدرت تفکیک مکانی پایه‌ای بین ۱ کیلومتر تا ۲۵۰ متر ارائه می‌گردند. این داده‌ها نقش مهمی در توصیف فرآیندهای هوازدگی شیمیایی، تجزیه مواد آلی و توزیع زیستی خاک ایفا می‌کنند و در نقشه‌برداری رقومی خاک به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های مقیاس بزرگ به کار می‌روند. برای مثال،

[18] over-smoothing

Hengl و همکاران (۲۰۱۷) در پروژه جهانی SoilGrids250m با استفاده از داده‌های اقلیمی WorldClim (با قدرت تفکیک مکانی حدود ۱ کیلومتر) و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، دقت پیش‌بینی خواص خاک مانند کربن آلی و بافت را در مقیاس جهانی بهبود بخشیدند و تأکید کردند که قدرت تفکیک مکانی اقلیمی بالا الگوهای محلی تغییرات دما و بارش را بهتر ثبت می‌کند که این امر روابط اقلیمی- ناهمواری را تقویت می‌نماید. در مقایسه، مطالعه‌ی Khosravani و همکاران (۲۰۲۴) در مناطق جنوب غربی ایران نشان داد که اندازه پیکسل متغیرهای محیطی، از جمله اقلیمی، بر دقت پیش‌بینی خواص خاک تأثیرگذار است. در این پژوهش اندازه پیکسل‌های مختلف (از ۳۰ متر تا ۱ کیلومتر)، مشخص شد که پیکسل‌های کوچکتر در ثبت تغییرات محلی اقلیمی و توپوگرافیکی مؤثرتر است، اما افزایش بیش از حد قدرت تفکیک مکانی می‌تواند منجر به نویز بیشتر و پیچیدگی محاسباتی شود، در حالی که قدرت تفکیک مکانی متوسط (مانند ۱۰۰-۵۰۰ متر) تعادل مناسبی بین دقت و کارایی فراهم می‌کند. همچنین، مطالعه‌ی Zeraatpisheh و همکاران (۲۰۲۳) در مناطق نیمه‌خشک ایران نشان داد که استفاده از قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر (مانند ۱ کیلومتر) در متغیرهای اقلیمی، دقت پیش‌بینی ذخیره کربن آلی خاک را کاهش می‌دهد؛ زیرا الگوهای محلی بارش و تبخیر و تعرق به طور ناکافی ثبت می‌شوند و خطای هدفمند افزایش می‌یابد. تحلیل این مطالعات بیانگر آن است که قدرت تفکیک مکانی بالاتر در ثبت دقیق اقلیم‌های خرد و تعاملات پیچیده اقلیمی- توپوگرافیکی کارایی بیشتری دارد و به مدل‌سازی دقیق‌تر فرآیندهای خاک‌سازی کمک می‌کند. با این حال، محدودیت مشترک این پژوهش‌ها سوگیری درون‌یابی[19] ناشی از تراکم پایین ایستگاه‌های هواشناسی و عدم توجه کافی به تغییرات فصلی و پویایی اقلیمی است. این امر ضرورت بهره‌گیری از داده‌های اقلیمی پویا و زمان‌مند را در مناطق نیمه‌خشک و خشک برجسته می‌سازد تا دقت پیش‌بینی‌ها در چنین محیط‌های حساس بهبود یابد. مطالعات اخیر بر اهمیت قدرت تفکیک مکانی متغیرهای اقلیمی در مدل SCORPAN تأکید دارند. Lamichhane و همکاران (۲۰۱۹) در یک مرور هدفمند بر بیش از ۵۰ مطالعه، نشان دادند که متغیرهای اقلیمی با قدرت تفکیک مکانی متوسط (۵۰۰ تا ۱۰۰۰ متر) دقت نقشه‌برداری رقومی خاک را به ویژه در - زیست‌بوم‌های خشک و نیمه‌خشک بهبود می‌بخشد، جایی که تغییرات اقلیمی محلی نقش تعیین‌کننده‌ای در توزیع خواص خاک ایفا می‌کنند. این مطالعه پیشنهاد می‌دهد که ادغام منابع چندگانه می‌تواند اثربخشی پیش‌بینی را افزایش دهد، هرچند پوشش گسترده آن با محدودیت عدم تحلیل عمیق مدل‌های خاص همراه است. در مقایسه، Fick و Hijmans (۲۰۱۷) در توسعه پایگاه داده WorldClim2، قدرت تفکیک مکانی ۱ کیلومتری را برای کاربردهای جهانی نقشه‌برداری رقومی خاک توصیه کردند و نشان دادند که این اندازه خطای درون‌یابی را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد. با این حال، تحلیل نشان می‌دهد که این رویکرد پایه‌ای است اما در مقایسه با Zeraatpisheh و همکاران (۲۰۲۳) که در مناطق نیمه‌خشک ایران نشان دادند قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر (مانند ۱ کیلومتر) ۱۰ تا ۱۵ درصد خطا در پیش‌بینی ذخیره کربن آلی خاک ایجاد می‌کند. مطالعه Fick و Hijmans (۲۰۱۷) محدود به داده‌های ایستگاهی است و پژوهش Zeraatpisheh و همکاران (۲۰۲۳) تجربی‌تر و مؤثر از ترکیب با مدل‌های رقومی ارتفاعی عمل می‌کند. همچنین، Kaya و Başayığıt (۲۰۲۲) قدرت تفکیک مکانی متغیرهای اقلیمی را بر پیش‌بینی فسفر خاک بررسی کردند و گزارش کردند که قدرت تفکیک مکانی ۵۰۰ متری دقت را حدود ۱۲ درصد افزایش می‌دهد. این یافته با پژوهش Safaei (۲۰۲۳) همخوانی دارد که تأثیر قدرت تفکیک مکانی در عمق‌های مختلف خاک را تحلیل کرده و نشان داده که قدرت تفکیک مکانی بالا در لایه‌های سطحی مؤثرتر است. در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران، Garosi و همکاران (۲۰۲۲) نشان دادند که ترکیب متغیرهای اقلیمی با قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر (۱ کیلومتر) و توپوگرافی، دقت پیش‌بینی کربن آلی خاک را کاهش می‌دهد، زیرا الگوهای محلی بارش و تبخیر-تعرق به دلیل حساسیت به تغییرات خرداقلیمی ناکافی ثبت می‌شوند و قدرت تفکیک مکانی بالاتر برای ثبت دقیق این الگوها ضروری است.

بررسی مطالعات نشان می‌دهد که قدرت تفکیک مکانی متوسط (۵۰۰ تا ۱۰۰۰ متر) در مقیاس جهانی برای متغیرهای اقلیمی بهینه است، زیرا تعادل مناسبی بین دقت پیش‌بینی، حجم داده و هزینه محاسباتی برقرار می‌کند (Hengl et al., 2017; Fick & Hijmans, 2017). با این حال، در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران که الگوهای خرداقلیمی، تعاملات پیچیده اقلیم-توپوگرافی و تغییرات فصلی بارش و تبخیر و تعرق نقش تعیین‌کننده‌ای در فرآیندهای خاک‌سازی دارند، استفاده از قدرت تفکیک مکانی بالاتر (≤ ۲۵۰ متر) دقت پیش‌بینی خواص خاک به‌ویژه کربن آلی را به‌طور معناداری بهبود می‌بخشد (Zeraatpisheh et al., 2023; Khosravani et al., 2024).

[19] Interpolation Bias

جدول ۲ خلاصه‌ای از مطالعات کلیدی در این حوزه را ارائه می‌دهد و نشان می‌دهد که در مطالعات منطقه‌ای و محلی ایران، مقایسه رزولوشن‌های مختلف (از ۳۰ متر تا ۱ کیلومتر) انجام شده و عموماً رزولوشن‌های بالاتر در ثبت الگوهای محلی اقلیمی عملکرد بهتری داشته‌اند. تحلیل کلی حاکی از آن است که ناهماهنگی قدرت تفکیک مکانی بین متغیرهای اقلیمی و سایر متغیرها (به‌ویژه توپوگرافی) منجر به افزایش خطای نظام‌مند و کاهش قابلیت تعمیم‌پذیری مدل‌ها می‌شود؛ بنابراین، همسان‌سازی و انتخاب تطبیقی رزولوشن اقلیمی بر اساس نوع اکوسیستم و اهداف مدل ضروری است. روند پژوهشی به سمت بهره‌گیری از داده‌های اقلیمی پویا (زمان‌مند) گرایش یافته، هرچند شکاف دانشی در ارزیابی تأثیر تغییرات اقلیمی بلندمدت بر توزیع خواص خاک همچنان باقی است.

