DOI: 10.22059/ijswr.2019.285195.668259 تحقیقات آب و خاک ایران، دوره ۵۱، شماره ۲، اردیبهشت ۱۳۹۹ (ص۳۸۵-۳۷۵)

Comparison of Different Data Mining Methods for Digital Mapping of Soil Particle-size Fractions in Lands of Semnan Plain

ALI ASGHAR ZOLFAGHARI*[1], MOHAMMADREZA YAZDANI[1], MAHIN KHOSRAVI[1], SEYED MEHDI MAHMOUDI[2]

1. Department of Management of Arid Areas, Faculty of Desertification, University of Semnan, Semnan, Iran.
2. Department of Statistics, Faculty of Basic Sciences, University of Semnan, Semnan, Iran.

(Received: Aug. 13, 2019- Revised: Sep. 27, 2019- Accepted: Oct. 5, 2019)

ABSTRACT

Knowledge about the spatial distribution of particle-size fractions in different areas is required for various land management applications and resources, modeling, and monitoring practices. In recent years, with the advancement of data mining methods and the availability of cheap data from satellite imagery, digital soil mapping methods have been developed to predict the spatial distribution of primary soil particles. The objective of this study was to conduct a spatial prediction of particle-size fractions such as clay, sand and silt using digital soil mapping in agricultural lands in Semnan. To achieve these goals, a total of 84 soil samples were collected from 0 to 20 cm of soil surface. Also, the environmental variables were obtained from OLI Satellite Landsat to make dependence with soil particles. In this study a linear model such as Partial Least Squares (PLS) and two non-linear models, including Random Forest (RF) and Stochastic Gradient Boosting Machin (GBM) were used for spatial prediction of particle-size fractions. The models were calibrated and validated by the 10-fold cross-validation methods. Three statistics, such as Root Mean Squared Error (RMSE), Coefficient of determination (R^2), and Mean Absolute Error (MAE) were used to determine the performance of the investigated models. Values of RMSE, R^2, and MAE statics of RF model for prediction of sand, silt and clay were (15.6, 0.35, 12.62), (11.49, 0.33, and 9.34), and (8.42, 0.28, and 5.9), respectively. These results indicated that the most accurate model for the prediction of particle-size fractions was the RF model. Also, the results showed that the most important environmental covariates for predicting particle-size fractions were band 10 (B10), band 5 (B5), and the gypsum index (GI). This indicated that the variables containing the near-infrared and infrared thermal waves had a major contribution to explaining the spatial patterns of particle-size fractions.

Keywords: Agricultural lands, Data mining, Digital soil mapping.

* Corresponding Author's Email: azolfaghari@semnan.ac.ir

مقایسه روش‌های مختلف داده‌کاوی برای نقشه‌برداری رقومی ذرات اولیه خاک در اراضی دشت سمنان

علی‌اصغر ذوالفقاری*[۱]، محمدرضا یزدانی[۱]، مهین خسروی[۱]، سید مهدی محمودی[۲]

۱.گروه مدیریت مناطق خشک، دانشکده کویرشناسی، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

۲. گروه آمار، دانشکده علوم پایه، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۵/۲۲- تاریخ بازنگری: ۱۳۹۸/۷/۵- تاریخ تصویب: ۱۳۹۸/۷/۱۳)

چکیده

آگاهی از نحوه توزیع فضایی اندازه ذرات اولیه خاک برای مدیریت اراضی، مدیریت منابع، اجرای برنامه‌ها و مدل‌سازی دیگر خصوصیات خاک ضروری است. در سال‌های اخیر با پیشرفت‌های روش‌های داده‌کاوی و با در اختیار بودن داده‌های ارزان قیمت حاصل از تصاویر ماهواره‌ای، روش‌های نقشه‌برداری رقومی خاک برای پیش‌بینی توزیع فضایی ذرات اولیه خاک به وفور مورد استفاده قرار گرفته است. لذا هدف این تحقیق، پیش‌بینی فضایی ذرات اولیه خاک از قبیل رس، شن و سیلت با استفاده از نقشه‌برداری رقومی خاک در اراضی کشاورزی دشت سمنان می‌باشد. همچنین بررسی کارایی سه روش داده‌کاوی برای تهیه نقشه رقومی ذرات خاک از دیگر اهداف این مطالعه است. برای رسیدن به این اهداف، مجموع ۸۴ نمونه خاک از عمق ۰ تا ۲۰ سانتی‌متر جمع‌آوری شدند. همچنین متغیرهای محیطی با استفاده از تصاویر سنجنده OLI ماهواره لندست برای برقراری ارتباط با ذرات خاک استخراج گردید. در این مطالعه از مدل خطی حداقل مربعات جزئی (PLS) و دو مدل غیرخطی شامل جنگل تصادفی (RF)، ماشین تقویت‌شده گرادیان (GBM) جهت ارتباط میان متغیرهای محیطی و ذرات اولیه خاک استفاده شد. مدل‌های موردمطالعه با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل واسنجی ارزیابی شدند. به منظور بررسی کارایی مدل‌های مختلف داده‌کاوی از آماره‌های میانگین ریشه‌ی مربعات خطا (RMSE)، ضریب تبیین (R^2) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE) استفاده شد. بر اساس نتایج RMSE، R^2 و MAE مدل RF با مقادیر این آماره‌ها به‌ترتیب برای ذرات شن (۱۵/۶۰، ۰/۳۵ و ۱۲/۶۲)، سیلت (۱۱/۴۹، ۰/۳۳و ۹/۳۴) و برای ذرات رس (۸/۴۲، ۰/۲۸ و ۵/۹) بودند، این نتایج نشان داد که مدل RF به نسبت مدل‌های PLS و GBM دارای کارایی و دقت بیشتری در پهنه‌بندی ذرات اولیه خاک است. نتایج نشان داد که مهمترین متغیرهای محیطی، برای پیش‌بینی ذرات اولیه خاک باندهای ۱۰، ۵ و شاخص گچ (GI) می‌باشند. بنابراین، متغیرهایی که دارای طیف مادون‌قرمز نزدیک و مادون‌قرمز حرارتی بودند، سهم عمده‌ای در توصیف مکانی ذرات خاک را بر عهده داشتند.

واژه‌های کلیدی: اراضی کشاورزی، داده‌کاوی، نقشه‌برداری رقومی.

مقدمه

بافت خاک یکی از مهمترین خصوصیات خاک است که به‌عنوان درصد نسبی مقادیر رس، شن و سیلت تعریف می‌شود. بافت خاک عامل مهم و تأثیرگذار بر رفتار فیزیکی و شیمیایی خاک از قبیل ظرفیت نگهداری آب، ظرفیت تبادل کاتیونی، حاصلخیزی و باروری خاک و زهکشی خاک است (Makabe *et al.*, 2009). به همین علت نقشه‌های رقومی خاک به‌طور گسترده‌ای برای ارزیابی توزیع فضایی ذرات اولیه خاک در مناطق مختلف Minasny and Hartemink (2011)؛ Taghizadeh-Mehrjardi *et al* (2016a)؛ Forkuor *et al.* (2017)مورد استفاده قرار گرفته‌اند. روش‌های نقشه‌برداری سنتی به‌ندرت اطلاعات مربوط به توزیع فضایی اندازه ذرات خاک را بر اساس قدرت تفکیک مکانی در حد یک پیکسل را ارائه می‌دهد (McBratney *et al.*, 2003). علاوه براین، تهیه نقشه‌های فضایی خصوصیات خاک با استفاده از روش‌های معمول وقت‌گیر و گران است (Forkuor *et al.*, 2017). بنابراین استفاده از روش‌های جدید داده‌کاوی برای پیش‌بینی مکانی خصوصیات خاک با استفاده از متغیرهای کمکی استخراج‌شده از تصاویر ماهواره‌ای می‌تواند مشکلات ذکرشده را برطرف نماید.

