

Estimation of soil texture fractions under limited distribution of field observation using remotely sensed data (a case study: Marjan Watershed Rangelands)

Neda Kaveh*¹, Ataollah Ebrahimi², Esmail Asadi²

¹ Ph.D. Student, Department of Natural Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, Iran

² Associate Professor, Department of Natural Engineering, Faculty of Natural Resources and Earth Sciences, Shahrekord University, Shahrekord, Iran

Abstract

Introduction

Understanding the spatial variability of soil texture as one of the most important characteristics of soil is essential for soil and water resources management, productivity and sustainable development. However, in many cases, we face the limitation of field data due to the costs of soil analysis. The aim of this study was to estimate the soil surface texture (percentages of clay, silt and sand proportions) in lack of proper distribution of field data using satellite-based indices and regression modeling.

Materials and Methods

This study was conducted in Marjan rangelands of Boroujen. Soil samples (80 replicates) were collected from each subplot 2m×2m, and at depth 0–20 cm. Garmin GPS was used to record the coordinates of the sampling locations. Then, Soil samples from three subplots (as one plot 30m×30m) were mixed together and a sample of 500g was transferred to the laboratory. First, the soil samples were first air-dried then passed through a 2mm. Then, the particle size distributions of soil samples were analyzed following the hydrometer method. In order to predict sand proportions spatially from raw spectral bands and bands compositions of Landsat 8 satellite data including particle size index (GSI), Clay Index (CI), Band 4 to Band 7 ratio, Band 6 to Band 7 ratio and Brightness Index (BI) and physiographic variables including DEM and slope were used as auxiliary variables. To map soil texture compositions, we fitted a linear regression model between field observations and GSI index. Soil sand, silt and clay content were extracted from the predicted soil texture map.

Results and Discussion

Pearson correlation analysis showed that there are a significant relationship ($p \leq 0.05$) between GSI and soil texture fractions and CI had a significant relationship with silt and sand. Between the physiographic variables, DEM had a significant correlation with clay, silt and sand, and slope with clay and sand. Therefore, these variables were selected as suitable auxiliary variables for spatial prediction of soil texture fractions using multiple regression. The central and southern parts of the study area, have a higher amount of clay and silt. Most parts of the region have clay and silt between 40-40%. Whereas, low silt and clay content are mostly observed in the north and northeast of the region. Based on sand map, north, northeast and east of the study area had the highest amount of sand (>40%) and the lowest amount of sand was observed in the central and southern parts of the region (sand percentage between 20-25%). The auxiliary variables had good accuracy in spatial prediction of soil texture compositions, especially in limited/inadequate distribution of sampled field data.

Conclusion

The results showed that remote sensing data and topographic properties combined with field data using multiple modeling can be used to better prediction the spatial distribution of soil texture compositions in large scale, when we are faced with data limitations. The generated maps can be used as basic information for environmental management and modeling.

Keywords: Grain size index, Physiographic variables, Modelling, Soil texture fractions

Article Type: Research Article

*Corresponding Author, E-mail: nedakaveh96@gmail.com

Citation: Kaveh, N., Ebrahimi, A., & Asadi, E. (2022). Estimation of soil texture fractions under limited distribution of field observation using remotely sensed data (a case study: Marjan Watershed Rangelands). *Water and Soil Management and Modeling*, 2(3), 66-78.

DOI: 10.22098/mmws.2022.10277.1081

DOR: 20.1001.1.27832546.1401.2.3.6.5

Received: 03 February 2022, Received in revised form: 26 February 2022, Accepted: 02 March 2022, Published online: 28 May 2022

Water and Soil Management and Modeling, Year 2022, Vol. 2, No. 3, pp. 66-78

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author(s)





برآورد اجزاء بافت خاک در شرایط محدودیت پراکنش داده‌های زمینی به کمک داده‌های ماهواره‌ای (مطالعه موردی: مراتع حوضه آبخیز مرجن)

ندا کاوه^{۱*}، عطاالله ابراهیمی^۲، اسماعیل اسدی^۲

^۱ دانشجوی دکتری، گروه مهندسی طبیعت، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران
^۲ دانشیار، گروه مهندسی طبیعت، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران

چکیده

آگاهی از تغییرپذیری مکانی بافت خاک به‌عنوان یکی از مهم‌ترین مشخصه‌های خاک برای مدیریت منابع آب و خاک، در راستای بهره‌وری تولید و توسعه پایدار ضروری است. لیکن در بسیاری از مواقع با محدودیت داده‌های زمینی به دلیل هزینه‌های زیاد آزمایش‌ها مواجه هستیم. هدف از این مطالعه برآورد بافت سطحی خاک (درصد ذرات رس، سیلت و شن) در شرایط عدم پراکنش مناسب داده‌های زمینی از طریق داده‌های ماهواره‌ای به روش مدل‌سازی رگرسیونی بود. در این راستا نمونه برداری از عمق ۲۰-۳۰ سانتی‌متری خاک به روش تصادفی-سیستماتیک و به تعداد ۸۰ نمونه خاک برداشت شد. سپس با آنالیز آزمایشگاهی به روش هیدرومتری، درصد رس، سیلت و شن خاک تعیین شد. به‌منظور پیش‌بینی توزیع مکانی ذرات رس، سیلت و شن خاک از باندها و ترکیبات باندی طیفی داده‌های ماهواره‌ای لندست ۸ مانند شاخص اندازه ذره (Grain size index)، شاخص رس (Clay Index)، نسبت باند ۴ به ۷، نسبت باند ۶ به ۷ و شاخص روشنایی (Brightness index) و ویژگی‌های فیزیوگرافی از قبیل درصد شیب (Slope) و مدل رقومی ارتفاع (Digital elevation model) به‌عنوان متغیرهای کمکی استفاده شد. ۷۰ درصد داده‌های میدانی برای پیش‌بینی و ۳۰ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی استفاده شد. نتایج نشان دادند از بین شاخص‌های سنجش از دوری مورد استفاده، شاخص GSI با هر سه ترکیب خاک و CI با میزان سیلت و شن خاک ارتباط معناداری ($p \leq 0.05$) داشتند. از بین متغیرهای فیزیوگرافی، DEM با میزان سیلت و شن خاک و slope با رس و شن خاک همبستگی معناداری ($p \leq 0.05$) داشتند و برای مدل‌سازی اجزاء بافت خاک انتخاب شدند. از اینرو، شاخص‌های سنجش از دوری مانند GSI و CI را می‌توان متغیرهای کمکی مناسب برای پیش‌بینی مکانی اجزای بافت خاک در ترکیب با متغیرهای فیزیوگرافی، به ویژه در مواقعی که پراکنش نامناسب و یا محدودیت داده‌های برداشت شده زمینی وجود دارد، معرفی کرد. بنابراین، نقشه‌های پیش‌بینی شده اجزاء بافت خاک می‌توانند به عنوان اطلاعات و دانش پایه برای مدیریت بهتر و مدل‌سازی‌های محیطی مورد استفاده قرار گیرند.

واژه‌های کلیدی: اجزای بافت خاک، شاخص GSI، ویژگی‌های فیزیوگرافی، مدل‌سازی

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیک: nedakaveh96@gmail.com

استناد: کاوه، ن، ابراهیمی، ع، و اسدی، ا. (۱۴۰۱). برآورد اجزاء بافت خاک در شرایط محدودیت پراکنش داده‌های زمینی به کمک داده‌های ماهواره‌ای (مطالعه موردی: مراتع حوضه آبخیز مرجن). *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*، ۲(۳)، ۶۶-۷۸.

