



## Digital Mapping of Soil Organic Carbon with Emphasis on the Role of Environmental Factors in Part of Semirom Rangeland: Isfahan Province

Kourosh Shirani<sup>1\*</sup> | Morteza Khodagoli<sup>2</sup> | Rostam Khalifehzad<sup>2</sup>

1. Soil Conservation and Watershed Management Research Institute, Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran.

2. Rangeland Research Division, Research Institute of Forests and Rangelands, AREEO, Tehran, Iran

Correspond E-mail: [k.shirani@areeo.ac.ir](mailto:k.shirani@areeo.ac.ir)

### Article Info

#### Article type:

Research Article

#### Article history:

Received: 06 Jun. 2024

Revised: 16 Aug. 2024

Accepted: 18 Aug. 2024

Published online: 01 April. 2025

#### Keywords:

Factor analysis,

Modelling,

Multivariate regression,

Organic carbon.

### Abstract

Awareness of organic carbon status of rangeland soil is important for erosion control and soil protection management. The aim of this study is to prioritize the effective factors, modelling and predicting organic carbon amount using Landsat 8 satellite imagery, accurate digital elevation model (DEM) related to ALOS sensor and the combined application of factor analysis and multivariate regression model in Semirom watershed located in the south of Isfahan province. For this purpose, after determining the homogeneous units and Stratified Random Sampling method of 218 soil samples from these units, the amount of organic carbon, percentages of sand, silt and clay were determined in the laboratory. The development of the combined method was performed using 15 spectral and non-spectral variables and two sets of training data (70%) and test data (30%) of soil samples in order to implement and validate the model, respectively. Then, effective factor prioritization, determination of main components and spatial soil organic carbon zonation map were prepared. Finally, using error measurement criteria, the model was validated and evaluated in the training and test stages. The results showed that fifteen independent variables in the form of six principal components namely vegetation, soil particle size, surface reflectance, soil surface shape, moisture storage and chemical properties have the largest contribution in soil organic carbon storage. Based on the error evaluation metrics (RMSE) and correlation coefficients ( $R^2$ ), the model implementation stage (Training Phase), with respective values of 0.23 and 0.84, demonstrates higher efficiency and captures greater variability in soil organic carbon, as compared to the prediction stage (Test Phase) characterized by a higher error (0.27) and a lower correlation coefficient (0.80). Also, the soil organic carbon content classes of 0.70-0.80 and 1.20-2.35 with an area of 24% and 6% have the highest and lowest area outcrops of soils in the study area, respectively. In order to increase the accuracy and desirability of estimating soil organic carbon content and a more appropriate prediction model, it is suggested to use the combined method of factor analysis using the principal components method along with the multivariate regression method rather than using the multivariate regression method with independent variables.

**Cite this article:** Shirani, K., Khodagoli, M., Khalifehzad, R. (2025). Digital Mapping of Soil Organic Carbon with Emphasis on the Role of Environmental Factors in Part of Semirom Rangeland: Isfahan Province. *Journal of Range & Watershed Management*, 79 (1), 19-40. DOI: <http://doi.org/10.22059/jrwm.2025.394601.1827>



## EXTENDED ABSTRACT

**Introduction:** Given that the qualitative condition of rangelands is directly dependent on maintaining the quality and quantity of rangeland soil and is tied to the management of soil carbon reserves, it is therefore critically important to measure, monitor, investigate influencing factors, model, predict spatial distribution, and understand the status of soil organic carbon in rangelands. Examining these influencing factors using advanced modeling methods and predicting the levels of soil organic carbon reserves in rangelands, with minimal cost, on a large scale, and with adequate accuracy, is an unavoidable necessity. For management, estimation, and modeling of spatial variations in soil organic carbon, reliable methods for analyzing spatial distribution have been employed. Various statistical methods have previously been applied to estimate organic carbon. The objective of this study is to prioritize influential factors and to model and predict organic carbon levels using Landsat 8 satellite imagery, high-resolution ALOS digital elevation data, and an integrated approach combining factor analysis and multivariate regression. The novel aspects of this research include: firstly, the utilization of Landsat 8 satellite imagery data to generate influential factors affecting the distribution of organic carbon; secondly, the application of a wide range of geomorphometric factors derived from high-resolution ALOS digital elevation data to incorporate effective variables (independent variables); and thirdly, modeling and predicting organic carbon levels using an integrated approach combining factor analysis and multivariate regression.

**Materials and Methods:** The study area, covering 420 km<sup>2</sup>, is located between geographical longitudes 51°38' to 51°49' E and latitudes 31°05' to 31°26' N, corresponding to the Hana watershed and Jamab code 4-1-4-3. To implement this research, a homogeneous unit map was first created by overlaying vegetation cover, slope gradient, geographical aspects, and elevation classes, followed by their integration with land unit and geological layers. A total of 218 soil samples were collected completely randomly from homogeneous units, and their geographic locations were recorded using a Global Positioning System (GPS). The percentages of organic carbon, clay, silt, and sand in the soil samples were determined. To quantify organic carbon content, the Walkley-Black titration method was employed. The timing of soil sampling operations and the acquisition date of the Landsat 8 image were synchronized. For mapping and predicting organic carbon levels, seven non-spectral factors derived from ALOS digital elevation data were used, including silt and clay percentages, relative elevation, slope gradient, slope aspect (Franklin et al., 2000 method), general, horizontal, and vertical slope curvatures, as well as eight spectral factors extracted from the Landsat 8 OLI sensor image dated August 25, 2019. These spectral indices included surface albedo, clay index, carbonate index, particle size index, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), and the three Tasseled Cap transformations (brightness, greenness, and wetness). Errors in the digital elevation model (DEM) and atmospheric errors in reflective bands 2–7 of the Landsat 8 OLI sensor were calculated and corrected. The overall framework for prioritizing influential factors utilized factor analysis, while multivariate regression among principal component variables was applied for modeling and prediction. A multivariate regression relationship was established between independent variables (covariates) or factors influencing the dependent variable (organic carbon) and the response variable (training data). By developing a statistical relationship between independent variables and the response variable at sampling points, a predictive model (f) for the dependent variable was formulated. Notably, the model was calibrated with 70% and validated with 30% of the soil samples. The continuous nature of the independent variables (influential factors) enabled the estimation of the response variable (organic carbon) across the study area using the predictive model (f), resulting in the generation of an organic carbon zoning map.

**Results and Discussion:** Based on descriptive statistics of organic carbon and factors influencing its distribution in soils of the Semirom watershed, the mean organic carbon content was 0.79%, with minimum and maximum values of 0.32% and 2.30%, respectively. The average percentages of clay, silt, silt-clay mixture, and sand were 36%, 37%, 73%, and 27%, respectively, with the predominant texture class being silt-clay mixture. Mean values for brightness, greenness index, wetness index, surface albedo, carbonate index, clay index, particle size index, and NDVI were 0.68, -0.02, -0.17, 0.32, 1.20, 1.04, 0.15, and 0.13, respectively. Average values for slope aspect (Franklin et al., 2000 method), slope gradient (9.45%), relative roughness (389 m), horizontal curvature (-0.05), vertical curvature (0.16), and general curvature (-0.22) were also calculated.

Soil organic carbon exhibited significant positive correlations ( $p < 0.05$ ) with relative roughness, NDVI, greenness index, slope gradient, clay index, silt-clay mixture percentage, clay percentage, wetness index, and slope aspect. Conversely, significant negative correlations were observed with carbonate index, horizontal curvature, surface brightness, particle size index, general curvature, and surface albedo. Silt percentage, vertical curvature, and sand percentage showed no statistically significant relationship with soil organic carbon at the 5% significance level or higher. The factors silt, sand, and vertical curvature, with the lowest factor loadings (0.167, 0.245, and 0.456, respectively), were identified and removed from the variable set. The results of Bartlett's test (KMO=0.661) indicated that the 15 influential factors were sufficient and appropriate as independent variables for factor analysis. Principal component analysis (PCA) with

eigenvalues greater than one revealed that the six principal components explained 20.08%, 14.23%, 12.72%, 9.28%, 7.21%, and 6.52% of the variance, respectively. After Varimax rotation, these components cumulatively accounted for over 70% of the total variance.

Using the six principal components derived from factor analysis as independent variables and 70% of the soil sample measurements as training data, a multiple regression model (Enter method) was applied to establish the relationship between the influential factors (independent variables) and soil organic carbon (dependent variable). The multiple regression equation yielded a coefficient of determination (R) of 0.66 at a significance level of  $p < 0.001$ . Based on this model, an estimated organic carbon map for the entire study area was generated in a GIS environment. The resulting soil organic carbon classes of 0.70–0.80% and 1.20–2.35% occupied the most significant (24%) and smallest (6%) surface coverage of the study area, respectively.

**Conclusion:** The results demonstrated that fifteen independent variables, categorized into six principal components, vegetation cover, soil particle size, surface reflectance, land surface morphology, moisture storage, and chemical properties, collectively account for the highest contribution to soil organic carbon storage. Based on error criteria and correlation coefficients, the model implementation phase exhibited higher efficiency, lower error, and greater accuracy in estimating variations in soil organic carbon compared to prediction alone. With a coefficient of determination ( $R^2$ ) of 0.66, the multivariate regression model effectively captured a significant proportion of organic carbon variability in the Semirrom watershed. Key variables influencing organic carbon levels and distribution include the greenness index, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), clay index, percentages of silt, clay, silt-clay mixture, and sand, surface albedo and brightness, relative roughness, slope gradient, general and horizontal curvatures, wetness index, slope aspect, and carbonate content.

The developed organic carbon zoning map revealed that approximately one-quarter of the study area's soils exhibit deficient organic carbon levels. Implementing appropriate organic matter management practices in these areas could significantly control and mitigate soil erosion. This underscores the potential for targeted land management strategies to enhance carbon sequestration and soil conservation in the Semirrom watershed.

**Keywords:** Factor analysis, modeling, multivariate regression, organic carbon

**Article Type:** Research Article

**Acknowledgement:** This study is based on findings from the research project titled "Spatial Distribution of Surface Soil Organic Carbon in Vegetation Types of Summer Rangelands in Southern Isfahan Province" (Project Code: 970212-019-09-09-0). We hereby express our sincere gratitude to the Isfahan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, the Forests and Rangelands Research Institute of Iran, and the Agricultural Research, Education, and Extension Organization (AREEO) of the Ministry of Agricultural Jihad for their financial and logistical support.

**Declaration of Conflict of Interest:** The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.



## نقشه برداری رقومی کربن آلی خاک با تاکید بر نقش فاکتورهای محیطی در بخشی از اراضی مرتعی سمیرم: استان اصفهان

کوروش شیرانی\*<sup>۱</sup> | مرتضی خداقلی<sup>۲</sup> | رستم خلیفه زاده<sup>۲</sup>

۱. گروه پژوهشی حفاظت آب و خاک، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران.

۲. بخش تحقیقات مرتع موسسه جنگل‌ها و مراتع کشور، تهران، ایران.

رایانامه نویسنده مسئول: [k.shirani@areco.ac.ir](mailto:k.shirani@areco.ac.ir)

### چکیده

### اطلاعات مقاله

آگاهی از محتوای کربن آلی موجود در خاک‌های مناطق مرتعی به منظور کنترل فرسایش و مدیریت حفاظت خاک از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد. هدف این پژوهش مدل‌سازی مکانی، پیش‌بینی محتوای کربن آلی خاک و درجه بندی اهمیت فاکتورهای محیطی مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸، داده‌های رقومی ارتفاعی دقیق سنجنده ALOS و بکارگیری ترکیبی از رویکردهای تجزیه‌ی عاملی و رگرسیون چندمتغیره در حوزه آبخیز سمیرم واقع در جنوب استان اصفهان می‌باشد. بدین منظور پس از تعیین واحدهای همگن و برداشت تصادفی طبقه‌بندی شده ۲۱۸ نمونه خاک از این واحدها، میزان کربن آلی، درصدهای شن، سیلت و رس در آزمایشگاه تعیین گردیدند. توسعه روش تلفیقی مذکور با استفاده از ۱۵ متغیر طیفی و غیرطیفی از بین ۱۸ متغیر مورد بررسی و دودسته داده آموزشی (۷۰ درصد) و آزمایشی (۳۰ درصد) نمونه‌های خاک به ترتیب به منظور اجرا و اعتبارسنجی مدل انجام شد. سپس الویت‌بندی عوامل محیطی، تعیین مولفه‌های اصلی و نقشه پهنه‌بندی مکانی میزان کربن آلی خاک به روش رگرسیون چندمتغیره بر مبنای تحلیل عاملی تهیه شد. در نهایت با استفاده از معیارهای اندازه‌گیری خطا اقدام به اعتبارسنجی و ارزیابی دقت مدل در مرحله آموزشی و آزمایشی گردید. نتایج تحلیل همبستگی پیرسون و تجزیه عاملی نشان داد پانزده متغیر مستقل در قالب شش مولفه اصلی به ترتیب بنام‌های پوشش گیاهی، اندازه ذرات خاک، بازتابش سطحی، شکل سطح زمین، ذخیره رطوبتی و ویژگی شیمیایی خاک بیشترین سهم را در پیش‌بینی محتوای کربن آلی خاک دارد. با توجه به معیارهای سنجش خطا و ضرایب همبستگی، مرحله اجرای مدل به ترتیب ۰/۲۳ و ۰/۸۴ نسبت به پیش‌بینی با خطای بیش‌تر (۰/۲۷) و ضریب همبستگی کم‌تر (۰/۸۰)، کارآمدی بیش‌تر، تغییرات بالاتری از کربن آلی در خاک را برآورد می‌نماید. همچنین طبقات میزان درصد کربن آلی خاک ۰/۸-۰/۷ و ۲/۳۵-۱/۲ به ترتیب با مساحت ۲۴ و ۶ درصد بیش‌ترین و کم‌ترین رخنمون سطح خاک‌های منطقه مورد مطالعه را به خود اختصاص می‌دهند. به منظور افزایش دقت و مطلوبیت بیشتر در برآورد محتوای کربن آلی خاک و مدل پیش‌بینی مناسب‌تر، پیشنهاد می‌شود از روش تلفیقی تحلیل عاملی به روش مولفه‌های اصلی همراه با روش رگرسیون چندمتغیره نسبت به بکارگیری صرف روش رگرسیون چندمتغیره با متغیرهای مستقل استفاده شود.

### نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۳/۱۶

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۵/۲۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۲۹

تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۱/۱۲

### کلیدواژه‌ها:

تحلیل عاملی،

کربن آلی،

رگرسیون چندمتغیره،

مدل‌سازی مکانی.

**استناد:** شیرانی؛ کوروش، خداقلی؛ مرتضی، خلیفه‌زاده؛ رستم (۱۴۰۵). نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک با تاکید بر نقش فاکتورهای محیطی در بخشی از اراضی مرتعی سمیرم: استان اصفهان.

نشریه مرتع و آبخیزداری، ۷۹ (۱)، ۴۰-۱۹.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jrwm.2025.394601.1827>



© نویسندگان.

ناشر: انتشارات دانشگاه تهران.

## ۱. مقدمه

امروزه با کشف کارکردهای مختلف کربن آلی در بوم سامانه‌های خشکی در اراضی مرتعی بجای کنترل فرسایش خاک، از مدیریت ماده آلی خاک به منظور برنامه‌های مدیریت حفاظت خاک استفاده می‌گردد. از آنجایی که وضعیت کیفی مراتع به طور مستقیم به حفظ کیفیت و کمیت خاک اراضی مرتعی و مرهون مدیریت ذخایر کربنی در خاک می‌باشد، لذا بدین منظور اندازه‌گیری، پایش، بررسی عوامل موثر، مدل‌سازی، پیش‌بینی توزیع مکانی و آگاهی از وضعیت کربن آلی خاک مراتع از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد (Li et al., 2018). بررسی عوامل موثر با استفاده از روش‌های نوین مدل‌سازی و پیش‌بینی میزان ذخائر کربن آلی خاک مراتع با کم‌ترین هزینه در سطح وسیع، با دقت مناسب، امری اجتناب‌ناپذیر می‌باشد. برای مدیریت، برآورد و مدل‌سازی میزان تغییرات مکانی کربن آلی در خاک از روش‌های بررسی توزیع مکانی بطور قابل اعتمادی استفاده شده است (Bogunovic et al., 2018).

تهیه نقشه پهنه‌بندی و بررسی توزیع مکانی خصوصیات خاک بدلیل تغییرات مداوم ویژگی‌های آن ناشی از تعامل زیست‌کره، هواکره، آب‌کره و سنگ‌کره مستلزم بررسی‌های زیاد و به هنگام‌سازی می‌باشد (Ma et al., 2017). از طرفی روش‌های مرسوم تهیه نقشه‌های خاک نیازمند برداشت میدانی گسترده، صرف زمان و هزینه زیاد برای تولید داده‌های مکانی مرتبط با سطح محدود و دقت کم و به طور عمومی کیفی می‌باشند (Zhao et al., 2024, Mosavi et al., 2022, 2024). این محدودیت ناشی از وابستگی به نظر کارشناس و عدم لحاظ تغییرات پیوسته مکانی در داده‌ها (عوامل محیطی) است و این مساله موجب رویکردی کاملا سلیقه‌ای در کیفیت داده‌ها بوده و اجرای آن در مناطقی که دسترسی به داده‌های مشاهداتی و مستقیم وجود ندارد با چالش‌های جدی همراه است (Zhao et al., 2024, Mosavi et al., 2023, 2024, Abbaszadeh Afshar et al., 2018). لذا بکارگیری اطلاعات مکان‌مند محیطی پایه دقیق و در دسترس در قالب عوامل موثر و متغیرهای ورودی به مدل‌های متعدد پیش‌بینی کربن آلی خاک می‌تواند خلاء اطلاعاتی در راستای تخمین و برآورد آن را مرتفع نماید (Vidana Gamage et al., 2018). متغیرهای محیطی مکان‌مند بطور گسترده‌ای در تهیه نقشه‌های رقومی مواد آلی خاک مورد استفاده قرار می‌گیرد و با بکارگیری متغیرهای محیطی موجب افزایش دقت و کاهش نمونه‌برداری به منظور تهیه نقشه توزیع مکانی کربن آلی از نظر سه جنبه هزینه کم، گستردگی و وجود همبستگی معنی‌دار بین متغیرهای محیطی با کربن آلی خاک دارای مزیت می‌باشند (Pei et al., 2010). همچنین پژوهش‌های زیادی در زمینه استفاده از روش‌های آماری و یادگیری ماشین در زمینه مدل‌سازی و پیش‌بینی محتوی کربن آلی خاک در اراضی مرتعی به کمک متغیرهای طیفی، غیرطیفی و محیطی مکانی در سال‌های اخیر انجام شده است که کارایی این روش‌ها را در پیش‌بینی محتوی کربن آلی به کمک این متغیرها کارآمد می‌دانند (Wang et al., 2018a, b & c, Rostaminia et al., 2021).

بکارگیری تکنیک سنجش از دور و سامانه‌های اطلاعات مکانی برای استخراج عوامل موثر و مدل‌سازی محتوای کربن آلی در خاک عرصه‌های مرتعی می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد. مطالعات اولیه سنجش از دوری برای مدل‌سازی کربن آلی خاک نشان دادند که به طور کلی در اثر افزایش کربن آلی خاک، مقدار انعکاس طیف الکترومغناطیس در محدوده نور مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز طول موج کوتاه کاهش می‌یابد (Croft et al., 2012, Dharumarajan et al., 2017; Gholizadeh et al., 2018, 2018). اهمیت و همبستگی شاخص‌های توپوگرافی با میزان کربن آلی خاک توسط محققین بسیاری بررسی و تعیین شده است (Zeraatpisheh, et al., 2019, Pahlavan-Rad et al., 2018, Zhou et al., 2019, Wang et al., 2020).

تاکنون روش‌های متعددی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی کربن آلی خاک با استفاده از داده‌های محدود زمینی بکار گرفته شده است. در ابتدا روش‌های زمین‌آمار از جمله روش‌هایی است که در این زمینه استفاده شده است. اما بدلیل توزیع ناهمگن ویژگی‌های خاک و لزوم داده‌های نمونه‌برداری زمینی بسیار زیاد، از کارایی و دقت خوبی برخوردار نمی‌باشند. در سال‌های اخیر رویکرد محققین با توجه به دسترسی به داده‌های سنجش از دور ماهواره‌ای و داده‌های رقومی ارتفاعی (DEM) با وضوح مکانی و ارتفاعی مناسب به سمت نقشه‌برداری رقومی ویژگی‌های خاک می‌باشد. برای کمی‌سازی همبستگی و ارتباط بین متغیرهای مستقل و ویژگی‌های خاک از

روش‌های مختلف مانند مدل‌های زمین آمار<sup>۱</sup>، ماشین بردار پشتیبان<sup>۲</sup>، درخت تصمیم<sup>۳</sup>، جنگل تصادفی<sup>۴</sup>، رگرسیون چندمتغیره خطی گام به گام<sup>۵</sup> و حداقل مربعات جزئی<sup>۶</sup>، رگرسیون وزنی جغرافیایی<sup>۷</sup>، درخت رگرسیونی<sup>۸</sup>، تحلیل عاملی<sup>۹</sup>، تحلیل مولفه‌های اصلی<sup>۱۰</sup>، تحلیل خوشه‌بندی<sup>۱۱</sup>، بوسینگ گرادیان تصادفی<sup>۱۲</sup>، کویست<sup>۱۳</sup>، شبکه عصبی مصنوعی<sup>۱۴</sup>، الگوریتم ژنتیک<sup>۱۵</sup> استفاده شده است (ناطقی و همکاران الف و ب، ۱۴۰۰، Zeraatpisheh, et al., 2018, Wang et al., 2020, Pahlavan-Rad et al., 2018, Rostaminia orkuor et al., 2017, Ho et al., 2024, Emami, et al., 2025).

همانطور که بر اساس پیشینه پژوهش بیان شد فرض بر آن است که شاخص‌های طیفی مستخرج از سنجنده‌های ماهواره‌ای (مانند لندست ۸) و غیرطیفی مستخرج از مدل رقومی ارتفاعی<sup>۱۶</sup> زمین بر تغییرات کربن آلی خاک سطحی موثرند و با استفاده از روش‌های مستقیم، دورسنجی و تجزیه و تحلیل‌های آماری امکان تهیه نقشه توزیع و پیش‌بینی کربن آلی خاک سطحی در یک مرتع بیلاقی نظیر منطقه سمیرم در جنوب استان اصفهان قابل محاسبه و تهیه می‌باشد. بنابراین با توجه به مطالب اشاره شده هدف این پژوهش الویت‌بندی عوامل موثر یا متغیرهای طیفی و غیرطیفی و مدل‌سازی و پیش‌بینی میزان کربن آلی مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ داده‌های رقومی ارتفاعی دقیق سنجنده ALOS و بکارگیری تلفیقی روش تجزیه عاملی و رگرسیون چندمتغیره می‌باشد.