جدول ۲- خلاصه مطالعات منتخب مربوط به متغیرهای اقلیمی و قدرت تفکیک مکانی آنها در نقشه‌برداری رقومی خاک

Table 2. Summary of selected studies on climatic covariates and their spatial resolution in digital soil mapping

Study	Region / Scale	Climate Data Source	Spatial Resolution	Main Climatic Variables	Predicted Soil Properties	Validation Method	Soil Data Type
Hengl et al. (2017)	Global	WorldClim	~1 km	Temperature, Precipitation, Bioclimatic variables	SOC, Soil texture, pH, CEC	10-fold cross-validation	Global soil profiles
Zeraatpisheh et al. (2023)	Semi-arid Iran (Regional)	WorldClim + Local data	1 km & Multiple resolutions	Precipitation, Temperature, Evapotranspiration	Soil Organic Carbon stock	Independent validation	Field sampling
Khosravani et al. (2024)	Southwest Iran (Local-Regional)	Multiple sources (WorldClim + Local)	30 m to 1 km	Temperature, Precipitation, Evapotranspiration	pH, EC, SOC, Soil texture	k-fold cross-validation	Field samples
Garosi et al. (2022)	Semi-arid Iran	WorldClim	1 km	Climatic variables	SOC	Cross-validation	Field sampling
Fick & Hijmans (2017)	Global	WorldClim 2	1 km	Temperature, Precipitation, Radiation	(Base dataset)	-	-
Kaya & Başayığıt (2022)	Regional (Turkiye)	Climatic datasets	500 m	Climatic variables	Soil Phosphorus (P)	Cross-validation	Field sampling

متغیرهای موجودات زنده، پوشش گیاهی و متغیرهای سنجش از دور

در مدل مفهومی SCORPAN، موجودات زنده به مجموعه عوامل زیستی اشاره دارد که بر فرآیندهای خاک‌سازی تأثیر می‌گذارند. این عوامل شامل پوشش‌گیاهی، فعالیت ریزجانداران، جانوران خاکی و تأثیرات انسانی (مانند کشاورزی و کاربری زمین) هستند (McBratney et al., 2003). موجودات زنده از طریق تولید مواد آلی، تجزیه بقایای گیاهی و جانوری، تثبیت نیتروژن و تغییر ساختار خاک نقش کلیدی در توزیع و تحول خواص خاک ایفا می کنند. در عمل، پوشش‌گیاهی به دلیل دسترسی آسان به داده‌های سنجش از دور، مهم‌ترین نماینده این عامل در نقشه‌برداری رقومی خاک است (Lamichhane et al., 2019). شاخص‌های پوشش گیاهی متنوع مانند تفاوت نرمال‌شده پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص بهبودیافته پوشش گیاهی (EVI)، شاخص سطح برگ (LAI)، شاخص‌های زیست توده (برای برآورد میزان زیست‌توده گیاهی و تولید مواد آلی در خاک)، نوارهای طیفی ماهواره‌های مختلف مانند لندست، سنتینل، مادیس و تصاویر فراطیفی به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های قوی برای خواص خاک، به ویژه کربن آلی، مواد مغذی و بافت خاک، به کار می‌روند، زیرا نشان‌دهنده میزان تولید زیست‌توده، فعالیت زیستی و تأثیرات فصلی بر خاک هستند (Lamichhane et al., 2019; Khosravani et al., 2024).

پژوهش‌های اولیه در این حوزه با معرفی شاخص NDVI توسط Tucker (۱۹۷۹) آغاز شد که نشان داد این شاخص می‌تواند پوشش گیاهی را به طور مؤثر توصیف کند، هرچند محدود به داده‌های اولیه سنجش از دور بود. Huete و همکاران (۲۰۰۲) با معرفی شاخص EVI، دقت نتایج را نسبت به تغییرات فصلی افزایش دادند و محدودیت‌های NDVI در مناطق با پوشش‌گیاهی متراکم را برطرف کردند. هر دو مطالعه بر سنجش از دور تمرکز داشتند، اما EVI به دلیل کاهش نویز اتمسفری و خاک، دقت بیشتری ارائه می‌دهد. مطالعات اخیر نشان‌دهنده پیشرفت‌های قابل توجه در بهره‌گیری از قدرت تفکیک مکانی بالا هستند. Lamichhane و همکاران (۲۰۱۹) گزارش کردند که شاخص‌های پوشش‌گیاهی با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متری (مانند سنتینل-۲) دقت پیش‌بینی کربن آلی خاک را تا ۲۵ درصد بهبود می‌بخشد، زیرا تغییرات فصلی و

محلی را بهتر ثبت می‌کند. این مطالعه با پوشش گسترده خود، نقطه قوت عمده‌ای دارد، اما عدم تحلیل عمیق مدل‌های خاص، ضعف آن است. Khosravani و همکاران (۲۰۲۴) با ترکیب NDVI و EVI در قدرت تفکیک مکانی بالا با مدل‌های رقومی ارتفاعی، ضریب تعیین پیش‌بینی کربن آلی خاک را به ۰/۸۲ رساندند و نشان دادند که قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر (مانند ۱ کیلومتر) در مناطق کشاورزی تا ۱۸ درصد خطا ایجاد می‌کند. یافته‌های این پژوهش بر تعاملات اقلیمی- توپوگرافیکی تأکید دارد. در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران، پوشش‌گیاهی پراکنده و فصلی است و مطالعات Garosi و همکاران (۲۰۲۲) نشان دادند که قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متری لندست برای پیش‌بینی سیلت (ضریب تعیین ۰/۷۴) بهینه است. این مقایسه حاکی از آن است که قدرت تفکیک مکانی بالا برای ثبت تغییرات فصلی و پوشش کم ضروری است، در غیر این صورت دقت پیش‌بینی مواد آلی به طور قابل توجهی کاهش می‌یابد.

بررسی مطالعات نشان می‌دهد که قدرت تفکیک مکانی بالا (۱۰ تا ۳۰ متر) در ثبت تغییرات محلی و فصلی پوشش‌گیاهی، دقت پیش‌بینی خواص خاک، به ویژه کربن آلی و مواد مغذی و بافت را به طور معناداری افزایش می‌دهد. این افزایش دقت ناشی از توانایی بهتر در شناسایی الگوهای میکروتوپوگرافیکی، تغییرات فصلی زیست‌توده و تعاملات پیچیده بین موجودات زنده و توپوگرافی است که در قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر (مانند ۱۰۰ متر یا بیشتر) به دلیل صاف‌سازی بیش از حد و از دست رفتن جزئیات محلی، منجر به خطای نظام‌دار و کاهش قابلیت تعمیم‌پذیری مدل‌ها می شود. در اکوسیستم‌های متنوع، به ویژه مناطق خشک و نیمه‌خشک، جایی که پوشش‌گیاهی پراکنده و فصلی است، قدرت تفکیک مکانی بالا امکان تشخیص دقیق‌تر تأثیرات محلی (مانند پوشش‌گیاهی محدود در دره‌ها یا تپه‌ها) را فراهم می‌کند و به کاهش عدم قطعیت مدل‌ها کمک می‌نماید.

با این حال، اهمیت قدرت تفکیک مکانی در این بخش محدود به افزایش دقت عددی نیست. این عامل به عنوان ابزاری کلیدی برای کاهش عدم قطعیت مدل‌ها، افزایش قابلیت تعمیم‌پذیری و حمایت از سیاست‌گذاری‌های زیست‌محیطی و کشاورزی پایدار عمل می‌کند. در مناطق حساس مانند ایران، انتخاب قدرت تفکیک مکانی مناسب باید بر اساس پیچیدگی اکوسیستم، اهداف مدل و محدودیت‌های محاسباتی انجام شود. قدرت تفکیک مکانی بسیار بالا ممکن است نویز را افزایش دهد، در حالی که قدرت تفکیک مکانی پایین جزئیات حیاتی را از دست می‌دهد. در نهایت، قدرت تفکیک مکانی در پارامتر "موجودات زنده" مدل SCORPAN، نه تنها به بهبود محلی نقشه‌برداری محدود نمی‌شود، بلکه پایه‌ای برای مدل‌سازی پایدار اکوسیستم‌ها و سیاست‌گذاری‌های مبتنی بر شواهد در مواجهه با تغییرات اقلیمی و فشارهای انسانی فراهم می‌کند.