در سال‌های اخیر، روش‌های نقشه‌برداری رقومی با برقراری ارتباط بین متغیرهای محیطی و خصوصیات خاک برای تهیه نقشه‌های مکانی، توسط محققین مختلفی ارائه و استفاده شده است. به‌عنوان مثال Scudiero *et al.* (2014) با استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای به این نتیجه رسیدند که از میان متغیرهای مختلف محیطی داده‌های چندین ساله تصاویر ماهواره لندست یک شاخص مفید برای توصیف تنوع فضایی شوری خاک مناسب می‌باشند. مطالعات دیگر نیز از داده‌های سنجش از دور (RS) برای

* نویسنده مسئول: azolfaghari@semnan.ac.ir

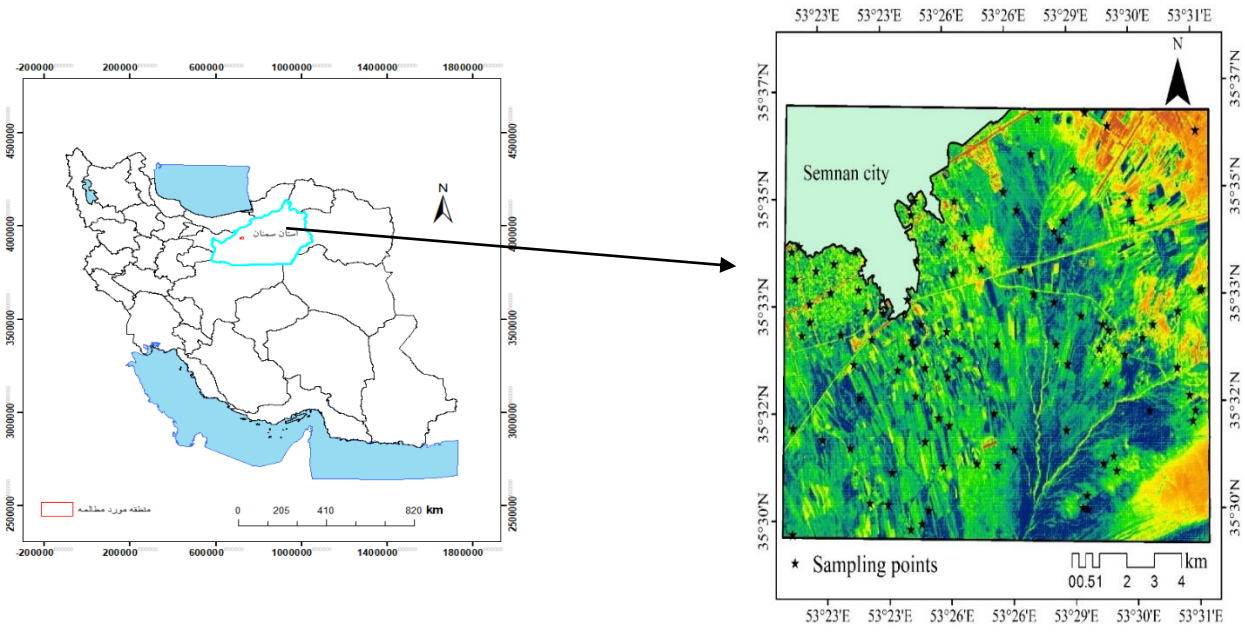
تهیه نقشه‌های مکانی خصوصیاتی از قبیل درصد شن، سیلت، رس و کربن آلی خاک (SOC) توسط Taghizadeh-Taghizadeh-Mehrjardi استفاده کرده‌اند. تکنیک‌های مدل-سازی در نقشه‌برداری رقومی ذرات اولیه خاک عمدتاً به‌منظور ارتباط بین ذرات اولیه خاک و متغیرهای محیطی از قبیل داده-های سنجش از دور به کار گرفته می‌شوند. رابطه بین متغیرهای هدف (مانند شن، رس و سیلت) و متغیرهای محیطی می‌تواند یک رابطه خطی تک متغیره، یک رابطه خطی چند متغیره، یک توابع بسیار پیچیده غیرخطی و یا یک الگوریتم پیچیده مانند الگوریتم جنگل تصادفی باشد. مزیت تکنیک‌های مدل‌سازی بر اساس الگوریتم‌ها و توابع اما و اگرها (if- then) این است که این الگوریتم‌ها توانایی تشخیص روابط غیرخطی دارند و بنابراین برای نشان دادن روابط بین خصوصیات خاک و متغیرهای محیطی مناسب می‌باشند (Taghizadeh-Mehrjardi *et al.*, 2016a). روش‌های یادگیری ماشین مانند رگرسیون خطی، رگرسیون‌های غیرخطی و رگرسیون‌های درختی از قبیل جنگل تصادفی به‌وسیله Vaysse and Lagacherie., (2015)؛ Hengl *et al.* (2015)؛ Forkuor *et al* (2017) برای پیش‌بینی خصوصیات خاک و متغیرهای محیطی بکار گرفته شده است. نتایج بدست آمده توسط این محققین نشان داد که روش‌های غیرخطی مانند جنگل تصادفی از توانایی بیشتری برای شبیه‌سازی خصوصیات خاک نسبت به مدل‌های خطی مانند حداقل مربعات جزئی برخوردار هستند. به‌عنوان مثال در مطالعه‌ای که توسط Zeraatpisheh *et al.* (2017) انجام شد، این محققین نشان دادند که مدل جنگل تصادفی از توانایی بالایی برای پیش‌بینی خصوصیات خاک در مناطق خشک و نیمه‌خشک برخوردار است.

اما مطالعات اندکی به‌منظور مقایسه روش‌های مختلف داده‌کاوی را برای مدل‌سازی مکانی توزیع اندازه ذرات خاک در اراضی کشاورزی مناطق خشک کشور انجام شده است. لذا هدف اصلی از این مطالعه، پیش‌بینی پراکنش فضایی ذرات اولیه خاک و تهیه نقشه‌های رقومی هر یک از ذرات خاک با استفاده از مناسب‌ترین روش داده‌کاوی در اراضی کشاورزی دشت سمنان است. همچنین تعیین مؤثرترین متغیر محیطی در توزیع فضایی ذرات اولیه خاک به‌منظور تفسیر متغیرها و اثر آن‌ها در دقت روش‌های داده‌کاوی نیز از دیگر اهداف این مطالعه است.

مواد و روش‌ها

منطقه موردمطالعه و نقاط نمونه‌برداری

منطقه موردمطالعه در اراضی کشاورزی و مرتعی دشت سمنان واقع شده و وسعتی برابر با ۱۲۶۳۰ هکتار از اراضی دشت سمنان را شامل می‌شود. شکل (۱) موقعیت منطقه موردمطالعه و نقاط نمونه‌برداری را نشان می‌دهد. کاربری منطقه در اراضی کشاورزی عمدتاً گندم‌زار است که به‌صورت آبی کشت می‌شود همچنین در عرصه منابع طبیعی نیز کاربری منطقه مراتع با پوشش ضعیف می‌باشند. میانگین دما و بارندگی سالانه منطقه موردمطالعه به ترتیب ۱۸/۵ درجه سلسیوس و ۱۳۸ میلی‌متر است.