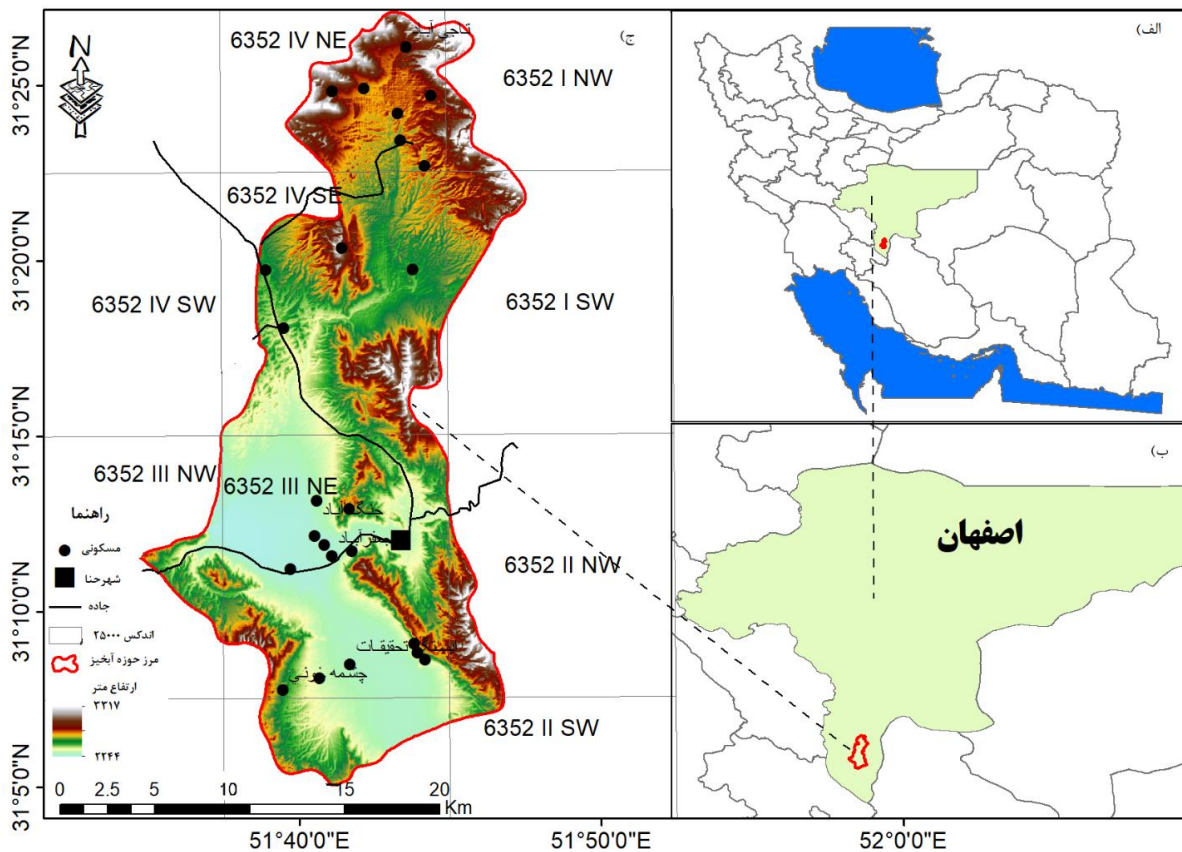
## ۲. مواد و روش‌ها

### ۲-۱. منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه با مساحت ۴۲۰ کیلومتر مربع در حدواسط طول‌های جغرافیایی ۵۱ درجه و ۳۸ دقیقه و ۵۱ درجه و ۴۹ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۱ درجه و ۵ دقیقه و ۳۱ درجه و ۲۶ دقیقه شمالی منطبق با حوزه آبخیز حنا و تقسیم‌بندی حوزه‌های آبخیز جاماب (کد ۳۴۱۴) واقع می‌باشد (شکل ۱). از نظر زمین‌شناسی ساختاری در زون زاگرس مرتفع با رخنمون‌های سنگی عمدتاً شیل، مارن، آهک و رسوبات آبرفتی قرار دارد. بر اساس روش دومارتن بخش جنوبی حوضه در محدوده حنا به سمت جنوب، دارای اقلیم نیمه‌خشک تا مرطوب و نیمه‌مرطوب است بخش‌های مرکزی به سمت شمال حوضه به سمت گرموک، اقلیم نیمه خشک تا معتدل حاکم بوده و در منتهی‌الیه شمالی حوضه مجدداً اقلیم نیمه‌خشک تا مرطوب حاکم است (علیچانی، ۱۳۷۲). متوسط بارش ۵۱۲ میلی‌متر و درجه حرارت متوسط ۱۲ سانتی‌گراد در حوضه می‌باشد. خاک‌های کلسی‌زرپت<sup>۱۷</sup> از راسته آریدسول<sup>۱۸</sup> زیرراسته اورتید<sup>۱۹</sup> و گروه کلسی‌اورتید<sup>۲۰</sup> و نوع خاک تایپیک‌زرپت<sup>۲۱</sup> از راسته انتی‌سول<sup>۲۲</sup> زیرراسته اورتنت<sup>۲۳</sup> گروه زروتنت<sup>۲۴</sup> زیرگروه تایپیک<sup>۲۵</sup> عمده نوع خاک‌های حوضه را تشکیل می‌دهد (Soil Survey Staff, 2022). تیپ‌های گیاهی درمنه، گون، خارگل، خرزهره کوهی و یولاف وحشی از جمله انواع پوشش گیاهی مرتعی است که در حوضه گسترش دارند (شکل ۲). ارتفاع میانگین حوضه ۲۶۶۴ متر از سطح دریا و شیب‌های بین ۸ تا ۲۵ درصد بیش‌ترین گسترش را در حوضه به خود اختصاص می‌دهد. واحدهای فیزیوگرافی منطقه به‌طور عمده از کوهستان، تپه ماهور و دامنه، دشت‌های آبرفتی و کوهپایه تشکیل یافته است. کاربری

- |   |                                      |
|---|--------------------------------------|
| 1. Geostatistical models                          | 14. Artificial neural networks (ANN) |
| 2. Support vector machines (SVM)                  | 15. Genetic algorithms (GA)          |
| 3. Decision trees (DT)                            | 16. Digital elevation model (DEM)    |
| 4. Random forests (RF)                            | 17. Calcixerpts                      |
| 5. Stepwise linear multivariate regression (SLMR) | 18. Aridsol                          |
| 6. Partial least squares (PLS)                    | 19. Orthid                           |
| 7. Geographical weighted regression (GWR)         | 20. Calciorthid                      |
| 8. Regression trees (RT)                          | 21. Typic Xerpts                     |
| 9. Factor analysis (FA)                           | 22. Entisol                          |
| 10. Principal component analysis (PCA)            | 23. Orthent                          |
| 11. Clustering analysis (CA)                      | 24. Xerithent                        |
| 12. Stochastic gradient descent (SGD)             | 25. Typic                            |
| 13. Cubist  |                                      |

اراضی منطقه بطور عمده شامل مرتع، کشاورزی، جنگل و مناطق مسکونی بصورت جزئی می باشد.



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه



Co.cy-As.al



As.su-Da.mu-Br.to

شکل ۲. تعدادی از تیپ‌های پوشش گیاهی در منطقه مورد مطالعه



As.ve-Br.to-Co.cy



St.ho-Br.to-Eur.ce

ادامه شکل ۲

## ۲-۲. روش پژوهش

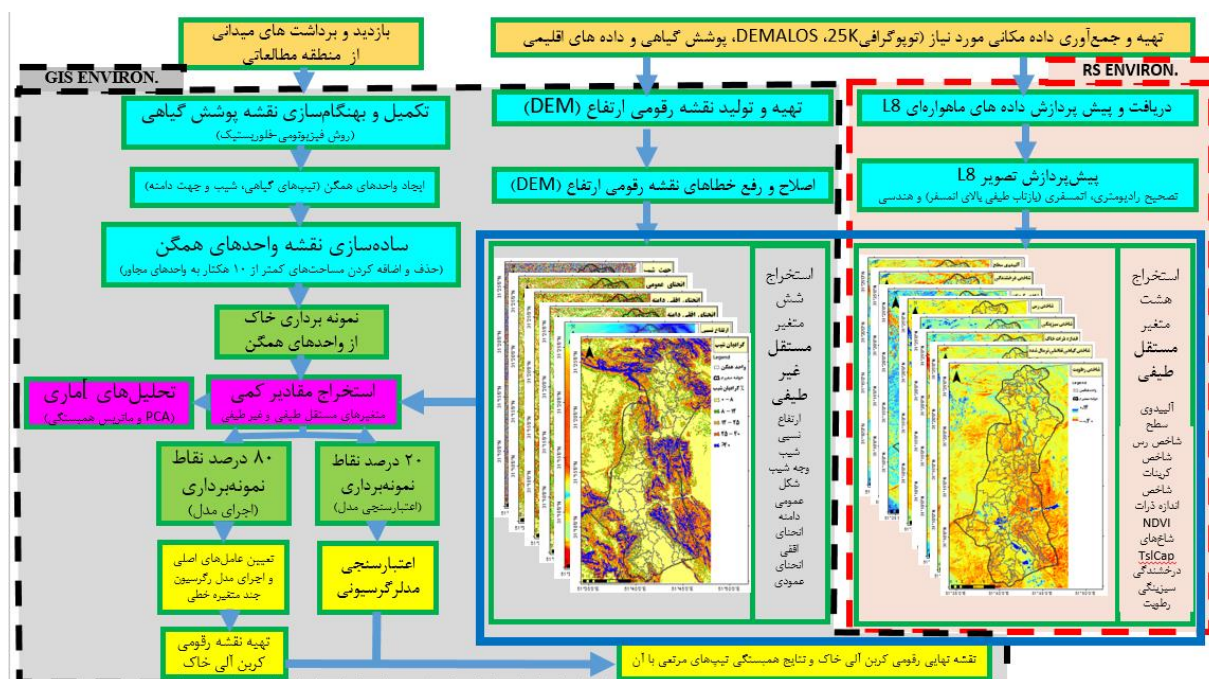
همانطور که در شکل ۳ خلاصه روش تحقیق به صورت خلاصه آمده است، به منظور اجرای این پژوهش، ابتدا از هم‌پوشانی نقشه‌های پوشش گیاهی، گرادیان شیب، جهات جغرافیایی و طبقات ارتفاعی و ادغام آنها با لایه واحدهای اراضی (۹ واحد) و زمین‌شناسی، نقشه واحدهای اولیه شکل زمین ایجاد می‌شود (شکل ۴). بیشترین رخنمون در منطقه به ترتیب مربوط به کوهستان، کوهپایه و دشت می‌باشد. سپس نقشه واحدهای اراضی با نقشه طبقه‌بندی شده تراکم پوشش گیاهی منطقه که با استفاده از شاخص‌های گیاهی تولید شده از تصاویر سنجنده لندست ۸ ایجاد شد، ادغام شده و با انجام عملیات میدانی و بکارگیری روش فیزیونومی - فلوریستیک (Moghaddam, 2001)، مرزهای تعیین شده، اصلاح و تدقیق شده و نهایتاً نقشه واحدهای کاری همگن ایجاد شد. از هر واحد همگن با توجه به وسعت و تنوع ویژگی‌های ژئومورفومتری یک تا سه نمونه خاک (با توجه به وسعت واحد همگن و روش نمونه‌برداری) از ۰ تا ۳۰ سانتی‌متری در مجموع ۲۱۸ نمونه به صورت برداشت تصادفی طبقه‌بندی شده (Stratified Random Sampling) برداشت و موقع مکانی آن، بوسیله دستگاه موقعیت‌یاب جهانی (GPS) ثبت می‌گردد. نمونه‌های برداشت شده به منظور تعیین درصد کربن آلی، رس، سیلت و شن به آزمایشگاه خاک‌شناسی منتقل شد. در ادامه کار به منظور مدل‌سازی در مرحله واسنجی (آموزش مدل) و اعتبارسنجی (آزمون مدل)، داده‌های خاک نمونه‌برداری شده به ترتیب به دو دسته ۷۰ و ۳۰ درصد به‌طور تصادفی در محیط GIS و برنامه‌نویسی R تقسیم شدند (شکل ۴).

به منظور تعیین محتوای کربن آلی نمونه‌ها از روش تیتراسیون والکلی - بلاک استفاده شد (Walkley & Black, 1934). تاریخ اخذ داده‌های تصویر لندست ۸ هم‌زمان منطبق با زمان انجام عملیات نمونه‌برداری خاک در نظر گرفته شد. به منظور تهیه نقشه پهنه‌بندی و پیش‌بینی محتوای کربن آلی از ۷ عامل موثر غیرطیفی مستخرج از داده رقومی ارتفاعی ALOS شامل درصد سیلت<sup>۱</sup> و رس<sup>۲</sup>، ارتفاع نسبی<sup>۳</sup>، گرادیان شیب<sup>۴</sup>، و جهت شیب<sup>۵</sup> به روش فرانکلین و همکاران (۲۰۰۰)، انحناهای کلی، افقی و قائم دامنه و ۸ عامل موثر طیفی مستخرج از تصویر سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ به تاریخ ۲۰۱۹/۸/۲۵ برای شاخص‌های طیفی شامل آلبدوی سطح، شاخص رس، شاخص کربنات، شاخص اندازه ذرات، شاخص گیاهی تفاضلی بهنجار (NDVI)، و شاخص‌های سه‌گانه تبدیل تسلاکپ (روشنایی، سبزیگی و رطوبت) استفاده گردید (شکل ۵). لازم به ذکر است پردازش‌های اولیه بر روی داده رقومی ارتفاع (DEM) به منظور رفع خطاها و پیش‌پردازش‌های لازم بر روی باندهای انعکاسی ۲ تا ۷ سنجنده OLI لندست ۸ به منظور رفع خطای اتمسفری مطابق با دستورالعمل سازمان زمین‌شناسی

1. Silt
2. Clay
3. Relative elevation

4. Slope gradient
5. Slope aspect

آمریکا (USGS, 2016) انجام و بازتابش طیفی بالای اتمسفر هر یک از باندهای دو تا هفت سنجنده OLI لندست ۸ محاسبه شد. برای تبدیل مقادیر خاکستری به بازتابندگی بالای اتمسفر عملیات پیش پردازش با استفاده از نرم افزار ENVI@5.1، در دو مرحله، مطابق با دستورالعمل سازمان زمین شناسی آمریکا (USGS, 2016) انجام شد و بازتابش طیفی بالای اتمسفر هر یک از باندهای دو تا هفت سنجنده OLI لندست ۸ همراه با اصلاحات مربوط به زاویه ارتفاع خورشید حاصل شد. با این توضیح، به منظور انجام تصحیحات رادیومتری باندهای ۲ تا ۷ سنجنده OLI لندست ۸ و تبدیل مقادیر پیکسل به بازتابش بالای اتمسفر، از راهنمای لندست ۸ در محیط نرم افزار ENVI@5.1 استفاده شد (USGS, 2016). برای ایجاد متغیرهای مورد مطالعه در این بخش، از اطلاعات طیفی باندهای ۲ تا ۷ سنجنده OLI ماهواره لندست هشت واقع در محدوده طول موج های ۰/۴۵۲ تا ۲/۲۹۴ میکرومتر استفاده شده است که تحت عنوان سنجنش از دور انعکاسی نامیده می شود.

