



Modeling and Digital Mapping of Soil Quality Index using Interpolation and Machine Learning

Nassibeh Geravand¹ | Mahmood Rostaminia² | Asghar Rahmani³ | Seyed Roohollah Mousavi⁴

1. Soil and Water Department, Agriculture Faculty, Ilam University, Ilam, Iran. E-mail: geravndn95@ilam.ac.ir

2. Soil and Water Department, Agriculture Faculty, Ilam University, Ilam, Iran. E-mail: Corresponding Author: m.rostaminya@ilam.ac.ir

3. Soil and Water Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization, Karaj, Iran. E-mail: a.rahmani@areeo.ac.ir

4. Department of Soil Science, Faculty of Agriculture, University of Tehran, Karaj, Iran. E-mail: r_mousavi@ut.ac.ir

Article Info

ABSTRACT

Article type: Research Article

Article history:

Received: Dec. 5, 2025

Revised: Jan. 5, 2026

Accepted: Apr. 16, 2026

Published online: April. 2026

Keywords:

Linear and nonlinear methods,
Soil Quality,
Spatial modeling,
MDS

Soil quality assessment is a key tool for evaluating the sustainability of agricultural and natural resource systems. This study aimed to model and digitally map the soil quality index (SQI) using machine learning algorithms and spatial interpolation methods in Ilam Province, western Iran. A total of 76 surface soil samples (0-20 cm) were collected using the conditioned Latin hypercube sampling (cLHS) approach, and 10 physicochemical properties were measured. Principal component analysis (PCA) was applied to identify the minimum data set (MDS), from which five variables were selected. Soil quality was assessed using the Integrated Quality Index (IQI) and Nemoro Quality Index (NQI) for both the total data set (TDS) and minimum data set (MDS) under linear and nonlinear scoring methods. Also, correlation coefficient(r) between TDS and MDS achieved 0.65 and 0.40 for IQI-LS and IQI-NON-LS, respectively. While these values for NQI were 0.45 and 0.19, so these results represented that it might be acceptable to calculate SQI based on MDS instead of TDS in the IQI-LS approach., in contrast, we cannot apply MDS instead of TDS with acceptable confidence for calculating SQI in the other approaches (i.e. IQI-NON-LS, LS and NON-LS NQI). Spatial prediction of SQI was performed using ordinary kriging (MDS) under linear and nonlinear scoring functions. Spatial prediction of SQI was performed using ordinary kriging (OK) and inverse distance weighting (IDW), as well as two machine-learning models: random forest (RF) and k-Nearest Neighbors (k-NN). Results indicated that the soils of the study area fall within a low quality class due to low organic carbon and available phosphorus, along with high pH, sand content, and bulk density. Among interpolation methods, OK outperformed IDW, exhibiting higher accuracy and lower prediction error. RF showed the highest performance for most SQI computations, whereas k-NN performed best for NQI-TDS. Variable importance analysis revealed that topographic factors include Topographic position index, Analytical hillshading, Channel network distance, Modified catchment area, Aspect, Standardized height, Mass balance index, LS-factor, Convexity, Diffuse insolation, Normalized Height and Wind effect were the most influential predictors of soil quality. Overall, combining OK with the MDS, particularly when samples are selected using cLHS, provides more accurate predictions of soil quality indices.

Cite this article: Geravand, N., Rostaminia, M., Rahmani, A., Mousavi, S.R. (2026). Modeling and Digital Mapping of Soil Quality Index using Interpolation and Machine Learning, *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 57 (2),309-332. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2026.407603.670067>

© The Author(s).

Publisher: University of Tehran Press.



DOI: <https://doi.org/10.22059/ijswr.2026.407603.670067>



EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Soil quality assessment is essential for guiding sustainable agricultural production and land-use decisions, particularly in semi-arid regions where soil degradation, nutrient depletion, and spatial heterogeneity pose major challenges for land managers. Soil quality is not directly measurable; instead, it is inferred through a set of physicochemical indicators that collectively reflect soil functioning, productivity potential, and ecological stability. The integration of these indicators into a soil quality index (SQI) has become a widely accepted approach for evaluating soil health at field to regional scales. In recent years, DSM has emerged as an efficient method for producing spatially explicit soil information by linking point-based observations with environmental covariates derived from terrain models, remote sensing data, and climatic attributes. Despite considerable progress in DSM research, limited studies have simultaneously compared different SQI scoring functions, data-reduction approaches, interpolation techniques, and machine-learning algorithms within a unified framework. Moreover, little attention has been given to the role of minimum dataset (MDS) selection in improving SQI prediction accuracy and reducing measurement costs. The present study was conducted to address these knowledge gaps by modeling and mapping the SQI in the Valiasr–Badreh region of Ilam Province, western Iran. The specific objectives were to: (i) evaluate linear and nonlinear scoring functions for soil quality indexing; (ii) compare two geostatistical interpolation methods, ordinary kriging (OK) and inverse distance weighting (IDW), as well as two machine-learning algorithms, random forest (RF) and k-nearest neighbor (k-NN), for predicting the spatial variability of SQI; (iii) identify the most influential environmental covariates controlling soil quality distribution; and (iv) assess whether the MDS provides comparable or superior performance relative to the total dataset (TDS).

Method

A total of 76 surface soil samples (0–20 cm) were collected using the conditioned Latin hypercube sampling (cLHS) method, which ensures optimal coverage of environmental gradients while minimizing sampling redundancy. Ten physicochemical attributes were measured according to standard laboratory procedures, including soil texture fractions (sand, silt, clay), bulk density, soil organic carbon (SOC), available phosphorus (P), electrical conductivity (EC), pH, calcium carbonate equivalent, and exchangeable potassium (K). Principal component analysis (PCA) was applied to the TDS to extract the most influential indicators, resulting in the selection of five variables for the MDS. Both datasets were used to compute SQI using the Integrated Quality Index (IQI) and Nemoro Quality Index (NQI), each evaluated with linear and nonlinear scoring functions. Digital environmental covariates were derived from ALOS-PALSAR DEM and Landsat-8 imagery, including slope, elevation, terrain wetness index, topographic position index, vegetation indices, and soil brightness indices. After preprocessing and resampling to a 30-m spatial resolution, the covariates were incorporated into spatial modeling. Four approaches were used for SQI prediction: OK and IDW for geostatistical interpolation, and RF and k-NN for machine-learning modeling. Model performance was assessed based on standard accuracy metrics, and RF variable-importance analysis was used to identify the most influential predictors.

Results

The results showed that the soils of the study area generally fall within a low soil quality class. Low SOC and available P were the most limiting factors, while high pH, high sand content, and elevated bulk density further contributed to reduced soil functionality. These findings align with expectations for semi arid ecosystems where organic matter inputs are low, soil weathering is limited, and nutrient cycling is restricted. Model comparison demonstrated clear differences in predictive performance. Ordinary kriging consistently outperformed IDW across all SQI types, indicating that soil quality exhibits spatial autocorrelation strong enough to be effectively captured by geostatistical methods. Among machine learning approaches, random forest produced the highest accuracy for most SQI variants, particularly those based on the MDS and linear scoring functions. In contrast, k-NN delivered moderate performance and excelled only in one case (NQI using TDS). Variable-importance analysis revealed that topographic factors, especially elevation, slope, and terrain wetness index, were the primary predictors of SQI. Spectral indices linked to vegetation cover and soil surface characteristics ranked next in importance. These results highlight the strong influence of landscape position on soil formation, moisture availability, erosion susceptibility, and nutrient distribution in the region's complex topography. Comparison of the TDS and MDS showed that the MDS provided results highly comparable to the TDS, demonstrating its efficiency in reducing labor and analytical costs without compromising predictive accuracy. In several cases, MDS-based SQI even produced slightly higher accuracy when combined with OK or RF.

Conclusion

Overall, the study concludes that integrating MDS selection, linear scoring functions, OK, and RF models offers a robust framework for digital SQ mapping in semi-arid regions. The produced maps provide essential information for land use planning, targeted soil conservation, nutrient management, and sustainable agricultural strategies in the Valiasr Badreh region and similar environments. The study underscores the importance of combining geostatistical and machine learning methods with optimized sampling designs to enhance SQ assessment at landscape scales.

Funding:

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors. This research was financially supported by Ilam University, Faculty of Agriculture in the form of research for the

first author's student thesis and also research for other authors .

Authors Contribution:

“Conceptualization, M.R. and A.R., S.R.M; methodology, M.R., N.B., A.R., S.R.M; software, N.B., S.R.M., A.R.; validation, M.R; formal analysis, N.G.; investigation, N.G., M.R.; resources, M.R.; data curation, N.G., M.R; writing—original draft preparation, N.G.; writing—review and editing, M.R., A.R., S.R.M; visualization, N.B., M.R; supervision, M.R., A.R., S.R.M; project administration, M.R.; funding acquisition, M.R .

All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

All authors contributed equally to the conceptualization of the article and writing of the original and subsequent drafts.

Declaration of Generative AI and AI-assisted technologies in the writing process:

Authors state that in their manuscript have not used of generative AI and AI-assisted technologies

Data availability statement:

Data available on request from the authors.

Acknowledgements:

The authors would like to thank the Ilam university for supporting the research.

The authors thank all participants in this study.

The authors would like to thank anonymous reviewers for their constructive comments.

Ethical considerations:

The authors avoided data fabrication, falsification, and plagiarism, and any form of misconduct.

Conflict of interest:

The author declares no conflict of interest.

مدلسازی رقومی شاخص کیفیت خاک با استفاده از روش‌های درون‌یابی و یادگیری ماشین

نسیبه گراوند^۱ | محمود رستمی نیا^۲ | اصغر رحمانی^۳ | سید روح اله موسوی^۴۱. دانش آموخته کارشناسی ارشد، مدیریت منابع خاک، گروه مهندسی آب و خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام، ایلام، ایران. رایانامه: geravandn95@ilam.ac.ir۲. نویسنده مسئول، گروه مهندسی آب و خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ایلام، ایلام، ایران. رایانامه: m.rostaminya@ilam.ac.ir۳. موسسه تحقیقات خاک و آب کشور، سازمان تحقیقات، ترویج و آموزش کشاورزی، کرج، ایران. رایانامه: a.rahmani@areeo.ac.ir۴. مدیریت منابع خاک، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تهران، کرج، ایران. رایانامه: r_mousavi@areeo.ac.ir

چکیده

اطلاعات مقاله

ارزیابی کیفیت خاک ابزاری مهم برای بررسی پایداری خاک در سامانه‌های کشاورزی و منابع طبیعی است. این پژوهش با هدف مدل‌سازی و نقشه‌برداری رقومی شاخص کیفیت خاک با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و روش‌های درون‌یابی در استان ایلام انجام شد. بدین منظور، ۷۶ نمونه خاک سطحی (۲۰-۰ سانتی‌متر) با استفاده از روش ابرمکعب لاتین مشروط برداشت و ۱۰ ویژگی فیزیکوشیمیایی خاک اندازه‌گیری شد. بر اساس تحلیل مؤلفه‌های اصلی، از میان ویژگی‌ها، پنج متغیر به‌عنوان مجموعه حداقل داده‌ها (MDS) انتخاب شد. شاخص کیفیت خاک (SQI) با دو مدل IQI و NQI و برای هر یک از دو مجموعه داده TDS و MDS با امتیازدهی خطی و غیرخطی محاسبه شد. برای پیش‌بینی SQI، دو روش درون‌یابی کریجینگ معمولی (OK) و وزن‌دهی معکوس فاصله (IDW) و هم‌چنین دو الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی (RF) و نزدیک‌ترین همسایه (k-NN) به‌کار گرفته شد. نتایج نشان داد که خاک‌ها به دلیل کمبود کربن آلی و فسفر قابل جذب و نیز مقادیر بالای pH، درصد شن و جرم مخصوص ظاهری در رده کیفیت ضعیف قرار دارند. ارزیابی مدل‌ها نشان داد که روش OK در مقایسه با IDW دقت بالاتری در پیش‌بینی SQI دارد. هم‌چنین در میان مدل‌های یادگیری ماشین، RF بهترین عملکرد را در اغلب شاخص‌ها ارائه نمود. نتایج اهمیت متغیرها نشان داد که عوامل توپوگرافی بیشترین نقش را در پیش‌بینی کیفیت خاک دارند. در مجموع، ترکیب کریجینگ و مجموعه حداقل داده‌ها، به‌ویژه همراه با نمونه‌برداری مبتنی بر ابرمکعب لاتین مشروط، دقت بالایی در پیش‌بینی شاخص کیفیت خاک فراهم می‌کند.

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۹/۱۴

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۰/۱۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۱/۲۷

تاریخ انتشار: اردیبهشت ۱۴۰۵

واژه‌های کلیدی:

روش‌های خطی و غیرخطی، کیفیت خاک،

مدل‌سازی مکانی،

مجموعه داده حداقل

استناد: گراوند، نسیبه؛ رستمی نیا، محمود؛ رحمانی، اصغر؛ موسوی، سید روح اله. (۱۴۰۴). مدلسازی رقومی شاخص کیفیت خاک با استفاده از روش‌های درون‌یابی و یادگیری ماشین، مجله تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۷ (۲)، ۳۳۲-۳۰۹. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2026.407603.670067>



© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijswr.2026.407603.670067>

مقدمه

استفاده پایدار از اراضی و تولید محصول همراه با حفظ کیفیت منابع پایه در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است (Li et al., 2021). در این میان خاک جزء بسیار مهم پایداری زیست بوم‌ها است که برای نیل به توسعه پایدار و استفاده بهینه از منابع طبیعی، مطالعه آن الزامی است، اما پیچیدگی‌های موجود در خاک به‌طور جدی اطلاعات ما را در چگونگی کارکردهای آن محدود کرده است (Karlen et al., 2008; Zhang et al., 2020).

یکی از روش‌های بررسی کارکرد خاک‌ها، ارزیابی کیفیت خاک است (Aparicio & Costa, 2007; Brejda et al., 2000). کیفیت خاک، توانایی خاک برای ارائه یک نتیجه مطلوب جهت حفظ بهره‌وری گیاهان و حیوانات، حفظ یا افزایش کیفیت آب و هوا و حمایت از سلامتی و سکونت انسان است (Liu et al., 2016). بنابراین ارزیابی کیفیت خاک و ایجاد تعادل بین میزان تولید محصول و بهبود کیفیت منابع طبیعی یکی از مسائل مورد توجه در مدیریت پایدار خاک‌ها به‌منظور تولید بهینه کشاورزی و حفظ منابع طبیعی است. در عرصه‌های کشاورزی آگاهی از عوامل مؤثر بر کیفیت خاک برای مدیریت بهینه و رسیدن به حداکثر بهره‌وری اقتصادی، امری ضروری است. بنابراین به منظور دستیابی به مدیریت پایدار خاک و پیش‌بینی خطرات تخریب خاک، تعیین روشی مناسب برای ارزیابی کیفیت خاک حائز اهمیت می‌باشد (Hemati et al., 2019). از میان روش‌های مختلف ارزیابی کیفیت خاک می‌توان به طراحی کارت کیفیت خاک و کیت آزمایش (Dexter, 2004)، روش‌های شاخص کیفیت خاک (Doran & Jones, 1996; Dobermann & Oberthur, 1997)، تغییرات پویایی مدل‌های کیفیت خاک (Karlen et al., 2008) نام برد که از میان آن‌ها روش شاخص‌های کیفیت خاک امروزه رایج‌ترین روش مورد استفاده می‌باشد (Andrews et al., 2003).