DOI: 10.22098/mmws.2022.10277.1081

DOR: 20.1001.1.27832546.1401.2.3.6.5

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۱۴، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۰/۱۲/۰۷، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۲/۱۱، تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۰۳/۰۷

مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۱، دوره ۲، شماره ۳، صفحه ۶۶ تا ۷۸

© نویسندگان

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



۱- مقدمه

کمیت، کیفیت و نوع پوشش گیاهی مراتع مناطق خشک و نیمه‌خشک معمولاً تحت تأثیر ویژگی‌های خاک، میکرواقلیم خاک و ویژگی‌های فیزیوگرافی منطقه قرار می‌گیرد؛ نقشه‌برداری ویژگی‌های خاک یک گام اساسی در اکولوژی سیمای سرزمین و احیای مراتع است (Kavianpoor et al., 2012) و می‌تواند راهنمای مفیدی برای مدیران زمین و بهره‌برداران به منظور کمک به افزایش قابلیت تولید خاک، کاهش تخریب و حاصل‌خیزی خاک باشد (Pereira et al., 2017). خاک به دلیل اثرات ترکیبی فرآیندهای فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی که با شدت و مقیاس‌های مختلفی عمل می‌کنند، دارای درجه بالایی از تغییرپذیری مکانی و زمانی است که این تغییرات، ممکن است منجر به تفاوت‌های ساختاری در کیفیت خاک شوند (Kettler et al., 2001). بافت خاک از مهم‌ترین ویژگی‌های خاک است و به‌عنوان نسبت ذرات رس، شن و سیلت در خاک تعریف می‌شود (Adhikari et al., 2009). بافت خاک کنترل‌کننده عملکردهای اصلی خاک شامل ظرفیت نگهداری آب و مواد مغذی، توسعه ریشه گیاهان، تنوع زیستی خاک، میزان نفوذپذیری و چرخه‌های زیست-زمین-شیمیایی است (Cole et al., 2017; Dobarco et al., 2017; Mikhaïlova et al., 2018; Castro-Franco et al., 2018). ویژگی‌های خاک بر توزیع و مدت زمان ذخیره آب در خاک و به تبع آن بر توزیع گیاه و ساختار پوشش گیاهی تأثیر می‌گذارد (Khan et al., 2012; Van Capelle et al., 2012; Cotching et al., 2013). بنابراین، نیاز ضروری به اندازه‌گیری و نقشه‌برداری ویژگی‌های فیزیکی خاک در اکوسیستم‌های طبیعی است (Kettler et al., 2001).

قابل اطمینان‌ترین و متداول‌ترین روش برآورد بافت خاک، تجزیه فیزیکی اندازه ذرات خاک است. با این وجود، چنین روش‌هایی زمان‌بر و دشوار هستند و در مکان‌های وسیع به‌ویژه در مراتع قابل اجرا نیستند. نقشه‌برداری رقومی خاک (DSM¹) از اواخر دهه ۱۹۶۰ با استفاده از داده‌های سنجنش از دور آغاز شد (McBratney et al., 2003). DSM یک تکنیک موفق برای تبدیل نقاط مشاهده‌ای گسسته به یک سطح پیوسته است (Jeihouni et al., 2020)، که از مشاهدات میدانی، تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا و مدل رقومی ارتفاع (DEM)، برای ساخت مدل‌های ریاضی یا آماری پیش‌بینی‌کننده الگوهای مکانی ویژگی‌های خاک استفاده می‌کنند (Yang et al., 2016; Khaledian and Miller, 2020).

داده‌های سنجنش از دور، مانند داده‌های به‌دست آمده از ماهواره لندست می‌تواند متغیر کمکی مفیدی برای پیش‌بینی برخی از ویژگی‌های خاک‌ها باشد. به‌عنوان مثال، Lopez-Granados et al. (2005) برای ارزیابی پتاسیم، فسفر و pH خاک از رویکردهای سنجنش از دور (مانند تصاویر به‌دست آمده از خاک لخت) در ترکیب با روش‌های زمین‌آمار (مانند کریجینگ معمولی و رگرسیون کریجینگ) استفاده کردند. نتایج نشان داد ترکیب روش‌های زمین‌آمار و داده‌های رقومی می‌تواند دقت پیش‌بینی را افزایش دهد. همچنین (Luo et al., 2022) از شاخص‌ها و باندهای طیفی به‌دست آمده از تصاویر لندست ۸ و سنتینل ۲ برای برآورد مواد آلی خاک استفاده کردند. نتایج حاکی از دقت بالای تصاویر لندست ۸ در مقایسه با سنتینل ۲ در مقیاس مکانی بزرگ بود. تعدادی از مطالعات نیز نشان دادند همبستگی بالایی بین بافت خاک و شاخص‌ها یا اطلاعات حاصل از تصاویر چندطیفی وجود دارد (Chagas et al., 2016; Swain et al., 2021). Souza et al. (2011) در مطالعه خود، به همبستگی بالای بین باندهای ۱ تا ۸ ماهواره ASTER و درصد سیلت خاک دست یافتند. در مطالعه‌ای در هند، Mitran et al. (2019) بیان کردند که شاخص GSI² و نسبت B4/B3 لندست ۸ همبستگی بالایی با میزان شن و سیلت خاک و مقادیر رقومی (DN³) باندهای ۵ و ۷ همبستگی بالایی با میزان رس خاک نشان دادند. بنابراین، این متغیرهای کمکی برای مدل‌سازی اجزاء بافت خاک انتخاب شدند. Shahriari et al. (2019) به‌منظور پیش‌بینی توزیع مکانی بافت خاک از شاخص رس (CI⁴)، GSI، NDVI⁵، شاخص روشنایی (BI⁶) و نسبت باند ۴ به ۸ داده‌های ماهواره‌ای لندست ۸ در ترکیب با داده‌های میدانی استفاده کردند. تعداد زیادی از محققان از روش‌های زمین‌آمار مانند روش‌های کریجینگ معمولی (OK⁷) (Delbari et al., 2011)، کوکریجینگ (COK⁸) (Liao et al., 2013) و رگرسیون کریجینگ (RK⁹) (Ge et al., 2015; Gozdowski et al., 2015) استفاده کردند. به‌طور مشترک با اطلاعات سنجنش از دور برای پیش‌بینی مکانی بافت خاک استفاده کردند. تعیین تغییرات مکانی اجزاء بافت خاک برای مدل‌سازی اکولوژیکی و مدیریت منابع طبیعی و کشاورزی مهم است؛ بنابراین، دسترسی به اطلاعات دقیق و کمی برای

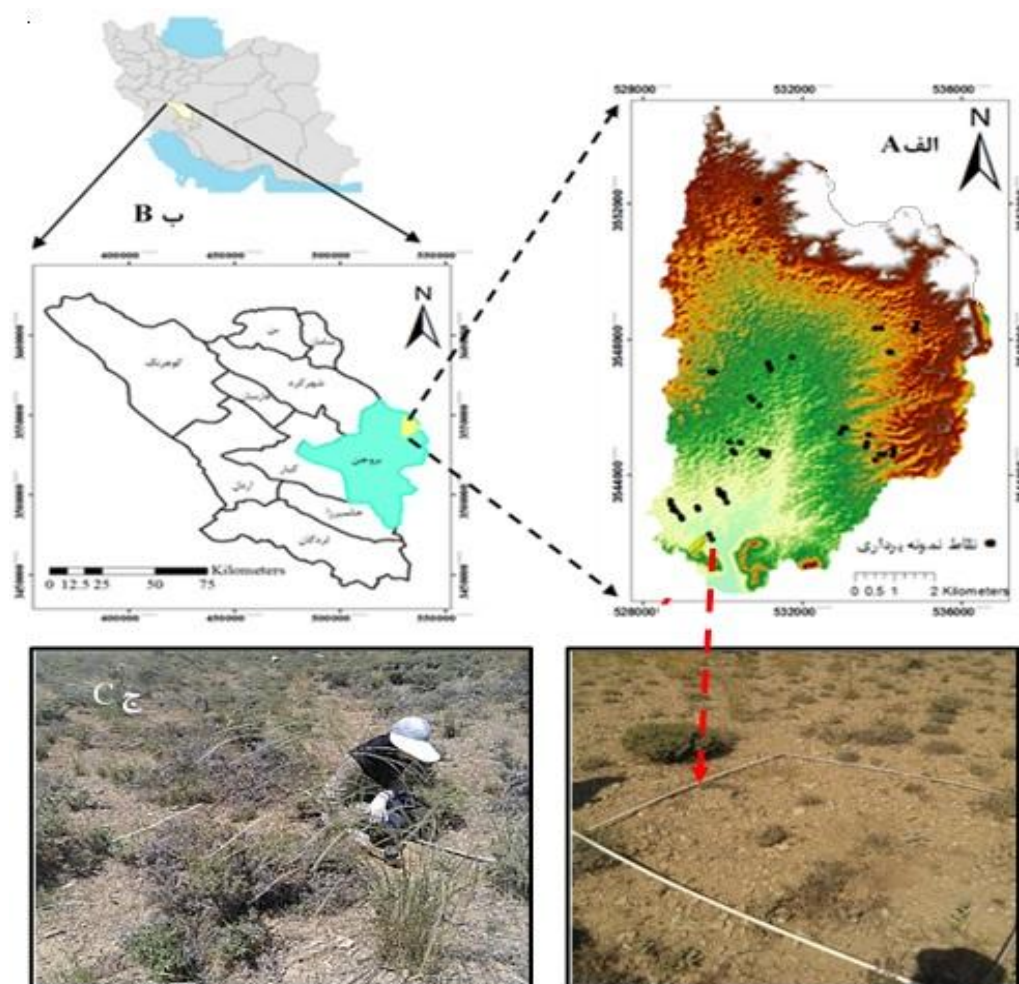
² Grain Size Index³Digital Number⁴ Clay Index⁵Normalized Difference Vegetation Index⁶Brightness Index⁷Ordinary Kriging⁸ Cokriging⁹Regression Kriging¹Digital Soil Mapping