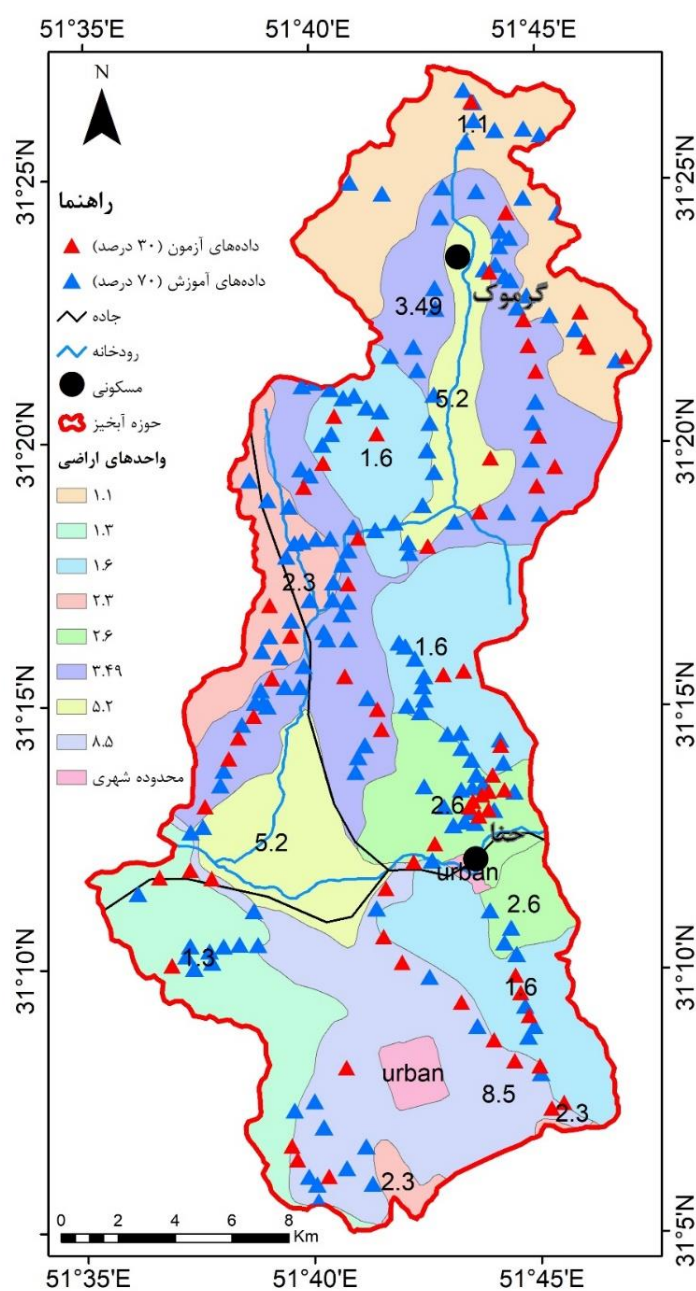


شکل ۳. نمودار گردش روش تحقیق

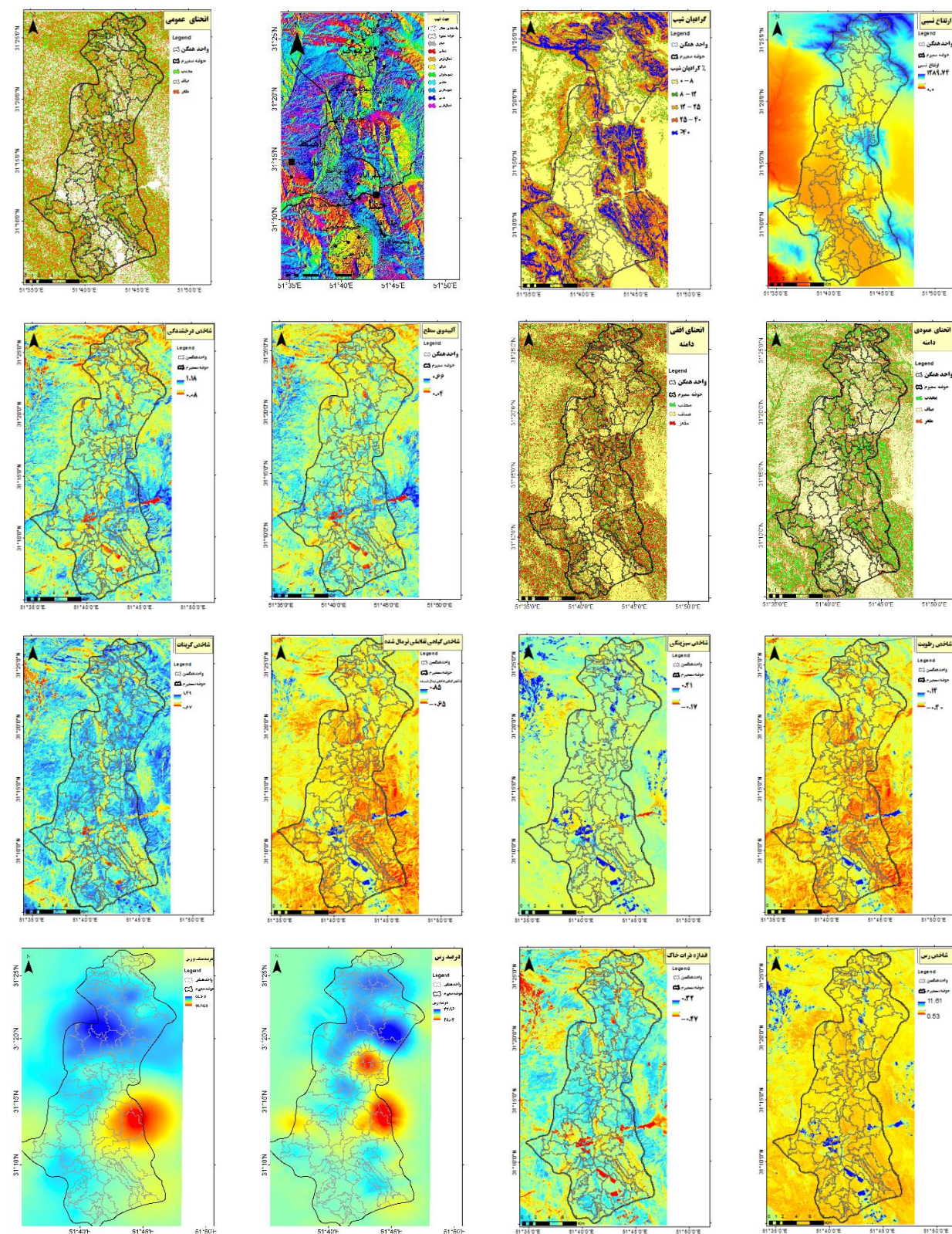
لازم به ذکر است از آنجایی که کربن آلی تا حد زیادی تحت مدیریت و تخریب اراضی محتوای آن در طول زمان متغیر می باشد استفاده از داده های ماهواره ای و برداشت نمونه خاک در زمان مشابه و در سال ۱۳۹۸ شمسی (۲۰۱۹ میلادی) انجام گردید. تحلیل عاملی در مؤلفه های اصلی یک تکنیک پیشرفته آماری و از پرکاربردترین روش های کاهش ابعاد در دنیای علم داده است. هدف بنیادین این روش، ساده سازی مجموعه ای پیچیده از داده های چندمتغیره و دارای همبستگی، بدون از دست دادن اطلاعات کلیدی و پراکندگی موجود در آن ها است. این کار از طریق استخراج و ترکیب متغیرهای اصلی به چند متغیر جدید، مستقل و مصنوعی به نام مؤلفه های اصلی انجام می پذیرد.

فرآیند کار با استانداردهای داده ها آغاز می شود تا از سلسله متغیرهایی با مقیاس اندازه گیری بزرگ تر بر تحلیل جلوگیری شود. در گام بعدی، ماتریس کوواریانس محاسبه می گردد که روابط خطی بین متغیرها را نشان می دهد. هسته اصلی تحلیل در مرحله محاسبه بردارهای ویژه و مقادیر ویژه رخ می دهد. بردارهای ویژه در واقع جهت های جدیدی در فضای داده هستند که بیشترین پراکندگی

(واریانس) داده‌ها در آن جهت‌ها قرار دارد و هر کدام یک مؤلفه اصلی را تشکیل می‌دهند. مقادیر ویژه نیز اهمیت هر مؤلفه را مشخص می‌کنند و نشان می‌دهند هر مؤلفه چه مقدار از واریانس کل داده‌ها را توضیح می‌دهد. مؤلفه اول که دارای بیشترین مقدار ویژه است، مهم‌ترین مؤلفه به شمار می‌رود. در مرحله انتخاب، مؤلفه‌هایی نگهداری می‌شوند که بیشترین مقادیر ویژه را دارند، به طوری که در مجموع معمولاً بیش از ۷۰ تا ۸۰ درصد از واریانس داده‌ها را پوشش دهند. در نهایت، داده‌های اصلی بر روی این مؤلفه‌های انتخاب شده پروژه شده و به یک فضای با ابعاد بسیار کمتر تبدیل می‌شوند.



شکل ۴. واحدهای اراضی منطقه مورد مطالعه



شکل ۵. متغیرهای مکانی مستقل یا عوامل موثر بر توزیع کربن آلی

در پژوهش حاضر، به منظور تقلیل متغیرهای مستقل و کنترل تناسب داده‌ها، پیش از اجرای تجزیه عاملی، با ایجاد ماتریس همبستگی پیرسون بین ۱۸ متغیر مستقل اولیه و کربن آلی خاک، آن دسته از متغیرهایی که همبستگی معنی‌داری با کربن آلی خاک نداشتند ( $P < 0.05$ )، شناسایی و حذف شدند و تجزیه عاملی بر اساس متغیرهای واجد همبستگی معنی‌دار ( $P > 0.05$ ) با کربن آلی خاک انجام شد. از آنجا که شرط کفایت داده‌ها در تحلیل عاملی معنی‌دار شدن آزمون کرویت بارتلت توأم با حصول KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) حداقل ۰/۶ است (ناطقی و همکاران، ۱۴۰۰ الف و ب) و در مواردی که آزمون کرویت بارتلت معنی‌دار بوده ولی مقدار KMO کمتر از ۰/۶ است، بررسی اشتراکات متغیرها و حذف متغیرهای با میزان اشتراکات کمتر از ۰/۴ و اجرای مجدد تجزیه عاملی الزامی است، لذا در این پژوهش تجزیه عاملی در چند مرحله انجام شد به طوری که ضمن معنی‌دار شدن آزمون کرویت بارتلت، KMO بیش از ۰/۶ حاصل گردد.

الگوی کلی الویت‌بندی عوامل موثر روش تجزیه عاملی و برای مدل‌سازی و پیش‌بینی، رویکردهای رگرسیون چندمتغیره بین متغیرهای مولفه اصلی در نظر گرفته شد. متغیرهای مستقل<sup>۱</sup> یا پیش‌بینی‌کننده<sup>۲</sup> مؤثر بر متغیر وابسته<sup>۳</sup> یا پاسخ<sup>۴</sup> شناسایی گردید و آن‌گاه با ایجاد رابطه آماری بین متغیرهای مستقل با متغیر پاسخ (وابسته) در محل نقاط نمونه‌برداری، مدل پیش‌بینی (f) متغیر وابسته توسعه داده شد. پیوسته بودن متغیرهای مستقل (کمکی) این امکان را فراهم می‌سازد که با استفاده از مدل پیش‌بینی (f)، بتوانیم مقدار متغیر پاسخ را در سایر نقاط منطقه که در آنها نمونه‌برداری نشده است، برآورد کرده و نقشه پهنه‌بندی متغیر پاسخ را بدست آمد (خلیفه‌زاده و همکاران، ۱۳۹۷). داده‌های نمونه‌برداری خاک (متغیر وابسته) به دو دسته ۷۰ و ۳۰ درصد به ترتیب به منظور مدل‌سازی و ارزیابی تقسیم شدند. از نرم‌افزارهای SAGA GIS@7.7.0 برای تهیه داده‌های مکانی شاخص‌های غیرطیفی، ENVI@5.3 برای پیش‌پردازش و پردازش تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ و تولید ۸ شاخص طیفی، ArcGIS@10.8 برای مدیریت، پردازش داده‌های مکانی و SPSS@26.0 برای تحلیل‌های آماری و با استفاده از کدنویسی در زبان R در محیط RStudio برای اجرا، توسعه و پیش‌بینی مدل در حین اجرای پژوهش استفاده شد (شکل ۳).