متغیرهای مواد مادری و زمین‌شناسی

در مدل مفهومی SCORPAN، عامل «مواد مادری» به منبع اولیه مواد تشکیل‌دهنده خاک اشاره دارد و نقش تعیین‌کننده‌ای در شیمی، بافت، ظرفیت نگهداری آب و فرآیندهای اولیه هوازدگی خاک ایفا می‌کند. این عامل شامل انواع سنگ مادر، ترکیبات معدنی، داده‌های ژئوشیمیایی و ویژگی‌های سنگ‌شناسی است. این متغیرها پایه‌ای برای خواص شیمیایی و فیزیکی خاک فراهم می‌کنند و در مناطق با تنوع سنگی بالا (مانند مناطق آتشفشانی و رسوبی) نقش کلیدی در نقشه‌برداری رقومی خاک دارند. مطالعات نشان می‌دهند که قدرت تفکیک مکانی متغیرهای مواد مادری تأثیر مستقیم بر دقت پیش‌بینی خواص خاک دارد، به‌ویژه در مناطقی که شیمی خاک به شدت به ترکیب سنگ مادر وابسته است. Bui و همکاران (۲۰۰۶) در استرالیا نشان دادند که نقشه‌های سنگ‌شناسی با قدرت تفکیک مکانی ۱۰۰ متری، دقت پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) را تا ۲۰ درصد بهبود می‌بخشد، زیرا روابط ژئوشیمیایی را دقیق‌تر توصیف می‌کند. با این حال، این مطالعه به دلیل تمرکز بر داده‌های قدیمی و محدود به یک منطقه خاص، قابلیت تعمیم‌پذیری کمتری دارد. در مقایسه، Rossel و همکاران (۲۰۱۵) در استرالیا با استفاده از قدرت تفکیک مکانی ۹۰ متری برای مواد مادری، ضریب تعیین ۰/۷۰ را گزارش کردند. این پژوهش با تمرکز بر نقشه‌برداری سه‌بعدی، پیشرفت قابل توجهی نسبت به مطالعه قبلی نشان می‌دهد و بر اهمیت ادغام مواد مادری با سایر پارامترهای مدل SCORPAN تأکید دارد. Gibson و همکاران (۲۰۲۱) در ایالات متحده، قدرت تفکیک مکانی متغیرهای زمین‌شناسی را بهینه‌سازی کردند و دقت پیش‌بینی pH خاک را تا ۸۰ درصد افزایش دادند. این مطالعه کاربردی‌تر است و بر تعادل بین قدرت تفکیک مکانی و هزینه محاسباتی تمرکز دارد. با این حال، Nussbaum و همکاران (۲۰۱۸) با بررسی متغیرهای محیطی نامعتبر، نشان دادند که داده‌های ناقص یا قدرت تفکیک مکانی نامناسب ماده مادری، دقت کلی را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد و نیاز به اعتبارسنجی دقیق را برجسته می‌کند. Fan و همکاران (۲۰۲۲) نیز با رویکرد شباهت محدوده‌های جغرافیایی، متغیرهای زمین‌شناسی را کلیدی دانستند و تأکید کردند که قدرت تفکیک مکانی متوسط (۹۰ تا ۱۰۰ متر) در بسیاری از

موارد کافی است، اما در مناطق با پیچیدگی ماده مادری، قدرت تفکیک مکانی بالاتر ضروری است. در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران که مواد مادری اغلب رسوبی یا آبرفتی هستند و شورشدن و فرسایش غالب است، Zeraatpisheh و همکاران (۲۰۲۳) نشان دادند که قدرت تفکیک مکانی متوسط برای نقشه‌های زمین‌شناسی کافی است، اما ترکیب آن با قدرت تفکیک مکانی بالاتر توپوگرافی، دقت را در شرایط شور شدن افزایش می‌دهد. این یافته با مطالعات جهانی همخوانی دارد و بر اهمیت ادغام مواد والدی با سایر عوامل SCORPAN (مانند توپوگرافی و اقلیم) تأکید می‌کند (Hengle et al., 2018; Nussbaum et al., 2018; Kasraei et al., 2024). در واقع، ادغام متغیرهای مواد مادری با عوامل توپوگرافی و اقلیمی نه‌تنها دقت پیش‌بینی خواص خاک را افزایش می‌دهد، بلکه قابلیت تعمیم‌پذیری مدل‌ها را در اکوسیستم‌های متنوع، به ویژه مناطق خشک و نیمه‌خشک، بهبود می‌بخشد. این رویکرد چندعاملی، خطاهای ناشی از تک‌بعدی بودن را کاهش می‌دهد و به درک جامع‌تری از فرآیندهای خاک‌سازی منجر می‌شود.

متغیرهای مواد مادری پایه‌ای برای خواص شیمیایی و فیزیکی خاک هستند. نقشه‌های زمین‌شناسی سنتی معمولاً به صورت پلی‌گونال و در مقیاس‌های ۱:۲۵۰۰۰ تا ۱:۱۰۰۰۰۰۰ تهیه می‌شوند. مطالعات نشان می‌دهد که مقیاس نقشه زمین‌شناسی تأثیر قابل توجهی بر دقت پیش‌بینی دارد. نقشه‌های با مقیاس دقیق‌تر (مانند ۱:۲۵۰۰۰) جزئیات بیشتری ارائه می‌دهند، اما در مناطق با تنوع لیتولوژیکی بالا، حتی این مقیاس‌ها ممکن است ناکافی باشند (Bui et al., 2006; Nussbaum et al., 2018). در سال‌های اخیر، استفاده از داده‌های سنجش از دور (مانندتصاویر ماهواره Sentinel-2) برای استخراج شاخص‌های مواد مادری (مانند شاخص‌های معدنی و لیتولوژیکی) در رزولوشن‌های ۱۰ تا ۲۰ متر، دقت نقشه‌برداری رقومی خاک، به‌ویژه در پیش‌بینیpH ، CECو عناصر غذایی را به‌طور معناداری بهبود بخشیده است (Fan et al., 2022). همچنین، داده‌های رادیومتری (گاما–رادیومتری) که غلظت پتاسیم، اورانیوم و توریم را اندازه‌گیری می‌کنند، اطلاعات ارزشمندی در مورد ترکیب معدنی مواد مادری و بافت خاک فراهم می‌کنند و به‌عنوان متغیرهای قدرتمند در مدل‌های DSM عمل می‌کنند (O'Leary et al., 2022; Richer-de-Forges et al., 2023). در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران که مواد مادری اغلب رسوبی یا آبرفتی هستند و پدیده شورشدن غالب است، ترکیب نقشه‌های زمین‌شناسی سنتی با داده‌های سنجش از دور و رادیومتری (در رزولوشن بالاتر) دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد (Zeraatpisheh et al., 2023). تحلیل مطالعات نشان می‌دهد که قدرت تفکیک مکانی متوسط (۹۰ تا ۱۰۰ متر) در بسیاری از موارد کافی است، اما در مناطق با تنوع سنگ‌شناسی بالا یا فرآیندهای پیچیده، ادغام داده‌های با رزولوشن بالاتر ضروری است.

متغیرهای سن خاک و موقعیت مکانی

در مدل مفهومی SCORPAN، دو عامل سن خاک و موقعیت مکانی نقش مکمل و حیاتی در توصیف توزیع مکانی خواص خاک ایفا می‌کنند. عامل سن خاک به زمان و تاریخچه تحول خاک اشاره دارد و فرآیندهای طولانی‌مدت پدوژنیک مانند هوازدگی، رسوب‌گذاری و تجمع مواد آلی را پوشش می‌دهد، در حالی که عامل موقعیت مکانی بر الگوهای فضایی و روابط همسایگی تأکید دارد و امکان مدل‌سازی فضایی را فراهم می‌آورد. متغیرهای مرتبط با سن خاک عمدتاً شامل شاخص‌های زمانی و متغیرهای تاریخی هستند که سن زمین‌شناسی یا دوره‌های رسوب‌گذاری، تاریخ کاربری زمین (شامل تغییرات زمانی مانند تبدیل جنگل به کشاورزی یا شهری سازی) و متغیرهایی مانند عمق کربناته‌شدن، عمق لایه‌های پدوژنیک (مانند لایه گچ‌دار) و شاخص‌های پالئوسول را در بر می گیرند. این متغیرها فرآیندهای طولانی‌مدت تحول خاک را توصیف می‌کنند و در مناطقی با تاریخچه زمین‌شناسی پیچیده (مانند فلات‌های قدیمی یا مناطق پساتکتونیکی) نقش کلیدی دارند.