این مطالعه در مراتع حوضه آبخیز مرجن بروجن در استان چهارمحال و بختیاری انجام شد. منطقه مورد مطالعه از نظر موقعیت جغرافیایی در حدفاصل ۵۲۸۰۰۰ تا ۵۳۷۰۰۰ متر طول شرقی و ۳۵۴۰۰۰۰ تا ۳۵۵۵۰۰۰۰ متر عرض شمالی UTM قرار گرفته است (شکل ۱). ارتفاع متوسط این رویشگاه از سطح دریا ۲۴۰۰ متر، متوسط درجه حرارت سالانه ۱۰/۸ درجه سانتی گراد و متوسط بارندگی سالانه طبق آمار ۲۵ ساله برابر ۲۵۵ میلی‌متر است که در یک منطقه نیمه‌خشک واقع شده است. طبق طبقه‌بندی کوپن، اقلیم منطقه سرد و معتدل با تابستان‌های گرم و خشک است. از نظر کاربری اراضی دارای کاربری‌های مرتعی و کشاورزی دیم است. پوشش غالب منطقه شامل گراس‌های چندساله و انواع گونه‌های بوته‌ای از جنس گون است. از لحاظ زمین‌شناسی، حوضه مورد مطالعه در زون ساختاری سندج- سیرجان قرار گرفته است (Pordel et al., 2018).

ارزیابی‌های محیطی ضروری است (Wang, 2009). استفاده از تصاویر ماهواره‌ای برای برآورد بافت خاک از پیچیدگی‌های زیادی برخوردار است. بررسی مطالعات گذشته نشان داد با وجود اهمیت بافت خاک در مدل‌سازی محیطی، با کمبود داده‌های آن در اکوسیستم‌های مختلف به‌ویژه در سطح مراتع مواجه هستیم و در بیش‌تر نقشه‌های خاک، تغییرات مکانی اجزاء بافت خاک کم‌تر مورد توجه قرار گرفته است. بنابراین، هدف از این مطالعه پیش‌بینی توزیع مکانی اجزاء بافت خاک در مراتع مرجن بروجن از طریق بررسی همبستگی بین داده‌های ماهواره‌ای لندست ۸ و ویژگی‌های فیزیوگرافی منطقه با آنالیز آزمایشگاهی اجزاء بافت خاک است.

۲- مواد و روش‌ها

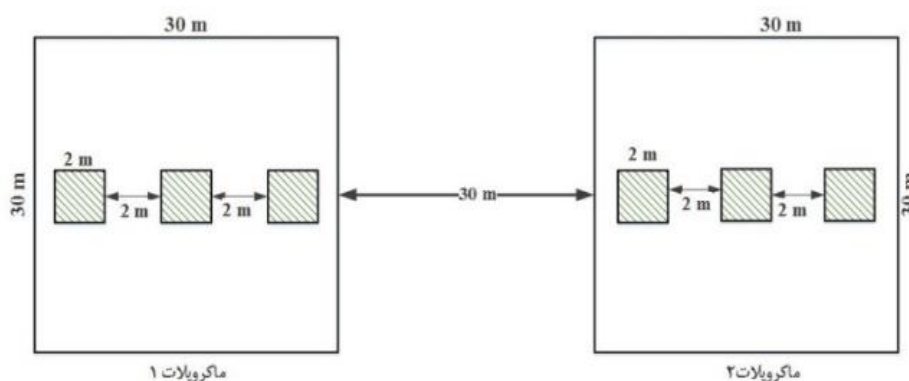
۲-۱- منطقه مورد مطالعه



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه (الف) در استان چهارمحال و بختیاری و شهرستان بروجن (ب)، نمونه‌برداری خاک در پلات (ج)

Figure 1- The location of the study area (a) in Chaharmahal-va-Bakhtiari province and Boroujen county (b), Soil sampling in plot (c)

گرمین و دقت ۴ متر ثبت شد. به‌طور متوسط در هر مکان نمونه-برداری ۵۰۰ گرم خاک برای آنالیز به آزمایشگاه منتقل شد. پس از هوا خشک کردن نمونه‌ها، جهت همگن کردن ذرات خاک از الک دو میلی‌متری عبور داده شدند، سپس درصد ذرات رس، سیلت و شن خاک به روش هیدرومتری (Gee and Boudier, 1986) اندازه‌گیری شد. به‌منظور ارزیابی دقت پیش‌بینی، کل نمونه‌های خاک به‌طور تصادفی به دو قسمت شامل واسنجی (۷۰ درصد داده‌ها، ۵۶ نمونه) و اعتبارسنجی (۳۰ درصد داده‌ها، ۲۴ نمونه) تقسیم شدند.



شکل ۲- شماتیک دو نقطه نمونه‌برداری، هر ماکروپلات شامل سه پلات ۲×۲ متر با فاصله دو متر، فاصله بین دو ماکروپلات ۳۰ متر
Figure 2- Schematic of two sampling points, each macroplot consists of 3 plots 2 × 2-m² with a distance of 2-m, the distance between the two macroplates is 30 meters

مدل رقومی ارتفاع (DEM^۱) رادار SRTM با قدرت تفکیک ۳۰-متر از سایت USGS Earth Explorer دانلود شد. سپس داده‌های ارتفاع و شیب به‌طور مستقیم از نقشه DEM با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS به‌دست آمد.

۲-۴- رابطه بین داده‌های اندازه‌گیری شده خاک و متغیرهای کمکی و تهیه نقشه‌های توزیع مکانی اجزاء بافت خاک (رس، سیلت و شن)

به‌منظور انتخاب مناسب‌ترین متغیر کمکی برآوردکننده ترکیبات بافت خاک در منطقه مورد مطالعه، ابتدا ارزش متغیرهای موردنظر (متغیر کمکی) در محل پیکسل‌های نمونه‌برداری استخراج شد و به‌عنوان متغیر مستقل و مقادیر اندازه‌گیری شده به‌عنوان متغیر وابسته در نظر گرفته شد. آنالیز رگرسیون چندمتغیره (MLR^۲) روشی برای مدل‌سازی و تحلیل داده‌های رقومی از جمله بافت خاک است که هدف آن بیان متغیر وابسته (اجزاء بافت خاک) به شکل تابعی از یک یا چند متغیر مستقل است (Sadeghi, 2006). بین متغیرهای مذکور تحلیل MLR انجام شد. از ضریب

۲-۲- نمونه‌برداری میدانی و تجزیه آزمایشگاهی اجزای بافت خاک
ابتدا در هر مکان نمونه‌برداری یک ماکروپلات ۳۰×۳۰ متر در نظر گرفته شد و در هر ماکروپلات سه پلات ۲×۲ متر (Tahmasebi et al., 2017) با فاصله دو متر مستقر شد. به‌طور کلی ۸۰ ماکروپلات به‌صورت تصادفی-سیستماتیک (که در آن نقطه اول به‌طور تصادفی و بقیه نقاط به‌صورت سیستماتیک از نقطه اول قرار گرفتند) مستقر شدند (شکل ۲). نمونه‌های خاک از عمق ۰-۲۰ سانتی‌متری خاک جمع‌آوری و مختصات هر مکان نمونه‌برداری با استفاده از سامانه موقعیت‌یاب جهانی (GPS) مدل

۲-۳- متغیرهای کمکی

۲-۳-۱- پیش‌پردازش تصاویر ماهواره‌ای و استخراج شاخص‌ها

در این مطالعه، از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ سنجنده OLI مربوط به ۳ اکتبر ۲۰۱۹ به‌عنوان متغیر کمکی برای پیش‌بینی ذرات خاک (مانند درصد، رس، سیلت و شن) استفاده شد. تصاویر لندست ۸ دارای قدرت تفکیک ۱۵×۱۵ متر در باند ۸ (باند پانکروماتیک) و ۳۰×۳۰ متر در بقیه باندها هستند. پیش‌پردازش‌های تصاویر مانند تصحیحات رادیومتریک و اتمسفری به‌روش Dark Object Subtraction و با استفاده از نرم‌افزار Terrset IDRISI, 18.31 انجام شد. به‌منظور تهیه نقشه و پیش‌بینی مکانی ذرات خاک از داده‌های سنجش از دوری مختلف، مانند شاخص GSI (Xiao et al., 2006)، شاخص رس (Boettinger et al., 2008)، شاخص روشنایی (Metternicht, 2003 and Zinck, 2003)، نسبت باند ۴ به باند ۷ (Carvalho, 2014 and Junior et al., 2014) و نسبت باند ۶ به باند ۷ استفاده شد (جدول ۱).