### ۳. یافته‌های پژوهش

آمار توصیفی کربن آلی و عوامل موثر بر توزیع کربن آلی در خاک‌های حوزه سمیرم در جدول ۱ ارایه شده است. میانگین درصد کربن آلی در خاک‌های حوزه سمیرم ۰.۷۹ و مقادیر حداقل و حداکثر آن به ترتیب ۰.۳۲ و ۲.۳۰ درصد می‌باشد. این مقادیر کربن آلی با مطالعات پیلهور و همکاران (۱۳۸۹) در منطقه ضرغام آباد سمیرم، منصور و همکاران (۱۳۹۳) در مراتع استان کرمانشاه تقریباً مشابه می‌باشد. اما نسبت به متوسط کربن آلی خاک‌های استان اصفهان (۰.۳) که توسط خیام و خادمی (۱۳۹۴) گزارش شده است، بالاتر می‌باشد.

درصد میانگین رس، سیلت، سیلت و رس مخلوط و شن به ترتیب ۳۶، ۳۷، ۷۳ و ۲۷ درصد است و عمده کلاس‌های بافتی رس سیلتی می‌باشد. میانگین مقادیر درخشندگی، شاخص سبزی‌نگی، شاخص رطوبت، آلبیدوی سطح، شاخص کربنات، شاخص رس، شاخص اندازه ذرات و شاخص NDVI مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ به ترتیب ۰.۶۸، ۰.۰۲، ۰.۱۷، ۰.۳۲، ۰.۲۰، ۰.۱۰۴، ۰.۱۵، ۰.۱۳ می‌باشد. مقادیر میانگین جهت شیب بر اساس فرانکلین و همکاران (۲۰۰۰)، درصد گرادیان شیب، ناهمواری نسبی، انحناهای افقی، عمودی و کلی به ترتیب ۰.۰۴، ۹.۴۵ درصد، ۳۸۹ متر، ۰.۰۵، ۰.۱۶ و ۰.۲۲ می‌باشد.

همانطور که در جدول ۲ آمده است بر اساس ضرایب همبستگی دو متغیره پیرسون بین کربن آلی خاک با هر یک از عوامل اصلی به ترتیب عوامل ناهمواری نسبی، NDVI، شاخص سبزی‌نگی، گرادیان شیب، شاخص رس، درصدهای سیلت و رس مختلط، درصد رس، شاخص رطوبت، جهت شیب، رابطه معنی‌دار و مثبت یا مستقیم و با عوامل شاخص کربنات، شاخص انحنا افقی، درخشندگی سطح، شاخص اندازه ذرات، شاخص انحنا کلی و آلبیدوی سطح رابطه منفی یا معکوس در سطح پنج درصد و بالاتر وجود دارد. همچنین درصد سیلت، شاخص انحنا عمودی و درصد ماسه فاقد رابطه معنی‌دار با کربن آلی خاک در سطح پنج درصد و بالاتر می‌باشند. لازم به ذکر

1. Independent  
2. Predictor

3. Dependent  
4. Response

است قبل از بررسی همبستگی متغیرهای مستقل با متغیر وابسته (کربن آلی)، ابتدا تحلیل همبستگی بین عوامل موثر (متغیرهای مستقل) دو به دو بررسی شد که نتایج آن نشان داد که همبستگی بین متغیرها بسیار کم (کمتر از ۰/۲) تا صفر می‌باشد و به عبارت دیگر دارای هم‌پوشانی اطلاعاتی بسیار کم یا صفر می‌باشند و برای ورود به مدل مناسب هستند.

### ۳-۱. مولفه‌های اصلی حاصل از تحلیل عاملی

میزان KMO حاصل از انجام تحلیل عاملی برای ۱۸ عامل یا متغیر مستقل طیفی و غیر طیفی معادل ۰/۴۷۲ (کمتر از ۰/۶) بدست آمد. این مقدار که کمتر از معیار ۰/۶ می‌باشد بیانگر آن است که شرط کفایت استفاده از همه ۱۸ عامل موثر را ناکافی و یا به عبارت دیگر مجموعه عوامل موثر مورد نظر با همدیگر برای تحلیل عاملی مناسب نیستند. با در نظر گرفتن مقادیر ماتریس‌های همبستگی پیرسون (کم‌ترین مقدار) و میزان اشتراکات متغیرهای ۱۸ گانه با مقدار کربن آلی (کم‌ترین مقادیر) عوامل سیلت، شن، انحنای عمودی و با کمترین وجه اشتراک به ترتیب با مقادیر بار عاملی ۰/۱۶۷، ۰/۲۴۵ و ۰/۴۵۶ شناسایی و از مجموع متغیرها حذف شدند. بنابراین تحلیل عاملی با تعداد ۱۵ عامل موثر (شکل ۵) شامل ۸ عامل طیفی و ۷ عامل غیرطیفی ژئومورفومتریکی مطابق جدول ۳ مجدداً اجرا گردید. نتایج آزمون بارتلت در سطح معنی‌داری ۰/۰۰۰ فرض صفر را رد می‌نماید و بیانگر آن است که میان متغیرها ارتباط معناداری وجود دارد. همچنین مقدار KMO معادل ۰/۶۶۱ حاصل گردید که بیانگر آن است که ۱۵ عامل موثر به عنوان متغیر مستقل برای تحلیل عاملی کافی و مناسب می‌باشند (ناطقی و همکاران، ۱۴۰۰ الف).

جدول ۱. آماره توصیفی کربن آلی و عوامل موثر در خاکهای حوضه مورد مطالعه (تعداد نمونه ۲۱۸)

نام متغیر	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی
کربن آلی	۰/۳۲	۲/۳۰	۰/۷۹	۰/۳۹	۱/۴۹	۳/۸۶
درصد رس	۲۱	۵۰	۳۶/۱۳	۴/۸۲	-۰/۳۰	-۰/۲۴
درصد سیلت	۱۶	۵۷	۳۶/۶۱	۶/۶۵	-۰/۳۶	-۰/۳۷
درصد سیلت و رس	۳۷	۹۴	۷۲/۷۴	۸/۳۹	-۰/۷۸	۱/۱۸
درصد ماسه	۶	۶۳	۲۷/۲۶	۸/۳۹	-۰/۷۸	۱/۱۸
درخشندگی <sup>۱</sup>	۰/۵۵	۰/۸۶	۰/۶۸	۰/۰۵	-۰/۳۸	-۰/۵۱
شاخص سبزیگی <sup>۲</sup>	-۰/۰۳	۰/۰۰	-۰/۰۲	۰/۰۱	-۰/۵۲	-۰/۸۳
شاخص رطوبت <sup>۳</sup>	-۰/۲۳	-۰/۱۱	-۰/۱۷	۰/۰۲	-۰/۳۱	-۰/۱۷
آلبیدوی سطح	۰/۲۶	۰/۴۰	۰/۳۲	۰/۰۳	-۰/۳۲	-۰/۲۰
شاخص کربنات	۱/۱۵	۱/۲۸	۱/۲۰	۰/۰۲	-۰/۱۴	-۰/۱۳
شاخص رس	۰/۹۰	۱/۱۹	۱/۰۴	۰/۰۵	-۰/۲۴	۱/۰۸
شاخص اندازه ذرات	۰/۱۲	۰/۲۰	۰/۱۵	۰/۰۱	-۰/۱۷	-۰/۱۶
شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی	۰/۱۱	۰/۱۸	۰/۱۳	۰/۰۱	-۰/۹۶	۲/۷۴
جهت شیب	-۱/۰۰	۱/۰۰	-۰/۰۴	۰/۷۰	-۰/۰۹	-۱/۵۱
ناهمواری نسبی	۲۲۹/۸۵	۸۳۵/۰۶	۳۸۸/۹۹	۱۱۶/۲۵	۱/۲۱	۱/۲۸
گردابان شیب	۰/۰۰	۹۸/۲۵	۹/۴۵	۹/۱۵	۴/۶۲	۳۹/۹۹
انحنای افقی	-۴/۴۳	۱/۲۴	-۰/۰۵	۰/۴۳	-۵/۷۵	۵۱/۸۴
انحنای عمودی	-۰/۴۷	۹/۲۱	۰/۱۶	۰/۷۲	۹/۷۵	۱۱۷/۳۸
انحنای کلی	-۱۳/۶۴	۱/۳۳	-۰/۲۲	۱/۰۹	-۹/۲۵	۱۰۸/۳۳

جدول ۲. نتایج آزمون و ضرایب همبستگی متغیرهای مستقل با کربن آلی خاک (تعداد نمونه ۲۱۸)

نام متغیر	ضریب همبستگی پیرسون	سطح معنی داری
ناهمواری نسبی	۰/۳۷۸**	۰/۰۰۰
شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی	۰/۲۵۳**	۰/۰۰۰
درصد سیلت	۰/۲۳۱	۰/۰۵۱
شاخص سبزیگی	۰/۲۳۴**	۰/۰۰۱
گرادیان شیب	۰/۲۱۰*	۰/۰۲۰
شاخص رس	۰/۱۵۷*	۰/۰۲۰
درصد سیلت و رس	۰/۱۳۲*	۰/۰۰۲
درصد رس	۰/۱۱۴*	۰/۰۰۱
شاخص رطوبت	۰/۰۷۲*	۰/۰۰۱
جهت شیب	۰/۰۴۵*	۰/۰۳۰
شاخص کربنات	-۰/۰۵۶	۰/۴۱۰
شاخص انحنای افقی	-۰/۰۷۷	۰/۰۰۲
درخشندگی سطح	-۰/۰۸۵	۰/۰۲۰
شاخص اندازه ذرات	-۰/۰۸۸	۰/۰۲۰
انحنای عمودی	-۰/۰۹۱	۰/۰۹۳
شاخص انحنای عمومی	-۰/۱۰۶	۰/۰۳۰
آلیبدوی سطح	-۰/۱۲۳	۰/۰۴۰
درصد ماسه	-۰/۱۳۲	۰/۰۵۱

\* معنی داری در سطح ۰۰۰۵ و بقیه فاقد معنی داری

\*\* معنی داری در سطح ۰۰۰۱

در این پژوهش با توجه به جدول ۳ مربوط به بارهای عاملی متغیرهای مستقل و دسته بندی ماهیت و ویژگی این بارهای عاملی، مولفه یا عامل اصلی اول تحت عنوان عوامل مربوط به پوشش گیاهی شامل متغیرهای شاخص سبزیگی و شاخص پوشش گیاهی تفاضلی استاندارد شده (NDVI)، مولفه یا عامل اصلی دوم تحت عنوان مورفومتری و اندازه ذرات خاک شامل متغیرهای شاخص رس، درصد سیلت، رس و سیلت مختلط و شن، مولفه یا عامل اصلی سوم بازتابش سطحی زمین شامل متغیرهای آلیبدوی و درخشندگی سطح، مولفه یا عامل اصلی چهارم تحت عنوان شکل سطح زمین شامل ناهمواری نسبی، گرادیان شیب، انحنای کلی و افقی، مولفه یا عامل پنجم تحت عنوان میزان رطوبت شامل متغیرهای شاخص رطوبت و جهت شیب دامنه و مولفه یا عامل اصلی ششم تحت عنوان ویژگی طیفی خاک شامل متغیر کربنات یا آهک نامگذاری شد.

نتایج تحلیل عاملی به روش مولفه های اصلی با مقادیر ویژه بزرگ تر از یک نشان داد که درصد واریانس شش مولفه یا عامل اصلی به ترتیب ۲۰۰۸، ۱۴۰۲۳، ۱۲۰۷۲، ۹۰۲۸، ۷۰۲۱ و ۶۰۵۲ و با درصد واریانس تجمعی کلی پس از چرخش عامل ها به روش واریمکس بیش از ۷۰ درصد توسط این شش مولفه تبیین شدند (جدول ۴).