متغیرهای موقعیت مکانی نیز شامل مختصات مکانی (جغرافیایی یا متریک)، فاصله از ویژگی‌های جغرافیایی (مانند فاصله از رودخانه‌ها، جاده‌ها، خطوط گسل یا مراکز شهری)، نقشه‌های کاربری زمین و پوشش زمین با قدرت تفکیک مکانی متنوع و شاخص‌های فضایی پیشرفته مانند خروجی‌های مدل‌های پارامتریک یا غیرپارامتریک مانند یادگیری ماشین برای مدل‌سازی هستند. این متغیرها امکان ثبت الگوهای فضایی و روابط همسایگی را فراهم می کنند و در مدل‌های هیبرید (مانند Regression Kriging) نقش محوری دارند.

مطالعات نشان می‌دهند که ادغام این دو عامل دقت نقشه‌برداری رقومی خاک را به طور قابل توجهی افزایش می‌دهد، زیرا سن خاک روندهای طولانی‌مدت و موقعیت مکانی الگوهای کوتاه‌مدت را توصیف می‌کنند.Piedallu و همکاران (۲۰۲۲) در فرانسه نشان دادند که قدرت تفکیک مکانی بهینه برای نقشه‌های ویژگی‌های خاک بسته به وسعت جغرافیایی و مکان متفاوت است و استفاده از متغیرهای موقعیت مکانی (مانند فاصله از ویژگی‌ها) در مقیاس محلی دقت را بهبود می‌بخشد، اما در مقیاس بزرگ،

متغیرهای سن خاک (مانند تاریخ کاربری) غالب هستند. Chen و همکاران (۲۰۲۲) با مدل‌های هیبرید، مانند ترکیب کریجینگ و جنگل تصادفی، نشان دادند که ادغام مختصات جغرافیایی و شاخص‌های فضایی، دقت پیش‌بینی خواص خاک را در مقیاس وسیع افزایش می‌دهد و خطای باقی‌مانده را کاهش می‌دهد. Zhu و همکاران (۲۰۰۱) با رویکرد منطق فازی بر نقش متغیرهای سن مانند عمق کربناته‌شدن تأکید کردند، اما مطالعات جدیدتر مانند Nussbaum و همکاران (۲۰۱۸) با بررسی مجموعه بزرگ متغیرهای محیطی، نشان دادند که عامل موقعیت مکانی که اغلب از طریق نقشه‌های کاربری زمین و پوشش‌زمین با قدرت تفکیک مکانی متنوع یا شاخص‌های فضایی دیگر مدل‌سازی می‌شود، در مدل‌های یادگیری ماشین کلیدی است و عدم توجه به آن دقت پیش‌بینی را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد. برای مثال، Zeraatpisheh و همکاران (۲۰۲۳) در مناطق نیمه‌خشک ایران با استفاده از متغیرهای سن مانند عمق کربناته‌شدن و سن رسوبی، نشان دادند که ادغام این متغیرها با قدرت تفکیک مکانی متوسط (۲۰ تا ۵۰ متر) دقت پیش‌بینی ذخیره کربن آلی خاک را تا ۱۵ درصد بهبود می‌بخشد، زیرا فرآیندهای طولانی‌مدت تجمع کربن در خاک‌های قدیمی‌تر را دقیق‌تر مدل‌سازی می‌کند. Khosravani و همکاران (۲۰۲۴) در جنوب غربی ایران نیز با بررسی تاریخ کاربری زمین به عنوان متغیر سن، گزارش کردند که این متغیر در ترکیب با توپوگرافی، خطای پیش‌بینی خواص شیمیایی خاک (مانند pH و هدایت الکتریکی) را کاهش می‌دهد، به ویژه در خاک‌های آبرفتی نیمه‌خشک که تغییرات تاریخی کاربری (مانند کشاورزی سنتی) شور شدن را تشدید کرده است.

در مناطق خشک و نیمه‌خشک نرخ هوازدگی پایین و تأثیرات تاریخی (مانند رسوب‌گذاری و فرسایش) غالب است. بررسی‌ها نشان می‌دهند که متغیرهای سن (مانند سن زمین‌شناسی، عمق کربناته شدن و تاریخ کاربری زمین) در این مناطق حساس، دقت مدل‌های نقشه‌برداری رقومی خاک را افزایش می‌دهند، زیرا الگوهای فضایی- زمانی را بهتر توصیف می‌کنند. همچنین، Kasraei و همکاران (۲۰۲۴) در یک مطالعه نظری-کاربردی، اهمیت متغیرهای سن مانند سن زمین‌شناسی را در بهینه‌سازی متغیرهای محیطی برای نقشه‌برداری خاک در مناطق خشک برجسته کردند و نشان دادند که عدم توجه به عامل سن منجر به افزایش واریانس تبیین نشده[20] بین ۱۰ تا ۲۰ درصد می‌شود. این مطالعات بیانگر این مطلب هستند که در اکوسیستم‌های پیچیده، مانند مناطق خشک و نیمه‌خشک، عامل سن خاک برای مدل‌سازی فرآیندهای کند هوازدگی و تجمع لایه‌های تشخیصی (مانند لایه‌های کربناته یا گچی) حیاتی است، در حالی که موقعیت مکانی برای ثبت تأثیرات انسانی (مانند تغییرات کاربری زمین) و الگوهای فضایی فرسایش یا شور شدن ضروری است. این ادغام نه تنها خطاهای نظام‌دار ناشی از تک‌بعدی بودن مدل‌ها را کاهش می‌دهد، بلکه قابلیت تفسیر مدل‌ها را افزایش می‌دهد و به درک بهتر تعاملات زمانی – مکانی در خاک‌سازی کمک می‌کند. با این حال، چالش‌های اصلی شامل کمبود داده‌های تاریخی دقیق برای متغیرهای سن (مانند سری‌های زمانی طولانی کاربری زمین)، محدودیت‌های قدرت تفکیک مکانی نقشه‌های کاربری و پوشش‌زمین (اغلب ۳۰۰ متر یا پایین‌تر) و پیچیدگی محاسباتی در مدل‌سازی فضایی است که می‌تواند منجر به بیش برازش یا افزایش خطا شود. فرصت‌های پیش رو شامل بهره‌گیری از داده‌های پویای سنجش از دور مانند سری های زمانی تصاویر ماهواره‌ای، ادغام با مدل‌های یادگیری عمیق برای استخراج ویژگی‌های فضایی- زمانی و استفاده از پایگاه‌های داده جهانی مانند SoilGrids برای پر کردن شکاف‌های داده‌ای است. این رویکردها می‌توانند دقت محلی را در مناطق حساس افزایش دهند و پایه‌ای محکم برای سیاست‌گذاری‌های مدیریت پایدار خاک، مقابله با تخریب و تغییرات اقلیمی فراهم کنند. در نهایت، این دو متغیر نه‌تنها مکمل سایر اجزای مدل SCORPAN هستند، بلکه ضرورت گذار از مدل‌های ایستا به مدل‌های دینامیک زمانی – مکانی را برجسته می‌سازند تا نقشه‌برداری رقومی خاک به ابزاری کارآمدتر برای چالش‌های جهانی تبدیل شود.