۲-۳-۲- استخراج متغیرهای فیزیوگرافی

^۱Digital Elevation Model

^۲Multiple linear regression

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{N}} \quad (1)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)(P_i - \bar{P}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)^2 \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_i)^2}} \quad (2)$$

که در آن، O_i مقادیر اندازه‌گیری شده ذرات خاک (واقعی)، P_i مقادیر پیش‌بینی شده، \bar{O} میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده، \bar{P} میانگین مقادیر پیش‌بینی شده و N تعداد نمونه‌ها هستند. ارزش کم‌تر در مقدار RMSE و ارزش بیش‌تر در مقدار r نشان‌دهنده دقت بیش‌تر مدل رگرسیونی است. تمامی محاسبات در نرم افزار Excel 2016 انجام شد. مراحل انجام تحقیق در شکل ۳ ارائه شده است.

تبیین (R^2)، ضریب همبستگی پیرسون (r) و میزان معناداری (P) برای انتخاب مناسب‌ترین متغیرهای پیش‌بینی کننده ذرات رس، سیلت و شن خاک استفاده شد.

۲-۵- اعتبارسنجی مدل پیش‌بینی توزیع مکانی اجزاء بافت خاک

به‌منظور ارزیابی و اطمینان از توانایی مدل در پیش‌بینی مناسب اجزاء بافت خاک، از ۳۰ درصد داده‌های میدانی که وارد مدل نشده بود، استفاده شد. به‌این ترتیب که ارزش پیکسل مقادیر برآورد شده توسط مدل در مکان‌های نمونه‌برداری استخراج شد و با مقادیر واقعی متغیر موردنظر مورد قیاس قرار گرفت. از شاخص ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، و ضریب همبستگی (r) محاسبه شد. روابط ۱ و ۲ معادله این آماره‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۱- متغیرهای مورد استفاده برای پیش‌بینی توزیع مکانی اجزای بافت خاک

Table 1- The variables used for predicting spatial distribution of soil text

منبع	مشخصات	متغیرهای کمکی	
Carvalho Junior et al. (2014)	Band4 /Band7	B4/ B7	متغیرهای سنسور از دوری
Carvalho Junior et al. (2014)	Band6/Band7	B6/ B7	
Xiao et al. (2006)	(Band4- Band2)/(Band2+Band3+Band4)	GSI	
Boettinger et al. (2008)	Band6 /Band8	CI	
Metternicht and Zinck (2003)	$((\text{Band4})^2/(\text{Band5})^2)^{0.5}$	BI	
https://earthexplorer.usgs.gov/	ارتفاع از سطح دریا (متر)	DEM	متغیرهای فیزیولوژی
	شیب حوضه (درصد)	Slope	

Band2=آبی، Band3=سبز، Band4=قرمز، Band5=مادون قرمز نزدیک، Band6=مادون قرمز طول موج کوتاه، Band7=مادون قرمز طول موج کوتاه، Band8=پانکروماتیک

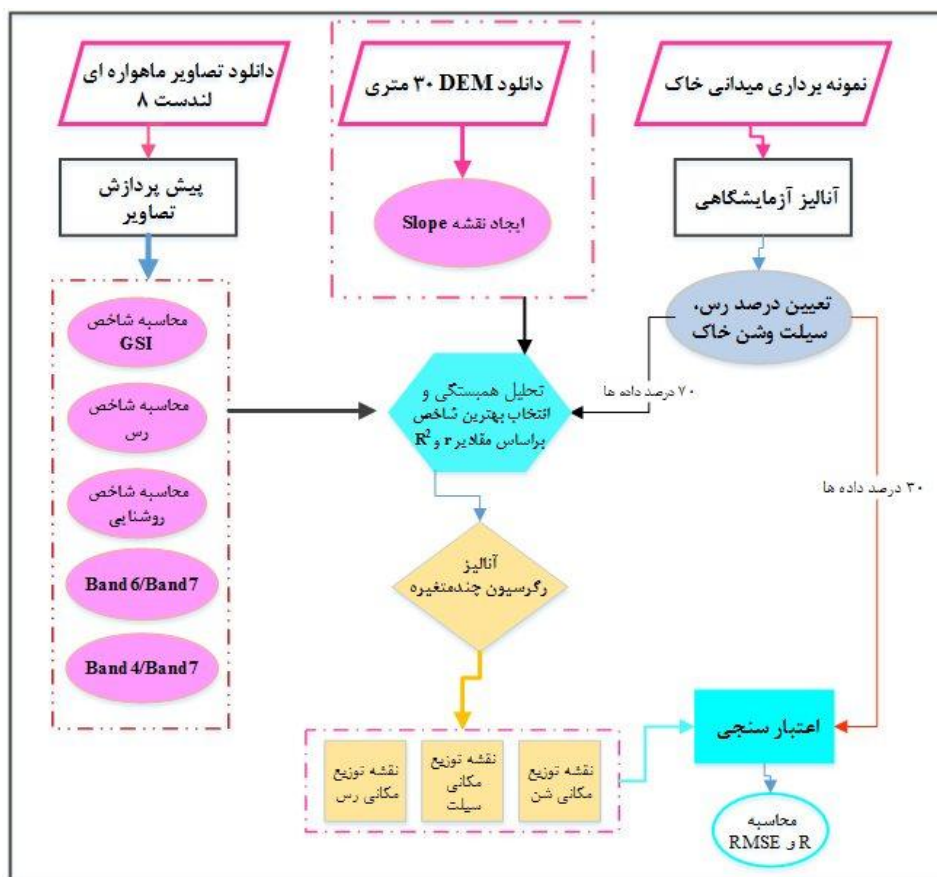
۳-۲- نتایج همبستگی بین متغیرهای کمکی و اجزای بافت خاک

ضریب همبستگی (r) بین داده‌های اندازه‌گیری شده و شاخص‌های شرح داده شده در قسمت مواد و روش‌ها مورد آزمون قرار گرفت (جدول ۳). در بین شاخص‌ها، شاخص روشنایی و نسبت Band4/Band7 هیچگونه ارتباط معناداری با میزان رس، سیلت و شن نشان ندادند ($P > 0.05$) بین نسبت Band 6/Band7 و میزان شن همبستگی مثبت و متوسطی مشاهده شد ($p < 0.05$) در حالی که همبستگی معناداری با میزان رس و سیلت نداشت. شاخص GSI با میزان شن همبستگی منفی و معنادار (-0.69) و با میزان رس و سیلت خاک همبستگی مثبت و معناداری را نشان داد (به ترتیب 0.5 و 0.43 ، $p < 0.05$). شاخص رس همبستگی متوسطی با میزان شن و سیلت داشت (به ترتیب 0.38 و 0.33 ، $P < 0.05$)، اما همبستگی آن با میزان رس خاک معنادار نبود ($P > 0.05$). بنابراین، از بین متغیرهای سنسور از دور

۳-۳- نتایج و بحث

۳-۱- آماره‌های توصیفی بافت خاک

آماره‌های توصیفی بافت خاک برای هر دو مرحله واسنجی و اعتبارسنجی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت که نتایج آن در جدول ۲ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد، میزان شن در هر دو مرحله واسنجی و اعتبارسنجی واریانس بالایی دارد (به ترتیب 0.08 و 0.1 ، $p = 0.01$ برای مرحله واسنجی و اعتبارسنجی) در منطقه مورد مطالعه است. با این وجود می‌توان از تبدیل لگاریتمی برای نزدیک‌تر کردن مقادیر شن به توزیع نرمال استفاده کرد. اما ذرات رس و سیلت تقریباً با مقادیر $p = 0.2$ یک الگوی نرمال را نشان می‌دهند. همچنین میانگین مقادیر رس، سیلت و شن در مرحله واسنجی به ترتیب $37/78$ ، $34/28$ ، $28/89$ و در مرحله اعتبارسنجی به ترتیب $36/73$ ، $34/28$ ، $28/98$ را نشان می‌دهد.