شکل ۱. موقعیت منطقه موردمطالعه و توزیع نقاط نمونه‌برداری با استفاده از روش هایپرکیوب لاتین

در این مطالعه برای تعیین نقاط نمونه‌برداری از روش هایپرکیوب لاتین[1] استفاده شد. این روش نمونه‌برداری به‌عنوان یک طرح نمونه‌برداری برای نقشه‌برداری رقومی خاک در جایی که هیچ نمونه خاک برداشت‌شده قبلی موجود نیست (فقط اطلاعات کمکی موجود هستند) مورد استفاده قرار می‌گیرد (Minasny and McBratney, 2006). برای اجرا و تعیین نقاط نمونه‌برداری با استفاده از این روش، احتیاج به متغیرهای محیطی است. این متغیرهای محیطی می‌توانند از تصاویر ماهواره‌ای و یا مشتقات حاصل از نقشه رقومی ارتفاع باشند. در این مطالعه باندها و شاخص‌های تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ که بیشترین ارتباط را به توزیع ذرات خاک دارند، به‌عنوان متغیرهای محیطی در تعیین نقاط نمونه‌برداری با استفاده از هایپرکیوب لاتین استفاده شد. مطالعات گذشته نشان داد که شاخص‌های رس[2]، کربنات[3]، روشنایی[4]، شاخص شدت[5]، پوشش گیاهی نرمال شده[6] و شوری نرمال شده[7] و باند ۷ (B7) با خصوصیات توزیع ذرات خاک مرتبط است (Taghizadeh-Mehrjardi *et al.*, 2016a). لذا در این مطالعه از خصوصیات مذکور به‌عنوان متغیرهای ورودی برای تعیین نقاط نمونه‌برداری استفاده شد. در نهایت با استفاده از روش مذکور تعداد ۸۴ نقطه انتخاب و نمونه‌برداری از عمق ۲۰-۰ سانتی‌متر خاک انجام شد.

در این مطالعه از روش هیدرومتر برای تعیین درصد ذرات اولیه خاک استفاده شد (Gee and Bauder., 1986). به این منظور خاک‌ها ابتدا با هوا خشک و نرم شده، و سپس از غربال دو میلی-متری عبور داده شدند. حذف مواد آلی در نمونه‌هایی که بیش از ۲ درصد ماده آلی داشتند با استفاده از محلول ۳۰ درصد آب‌اکسیژنه (H_2O_2) صورت گرفت. سپس جرم معینی از هر یک از این نمونه‌ها با محلول پراکنش (هگزامتا فسفات سدیم ۵٪) تیمار شدند. اعداد قرائت شده روی هیدرومتر متناسب با حجم مایع جابجا شده خواهد بود. بنابراین پس از ۴۰ ثانیه قرائت اول هیدرومتر برای تعیین درصد شن خاک و قرائت ۶ ساعت برای تعیین مقدار رس خاک مورد استفاده قرار گرفت.

متغیرهای محیطی و انتخاب داده‌ها

در این مطالعه، برای توسعه مدل‌های داده‌کاوی، داده‌های سنجش‌ازدور (RS) به عنوان پیش‌بینی کننده در نظر گرفته شدند. داده‌های RS از تصاویر بدون ابر سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ در ماه مه ۲۰۱۵ به‌دست آمدند. متغیرهای محیطی شامل سه باند مرئی (باندهای ۲، ۳ و ۴)، مادون‌قرمز نزدیک (باند ۵)، مادون‌قرمز کوتاه (باندهای ۶ و ۷)، مادون‌قرمز بلند (باند۱۰) و شاخص‌هایی که در جدول (۱) ذکر شده‌اند با وضوح فضایی ۳۰ متر به ۳۰ متر مورد استفاده قرار گرفتند. درنهایت، ۱۸ متغیر محیطی از تصاویر OLI بدست آمده به‌عنوان متغیرهای کمکی مورد استفاده قرار گرفت شد (جدول ۱).

جدول ۱. متغیرهای محیطی مورداستفاده برای پیش‌بینی ذرات اولیه خاک

ردیف	شرح	متغیرهای محیطی
۱	باند ۲ (آبی مرئی) (عرض باند = ۰,۴۵۰-۰,۵۱۵ µm)	باند ۲ ماهواره لندست (B2)
۲	باند ۳ (سبز مرئی) (عرض باند = ۰,۵۲۵-۰,۶۰۰ µm)	باند ۳ ماهواره لندست (B3)
۳	باند ۴ (قرمز مرئی) (عرض باند = ۰,۶۳۰-۰,۶۸۰µm)	باند ۴ ماهواره لندست (B4)
۴	باند ۵ (مادون قرمز نزدیک) (عرض باند = ۰,۸۴۵-۰,۸۸۵ µm)	باند ۵ ماهواره لندست (B5)
۵	باند ۶ (طول موج کوتاه مادون‌قرمز-۱) (عرض باند = ۱,۵۶۰-۱,۶۶۰ µm)	باند ۶ ماهواره لندست (B6)
۶	باند ۷ (طول موج کوتاه مادون‌قرمز ۲) (عرض باند = ۲,۱۰-۲,۳۰ µm)	باند ۷ ماهواره لندست (B7)
۷	باند ۱۰ (طول موج بلند مادون‌قرمز) (عرض باند = ۱۰,۳۰-۱۱,۳۰ µm)	باند ۱۰ ماهواره لندست (B10)
۸	(مادون‌قرمز نزدیک -قرمز) / (مادون‌قرمز نزدیک + قرمز)	شاخص پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI)
۹	(مادون‌قرمز نزدیک / قرمز)	شاخص پوشش گیاهی (RVI)
۱۰	(کوتاه موج IR-1 / موج کوتاه IR-2)	شاخص رس (CI)
۱۱	(قرمز) / (سبز)	شاخص کربنات (CrI)
۱۲	((قرمز) ۲ + (مادون‌قرمز نزدیک) ۲) ۰,۵	شاخص روشنایی (BI)
۱۳	(مادون‌قرمز کوتاه IR-1) / (مادون‌قرمز کوتاه IR-1 + مادون‌قرمز نزدیک)	شاخص گچ (GI)
۱۴	((سبز) ۲ + (قرمز) ۲) ۰,۵	شاخص شدت (IN)
۱۵	(IR-2 موج کوتاه -IR-1 موج کوتاه) / (کوتاه موج IR1 + IR-2 موج کوتاه)	شوری اختلاف طبیعی (NDSI)
۱۶	(قرمز - به مادون‌قرمز نزدیک) / (قرمز + مادون‌قرمز نزدیک)	شاخص شوری (SI)

1 - Latin hypercube
2 - clay index(CI)
3 - carbonate index(CrI)
4 - brightness index(BI)
5 - intensity index (IN)
6 - normalized difference vegetation index(NDVI)
7 - normalized difference salinity index(NDSI)

روش‌های داده‌کاوی

در این مطالعه به‌منظور تعیین توزیع مکانی ذرات اولیه خاک از مدل خطی حداقل مربعات جزئی[1] (PLS) و دو مدل یادگیری غیرخطی شامل جنگل تصادفی[2] (RF) و روش ماشین گرادیان تقویت‌شده[3](GBM) استفاده شد. در انتها مدلی که دارای بیشترین دقت در برآورد ذرات اولیه خاک بود، برای تهیه نقشه نهایی توزیع مکانی ذرات خاک مورد استفاده قرار گرفت.

مدل حداقل مربعات جزئی (PLS)، یک روش آماری نظارت شده است که ارتباط بین مؤلفه‌های اصلی[4] و متغیر هدف را با استفاده از معادله رگرسیون خطی نشان می‌دهد. این روش نسخه نظارت‌شده رگرسیون چندمتغیره خطی مؤلفه‌های اصلی است. این روش زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد که تعداد متغیرهای وردی زیاد بوده و همچنین وجود همبستگی بالا بین متغیرهای ورودی (متغیرهای محیطی) وجود داشته باشد. روش PLS متغیرهای ورودی را به‌گونه‌ای تغییر می‌دهد که متغیرهای جدید دارای کمترین همبستگی با یکدیگر بوده اما دارای بیشترین همبستگی با متغیر هدف (Y) داشته باشند.