به طور کلی تغییر در کیفیت خاک پیچیده است؛ این تغییر غالباً نتیجه بسیاری از فرآیندهای متقابل است که می‌تواند تعادل بین ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی، میکروبیولوژیکی و بیوشیمیایی خاک را تغییر دهد (Hedo et al., 2016). بنابراین، این مفهوم کاربردی و چند وجهی را نمی‌توان بطور مستقیم در مزرعه یا آزمایشگاه اندازه‌گیری کرد، بلکه باید از ویژگی‌های خاک و فرآیندهایی که به کاربری و مدیریت اراضی حساس هستند، استنباط شود که نشان‌دهنده شاخص‌های کیفیت خاک است (Zornoza et al., 2015). ارزیابی ویژگی‌های خاک جهت مناسب بودن آن‌ها برای اراضی کشاورزی و به طور خاص برای محصولات زراعی، توسط چندین روش مرسوم در حال انجام است. در میان آن‌ها روش ارزیابی اراضی ارائه شده توسط فائو (FAO, 1976)، رویکردهای پارامتریک استوری (Store, 1978) و ریشه دوم (Sys et al., 1991) بیشتر مورد استفاده قرار گرفته است. با این حال، این روش‌ها از نظر ماهیت کیفی مورد قبول نیستند و تلاش شده است که خاک‌ها از طریق شاخص کمی برای استفاده از زمین‌های کشاورزی ارزیابی شود (El Baroudy, 2016). برتری این شاخص‌ها به سبب قابلیت استفاده آسان، انعطاف‌پذیری و کمی بودن آن‌ها است (Shahab et al., 2013). بنابراین برای پر نمودن این خلاء محققان ادغام ویژگی‌های خاک در شاخص‌های چند متغیره را پیشنهاد داده‌اند (Bastida et al., 2008). روش‌های کمی برای محاسبه شاخص‌های کیفیت خاک بر اساس استفاده از یک فرآیند سه مرحله‌ای شامل: انتخاب شاخص، امتیازدهی شاخص و ادغام امتیازات در یک شاخص است (Andrews et al., 2003, 2004; Larson & Pierce, 1994). به طور کلی در میان شاخص‌های کیفیت خاک می‌توان سه رویکرد شاخص کیفیت خاک تجمعی، شاخص کیفیت خاک تجمعی- وزنی و شاخص کیفیت خاک نمره را نام برد که برای اهداف خاص و ادغام شاخص‌های بدون بعد استفاده شده است (Sione et al., 2017; Rahmanipour et al., 2014; Lin et al., 2017; Biswas et al., 2017). در این شاخص‌ها ویژگی‌های مؤثر بر کیفیت خاک در قالب یک معادله ریاضی با هم ترکیب و به صورت کمی ارائه می‌گردد. شاخص‌های کیفیت خاک اغلب منطقه‌ای هستند و نمی‌توان به طور ثابت و در همه مناطق از یک مجموعه از شاخص‌ها برای تعیین کیفیت خاک استفاده نمود (Brejda et al., 2000). کل مجموع داده‌ها (TDS) و حداقل مجموع داده‌ها (MDS) به طور گسترده‌ای برای ارزیابی کیفیت خاک استفاده شده است (Sione et al., 2017; Lin et al., 2017; Biswas et al., 2017). شاخص کیفیت خاک بر اساس مجموعه کل ویژگی‌های مؤثر بر کیفیت خاک (TDS) تعیین می‌شود. ولی با این وجود، پژوهشگران تعداد محدودتری از ویژگی‌های خاک را که نماینده بهتری از کیفیت خاک هستند، به عنوان مجموعه‌ی حداقل ویژگی‌های مؤثر بر کیفیت خاک (MDS) پیشنهاد می‌نمایند. انتخاب ویژگی‌ها در دسته داده MDS بر حسب بیشترین همبستگی با TDS و سهولت اندازه‌گیری آن‌ها صورت گرفته است

Andrews (PCA) اصلی (Imaz et al., 2010; Ngo-Mbogba et al., 2015). انتخاب MDS بر اساس روش‌هایی مانند تجزیه مؤلفه‌های اصلی (PCA) (Andrews et al., 2002) می‌باشد.

با توجه به اینکه در بسیاری از بخش‌های کشور ایران اطلاعات پایه با جزئیات کافی در مورد وضعیت و استعداد خاک‌ها در دسترس نبوده و یا به‌سختی قابل دسترس است، نقشه‌برداری رقومی می‌تواند به عنوان ابزاری کارآمد در زمانی که اطلاعات تفصیلی دقیق در مورد خاک‌ها وجود ندارد، برای مناطق فاقد اطلاعات، پیش‌بینی مکانی با دقت مناسب از ویژگی‌ها یا کلاس‌های خاک ارائه نماید (Afshar et al., 2018; Rahmani et al., 2022). نقشه‌برداری رقومی خاک، رابطه تغییرات صفات خاک (ویژگی یا کلاس) را با عوامل خاک‌سازی مانند توپوگرافی، پوشش گیاهی، اقلیم، نوع خاک و موقعیت مکانی بیان می‌کند به طوری که در هر موقعیت مشاهده خاک، یک سری متغیرهای محیطی وجود دارد که همبستگی بالایی با ویژگی‌های خاک دارند و یافتن این ارتباط و تخمین ویژگی یا کلاس‌های خاک در نقاط دیگر، منجر به تهیه نقشه رقومی خاک در تمام منطقه مورد مطالعه می‌گردد (McBratney et al., 2003). اگرچه پژوهش‌هایی در زمینه نقشه‌برداری رقومی ویژگی‌های خاک در مناطق خشک و نیمه‌خشک کشور (Rostaminia et al., 2021) انجام شده است، اما بر اساس بررسی منابع پیشین مطالعات اندکی در کشور با هدف ارزیابی کارایی رویکرد نقشه‌برداری رقومی در تهیه نقشه‌های پیش‌بینی مکانی SQI انجام شده است (Nabiollahi et al., 2018; Rangzan et al., 2025).

Taghipour و همکاران (۲۰۲۲) تغییرات کیفیت خاک بین جنگل‌های حفاظت شده و تخریب شده را با استفاده از نقشه‌برداری رقومی خاک در جنگل‌های نیمه‌خشک بلوط، ایران ارزیابی نمودند و نتایج نشان داد که از بین الگوریتم‌های یادگیری ماشین، مدل RF عملکرد بهتری داشت، در حالی که از بین رویکردهای زمین‌آماری، مدل کریجینگ جهانی بهترین عملکرد را ارائه نمود. نتایج مطالعه Delsaleh et al. (۲۰۲۱) در غرب دلتای نیل نشان داد که توابع امتیازدهی خطی نسبت به توابع غیرخطی توانایی بهتری در بازتاب تغییرات کیفیت خاک در مناطق خشک دارند. در مقابل، مطالعه Saha et al. (۲۰۲۳) در ایالت کارناتاکا در جنوب هند، با ارزیابی SQI و به‌کارگیری رویکردهای یادگیری ماشین، نشان داد که در شرایط اقلیمی مرطوب-مدیترانه‌ای این منطقه، تابع امتیازدهی غیرخطی نسبت به خطی از کارایی بالاتری برخوردار بود. این تفاوت نتایج بیانگر آن است که کارایی نوع تابع امتیازدهی (خطی یا غیرخطی) می‌تواند به شرایط محیطی، تنوع خاک و پیچیدگی روابط بین ویژگی‌های خاک وابسته باشد.

مطالعات دیگری نیز توسط Zeraatpisheh et al. (۲۰۲۰) در شهر ساری استان مازندران، Maleki و همکاران (۲۰۲۲) در منطقه بجستان واقع در جنوب خراسان رضوی و Rangzan و همکاران (۲۰۲۵) در استان خوزستان در راستای مدل‌سازی رقومی SQI در کشور صورت پذیرفته است. رستمی نیا و همکاران (۱۳۹۷) در پژوهشی به ارزیابی کمی و پهنه‌بندی پراکنش مکانی شاخص کیفیت خاک با استفاده از روش‌های درون‌یابی در بخشی از اراضی خشک و نیمه‌خشک غرب ایران در استان ایلام پرداختند؛ نتایج نشان داد که خاک‌ها در لایه سطحی (۳۰-۰ سانتی‌متر) دارای کلاس کیفیت متوسط و در عمق (۱۰۰-۳۰ سانتی‌متر) دارای کیفیت ضعیف به همراه محدودیت شدید می‌باشند. همچنین مهم‌ترین عوامل محدودکننده کیفیت خاک در منطقه مورد مطالعه را کمبود ماده آلی، درصد بالای کربنات کلسیم، گچ، سنگریزه و شوری خاک معرفی نمودند. همچنین بر اساس مقادیر ضریب همبستگی (r) قابل اطمینان بودن استفاده از مجموعه MDS به جای TDS را گزارش نمودند.

نتایج پژوهش‌های قبلی در ایران نیز نشان می‌دهد که علی‌رغم افزایش استقبال از مطالعات نقشه‌برداری رقومی، مقایسه هم‌زمان رویکردهای زمین‌آماری و الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی SQI کمتر مورد توجه قرار گرفته و هم‌چنان خلأهای تحقیقاتی در این زمینه وجود دارد که نیاز است تا با تحقیقات بیشتر پوشش داده شوند. همچنین بررسی‌ها نشان داده‌اند که نوع تابع امتیازدهی (خطی یا غیرخطی) می‌تواند بسته به شرایط اقلیمی و تنوع خاک نتایج بسیار متفاوتی ایجاد کند، اما تاکنون مطالعه‌ای جامع برای ارزیابی این تفاوت‌ها صورت نگرفته است.

بنابراین این تحقیق با هدف (۱) بررسی و مقایسه توابع امتیازدهی خطی و غیرخطی (۲) مقایسه عملکرد روش‌های درون‌یابی (IDW و OK) و یادگیری ماشین (RF و k-NN) در پیش‌بینی مکانی SQI و (۳) شناسایی مهم‌ترین متغیرهای محیطی پیش‌بینی‌کننده کیفیت خاک انجام شد تا در نهایت (۴) نقشه رقومی دقیق و قابل اتکا از کیفیت خاک اراضی مطالعاتی منطقه ولیعصر بدره تهیه و بستری علمی برای مدیریت پایدار اراضی و بهبود کارایی کشاورزی فراهم گردد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه با مساحت ۱۸۴۰ هکتار بخشی از اراضی شهرک ولیعصر شهرستان بدره واقع در جنوب شرقی استان ایلام می‌باشد که در محدوده‌ای با عرض جغرافیایی ۳۳ درجه و ۱۴ دقیقه و ۳۳ ثانیه تا ۳۳ درجه و ۲۲ دقیقه و ۱۵ ثانیه شمالی و طول جغرافیایی ۴۶ درجه و ۵۲ دقیقه و ۲۴ ثانیه تا ۴۷ درجه و ۱۲ دقیقه و ۲۵ ثانیه شرقی و در فاصله هفت کیلومتری از شهر بدره واقع گردیده است (شکل ۱). حداقل و حداکثر ارتفاع به ترتیب در نواحی پست و مرتفع منطقه ۷۰۰ تا ۱۱۰۰ متر نسبت به سطح دریای آزاد، میانگین بارندگی سالانه حدود ۵۵۴/۵ میلی‌متر و میانگین دمای سالانه حدود ۱۶/۶ درجه سلسیوس می‌باشد. اقلیم منطقه مورد مطالعه به روش دومارتن نیمه‌خشک تا مدیترانه‌ای بوده و بر اساس محاسبات مدل نیوهال در نرم افزار JNSM نسخه ۱.۶.۱ دارای رژیم رطوبتی زیرک و رژیم حرارتی ترمیک است. کاربری غالب اراضی منطقه شامل زراعت دیم و مراتع می‌باشد.

مطالعات میدانی و تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی

موقعیت ۷۶ نمونه خاک سطحی (۲۰-۰ سانتی‌متری) با استفاده از روش ابرمکعب لاتین مشروط (eLHS) تعیین و برداشت گردید. موقعیت هر یک از نمونه‌ها به وسیله دستگاه موقعیت یاب جهانی (GPS) ثبت گردید. نمونه‌ها پس از جمع‌آوری و انتقال به آزمایشگاه، هوا خشک شده و از الک دو میلی‌متری عبور داده شد. در این مطالعه برای تعیین شاخص کیفیت خاک از میان خصوصیات فیزیکی مورد نیاز بافت خاک شامل درصد شن، سیلت و رس به روش هیدرومتری (Gee and Bauder, 1986)، جرم مخصوص ظاهری به روش کلوخه و پارافین (Brasher et al., 1966)، کربنات کلسیم معادل به روش تیتراسیون برگشتی (Nelson, 1982) و از میان ویژگی‌های شیمیایی مقدار کربن آلی خاک به روش سوزاندن تر با دی کرومات پتاسیم در مجاورت اسید سولفوریک غلیظ (Nelson and Sommers, 1982)، قابلیت هدایت الکتریکی (شوری خاک) به وسیله هدایت سنج الکتریکی (Rhoades, 1982)، فسفر قابل جذب به روش اولسن (Olsen, 1954)، پتاسیم تبدالی به روش استات آمونیوم (Martin, 1985)، pH گل اشباع به وسیله الکترود شیشه‌ای (McLean, 1982) اندازه‌گیری گردید.