شکل ۳- فلوجارت مراحل انجام پژوهش حاضر

Figure 2- Flowchart of current research steps

جدول ۲- آماره‌های توصیفی ترکیبات بافت خاک برای مرحله پیش‌بینی و اعتبارسنجی

Table 2- Descriptive statistics of soil texture fractions for prediction and validation dataset

سطح معناداری	کشیدگی	چولگی	واریانس	انحراف استاندارد	میان	حداقل	حداکثر	میانگین	اجزاء بافت خاک
									مرحله واسنجی (n=56)
0.2*	-0.58	-0.05	37.56	6.1	25.2	25.2	44.6	33.32	Clay
0.2*	0.19	-0.44	25.78	5	24	24	48	37.78	Silt
0.01	-0.30	0.54	56.51	7.5	33.4	33.4	47.4	28.89	sand
									مرحله اعتبارسنجی (n=24)
0.2*	-0.6	0.18	30.24	5.49	20	20	44.6	34.28	Clay
0.2*	-0.5	0.01	24.77	4.97	19.4	19.4	46.6	36.73	Silt
0.08	-0.54	0.65	54.46	7.38	25.4	25.4	45.4	28.98	sand

*توزیع داده‌ها نرمال است ($P > 0.05$)

متوسطی با Slope ($r=0.4$) و DEM ($r=0.31$) نشان دادند (جدول ۳). بنابراین، DEM برای مدل‌سازی سیلت و slope برای مدل‌سازی رس و شن به‌عنوان متغیرهای کمکی انتخاب شدند.

شاخص GSI برای مدل‌سازی سه جزء خاک (رس، سیلت و شن) و شاخص CI برای مدل‌سازی سیلت و شن انتخاب شدند. شن با هر دو متغیرهای فیزیوگرافی (Slope و DEM) همبستگی معناداری داشت ($P < 0.05$ ، 0.05 و 0.31). اما به‌منظور جلوگیری از خودهمبستگی بین متغیرها فقط متغیر شیب برای مدل‌سازی شن در نظر گرفته شد. رس و سیلت خاک به‌ترتیب همبستگی

در این مطالعه به منظور بررسی ارتباط بین شاخص‌های سنجش از دوری و ترکیبات بافت خاک (رس، سیلت و شن) از ضریب همبستگی پیرسون استفاده شد (Chagas et al., 2016; Carvalho junior et al., 2014). با توجه به نتایج به دست آمده، نسبت باند ۴ به باند ۷ و شاخص روشنایی با دیگر ترکیبات بافت خاک همبستگی معناداری نشان ندادند ($p > 0.05$). نتایج بررسی‌های انجام شده توسط Mitran et al. (2019) نیز نشان داد بین نسبت باند ۴ به باند ۷ با هر سه ترکیب رس، سیلت و شن خاک همبستگی معناداری وجود نداشت. Shahriari et al. (2019) در مطالعه خود گزارش کردند بین شاخص روشنایی به دست آمده از تصاویر لندست ۸ به عنوان متغیر کمکی و ترکیبات بافت خاک همبستگی ضعیفی وجود دارد. بین نسبت باند ۶ به باند ۷ و ذرات رس و شن همبستگی بسیار ضعیفی مشاهده شد، اما همبستگی آن با مقدار سیلت خاک معنادار نبود. احتمالاً دلیل آن استفاده از نسبت باندها است که موجب کاهش میزان انعکاس در دو باند و در نتیجه باعث کاهش همبستگی می‌شود. Parviz (2017) در مطالعه خود بیان کرد بیش‌ترین همبستگی ترکیبات بافت خاک با حالت تکی باندهای ماهواره‌ای مربوط می‌شود و استفاده از نسبت باندها، کم‌ترین همبستگی معنادار با ترکیبات

۳-۳- آنالیز رگرسیونی بین متغیرهای کمکی (مانند شاخص DEM، GSI و slope) و اجزاء بافت خاک و تهیه نقشه پیش-بینی مکانی اجزاء بافت خاک

آنالیز رگرسیون چندمتغیره بین داده‌های اندازه‌گیری شده به عنوان متغیر وابسته و متغیرهای کمکی به عنوان متغیرهای مستقل انجام و نتایج آن در جدول ۴ ارائه شده است. ضرایب تبیین (R^2) برای رس، سیلت و شن خاک به ترتیب ۰/۳۰، ۰/۲۹ و ۰/۵۰ محاسبه شد. با جای‌گذاری نقشه شاخص‌های استخراج شده در معادله‌ها به عنوان متغیرهای مستقل (جدول ۴)، نقشه‌های توزیع مکانی میزان رس، سیلت و شن خاک با قدرت تفکیک ۳۰ متر پیش‌بینی شد (شکل ۳: به ترتیب الف، ب و ج).

۳-۴- اعتبارسنجی مدل پیش‌بینی اجزاء بافت خاک

اعتبار مدل با ۳۰ درصد داده‌هایی که وارد مدل نشده بودند مورد ارزیابی قرار گرفت و سپس دقت پیش‌بینی مدل، براساس شاخص‌های اعتبارسنجی (r و RMSE) مورد سنجش قرار گرفت (جدول ۵). نتایج شاخص‌های اعتبارسنجی نشان می‌دهد مدل MLR با ضریب همبستگی (r) به ترتیب ۰/۶۵، ۰/۵۱ و ۰/۷۲ دقت خوبی در پیش‌بینی مکانی ذرات رس، سیلت و شن خاک دارد.

جدول ۳- آنالیز همبستگی پیرسون بین اجزای بافت خاک و متغیرهای کمکی

Table 3- Pearson's correlation analysis between soil texture fractions and auxiliary covariates

متغیرهای کمکی	اجزاء بافت خاک					
	رس		سیلت		شن	
	P value	r	P value	r	P value	r
BI	0.7	0.04 ^{ns}	0.45	0.1 ^{ns}	0.45	-0.1 ^{ns}
B4/B7	0.8	0.03 ^{ns}	0.07	0.24 ^{ns}	0.1	-0.18 ^{ns}
B6/B7	0.057	-0.24	0.2	-0.15 ^{ns}	0.02	0.28*
GSI	0.00	0.5**	0.00	0.43**	0.00	-0.69**
CI	0.1	-0.21 ^{ns}	0.01	-0.33**	0.00	0.38**
DEM	0.3	-0.15	0.01	-0.31*	0.01	0.31*
Slope	0.00	-0.40**	0.06	-0.24 ^{ns}	0.00	0.5**

**همبستگی در سطح احتمال ۱ درصد معنی دار است (دو طرفه)، *همبستگی در سطح احتمال ۵ درصد معنی دار است (دو طرفه)، ^{ns} همبستگی غیر معنی دار

