



Preparation of three-dimensional maps of soil particle size fractions by combining quantile regression forest algorithm and spline depth function in Golestan Province

Maryam Emami¹, Farhad Khormali², Mohammad Reza Pahlavan-Rad³, Soheila Ebrahimi⁴

1. Department of Soil Science, Faculty of water and soil Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: maryamemami33@gmail.com
2. Corresponding Author, Department of Soil Science, Faculty of water and soil Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: Fkhormali@gau.ac.ir
3. Soil and Water Research Department, Golestan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Gorgan, Iran. E-mail: pahlavanrad@gmail.com
4. Department of Soil Science, Faculty of water and soil Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: sohebrahimi@gmail.com

Article Info

Article type: Research Article

Article history:

Received: Oct. 22, 2023

Revised: Dec. 17, 2023

Accepted: Dec. 24, 2023

Published online: March. 2024

Keywords:

Principal Component Analysis (PCA),
Quantile Regression Forest (QRF),
Soil Particle Size Fraction (PFS),
Spline.

ABSTRACT

There is an increasing need for continuous spatial and quantitative soil information for environmental modeling and management, especially at the national scale. This study was conducted to predict the soil particle size fraction (PSF) using the combination of quantile regression forest model (QRF) and spline function in a part of Golestan province. An equal area spline equation was fitted to the data of 105 soil profiles from the database of the Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources for estimating PSFs at five soil depths (0-25, 25-50, 50-75, 75-100, and 100-125 cm). The primary auxiliary variables in this research included 22 environmental variables derived from DEM, 15 remote sensing indicators obtained from the Landsat 7 ETM⁺ images, rainfall and piezometric maps. Based on principal component analysis (PCA), 15 variables were selected and entered into the modeling process of soil texture components (clay, sand, and silt). The efficiency of the quantile regression forest model was evaluated using the coefficient of determination (R^2), the root mean squared error (RMSE), and the mean absolute error (MAE). The results indicated that the coefficient of determination for clay, silt, and sand at different depths varied from 0/12 to 0/22, 0/07 to 0/30, and 0/07 to 0/28, respectively. Also, the relative importance of environmental variables showed that rainfall (thirty-year average), piezometry (ten-year average), B3/B7, and valley depth were the most important factors in predicting soil texture components. To improve model performance and validation results, some structural uncertainties in this study should be addressed.

Cite this article: Emami, M., Khormali, F., Pahlavan-Rad, M. R., & Ebrahimi, S. (2024). Preparation of three-dimensional maps of soil particle size fraction by combining quantile regression forest algorithm and spline functions in the north of Golestan province. Iran., *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 55 (1), 51-68. <https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.366978.669594>

© The Author(s).

Publisher: The University of Tehran Press.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.366978.669594>



تهیه نقشه‌های سه‌بعدی اجزای بافت خاک با تلفیق الگوریتم جنگل رگرسیونی چندکی و تابع عمق اسپیلاین در استان گلستان

مریم امامی^۱، فرهاد خرمالی^۲، محمد رضا پهلوان‌راد^۳، سهیلا ابراهیمی^۴

۱. گروه علوم خاک، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، ایران. رایانامه:

maryamemami33@gmail.com

۲. نویسنده مسئول، گروه علوم خاک، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، ایران. رایانامه:

Fkhormali@gau.ac.ir

۳. بخش تحقیقات خاک و آب، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان گلستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج تحقیقات

کشاورزی، گرگان، ایران. رایانامه: pahlavanrad@gmail.com

۴. گروه علوم خاک، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، ایران. رایانامه: sohebrahimi@gmail.com

چکیده

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۷/۳۰
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۹/۲۶
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۰/۳
تاریخ انتشار: فروردین ۱۴۰۳

واژه‌های کلیدی:

اجزای اندازه ذرات خاک (PFS)، اسپیلاین، آنالیز مولفه‌های اصلی (PCA)، مدل جنگل رگرسیونی چندکی (QRF).

امروزه نیاز روزافزونی به اطلاعات مکانی پیوسته و کمی خاک در راستای مدل‌سازی و مدیریت محیطی، به‌ویژه در مقیاس ملی وجود دارد. این مطالعه با هدف پیش‌بینی نسبت اندازه ذرات خاک (PSF) در بخشی از اراضی استان گلستان با استفاده از تلفیق مدل جنگل رگرسیونی چندکی (QRF) و تابع اسپیلاین انجام شد. تابع عمق اسپیلاین با مساحت برابر برای تخمین PSFs در پنج عمق خاک (۰-۲۵، ۲۵-۵۰، ۵۰-۷۵، ۷۵-۱۰۰، و ۱۰۰-۱۲۵ سانتی‌متر) به داده‌های ۱۰۵ خاکرخ از بانک اطلاعات دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان برآزش داده شد. متغیرهای کمکی اولیه در این تحقیق شامل ۲۲ متغیر محیطی مشتق شده از DEM، ۱۵ شاخص سنجش از دور از ماهواره لندست هفت سنجنده ETM⁺، نقشه‌های عمق ایستابی (بیزومتري) و بارندگی بودند. بر اساس روش تجزیه مؤلفه‌های اصلی (PCA)، ۱۵ متغیر انتخاب و وارد فرآیند مدل‌سازی اجزای بافت خاک (رس، سیلت و شن) شدند. عملکرد مدل QRF با استفاده از آماره‌های ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، و قدر مطلق میانگین خطا (MAE) مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد میزان ضریب تبیین برای رس، سیلت، و شن در عمق‌های مختلف به ترتیب از ۰/۱۲ تا ۰/۲۲، ۰/۰۷ تا ۰/۳۰، و ۰/۰۷ تا ۰/۲۸ متغیر بود. همچنین اهمیت نسبی متغیرهای محیطی نشان داد بارندگی (میانگین سی‌ساله)، عمق ایستابی (میانگین ده‌ساله)، B3/B7 و شاخص عمق دره، مهمترین پارامترهای کنترل‌کننده اجزای بافت خاک در تحقیق حاضر بودند. به منظور بهبود عملکرد مدل و نتایج اعتبارسنجی نیاز به پرداختن به برخی عدم قطعیت‌های ساختاری در این مطالعه وجود دارد.