درنهایت در روش PLS رابطه خطی بین مؤلفه‌های اصلی و متغیر هدف (Y) با استفاده از رابطه (۱) که نشان‌دهنده یک معادله رگرسیون خطی چند متغیره می‌باشد، برقرار می‌کند.

$$Y = XB + \varepsilon \qquad \text{(رابطه ۱)}$$

روش ماشین گرادیان تقویتی (GBM) یک روش داده‌کاوی پارامتری است که می‌تواند روابط غیرخطی و خطی را اداره کند (Myles *et al*., 2004). روش تقویتی یا Boosting، ابتدا با استفاده از رگرسیون درختی مقادیر متغیر هدف (Y) پیش‌بینی می‌شود، معمولاً رگرسیون درختی منفرد برای پیش‌بینی متغیرهای غیرخطی مانند خصوصیات خاک الگوریتم‌های ضعیفی محسوب می‌شوند. سپس در روش تقویتی مشکلات رگرسیون‌های خطی ضعیف تقویت‌شده و نتایج پیش‌بینی بهبود می‌یابد. برای اجرای ماشین گرادیان تقویتی این مراحل انجام می‌گیرد. انتخاب یک تابع ضرر[5] (به‌عنوان مثال تابع مربعات خطا در رگرسیون) و مدل-های آموزش ضعیف (درخت تصمیم)، در مرحله بعد الگوریتم با استفاده حداقل کردن تابع ضرر مدل‌های آموزش را بهینه می‌کند. در مرحله بعد، باقیمانده‌ها (تفاوت بین مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده) محاسبه شده و یک مدل بر روی باقیمانده برازش داده می‌شود به‌گونه‌ای که باقیمانده‌ها حداقل شوند. سپس مدل جدید به مدل قبلی اضافه شده و این الگوریتم با توجه با توجه به نظر کاربران تکرار می‌شود.

جنگل تصادفی (RF) یک الگوریتم ترکیبی است که از چندین درخت تصمیم برای الگوریتم خود استفاده می‌کند. در واقع مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم، با هم یک جنگل را تولید می‌کنند و این جنگل می‌تواند نتایج بهتری را (نسبت به یک درخت) اتخاذ نماید. در روش RF مجموعه داده‌ها را به nr که نشان‌دهنده تعداد درختان است تقسیم می‌کنند سپس به هر زیرمجموعه از داده‌ها یک درخت تصمیم ساخته می‌شود Hastie (*et al*. 2005). نتیجه نهایی با استفاده از میانگین‌گیری از تمامی درختان به‌دست خواهد آمد. روش RF به تنظیمات زیاد نیاز ندارد (Kuhn and Johnson. 2013). در مطالعه حاضر، تعداد درختان به ۱۰۰۰ و حداقل تعداد گره هر درخت برابر با پنج در نظر گرفته شد.

در این مطالعه برای انتخاب بهترین مدل در پیش‌بینی ذرات اولیه خاک در مرحله آموزش مدل، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل و ۲۰ درصد برای آزمون مدل مورد استفاده قرار گرفتند. در نهایت پس از تعیین بهترین مدل تمام داده‌ها برای تهیه نقشه پراکنش ذرات اولیه خاک مورد استفاده قرار گرفته شد.

تعیین ارتباط بین متغیرها محیطی

جهت تعیین ارتباط بین متغیرهای محیطی و ذرات اولیه خاک از تابع ارزیابی اهمیت استفاده شد. سپس تأثیرگذارترین متغیرها در هر مدل داده‌کاوی تعیین شد. در این توابع ارزیابی اهمیت متغیرها بیشتر به عملکرد مدل‌ها مرتبط می‌شوند و قادر به ترکیب ساختار همبستگی بین پیش‌بینی‌کننده‌ها در محاسبه اهمیت می‌باشند. اندازه‌گیری اهمیت متغیرها از موضوعات بسیار مهم در مدل‌های داده‌کاوی است (Genuer *et al*., 2010) که به ما در تعیین متغیرهای تاثیرگذار محیطی کمک می‌کند (Nauman and Thompson., 2014) و همچنین برای تفسیر متغیرها و اثر آنها در دقت مدل کاربرد دارد (Genuer *et al*., 2010). در این مطالعه تمام مدل‌سازی و تعیین اهمیت متغیرها با استفاده از بسته «Caret» در محیط RStudio (R Development Core Team, 2015) انجام شد.

ارزیابی کارایی مدل‌ها

جهت ارزیابی کارایی مدل‌های داده‌کاوی در برآورد ذرات اولیه خاک از آماره‌های ضریب تبیین[6] (R^2) (رابطه ۲)، ریشه دوم

1. Partial Least Squares (PLS)
2. Random forest (RF)
3. Stochastic Gradient Boosting Machin (GBM)
4. principle component
5. Loos functions
6. Coefficient of determination

میانگین مربعات خطا (RMSE[1]) (رابطه ۳) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE[2]) (رابطه ۴) استفاده می‌گردد که روابط ریاضی آن‌ها در زیر آمده است.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \bar{Q}_i)\,(P_i - \bar{P}_i)]^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \bar{Q}_i)^2 \sum_{i=1}^{n}(P_i - \bar{P}_i)^2} \quad \text{(رابطه ۲)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(P_i - Q_i)^2}{n}} \quad \text{(رابطه ۳)}$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|P_i - Q_i| \quad \text{(رابطه ۴)}$$

P_i و O_i به ترتیب مقادیر مشاهداتی و تخمین زده شده و n تعداد داده‌ها می‌باشد.

آماره‌های MAE و RMSE (معادلات ۳ و ۴) هر چه به صفر نزدیک‌تر باشند نشان‌دهنده دقت بیشتر است. مدل‌های درون‌یابی که دارای حداقل خطا و حداکثر ضریب تبیین است را به‌عنوان مناسب‌ترین مدل برای تهیه نقشه مکانی توزیع اندازه ذرات خاک انتخاب شد.

نتایج و بحث

توصیف آماری داده‌های اندازه‌گیری شده

نتایج مقادیر آماری داده‌های اندازه‌گیری شده برای ذرات خاک در جدول (۲) نشان داده شده است. مقدار رس خاک در منطقه موردمطالعه بین ۱ تا ۳۹ درصد، سیلت در محدوده‌ی ۶ تا ۸۰ درصد و شن در محدوده‌ی ۵ تا ۹۳ درصد متغیر بودند. ضریب تغییرات نشان داد که میزان رس و شن به ترتیب دارای کمترین و بیشترین تغییرات هستند. ضریب تغییرات رس و سیلت برابر با ۱۰ درصد و ضریب تغییرات شن در منطقه موردمطالعه برای با ۴۶ درصد بود.