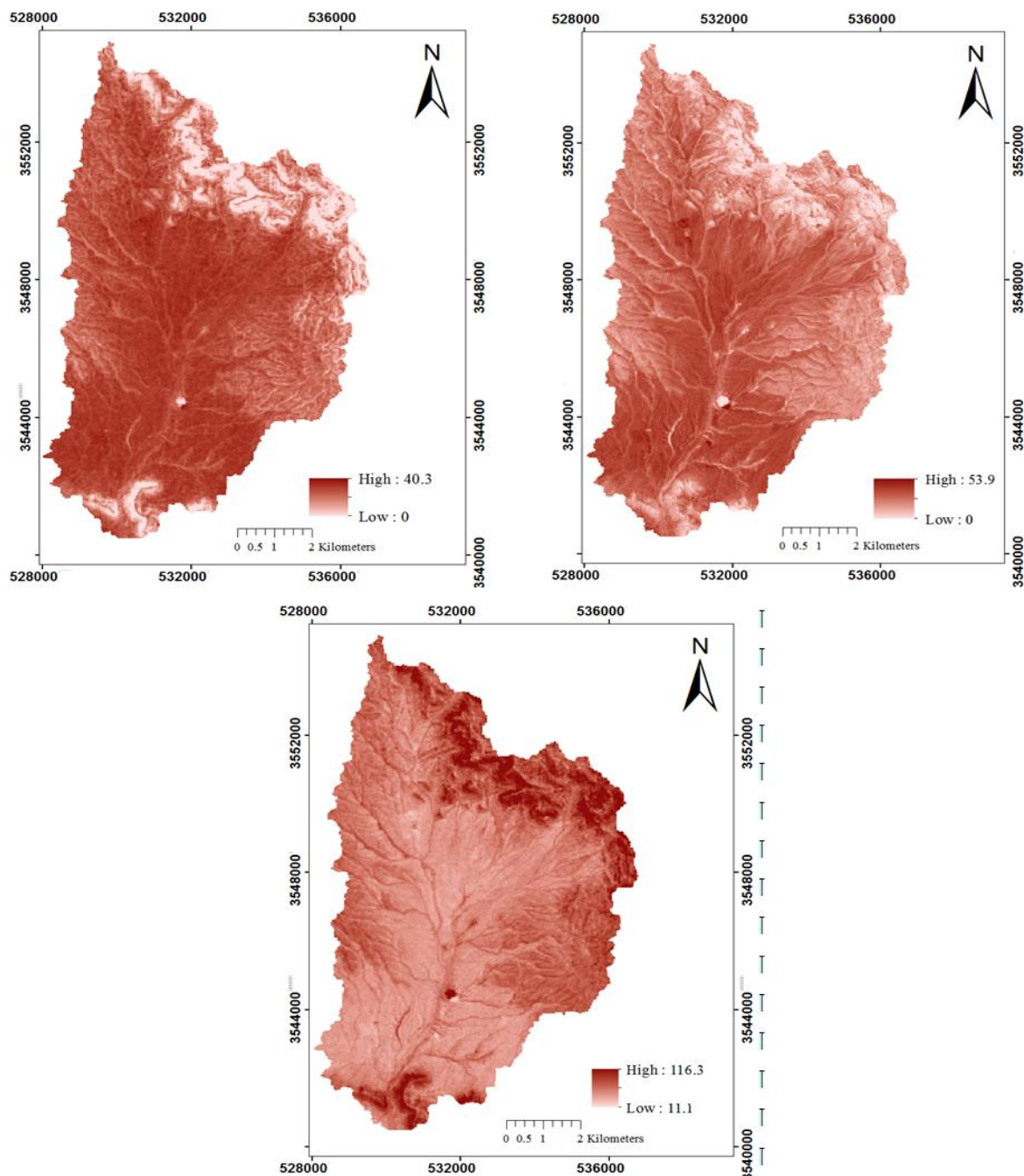
**Correlation is significant at 1% probability level (2-tailed), *Correlation is significant at 5% probability level (2-tailed), ns Correlation is insignificant

جدول ۴- نتایج تحلیل رگرسیون

Table 4- Results of regression analysis

P-value	ضریب تبیین (R^2)	مدل رگرسیونی	اجزای بافت خاک
0.00*	0.30	Y=-5.239+153.57 (GSI) -0.38 (slope)	رس
0.00*	0.29	Y= 43.71-0.01 (DEM)+140.83 (GSI)-6.73 (CI)	سیلت
0.00*	0.5	Y=85.46+0.354 (slope)-304.24 (GSI)+10.33 (CI)	شن

*در سطح $p < 0.05$ معنی دار است.



شکل ۳- نقشه‌های پیش‌بینی توزیع مکانی درصد رس (الف)، درصد سیلت (ب)، درصد شن (ج) در منطقه مرجن بروجن
 Figure 3- Spatial prediction maps of clay (A), silt (B), and sand (C) using slope, DEM and GSI index in Marjan rangeland of Boroujen

جدول ۵- مقادیر شاخص‌های اعتبارسنجی

Table 5- Results of validation indices

شاخص‌های اعتبارسنجی			میانگین داده‌های پیش‌بینی شده	میانگین داده‌های واقعی	اجزای بافت خاک
p- value	r	RMSE			
0.00*	0.65	2.7	35.52	34.34	رس
0.00*	0.51	6.2	43.42	38.80	سیلت
0.00*	0.72	4.2	28.68	27.22	شن

*در سطح $p < 0.05$ معنادار است.

Brown et al., 2004; Broge et al., 2005) نیز استفاده و تأیید شده است. براساس روابط رگرسیونی به‌دست آمده در این مطالعه (جدول ۴)، شن و رس بالاترین ضریب تبیین (به‌ترتیب ۰/۳۸ و ۰/۵) و سیلت کم‌ترین ضریب تبیین (۰/۳) را داشتند که می‌توان دلیل آن را مخلوطی از شن و رس بودن ذرات سیلت بیان کردند که باعث کاهش تشخیص این ذره در محدوده باندهای مرئی و مادون قرمز نزدیک می‌شود (Wetterlind and Stenberg, 2010).

به‌طور کلی، نقشه‌های تولیدی اجزاء بافت خاک (شامل درصد رس، سیلت و شن) با متغیرهای کمکی مربوطه (DEM, CI, GSI, slope) و همگنی مناسبی با شرایط طبیعی و فیزیوگرافی منطقه نشان داد (شکل ۳). در نقشه شن (شکل ۳، ج) بخشی که دارای شن زیاد است مقادیر رس و سیلت کم‌تری دارد و بالعکس، که به‌طور غیر مستقیم نشان‌دهنده دقت نقشه‌های تولیدی و متفاوت بودن بازتاب هر کدام از سه ترکیب بافت خاک است. همان‌طور که از این نقشه‌ها برمی‌آید، قسمت‌های مرکزی و جنوبی منطقه مورد مطالعه دارای مقادیر بالاتری از رس و سیلت هستند. و قسمت‌های بیش‌تری از منطقه درصد رس و سیلت بین ۴۵-۴۰ درصد دارند. شمال و شمال‌شرقی منطقه کم‌ترین مقادیر رس و سیلت را دارند (شکل ۳، الف و ب). هم‌چنین براساس نقشه شن، بالاترین درصد شن در شمال و شمال‌شرقی و قسمت‌هایی از شرق منطقه مشاهده شد (>۴۰٪) و کم‌ترین مقدار شن در قسمت‌های مرکزی و جنوبی حوضه مشاهده شد (درصد شن بین ۲۵-۲۰ درصد) (شکل ۵، ج). قسمت‌های شمال و شمال‌شرقی منطقه مورد مطالعه توسط کوه احاطه شده که بیش‌تر بودن ذرات شن در این قسمت ممکن است ناشی از اضافه کردن مواد درشت‌دانه از کوه باشد. هم‌چنین آبشویی ذرات ریز توسط باران موجب انتقال ذرات ریز در قسمت‌های مرکزی و جنوبی و تجمع آن‌ها در این قسمت از حوضه آبخیز که ارتفاع کم‌تری دارد، می‌شود.

نتایج اعتبارسنجی بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی توسط مدل گواه این است که شاخص GSI به‌عنوان متغیر کمکی، در صورتی که پراکنش نامناسب و یا محدودیت داده‌های زمینی در منطقه مورد مطالعه را داشته باشیم، دقت خوبی در پیش‌بینی مکانی ترکیبات بافت خاک در ترکیب با داده‌های فیزیوگرافی (مقادیر RMSE برای ذرات رس، سیلت و شن به‌ترتیب ۲/۷، ۶/۲ و ۴/۲) (جدول ۵). (Mitran et al., 2019) برای مدل‌سازی ذرات بافت خاک از روش زمین‌آمار و سنجش از دور استفاده کردند، سپس برای اعتبارسنجی مدل از شاخص RMSE استفاده کردند، محققان گزارش کردند براساس مقادیر پایین RMSE، مدل رگرسیون کریجینگ دقت خوبی در پیش‌بینی نقشه مکانی بافت خاک دارد. ایجاد نقشه‌های دقیق بافت خاک توسط این مدل‌ها، به‌دلیل تأثیر بافت خاک بر نفوذپذیری خاک، فرآیندهای فرسایش

بافت خاک نشان دادند. در مطالعه‌ای دیگر توسط (Brown et al., 2006) به جای نسبت باندها از مقادیر رقومی باندهای ۶ و ۷ به‌عنوان متغیر کمکی برای بررسی بافت خاک استفاده شد و گزارش کردند بین این دو باند و بافت خاک همبستگی خوبی وجود دارد که دلیل اصلی آن را حساس بودن طول موج قرمز کوتاه به مقدار رطوبت قابل دسترس خاک بیان کردند که این مقدار آب به بافت خاک وابسته است. علاوه بر این، در مناطق خشک و نیمه خشک به‌دلیل رطوبت پایین خاک و هم‌چنین به دلیل تاج‌پوشش کم گیاهی به خوبی ویژگی‌های خاک را منعکس می‌کنند، اما به‌نظر می‌رسد در این منطقه به‌دلیل پوشش نسبتاً بالای پایدار گون‌ها این شاخص‌ها نتوانسته‌اند به‌خوبی رفتار خاک را پیش‌بینی کنند.