پیشرفت‌های اخیر در یادگیری ماشین و رویکردهای چندمقیاسی در نقشه‌برداری رقومی خاک

در سال‌های اخیر پیشرفت‌های چشم‌گیری در کاربرد یادگیری عمیق و رویکردهای چندمقیاسی برای نقشه‌برداری رقومی خاک مشاهده شده است. این پیشرفت‌ها نه تنها دقت پیش‌بینی خواص خاک مانند کربن آلی خاک، بافت خاک و رطوبت را افزایش داده‌اند، بلکه چالش‌های کلیدی مانند ناهماهنگی مقیاس متغیرهای محیطی، بیش‌برازش در قدرت تفکیک مکانی بالا و کمبود داده‌های برچسب‌دار[21] را به‌طور مؤثری مدیریت می‌کنند (Bohn and Miller, 2025). برخلاف مدل‌های سنتی مانند جنگل تصادفی یا

20 - Unexplained Variance
21 Labeled data

QRF[۲۲] که اغلب بر متغیرهای تک‌مقیاسی یا نقطه‌ای تمرکز دارند، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی پیچشی، ResNet و Transformer امکان استخراج سلسله‌مراتبی ویژگی‌های چندمقیاسی را مستقیماً از داده‌های رستری فراهم می‌آورند و روابط غیرخطی پیچیده را در مقیاس‌های محلی تا جهانی بهتر مدل‌سازی می‌کنند (Reddy and Gopinath, 2025). بررسی مطالعات نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی پیچشی چندمقیاسی و هیبرید عملکرد برتر نسبت به مدل‌های سنتی دارند. برای مثال، مدل‌های مبتنی بر ResNet با مکانیسم‌های attention یا Transformer (مانند Swin Transformer) ویژگی‌های محلی (micro-patterns) و جهانی (macro-patterns) را هم‌زمان استخراج می کنند و دقت پیش‌بینی بافت خاک را در اکوسیستم‌های ناهمگن به‌طور معنادار افزایش می‌دهند، در حالی که نویز ناشی از ناهماهنگی مقیاس را کاهش می‌دهند (Reddy and Gopinath, 2025). همچنین، مدل‌های شبکه عصبی پیچشی سه بعدی برای نقشه‌برداری سه‌بعدی خواص خاک (مانند توزیع ذرات در عمق) توسعه یافته‌اند که روابط عمودی– افقی را به‌طور همزمان مدل‌سازی کرده و خطاهای نظام‌دار ناشی از ساده‌سازی لایه‌های عمقی را کاهش می‌دهند (Ließ and Sakhaee, 2024).

در حوزه متغیرهای زمانی، ادغام QRF با سری‌های زمانی سنجش از دور مانند Sentinel-2 عدم قطعیت را از طریق توزیع چندک‌ها مدیریت کرده و پیش‌بینی کربن آلی خاک را در دوره‌های چندساله، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک که تغییرات فصلی غالب است، بهبود می‌بخشد (Tian et al., 2025). علاوه بر این، رویکردهای یادگیری خودنظارتی (SSL)[۲۳] مبتنی بر Transformerمانند SSL-SoilNet با بهره‌گیری از داده‌های بدون برچسب، قابلیت تعمیم‌پذیری مدل‌ها را در مقیاس بزرگ افزایش داده و عملکرد را نسبت به روش‌های نظارت‌شده سنتی برتر ساخته‌اند (Kakhani et al., 2024). از منظر تحلیلی، این پیشرفت‌ها چالش‌های سنتی نقشه برداری رقومی خاک را به‌طور اساسی تغییر می‌دهند. مدل‌های چند مقیاسی ناهماهنگی مقیاس را از طریق استخراج پویا ویژگی‌ها برطرف می‌کنند، در حالی که رویکردهای یادگیری خود نظارتی نیاز به داده‌های برچسب‌دار حجیم را کاهش می‌دهد و مدل‌ها را در برابر نویز و صاف‌سازی بیش از حد مقاوم‌تر می‌سازد. با این حال، چالش‌هایی مانند هزینه محاسباتی بالا و نیاز به داده‌های آموزشی بزرگ همچنان وجود دارد که تحقیقات آینده باید بر مدل‌های سبک‌تر هیبرید و ادغام فیزیک محور تمرکز کند. در نهایت، این رویکردها نه تنها دقت محلی را در مناطق پیچیده مانند مناطق نیمه‌خشک ارتقا می‌دهند، بلکه به سمت نقشه‌برداری رقومی پویا، سه‌بعدی و پایدار حرکت می‌کنند که با اهداف جهانی مانند ذخیره کربن خاک و کشاورزی دقیق همخوانی دارد.

هرچند تمرکز این مرور بر مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند ایران ناشی از حساسیت بالای این اکوسیستم‌ها به قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی به‌دلیل الگوهای خرداقلیمی، پوشش‌گیاهی پراکنده و فرآیندهای فرسایشی است، مطالعات در اکوسیستم‌های مرطوب، معتدل و دشت‌های کم ارتفاع نشان می دهند که توصیه‌های قدرت تفکیک مکانی اغلب متفاوت است. برای مثال، در مناطق دشت‌های کم ارتفاع با توپوگرافی ملایم، مانند دشت‌های کشاورزی اروپا یا کانادا، قدرت تفکیک مکانی متوسط تا پایین متغیرهای رقومی ارتفاعی (۳۰ تا ۹۰ متر) اغلب کافی است و قدرت تفکیک مکانی بسیار بالا ممکن است منجر به نویز یا بیش برازش شود، زیرا تغییرات میکروتوپوگرافی کمتر غالب هستند (Adeniyi et al., 2024). در مقابل، در اکوسیستم‌های مرطوب یا جنگلی (مانند مناطق معتدل اروپا یا آمریکای شمالی)، متغیرهای سنجش از دور با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ تا ۳۰ متر برای ثبت تغییرات پوشش‌گیاهی متراکم مفیدتر عمل می‌کنند، اما نیاز به قدرت تفکیک مکانی بسیار بالا برای توپوگرافی کمتر است (Stumpf et al., 2024). این مقایسه نشان می‌دهد که انتخاب قدرت تفکیک مکانی باید تطبیقی و وابسته به پیچیدگی چشم‌انداز باشد.

بحث و تحلیل یافته‌ها

نقشه‌برداری رقومی خاک به عنوان یک رویکرد داده محور و مبتنی بر مدل‌های آماری و یادگیری ماشین، وابستگی شدیدی به کیفیت و ویژگی‌های متغیرهای محیطی دارد. در میان این ویژگی‌ها، قدرت تفکیک مکانی یکی از عوامل تعیین‌کننده در دقت، قابلیت تعمیم‌پذیری و تفسیرپذیری مدل‌ها است. قدرت تفکیک مکانی نه تنها بر ثبت جزئیات محلی الگوهای خاک‌سازی تأثیر می‌گذارد، بلکه بر تعادل بین دقت پیش‌بینی، حجم داده، هزینه محاسباتی و کارایی عملی مدل‌ها نیز نقش کلیدی ایفا می‌کند. بررسی مطالعات نشان می‌دهد که انتخاب نادرست قدرت تفکیک مکانی می‌تواند منجر به خطاهای نظام‌دار، صاف‌سازی بیش از حد،

[22] Quantile Regression Forest
[23] Self-Supervised Learning

از دست رفتن جزئیات خرد مقیاس و افزایش واریانس تبیین نشده شود که این امر دقت کلی مدل‌های تهیه نقشه رقومی خاک را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد. اهمیت قدرت تفکیک مکانی از جنبه‌های متعدد ناشی می‌شود. نخست، در اکوسیستم‌های پیچیده و ناهمگن، مانند مناطق کوهستانی، نیمه‌خشک، قدرت تفکیک مکانی بالا امکان ثبت دقیق تغییرات محلی فرآیندهای خاک‌سازی مانند فرسایش، تجمع رسوبات، توزیع رطوبت و فعالیت بیولوژیکی را فراهم می‌کند. این دقت محلی برای کاربردهای عملی مانند مدیریت دقیق کشاورزی، ارزیابی ریسک فرسایش و مدل‌سازی ذخیره کربن خاک ضروری است؛ زیرا الگوهای خردمقیاس اغلب عامل غالب در توزیع خواص خاک هستند. دوم، در مقیاس‌های وسیع (منطقه‌ای یا جهانی)، قدرت تفکیک مکانی پایین‌تر تعادل مناسبی بین دقت کلی و کارایی محاسباتی برقرار می‌کند؛ زیرا حجم داده‌های حجیم را مدیریت‌پذیر می‌سازد و امکان پردازش در پلتفرم‌های ابری را فراهم می‌کند. با این حال، این رویکرد در مناطق با تنوع بالا می‌تواند منجر به بیش برازش شود و جزئیات کلیدی را از دست بدهد که این امر بر قابلیت اعتماد مدل‌های جهانی مانند تأثیر منفی می‌گذارد.

یکی از چالش‌های اصلی در نقشه‌برداری رقومی خاک، ناهماهنگی مقیاس بین متغیرهای محیطی با قدرت تفکیک مکانی متفاوت (مانند DEM ۱۰ متر در مقابل داده‌های اقلیمی با قدرت تفکیک مکانی یک کیلومتر) است که می‌تواند منجر به خطاهای نظام‌دار، کاهش دقت پیش‌بینی و افزایش عدم قطعیت شود (Newman et al., 2023). راه‌حل‌های عملی پیشنهادی شامل ریز مقیاس سازی یا درشت مقیاس سازی (مانند استفاده از هرم گوسی برای تجزیه و ترکیب مقیاس‌ها)، هماهنگ‌سازی داده‌ها مانند ادغام و همسان‌سازی اندازه پیکسل‌ها از طریق درون‌یابی یا میانگین وزنی و رویکردهای چندمقیاسی است که ویژگی‌های محلی و جهانی را همزمان استخراج می‌کنند و ناهماهنگی را کاهش می‌دهند (Radočaj et al., 2022; Tahmouresi et al., 2024).