جدول ۲. مقادیر آماری داده‌های اندازه‌گیری شده برای ذرات بافت خاک

حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف	معیار ذرات خاک	بافت
	ضریب تغییرات(درصد)				
۱	۳۹	۱۶/۹۷	۸/۴۱	۱۰/۱ (٪)	رس
۶	۸۰	۴۴/۳۹	۱۳ /۳۰	۱۰/۱ (٪)	سیلت
۵	۹۳	۳۸/۶۳	۱۷/۹۴	۴۶ (٪)	شن

بررسی همبستگی بین درصد ذرات بافت خاک و خصوصیات باندها و شاخص‌های تصاویر ماهواره‌ای

به منظور شناسایی روابط بین درصد اندازه ذرات خاک با باندها و شاخص‌های سنجنده OLI ماهواره لندست، همبستگی بین این ذرات و ۱۸ متغیر مورد مطالعه تعیین شد. نتایج همبستگی بین ذرات خاک با متغیرها مورد مطالعه در جدول (۳) نشان داده شده است. نتایج نشان داد که ضریب همبستگی شن خاک با باند ۵ منفی و معنی‌دار (*۰/۳۱-) بود در حالی که همبستگی بین شن و باند ۱۰ مثبت و معنی‌دار (*۰/۳۸) به‌دست آمد. این ضریب برای ذرات رس خاک با هیچ یک از باندها دارای رابطه معنی‌داری نبود. مقدار ضریب همبستگی سیلت خاک با باندهای ۵ و ۱۰ به‌ترتیب برابر با (*۰/۳۳ و *۰/۳۶) بدست آمد. همبستگی بین ذرات خاک با باندهای ۵ و ۱۰ قوی و با باند ۴ ضعیف تا خیلی ضعیف مشاهده گردید. نتایج ارتباط بین ذرات خاک با شاخص‌ها نشان داد که ضریب همبستگی شن خاک با شاخص روشنایی منفی و معنی‌دار (*۰/۳۴-) می‌باشد در حالی که همبستگی بین شن و شاخص گچ مثبت و معنی‌دار (*۰/۲۸) به‌دست آمد. این ضریب برای ذرات رس خاک با هیچ یک از شاخص‌ها رابطه‌ی معنی‌داری را نشان نداد. ضریب همبستگی برای سیلت خاک با شاخص‌های روشنایی و گچ به ترتیب اهمیت با مقادیر همبستگی حدود (*۰/۲۵، *۰/۲۵-) رابطه معنی‌دار داشت. که این رابطه با شاخص روشنایی مثبت و با شاخص گچ منفی بود. بیشترین مقدار ضریب همبستگی بین شاخص‌ها، مربوط به شاخص گچ با ذره شن خاک با همبستگی حدود (*۰/۲۸) و کمترین مقدار همبستگی مربوط به شاخص شدت است که با رس خاک همبستگی حدود (۰/۱۱) را نشان داد. Summers *et al*. (2011) ؛ Forkuor *et al* (2017) نتایج مشابهی را برای خصوصیات خاک در محدوده مادون‌قرمز بدست آوردند نتایج به‌دست آمده نشان داد که از روی میزان انعکاس در محدوده مادون‌قرمز نزدیک، مادون‌قرمز و قرمز می‌توان به همبستگی بین متغیرهای محیطی و خصوصیات خاک پی برد. همچنین، نتایج این مطالعه نشان داد که در میان ذرات خاک، مقادیر همبستگی میان ذرات شن و باندهای تصاویر ماهواره‌ای قوی بوده، در حالی این ضریب برای ذرات رس خاک به‌صورت منفی و ضعیف بوده است. این می‌تواند به دلیل وجود ظرفیت رطوبتی بالاتر ذرات رس نسبت به شن و بازتابش طیفی کمتر رس نسبت به بازتابش شن باشد که در نهایت باعث ایجاد رابطه معکوس بین باندها و ذرات رس و رابطه مستقیم باندها با ذرات شن شده است. Bellinaso *et al*. (2010) هر چند بر طبق نتایج مشخص شده است که هر چه اندازه ذرات کوچک‌تر باشد خاک نرم‌تر و میزان بازتابش بیشتر است. نتایج متضاد ما و افزایش شدت بازتابش در بافت‌های درشت‌تر را می‌توان به وجود ترکیبات خاک‌های شنی نسبت داد. نتایج این مطالعه نشان داد که طول موج‌های در محدوده مادون‌قرمز با درصد ذرات اولیه خاک ارتباط بیشتری را نشان می‌دهند، این نتایج با Curcio *et al*. (2013) که گزارش دادند که در محدوده مادون‌قرمز نزدیک و مادون‌قرمز کوتاه برای توزیع اندازه ذرات خاک مناسب است، همخوانی دارد.

1. Root Mean Square Error (RMSE)

2. Mean Absolute Error (MAE)

جدول ۳. ضریب همبستگی بین ذرات اولیه خاک با باندها سنجنده OLI ماهواره لندست

ذرات اولیه خاک	باند ۱۰	باند ۷	باند ۶	باند ۵	باند ۴	باند ۳	باند ۲	باند۱
شن	۰/۳۷*	-۰/۰۴۷	-۰/۰۷۳	۰/۳۰۹*	-۰/۰۷۹	-۰/۰۶۶	-۰/۰۶۸	-۰/۰۵۴
سیلت	-۰/۳۷*	۰/۰۱۶	۰/۰۶۲	۰/۳۳*	۰/۰۴۳	۰/۰۴۰	۰/۰۳۹	۰/۱۶
رس	-۰/۱۹۷	۰/۰۹۷	۰/۰۵۹	۰/۱۲۹	۰/۱۲۴	۰/۱۰۳	۰/۰۸۳	۰/۰۶۸

*نشان‌دهنده معنی‌داری در سطح ۰/۰۵

جدول۳. همبستگی بین ذرات اولیه خاک با شاخص‌های حاصل از سنجنده OLI ماهواره لندست

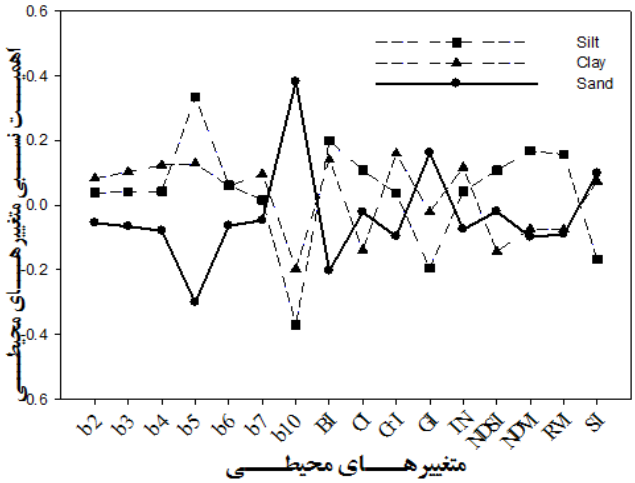
ذرات اولیه خاک	SI	RVI	NDVI	NDSI	IN	GI	Crl	CI	BI
شن	۰/۰۹۰	-۰/۰۸۴	-۰/۰۹۰	-۰/۰۱۳	-۰/۰۸۶	۰/۲۸	-۰/۱۰۳	-۰/۰۱۵	-۰/۲۵۳
سیلت	-۰/۱۶۷	۰/۱۵۷	۰/۱۶۷	۰/۱۰۸	۰/۰۴۳	-۰/۲۵	۰/۰۳۷	۰/۱۰۸	۰/۲۵
رس	۰/۰۷۳	-۰/۰۷۴	-۰/۰۷۳	-۰/۱۴۳	۰/۱۱۶	-۰/۱۲۸	۰/۱۶۰	-۰/۱۳۹	۰/۱۴۰

*معنی‌داری در سطح ۰/۰۵ (توضیحات و نحوه محاسبه هر یک از شاخص‌ها در جدول (۱) ارائه شده است)