شاخص GSI با میزان رس و سیلت خاک همبستگی متوسط (۰/۵ و ۰/۴۳) و با شن همبستگی بالا ($r = -0/69$) نشان داد. ارتباط قوی بین شاخص GSI با دیگر ترکیبات خاک (رس، سیلت و شن) در این مطالعه، با یافته‌های (Xiao et al., 2006) و (Mitran et al., 2019) منطبق است. همبستگی بالاتر ذرات شن را می‌توان به دلیل درشت‌تر بودن اندازه ذرات دانست. هرچه دانه‌بندی ذرات درشت‌تر، تخلخل کل خاک بیش‌تر و میزان بازتابش در خاک‌های با بافت شنی افزایش می‌یابد. در مطالعه‌ای که توسط (Asadzadeh et al., 2018) انجام شد محققان دریافتند درشت بودن ذرات شن موجب بازتاب قسمت بیش‌تری از امواج الکترومغناطیسی می‌شود و قسمتی از امواج که به داخل ذرات نفوذ کرده در اثر برخورد مجدد پرتوها به ذرات شن، دوباره بازتابش پیدا می‌کنند که گویای این قسمت از نتایج تحقیق است. به‌هرحال، الگوهای انعکاس طیفی ذرات خاک بسته به رطوبت، موادآلی و ساختمان خاک بسیار مهم و پیچیده هستند. در مطالعه‌ای (Khosravi Aqdam et al., 2021) دلیل همبستگی کم‌تر ذرات رس نسبت به شن را به رطوبت خاک نسبت دادند و بیان کردند که رطوبت خاک اثر مستقیمی روی انعکاس طیفی دارد. ذرات سیلت همبستگی متوسطی با شاخص GSI نسبت به دو ترکیب دیگر خاک نشان دادند. (Wetterlind and Stenberg, 2010) دلیل همبستگی کم سیلت را مخلوطی از شن و رس بودن ذرات سیلت بیان کردند که باعث کاهش تشخیص این ذره در محدوده باندهای مرئی و مادون قرمز نزدیک می‌شود. بنابراین، با توجه به نتایج حاصله (جدول ۳)، از بین متغیرهای سنجش از دور، شاخص‌های GSI (برای مدل‌سازی هر سه جزء خاک) و CI (برای مدل‌سازی سیلت و شن) به‌عنوان متغیرهای کمکی تهیه نقشه اجزاء بافت خاک انتخاب شدند.

مدل‌های رگرسیونی برای به‌دست آوردن ارتباط بین شاخص‌های ماهواره‌ای و ترکیبات بافت خاک توسط دیگر پژوهشگران از قبیل (Hengel et al., 2015; Sullivan et al.,

مطالعات مربوط به مراتع، با توجه به مساحت و شرایط فیزیوگرافی منطقه، امکان نمونه‌برداری در کل منطقه میسر نیست. تصاویر لندست ۸ با توجه به پوشش وسیع طیفی و قدرت تفکیک مکانی مناسب به‌ویژه باندهای محدوده مرئی و مادون قرمز کارائی مناسبی برای تهیه نقشه اجزاء بافت خاک دارند. بنابراین، می‌توان از داده‌های سنجش از دور و متغیرهای فیزیوگرافی در ترکیب با داده‌های میدانی برای پیش‌بینی بهتر الگوهای توزیع مکانی بافت خاک در مقیاس وسیع‌تر بهره گرفت. برای مطالعات آینده، استفاده از داده‌های سنجش از دوری با قدرت تفکیک مکانی بالاتر (کم‌تر از ۱۵ متر) و نیز روش‌های داده‌کاوی مانند الگوریتم جنگل تصادفی (random forest) و شبکه عصبی مصنوعی (artificial neural networks) پیشنهاد می‌گردد.

پرویز، ل. (۱۳۹۶). ارزیابی تأثیر پیش‌پردازش پارامترهای ورودی حاصل از تصاویر ماهواره‌ای به شبکه عصبی مصنوعی در تعیین بافت خاک. *تحقیقات کاربردی خاک*. ۵(۲)، ۶۲-۸۰.
صادقی، ع. (۱۳۸۵). آشنایی با تجزیه و تحلیل آماری. چاپ اول، انتشارات دانشگاه تهران، ۲۲۴ صفحه.

References

- Adhikari, K., Guadagnini, A., Toth, G., & Hermann, T. (2009). Geostatistical analysis of surface soil texture from Zala County in western Hungary. *International Symposium on Environment, Energy and Water in Nepal: Recent Researches and Direction for Future*, Citeseer, Pp. 219-224.
- Asadzadeh, F., Khosraviqdam, k., Yaghmaeian Mahabadi, N., & Ramezanpour, H. (2019). Spatial Variation of Mineral Particles of the Soil using Remote Sensing Data and Geostatistics to the Soil Texture Interpolation. *Journal of Water and Soil*, 32(6), 1207-1222 (in Persian).
- Boettinger, J.L., Ramsey, R.D., Bodily, J.M., Cole, N.J., Kienast-Brown S., Nield, S.J., Saundes, A.M., & Stum, A.K. (2008). Landsat spectral data for digital soil mapping. Pp. 193-203, In: Hartemink, A.E., McBratney, A.B., Mendonca Santos, M.L. (Eds.), *Digital soil mapping with limited data*. Springer science, Australia.
- Brown, D.J., & Shepherd K.D., Walsh M.G., Mays M.D., and Reinsch, T.G. (2006). Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy. *Geoderma*, 132(3-4), 273-290.
- Broge, N.H., Thomsen, A.G., & Greve, M.H. (2004). Prediction of topsoil organic matter and clay content from measurements of spectral reflectance and electrical conductivity. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section B-Soil and Plant Science*, 54(4), 232-240.

و رواناب، ظرفیت نگهداری آب و عناصر غذایی خاک می‌تواند در زمینه مدیریت مراتع، اکولوژی سیمای سرزمین و بهره‌وری تولید مفید باشد (Castro-Franco et al., 2018).

۴- نتیجه‌گیری

به‌طور کلی، این پژوهش با هدف نگرش مطالعه اجزاء بافت خاک (شامل رس، سیلت و شن) براساس بررسی همبستگی بین شاخص‌های به‌دست آمده از داده‌های سنجش از دور و ویژگی‌های فیزیوگرافی منطقه برای پیش‌بینی توزیع مکانی اجزاء بافت خاک انجام شد. نتایج کلی این پژوهش نشان داد که، می‌توان با بهره‌گیری از توان اطلاعاتی داده‌های سنجش از دور به‌عنوان متغیر کمکی در جهت تخمین هر چه دقیق‌تر بافت خاک در مقیاس وسیع‌تر که با محدودیت داده مواجه هستیم، استفاده کرد. در

منابع

اسدزاده، ف.، خسروی اقدم، ک.، یغمائیان مهابادی، ن.، و رمضان‌پور ح. (۱۳۹۷). تغییرات مکانی ذرات معدنی خاک با استفاده از زمین‌آمار و سنجش از دور جهت پهنه‌بندی بافت خاک. *نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)*. ۳۲(۶)، ۱۲۰۷-۱۲۲۲.