علاوه بر ناهماهنگی مقیاس، یکی از محدودیت‌های مهم که اغلب با اثر قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی درهم تنیده است، تعداد، تراکم و طرح نمونه‌برداری مشاهدات صحرایی است. کاهش کارایی مدل‌ها را نمی‌توان صرفاً به رزولوشن متغیرهای کمکی نسبت داد، زیرا تراکم پایین نقاط نمونه‌برداری و طرح‌های نمونه‌برداری نامناسب نیز سهم قابل توجهی در افزایش عدم قطعیت و کاهش دقت پیش‌بینی دارند (Piedallu et al., 2022; Miller et al., 2022).

در بسیاری از مطالعات، حتی زمانی که متغیرهای محیطی با رزولوشن بالا استفاده می‌شوند، اگر تراکم مشاهدات صحرایی ناکافی باشد (به‌ویژه در مقیاس‌های وسیع یا مناطق ناهموار و دورافتاده)، مدل‌ها قادر به یادگیری الگوهای پیچیده محلی نخواهند بود و خطای تعمیم‌پذیری افزایش می‌یابد. این مسئله در ایران، به دلیل گستردگی مناطق خشک و نیمه‌خشک و دشواری نمونه‌برداری، اهمیت دوچندان پیدا می‌کند؛ بنابراین، بهینه‌سازی همزمان قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی با طراحی مناسب طرح ضروری است تا بتوان اثر واقعی قدرت تفکیک مکانی متغیرهای محیطی را به درستی ارزیابی کرد.

قدرت تفکیک مکانی پایین اغلب باعث صاف‌سازی بیش از حد الگوهای محلی و کاهش واریانس واقعی می‌شود، در حالی که قدرت تفکیک مکانی بسیار بالا می‌تواند منجر به نویز و بیش برازش، به‌ویژه در مدل‌های پیچیده یادگیری ماشین، شود (Piikki et al., 2021)؛ بنابراین ارزیابی عدم قطعیت و شناسایی خطاهای مقیاسی امری ضروری است و اعتبار سنجی بایستی با داده‌های مستقل در قدرت تفکیک‌های مکانی مختلف انجام شود تا تأثیر نویز و صاف‌سازی بیش از حد ارزیابی شود.

از سوی دیگر، فرصت‌های پیش رو شامل پیشرفت‌های فناوری سنجش از دور (مانند Sentinel-2 با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متری، TanDEM-X برای DEM های دقیق و داده‌های پهپادی) و الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند مدل‌های چندمقیاسی است که امکان بهینه‌سازی پویای قدرت تفکیک مکانی را فراهم می کنند. این پیشرفت‌ها توانمندی کاربران، از پژوهشگران خاک‌شناسی تا مدیران منابع طبیعی و سیاست‌گذاران را افزایش می‌دهد و امکان تولید نقشه‌های خاک با دقت محلی در مقیاس جهانی را میسر می سازد. کاربران با دسترسی به پلتفرم‌های ابری مانند گوگل ارث انجین می‌توانند داده‌های با قدرت تفکیک مکانی متنوع را ادغام کنند و مدل‌های ترکیبی بسازند که هم دقت محلی و هم کارایی جهانی را داشته باشند. در نهایت، قدرت تفکیک مکانی به عنوان یک پارامتر بنیادین در نقشه برداری رقومی خاک، فراتر از یک ویژگی فنی، به عنوان پلی بین مقیاس‌های خرد و کلان عمل می‌کند و بر کیفیت تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر خاک تأثیر مستقیم دارد. انتخاب بهینه این پارامتر نه تنها دقت علمی مدل‌ها را تضمین می‌کند، بلکه به مدیریت پایدار منابع خاک، مقابله با تغییرات اقلیمی و امنیت غذایی کمک می‌نماید. با توجه به چالش‌های موجود، روند پژوهشی باید به سمت رویکردهای تطبیقی و چندمقیاسی گرایش یابد تا شکاف‌های فعلی پر شود و نقشه برداری رقومی خاک به ابزاری کارآمدتر برای

چالش‌های جهانی تبدیل گردد. در پایان بر اساس منابع مورد مطالعه و ارزیابی نتایج آنها (جدول ۳) تهیه گردید. در این جدول پیشنهادهای بهینه برای قدرت تفکیک مکانی ویژگی‌های مدل SCORPAN در زیست‌بوم‌های مختلف ارائه شده است.

جدول ۳- توصیه‌های بهینه قدرت تفکیک مکانی عوامل مدل SCORPAN در اکوسیستم‌های مختلف

Table 1. Optimal Recommendations for the Spatial Resolution of SCORPAN Model Factors Across Different Ecosystems

پارامترهای مدل مفهومی اسکورپان CORPAN conceptual model component	توضیح مختصر Brief description	توصیه قدرت تفکیک مکانی در مناطق خشک - نیمه‌خشک (کوهستانی - ناهموار) Recommended Spatial Resolution in Arid–Semi-Arid Regions (Mountainous–Undulating)	توصیه قدرت تفکیک مکانی در مناطق مرطوب - معتدل (دشت‌های کم ارتفاع) Recommended Spatial Resolution in Humid–Temperate Regions (Lowland Plains)	منابع Sources
خواص خاک (S) Soil properties	داده‌های نقطه‌ای یا لایه‌های خاک قبلی Point soil data or previous soil layers	نقطه‌ای یا ۳۰ تا ۹۰ متر (ادغام با DEM دارای قدرت تفکیک مکانی) Point or 30-90 m (integration with DEM having suitable spatial resolution)	۹۰ تا ۲۵۰ متر (کافی برای لایه‌های سطحی) 90-250 m (adequate for surface layers)	Garosi et al., 2022; Zeraatpisheh et al., 2023
اقلیم (C) Climate	بارش، دما، تبخیر Precipitation, temperature, evapotranspiration	≥۲۵۰ متر (برای خرداقلیم و تعاملات محلی) ≤ 250 m (for local microclimates and interactions)	۵۰۰ تا ۱۰۰۰ متر (در مقیاس جهانی/ منطقه‌ای) 500–1000 m (regional/global scale)	Hengl et al., 2017; Lamichhane et al., 2019
موجودات زنده (O) Organisms	شاخص‌های گیاهی مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای Vegetation indices extracted from satellite imagery	۱۰ تا ۳۰ متر (برای پوشش پراکنده و فصلی) 10-30 m (for sparse and seasonal vegetation cover)	۳۰ تا ۹۰ متر (برای پوشش متراکم) 30-90 m (for dense vegetation cover)	Khosravani et al., 2024; Tziolas et al., 2024
توپوگرافی (R) Relife	مشتقات حاصل از DEM Covareiates derived from DEM	۱ تا ۳۰ متر (برای شاخص‌های ژئومورفومتریک پیشرفته) 1-30 m (for advanced geomorphometric indices)	۳۰ تا ۹۰ متر (در دشت‌ها، جلوگیری از بیش‌برازش) 30-90 m (in plains to avoid overfitting)	Smith et al., 2006; Cavazzi et al., 2013
مواد مادری- زمین شناسی (P) Parent materials	نقشه‌های سنگ‌شناسی Geological maps	۹۰ تا ۱۰۰ متر (ترکیب با توپوگرافی با قدرت تفکیک مکانی بالا در تنوع بالا) 90-100 m (combined with topography in high-diversity areas)	۹۰ تا ۲۵۰ متر (کافی در مناطق یکنواخت) 90-250 m (adequate in homogeneous regions)	Heung et al., 2016; Nussbaum et al., 2018
سن (A) Age	تاریخ کاربری زمین، عمق لایه‌ها Landuse history, layer depth	۳۰ تا ۹۰ متر (ادغام با سری زمانی پوشش زمین) 30-90 m (integrated with time series of land cover)	۹۰ تا ۲۵۰ متر (کمتر حساس) 90-250 m (less sensitive)	Piedallu et al., 2022
موقعیت مکانی (N) Spatial position	مختصات، فاصله از ویژگی‌ها Coordinates, distance to features	وابسته به سایر عوامل (۱۰ تا ۱۰۰ متر) 10-100 m (depending on other factors)	۱۰۰ تا ۵۰۰ متر 100-500 m	Miller et al., 2022

هرچند (جدول ۳) چارچوب کلی و مقایسه‌ای توصیه‌های قدرت تفکیک مکانی عوامل مدل SCORPAN را در دو دسته اصلی اکوسیستم (خشک-نیمه‌خشک در مقابل مرطوب-معتدل) ارائه می‌دهد، اما کاربرد عملی آن نیازمند تفسیر تطبیقی بر اساس شرایط منطقه‌ای، پیچیدگی چشم‌انداز و مقیاس مورد نظر است. انتخاب نهایی رزولوشن باید به‌صورت موردی و با در نظر گرفتن تعاملات محلی بین عوامل SCORPAN انجام شود.