تعیین مهمترین متغیرهای محیطی در پیش‌بینی فضایی ذرات اولیه خاک

در مدل‌های RF افزایش میانگین خطای یک درخت، بیشترین اهمیت یک متغیر داده‌شده را نشان می‌دهد. در مدل خطی متغیرهای مهم بر اساس برخی شاخص‌ها مانند پراکندگی و واریانس متغیر تعیین می‌شوند (Genuer *et al*., 2010). نتایج این مطالعه نشان داد که اهمیت نسبی متغیرهای محیطی در پیش‌بینی توزیع ذرات شن، سیلت و رس خاک با یکدیگر متفاوت بوده است. اهمیت نسبی متغیرها برای مدل منتخب در شکل (۲) ارائه شده است. باند ۱۰، باند ۵، شاخص GI، شاخص SI مؤثرترین متغیرها در پیش‌بینی محتوای شن خاک بودند. باندها و شاخص‌ها شامل باندهای ۱۰ و ۵ و شاخص‌های SI, BI مهم‌ترین متغیرهای محیطی که مسئول پیش‌بینی محتوای رس و سیلت خاک بودند. علاوه بر این، شاخص‌های RVI, NDVI که پوشش گیاهی را نشان می‌دهند بیشترین توزیع فضایی میزان رس و سیلت را توضیح می‌دهد. بسیاری از مطالعات گزارش دادند شاخص‌های پوشش گیاهی اثرات قابل‌توجهی بر ذرات بافت خاک داشتند و منعکس‌کننده تغییرات ذرات بافت خاک بودند. در مطالعه‌ای که توسط Mahmoudabadi *et al*. (2017) انجام شد، گزارش دادند که با توجه به رابطه قوی بین خواص خاک و پوشش گیاهی، شاخص‌های پوشش گیاهی می‌توانند تغییرات خاک را منعکس کنند.

نتایج کلی این مطالعه نشان داد که میان متغیرهای محیطی مستخرج از تصویر ماهواره‌ای و ذرات اولیه خاک در اراضی کشاورزی همبستگی چندان بالایی وجود دارد، اما این متغیرها در پیش‌بینی نحوه توزیع ذرات بافت خاک مؤثر هستند. لذا این نتایج با نتایج بدست آمده توسط Khanamani *et al*. (2011)؛ Taghizadeh-Mehrjardi *et al*. (2016a)و Forkuor *et al*. (2017) مطابقت دارد.



شکل (۲) نمودار اهمیت نسبی باندها و شاخص‌های مختلف سنجنده (OLI) برای ذرات خاک (توضیحات و نحوه محاسبه هر یک از شاخص‌ها در جدول (۱) ارائه شده است)

جدول ۴. بهترین متغیرهای محیطی مهم برای پیش‌بینی ذرات شن، سیلت و رس خاک

ذرات اولیه خاک	متغیرهای مهم به ترتیب اهمیت				
شن	B10	B5	GI	SI	BI
سیلت	B10	B5	BI	NDVI	RVI
رس	B10	BI	Crl	NDVI	RVI

توضیحات و نحوه محاسبه هر یک از شاخص‌ها در جدول (۱) ارائه شده است.

بررسی کارایی مدل‌ها

در این مطالعه از اعتبارسنجی متقابل برای واسنجی مدل‌های استفاده شد. در این روش داده‌ها به ۱۰ قسمت مساوی تقسیم شدند. در هر بار اجرای برنامه، ۹۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۱۰ درصد داده‌ها برای آزمون استفاده شدند و در نهایت میانگین پارامتر مدل در ۱۰ بار اجرای برنامه به‌عنوان بهترین مدل برای اعتبارسنجی و پهنه‌بندی رقومی ذرات خاک استفاده شد.

نتایج مقایسه خطاهای پیش‌بینی مدل PLS نشان داد که ریشه مربعات خطا به ترتیب برای ذرات رس، شن و سیلت (۹/۲۱و ۱۲/۷۲، ۱۶/۱۸) بود. همچنین قدرمطلق خطا (MAE) مدل PLS برای ذرات شن، سیلت و رس به ترتیب برابر با ۱۳/۳۹، ۹/۹۹ و ۷/۵۸ درصد می‌باشد. همچنین، نتایج ضریب تبیین نشان داد که تغییرات متغیر شن نسبت به سایر ذرات خاک بیشتر تحت تأثیر متغیرهای مستقل قرار داشته است. به عبارت دیگر باندها و شاخص‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌ای، متغیرهای مناسبی برای برآورد ذرات شن خاک می‌باشند. مقادیر ضریب تبیین بر اساس مدل PLS برای ذرات رس، شن و سیلت به ترتیب برابر با ۰/۱۷، ۰/۳۰ و۰/۲۴ بدست آمد (جدول ۵).

نتایج ریشه مربعات خطا در مدل RF برای ذرات رس، شن و سیلت به ترتیب برابر با ۸/۴۲ و ۱۵/۶۸، ۱۱/۴۹ بدست آمد این نتایج نشان داد که در پیش‌بینی ذرات خاک کمترین و بیشترین مقدار RMSE به ترتیب مربوط به رس و شن خاک است. نتایج مدل RF بر اساس آماره ضریب تبیین برای ذرات رس، شن و سیلت به ترتیب برابر ۰/۲۸، ۰/۳۵و۰/۳۳ است که نشان می‌دهد که مدل RF به نسبت مدل PLS دارای دقت بیشتری در برآورد ذرات اولیه خاک است (جدول ۵). این نتایج با نتایج Ryan *et al.* (2000)؛ Malone *et al.* (2009) ؛ Florinsky *et al.* (2002) شباهت دارد. نتایج اعتبار سنجی مدل‌ها نشان داد که در بین مدل‌های موردمطالعه مدل‌های GBM, RF بیش‌ترین دقت پیش‌بینی را برای برآورد شن دارا هستند (جدول ۵). هر دو RF و GBMعملکرد مشابهی را برای پیش‌بینی محتوای شن نشان دادند (R^2=۰/۳۵) (جدول ۵). اگرچه بر اساس آماره R^2 مدل RF به نسبت مدل GBM در برآورد سیلت ۸ درصد دقت بالاتری را دارد. در میان مدل‌های داده‌کاوی، برای پیش‌بینی ذرات رس و سیلت بیشترین دقت را به ترتیب مدل‌هایRF، GBM، PLS داشتند (جدول ۵).

همچنین، مقایسه مدل‌های غیرخطی RF وGBM نشان داد که مدل‌های پیچیده‌تر به‌عنوان مثال RF بهتر از مدل ساده‌تر GBM واقعیات را نشان می‌دهد. زیرا مدل‌های ساده‌تر از مقادیر گسسته در گره‌های ترمینال برای تقسیم درخت استفاده می‌کند و به لحاظ تغییرپذیری، عدم قطعیت بیشتری را نشان می‌دهند، بنابراین، در مدل GBM تعمیم روابط پایه‌ای بین ذرات خاک و پیش‌بینی‌های آن‌ها دقت کمتری را نسبت به مدل RF دارا هستند. همچنین مقایسه مدل‌های غیرخطی RF و مدل خطی PLS نشان داد که مدل RF نسبت به مدلPLS از کارایی بهتری برخوردار بوده است دلیل عملکرد بهتر مدل RF نسبت به مدل PLS را می‌توان به غیرخطی بودن ارتباط بین ذرات اولیه خاک و متغیرهای محیطی دانست. در این شرایط مدل‌های خطی قادر به توصیف ارتباط بین متغیرهای ورودی و متغیرهای هدف نمی‌باشند و برای برقراری ارتباط بین این متغیرها یک مدل غیرخطی نتایج بهتری را نشان می‌دهد. در این مطالعه بهترین مدل داده‌کاوی بر اساس مقادیر ضریب تبیین (R^2) برای پیش‌بینی توزیع فضایی هریک از ذرات خاک انتخاب شد. مدل RF برای پیش‌بینی ذرات رس ، سیلت و شن خاک دارای بیشترین R^2 بود که این نتایج با نتایج Hengl *et al* (2015)؛ Tayebi *et al.* (2018) مبنی بر برتری مدلRF نسبت به مدلPLS برای پیش‌بین ذرات خاک مطابقت دارد.