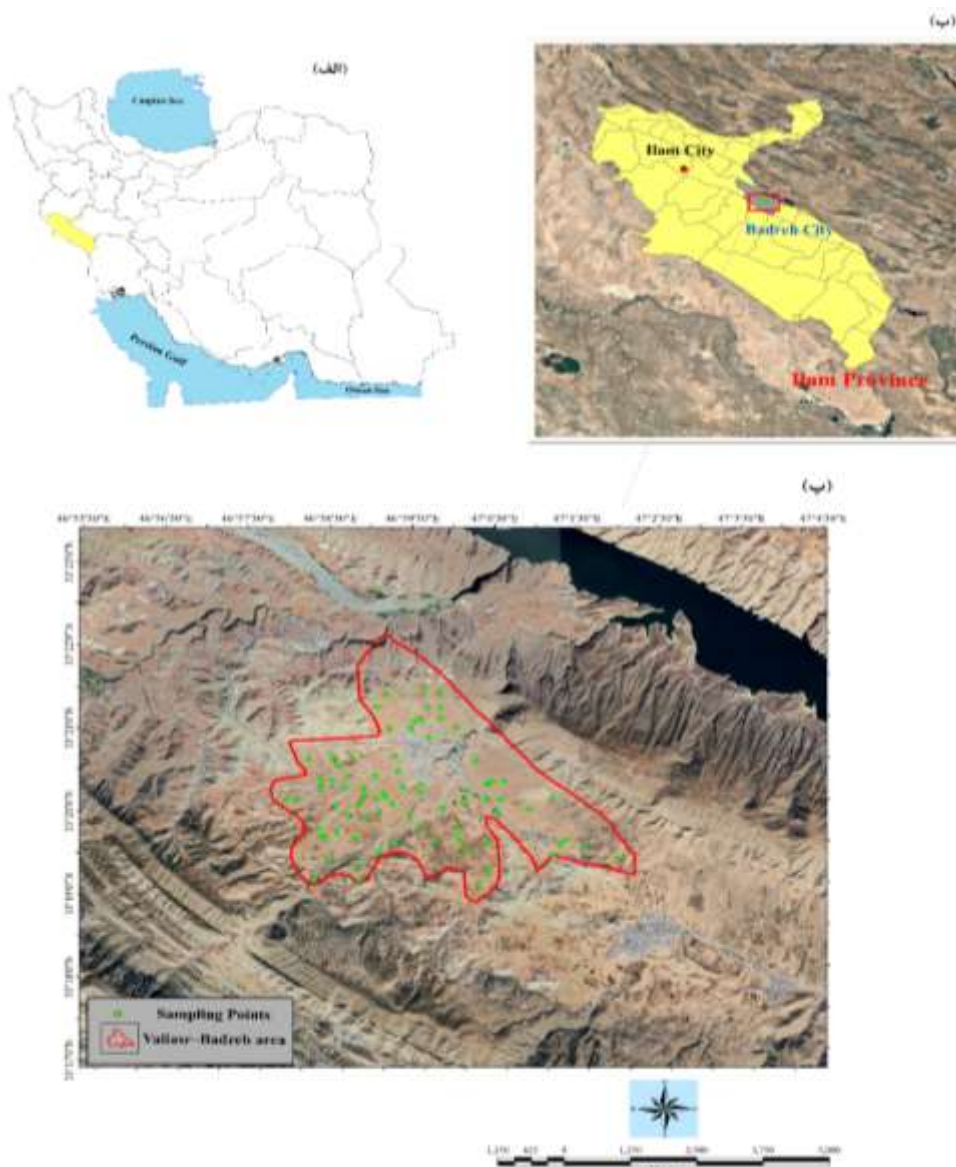
انتخاب، امتیازدهی و وزن‌دهی ویژگی‌های مؤثر بر کیفیت خاک

انتخاب ویژگی‌های خاک

برای تعیین SQI، از دو مجموعه TDS و MDS استفاده گردید. تعداد ۱۰ ویژگی فیزیکی و شیمیایی خاک به‌عنوان ویژگی‌های مؤثر بر کیفیت خاک به‌عنوان مجموعه کل داده‌ها (TDS) در نظر گرفته شد. برای گزینش مجموعه MDS، از روش تجزیه به مؤلفه‌های اصلی (PCA) استفاده شد (Doran & Parkin, 1996). روش PCA از میان کل ویژگی‌های مورد بررسی خاک، ویژگی‌هایی که بیشترین تأثیر را بر SQI منطقه دارند انتخاب می‌کند (Qi et al., 2009). این روش در نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۶ اجرا گردید. به این صورت که داده‌ها در چندین مؤلفه (PC) دسته‌بندی شده و فقط مؤلفه‌هایی که ارزش ویژه بالاتر از یک داشتند برای قرار گرفتن در دسته حداقل داده‌ها انتخاب شد (Azarneshan et al., 2018؛ Andrews et al., 2002). در هر یک از مؤلفه‌ها، شاخص‌هایی که دارای بالاترین سهم بودند به همراه شاخص‌هایی که دارای اختلاف کمتر از ۱۰ درصد با آن‌ها بودند، شناسایی و به‌عنوان دسته حداقل داده‌ها (MDS) انتخاب گردید (Amirinejad et al., 2011). با توجه به آنکه ویژگی‌های مورد بررسی جهت محاسبه SQI دارای واحدها و ابعاد مختلفی می‌باشند، برای اینکه بتوان آن‌ها را در قالب یک شاخص کلی بیان نمود، باید ویژگی‌ها را بدون بعد در نظر گرفت. به همین منظور از توابع امتیازدهی استفاده گردید (Qi et al., 2009؛ Amirinejad et al., 2011). در این تحقیق تمامی پارامترها در هر دو مجموعه TDS و MDS بر اساس توابع امتیازدهی خطی و غیرخطی نمره‌دهی شد (D'Hose et al., 2014؛ Rahmanipour et al., 2014).

امتیازدهی و وزن‌دهی به ویژگی‌های خاک

برای امتیازدهی خطی، متغیرها در سه گروه بیشتر- بهتر (ویژگی‌هایی که افزایش آن‌ها موجب بهبود کیفیت خاک می‌گردد مانند کربن آلی)، کمتر- بهتر (ویژگی‌هایی که افزایش آن‌ها سبب کاهش کیفیت خاک می‌گردد مانند جرم مخصوص ظاهری) و تابع سطح بهینه (ویژگی‌هایی از خاک که افزایش یا کاهش آن‌ها تا حد معینی سبب بهبود کیفیت خاک می‌گردد و افزایش یا کاهش آن‌ها بیش از حد بهینه، موجب کاهش کیفیت خاک می‌گردد مانند pH) قرار گرفتند.



شکل ۱. جانمایی منطقه مورد مطالعه همراه با نقاط نمونه برداری

برای تعیین امتیاز متغیرها، ویژگی‌هایی که از نظر کیفیت خاک دارای مطلوب‌ترین مقدار بود، مقدار عضویت λ و محدوده‌ای که کمترین کیفیت را داشت مقدار $0/1$ به آن تعلق گرفت. بنابراین تابعی به دست آمد که با استفاده از آن، مقادیر ویژگی مورد نظر بین $0/1$ (کمترین مطلوبیت برای کیفیت خاک) و 1 (بیشترین مطلوبیت برای کیفیت خاک) متغیر بود (Li et al., 2013). برای امتیازدهی غیرخطی ویژگی‌ها از یک تابع عضویت مطابق رابطه (۱) استفاده شد. که در آن y امتیاز غیرخطی هر ویژگی خاک است که مقدار آن بین 0 تا 1 است، a بیشترین امتیاز است که در این پژوهش برابر 1 در نظر گرفته شد، x مقدار اندازه‌گیری شده ویژگی خاک، x_0 میانگین هر ویژگی و b شیب معادله است که برای تابع «بیشتر بهتر است» برابر $2/5$ و برای «کمتر بهتر است» برابر $2/5$ در نظر گرفته شد (Askari & Holden, 2015).

$$y = a / (1 + (x/x_0)^b) \quad \text{رابطه (۱)}$$

وزن‌دهی به ویژگی‌های مختلف کیفیت خاک نیز با استفاده از محاسبه واریانس مشترک متغیرها صورت گرفت که بر اساس روش PCA به دست آمد. در این روش از نسبت واریانس مشترک هر متغیر به واریانس مشترک کل، وزن ویژگی به دست آمد (Sun et al., 2003; Shukla et al., 2006).

محاسبه شاخص‌های کیفیت خاک

در نهایت با تلفیق امتیازات استاندارد شده و وزن مربوط به ویژگی‌های مختلف خاک در هر نمونه دو شاخص کیفیت تجمعی نمر و محاسبه

گردید، البته با این تفاوت که برای محاسبه شاخص کیفیت نمو وزن دهی لازم نیست. مطابق رابطه (۲) شاخص کیفیت تجمعی از مجموع حاصل ضرب امتیاز هر ویژگی در ضریب وزنی آن، محاسبه شد.

$$IQI = \sum_{i=1}^n W_i \times N_i \quad \text{رابطه (۲)}$$

در این معادله W_i ، وزن تعلق یافته به هر پارامتر از خاک، N_i مقدار نمره یا امتیاز تعلق یافته به هر پارامتر و n تعداد پارامترهای استفاده شده می‌باشد. همچنین مطابق رابطه (۳)، شاخص کیفیت نمو بر اساس مقادیر میانگین و حداقل امتیاز ویژگی‌ها محاسبه شد.

$$NQI = \sqrt{\frac{p_{ave}^2 + p_{min}^2}{2}} \times \frac{n-1}{n} \quad \text{رابطه (۳)}$$

در این رابطه، P_{ava} میانگین امتیاز تعلق یافته به ویژگی‌های منتخب در هر نمونه خاک، P_{min} حداقل امتیاز موجود در میان ویژگی‌های منتخب برای هر نمونه و n تعداد ویژگی‌های مورد نظر است. هر کدام از این شاخص‌ها برای هر نمونه خاک با استفاده از دو مجموعه ویژگی TDS و MDS تعیین شد. در نتیجه برای هر نمونه خاک چهار شاخص کلی کیفیت خاک شامل NQI_{TDS} ، IQI_{MDS} ، IQI_{TDS} و NQI_{TDS} محاسبه شد.

تعیین امتیاز ویژگی‌های خاک

برای تعیین امتیاز ویژگی‌های خاک از توابع خطی و غیرخطی استفاده شد. به این ترتیب، حد بیشینه و کمینه کلیه متغیرها مشخص و در نهایت متغیرها در سه دسته بیشتر-بتر، کمتر-بتر و بهینه، دسته‌بندی شد (Zeraatpisheh et al., 2020) (جدول ۱).

جدول ۱. توابع امتیازدهی استاندارد و پارامترهای آن برای ویژگی‌های تأثیرگذار بر کیفیت خاک

ویژگی خاک	نوع تابع	حد کمینه	حد بیشینه	تابع امتیازدهی
EC	کمتر-بتر	۰/۲	۲	$N(x) = \begin{cases} 1 & X < L \\ 1 - 0.9 \frac{X-L}{U-L} & L \leq X \leq U \\ 0.1 & X > U \end{cases}$
CCE	کمتر-بتر	۳	۵۵	
BD	کمتر-بتر	۱/۲۵	۱/۷	
Sand	بهینه	۴۰	۶۰	$f(x) = \begin{cases} 0.1 \frac{X-L}{U-L} & X < L \\ 0.9 \frac{X-L}{U-L} + 0.1 & L < X < U \\ 1 & U < X < L \\ 1 - 0.9 \frac{X-L}{U-L} & L < X < U \\ 0.1 & X > U \end{cases}$
Silt	بهینه	۱۰	۲۰	
Clay	بهینه	۱۰	۲۰	
pH	بهینه	۷/۰۵	۸/۵	
SOC	بیشتر-بتر	۰/۱	۳/۲	$M(x) = \begin{cases} 0.1 \frac{X-L}{U-L} & X < L \\ 0.9 \frac{X-L}{U-L} + 0.1 & L \leq X \leq U \\ 1 & X > U \end{cases}$
P	بیشتر-بتر	۵	۱۵	
K	بیشتر-بتر	۲۵۰	۴۰۰	

X مقدار مشاهده‌ای مشخصه، L حد آستانه پائین، U حد آستانه بالا، $N(x)$ ، $F(x)$ و $M(x)$ به ترتیب توابع امتیازدهی استاندارد برای حد پایین، حد بهینه و حد بالا است که بین ۰/۱ تا ۱ متغیر است.

درجات کیفیت خاک

درجه‌بندی SQI بر اساس روش (Qi et al., 2009) انجام شد (جدول ۲). در این روش SQI به چهار کلاس درجه‌بندی می‌شود. خاک‌های درجه I مناسب برای رشد گیاه، خاک‌های درجه II مناسب برای رشد گیاه اما با مقدار کمی محدودیت، خاک‌های درجه III دارای محدودیت بیشتری نسبت به درجه II و خاک‌های درجه IV دارای محدودیت زیاد برای رشد گیاه هستند.

جدول ۲. درجه‌بندی کیفیت خاک در مدل‌های IQI و NQI در مجموعه‌های TDS و MDS (Qi et al., 2009).

مدل شاخص کیفیت خاک	روش شاخص	درجه کیفیت خاک			
		I	II	III	IV
IQI	TDS	$0.76 \leq IQI_{TDS}$	$0.66 \leq IQI_{TDS} < 0.76$	$0.56 \leq IQI_{TDS} < 0.66$	$IQI_{TDS} < 0.56$
	MDS	$0.78 \leq IQI_{MDS}$	$0.68 \leq IQI_{MDS} < 0.78$	$0.58 \leq IQI_{MDS} < 0.68$	$IQI_{MDS} < 0.58$
NQI	TDS	$0.55 \leq NQI_{TDS}$	$0.45 \leq NQI_{TDS} < 0.55$	$0.35 \leq NQI_{TDS} < 0.45$	$NQI_{TDS} < 0.35$
	MDS	$0.80 \leq NQI_{MDS}$	$0.70 \leq NQI_{MDS} < 0.80$	$0.60 \leq NQI_{MDS} < 0.70$	$NQI_{MDS} < 0.60$

توصیف آماری داده‌ها

قبل از هرگونه تجزیه و تحلیل آماری، پردازش داده‌ها و ارائه یک خلاصه‌ی آماری از توزیع داده‌ها ضروری می‌باشد. در این پژوهش، پارامترهای آماری (بیشینه، کمینه، میانگین، واریانس، انحراف معیار، ضریب تغییرات، چولگی و کشیدگی داده‌ها) با استفاده از نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۵ محاسبه و ارزیابی شد. همچنین، توزیع داده‌ها به دو روش هیستوگرام و بررسی چولگی و کشیدگی مورد بررسی قرار گرفت و در صورت نرمال نبودن توزیع داده‌ها، از توابع تبدیل لگاریتمی یا ریشه‌ی دوم استفاده شد.

متغیرهای محیطی و انتخاب آنها

در تحقیق حاضر، متغیرهای کمکی مورد استفاده بر اساس مفاهیم روش اسکورپن^۱ (MacBratney et al., 2003)، از مدل رقومی ارتفاعی (DEM) با قدرت تفکیک مکانی ۱۲/۵×۱۲/۵ متر (ALOSPALSAR, 2006-2011) استخراج گردید. پارامترهای مربوط به زمین‌نما، هیدرولوژی و بازتابشی به عنوان مشتقات مرتبه اول و دوم از DEM با استفاده از نرم‌افزار SAGA GIS 7.4 استخراج شد. همچنین از داده‌های طیفی ماهواره لندست ۸^۲ سنجنده‌های (باند‌های انعکاسی/حرارتی) با قدرت تفکیک مکانی ۳۰×۳۰ متر استفاده گردید. شاخص‌های مربوط به نسبت‌گیری باندی و هر یک از باند‌های طیفی در محیط نرم افزار ENVI نسخه 5.3 تهیه گردید. سپس تمامی متغیرهای محیطی از طریق تابع نمونه‌گیری مجدد^۳ به اندازه سلولی ۳۰ متر تبدیل و در نرم افزار SAGA GIS به فرمت sdat تبدیل و برای مدل‌سازی به نرم افزار متن باز آماری R نسخه 4.2.1 منتقل شدند. در پایان برای انتخاب مناسب‌ترین متغیرهای محیطی از روش تجزیه مؤلفه‌های اصلی (PCA) استفاده شد.

مدل‌سازی مکانی

در این پژوهش به منظور انجام فرآیند مدل‌سازی و پیش‌بینی مکانی SQI از دو رویکرد یادگیری ماشین جنگل تصادفی (RF) و k-نزدیکترین همسایه (K-NN) و دو روش زمین‌آماری کریجینگ معمولی (OK) و وزن‌دهی معکوس فاصله (IDW) استفاده گردید.