با استفاده از نتایج شش عامل یا مولفه اصلی شناسایی شده حاصل از تحلیل عاملی به عنوان متغیرهای مستقل و ۷۰ درصد تعداد داده های اندازه گیری نمونه های خاک تحت عنوان داده های آموزشی پس از اجرای مدل تحلیل رگرسیونی چندگانه به روش Enter رابطه حاصل گردید. ضریب تبیین (R) معادله رگرسیونی چندگانه ۰۰۶۶ در سطح معنی داری ۰۰۰۰۰ می باشد.

$$\text{SOC} = -0.13 * \text{FAC1} + 0.018 * \text{FAC2} + 0.009 * \text{FAC3} + 0.175 * \text{FAC4} + 0.025 * \text{FAC5} + 0.072 * \text{FAC6} + 0.79 \quad (\text{رابطه ۱})$$

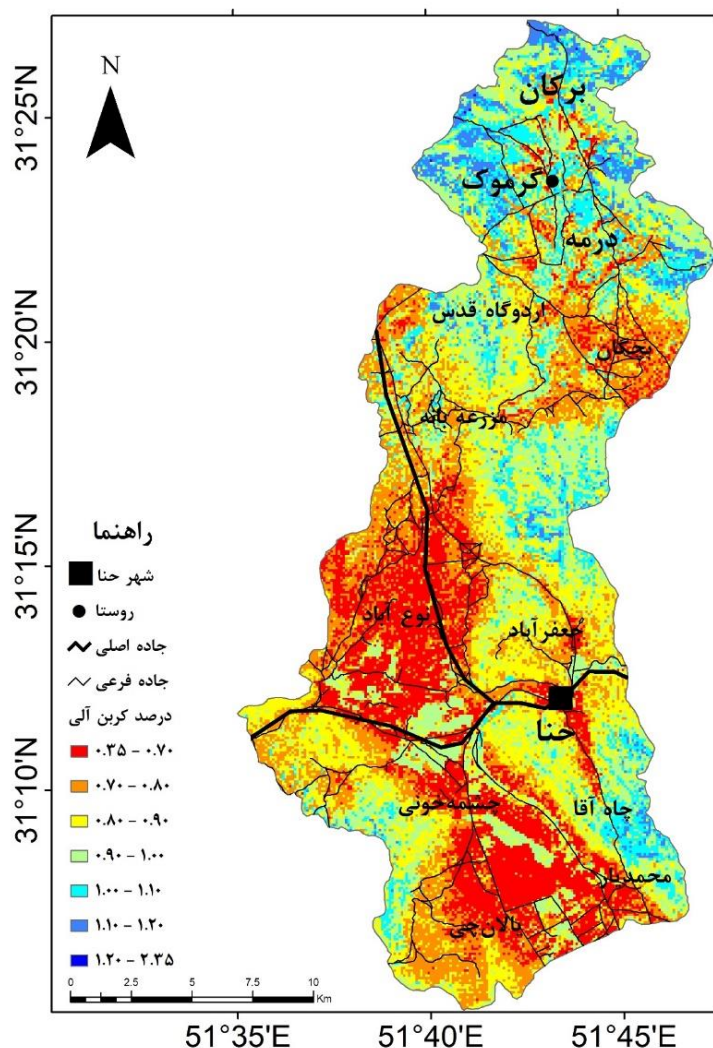
شکل ۶ نتایج اعمال رابطه ۱ بر روی ۱۵ متغیر مستقل در قالب ۶ مولفه اصلی و ۷۰ درصد داده های آموزشی برای اجرای مدل، بصورت مدل مکانی پهنه بندی پیش بینی میزان کربن آلی حوزه آبخیز سمیرم را نشان می دهد.

جدول ۳. بارهای عاملی یا بردارهای ویژه متغیرهای مستقل بعد از چرخش واریماکس

مولفه						عوامل موثر
۶	۵	۴	۳	۲	۱	
-/۰.۸۰	-/۱.۲۱	-/۲.۶۲	-/۰.۴۵	-/۰.۲۴	+/۵.۹۴	کرین آلی
-/۰.۴۲۵	-/۱.۳۴	-/۱.۳۵	+/۵.۱۶	-/۰.۴۲۸	-/۰.۲۷۲	آلیبوی سطح
-/۰.۴۰۹	-/۱.۴۱	-/۰.۴۲	+/۵.۳۹	-/۰.۵۳۷	-/۰.۰۸۴	درخشندگی سطح
+/۰.۹۰۶	-/۰.۳۰	-/۰.۰۱	-/۰.۸۶	-/۰.۰۵۵	-/۰.۰۰۳	شاخص کربنات
-/۰.۰۰۶	-/۱.۸۲	-/۰.۵۱	-/۱.۷۴	+/۱.۸۴۷	-/۰.۱۰۶	شاخص رس
-/۱.۵۸	-/۱.۴۰	-/۱.۲۹	-/۰.۳۸۶	-/۰.۳۶۷	+/۰.۶۴۹	شاخص سبزیگی
-/۱.۰۰	-/۰.۲۲	-/۱.۴۶	-/۰.۴۴	+/۱.۸۸۰	-/۰.۰۲۱	شاخص اندازه ذرات
-/۰.۳۷۱	-/۰.۱۳	-/۰.۳۶	-/۰.۱۷۶	-/۰.۱۳۵	+/۰.۷۲۹	شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی
-/۱.۹۴	+/۱.۸۵۳	-/۰.۲۴	-/۰.۲۲۹	-/۰.۰۲۳	-/۰.۰۸۹	شاخص رطوبت
-/۰.۱۸	-/۰.۴۵۶	+/۰.۷۱۱	-/۰.۳۲	-/۰.۰۶۹	-/۰.۱۲۷	شاخص انحناى عمومى
-/۰.۴۸	-/۰.۰۷۱	+/۰.۸۴۹	-/۰.۰۲۷	-/۰.۱۵۶	-/۰.۰۵۲	شاخص انحناى افقى
-/۰.۳۵۴	-/۰.۰۸۷	+/۰.۶۶۴	-/۰.۰۵۰	-/۰.۰۲۸	-/۰.۱۷۳	ناهموارى نسبى
-/۰.۱۷۶	+/۰.۳۲۰	-/۰.۲۱۲	-/۰.۰۳۸	-/۰.۱۶۱	-/۰.۰۸۸	جهت شیب
-/۰.۰۷۲	-/۰.۰۸۹	-/۰.۰۱۳	-/۰.۰۴۴	+/۰.۸۱۴	-/۰.۱۱۸	درصد رس
-/۰.۱۱۱	-/۰.۰۹۳	-/۰.۰۳۶	-/۰.۰۳۸	+/۰.۸۵۷	-/۰.۰۹۶	درصد سیلت و رس
-/۰.۰۹۶	-/۰.۲۰۴	+/۰.۷۹۸	-/۰.۱۳۸	-/۰.۰۶۳	-/۰.۱۳۱	گرادیان شیب

جدول ۴. مقادیر بردار ویژه ۱۵ عامل یا متغیر مستقل

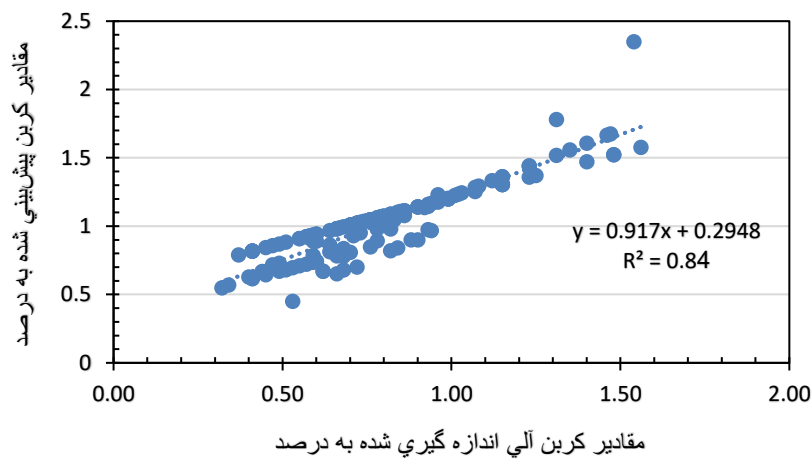
مولفه‌های اصلی	مولفه‌های اصلی	درصد واریانس	درصد واریانس	درصد واریانس تجمعی
۱	۲/۲۱۳	۲۰/۰.۸۰	۲۰/۰.۸۰	۲۰/۰.۸۰
۲	۲/۲۷۷	۱۴/۲۲۹	۳۴/۳۰۹	۳۴/۳۰۹
۳	۲/۰.۳۵	۱۲/۷۲۱	۴۷/۰.۲۹	۴۷/۰.۲۹
۴	۱/۴۸۴	۹/۲۷۸	۵۶/۳۰۷	۵۶/۳۰۷
۵	۱/۱۵۳	۷/۲۰۶	۶۳/۵۱۴	۶۳/۵۱۴
۶	۱/۰.۴۳	۶/۵۲۰	۷۰/۰.۳۴	۷۰/۰.۳۴
۷	۰/۹۶۶	۶/۰.۳۹	۷۶/۰.۷۳	۷۶/۰.۷۳
۸	-/۱.۱۱	۵/۰.۶۷	۸۱/۱.۴۰	۸۱/۱.۴۰
۹	-/۰.۶۳۰	۳/۹۳۶	۸۵/۰.۷۶	۸۵/۰.۷۶
۱۰	-/۰.۵۴۹	۳/۴۲۹	۸۸/۵.۰۵	۸۸/۵.۰۵
۱۱	-/۰.۴۸۷	۳/۰.۴۳	۹۱/۵.۴۹	۹۱/۵.۴۹
۱۲	-/۰.۳۵۲	۲/۱۹۸	۹۳/۷.۴۶	۹۳/۷.۴۶
۱۳	-/۰.۳۳۳	۲/۰.۷۹	۹۵/۸.۲۵	۹۵/۸.۲۵
۱۴	-/۰.۲۵۸	۱/۶۱۴	۹۷/۴.۴۰	۹۷/۴.۴۰
۱۵	-/۰.۲۲۶	۱/۴۱۳	۹۸/۸.۵۳	۹۸/۸.۵۳
۱۶	-/۰.۱۸۴	۱/۱۴۷	۱۰۰/۰.۰۰	۱۰۰/۰.۰۰



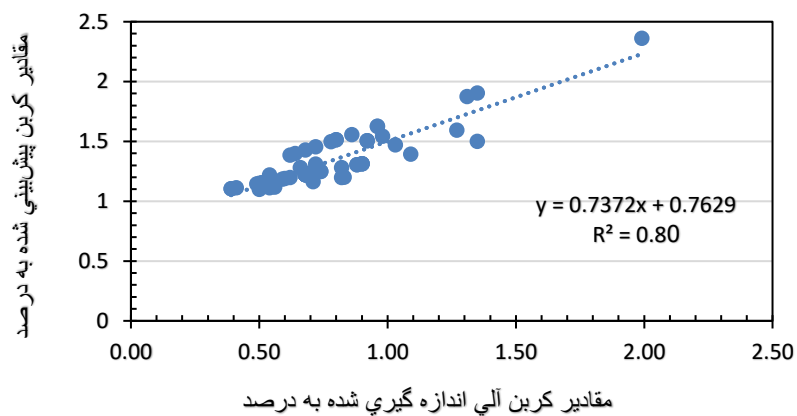
شکل ۶. نقشه پهنه‌بندی میزان کربن آلی در حوزه سمیرم

نتایج اعتبارسنجی و ارزیابی دقت مدل پیش‌بینی میزان کربن آلی با استفاده از ۳۰ درصد (۶۵ نمونه خاک) مابقی نمونه‌ها تحت عنوان داده‌های آزمایشی یا اعتبارسنجی که برای مدل‌سازی استفاده شدند، نشان داد که میانگین ریشه دوم مربعات خطا (RMSE) معرف دقت میانگین پیش‌بینی و شدت خطای مورد انتظار، میانگین خطا (ME) بیانگر میزان آریبی و برآورد زیاد یا کم، کارایی مدل‌سازی (EF) و میانگین خطای آریبی (MBE) به ترتیب ۰.۲۷، ۰.۰۱۴، ۰.۳ و ۰.۰۱- و برای داده‌های آموزشی (۷۰ درصد) به ترتیب ۰.۳۳، ۰.۰۰۲، ۰.۳۲ و ۰.۰۲- می‌باشد. همچنین ضریب همبستگی ( $R^2$ ) بین مقادیر پیش‌بینی و اندازه‌گیری شده کربن آلی در مرحله آزمایش یا واسنجی برابر ۰/۸۴ و در مرحله آزمون یا اعتبارسنجی ۰/۸۰ می‌باشد (شکل‌های ۷ و ۸).

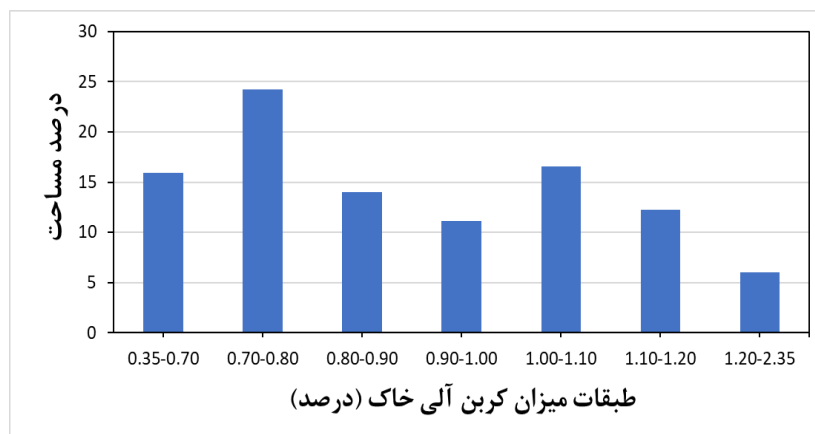
بنابراین باتوجه به مقدار ضریب همبستگی ( $R^2$ )، مدل رگرسیون چندمتغیره برای داده‌های آموزشی یا اجرای مدل، مقدار بیش‌تری از تغییرات کربن آلی در خاک را در سطح حوزه آبخیز سمیرم برآورد می‌نماید. رده‌های محتوای کربن آلی خاک در طبقات (۰/۷۰-۰/۸۰) و (۱/۲۰-۲/۳۵) به ترتیب با مساحت ۲۴ و ۶ درصد بیش‌ترین و کم‌ترین سطح یا رخنمون محتوای خاک‌های منطقه مورد مطالعه را به خود اختصاص می‌دهند (شکل ۹).