پیش‌بینی فضایی

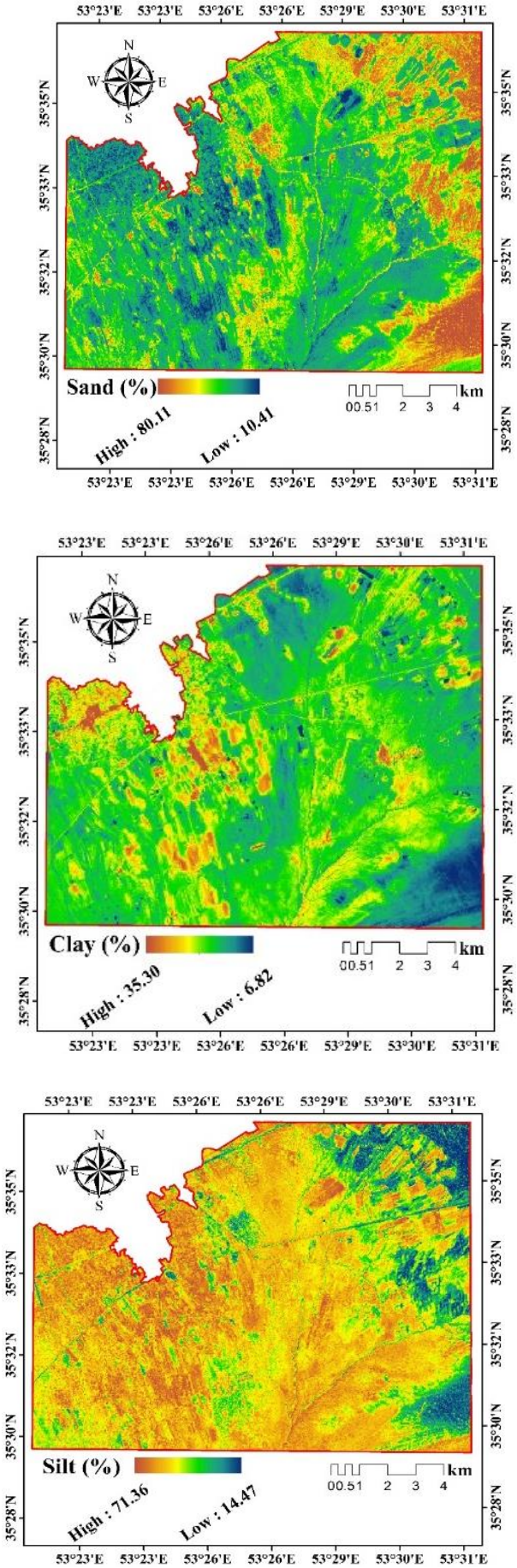
شکل (۳) ، توزیع فضایی ذرات رس، سیلت و شن خاک را نشان می‌دهد. تجزیه و تحلیل ضریب همبستگی بین نقشه‌های رس، سیلت و شن خاک نشان داد که همبستگی منفی قوی بین شن و سیلت خاک (R=-۰/۸۹)وجود داشت. همچنین ارتباط معکوسی بین نقشه‌های شن و رس خاک (R=-۰/۴۷) مشاهده شد، در حالی که همبستگی بین نقشه سیلت و رس خاک به مثبت (R=۰/۳۹) به‌دست آمد. بالاترین مقدار رس و مقدار سیلت

در گوشه جنوب غربی (شکل ۳) مشاهده می‌شود. بالاترین مقادیر شن در شمال‌غربی و جنوب‌شرقی منطقه مطالعه مشاهده شد که این اراضی مربوط به تپه‌های ماسه‌ای می‌باشند که در کنار اراضی کشاورزی قرار دارند. بنابراین مقادیر بالای شن در این اراضی کاملاً قابل‌قبول و منطقی است. با توجه به نقشه رس، بیشترین مقدار رس در نواحی مرکزی منطقه موردمطالعه مشاهده شد. در حالی که تپه ماسه‌ای در شمال شرقی و جنوب شرقی دارای کمترین میزان رس بودند. مطالعات مشابه‌ای نشان داد که امکان استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای برای تهیه نقشه‌های رقومی ذرات اولیه خاک وجود دارد به‌عنوان مثال Liu *et al.* (2013) از روش-های زمین‌آمار با کمک داده‌های سنجش از راه دور برای نقشه‌برداری رقومی ذرات خاک استفاده کردند. همچنین اخیراً Taghizadeh-Mehrjardi *et al.* (2016a) نیز از تصاویر ماهواره‌ای و شاخص‌های حاصل از تصویر به همراه متغیرهای حاصل نقشه رقومی ارتفاع (DEM) برای پیش‌بینی توزیع مکانی ذرات خاک استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که استفاده از متغیرهای استخراج‌شده از نقشه DEM سبب افزایش کارایی روش‌های نقشه‌برداری رقومی خواهد شد. بیشتر اراضی منطقه مورد مطالعه، اراضی کشاورزی می‌باشند از طرف دیگر منطقه مورد مطالعه مسطح و تفاوت معنی‌داری بین کمترین و بیشترین ارتفاع در منطقه موردمطالعه دیده نشد. به‌طوری که تفاوت بین بیشترین و کمترین ارتفاع منطقه موردمطالعه کمتر از ۲۵۰ متر است به همین علت در این مطالعه از متغیرها حاصل از DEM به‌عنوان متغیرهای وردی استفاده نشد.

جدول ۵. مقادیر ریشه مربعات خطا، ضرایب تبیین و میانگین قدر مطلق خطا در مدل‌های RF, GBM, PLS برای ذرات اولیه خاک

ذرات خاک	مدل	RMSE	R^2	MAE
		آمارهای مورداستفاده		
شن	RF	۱۵/۶۸	۰/۳۵	۱۲/۶۲
	GBM	۱۵/۶۰	۰/۳۵	۱۲/۵۴
	PLS	۱۶/۱۸	۰/۳۰	۱۳/۳۹
سیلت	RF	۱۱/۴۹	۰/۳۳	۹/۳۴
	GBM	۱۱/۷۱	۰/۳۱	۹/۴۹
	PLS	۱۲/۷۲	۰/۲۴	۹/۹۹
رس	RF	۸/۴۲	۰/۲۸	۵/۹
	GBM	۸/۳۰	۰/۲۰	۶/۷۳
	PLS	۹/۲۱	۰/۱۷	۷/۵۸

(RMSE, R^2 و MAE به ترتیب نشان‌دهنده ریشه میانگین مربعات خطا، ضریب تبیین و میانگین قدر مطلق خطا می‌باشند)



شکل ۳. نقشه‌های توزیع فضایی شن، رس و سیلت خاک

نتیجه‌گیری

نتایج مقایسه مدل‌های جنگل تصادفی (RF)، حداقل مربعات جزئی (PLS) و روش ماشین تقویت‌شده گرادیان (GBM) برای پیش‌بینی ذرات شن، سیلت و رس خاک نشان داد که مدل RFبهترین مدل برای پیش‌بینی شن، رس و سیلت خاک می‌باشد. نتایج همچنین نشان داد که مهمترین متغیرهای محیطی، باندهای ۱۰، ۵ و شاخص گچ (GI) سنجنده OLI می‌باشند. در این مطالعه همبستگی منفی قوی بین نقشه‌های شن و سیلت خاک (۰/۸۹- =R) بدست آمد. همچنین همبستگی بین نقشه‌های شن و رس خاک برابر با ۰/۴۷- و همبستگی بین نقشه‌های سیلت و رس خاک برابر با ۰/۳۹ تعیین شد. بالاترین مقادیر شن در شمال‌غربی و جنوب‌شرقی منطقه مطالعه مشاهده شد که این اراضی مربوط به تپه‌های ماسه‌ای می‌باشند که در کنار اراضی کشاورزی قرار دارند. بنابراین مقادیر بالای شن در این اراضی کاملاً قابل‌قبول و منطقی می‌باشد. لذا این نتایج نشان می‌دهد که گرچه استفاده از متغیرهای حاصل از تصویر برای پهنه‌بندی ذرات خاک در اراضی کشاورزی دارای دقت خیلی بالایی نمی‌باشند اما الگوی پراکنش شن، سیلت و رس را به خوبی پیش‌بینی می‌کنند.