استناد: امامی، مریم؛ خرمالی، فرهاد؛ پهلوان‌راد، محمد رضا؛ و ابراهیمی، سهیلا (۱۴۰۳). تهیه نقشه‌های سه‌بعدی اجزای بافت خاک با تلفیق الگوریتم جنگل رگرسیونی چندکی و تابع عمق اسپیلاین در شمال استان گلستان، *مجله تحقیقات آب و خاک ایران*، ۵۵ (۱)، ۶۸-۵۱.



<https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.366978.669594>

© نویسندگان.

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: <https://doi.org/10.22059/ijswr.2023.366978.669594>

مقدمه

بافت خاک که شامل سه جزء شن، رس و سیلت است یکی از مهمترین خصوصیات خاک برای مدیریت کشاورزی، تولید مواد غذایی، عملکرد اکوسیستم و بسیاری از اهداف مهندسی و ساختمانی است. نسبت اندازه ذرات خاک (PSF) بر بسیاری از خواص دیگر خاک مانند منحنی نگهداری آب، حاصلخیزی، زهکشی، محتوای کربن آلی و تخلخل تأثیر می‌گذارد (Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2020). بعلاوه PSF کیفیت و قابلیت خاک را برای مدیریت پایدار خاک تا حد زیادی تعیین می‌کند. آگاهی از تغییرپذیری مکانی ویژگی‌های خاک من جمله بافت خاک برای توسعه کشاورزی و مدیریت محیطی بسیار مهم است زیرا هرگونه تغییر در توزیع مکانی این ویژگی‌ها باعث تغییر در عملکرد محصول می‌شود (Roozitalab et al., 2018; Zeraatpishe et al., 2020). نیاز آشکار به اطلاعات در مورد روابط کمی دقیق بین خاک و عوامل محیطی کلیدی برای تسهیل جمع‌آوری داده‌های خاک و مدل‌سازی آن در سراسر جهان وجود دارد. چنین روابطی اساس تکنیک‌های نقشه‌برداری رقومی خاک (DSM) را تشکیل می‌دهند، که به طور گسترده‌ای آینده بررسی‌های خاک را نشان می‌دهد (Lagacherie and McBratney, 2006). روش‌های معمول نقشه‌برداری خاک عمدتاً متکی به کار میدانی هستند و به ندرت جزئیاتی در مورد توزیع مکانی ویژگی‌های خاک با وضوح مناسب در حوزه مطالعاتی نشان می‌دهند. بنابراین با استفاده از تکنیک‌های مناسب مانند نقشه‌برداری رقومی خاک، به دلیل داشتن پیشرفت‌های قابل توجه در مبحث سنجش از دور و رویکردهای یادگیری ماشین، می‌توان ویژگی‌های خاک را به طور دقیق پیش‌بینی کرد. DSM, McBratney et al. (2003) را با ارایه مدل scorpan (که اکنون به طور گسترده‌ای استفاده می‌شود) رسمیت بخشیدند. رویکرد scorpan با معادله $S = f(s, c, o, r, p, a, n) + \varepsilon$ بیان می‌شود که در این معادله، s مجموعه‌ای از ویژگی‌های خاک (s_a)، یا کلاس‌های خاک (s_c)، سایر صفات یا طبقات شناخته شده خاک (s)، c آب و هوا، o موجودات زنده، r پستی و بلندی، p مواد مادری، a سن یا زمان، n موقعیت مکانی و e فاکتورهای ناشناخته می‌باشد. در نقشه‌برداری رقومی خاک می‌توان ویژگی‌های خاک را در مکان‌های مشاهده نشده با استفاده از روابط متقابل آن ویژگی با متغیرهای محیطی مانند مدل رقومی ارتفاع (DEM)، داده‌های سنجش از دور، ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی به دست آمده از تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی نمونه خاک، و یا از نقشه‌های خاک قدیمی پیش‌بینی کرد. با توجه به محبوبیت نقشه‌برداری رقومی در سراسر جهان نیاز مبرمی به اشتراک‌گذاری داده‌ها وجود دارد.

پیشینه پژوهش

تاکنون رویکردهای متعددی برای موضوع نقشه‌های رقومی طبقات و ویژگی‌های خاک به‌ویژه اجزای بافت خاک با استفاده از مدل‌های آماری گزارش شده است. رایج‌ترین این رویکردها عبارتند از شبکه‌های عصبی (CNN) (Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2020)، امیریان چکان و همکاران، (۱۳۹۶)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) (صحرائی و همکاران، ۱۴۰۱؛ موسوی و همکاران، ۱۳۹۸)، جنگل تصادفی (RF) (Zeraatpishe et al., 2019; Pahlavan-Rad & Akbarimoghdam, 2018). این تکنیک‌های DSM تجزیه و تحلیل روابط مکانی خاک، ویژگی‌های زمین و تصاویر سنجش از دور را برای مدل‌سازی محیط اعمال می‌کنند. در دهه گذشته، مدل RF که اعتبارسنجی و کالیبراسیون آسانی دارد به عنوان یکی از تکنیک‌های کارآمد برای پیش‌بینی بافت خاک معرفی شده است (Hengl et al., 2017; Nussbaum et al., 2018). اخیراً مدل جنگل رگرسیون چندکی (QRF) که مدل توسعه یافته RF است در کاربردهای نقشه‌برداری رقومی مورد توجه قرار گرفته است. روش QRF روشی جدید در DSM است که ضمن حفظ مزیت‌های روش RF می‌تواند اطلاعات ارزشمندی در مورد میانگین شرطی و توزیع شرطی متغیر مستقل بدهد. (Reddy et al., 2023) از مدل QRF به منظور مدل‌سازی مکانی ظرفیت تبادل کاتیونی، رطوبت ظرفیت مزرعه و رطوبت پژمردگی استفاده کردند. (Dharumarajan et al., 2020) از مدل QRF برای نقشه‌برداری پارامترهای کلیدی خاک شامل رس، سیلت، شن، پ.هاش، کربن آلی و ظرفیت تبادل کاتیونی در پنج عمق استاندارد خاک استفاده کردند. (Rezaei et al., 2023) استفاده از روش QRF هدایت هیدرولیکی خاک را در خاک با بافت سبک مدل‌سازی کردند. ممکن است برای هر مجموعه از متغیرهای کمکی و ویژگی‌های خاک مورد بررسی، روش‌های پیش‌بینی مختلف مناسب باشد. از این رو توسعه روش‌های جدید، موثر و قابل اعتماد برای مدل‌سازی ضروری است.