مدل جنگل تصادفی

در این پژوهش از الگوریتم غیرخطی یادگیرنده ماشینی جنگل تصادفی (RF) به عنوان یکی از روش‌های داده‌کاوی کارا برای مدل‌سازی مکانی SQI استفاده گردید (Beriman, 2001). تمامی مراحل مدل‌سازی مکانی SQI با استفاده از کتابخانه^۴ تخصصی "Random Forest" و بهینه‌سازی پارامترهای تنظیمی^۴ آن شامل تعداد درخت (ntree) و تعداد متغیرهای محیطی مورد استفاده در انتهای هر گره (mtry) انجام شد. علاوه بر این، مدل RF قادر به ارائه درجه اهمیت متغیرهای محیطی مورد استفاده به‌عنوان نمایندگان فاکتورهای خاک‌سازی در پیش‌بینی متغیر هدف است که این آنالیز با استفاده از کتابخانه "VarImp" و تابع درصد افزایش میانگین خطای پیش‌بینی (InMSE%) صورت پذیرفت.

مدل نزدیکترین K-همسایگی

روش k نزدیک‌ترین همسایه (k-NN) یک الگوریتم یادگیری مبتنی بر نمونه‌هاست که مقدار متغیر هدف را بر اساس شباهت به k نمونه نزدیک‌تر در فضای ویژگی‌ها تخمین می‌زند. در این تحقیق از k-NN برای پیش‌بینی شاخص کیفیت خاک استفاده می‌کنیم؛ به این صورت که مقدار شاخص برای هر نقطه بر پایه میانگین یا وزن‌دهی مقادیر همسایگان نزدیک تعیین می‌شود. عملکرد این روش به چند هاپرپارامتر کلیدی وابسته است: نخست بهینه‌سازی مقدار پارامتر k (۱ تا ۹) است که تعداد همسایگان مؤثر در پیش‌بینی را مشخص می‌کند؛ سپس نوع معیار فاصله مانند اقلیدسی^۵، منهتن^۶ یا مینکوفسکی^۷ که نحوه سنجش شباهت بین نقاط را تعیین می‌کند؛ همچنین روش وزن‌دهی به همسایه‌ها (یکسان یا وابسته به فاصله) که می‌تواند دقت مدل را بهبود دهد. این روش یکی از تکنیک‌های کلاسیک و معتبر یادگیری ماشین است که نخستین بار توسط Cover and Hart, 1967 معرفی شد.

1. scorpan
2. Resampling
3. Library
4. Hyper parameters
5. Euclidean Distance
6. Manhattan Distance
7. Minkowski Distance

روش‌های درون‌یابی

در مطالعه حاضر به منظور انجام درون‌یابی مکانی زمین‌آماری از نیم تغییرنا استفاده گردید. نیم تغییرنا اساسی‌ترین ابزار در زمین‌آمار است که برای نمایش وابستگی مکانی یک متغیر به کار می‌رود. نیم تغییرنا کمیتی برداری است که درجه همبستگی مکانی و شباهت بین نقاط اندازه‌گیری شده را برحسب مربع تفاضل مقدار متغیر در دو نقطه با توجه به جهت و فاصله آن‌ها نشان می‌دهد. معمولاً نیم تغییرنا را با علامت $\gamma(h)$ نمایش می‌دهند و معادله آن در رابطه (۴) ارائه شده است:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^h (Z_{xi} - Z_{(xi+h)})^2 \quad \text{رابطه (۴)}$$

در رابطه (۴)، $N(h)$ تعداد جفت نمونه‌های به کار رفته در محاسبه متغیر که در فاصله h از یکدیگر قرار دارند، $Z_{(xi)}$ مقدار مشاهده شده متغیر مورد نظر و $(Z_{(xi+h)})$ مقدار مشاهده شده متغیر مورد نظر که به فاصله h از $Z_{(xi)}$ قرار دارد (Asgari et al., 2015). هر نیم تغییرنا از سه پارامتر اثر قطعه‌ای، شعاع تأثیر و حد آستانه تشکیل شده است. مقدار نیم تغییرنا به ازای $h=0$ را اثر قطعه‌ای می‌گویند که معمولاً ناشی از وجود مؤلفه‌های تصادفی در توزیع متغیر، خطاهای نمونه‌برداری، آماده‌سازی، آزمایشگاهی و آنالیز است. با افزایش h مقدار نیم تغییرنا تا فاصله معینی اضافه شده سپس به حد ثابتی می‌رسد که این فاصله را دامنه تأثیر و مقدار نیم تغییرنا که ثابت شده را حد آستانه گویند. دامنه تأثیر ویژگی‌های مختلف خاک، تابعی از مقیاس و فاصله نمونه‌برداری و موقعیت سیمای اراضی می‌باشد. معمول‌ترین مدل‌های تجربی نیم تغییرنا برای بررسی و مطالعه ویژگی‌های خاک، مدل کروی و نمایی می‌باشد. روش‌های مختلفی در برآورد متغیرهای مکانی وجود دارد که تفاوت عمده آن‌ها در محاسبه‌ی اوزانی است که به نقاط مشاهده شده متغیر واقع در همسایگی نقطه مورد نظر تخمین می‌دهد. در این پژوهش از روش زمین‌آماری کریجینگ معمولی (OK) برای بررسی تغییرات مکانی SQI استفاده گردید.

روش کریجینگ

در روش‌های زمین‌آماری، تخمین بر اساس ساختار مکانی موجود در داده‌های محیطی صورت می‌گیرد که طی آن می‌توان مقدار یک کمیت در نقاطی با مختصات نامعلوم را با استفاده از مقدار همان کمیت در نقاط دیگری با مختصات معلوم به دست آورد. این تخمین‌گر زمین‌آماری به نام کریجینگ نام‌گذاری شده است. کریجینگ روشی است برای تخمین بهینه خطی ناریب متغیرهای ناحیه‌ای در مناطق نمونه‌برداری نشده که با استفاده از خواص ساختاری نیم تغییرنا مورد استفاده قرار می‌گیرد و اصولاً کریجینگ نامی تعمیم‌یافته برای کل روش‌های آماری تخمین و برآورد متغیرهای ناحیه‌ای بوده و به عنوان یک تابع خطی از مجموعه مشاهدات توزیع شده واقع در همسایگی نقطه‌ای که می‌خواهیم تخمین بزنیم شناخته می‌شود (Webster and Oliver, 2007). یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های کریجینگ آن است که ساختار مکانی نقاط را در فرآیند تخمین مورد توجه قرار داده و به ازای هر تخمین، خطای مرتبط با آن نیز قابل محاسبه می‌باشد. شرط استفاده از روش کریجینگ آن است که دارای توزیع نرمال باشد. در غیر این صورت باید از روش کریجینگ غیرخطی استفاده یا به نحوی توزیع متغیر نرمال گردد. در رابطه ۵ محاسبه کریجینگ ارائه شده است.

$$Z_{(X_0)} = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_{xi} \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

$Z_{(X_0)}$ مقدار تخمینی، λ_i وزن یا اهمیتی که به نمونه i ام نسبت داده شده است و $Z_{(xi)}$ مقدار مشاهده‌ای نمونه i ام است (Asgari

et al., 2015).

روش وزن‌دهی عکس فاصله

در این روش برای پیش‌بینی مقدار مجهول یک متغیر در موقعیت‌های نمونه‌برداری نشده، از مقادیر معلوم متغیر اندازه‌گیری شده در نقاط اطراف یا همسایگی استفاده می‌شود. این روش معمولاً به صورت وزن‌دهی بر اساس عکس فاصله به توان P بیان می‌شود، که توان P میزان اهمیت نقاط همسایه را مشخص می‌کند. رابطه (۶) برای محاسبه مقدار تخمینی متغیر مجهول در این روش به کار گرفته شده است (Li and Heap, 2014). تمام مراحل مدل‌سازی برازش نیم تغییرنا تجربی، اعتبارسنجی مدل‌های ریاضی برای درون‌یابی در جعبه ابزار تجزیه و تحلیل زمین‌آماری نرم افزار ArcGIS نسخه 10.6.1 صورت پذیرفت.

$$Z(X,Y) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{Z_i}{d_i^p}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^p}} \quad \text{رابطه (۶)}$$

واسنجی و اعتبارسنجی مدل سازی

به منظور ارزیابی صحت روش‌ها در این پژوهش، از سه شاخص آماری ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تبیین (R^2) و تعیین بیش برآزش مدل‌ها (Bias) استفاده گردید (رابطه‌های ۷ و ۸ و ۹).

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

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{O}_i)}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)} \quad \text{رابطه ۸}$$

در روابط (۷) و (۸)، O_i مقدار اندازه‌گیری شده، P_i مقدار پیش‌بینی شده، \bar{O}_i میانگین اندازه‌گیری شده و n تعداد مشاهدات می‌باشد.

$$Bias = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{O}_i - \bar{P}_i) \quad \text{رابطه ۹}$$

در رابطه (۹)، n تعداد کل نمونه‌ها، \bar{O}_i میانگین مقادیر اندازه‌گیری و \bar{P}_i میانگین مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشند (Menezes et al., 2018).

نتایج و بحث

توصیف آماری ویژگی‌های خاک

بر اساس نتایج توصیف آماری (جدول ۳)، ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی خاک مورد مطالعه از نظر تغییرپذیری در دو گروه اصلی قرار می‌گیرند. پارامترهای مربوط به بافت خاک (شن با میانگین ۳۸/۵ درصد، سیلت ۳۴/۴ درصد و رس ۲۹/۸ درصد)، pH (۷/۵۶) و کربنات کلسیم معادل (۴۰/۶ درصد) از توزیع نرمال برخوردار بوده و تغییرپذیری متوسط را نشان می‌دهند (CV بین ۱۵-۳۵ درصد). در مقابل، پارامترهای حاصلخیزی شامل کربن آلی (۰/۸۲ درصد)، فسفر (۹/۰۳ میلی‌گرم در کیلوگرم) و پتاسیم (۱۸۷/۹ میلی‌گرم در کیلوگرم) از توزیع نرمال تبعیت نکرده و با تغییرپذیری بالا (CV بین ۳۶-۴۸ درصد) و چولگی مثبت مشخص می‌شوند که نشان‌دهنده تجمع بیشتر داده‌ها در مقادیر پایین و وجود مناطق با مقادیر بالای این عناصر در خاک است. بالاترین مقدار تغییرپذیری مربوط به EC با میانگین (۰/۲۲ dS/m) و CV برابر ۱۱۴ درصد و چولگی بسیار بالا (۳/۸۷) مشاهده می‌شود که حاکی از وجود نمونه‌هایی با شوری موضعی در بین داده‌ها است. BD با میانگین (۱/۸۲ g.cm⁻³) نیز اگرچه از پایین‌ترین تغییرپذیری (CV برابر ۳/۸ درصد) برخوردار است، اما توزیع غیرنرمال با چولگی منفی دارد که نشان می‌دهد بیشتر مقادیر اندازه‌گیری شده در محدوده بالایی این پارامتر قرار گرفته‌اند.

جدول ۳. خلاصه آماری ویژگی‌های خاک مورد استفاده در تعیین شاخص کیفیت خاک

ویژگی خاک	واحد	حداقل	حداکثر	میانگین	چولگی	کشیدگی	ضریب تغییرات (CV%)
SOC	%	۰/۱۴	۲/۰۵	۰/۸	۰/۸۲	۱/۲۲	۴۷/۶
BD	g/cm ³	۱/۵۴	۱/۹	۱/۸۴	۱/۸۲	-۰/۹۵	۳/۸
P	mg/kg	۵/۵۵	۲۰/۶	۷/۸۱	۹/۰۳	۱/۴۳	۳۶/۲
K	mg/kg	۱۰۹	۴۴۴	۱۶۸	۱۸۷	۱/۴۱	۳۸/۱
Sand	%	۱۳/۵	۶۳	۳۸	۳۸/۵	-۰/۰۳	۳۵/۶
Silt	%	۱۳/۵	۵۳	۳۴	۳۴/۴	۰/۰۵	۲۶/۷
Clay	%	۱۶/۵	۴۹/۵	۳۰	۲۹/۸	۰/۰۱	۲۵/۲
EC	ds/m	۰/۰۸	۱/۵۶	۰/۱۴	۰/۲۲	۳/۸۷	۱۱۳
pH	-	۷/۰۶	۸/۲۷	۷/۴۸	۷/۵۶	۰/۲۳	۳/۳۰
CCE	%	۸/۵	۵۶/۵	۴۱/۷۵	۴۰/۶	۰/۵۵	۳۰/۵

انتخاب داده‌های TDS و MDS

پنج مؤلفه اصلی با مقادیر ارزش ویژه بزرگتر از یک که در مجموع ۶۵/۳۹ درصد از واریانس کل داده‌ها را تحت پوشش قرار می‌دهند، به

عنوان نمایندگان مجموعه TDS انتخاب شد (جدول ۴). همانطور که در جدول (۴) قابل مشاهده است از میان ۱۰ معیار مورد بررسی در مجموعه TDS، پنج معیار شن، pH، فسفر، کربن آلی و چگالی ظاهری خاک به‌عنوان مجموعه MDS انتخاب گردید. در PC₁، شن دارای بالاترین وزن بود و پس از آن به‌ترتیب پارامترهای رس و سیلت وزن بالایی داشتند، اما به‌ترتیب با توجه به همبستگی بالای شن با سیلت (۰/۸۹**) و رس (۰/۷۸**)، در PC₁ تنها متغیر شن به‌عنوان MDS انتخاب گردید (جدول ۵). در PC₂، pH بالاترین وزن را داشت و پس از آن بر اساس ۱۰ درصد اختلاف وزن، فسفر نیز انتخاب شد. از طرفی این دو متغیر با هم دارای همبستگی بالا و معنی‌دار بودند. با این وجود به دلیل تأثیر زیاد pH و فسفر بر روی کیفیت حاصلخیزی خاک‌های منطقه مورد مطالعه، هر دو متغیر با نظر کارشناس به‌عنوان MDS انتخاب گردیدند. در PC₃، SOC بالاترین وزن را داشت و پس از آن پتاسیم با اختلاف ۱۰ درصد وزن بالایی داشت ولی از آنجایی که SOC با K_{ex} همبستگی معنی‌داری داشت بر همین اساس، تنها SOC به‌عنوان MDS انتخاب گردید. در PC₄ نیز تنها متغیر BD بالاترین وزن را داشت و انتخاب گردید. Juhos et al. (۲۰۱۵) در پژوهشی نشان دادند که استفاده از مؤلفه‌های اصلی با ارزش ویژه بالاتر از یک می‌تواند ۷۶ درصد از تغییرات مجموعه کل ویژگی‌های خاک مورد بررسی را بیان کند.

وزن‌دهی ویژگی‌ها

نتایج محاسبه وزن نمونه‌ها در هر دو مجموعه TDS و MDS در جدول (۴) ارائه شده است به طوری که که پارامتر شن دارای وزن بالاتری است. در حالی که فسفر قابل استفاده دارای کمترین وزن در کمی‌سازی SQI بود.