- Chagas, C.S., Junior, W.C., Bhering, S.B., & Filho, B.C. (2016). Spatial prediction of soil surface texture in a semiarid region using random forest and multiple linear regressions. *Catena*, 139, 232-240.
- Castro-Franco, M., Domenech, M.B., Borda, M.R., & Costa, J.L. (2018). A spatial dataset of topsoil texture for the southern Argentine Pampas. *Geoderma Regional*, 12, 18-27.
- Cole, S., Mikhailova, E., Post, C., Privette, C., Schlautman, M.A., & Cope, M. (2017). Comparing SSURGO data with geospatial field measurements to estimate soil texture and infiltration rate classes in glaciated soils. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 48 (11), 1309-18.
- Carvalho Junior, W., Lagacherie, P., Chagas, C.S., Calderano Filho, B., & Bhering, S.B. (2014). A regional-scale assessment of digital mapping of soil attributes in a tropical hillslope environment. *Geoderma*, 232, 479-486.
- Cotching, W.E., Oliver, G., Downie, M., Corkrey, R., & Doyle, R.B. (2013). Land use and management influences on surface soil organic carbon in Tasmania. *Soil Research*, 51(8), 615-630.
- Delbari, M., Afrasiab, P., & Loiskandl, W. (2011). Geostatistical analysis of soil texture fractions on the field scale. *Soil and Water Resources*, 6, 173-189.

- Dobarco, M.R., Arrouays, D., Lagacherie, P., Ciampalini, R., & Saby, N.P.A. (2017). Prediction of topsoil texture for Region Centre (France) applying model ensemble methods. *Geoderma*, 298, 67–77.
- Ge, Y., Thomasson, J.A., & Sui, R. (2011). Regression-kriging for characterizing soils with remote sensing data. *Front Earth Science*, 5(3), 239–244.
- Gee, G.W., & Bauder, J.W. (1986). Particle-size Analysis. Pp. 383 - 411, In: Klute, A.(ed.), *Methods of soil analysis. Physical and mineralogical methods*. Agronomy Monograph 9 (2ed). American Society of Agronomy, Madison, WI.
- Gozdowski, D., Stępień, M., Samborski, S., Dobers, E.S., Szatyłowicz, J., & Chormański, J. (2015). Prediction accuracy of selected spatial interpolation methods for soil texture at farm field scale. *Soil Science Plant Nutrient*, 15(3), 639–650.
- Hengl, T., Heuvelink, G.B., Kempen, B., Leenaars, J.G., Walsh, M.G., Shepherd, K.D., Sila, A., MacMillan, R.A., de Jesus, J.M., Tamene, L., & Tondoh, J.E. (2015). Mapping soil properties of Africa at 250m resolution: random forests significantly improve current predictions. *PLoS One*, 10, 1–26.
- Jeihouni, M., Alavipanah, S., Toomanian, A., & Jafarzadeh, A. (2020). Soil texture fractions modeling and mapping using LS-SVR algorithm. *Desert*, 25, 147-154.
- Kavianpoor, H., Ouri, A.E., Jeloudar, Z.J., & Kavian, A. (2012). Spatial variability of some chemical and physical soil properties in Nesho Mountainous Rangelands. *American Journal Environ Engineering*, 2, 34-44.
- Khan, S.R., Abbas, M.K. & Hussan, A.U. (2012). Effect of induced soil compaction on changes in soil properties and wheat productivity under sandy loam and sandy clay loam soils: A greenhouse experiment. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 43 (19), 2550–63.
- Kettler, T.A., Doran, J.W., & Gilbert, T.L. (2001). Simplified method for soil particle-size determination to accompany soil-quality analyses. *Soil Science Society of America Journal*, 65, 849–852.
- Khaledian, Y., & Miller, B.A. (2020). Selecting appropriate machine learning methods for digital soil mapping. *Applied Mathematical Modelling*, 81, 401–418.
- Khosravi Aqdam, K., Miran, N., Mohammadi Khajelou, Y., Khosravi Aqdam, M., Asadzadeh, F., & Mosleh, Z. (2021). Predicting the spatial distribution of soil mineral particles using OLI sensor in northwest of Iran. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193, 1-13.
- Liao, K., Xu, S., Wu, J., & Zhu, Q. (2013). Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data. *Soil Science Plant Nutrient*, 59(4), 488–500.
- Luo, C., Zhang, X., Wang, Y., Men, Z., Liu, H., (2022). Regional soil organic matter mapping models based on the optimal time window, feature selection algorithm and Google Earth Engine. *Soil and Tillage Research*, 219, 105-325.
- Lopez-Granados, F., Jurado-Exposito, M., Pena-Barragan, J.M., & Garcia-Torres, L., (2005). Using geostatistical and remote sensing approaches for mapping soil properties. *European Journal of Agronomy*, 23, 279–289.
- McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117, 3-52.
- Mitran, T., Solanky, V., Suresh, G.J., Sujatha, G., Sreenivas, K., & Ravisankar, T. (2019). Predictive mapping of surface soil texture in a semiarid region of India through geostatistical modeling. *Modeling Earth Systems and Environment*, 5, 645-657.
- Mikhailova, E.A., Post, C.J., Schlautman, J.M., Galbraith, M.A., & Zurqani, H.A. (2018). Usability of soil survey soil texture data for soil health indicator scoring. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 49 (15), 1826–34.
- Metternicht, G.I., & Zinck, J.A. (2003). Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. *Remote Sensing Environmental*. 85, 1–20.
- Parviz, L. (2017). Evaluation the Preprocessing Effect of Satellite Images Input Parameters in to Artificial Neural Network for Soil Texture Determination. *Applied Soil Research*, 5(2), 66-80 (in Persian).
- Pordel, F., Ebrahimi, A., & Azizi, Z. (2018). Canopy cover or remotely sensed vegetation index, explanatory variables of above-ground biomass in an arid rangeland, Iran. *Journal of Arid Land*, 11 (2), 166-178 (in Persian).
- Pereira, P., Brevik, E.C., Oliva, M., Estebanz, F., Depellegrin, D., Novara, A., Cerdà, A., & Menshov, O. (2017). Goal oriented soil mapping: applying modern methods supported by local knowledge. Pp. 61-83, In: *Soil Mapping and Process Modeling for Sustainable Land Use Management*. Elsevier.
- Santra, P., Kumar, M., & Panwar, N. (2017). Digital soil mapping of sand content in arid western India through geostatistical approaches. *Geoderma Regional*, 9, 56–72.
- Souza Junior, J.G., Demattê, J.A., & Araújo, S.R. (2011). Modelos espectrais terrestres orbitais na determinação de teores de atributos dos solos: potencial e custos. *Bragantia*, 70, 610–621
- Sullivan, D.G., Shaw, J., & Rickman, D. (2005). IKONOS imagery to estimate surface soil property variability in two Alabama

- physiographies. *Soil Science Society of America Journal*, 69(6), 1789-1798.
- Shahriari, M., Delbari, M., Afrasiab, P., & Pahlavan-Rad, M.R. (2019). Predicting regional spatial distribution of soil texture in floodplains using remote sensing data: A case of southeastern Iran. *Catena*, 182, 104-149.
- Swain, S.R., Chakraborty, P., Panigrahi, N., Vasava, H.B., Reddy, N.N., Roy, S., Majeed, I., Das, B.S. (2021). Estimation of soil texture using Sentinel-2 multispectral imaging data: An ensemble modeling approach. *Soil and Tillage Research*, 213, 105-134.
- Sadeghi, A. (2006). Statistical Analysis, SPSS 14. University Jahad Publications, Tehran (In Persian).
- Tahmasebi, P., Ebrahimi, A., & Yarali, N.A. (2012). The Most Appropriate Quadrature Size and Shape for Determining Some Characteristics of a Semi-steppic Rangeland. *Journal of Range and Watershed Management, Iranian Journal of Natural Resources*, 65, 203-216.
- Van Capelle, C., Schrader, S., & Brunotte, J. (2012). Tillage-induced changes in the functional diversity of soil biota - A review with a focus on German data. *European Journal of Soil Biology*, 50, 165-181.
- Wetterlind, J., & Stenberg, B. (2010). Near-infrared spectroscopy for within-field soil characterization: small local calibrations compared with national libraries spiked with local samples. *European Journal of Soil Science*, 61(6), 823-843.
- Wang, Y., Zhang, X., & Huang, C. (2009). Spatial variability of soil total nitrogen and soil total phosphorus under different land uses in a small watershed on the Loess Plateau, China. *Geoderma*, 150, 141-149.
- Xiao, J., Shen, Y., Tateishi, R., & Bayaer, W. (2006). Development of topsoil grain size index for monitoring desertification in arid land using remote sensing. *Remote Sensing*, 27(12), 2411-2422.
- Yang, R.M., Zhang, G.L., Liu, F., Lu, Y.Y., Yang, F., Yang, F., Yang, M., Zhao, Y.G., & Li, D.C. (2016). Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem. *Ecological Indices*, 60, 870-878.