ویژگی‌های خاک معمولاً با عمق تغییر می‌کنند. به جز در مواردی که مواد مادری از لایه‌های کاملاً متفاوتی تشکیل شده باشند، معمولاً تغییرات ویژگی‌های خاک با عمق به صورت پیوسته و تدریجی است (Ponce-Hernandez et al., 1986). با این حال بیشتر مطالعات

فقط نقشه‌های رقومی بافت خاک را برای فواصل عمقی خاص تهیه می‌کنند. این تغییرات را می‌توان با استفاده از توابع عمق پیوسته خاک مدل‌سازی کرد (Malone et al., 2009). محققان از توابع عمق مختلفی استفاده کردند تا تغییرات خواص خاک با عمق را بررسی کنند (Kempen et al., 2011; Minasny et al., 2006). توابع اسپیلاین از توابع عمقی هستند که نسبت به سایر روش‌ها کارایی بیشتری در پیش‌بینی عمقی خواص خاک دارند (Bishop et al., 1999). یک اسپیلاین با سطوح مساوی از اتصال مجموعه‌ای از توابع چند جمله‌ای درجه دوم در گره‌های واقع در نزدیکی افق خاک تشکیل می‌شود و ویژگی‌های هدف را به صورت عمودی بین نقاط نمونه‌برداری شده و عمق مورد نظر پیش‌بینی می‌کند. از طرفی توابع اسپیلاین پیش‌بینی خصوصیات خاک را در یک نقطه به خوبی انجام می‌دهند. اما با رویکرد مکانی، مجموعه‌ای از این توابع منجر به ایجاد یکسری نقاط منفرد در منطقه می‌شود. بنابراین تلفیق توابع اسپیلاین و نقشه‌برداری رقومی رویکردی مناسب برای مدل‌سازی سه‌بعدی ویژگی‌های خاک می‌باشد. محققان متعددی از معادلات اسپیلاین و نقشه‌برداری رقومی به منظور بررسی تغییرات تدریجی عمقی و سطحی خصوصیات خاک استفاده کردند (Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2014); (Dharumarajan et al. 2020); Akpa et al., 2014; Malone et al., 2009; Sulaeman et al., 2013) در سال‌های اخیر مطالعات نقشه‌برداری رقومی بسیاری در کشور ایران صورت گرفته است اما بر اساس اطلاعات ما مطالعه‌ای روی استفاده از توابع عمق و مدل QRF در بررسی ویژگی‌های خاک در استان گلستان صورت نگرفته است. از اینرو این مطالعه با هدف تخمین مقادیر اجزای بافت خاک با استفاده از تابع اسپیلاین در عمق‌های هدف، پهنه‌بندی مکانی اجزای بافت خاک با مدل جنگل رگرسیونی چندکی (QRF) و ارزیابی میزان مشارکت متغیرهای محیطی برای مدل‌سازی در بخشی از شمال استان گلستان انجام شد.

روش‌شناسی پژوهش

منطقه مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه در استان گلستان و از جنوب شهر گرگان با عرض ۲۲ کیلومتر شروع و تا ۵۴ کیلومتر به سمت شمال با مساحت حدود ۹۰۰۰۰ هکتار ادامه می‌یابد (شکل ۱). تغییرات دامنه ارتفاع محدوده مورد مطالعه بین ۱۵۸ متر در جنوب منطقه مورد مطالعه تا ۱۸ متر زیر سطح دریا می‌باشد. میانگین بارندگی سالانه از حدود ۶۰۰ میلی‌متر در جنوب تا کمتر از ۲۰۰ میلی‌متر در شمال متغیر است. میانگین درجه حرارت سالانه حدود ۱۸ درجه سانتی‌گراد است. رژیم رطوبتی خاک‌های منطقه از زیریک در قسمت‌های جنوبی و مرکزی تا اریدیک در نزدیک مرز شمالی متفاوت است. رژیم حرارتی منطقه مورد مطالعه ترمیک است. مواد مادری منطقه به طور عمده رسوبات لس و لس‌های بازسازی شده^۱ هستند. واحدهای ژئومورفولوژی در محدوده مورد مطالعه شامل دشت رسوبی^۲، دشت رسوبی رودخانه‌ای^۳، اراضی پست^۴ و تپه‌های لسی^۵ هستند. تقریباً ۸۵ درصد منطقه مورد مطالعه اراضی تحت کشت (گندم، جو، برنج، ذرت، سویا، سیب زمینی و پنبه) و بقیه را اراضی مرتعی تشکیل می‌دهد. رده‌های عمده خاک در این محدوده مالی سولز، آلفی سولز، اینسپتی سولز و انتی سولز است (Pahlavan-Rad et al., 2014).