این مطالعه نشان داد که ارتباط قویی بین متغیرهای محیطی حاصل از تصاویر ماهواره‌ای و ذرات اولیه خاک در اراضی کشاورزی وجود ندارد. در این مطالعه از متغیرهای محیطی که از داده‌های حاصل از یک تصویر ماهواره‌ای به‌عنوان متغیر کمکی برای تهیه نقشه رقومی ذرات اولیه خاک استفاده شد. استفاده از یک تصویر می‌تواند در اراضی کشاورزی با خطاهایی همراه باشد. به‌عنوان مثال آیش بودن قطعاتی از اراضی کشاورزی در تاریخی که تصویربرداری انجام شده می‌تواند سبب گمراه شدن محقق شده و نتایج دقت مدل‌سازی را کاهش دهند. بنابراین برای مطالعات آینده پیشنهاد می‌شود که از شاخص‌های آماری از قبیل میانه و یا میانگین سری زمانی تصاویر برای مدل‌سازی ذرات اولیه خاک و دیگر خصوصیات خاک استفاده شود.

REFERENCES

Bellinaso, H., Demattê, J. A. M., and Romeiro, S. A. (2010). Soil spectral library and its use in soil classification. *Revista Brasileira de Ciência do Solo*. *34*(3): 861-870.

Curcio D., Ciraolo G., D'Asaro F., and Minacapillia M. (2013). Prediction of soil texture distributions using VNIR SWIR reflectance spectroscopy. *Procedia Environmental Sciences*. 19:494 – 503.

Florinsky, I. V., Eilers, R. G., Manning, G. R., and Fuller, L. G. (2002). Prediction of soil properties by digital terrain modelling. *Environmental Modelling & Software*. *17*(3): 295-311.

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.

Gee, G.W., and Bauder, J.W. (1986). Particle- size analysis, In: Klute, A., *et al*. (Ed.), Methods of soil analysis. Part1, Physical and mineralogical methods, *seconded. ASA, Inc., Madison, WI, pp. 383–411*.

Genuer, R., Poggi, J. M., and Tuleau-Malot, C. (2010). Variable selection using random forests. *Pattern Recognition Letters*, *31*(14): 2225-2236.

Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J., and Franklin, J. (2005). The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction. *The Mathematical Intelligencer*, *27*(2): 83-85.

Hengl, T., Heuvelink, G. B., Kempen, B., Leenaars, J. G., Walsh, M. G., Shepherd, K. D., and Tondoh, J. E. (2015). Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: Random forests significantly improve current predictions. *PloS one*, *10*(6), e0125814.

Khanamani, A., Jafari, R., Jafari, A., Sangoony, H., and Shahbazi, A. (2011). Evaluation of soil status using RS and GIS technology (Case study: Segzi plain). *Journal of Applied RS & GIS Techniques in Natural Resource Science*, 2(3): 25-37.

Kuhn, M., & Johnson, K. (2013). *Applied predictive modeling* (Vol. 26). New York: Springer.

Liu, Z. P., Shao, M. A., and Wang, Y. Q. (2013). Large-scale spatial interpolation of soil pH across the Loess Plateau, China. *Environmental Earth Sciences*, *69*(8): 2731-2741.

Mahmoudabadi, E., Karimi, A., Haghnia, G. H., and Sepehr, A. (2017). Digital soil mapping using remote sensing indices, terrain attributes, and vegetation features in the rangelands of northeastern Iran. *Environmental monitoring and assessment*, *189*(10): 500.

Malone, B. P., McBratney, A. B., Minasny, B., and Laslett, G. M. (2009). Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma*, *154*(1-2): 138-152.

Makabe, S., Kakuda, K. I., Sasaki, Y., Ando, T., Fujii, H., and Ando, H. (2009). Relationship between mineral composition or soil texture and available silicon in alluvial paddy soils on the Shounai Plain, Japan. *Soil science and plant nutrition*, *55*(2): 300-308.

McBratney, A. B., Santos, M. M., and Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*. *117*(1-2): 3-52.

Minasny, B., and Hartemink, A. E. (2011). Predicting soil properties in the tropics. *Earth-Science Reviews*. *106*(1-2): 52-62.

Minasny, B., and McBratney, A. B. (2006). A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information.

Computers & geosciences. *32*(9): 1378-1388.

Myles, A. J., Feudale, R. N., Liu, Y., Woody, N. A., and Brown, S. D. (2004). An introduction to decision tree modeling. *Journal of Chemometrics: A Journal of the Chemometrics Society*. *18*(6): 275-285.

Nauman, T. W., and Thompson, J. A. (2014). Semi-automated disaggregation of conventional soil maps using knowledge driven data mining and classification trees. *Geoderma*. *213*, 385-399.

R Development Core Team (2015). R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna Austria. *http://www. Rproject.org/.*

Ryan, P. J., McKenzie, N. J., O'Connell, D., Loughhead, A. N., Leppert, P. M., Jacquier, D., and Ashton, L. (2000). Integrating forest soils information across scales: spatial prediction of soil properties under Australian forests. *Forest Ecology and Management*. *138*(1-3): 139-157.

Scudiero, E., Skaggs, T. H., and Corwin, D. L. (2014). Regional scale soil salinity evaluation using Landsat 7, western San Joaquin Valley, California, USA. *Geoderma Regional*. *2*: 82-90.

Summers, D., Lewis, M., Ostendorf, B., and Chittleborough, D. (2011). Visible near-infrared reflectance spectroscopy as a predictive indicator of soil properties. *Ecological Indicators*. *11*(1): 123-131.

Taghizadeh-Mehrjardi, R., Minasny, B., Sarmadian, F., and Malone, B. P. (2014). Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. *Geoderma*. *213*: 15-28.

Taghizadeh-mehrjardi, R., Toomanian, N., Khavaninzadeh, A. R., Jafari, A., and Triantafilis, J. (2016a). Predicting and mapping of soil particle-size fractions with adaptive neuro-fuzzy inference and ant colony optimization in central I ran. *European Journal of Soil Science*. *67*(6): 707-725.

Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., and Kerry, R. (2016b). Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. *Geoderma*. 266: 98-110.

Tayebi, M., Naderi, M., Mohammadi, J., & Zadeh, M. H. (2018). Comparing different statistical models and pre-processing techniques for estimation of soil particles using VNIR/SWIR spectrum. *Journal of Water and Soil*. *32*(1): 73-85. (In Farsi).

Vaysse, K., and Lagacherie, P. (2015). Evaluating digital soil mapping approaches for mapping GlobalSoilMap soil properties from legacy data in Languedoc-Roussillon (France). *Geoderma Regional*. *4*: 20-30.

Zeraatpisheh, M., Ayoubi, S., Jafari, A., and Finke, P. (2017). Comparing the efficiency of digital and conventional soil mapping to predict soil types in a semi-arid region in Iran. *Geomorphology*. *285*: 186-204.