جدول ۴. نتایج تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی نمونه‌های خاک به روش PCA

معیار	مقدار	تفسیر
KMO	۰/۷۲	کفایت نمونه‌گیری
سطح معنی‌داری	< ۰/۰۰۱	مناسب برای تحلیل عاملی
مؤلفه‌های اصلی	PC ₁	PC ₂
ارزش ویژه	۳/۰۲	۱/۸۳
درصد واریانس	۳۰/۲	۱۸/۳
درصد تجمعی	۳۰/۲	۴۸/۵
ویژگی‌های خاک		
Sand (%)	-۰/۹۶	۰/۰۵
Clay (%)	۰/۸۳	-۰/۰۴
Silt (%)	۰/۸۰	-۰/۰۴
pH	۰/۰۳	۰/۷۱
Pav (ppm)	۰/۰۳	-۰/۶۴
CCE (%)	-۰/۳۸	۰/۰۹
EC (ds/m)	-۰/۴۳	۰/۰۵
SOC (%)	۰/۰۳	۰/۸۳
K _{ex} (ppm)	۰/۱۰	-۰/۷۳
BD (gr/cm ³)	-۰/۰۵	۰/۰۸

جدول ۵. ماتریس ضرایب همبستگی پیرسون بین متغیرهای خاکی نمونه‌ها در منطقه مورد مطالعه

ویژگی‌های خاک	SOC	BD	Pav	K _{ex}	Sand	Silt	Clay	EC	pH	CCE
SOC	۱									
BD	-۰/۰۶	۱								
Pav	۰/۰۵	-۰/۰۳	۱							
K _{ex}	۰/۲۸*	۰/۱۲	-۰/۰۲	۱						
Sand	-۰/۱۰	۰/۰۵	-۰/۰۶	-۰/۱۳	۱					
Silt	۰/۱۵	-۰/۰۴	۰/۱۵	۰/۱۷	-۰/۸۹**	۱				
Clay	۰/۰۰۵	-۰/۰۳	-۰/۰۷	۰/۰۳	-۰/۷۸**	۰/۴۲**	۱			
EC	۰/۰۳	-۰/۰۴	۰/۰۹	-۰/۰۴	۰/۲۶*	-۰/۱۸	-۰/۲۷*	۱		
pH	-۰/۰۶	۰/۱۱	-۰/۲۴*	-۰/۱۶	۰/۰۳	-۰/۰۰۴	-۰/۰۵	-۰/۰۲	۱	
CCE	-۰/۰۳	۰/۰۹	-۰/۱۷	-۰/۱۶	۰/۲۸*	-۰/۱۶	-۰/۳۵**	-۰/۰۴	۰/۱۹	۱

** و * به ترتیب همبستگی معنی‌دار را در سطح یک درصد و پنج درصد نشان می‌دهد.

جدول ۶. واریانس مشترک و ضریب وزنی برای نمونه‌ها در مجموعه MDS و TDS

MDS		TDS		ویژگی خاک
ضریب وزنی	واریانس مشترک	ضریب وزنی	واریانس مشترک	
۰/۲۱	۰/۷۴	۰/۱۱	۰/۷۴	SOC
۰/۲۴	۰/۸۵	۰/۱۳	۰/۸۵	BD
۰/۱۱	۰/۴۲	۰/۰۶	۰/۴۲	Pav
---	---	۰/۱۰	۰/۷۰	Kex
۰/۲۷	۰/۹۵	۰/۱۴	۰/۹۵	Sand
---	---	۰/۱۰	۰/۷۰	Silt
---	---	۰/۱۰	۰/۷۱	Clay
---	---	۰/۰۶	۰/۴۳	EC
۰/۱۵	۰/۵۴	۰/۰۸	۰/۵۴	pH
---	---	۰/۰۷	۰/۴۶	CCE

محاسبه شاخص کیفیت خاک

مطابق نتایج ارائه شده در جدول (۷)، شاخص کیفیت IQI و NQI برای داده‌های خاک بر اساس TDS و MDS با دو روش امتیازدهی خطی و غیرخطی محاسبه شد. نتایج ارائه شده در جدول (۷) نشان می‌دهد که در هر دو روش خطی و غیرخطی، مقدار عددی شاخص IQITDS در مقایسه با شاخص NQITDS بیشتر است، در حالی که مقدار عددی شاخص IQIMDS نسبت به شاخص NQIMDS کمتر است. کمترین مقدار عددی IQIMDS در مقایسه با NQIMDS در برخی موارد، که ناشی از ذات متفاوت روش‌های محاسباتی است، در واقع یک مزیت کلیدی برای روش MDS محسوب می‌شود. این ویژگی تضمین می‌کند که در صورت وجود چندین ویژگی با کیفیت مطلوب در یک نمونه خاک، وضعیت بحرانی و محدودیت‌های اصلی آن خاک نادیده گرفته نشود. این پدیده عمدتاً به این دلیل رخ می‌دهد که IQIMDS بر اساس مقادیر واقعی و خام شاخص‌های کلیدی محاسبه می‌شود و اگر حتی یکی از این شاخص‌های حیاتی در وضعیت بحرانی باشد، تأثیر مستقیم و شدیدی بر نمره نهایی می‌گذارد. در مقابل، NQIMDS با نرمال‌سازی همه شاخص‌ها در یک مقیاس ۰ تا ۱، تا حدی این شدت تأثیر را می‌کاهد (Andrews et al., 2002). همچنین مقادیر شاخص‌های تعیین شده بر اساس هر دو رویکرد خطی و غیرخطی در مجموعه TDS نسبت به MDS بیشتر است. با این وجود، تفاوت حاصل از برآورد کیفیت خاک در دو شاخص IQI و NQI، بین دو مجموعه TDS و MDS بیانگر این است که مجموعه TDS دارای دقت و صحت بالاتری نسبت به مجموعه MDS می‌باشد، که این امر به دلیل وجود ویژگی‌های بیشتر در محاسبه شاخص کیفیت خاک بر اساس مجموعه TDS می‌باشد. در این راستا، Rahmanipour et al. (۲۰۱۴) شاخص کیفیت تجمعی در مجموعه کل داده‌ها را به عنوان بهترین ترکیب از نظر دقت و حساسیت برای ارزیابی کیفیت خاک در پژوهش خود معرفی نمودند.

جدول ۷. مقادیر میانگین شاخص‌های IQI و NQI در دو دسته TDS و MDS با استفاده از دو روش خطی و غیر خطی

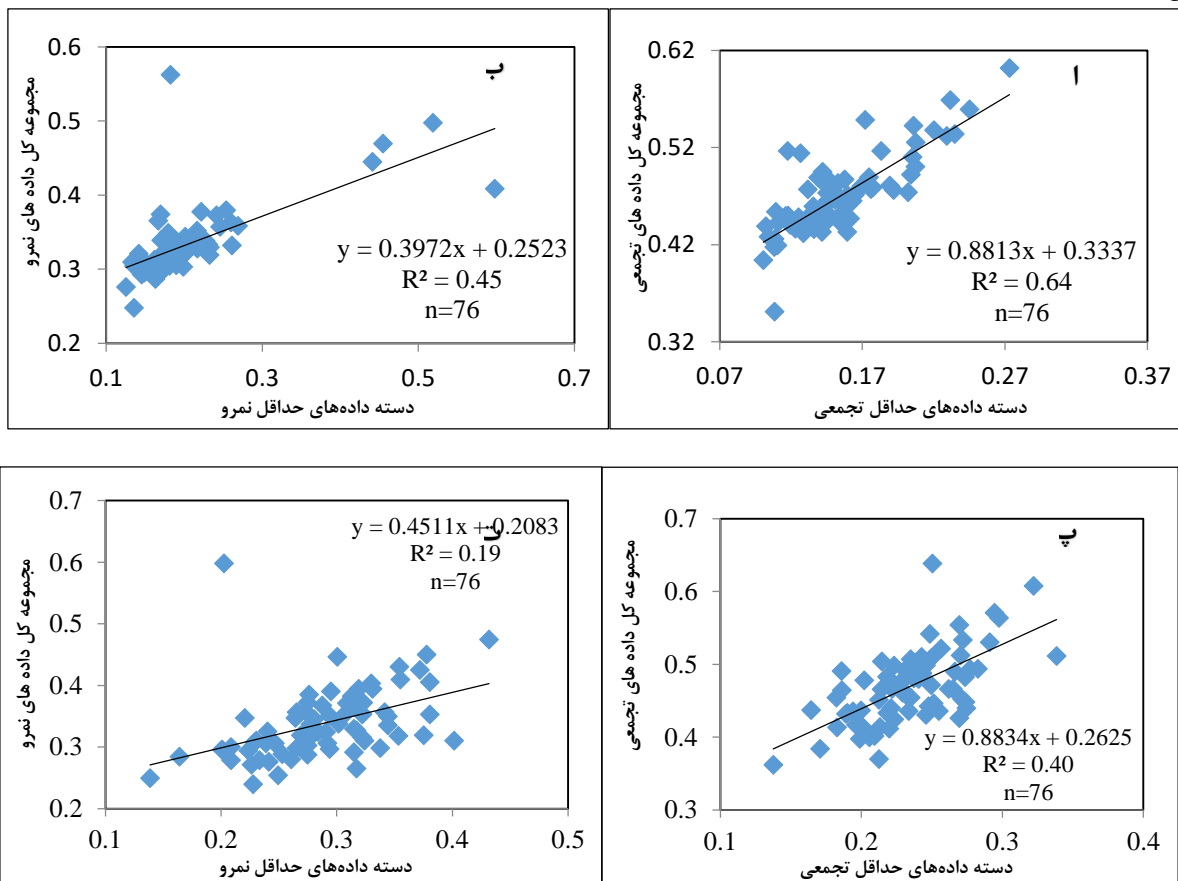
NQIMDS	NQITDS	IQIMDS	IQITDS	SQI
۰/۲۰	۰/۳۳	۰/۱۵	۰/۴۷	روش خطی
۰/۲۸	۰/۳۳	۰/۲۳	۰/۴۶	روش غیرخطی

تعیین درجات کیفیت خاک

برای طبقه‌بندی شاخص‌ها از روش (Qi et al., 2009) استفاده شد. مطابق جدول (۲) شاخص‌های تعیین شده IQI و NQI با استفاده از هر دو مجموعه TDS و MDS در دو رویکرد خطی و غیرخطی دارای درجه کیفیت IV هستند. بر اساس نتایج به دست آمده در این تحقیق بر مبنای استانداردهای تعیین شده ویژگی‌های خاک توسط (Qi et al., 2009)، مجموعه MDS شامل کربن آلی، جرم مخصوص ظاهری، فسفر، شن و pH) در نمونه‌های خاک بیشترین محدودیت را برای کیفیت خاک در منطقه مورد مطالعه داشتند.

نتایج بررسی همبستگی بین دو مدل IQI و NQI در دو مجموعه TDS و MDS

پس از ارزیابی و طبقه‌بندی خاک‌های منطقه مورد مطالعه، به منظور بررسی قابلیت بکارگیری مدل‌های کیفیت خاک محاسبه شده با جایگزین نمودن مجموعه MDS به جای مجموعه TDS در دو مدل IQI و NQI، همبستگی بین مدل‌های IQIMDS-IQITDS و NQIMDS-NQITDS در دو رویکرد خطی و غیرخطی بررسی شد (شکل ۲). همان‌گونه که مشاهده می‌گردد ضریب همبستگی (r) در نمونه‌های خاک بین دو مجموعه TDS و MDS در مدل IQI با روش خطی و غیرخطی به ترتیب ۰/۶۴ و ۰/۴۰ محاسبه شد. در حالی که r در مدل NQI در روش خطی و غیرخطی به ترتیب ۰/۴۵ و ۰/۱۹ بود. این نتایج بیانگر این است که در روش خطی IQI می‌توان به صورت قابل قبولی SQI را با استفاده از مجموعه MDS تبیین نمود. اگرچه برای روش‌های غیر خطی IQI و هر دو حالت خطی و غیر خطی NQI نمی‌توان با اطمینان قابل قبولی مجموعه MDS را جایگزین مناسبی برای مجموعه TDS و تبیین SQI دانست. زراعت پیشه و همکاران (۲۰۲۰) در مدل IQI با روش خطی و غیرخطی به ترتیب ۰/۸۶ و ۰/۸۴ و در مدل NQI با روش خطی و غیرخطی به ترتیب ۰/۸۷ و ۰/۸۳ به دست آورد. همچنین رستمی‌نیا و همکاران (۱۳۹۷) با بررسی رابطه خطی دو مجموعه TDS و MDS برای شاخص IQI و NQI به ترتیب ضریب ۰/۷۹ و ۰/۷۹ به دست آورد. در راستای نتایج این تحقیق در مطالعه‌ای (Bünemann et al., 2018) بیان داشتند که، عدم تطابق کامل بین MDS و TDS می‌تواند ناشی از حذف شاخص‌های بسیار حساس به مدیریت در فرآیند انتخاب MDS باشد. به عنوان نمونه در پژوهش حاضر، فاکتورهای مدیریتی مانند Kex و EC بر مقادیر نهایی TDS تأثیر گذارند، در حالیکه در MDS نهایی وجود ندارند. از سوی دیگر، (Lima et al., 2013) خاطر نشان می‌سازند که MDS متشکل از شاخص‌های با پایداری زمانی بالا (مانند بافت و جرم مخصوص ظاهری) ممکن است نتوانند تغییرپذیری کوتاه‌مدت ثبت‌شده توسط شاخص‌های پویای موجود در TDS (مانند پتاسیم قابل تبادل) را به طور کامل منعکس کنند.



شکل ۲. همبستگی داده‌های حداقل و کل داده‌ها در رویکردهای متفاوت برآورد کیفیت خاک. (الف) - رابطه خطی در روش تجمعی IQIMDS-IQITDS، (ب) - رابطه

خطی روش نمره NQIMDS-NQITDS، (ج) - رابطه غیرخطی IQIMDS-IQITDS، (د) - غیر خطی نمره NQIMDS-NQITDS

انتخاب متغیرهای محیطی

در این پژوهش بر اساس روش انتخاب متغیر PCA از میان ۵۴ متغیر محیطی، ۱۴ متغیر کمکی به عنوان مناسب‌ترین پیش‌بینی‌کننده برای استفاده در فرآیند مدل‌سازی مکانی SQI انتخاب گردید (جدول ۸). از میان متغیرهای منتخب ۱۲ متغیر شامل شاخص موقعیت

توپوگرافی^۱، تجزیه و تحلیل سایه اندازه^۲ تپه‌ها^۳، فاصله تا شبکه آبراهه^۴، مساحت حوزه زهکشی اصلاح شده^۵، جهت شیب^۶، ارتفاعات استاندارد شده^۷، شاخص تعادل توده رسوب^۸، فاکتور طول در درجه شیب^۹، شاخص تحدب شیب^{۱۰}، مدت تابش پخشیده^{۱۱}، ارتفاعات نرمال شده^{۱۲}، و شاخص اثر باد^{۱۳} مربوط به توپوگرافی و دو شاخص روشنایی^{۱۴} و شاخص تفاضلی پوشش گیاهی باز نرمال شده^{۱۵} مربوط به داده‌های سنجش از دور می‌باشد. در همین راستا Wang et al. (۲۰۲۲) با استفاده از روش PCA بر تأثیر پارامترهای توپوگرافی در مدل‌سازی مکانی شاخص کیفیت خاک تأکید نمودند.