مجموعه داده خاک و برازش معادله عمق خاک

مجموعه داده خاک مورد استفاده در این مطالعه شامل اطلاعات ۱۰۵ پروفیل خاک است که بین سال‌های ۱۳۹۲ تا ۱۳۹۴ از بانک اطلاعات خاک دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان به دست آمده است. نتایج تجزیه و تحلیل چند ویژگی خاک، یعنی محتوای رس، سیلت، و شن در این مطالعه استفاده شد. مکان نقاط نمونه‌برداری در سیستم نقشه‌برداری شمال (UTM Zone 40) مشخص شد. به منظور به دست آوردن مقادیر اجزای بافت خاک در فواصل عمقی ثابت، درون‌یابی با یک تابع اسپیلاین مساحت مساوی انجام شد که برای هر نیمرخ خاک به مجموعه مقادیر اجزای بافت خاک برازش داده شد. تابع اسپیلاین مساحت مساوی فرض می‌کند که تغییرات خواص خاک در طول یک نیمرخ پیوسته است و مقادیر متوسط خصوصیات خاک را در نظر می‌گیرد (Malone et al., 2009). اگر عمق خاک با x عمق مرز افق‌ها با $x_0 < x_1, \dots < x_n$ و تابع عمق توصیف‌کننده‌ی مقادیر واقعی ویژگی خاک با $f(x)$ نشان داده شود، مقدار تخمینی ویژگی مورد نظر به صورت معادله ۱ محاسبه می‌شود:

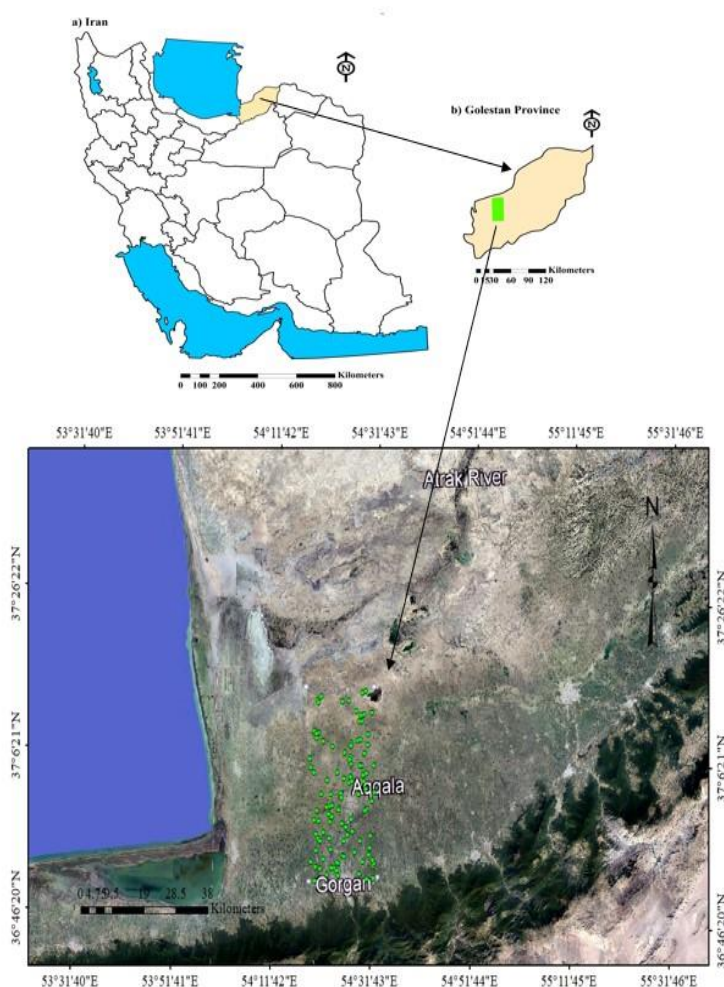
1. reworked loess
2. Alluvial plains
3. River Alluvial plains
4. Depressions
5. loess hills

$$y_i = \bar{f}_i + e_i \quad \text{رابطه (۱)}$$

که در آن میانگین \bar{f}_i در $f(x)$ در فاصله (x_{i-1}, x_i) و e_i میزان خطای اندازه‌گیری با میانگین صفر می‌باشد. تابع $f(x)$ مجهول است و از کمینه کردن معادله ۲ به دست می‌آید.

$$+ \lambda \int_{x_0}^{x_n} [f_i(x)]^2 dx \quad \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f_i)^2 \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن قسمت اول معادله میزان برازش مدل به داده‌های واقعی و قسمت دوم معادله انحنا تابع عمق $f(x)$ را نشان می‌دهد. λ کنترل‌کننده میزان انحنا اسپیلاین است و باید با به کار بردن ضرایب مختلف (۰، ۱، ۰/۱، ۰/۰۰۱، و ۰/۰۰۰۱) بهینه شود. بعد از برازش دادن تابع اسپیلاین، میانگین مقادیر درونیابی شده اجزای بافت خاک با در نظر گرفتن عمق افق‌های برداشت شده در مطالعات صحرائی، برای پنج عمق (۰-۲۵، ۲۵-۵۰، ۵۰-۷۵، ۷۵-۱۰۰، و ۱۰۰-۱۲۵ سانتی‌متر) در محیط نرم افزار Spline Tools v2 تخمین و سپس برای ساخت مجموعه داده جدید خاک به منظور ورود به فرآیند مدل‌سازی استفاده شدند.