شکل ۷. نمودار همبستگی مقادیر اندازه گیری و پیش بینی شده کربن آلی در مرحله آموزش مدل



شکل ۸. نمودار همبستگی مقادیر اندازه گیری و پیش بینی شده کربن آلی در مرحله آزمون مدل



شکل ۹. نمودار درصد مساحت طبقات کربن آلی خاک در حوزه سمیرم

#### ۴. بحث و نتیجه‌گیری

نتایج آزمایشگاهی داده‌های نمونه‌برداری خاک محتوای کربن آلی با میانگین ۰/۷ و حداقل و حداکثر به ترتیب ۰/۳۲ و ۲/۳۴ بیانگر میزان نسبتاً کم محتوای کربن آلی در اراضی منطقه مورد مطالعه می‌باشد. نتایج این مقادیر اندازه‌گیری شده کربن آلی با مقادیر اندازه‌گیری شده پیلهور و همکاران (۱۳۸۹) در بخشی از منطقه مورد مطالعه بسیار مشابهت و با خیامم و خادمی (۱۳۹۴) در سطح استان اصفهان تا حدودی انطباق دارد. بکارگیری داده‌های کمکی طیفی و غیر طیفی مستخرج از داده‌های رقومی ارتفاعی (DEM) و ماهواره‌ای لندست ۸ با استفاده از تحلیل‌های آماری تجزیه‌ی عاملی و برازش مدل رگرسیونی مولفه‌های اصلی می‌تواند با دقت خوبی بدون نمونه‌برداری خاک که مستلزم صرف هزینه و وقت بسیار زیاد است، به سرعت و آسانی میزان کربن آلی خاک را در عرصه‌های وسیعی از منابع طبیعی برآورد و پیش‌بینی نماید (ناطق و همکاران، ۱۴۰۰ الف و ب).

این پژوهش، نتایج مطلوب بکارگیری تلفیقی متغیرهای طیفی و غیر طیفی در توزیع و پیش‌بینی کربن آلی خاک توسط ترکمانی و همکاران (۱۳۹۸) و فتح‌العلومی و همکاران (۱۳۹۹) را تایید می‌کند. به‌عبارت دیگر نتایج آزمون همبستگی نشان داد که کلیه متغیرهای طیفی به استثنای شاخص‌های سیلت، ماسه و انحنا‌ی عمودی، همبستگی معنی‌داری با کربن آلی خاک سطحی دارند که این امر مؤید ارتباط تنگاتنگ متغیرهای طیفی و غیرطیفی با کربن آلی خاک سطحی است. عوامل ناهمواری نسبی، شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی، شاخص سبزی‌نگی و گرادیان شیب به ترتیب بیشترین و شاخص‌های رطوبت، جهت شیب، کربنات، انحنا‌ی افق، درخشندگی سطح و اندازه ذرات به ترتیب کمترین همبستگی معنی‌دار را با میزان کربن آلی خاک دارند. از آنجا که در این پژوهش واحدهای همگن مبنای نمونه‌برداری از اراضی منطقه مورد مطالعه بوده است و واحدهای همگن با در نظر گرفتن نوع پوشش و تیپ‌های گیاهی تهیه شدند، لذا می‌توان نتیجه گرفت که به نوعی میزان بارش، دما و منبع اولیه تولید کربن آلی برای خاک‌های منطقه مورد مطالعه در تنوع میزان کربن آلی برای واحدهای همگن یکسان در نظر گرفته شده و تغییرات در ذات دیگر عوامل مورد استفاده مستتر می‌باشد. به‌عبارت دیگر تعامل میزان بارش و دما منحصربفردی منجر به ایجاد و استقرار نوع پوشش و تیپ گیاهی خاصی در هر واحد همگن شده است بنابراین هر واحد همگن نماینده ویژگی خاصی از دما و بارش می‌تواند باشد.

این پژوهش نشان داد ۱۵ عامل بکار گرفته شده با همبستگی معنی‌داری (در سطح معنی‌داری ۵ درصد و کم‌تر از آن) در قالب شش مولفه یا عامل اصلی مربوط به پوشش گیاهی شامل متغیرهای شاخص سبزی‌نگی و شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی (NDVI)، مورفومتری و اندازه ذرات خاک شامل متغیرهای شاخص رس، درصد‌های سیلت، رس و سیلت مختلط و ماسه، بازتابش سطحی زمین شامل متغیرهای آلبیدوی و درخشندگی سطح، شکل سطح زمین شامل ناهمواری نسبی، گرادیان شیب، انحنا‌های کلی و افقی، میزان رطوبت شامل متغیرهای شاخص رطوبت و جهت شیب دامنه و ویژگی شیمیایی شامل متغیر کربنات یا آهک و همچنین بکارگیری رگرسیون چندمتغیره می‌تواند با دقت ۸۴ درصد، تغییرات کربن آلی خاک را در حوضه مورد مطالعه توجیه نماید. این نتیجه با پژوهش پیلهورشهری و همکاران (۱۳۸۹) که در بخشی از اراضی مرتعی ضرغام آباد سمیرم و همچنین مطالعات لکزیان و همکاران (۱۳۹۲) که در بخشی از اراضی مشهد و ناطقی و همکاران الف و ب (۱۴۰۰) که در مراتع لزور و آسوران استان سمنان انجام گرفته است همخوانی بسیار زیادی دارد و نتایج آنها را تایید می‌نماید. همچنین بر اساس مقادیر بردار ویژه ۱۵ عامل یا متغیر مستقل با بیش از ۷۰ درصد واریانس تجمعی در قالب این شش مولفه اصلی، میزان کربن آلی در خاک‌های منطقه مورد مطالعه را پیش‌بینی نمود. نتایج تحلیل عاملی برای تعیین عوامل اصلی از بین ۱۵ متغیر در این پژوهش نتایج کاوه و همکاران (۱۳۹۳)، خیامم و خادمی (۱۳۹۴) و خلیفه‌زاده و همکاران (۱۳۹۷) را تایید نمود.

از میان هشت متغیر طیفی مورد نظر، ناهمواری نسبی با ضریب همبستگی ۰/۳۷۸ در سطح اطمینان ۹۹ درصد بیشترین میزان همبستگی و جهت شیب با ضریب همبستگی -۰/۰۴۵ در سطح اطمینان ۹۵ درصد کمترین میزان همبستگی را با کربن آلی خاک سطحی نشان می‌دهند. مورد اخیر با نتایج تحقیق Wu و همکاران (۲۰۰۹) و Guo و همکاران (۲۰۲۱) مطابقت دارد. شاخص نرمال شده

تفاوت پوشش گیاهی، درصد سیلت، شاخص سبزینگی، گرادیان شیب، شاخص رس، مجمع درصد سیلت و رس و شاخص خیسی با ضریب همبستگی به ترتیب ۰/۲۵۳، ۰/۲۳۱، ۰/۲۲۴، ۰/۲۲۱، ۰/۱۵۷، ۰/۱۳۲ و ۰/۷۲ دارای رابطه مثبت یا مستقیم با کربن آلی خاک سطحی نشان می دهند. رابطه مثبت یا مستقیم شاخص گیاهی تفاضلی، شاخص سبزینگی، شاخص رطوبت و شاخص رس میزان کربن آلی خاک سطحی همگی تایید کننده بیان گر صحت نتایج تحلیل های آماری روابط همبستگی می باشند. همچنین شاخص کربنات با همبستگی ( $r = -0/056$ ) بیان گر رابطه منفی یا معکوس با کربن آلی خاک سطحی است. به عبارت دیگر خاک های آهکی مقادیر کمتری از کربن آلی خاک را دارند.

از دیگر نتایج آزمون همبستگی، وجود همبستگی منفی معکوس شاخص های آلبیدوی سطح ( $r = -0/123$ )، روشنایی تبدیل تسلدکپ ( $r = -0/085$ ) و شاخص اندازه ذرات ( $r = -0/088$ ) با کربن آلی خاک است. از آنجا که شاخص های مذکور بیانگر درصد بازتاب نور از سطح یک جسم هستند، لذا با رنگ خاک ارتباط مستقیم داشته و از ضریب همبستگی منفی این شاخص ها با کربن آلی خاک اینگونه برمی آید که با افزایش ذخائر کربن آلی خاک، رنگ خاک تیره تر شده و این امر کاهش بازتاب طیفی خاک را به همراه دارد. مورد اخیر با نتایج تحقیقات Esadafal و همکاران (۱۹۸۹) و Zhao و همکاران (۲۰۲۴) همسو می باشد.

از میان هفت متغیر غیرطیفی ضریب همبستگی متغیرهای غیرطیفی شاخص انحنا افقی ( $r = -0/077$ ) و انحنا کلی ( $r = -0/106$ ) رابطه منفی یا معکوس و ناهموازی نسبی، گرادیان شیب، درصد سیلت و رس، درصد رس، جهت شیب به ترتیب با مقادیر ۰/۳۷۸، ۰/۲۱۰، ۰/۱۳۲، ۰/۱۱۴ و ۰/۰۴۵ رابطه مثبت یا مستقیم با کربن آلی خاک سطحی دارند. بر این اساس می توان گفت که با افزایش ارتفاع از پست ترین نقطه حوزه، بر میزان ذخائر کربن آلی خاک افزوده می شود.

نهایتاً در این پژوهش نتیجه گرفته شد بکارگیری تلفیقی تحلیل عاملی به منظور کاهش ابعاد (از ۱۸ متغیر یا عامل موثر به ۱۵ متغیر عامل موثر در قالب ۶ بار عاملی) با بیشترین تمایز و اختلاف از نظر ویژگی و شناسایی موثرترین عوامل و روش رگرسیون چندمتغیره برای پیش بینی یا برآورد میزان کربن آلی خاک نتایج مطلوبی به همراه داشت که از این نظر وجه تمایزی است با نتایج مطالعات پیلهور و همکاران (۱۳۸۹)، بهرامی و همکاران (۱۳۹۲)، غلامعلی زاده آهنگر و همکاران (۱۳۹۴)، خلیلی مقدم و همکاران (۱۳۹۴)، عطائیان و همکاران (۱۳۹۷) و متین فر و همکاران (۱۳۹۷) که در ارزیابی و مقایسه صرفاً روش رگرسیون چند متغیره در مقایسه با روش های دیگر مانند شبکه عصبی از مطلوبیت ثانویه در پیش بینی میزان کربن آلی برخوردار بوده است. به عبارت دیگر بکارگیری روش تلفیقی تحلیل عاملی به روش مولفه های اصلی همراه با روش رگرسیون چندمتغیره نسبت به بکارگیری صرفاً روش رگرسیون چندمتغیره با متغیرهای مستقل، موجب افزایش دقت و مطلوبیت بیشتر مدل پیش بینی کربن آلی خاک خواهد شد که از این نظر نتایج کاوه و همکاران (۱۳۹۳) و خلیفه زاده و همکاران (۱۳۹۷) را تایید نمود.

بر اساس مدل پهنه بندی توزیع مکانی کربن آلی خاک تهیه شده، میزان درصد کربن آلی خاک بین ۰/۷۰ تا ۰/۸۰ و ۱/۲۰ تا ۲/۳۵ به ترتیب با مساحت ۲۴ و ۶ درصد بیشترین و کمترین رخنمون سطح خاک های منطقه مورد مطالعه را به خود اختصاص داد. از آنجا که میزان ماده آلی به ویژه کربن آلی در برآورد، کنترل فرسایش و حفاظت خاک اراضی مرتعی از اهمیت ویژه ای برخوردار می باشد، لذا بر اساس مدل پهنه بندی توزیع کربن آلی ایجاد شده که حدود یک چهارم خاک های منطقه مورد مطالعه را با کمبود مقدار کربن آلی مشخص می نماید، می توان با روش های مدیریتی صحیح ماده آلی در این اراضی، فرسایش خاک را به طور قابل توجهی کنترل و مدیریت نمود.

نتایج این پژوهش ارتباط معنی دار کربن آلی خاک سطحی با عوامل طیفی و غیرطیفی مستخرج از داده های لندست ۸ و مدل رقومی ارتفاعی در مراتع نیمه استپی منطقه سمیرم را تایید می کند نتیجه این پژوهش با نتایج Mosavi و همکاران (۲۰۲۲) و Zhao و همکاران (۲۰۲۴) انطباق دارد. از آنجا که مراتع کشور از وسعت بسیار زیادی برخوردارند، لذا استفاده از روش های سنتی در برآورد کربن آلی خاک به دلیل نیاز به صرف وقت و هزینه زیاد، صعب العبور بودن و عدم دسترسی به تمامی نواحی مورد مطالعه، غیریکنواخت بودن ویژگی های توپوگرافی و نیز عدم پویایی این قبیل اطلاعات، امکان پذیر نبوده و در چنین شرایطی می توان با استفاده از اطلاعات طیفی حاصل از

داده‌های ماهواره‌ای و مدل رقومی ارتفاعی زمین با صرف وقت و هزینه‌ای کم، اطلاعاتی دینامیک و پویا از تغییرات کربن آلی در افق سطحی خاک مراتع به‌دست آورد.