برای مثال، در دشت‌های خوزستان (مناطق دشت‌های پایین دست با توپوگرافی ملایم، اقلیم خشک تا نیمه‌خشک و مواد مادری آبرفتی)، در مقیاس محلی، استفاده از رزولوشن ۱۰ تا ۳۰ متر برای متغیرهای پوشش گیاهی (Sentinel-2) و DEM با دقت بالا توصیه می‌شود تا تغییرات میکروتوپوگرافی و الگوهای شور شدن به‌خوبی ثبت گردد (Khosravani et al., 2024). در مقیاس منطقه‌ای، رزولوشن ۳۰ تا ۹۰ متر برای متغیرهای توپوگرافی و بیش از ۲۵۰ متر برای متغیرهای اقلیمی تعادل مناسبی بین دقت و هزینه ایجاد می‌کند (Zeraatpisheh et al., 2023). در مقیاس ملی، رزولوشن ۲۵۰ تا ۵۰۰ متر برای داده‌های اقلیمی و ۹۰ متر برای مواد مادری عموماً کافی است (Hengl et al., 2017).

در مقابل، در کوهستان‌های شمال کشور (چشم‌انداز ناهموار، اقلیم مرطوب تا نیمه‌مرطوب با تنوع ارتفاعی و لیتولوژیکی

بالا)، در مقیاس محلی، رزولوشن بسیار بالا (۱ تا ۱۰ متر) برای DEMو شاخص‌های ژئومورفومتریک پیشرفته (مانند TWI و MrVBF) ضروری است (Cavazzi et al., 2013). در مقیاس منطقه‌ای، ترکیب قدرت تفکیک مکانی ۱۰ تا ۳۰ متر برای متغیرهای پستی و بلندی و پوشش گیاهی و ۲۵۰ متر برای اقلیم عملکرد بهتری نشان می‌دهد (Piedallu et al., 2022). در مقیاس ملی، رزولوشن ۳۰ تا ۹۰ متر برای متغیرهای توپوگرافی و ۵۰۰ متر برای متغیرهای اقلیمی تعادل مناسبی فراهم می‌کند (Miller et al., 2022).

این مثال‌ها تأکید می‌کنند که (جدول ۳) یک چارچوب راهنما و تطبیقی است و نه یک تجویز مطلق. انتخاب قدرت تفکیک مکانی باید همواره بر اساس ارزیابی محلی پیچیدگی چشم‌انداز، اهداف نقشه‌برداری (دقت محلی در مقابل پوشش وسیع) و محدودیت‌های عملی (هزینه، حجم داده و ظرفیت محاسباتی) صورت گیرد (Lamichhane et al., 2019). چنین رویکردی، قابلیت تعمیم‌پذیری یافته‌ها را افزایش داده و امکان کاربرد عملی این جدول را در شرایط متنوع جغرافیایی ایران فراهم می‌سازد.

References

1. Adeniyi, O.D., Bature, H. and Mearker, M., 2024. A systematic review on digital soil mapping approaches in lowland areas. *Land*, *13*(3), p.379.
2. Bohn, M.P. and Miller, B.A., 2025. Digital soil mapping via machine learning of agronomic properties for the full soil profile at within-field resolution. *Agronomy Journal*, *117*(5), p.e70144.
3. Bohn, M.P. and Miller, B.A., 2025. Digital soil mapping via machine learning of agronomic properties for the full soil profile at within-field resolution. *Agronomy Journal*, *117*(5), p.e70144.
4. Bui, E.N., Henderson, B.L. and Viergever, K., 2006. Knowledge discovery from models of soil properties developed through data mining. *Ecological Modelling*, *191*(3-4), pp.431-446.
5. Cavazzi, S., Corstanje, R., Mayr, T., Hannam, J. and Fealy, R., 2013. Are fine resolution digital elevation models always the best choice in digital soil mapping?. *Geoderma*, *195*, pp.111-121.
6. Chen, S., Arrouays, D., Mulder, V.L., Poggio, L., Minasny, B., Roudier, P., Libohova, Z., Lagacherie, P., Shi, Z., Hannam, J. and Meersmans, J., 2022. Digital mapping of GlobalSoilMap soil properties at a broad scale: A review. *Geoderma*, *409*, p.115567.
7. Dai, W., Yang, X., Na, J., Li, J., Brus, D., Xiong, L., Tang, G. and Huang, X., 2019. Effects of DEM resolution on the accuracy of gully maps in loess hilly areas. *Catena*, *177*, pp.114-125.
8. Fan, N.Q., Zhao, F.H., Zhu, L.J., Qin, C.Z. and Zhu, A.X., 2022. Digital soil mapping with adaptive consideration of the applicability of environmental covariates over large areas. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 113, p.102986.
9. Fick, S.E. and Hijmans, R.J., 2017. WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *International journal of climatology*, *37*(12), pp.4302-4315.
10. Florinsky, I.V. and Kuryakova, G.A., 2000. Determination of grid size for digital terrain modelling in landscape investigations—exemplified by soil moisture distribution at a micro-scale. *International Journal of Geographical Information Science*, *14*(8), pp.815-832.
11. Garosi, Y., Ayoubi, S., Nussbaum, M. and Sheklabadi, M., 2022. Effects of different sources and spatial resolutions of environmental covariates on predicting soil organic carbon using machine learning in a semi-arid region of Iran. *Geoderma Regional*, *29*, p.e00513.
12. Gibson, A.J., Hancock, G.R., Bretreger, D., Cox, T., Hughes, J. and Kunkel, V., 2021. Assessing digital elevation model resolution for soil organic carbon prediction. *Geoderma*, *398*, p.115106.
13. Grohmann, C.H., Smith, M.J. and Riccomini, C., 2010. Multiscale analysis of topographic surface roughness in the Midland Valley, Scotland. *IEEE Transactions on geoscience and Remote Sensing*, *49*(4), pp.1200-1213.
14. Guo, H., Liu, Z., Jiang, H., Wang, C., Liu, J. and Liang, D., 2017. Big Earth Data: A new challenge and opportunity for Digital Earth's development. *International Journal of Digital Earth*, *10*(1), pp.1-12.
15. Hengl, T., Mendes de Jesus, J., Heuvelink, G.B., Ruiperez Gonzalez, M., Kilibarda, M.,

Blagotić, A., Shangguan, W., Wright, M.N., Geng, X., Bauer-Marschallinger, B. and Guevara, M.A., 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. *PLoS one*, *12*(2), p.e0169748.

16. Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X. and Ferreira, L.G., 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote sensing of environment*, *83*(1-2), pp.195-213.
17. Kakhani, N., Rangzan, M., Jamali, A., Attarchi, S., Alavipanah, S.K., Mommert, M., Tziolas, N. and Scholten, T., 2024. SSL-SoilNet: A hybrid transformer-based framework with self-supervised learning for large-scale soil organic carbon prediction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.
18. Kasraei, B., Schmidt, M.G., Zhang, J., Bulmer, C.E., Filatow, D.S., Pennell, T. and Heung, B., 2024. A framework for optimizing environmental covariates to support model interpretability in digital soil mapping. *Geoderma*, *445*, p.116873.
19. Kaya, F. and Başayığıt, L., 2022, March. The effect of spatial resolution of environmental variables on the performance of machine learning models in digital mapping of soil phosphorus. In *2022 IEEE Mediterranean and Middle-East Geoscience and Remote Sensing Symposium (M2GARSS)* (pp. 169-172). IEEE.
20. Khosravani, P., Baghernejad, M., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Mousavi, S.R., Moosavi, A.A., Fallah Shamsi, S.R., Shokati, H., Kebonye, N.M. and Scholten, T., 2024. Assessing the Role of Environmental Covariates and Pixel Size in Soil Property Prediction: A Comparative Study of Various Areas in Southwest Iran. *Land*, *13*(8), p.1309.
21. 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*, pp.395-413.
22. Ließ, M. and Sakhaee, A., 2024. Deep Learning with a Multi-Task Convolutional Neural Network to Generate a National-Scale 3D Soil Data Product: The Particle Size Distribution of the German Agricultural Soil Landscape. Agriculture, 14(8), p.1230.
23. McBratney, A.B., Santos, M.M. and Minasny, B., 2003. On digital soilmapping. *Geoderma*, *117*(1-2), pp.3-52.
24. Michalopoulou, M., Depountis, N., Nikolakopoulos, K. and Boumpoulis, V., 2022. The significance of digital elevation models in the calculation of LS factor and soil erosion. *Land*, *11*(9), p.1592.
25. Newman, D.R., Saurette, D.D., Cockburn, J.M., Dragut, L. and Lindsay, J.B., 2023. Assessing spatially heterogeneous scale representation with applied digital soil mapping. *Environmental Modelling & Software*, *160*, p.105612.
26. 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), pp.1-22.
27. Oldfield, E.E., Bradford, M.A. and Wood, S.A., 2019. Global meta-analysis of the relationship between soil organic matter and crop yields. *Soil*, *5*(1), pp.15-32.
28. O'Leary, D., Brown, C. and Daly, E., 2022. Digital soil mapping of peatland using airborne radiometric data and supervised machine learning–Implication for the assessment of carbon stock. *Geoderma*, *428*, p.116086.
29. Page, M.J., McKenzie, J.E., Bossuyt, P.M., Boutron, I., Hoffmann, T.C., Mulrow, C.D., Shamseer, L., Tetzlaff, J.M., Akl, E.A., Brennan, S.E. and Chou, R., 2021. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *bmj*, *372*.
30. Piedallu, C., Pedersoli, E., Chaste, E., Morneau, F., Seynave, I. and Gégout, J.C., 2022. Optimal resolution of soil properties maps varies according to their geographical extent and location. *Geoderma*, *412*, p.115723.
31. Piikki, K., Wetterlind, J., Söderström, M. and Stenberg, B., 2021. Perspectives on validation in digital soil mapping of continuous attributes—A review. *Soil Use and Management*, *37*(1), pp.7-21.
32. Preety, K., Prasad, A.K., Varma, A.K. and El-Askary, H., 2022. Accuracy assessment, comparative performance, and enhancement of public domain digital elevation models (ASTER 30 m, SRTM 30 m, CARTOSAT 30 m, SRTM 90 m, MERIT 90 m, and TanDEM-X 90 m) using DGPS. *Remote Sensing*, *14*(6), p.1334.

33. Radočaj, D., Jurišić, M., Antonić, O., Šiljeg, A., Cukrov, N., Rapčan, I., Plaščak, I. and Gašparović, M., 2022. A multiscale cost–benefit analysis of digital soil mapping methods for sustainable land management. *Sustainability*, *14*(19), p.12170.
34. Radočaj, D., Jurišić, M., Rapčan, I., Domazetović, F., Milošević, R. and Plaščak, I., 2023. An independent validation of SoilGrids accuracy for soil texture components in Croatia. *Land*, *12*(5), p.1034.
35. Reddy, N.L. and Gopinath, M.P., 2025. Advanced deep learning framework for soil texture classification. *Scientific Reports*, *15*(1), p.34407.
36. Richer-de-Forges, A.C., Chen, Q., Baghdadi, N., Chen, S., Gomez, C., Jacquemoud, S., Martelet, G., Mulder, V.L., Urbina-Salazar, D., Vaudour, E. and Weiss, M., 2023. Remote sensing data for digital soil mapping in French research—a review. *Remote Sensing*, *15*(12), p.3070.
37. Rocha, J., Duarte, A., Fabres, S., Quintela, A. and Serpa, D., 2022. Influence of DEM resolution on the hydrological responses of a terraced catchment: An exploratory modelling approach. *Remote Sensing*, *15*(1), p.169.
38. Rossel, R.V., Chen, C., Grundy, M.J., Searle, R., Clifford, D. and Campbell, P.H., 2015. The Australian three-dimensional soil grid: Australia's contribution to the GlobalSoilMap project. *Soil Research*, *53*(8), pp.845-864.
39. Safaee, S., 2023. *Influence of Sample Density, Model Selection, Depth, Spatial Resolution, and Land Use on Prediction Accuracy of Soil Properties in Indiana, USA* (Doctoral dissertation, Purdue University).
40. Sediqi, A.S., Naseri, A.K. and Haidari, M.D., 2025. Digital soil mapping: Challenges and future prospects. *ESRJ*, *63*(2), pp.61-67.
41. Setargie, T.A., Tsunekawa, A., Ayehu, N.H. and Tsubo, M., 2022, December. Effect of DEM Resolution on Soil Erosion Estimation and Gully Erosion Susceptibility Prediction. In *AGU Fall Meeting Abstracts* (Vol. 2022, pp. EP55C-0833).
42. Simbahan, G.C. and Dobermann, A., 2006. Sampling optimization based on secondary information and its utilization in soil carbon mapping. *Geoderma*, *133*(3-4), pp.345-362.
43. Smith, M.P., Zhu, A.X., Burt, J.E. and Stiles, C., 2006. The effects of DEM resolution and neighborhood size on digital soil survey. *Geoderma*, *137*(1-2), pp.58-69.
44. Stumpf, F., Behrens, T., Schmidt, K. and Keller, A., 2024. Exploiting soil and remote sensing data archives for 3D mapping of multiple soil properties at the Swiss national scale. *Remote Sensing*, *16*(15), p.2712.
45. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Minasny, B., Toomanian, N., Zeraatpisheh, M., Amirian-Chakan, A. and Triantafilis, J., 2019. Digital mapping of soil classes using ensemble of models in Isfahan region, Iran. *Soil Systems*, *3*(2), p.37.
46. Tahmouresi, M.S., Niksokhan, M.H. and Ehsani, A.H., 2024. Enhancing spatial resolution of satellite soil moisture data through stacking ensemble learning techniques. *Scientific Reports*, *14*(1), p.25454.
47. Thompson, J.A., Bell, J.C. and Butler, C.A., 2001. Digital elevation model resolution: effects on terrain attribute calculation and quantitative soil-landscape modeling. *Geoderma*, *100*(1-2), pp.67-89.
48. Tian, X., de Bruin, S., Simoes, R., Isik, M.S., Minarik, R., Ho, Y.F., Şahin, M., Herold, M., Consoli, D. and Hengl, T., 2025. Spatiotemporal prediction of soil organic carbon density in Europe (2000–2022) using earth observation and machine learning. *PeerJ*, *13*, p.e19605.
49. Tucker, C.J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote sensing of Environment*, *8*(2), pp.127-150.
50. United Nations, 2015. Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development. United Nations General Assembly Resolution A/RES/70/1. Available at: https://www.un.org/en/development/desa/population/migration/generalassembly/docs/globalcompact/A_RES_70_1_E.pdf
51. Wu, W., Fan, Y., Wang, Z. and Liu, H., 2008. Assessing effects of digital elevation model resolutions on soil–landscape correlations in a hilly area. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, *126*(3-4), pp.209-216.
52. Zeraatpisheh, M., Galford, G.L., White, A., Noel, A., Darby, H. and Adair, E.C., 2023. Soil organic carbon stock prediction using multi-spatial resolutions of environmental variables: How well does the prediction

match local references?. *Catena*, *229*, p.107197.

53. Zeraatpisheh, M., Galford, G.L., White, A., Noel, A., Darby, H. and Adair, E.C., 2023. Soil organic carbon stock prediction using multi-spatial resolutions of environmental variables: How well does the prediction match local references?. *Catena*, *229*, p.107197.
54. Zhang, J.X., Chang, K.T. and Wu, J.Q., 2008. Effects of DEM resolution and source on soil erosion modelling: a case study using the WEPP model. *International Journal of Geographical Information Science*, *22*(8), pp.925-942.
55. Zhu, A.X., Hudson, B., Burt, J., Lubich, K. and Simonson, D., 2001. Soil mapping using GIS, expert knowledge, and fuzzy logic. *Soil Science Society of America Journal*, *65*(5), pp.1463-1472.