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و پروفیل‌های خاک استفاده شده در تحقیق

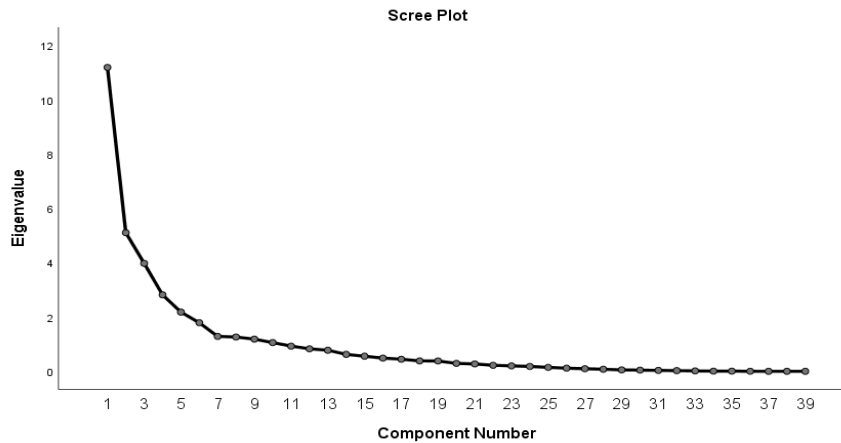
مجموعه داده‌های کمکی

به منظور مدل‌سازی مکانی اجزای بافت خاک در این مطالعه از چند گروه متغیر کمکی شامل متغیرهای به دست آمده از مدل رقومی ارتفاعی، متغیرهای منتج شده از تصاویر ماهواره لندست ۷ سنجنده ETM⁺ و نقشه‌های بارندگی و عمق ایستابی (پیزومتری) استفاده شد. مدل رقومی ارتفاعی با قدرت تفکیک ۱۲/۵ متر از سایت آلوس پالاسر (<https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/index.htm>) بارگیری شد و سپس ۲۲ شاخص از مشتقات مدل رقومی ارتفاع با استفاده از نرم افزار SAGA GIS به دست آمد. تصاویر ماهواره لندست هفت سنجنده ETM⁺ از سایت USGS Earth Explorer بارگیری شدند. تصحیحات رادیومتری و اتمسفریک در محیط نرم افزار ArcGIS انجام و سپس

۱۵ شاخص سنجش از دور در محیط نرم افزار ARCGIS تهیه شدند. همچنین به منظور تهیه نقشه‌های بارندگی و عمق سطح ایستابی با استفاده از اطلاعات اداره آب منطقه‌ای استان گلستان میانگین آمار سی‌ساله بارندگی و میانگین آمار ده‌ساله پیژومتری محاسبه و نقشه‌های بارندگی (با استفاده از تکنیک درونیابی چند جمله‌ای محلی^۱ ($R^2=0/84$)) و پیژومتری (با استفاده از تابع کرنل^۲ ($R^2=0/68$)) در محیط نرم افزار ARCGIS ایجاد شدند.

انتخاب متغیرهای مناسب برای ورود به فرآیند مدل‌سازی

به منظور انتخاب متغیرهای مناسب برای ورود به فرآیند مدل‌سازی با الگوریتم جنگی رگرسیون چندکی، از روش آنالیز مولفه‌های اصلی (PCA^۳) در محیط نرم افزار SPSS استفاده شد. تعداد ۱۰ مؤلفه اصلی با مقادیر ویژه بزرگ‌تر از یک و با توجیه حدود ۸۲ درصد واریانس تجمعی استخراج شد. (جدول ۱ و شکل ۲). درون هر مؤلفه اصلی متغیرهای کمکی با مقادیر عددی بیشتر از ۰/۶ انتخاب و سایر متغیرها حذف شدند (جدول ۲). بر این اساس از تعداد ۳۹ متغیر ورودی ۱۶ متغیر شامل بارندگی، پیژومتری، شاخص کربنات، شاخص رس، MrVBF، MrRTF، NDVI، B3/B7، مشخصات مورفومتریک، شکل زمین، عمق دره، عمق جریان، شاخص ناهمواری سطح، تابش سالانه، عمق جریان و شیب به منظور پیش‌بینی اجزای بافت خاک مورد استفاده قرار گرفتند. جدول ۳ تعریف این متغیرهای منتخب را نشان می‌دهد. چهار مثال از متغیرهای منتخب برای مدل‌سازی اجزای بافت خاک در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۲. نمودار اسکری تعیین تعداد مؤلفه‌های مناسب برای مدل‌سازی

جدول ۱. واریانس آنالیز مولفه‌های اصلی متغیرهای کمکی

مؤلفه	مجموع مربعات مؤلفه‌های استخراج شده			مجموع مربعات مؤلفه‌ها بعد از چرخش		
	کل	% واریانس	درصد تجمعی	کل	% واریانس	درصد تجمعی
۱	۱۱/۱۸	۲۸/۶۸	۲۸/۶۸	۸/۲۰	۲۱/۰۴	۲۱/۰۴
۲	۵/۱۰	۱۳/۰۷	۴۱/۷۵	۵/۰۲	۱۲/۸۷	۳۳/۹۲
۳	۳/۹۷	۱۰/۱۸	۵۱/۹۴	۴/۸۴	۱۲/۴۲	۴۶/۳۴
۴	۲/۸۱	۷/۲۲	۵۹/۱۶	۳/۲۳	۸/۳۰	۵۴/۶۴
۵	۲/۱۷	۵/۵۸	۶۴/۷۵	۲/۴۱	۶/۲۰	۶۰/۸۴
۶	۱/۷۸	۴/۵۸	۶۹/۳۳	۲/۱۶	۵/۵۵	۶۶/۴۰
۷	۱/۲۸	۳/۲۹	۷۲/۶۳	۱/۷۱	۴/۳۹	۷۰/۷۹
۸	۱/۲۶	۳/۲۳	۷۵/۸۷	۱/۹۵	۴/۰۸	۷۴/۸۸
۹	۱/۱۸	۳/۰۳	۷۸/۹۱	۱/۳۴	۳/۴۴	۷۸/۳۲
۱۰	۱/۵۰	۲/۷۱	۸۱/۶۱	۱/۲۸	۳/۲۹	۸۱/۶۱