## تشکر و قدردانی

این پژوهش بر اساس بخشی از یافته‌های پروژه تحقیقاتی با عنوان "توزیع مکانی کربن آلی خاک سطحی در تیپ‌های گیاهی مراتع بیلاقی جنوب استان اصفهان" با کد مصوب ۰-۰۹-۰۹-۰۱۹-۹۷۰۲۱۲ انجام گردیده است. لذا مراتب سپاس و قدردانی از مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان اصفهان، موسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور و سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی وزارت جهاد کشاورزی به خاطر حمایت‌های مالی و ستادی ابراز می‌گردد.

## References

- Abbaszadeh Afshar, F., 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.
- Alijani, B. (1992). Synotic Climatology, Samt Press. 577p. (In Persian)
- Ataieyan, P., Ahmadi Moghaddam, P. & Sepehr, E. (2018). Estimation of Soil Organic Carbon using Artificial Neural Network and Multiple Linear Regression Models based on Color Image Processing. *Journal of Agricultural Machinery*, 8(1), 137-148. doi: 10.22067/jam.v8i1.59228. (In Persian).
- Bahrami, B., Dianati Tilaki, G. A., Khosro Beigi, S., Janizadeh, S., & Moetamedi, J. (2013). Evaluation of Artificial Neural Network (ANN), Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Regression Models in Prediction of Particulate Organic Matter-Carbon (POM-C) in the Rangelands Kharabe Sanji of Urmia. *Applied Soil Research*, 1(1), 94-106. (In Persian).
- Bogunovic, I., Trevisani, S., Pereira, P. & Vukadinovic, V. (2018). Mapping soil organic matter in the Baranja region (Croatia): Geological and anthropic forcing parameters. *Science of the Total Environment*, 643, 335-345.
- Croft, H., Kuhn, N. & Anderson, K. (2012). On the use of remote sensing techniques for monitoring spatio-temporal soil organic carbon dynamics in agricultural systems. *Catena*, 94, 64-74.
- Dharumarajan, S., Hegde, R. & Singh, S. (2017). Spatial prediction of major soil properties using Random Forest techniques-A case study in semi-arid tropics of South India. *Geoderma Regional*, 10, 154-162.
- Emami, M., Khormali, F., Pahlavan-Rad, M.R., & Ebrahimi S. (2025). Predicting the spatial distribution of organic carbon in soil by combining machine learning algorithms and spline depth function in a part of Golestan Province, Ira. *Soil and Tillage Research*, 251 106530, ISSN 0167-1987.
- Forkuor, G., Hounkpatin O. K., Welp, G., & Thiel, M. (2017). High resolution mapping of soil properties using remote sensing variables in south-western Burkina Faso: a comparison of machine learning and multiple linear regression models. *PLoS one*, 12(1), e0170478.
- Franklin, J., Mc Cullough, P. & Gray, C. (2000). Terrain variables used for predictive mapping of vegetation communities in Southern California. In: J.P. Wilson and J.C. Gallant (eds.), *Terrain Analysis, Principles and Applications*. John Wiley & Sons. Inc. Pp: 331-353.
- Gholamalizadeh Ahangar, A., Sarani, F., Hashemi, M. & Shabani, A. (2016). Comparison of Linear Regression Methods, Geostatistical and Artificial Neural Network Modeling of Organic Carbon in Dry Land of Sistan Plain. *Water and Soil*, 28(6), 1250-1260. doi: 10.22067/jsw.v0i0.32714. (In Persian).
- Gholizadeh, A., Žižala, D., Saberioon, M. & Borůvka, L. (2018). Soil organic carbon and texture retrieving and mapping using proximal, airborne and Sentinel-2 spectral imaging. *Remote Sensing of Environment*, 218, 89-103.
- Guo, L., Fu, P., Shi, T., Chen, Y., Zeng, C., Zhang, H. & Wang, S. (2021). Exploring influence factors in mapping soil organic carbon on low-relief agricultural lands using time series of remote sensing data, *Soil and Tillage Research*, 210:104982.
- Ho, V.H., Morita, H., Bachofer, F. & Ho, T.H. (2024). Random forest regression kriging modeling for soil organic carbon density estimation using multi-source environmental data in central Vietnamese forests. *Model. Earth Syst. Environ.* 10, 7137-7158.
- Kaveh, A., Mahdian, M. H., Parvizi, Y., Sokouti Oskouei, R. & Masihabadi, M.H. (2014). Investigating Effects of Topography, Soil and Climate Factors on Soil Organic Carbon Storage in Drylands of Kermanshah Province. *Desert Management*, 2(4), 51-65. doi: 10.22034/jdml.2014.16659. (In Persian).

- Khalifezadeh, R., Tamartash, R., Tatian, M., & Sarajian Maralan, M. (2018). An estimation of topsoil organic carbon by combining factor analysis and multiple regression in semi-steppe rangelands of Lazour, Firouzkooh. *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 25(3), 699-712. doi: 10.22092/ijrdr.2018.117819. (In Persian).
- Khalili Moghadam, B., Afyuni, M., Jalalian, A., Abbaspour, K.C. & Dehghani, A.A. (2015). Estimation of Soil Saturated Hydraulic Conductivity in Part of Central Zagroos Using Regression and ANNs method. *Jwss*, 19(71):217-228. (In Persian).
- Khayamim, F. & Khademi, H. (2015). Spatial Distribution of Soil Organic Matter in Surface Soils of Three Climatic Zones in Isfahan Province. *Iranian Journal of Soil Research*, 29(1), 37-48. doi: 10.22092/ijrs.2015.101390. (In Persian).
- Lakzian, A., Fazeli Sangani, M., Astaraei, A. & Fotovat, A. (2013). Estimation and Mapping Soil Organic Carbon content using Terrain Analysis (Case study: Mashhad, Iran). *Water and Soil*, 27(1), 180-192. doi: 10.22067/jsw.v0i0.22228. (In Persian).
- Li, X., McCarty, G. W., Karlen, D. L. & Cambardella, C. A. (2018). Topographic metric predictions of soil redistribution and organic carbon in Iowa cropland fields. *Catena*, 160, 222–232. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.09.026>.
- Ma, Y., Minasny, B. & Wu, C. (2017). Mapping key soil properties to support agricultural production in Goodman, J., Owens, P. & Libohova, Z. 2012. Predicting soil organic carbon using mixed conceptual and geostatistical models. Digital soil assessments and beyond, 155-159. Eastern China. *Geoderma Regional*, 10, 144-153.
- Mansuri, E. , Karimi, A. , Emamy, H. & Parvizi, Y. (2017). Investigation the Factors affecting soil organic carbon along a gradient climate in Kermanshah Province. *Journal of Natural Environment*, 70(1), 197-210. doi: 10.22059/jne.2017.134974.1031. (In Persian).
- Moghaddam, M.R. (2001). Quantitive Plant. Tehran university press, 285p. (In Persian)
- Mondal, A., Khare, D., Kundu, S., Mondal, S., Mukherjee, S. & Mukhopadhyay, A. (2017). Spatial soil organic carbon (SOC) prediction by regression kriging using remote sensing data. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 20(1): 61-70.
- Mosavi, S.R., Jahandideh Mahjenabadi, V.A., Khoshru, B. & Rezaei, M. (2024). Spatial prediction of winter wheat yield gap: agro-climatic model and machine learning approaches. *Frontiers in Plant Science*, 14, 1309171.
- Mousavi, S.R., Sarmadian, F., Esteban Angelini, M., Bogaert, P. & Omid, M. (2023). Cause-effect relationships using structural equation modeling for soil properties in arid and semi-arid regions, *CATENA*, 23:107392.
- Mousavi, S.R., Sarmadian, F., Omid, M., Bogaert, P. (2022). Three-dimensional mapping of soil organic carbon using soil and environmental covariates in an arid and semi-arid region of Iran, *Measurement*, 201:111706.
- Nateghi, S., Khalifehzadeh, R., Souri, M. & Khodaghali, M. (2021a). Spatial Prediction of Soil Surface Organic Carbon Using Spectral and Non-Spectral Factors (Case Study; Asuran Summer Rangeland, Semnan Province). *Journal of Range and Watershed Management*, 74(1), 177-188. (In Persian)
- Nateghi, S., Khalifehzadeh, R., Souri, M., Khodaghali, M. (2021b). Classification of the most important spectral factors extracted from Landsat-8 images in explaining the topsoil organic carbon in semi-steppe rangelands using exploratory factor analysis (EFA). *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 12(2), 16-34. (In Persian)
- Pahlavan-Rad, M.R., Dahmardeh, K. & Brungard, C. (2018). Predicting soil organic carbon concentrations in a low relief landscape, eastern Iran. *Geoderma Regional*, 15: e00195.
- Pei, T., Qin, C.Z., Zhu, A.X., Yang, L., Luo, M., Li, B. & Zhou, C. (2010). Mapping soil organic matter using the topographic wetness index: A comparative study based on different flow-direction algorithms and kriging methods. *Ecological indicators*, 10: 610-619.
- Ramcharan, A., Hengl, T., Nauman, T., Brungard, C., Waltman, S., Wills, S. & Thompson, J. (2018). Soil property and class maps of the conterminous United States at 100-meter spatial resolution. *Soil Science Society of America Journal*, 82(1), 186- 201.
- Rostaminia, M., Rahmani, A., Mousavi, S.R., Taghizadeh Mehrjardi, R. & Maghsodi, Z. (2021). Spatial prediction of soil organic carbon stocks in an arid rangeland using machine learning algorithms. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193, 815.
- Schillaci, C., Acutis, M., Lombardo, L., Lipani, A., Fantappiè, M., Märker, M. & Saia, S., (2017). Spatio-temporal topsoil organic carbon mapping of a semi-arid Mediterranean region: the role of land use, soil texture, topographic indices and the influence of remote sensing data to modeling. *Science of the Total Environment*, 601–602: 821–832.
- Soil Survey Staff. (2022). Keys to Soil Taxonomy, 13th ed. *USDA-Natural Resources Conservation Service*.
- Torkamani, F. , Piri Sahragard, H. , Pahlavan Rad, M. & Nohtani, M. (2020). Determination of soil organic carbon distribution along with affecting factors using random forest model in Ravang Minab watershed. *Agricultural Engineering*, 42(4), 89-104. doi: 10.22055/agen.2020.29872.1496. (In Persian).
- Vidana Gamage, D.N., Biswas, A., Strachan, I.B. & Adamchuk, V.I. (2018). Soil water measurement using actively heated fiber optics at field scale. *Sensors*, 18(4), 1116.

- Walkley, A. & Black, I. A. (1934). An examination of degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Science*, 37, 29-38.
- Wang, B., Waters, C., Orgill, S., Cowie, A., Clark, A., Liu, D.L., Simpson, M., McGowen, I. & Sides, T. (2018b). Estimating soil organic carbon stocks using different modelling techniques in the semi-arid rangelands of eastern Australia, *Ecological Indicators*, 88, 425-438.
- Wang, B., Waters, C., Orgill, S., Gray, J., Cowie, A., Clark, A. & Liu, D.L. (2018a). High resolution mapping of soil organic carbon stocks using remote sensing variables in the semi-arid rangelands of eastern Australia, *Science of The Total Environment*, 630, 367-378.
- Wang, S., Xu, L., Zhuang, Q. & He, N. (2020). Investigating the spatio-temporal variability of soil organic carbon stocks in different ecosystems of China. *Science of the Total Environment*, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.143644>.
- Wang, S., Zhuang, Q., Jia, S., Jin, X. & Wang, Q. (2018c). Spatial variations of soil organic carbon stocks in a coastal hilly area of China. *Geoderma*, 314: 8–19.
- Zeraatpisheha, M., Ayoubia, S., Jafaric, A., Tajika, S. & Finke, P. (2019). Digital mapping of soil properties using multiple machine learning in a semi-arid region, central Iran. *Geoderma*, 338: 445-452.
- Zhao, S.S., Ayoubi, S., Mousavi, S.R., Mireci, S.A., Shahpouri, F., Wu, S.X., Chen, C.B., Zhao, Z.Y. & Tian, C.Y. (2024). Integrating proximal soil sensing data and environmental variables to enhance the prediction accuracy for soil salinity and sodicity in a region of Xinjiang Province, China. *Journal of Environmental Management*, 364,121311.
- Zhou, Y., Webster, R., Viscarra Rossel, R.A., Shi, Z. & Chen, S. (2019). Baseline map of soil organic carbon in Tibet and its uncertainty in the 1980s. *Geoderma*, 334: 124-133.