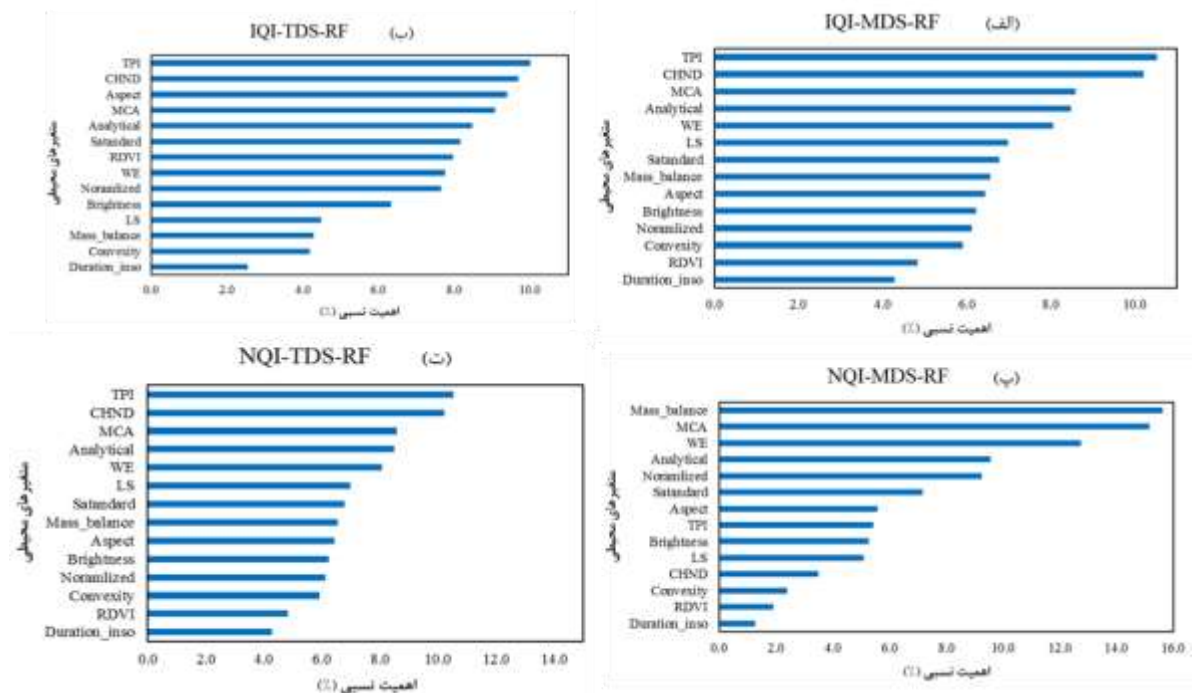
اهمیت نسبی متغیرهای محیطی

اهمیت نسبی متغیرهای مورد استفاده در فرآیند مدل‌سازی بر اساس مدل RF در شکل ۹ ارائه شده است. بر اساس نتایج متغیرهای TPI، MDCA، CHND، مؤثرترین عوامل در پیش‌بینی IQI_{MDS} و متغیرهای TPI، CHND، Aspect دارای بیشترین نقش در پیش‌بینی IQI_{TDS} بودند. در مورد شاخص NQI_{MDS} پارامترهای WE، MDCA، WE_۳ و در خصوص شاخص NQI_{TDS} پارامترهای WE، Analytical، MDCA و شاخص کربنات و Aspect بالاترین درجه اهمیت را در فرآیند مدل‌سازی SQI داشتند. در همین راستا، نتایج سایر محققین بیانگر اهمیت بالای متغیرهای توپوگرافی به خصوص ارتفاع، شیب و Aspect، انحنای شیب در پیش‌بینی SQI می‌باشد (Shokr et al., 2021; Meitasari et al., 2024). همکاران (۱۳۹۷) شاخص همواری دره با قدرت تفکیک مکانی بالا، WE، Analytical، MDCA و شاخص کربنات را به عنوان مؤثرترین شاخص‌ها برای پیش‌بینی کلاس‌های تناسب اراضی در منطقه مورد مطالعه این پژوهش گزارش نمودند. همچنین در مطالعاتی که در دشت قزوین انجام گردید، محققان متغیرهای کمکی، شاخص سبزی‌نگی، WE، شدت تابش پخشیده و شاخص همواری دره با قدرت تفکیک بالا را به عنوان مؤثرترین متغیرها در پراکنش مکانی ضخامت خاک سطحی و شوری خاک گزارش نمودند. پارامترهای توپوگرافی را به عنوان مهم‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌های محیطی برای مدل‌سازی ویژگی شوری خاک دشت قزوین گزارش نمودند (رحمانی و همکاران، ۱۴۰۱؛ موسوی و همکاران، ۱۴۰۰).

جدول ۸. متغیرهای محیطی منتخب به روش PCA جهت استفاده در فرآیند مدل‌سازی

SCORPAN factor	Description	Environmental covariate+symbol
r	تجزیه و تحلیل سایه اندازه تپه‌ها	Analytical Hillshading
r	شاخص موقعیت توپوگرافی	TPI
r	فاصله تا شبکه آبراهه	CHND
r	مساحت حوزه زهکشی اصلاح شده	MDCA
r,c	شاخص اثر باد	WE
توپوگرافی	طول در درجه شیب	LS
توپوگرافی	ارتفاعات استاندارد شده	Standard
توپوگرافی	تعادل توده رسوب	Mass_balance
o	تفاضل پوشش گیاهی باز نرمال شده	RDVI
r	شاخص جهت شیب	Aspect
o	شاخص روشنایی	Brightness
r	ارتفاعات نرمال شده	Normalized
r	تحدب شیب	Convexity
r,c	مدت زمان تابش پخشیده	Duration_Inso

1. Topographic Position Index
2. Analytical Hillshading
3. Channel Net Distance
4. Modified Catchments Area
5. Aspect
6. Standard height
7. Mass Balance
8. LS Factore
9. Convexity
10. Duration Insolation 0
11. Normalized height
12. Wind Effect 2
13. Brightness 3
14. Relative normalized difference vegetation index



شکل ۳. اهمیت نسبی پارامترهای محیطی در پیش‌بینی شاخص‌های کیفیت خاک بر اساس مدل جنگل تصادفی (RF). (اسامی کامل متغیرهای محیطی به جدول ۸ ارجاع می‌گردد).

ارزیابی صحت نتایج مدل‌سازی مکانی SQI

بر اساس نتایج ارائه شده در جدول ۹ در رویکرد خطی، مدل OK به علت داشتن مقادیر بهینه (R^2 بالاتر و RMSE پایین‌تر و Bias پایین‌تر) نسبت به IDW در پیش‌بینی درجات SQ از دقت بالایی برخوردار بود. در رویکرد غیرخطی نیز هر دو مدل تقریباً نتایج مشابهی را نشان دادند. توانمندی مدل OK عمدتاً ناشی از مدل‌سازی تغییرات مکانی از طریق واریوگرام و ارائه تخمین‌های خطی ناریب است (Webster & Oliver, 2014). هنگامی که داده‌های خاک دارای الگوی مکانی مشخص باشند، OK، معمولاً دقتی بالاتر و خطای تخمین کمتر از روش‌های فاصله‌محور مانند IDW ارائه می‌دهد (Ouabo et al., 2020). هم‌چنین نتایج ارزیابی صحت مدل‌سازی مکانی SQI بر اساس روش‌های یادگیری ماشین نشان داد که در رویکرد خطی، مدل RF برای پیش‌بینی شاخص‌های IQI_{MDS} و IQI_{TDS} در مقایسه با مدل k-NN به دلیل مقادیر R^2 بالاتر و مقادیر RMSE کمتر کارایی بالاتری داشت، در حالی که مدل k-NN برای پیش‌بینی شاخص NQI_{TDS} دارای صحت پیش‌بینی بیشتری بود (جدول ۱۰). به طور کلی، این نتایج بیانگر این است که در رویکرد خطی، مدل RF نسبت به مدل k-NN از صحت پیش‌بینی بیشتری برخوردار است. نتایج اعتبارسنجی مدل‌ها در روش غیرخطی نیز نشان داد که دو مدل RF و k-NN بر اساس آماره‌های ارزیابی در پیش‌بینی شاخص‌های IQI_{MDS} ، IQI_{TDS} و NQI_{MDS} عملکرد نسبتاً مشابهی داشتند، در حالی که برای پیش‌بینی شاخص NQI_{TDS}، مدل RF دارای دقت بیشتر می‌باشد (جدول ۱۰). مدل RF با ایجاد مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم و کاهش واریانس از طریق تجمیع، قادر است روابط غیرخطی پیچیده میان متغیرها را با دقت بالایی مدل کند (Breiman, 2001).

پژوهش‌های متعدد نشان داده‌اند که RF در مقایسه با الگوریتم‌هایی مانند k-NN، رگرسیون خطی و SVM، دارای عملکرد پایدارتر، حساسیت کمتر نسبت به نویز و قابلیت تعمیم بالاتر است (Nazeri et al., 2024; Su et al., 2024). مطالعات اخیر نیز نشان داده‌اند که RF در مدل‌سازی ویژگی‌ها و کلاس‌های خاک، اغلب دقت بالاتر و خطای کمتری دارد (Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2020; Manteghi et al., 2024). مدل OK به دلیل لحاظ نمودن همبستگی مکانی داده‌ها، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های یادگیری ماشین نشان داده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند RF و k-NN، اگرچه در مدل‌سازی روابط غیرخطی قوی هستند، اما به صورت ذاتی قادر به مدل‌سازی ساختار مکانی داده‌ها نیستند و تنها از مختصات به عنوان یک متغیر کمکی استفاده می‌کنند؛ این امر باعث می‌شود که کیفیت پیش‌بینی در نواحی با فاصله زیاد از نقاط نمونه برداری کاهش یابد (Hengl et al., 2018). هم‌چنین، مدل OK با بهره‌گیری مستقیم از تابع کوواریانس مکانی، نه تنها مقدار متغیر بلکه عدم قطعیت مکانی را نیز مدل کرده و از این طریق تخمین‌های بهینه و کم‌خطاتری ارائه می‌دهد (Webster & Oliver, 2007). موسوی و همکاران (۱۳۹۸) گزارش نمودند که مدل OK در مقایسه با مدل‌های RF و IDW از دقت بالاتری برای پیش‌بینی محتوای درصد ماسه در عمق سطحی خاک‌های استان کردستان برخوردار است. در پژوهشی (Sharififar,

۲۰۲۲) نیز گزارش کردند، روش‌های زمین‌آماری نسبت به یادگیری ماشین در شرایطی که پراکنش مکانی داده‌ها از ساختار مکانی مناسبی برخوردار باشد، دقت بالاتر و عدم قطعیت کمتری را در نقشه‌برداری کلسیم و پتاسیم محلول خاک نشان دادند.

جدول ۹. نتایج اعتبارسنجی روش‌های زمین‌آماری با استفاده از رویکرد خطی و غیر خطی

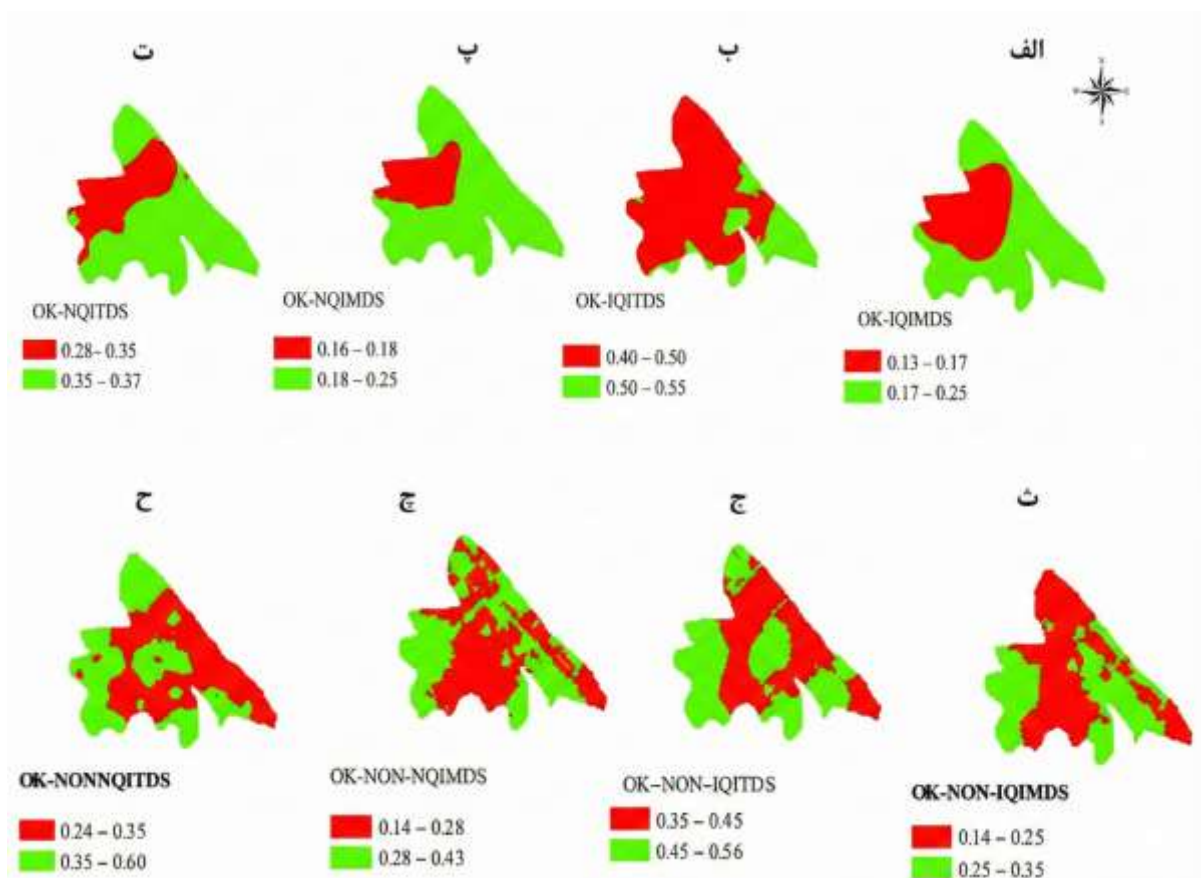
رویکرد خطی						SQI Method
کریجینگ معمولی (OK)			وزن‌دهی عکس فاصله (IDW)			
Bias	RMSE	R ²	Bias	RMSE	R ²	
۰/۰۱۲	۰/۰۱	۰/۸۳	۰/۰۱۱	۰/۱۵	۰/۰۹	IQI _{TDS}
۰/۰۰۵۴	۰/۰۰۶	۰/۸۴	-۰/۰۰۲	۰/۰۱۶	۰/۱۳	IQI _{MDS}
۰/۰۰۵۷	۰/۰۱۸	۰/۳۲	-۰/۰۱۸	۰/۰۲۹	۰/۱۲	NQI _{TDS}
۰/۰۰۷۷	۰/۰۳۲	۰/۵۲	-۰/۰۴۵	۰/۰۶	۰/۱۶	NQI _{MDS}
رویکرد غیر خطی						
۰/۰۱۴	۰/۰۳۱	۰/۰۹	۰/۰۱۱	۰/۰۳	۰/۱۴	IQI _{TDS}
۰/۰۱۵	۰/۰۱۸	۰/۱۲	۰/۰۲	۰/۰۱۹	۰/۱۴	IQI _{MDS}
-۰/۰۰۷	۰/۰۴	۰/۱۴	۰/۰۱۴	۰/۰۴	۰/۰۸	NQI _{TDS}
۰/۰۳	۰/۰۳	۰/۱۴	۰/۰۲۶	۰/۰۲۸	۰/۱۳	NQI _{MDS}