1. Local polynomial interpolation
 2. Kernel function
 3. Principle component analysis

جدول ۲. نتایج آزمون تجزیه مولفه‌های اصلی بعد از چرخش

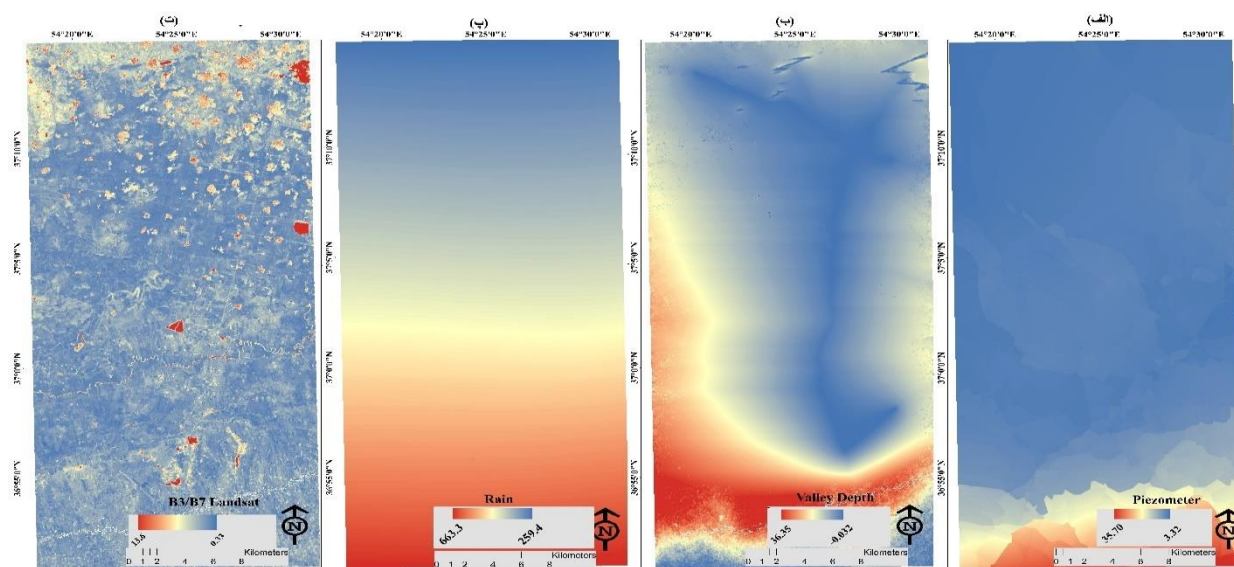
	مولفه‌ها									
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
Anisotropic Heating		-.۱۲		.۰۵۳						
Annual Insolation		-.۱۱		.۰۹۲				.۰۲۱		
Aspect		-.۱۱	-.۰۱۱	.۰۲۴	.۰۱۵			-.۰۵۱	-.۰۱۹	-.۰۱۲
Catchment Slope	-.۰۲۱	-.۰۵۴		-.۰۳۷	.۰۲۸	-.۰۱۳	-.۰۳۱			-.۰۱۶
Clusters					-.۰۴۳		-.۰۱۴		.۰۱۲	
Flow path length	.۰۱۱	-.۰۳۹	-.۰۱۰		.۰۱۱		-.۰۶۶		-.۰۱۶	
Flow Width			-.۰۱۹	-.۰۲۷	-.۰۲۱	-.۰۱۴	-.۰۱۹	-.۰۲۹	.۰۶۱	
Gradient	-.۰۱۷	-.۰۴۵		.۰۱۰	.۰۲۹	-.۰۱۹	-.۰۳۱	.۰۲۲	-.۰۲۴	-.۰۲۵
Hillshading		-.۰۱۲	.۰۱۶	.۰۲۰				-.۰۵۴		
Landforms		-.۰۱۷		.۰۷۵		.۰۱۶		-.۰۲۲		.۰۱۲
LS Factor	-.۰۱۱	-.۰۷۲	.۰۱۱	-.۰۸۰		-.۰۵۲	-.۰۱۰		-.۰۲۹	-.۰۱۵
Mass Balance Index	.۰۱۰					-.۰۵۳				.۰۲۱
Morphometric Feature	-.۰۱۸	-.۰۸۵	.۰۱۰	-.۰۱۲	.۰۳۰	-.۰۱۴	-.۰۷۶		-.۰۲۵	.۰۳۵
MrRTF	.۰۲۱	.۰۶۹		.۰۱۴	-.۰۵۷					
MrVBF	.۰۳۲	.۰۶۶	-.۰۳۸	.۰۲۰	-.۰۲۱		-.۰۱۶			
Terrain Ruggedness Index	-.۰۱۵	-.۰۵۲		-.۰۶۷			-.۰۲۴		-.۰۱۴	
Slope Length			.۰۱۵		-.۰۱۱		-.۰۵۳			
Stream Power Index		-.۰۱۱					-.۰۱۱		-.۰۵۸	
Surface Temperature	.۰۲۰	.۰۵۶	-.۰۱۴		.۰۲۰		-.۰۱۹		.۰۲۷	.۰۱۶
Topographic Position Index			.۰۱۵			.۰۵۱			-.۰۱۲	.۰۱۹
Valley Depth	-.۰۱۳	-.۰۱۶	.۰۲۶	-.۰۲۱	.۰۷۹			-.۰۲۰	.۰۱۵	
Rain	-.۰۹۴	-.۰۵۵	.۰۵۱		.۰۳۵					
Piezometer	-.۰۲۶	-.۰۸۰	.۰۱۹		.۰۱۹		-.۰۱۹		-.۰۱۲	-.۰۱۱
Profile Curvature		-.۰۱۷		.۰۱۰						.۰۳۱
NDVI	-.۰۱۰	-.۰۱۱	.۰۹۲		.۰۱۳				-.۰۱۲	
Grain Size Index	.۰۹۵		.۰۱۶							
NDSI	.۰۱۰	-.۰۱۱	-.۰۵۲		-.۰۱۳				.۰۱۲	
SAVI		-.۰۱۳	.۰۵۱		.۰۱۵					
RVI	-.۰۱۳	-.۰۱۲	-.۰۵۰						-.۰۱۳	
NDWI			.۰۵۱		-.۰۱۱					-.۰۱۱
B1	.۰۴۹	-.۰۱۰	-.۰۲۸		-.۰۱۱		-.۰۱۱			
B2	.۰۵۴		-.۰۲۰		-.۰۱۰					
Carbonate Index	.۰۹۱	-.۰۵۱				.۰۱۱			.۰۱۳	
B3/B7	.۰۹۵		-.۰۱۵							
B3	.۰۵۴	-.۰۱۹	-.۰۱۵							
B4	.۰۴۴	-.۰۱۹	-.۰۱۵							
Clay Index	.۰۹۵		.۰۱۶							
B5	.۰۳۲	-.۰۱۳	.۰۱۷							
B6		-.۰۴۸							-.۰۱۱	

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.a

a. Rotation converged in 7 iterations.

جدول ۳. متغیرهای کمکی منتخب برای مدل‌سازی اجزای بافت خاک در منطقه تحقیقاتی

منبع	فاکتور خاکساز	معادل لاتین متغیر	متغیر کمکی پیش بینی کننده
اطلاعات اداره آب منطقه‌ای استان گلستان	c	Rain	بارندگی
اطلاعات اداره آب منطقه‌ای استان گلستان	r	Piezometer	پیزومتر
Landsat 7	p, s	GSI	شاخص اندازه ذرات
Landsat 7	p, s	Clay Index	شاخص رس
Landsat 7	p, s	Carbonate Index	شاخص کربنات
Landsat 7	o	NDVI	شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده
DEM	r	Valley Depth	تفاضل ارتفاع اصلی از ارتفاع سطح پایه شبکه کانال
DEM	r	MrRTF	شاخصی همواری برآمدگی با وضوح مکانی بالا
DEM	r	MrVBF	شاخص همواری دره با وضوح مکانی بالا
DEM	r	Morphometric Feature	ویژگی‌های مورفومتریک
DEM	r	Landform	شکل زمین
DEM	r	Flow Width	عمق جریان
DEM	r	Terrain Ruggedness Index	شاخص ناهمواری زمین
DEM	c	Annual Insolation	شاخص تابش سالانه
DEM	r	Slope	شیب



شکل ۳. چهار مثال از متغیرهای کمکی منتخب برای ورود به فرآیند مدل‌سازی شامل الف) پیزومتر، ب) Valley Depth، پ) بارندگی، و ت) B3/B7

مدل‌سازی

رویکرد مورد استفاده در این مطالعه شامل ارزیابی مدل QRF برای هر یک از اجزای بافت خاک در عمق‌های مورد نظر بود. جنگل رگرسیون چندکی مدل توسعه یافته جنگل تصادفی است. جنگل تصادفی یکی از روش‌های قدرتمند داده‌کاوی می‌باشد که از تعداد زیادی درخت تصمیم ایجاد گردیده، سپس برای پیش‌بینی تمام درختان با هم ترکیب می‌شوند. مدل جنگل تصادفی از سه پارامتر تعریف شده توسط کاربر شامل تعداد متغیرهای استفاده شده در ساخت هر درخت که قدرت مستقل را بیان می‌کند، تعداد درختان در جنگل تصادفی و حداقل گره انتهایی تشکیل شده است. مزیت جنگل رگرسیون چندکی نسبت به مدل جنگل تصادفی این است که مدل جنگل تصادفی برای هر گره در هر درخت فقط میانگین مشاهدات را در نظر می‌گیرد و سایر اطلاعات را نادیده می‌گیرد در حالی که مدل جنگل تصادفی چندکی ارزش تمام مشاهدات را ارزیابی می‌کند و یک توزیع مشروط از اطلاعات فراهم می‌کند (Meinshausen, 2006; Vaysse & Lagacherie, 2017; Dharumarajan et al., 2020a). بنابراین روشی دقیق برای تخمین چندک‌های شرطی متغیرهای پیش‌بینی‌کننده با ابعاد بالا ارائه می‌دهد. از مهمترین ویژگی‌های این روش عملکرد بالای آن در اندازه‌گیری اهمیت متغیرها، به‌منظور مشخص کردن نقش هر متغیر در پیش‌بینی پاسخ می‌باشد. در مطالعه حاضر از بسته quantregForest برای اجرای الگوریتم QRF در محیط نرم افزار R 4.0.2 استفاده

شد. برای ارزیابی عملکرد مدل QRF از تکنیک‌های اعتبارسنجی متقاطع ده برابری با ۲۰ بار تکرار استفاده شد. عملکرد مدل با استفاده از شاخص‌هایی مانند ضریب تبیین (رابطه ۳)، ریشه میانگین مربعات خطا (رابطه ۴)، قدر مطلق میانگین خطا (رابطه ۵) سنجیده شد. در این روابط، n تعداد کل نقاط، pi مقادیر تخمین زده شده، yi مقادیر واقعی و ya میانگین مقادیر واقعی می‌باشد.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - y_a)^2} \quad \text{رابطه ۳}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - p_i)^2} \quad \text{رابطه ۴}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - p_i| \quad \text{رابطه ۵}$$