جدول ۱۰. نتایج اعتبارسنجی روش‌های یادگیری ماشین با استفاده از رویکرد خطی و غیر خطی

k-NN			RF			SQI Method
رویکرد خطی						
Bias	RMSE	R ²	Bias	RMSE	R ²	
۰/۰۱	۰/۰۴	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۴	۰/۰۶	IQI _{MDS}
۰/۰۰	۰/۰۵	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۵	۰/۱۳	IQI _{TDS}
-۰/۰۱	۰/۰۷	۰/۰۰	۰/۰۱	۰/۰۶	۰/۴۰	NQI _{MDS}
۱/۰۰۰	۰/۰۳	۰/۲۰	۰/۰۱	۰/۰۶	۰/۰۰	NQI _{TDS}
رویکرد غیر خطی						
-۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۱۰	-۰/۰۰	۰/۰۲	۰/۰۱	IQI _{MDS}
۰/۰۰	۰/۰۵	۰/۰۶	۰/۰۰	۰/۰۴	۰/۰۲	IQI _{TDS}
۰/۰۰	۰/۰۴	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۴	۰/۰۵	NQI _{MDS}
-۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۰۰	-۰/۰۰	۰/۰۵	۰/۳۲	NQI _{TDS}

توزیع مکانی کیفیت خاک بر اساس مدل‌های درون‌یابی و یادگیری ماشین

نقشه توزیع مکانی درجات SQ بر اساس روش درون‌یابی OK به‌عنوان روش با دقت بالاتر نسبت به سایر مدل‌ها در شکل ۶ ارائه شده است. نقشه‌های توزیع مکانی تغییرات درجات SQ در دو مدل IQI و NQI بر اساس مدل‌های OK با روش خطی در دو کلاس (III و IV) قرار گرفت به طوری که محدوده‌های قرمز رنگ بیانگر وضعیت نامناسب کیفیت خاک (کلاس IV) و محدوده‌های سبز رنگ بیانگر وضعیت نسبتاً بهتری از نظر کیفیت خاک (کلاس III) می‌باشند. بر این اساس روند کلی تغییرات درجات کیفیت خاک در روش خطی نشان داد که عمدتاً بخش‌های مرکزی به سمت غربی از نظر کیفیت خاک دارای شرایط بسیار بحرانی می‌باشند در حالی که بخش‌های جنوبی، شرق و شمالی غالباً در شرایط نسبتاً بهتری (بحرانی) قرار دارند (شکل ۶ الف، ب، پ، ت). در نقشه‌های توزیع مکانی تغییرات درجات SQ بر اساس مدل OK با رویکرد غیر خطی، بخش‌های مرکزی، جنوبی، شمالی و بخش‌های کمی از مناطق شرقی از نظر SQ در شرایط بسیار بحرانی و بخش‌های غربی عمدتاً در شرایط نسبتاً بهتری (بحرانی) قرار داشتند (شکل‌های ۶ ث، ج، چ، ح). مناطقی که مقدار شاخص کیفیت خاک دارای درجات حداقل می‌باشد به دلیل پایین بودن درصد کربن آلی و فسفر قابل استفاده، در مقابل بالا بودن میزان جرم مخصوص ظاهری، درصد شن و pH می‌باشد. بر اساس این نتایج لحاظ کردن سیاست‌های مدیریتی حفاظت خاک در این مناطق ضروری است (Zaheri Abdehvand et al., 2024).



شکل ۴. توزیع مکانی درجات کیفیت خاک بر اساس رویکرد خطی (الف، ب، پ، ت) و (ث، ج، ح، ح)، رویکرد غیرخطی با استفاده از مدل کریجینگ معمولی: OK.

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از محاسبه شاخص‌های کیفیت خاک IQI و NQI در دو مجموعه TDS و MDS با هر دو رویکرد خطی و غیرخطی در این پژوهش نشان داد که خاک‌های منطقه مطالعاتی دارای کیفیت پایین همراه با محدودیت زیاد هستند. از این رو اتخاذ تصمیم‌های مدیریتی لازم برای ارتقاء کیفیت خاک در منطقه ضروری بنظر می‌رسد. کمبود کربن آلی و فسفر در دسترس، در کنار مقادیر بالای جرم مخصوص ظاهری، درصد شن و pH از مهمترین عوامل تأثیرگذار در کاهش کیفیت خاک‌های این منطقه تشخیص داده شدند.

ضریب تبیین بین دو مجموعه TDS و MDS در رویکرد خطی مدل برای شاخص IQI و NQI به ترتیب برابر با ۰/۶۴ و ۰/۴۵ و در روش غیرخطی به ترتیب برابر با ۰/۴۰ و ۰/۱۹ به دست آمد. این نتایج نشان‌دهنده این است که در روش IQI با توابع امتیازدهی خطی می‌توان با اطمینان قابل قبولی از مجموعه‌ی MDS به جای مجموعه TDS استفاده نمود، درحالی‌که در رویکردهای غیرخطی چنین سطحی از اطمینان را ارائه نمودند.

نتایج اعتبارسنجی مدل‌های پیش‌بینی‌کننده SQI نشان داد که مدل OK با رویکرد توابع امتیازدهی خطی نسبت به سایر مدل‌های مکانی (IDW) و یادگیری ماشین (RF, k-NN) از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد و برای پیش‌بینی درجات کیفیت خاک بالاترین عملکرد را ارائه نمود.

درجه‌بندی اهمیت نسبی متغیرهای محیطی نشان داد که هفت متغیر مرتبط با عامل خاک‌ساز توپوگرافی، شامل موقعیت توپوگرافی، فاصله از شبکه آبراهه، مساحت حوزه زهکشی اصلاح‌شده، جهت شیب، تراز توده رسوب، اثر باد و تحلیل سایه‌اندازی تپه‌ها بیشترین نقش را در مدل‌سازی مکانی SQI با استفاده از مدل RF ایفا می‌کنند. این نتایج بیانگر حساسیت بالای کیفیت خاک نسبت به شرایط ژئومورفولوژیک است.

بطور کلی با توجه به توانمندی بالاتر روش کریجینگ معمولی (OK) نسبت به سایر روش‌های درون‌یابی و پیش‌بینی‌کننده مانند RF، k-NN و IDW، چنین به نظر می‌رسد که برخلاف تصور رایج درباره برتری همیشگی رویکردهای مبتنی بر داده‌کاوی، در برخی مناطق یا در شرایط تراکم خاص داده همچون شهرک ولیعصر بدره، روش‌های زمین‌آماري به دلیل در نظر گرفتن خودهمبستگی مکانی

بین داده‌ها، می‌توانند عملکرد دقیق‌تر و قابل‌اعتمادتری در پیش‌بینی ویژگی‌های خاک ارائه دهند. این موضوع ضرورت انجام مطالعات بیشتر را با تکیه بر ماهیت، توانمندی و محدودیت‌های مدل‌های پیش‌بینی‌کننده مختلف یادآور می‌شود تا انتخاب روش مناسب با شرایط مکانی هر منطقه به‌صورت علمی و مبتنی بر شواهد انجام گیرد.

ملاحظات اخلاقی

تأمین مالی:

این تحقیق هیچ گونه کمک مالی خاصی از سازمان‌های تأمین مالی در بخش‌های دولتی، تجاری یا غیرانتفاعی دریافت نکرده است. این تحقیق از نظر مالی توسط دانشکده کشاورزی دانشگاه ایلام در قالب تحقیق برای پایان‌نامه دانشجویی نویسنده اول و همچنین تحقیق برای سایر نویسندگان حمایت شده است.

مشارکت نویسندگان:

نویسندگان به طور مساوی در کلیه مراحل طراحی و انجام پژوهش، گردآوری داده‌ها، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، تحلیل و تفسیر اطلاعات و نتایج، تهیه پیش‌نویس مقاله، بررسی و کنترل نتایج، اصلاح، بازبینی و نهایی‌سازی مقاله مشارکت داشتند.

مشارکت نویسندگان در مقاله مستخرج از پایان‌نامه تقریباً به شکل زیر باشد:

نویسنده اول: نسبیته گراوند: تهیه و آماده‌سازی نمونه‌ها، انجام آزمایش و گردآوری داده‌ها، انجام محاسبات، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، تحلیل و تفسیر اطلاعات و نتایج، تهیه پیش‌نویس مقاله

نویسنده دوم: محمود رستمی نیا، طراحی پژوهش، نظارت بر مراحل انجام پژوهش، بررسی و کنترل نتایج، اصلاح، بازبینی و نهایی‌سازی مقاله

نویسنده سوم: اصغر رحمانی، مشارکت در طراحی پژوهش، نظارت بر پژوهش، مطالعه و بازبینی مقاله

نویسنده چهارم: سید روح اله موسوی، مشارکت در طراحی پژوهش، نظارت بر پژوهش، مطالعه و بازبینی مقاله.

اعلامیه تولید هوش مصنوعی و فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در فرآیند نگارش:

نویسندگان اظهار می‌دارند که در نسخه خطی خود از هوش مصنوعی مولد و فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده نکرده‌اند.

بیانیه در دسترس بودن داده‌ها:

داده‌ها بنا به درخواست نویسندگان در دسترس هستند.

سیاسگزاری:

نویسندگان مایلند از دانشگاه ایلام برای حمایت از این تحقیق تشکر کنند.

نویسندگان از همه شرکت‌کنندگان در این مطالعه تشکر می‌کنند.

نویسندگان مایلند از داوران ناشناس برای نظرات سازنده‌شان تشکر کنند.

پیروی از اصول اخلاقی:

نویسندگان از جعل داده‌ها، تحریف و سرقت ادبی و هرگونه تخلف اجتناب کرده‌اند.

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این پژوهش علمی رعایت نموده‌اند و این موضوع مورد تأیید همه آنهاست.

تضاد منافع:

نویسنده هیچگونه تضاد منافی را اعلام نمی‌کند.

منابع

رستمی نیا، محمود، نوری، نسیم، کشاورزی، علی. و رحمانی، اصغر. (۱۳۹۷). ارزیابی کمی و پهنه‌بندی توزیع مکانی شاخص کیفیت خاک در برخی از مناطق خشک و نیمه‌خشک غرب ایران (مطالعه موردی: منطقه کن سرخ، استان ایلام). مجله تحقیقات خاک و آب ایران، ۵۰(۷)، ۱۷۰۱-۱۷۱۹.

رحمانی، اصغر، سرمیدیان، فریدون. و عارفی، حسین. (۱۴۰۱). نقشه‌برداری دیجیتال ضخامت خاک سطحی و عدم قطعیت مرتبط با آن

با استفاده از رویکرد یادگیری ماشین در بخشی از اراضی خشک و نیمه‌خشک دشت قزوین. مجله تحقیقات خاک و آب ایران، ۵۳(۳)، ۶۰۲-۵۸۵.

موسوی، سید روح اله، پارسایی، فرزانه، رحمانی، اصغر، سدری، محمد حسین. و کوهسار بستانی، محمد. (۱۳۹۸). پیش‌بینی مکانی برخی از ویژگی‌های خاک سطحی با استفاده از مدل‌های درون‌یابی و یادگیری ماشین. مجله مدیریت خاک و تولید پایدار، ۱۰(۳)، ۴۹-۲۷.

موسوی، سید روح اله، سرمیدیان، فریدون، امید، محمد حسین و بوگارت، پاتریک. (۱۴۰۱). مدل‌سازی رقومی تغییرات سه‌بعدی شوری خاک با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در اراضی خشک و نیمه‌خشک دشت قزوین. مجله تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۲(۷)، ۱۹۱۵-۱۹۲۹.

REFERENCES

- Afshar, F. A., Ayoubi, S., & Jafari, A. (2018). The extrapolation of soil great groups using multinomial logistic regression at regional scale in arid regions of Iran. *Geoderma*, 315, 36-48.
- Amirinejad, A. A., Kamble, K., Aggarwal, P., Chakraborty, D., Pradhan, S., & Mittal, R. B. (2011). Assessment and mapping of spatial variation of soil physical health in a farm. *Geoderma*, 160(3-4), 292-303.
- Andrews, S. S., & Carroll, C. R. (2001). Designing a soil quality assessment tool for sustainable agroecosystem management. *Ecological Applications*, 11(6), 1573-1585.
- Andrews, S. S., Flora, C. B., Mitchell, J. P., & Karlen, D. L. (2003). Growers' perceptions and acceptance of soil quality indices. *Geoderma*, 114(3-4), 187-213.
- Andrews, S. S., Karlen, D. L., & Cambardella, C. A. (2004). The soil management assessment framework: A quantitative soil quality evaluation method. *Soil Science Society of America Journal*, 68(6), 1945-1962.
- Andrews, S. S., Karlen, D. L., & Mitchell, J. P. (2002). A comparison of soil quality indexing methods for vegetable production systems in Northern California. *Agriculture, ecosystems & environment*, 90(1), 25-45.
- Aparicio, V., & Costa, J. L. (2007). Soil quality indicators under continuous cropping systems in the Argentinean Pampas. *Soil and Tillage Research*, 96(1-2), 155-165.
- Asghari, S., DIZAJGHOORBANI, A. S., & ESMALI, O. A. (2015). Investigation te Spatial Variability of some Soil Physical Quality Indices in Fandoghlu Region of Ardabil Using Geostatistics.
- Askari, M.S. and Holden, N.M., (2015). Quantitative soil quality indexing of temperate arable management systems. *Soil and Tillage Research*, 150, 57-67.
- Azarneshan, S. , khormali, F. , sarmadian, F. , kiani, F. and Eftekhari, K. (2018). Soil Quality Evaluation of Semi-arid and Arid Lands in Qazvin Plain, Iran. *Water and Soil*, 32(2), 359-374. (In Persian).
- Bastida, F., Zsolnay, A., Hernández, T., & García, C. (2008). Past, present and future of soil quality indices: a biological perspective. *Geoderma*, 147(3-4), 159-171.
- Biswas, S., Hazra, G. C., Purakayastha, T. J., Saha, N., Mitran, T., Roy, S. S., ... & Mandal, B. (2017). Establishment of critical limits of indicators and indices of soil quality in rice-rice cropping systems under different soil orders. *Geoderma*, 292, 34-48.
- Brasher, B. R., Franzmeier, D. P., Valassis, V., & Davidson, S. E. (1966). Use of saran resin to coat natural soil clods for bulk-density and water-retention measurements. *Soil Science*, 101(2), 108.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5-32.
- Brejda, J. J., Moorman, T. B., Karlen, D. L., & Dao, T. H. (2000). Identification of regional soil quality factors and indicators I. Central and Southern High Plains. *Soil Science Society of America Journal*, 64(6), 2115-2124.
- Bünemann, E. K., Bongiorno, G., Bai, Z., Creamer, R. E., De Deyn, G., De Goede, R., ... & Brussaard, L. (2018). Soil quality—A critical review. *Soil biology and biochemistry*, 120, 105-125.
- Cover, T. M., & Hart, P. E. (1967). Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory*, 13 (1), 21-27.
- D'Hose T., Cougnon M., De Vlieghe A., Vandecasteele B., Viaene N., Cornelis W., Van Bockstaele E., and Reheul D. 2014. The positive relationship between soil quality and crop production: A case study on the effect of farm compost application. *Applied Soil Ecology*, 75: 189-198.
- Dobermann, A., & Oberthür, T. (1997). Fuzzy mapping of soil fertility—a case study on irrigated riceland in the Philippines. *Geoderma*, 77(2-4), 317-339.
- Doran, J. W., & Jones, A. J. (1996). *Methods for assessing soil quality*: Soil Science Society of America Inc. Google Scholar.
- Doran, J. W., & Parkin, T. B. (1996). Quantitative indicators of soil quality: a minimum data set. *Methods for assessing soil quality*/editors, John W. Doran and Alice J. Jones; editorial committee, Richard P. Dick...[et al.]; editor-in-chief SSSA, Jerry M. Bigham; managing editor, David M. Kral; associate editor, Marian K. Viney.
- Doran, J.W., M. Leibig and D.P. Santana. 1998. Soil health and global sustainability. 16th World Congress of Soil Science, Montpellier, France, August 20-26.
- El Baroudy, A. A. (2016). Mapping and evaluating land suitability using a GIS-based model. *Catena*, 140, 96-104.

- FAO, 1976. A framework for land evaluation. Food and Agriculture Organisation of the United States Soil Bulletin No. 32. FAO, Rome.
- Gee, G. W., & Bauder, J. W. (1986). Particle-size analysis 1 (No. methods of soil 1, pp. 383-411). *Soil Science Society of America, American Society of Agronomy*.
- Golmohamadi, F., Nabiollahi, K., Taghizadeh-Mehrjardi, R., and Davari, M. 2017. Digital mapping of soil erodibility (Case study: Dehgolan, Kurdistan province). *Journal of Water and Soil Conservation*. 24: 87-103.
- Gorji, M., Kakeh, J., & Alimohammadi, A. (2016). Quantitative assessment of soil quality in different uses in part of southern eastern Qazvin Land, Iran. *Soil and Water Research*, 47(4), 775-784.
- Hamidi Nehrani, S., Askari, M. S., Saadat, S., Delavar, M. A., & Taheri, M. (2020). Using Multivariate Analysis to Evaluate Soil Quality in Agricultural Lands of Zanjan Province. *Applied Soil Research*, 8(2), 158-173. (In Persian).
- Hedo de Santiago, J., Lucas-Borja, M. E., Wic-Baena, C., Andrés-Abellán, M., & de las Heras, J. (2016). Effects of thinning and induced drought on microbiological soil properties and plant species diversity at dry and semiarid locations. *Land Degradation & Development*, 27(4), 1151-1162.
- Hengl, T., Nussbaum, M., Wright, M. N., Heuvelink, G. B., & Gräler, B. (2018). Random forest as a generic framework for predictive modeling of spatial and spatio-temporal variables. *PeerJ*, 6, e5518.
- Imaz, M. J., Virto, I., Bescansa, P., Enrique, A., Fernandez-Ugalde, O., & Karlen, D. L. (2010). Soil quality indicator response to tillage and residue management on semi-arid Mediterranean cropland. *Soil and Tillage Research*, 107(1), 17-25
- Juhos, K., Szabó, S., & Ladányi, M. (2015). Influence of soil properties on crop yield: a multivariate statistical approach. *International Agrophysics*, 29(4).
- Kamali, K., Zehtabian, G., Mesbahzadeh, T., Arabkhedri, M., Shohab Arkhazloo, H. and Moghadamnia, A. (2021). Determining the Most Effective Properties to Evaluate Soil Quality of Agriculture Lands in Mohammadshahr Plain of Karaj. *Water and Soil*, 35(2), 251-266. (In Persian).
- Karlen, D. L., Tomer, M. D., Neppel, J., & Cambardella, C. A. (2008). A preliminary watershed scale soil quality assessment in north central Iowa, USA. *Soil and Tillage Research*, 99(2), 291-299.
- Larson, W. E., & Pierce, F. J. (1994). The dynamics of soil quality as a measure of sustainable management. *Defining soil quality for a sustainable environment*, 35, 37-51.
- Legaz, B. V., De Souza, D. M., Teixeira, R. F. M., Antón, A., Putman, B., & Sala, S. (2017). Soil quality, properties, and functions in life cycle assessment: an evaluation of models. *Journal of cleaner production*, 140, 502-515.
- Li, J., & Heap, A. D. (2014). Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. *Environmental Modelling & Software*, 53, 173-189.
- Li, P., Zhang, T., Wang, X. and Yu, D., (2013). Development of biological soil quality indicator system for subtropical China. *Soil and Tillage Research*, 126, pp.112-118.
- Li, X., Liu, X., Zhang, X., & Li, S. (2021). Effects of conservation tillage on soil organic carbon sequestration: A meta-analysis. *Journal of Cleaner Production*, 313, 127943.
- Lima, A. C. R., Brussaard, L., Totola, M. R., Hoogmoed, W. B., & De Goede, R. G. M. (2013). A functional evaluation of three indicator sets for assessing soil quality. *Applied Soil Ecology*, 64, 194-200.
- Lin, Y., Deng, H., Du, K., Li, J., Lin, H., Chen, C., Fisher, L., Wu, C., Hong, T. and Zhang, G., (2017). Soil quality assessment in different climate zones of China's Wenchuan earthquake affected region. *Soil and Tillage Research*, 165, pp.315-324.
- Liu, Y., Wang, H., Zhang, H., & Liber, K. (2016). A comprehensive support vector machine-based classification model for soil quality assessment. *Soil and Tillage Research*, 155, 19-26.
- Maleki, S., Zeraatpisheh, M., Karimi, A., Sareban, G., & Wang, L. (2022). Assessing variation of soil quality in agroecosystem in an arid environment using digital soil mapping. *Agronomy*, 12(3), 578.
- 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.
- McBratney, A., Field, D. J., & Koch, A. (2014). The dimensions of soil security. *Geoderma*, 213, 203-213.
- McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L., Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117: 3-52.
- McLean, E. O. (1982). Soil pH and lime requirement. *Methods of soil analysis. Part 2. Chemical and microbiological properties, (methodsofsoilan2)*, 199-224.
- Menezes, M. D. D., Silva, S. H. G., Mello, C. R. D., Owens, P. R., & Curi, N. (2018). Knowledge-based digital soil mapping for predicting soil properties in two representative watersheds. *Scientia Agricola*, 75(2), 144-153.
- Meitasari, R., Hanudin, E., & Purwanto, B. H. (2024). Comparison of two soil quality assessment models under different land uses and topographical units on the southwest slope of Mount Merapi. *Soil & Water Research*, 19(2).
- Mirkhani, R., Vaezi, A. and rezaei, H. (2020). Investigation of the Soil Quality Indices in Irrigated Wheat Farms of Nazarabad Region in West of Alborz Province. *Water and Soil*, 34(5), 1125-1139. (In Persian).
- Nazeri, P., Na, Z., Ayoubi, S., Khademi, H., Mousavi, S. R., Afshar, F. A., & Cerdà, A. (2025). Spatial dynamics of soil organic carbon and total nitrogen concerning aggregate size fractions using machine learning models. *Soil Ecology Letters*, 7(2), 1-19.
- Nabiollahi, K., Golmohamadi, F., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Kerry, R., & Davari, M. (2018). Assessing the effects of slope gradient and land use change on soil quality degradation through digital mapping of soil quality indices and

- soil loss rate. *Geoderma*, 318, 16-28.
- Nelson, R.E. (1982). Carbonate and gypsum. In: A.L. Page (Editor), *Methods of soil analysis.. Part 2*. 2nd ed. Agronomy. Monograph, vol. 9. ASA and SSSA, Madison, WI, 181-197.
- Ngo-Mbogba, M., Yemefack, M., & Nyeck, B. (2015). Assessing soil quality under different land cover types within shifting agriculture in South Cameroon. *Soil and Tillage Research*, 150, 124-131.
- Nieder, R., Benbi, D. K., & Reichl, F. X. (2018). Soil quality and human health. In *Soil components and human health* (pp. 1-34). Springer, Dordrecht.
- Olsen, S. R. (1954). *Estimation of available phosphorus in soils by extraction with sodium bicarbonate* (No. 939). US Department of Agriculture.
- Ouabo, R. E., Sangodoyin, A. Y., & Ogundiran, M. B. (2020). Assessment of ordinary Kriging and inverse distance weighting methods for modeling chromium and cadmium soil pollution in E-waste sites in Douala, Cameroon. *Journal of Health & Pollution*, 10(26), 200605.
- Pahlavan-Rad, M.R., and Akbarimoghaddam, A. 2018. Spatial variability of soil texture fractions and pH in a flood plain (Case study from eastern Iran). *Catena*. 160: 275-281.
- Paul, G. C., Saha, S., & Ghosh, K. G. (2020). Assessing the soil quality of Bansloi river basin, eastern India using soil-quality indices (SQIs) and Random Forest machine learning technique. *Ecological Indicators*, 118, 106804.
- Pouladi, N., Møller, A. B., Tabatabai, S., & Greve, M. H. (2019). Mapping soil organic matter contents at field level with Cubist, Random Forest and kriging. *Geoderma*, 342, 85-92.
- Puglisi, E., Del Re, A. A. M., Rao, M. A., & Gianfreda, L. J. S. B. (2006). Development and validation of numerical indexes integrating enzyme activities of soils. *Soil Biology and Biochemistry*, 38(7), 1673-1681.
- Qi, Y., Darilek, J. L., Huang, B., Zhao, Y., Sun, W., & Gu, Z. (2009). Evaluating soil quality indices in an agricultural region of Jiangsu Province, China. *Geoderma*, 149(3-4), 325-334.
- Rahmanipour, F., Marzaioli, R., Bahrami, H.A., Fereidouni, Z. and Bandarabadi, S.R., (2014). Assessment of soil quality indices in agricultural lands of Qazvin Province, Iran. *Ecological Indicators*, 40, 19-26.
- Rezaei, S. A., Gilkes, R. J., & Andrews, S. S. (2006). A minimum data set for assessing soil quality in rangelands. *Geoderma*, 136(1-2), 229-234.
- Rhoades, J. D. (1982). Cation Exchange Capacity 1. *Methods of soil analysis. Part 2. Chemical and microbiological properties*, (methodsofsoilan2), 149-157.
- Saha, K., Anil Kumar, K. S., Karthika, K. S., & Das, P. Assessment of Soil Quality Indicators and Application of Machine Learning Approach for Prediction of Soil Quality Index (Sqi) Under Major Mango Growing Belts of Southern Karnataka, India. *KS and Das, Parinita, Assessment of Soil Quality Indicators and Application of Machine Learning Approach for Prediction of Soil Quality Index (Sqi) Under Major Mango Growing Belts of Southern Karnataka, India*.
- Saleh, A. M., Elsharkawy, M. M., AbdelRahman, M. A., & Arafat, S. M. (2021). Evaluation of soil quality in arid western fringes of the Nile Delta for sustainable agriculture. *Applied and Environmental Soil Science*, 2021.
- Shahab, H., Emami, H., Haghnia, G.H. and Karimi, A., (2013). Pore size distribution as a soil physical quality index for agricultural and pasture soils in northeastern Iran. *Pedosphere*, 23(3), pp.312-320.
- Sharififar, A. (2022). Accuracy and uncertainty of geostatistical models versus machine learning for digital mapping of soil calcium and potassium. *Environmental monitoring and assessment*, 194(10), 760.
- Shokr, M. S., Abdellatif, M. A., El Baroudy, A. A., Elnashar, A., Ali, E. F., Belal, A. A., ... & Kheir, A. M. (2021). Development of a spatial model for soil quality assessment under arid and semi-arid conditions. *Sustainability*, 13(5), 2893.
- Shukla, M. K., Lal, R., & Ebinger, M. (2004). Soil Quality Indicators For The North Appalachian Experimentalwatersheds In Coshocton Ohio. *Soil Science*, 169(3), 195-205.
- Shukla, M. K., Lal, R., & Ebinger, M. (2006). Determining soil quality indicators by factor analysis. *Soil and Tillage Research*, 87(2), 194-204.
- Sione, S.M.J., Wilson, M.G., Lado, M., Gonzalez, G.P., 2017. Evaluation of soil degradation produced by rice crop systems in a Vertisols, using a soil quality index. *Catena* 150, 79–86.
- Storie, R. E. (1978). *Storie index soil rating*. University of California, Division of Agricultural Sciences Special Publication, No. 3203, Oakland, USA.
- Sun, B., Zhou, S., & Zhao, Q. (2003). Evaluation of spatial and temporal changes of soil quality based on geostatistical analysis in the hill region of subtropical China. *Geoderma*, 115(1-2), 85-99.
- Su, L., Heydari, M., Jaafarzadeh, M. S., Mousavi, S. R., Rezaei, M., Fathizad, H., & Heung, B. (2024). Incorporating forest canopy openness and environmental covariates in predicting soil organic carbon in oak forest. *Soil and Tillage Research*, 244, 106220.
- SYS, C., Van Ranst, E., & DEBAVEYE, J. *Land Evaluation. Part I: principles in land evaluation and crop production calculations*. Agricultural Publications nr. 7, GADC, Brussels, Belgium, 1991.
- Taghipour, K., Heydari, M., Kooch, Y., Fathizad, H., Heung, B., & Taghizadeh-Mehrjardi, R. (2022). Assessing changes in soil quality between protected and degraded forests using digital soil mapping for semiarid oak forests, Iran. *CATENA*, 213, 106204.
- Wang, H., Wu, J., Zhang, Y., Zhang, W., & Bai, Y. (2022). Identifying the key topographic attributes that influence soil quality in the Tibetan Plateau. *Geoderma*, 408, 115348.

- Webster, R., & Oliver, M. A. (2007). *Geostatistics for environmental scientists*. John Wiley & Sons.
- 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.
- Zeraatpisheh, M., Bakhshandeh, E., Hosseini, M., & Alavi, S. M. (2020). Assessing the effects of deforestation and intensive agriculture on the soil quality through digital soil mapping. *Geoderma*, 363, 114139
- Zornoza, R., Acosta, J. A., Bastida, F., Domínguez, S. G., Toledo, D. M., & Faz, A. (2015). Identification of sensitive indicators to assess the interrelationship between soil quality, management practices and human health. *Soil*, 1(1), 173-185.