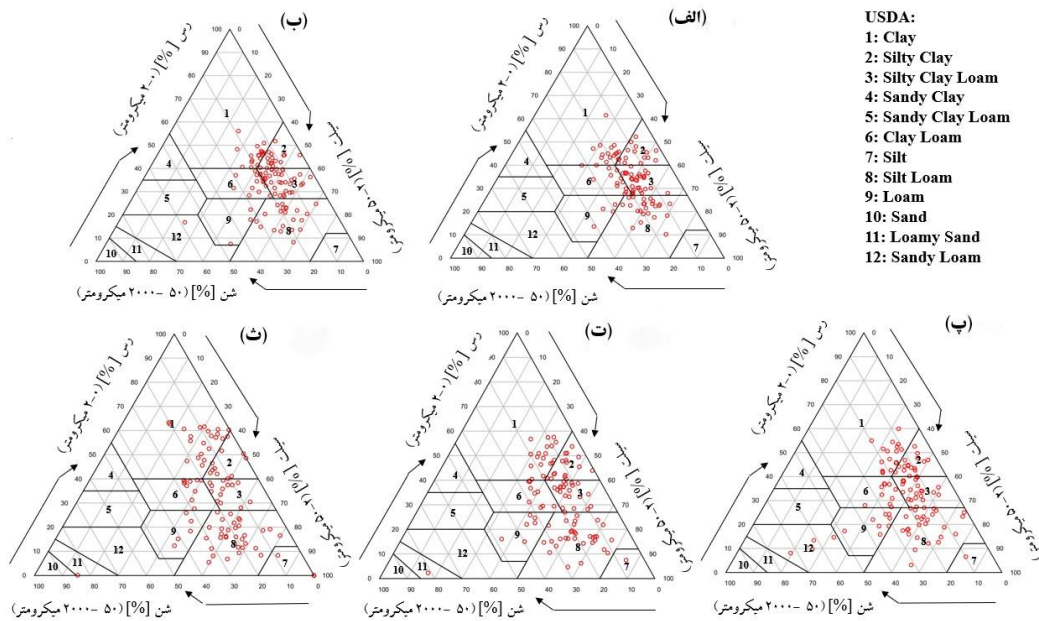
نتایج و بحث

خلاصه توصیف آماری داده‌های اجزای بافت خاک در عمق‌های مورد مطالعه

خلاصه آماری مقادیر پیش‌بینی شده رس، سیلت و شن با استفاده از معادلات عمق اسپیلاین برای پنج عمق هدف در جدول ۴ ارائه شده است. میانگین مقدار رس از ۳۳/۳۳ در عمق اول تا ۲۹/۲۷ در عمق پنجم متغیر بود. میانگین مقدار شن از ۱۶/۸۰ در عمق اول تا ۱۶/۴۱ در عمق پنجم و میانگین مقدار سیلت از ۴۸/۹۵ در عمق اول تا ۴۳/۹۱ در عمق پنجم متغیر بود. Wilding. (1985). مقادیر ضریب تغییرات را در سه گروه دارای تغییرات کم (کمتر از ۱۵ درصد)، تغییرات متوسط (۱۵-۳۵ درصد)، و تغییرات زیاد (بیشتر از ۳۵ درصد) طبقه‌بندی کردند. بر این اساس نتایج جدول حاکی از ضریب تغییرات متوسط تا زیاد در مقادیر رس و سیلت و زیاد برای شن در منطقه مورد مطالعه بود. به گزارش Momtaz et al. (2009) علت این مسئله می‌تواند ناشی از تغییرات در شکل اراضی و همچنین محیط‌های رسوبگذاری باشد. ضریب تغییرات هر سه جزء خاک با افزایش عمق افزایش یافت که احتمالاً به دلیل سازندهای موجود در منطقه می‌باشد که با نتایج Liu et al., (2020) تطابق داشت. شکل ۴ موقعیت کلاس‌های بافت خاک پیش‌بینی شده توسط توابع اسپیلاین را در پنج عمق روی مثلث بافت خاک نشان می‌دهد. روند کلی توزیع کلاس‌های بافت خاک در پنج عمق مشابه است و خاک‌ها عمدتاً در کلاس‌های رسی، رسی سیلتی، لومی رسی سیلتی و لوم سیلتی قرار دارند. در عمق دوم یک خاک و در عمق سوم چهار خاک در کلاس لومی شنی قرار دارند. در عمق چهارم و پنجم یک خاک در کلاس لومی شنی قرار دارد.

جدول ۴. پارامترهای آماری درصد رس، سیلت، و شن پیش‌بینی شده در پنج عمق هدف

اجزای بافت خاک %	عمق (سانتی‌متر)	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات %
رس	(۲۵-۰)	۰/۰۰	۶۰/۳۷	۳۳/۳۳	۱۰/۴۳	۳۱/۲۹
	(۵۰-۲۵)	۷/۴۷	۵۶/۰۰	۳۴/۱۸	۱۰/۶۸	۳۱/۲۴
	(۷۵-۵۰)	۳/۱۰	۵۹/۸۶	۳۲/۵۳	۱۲/۸۷	۳۹/۵۶
	(۱۰۰-۷۵)	۲/۲۶	۵۷/۴۸	۳۲/۴۱	۱۴/۰۱	۴۳/۲۲
	(۱۲۵-۱۰۰)	۰/۰۰	۶۳/۲۶	۲۹/۲۷	۱۹/۱۸	۶۵/۵۲
شن	(۲۵-۰)	۰/۰۰	۴۰/۸۰	۱۶/۸۰	۶/۶۹	۳۹/۸۲
	(۵۰-۲۵)	۰/۹۳	۵۸/۳۷	۱۷/۳	۸/۰۱	۴۶/۳۳
	(۷۵-۵۰)	۱/۱۵	۷۲/۴۰	۱۹/۱۵	۱۱/۹۸	۶۲/۵۵
	(۱۰۰-۷۵)	۰/۶۷	۸۴/۴۳	۱۷/۹۶	۱۰/۴۳	۵۸/۰۷
	(۱۲۵-۱۰۰)	۰/۰۰	۸۴/۴۳	۱۶/۴۱	۱۲/۰۵	۷۳/۴۴
سیلت	(۲۵-۰)	۰/۰۰	۷۳/۵۷	۴۸/۹۵	۱۱/۰۷	۲۲/۶۱
	(۵۰-۲۵)	۲۴/۸۴	۶۹/۸۹	۴۸/۵۶	۹/۷۱	۱۹/۸۳
	(۷۵-۵۰)	۱۹/۴۵	۸۳/۷۲	۴۸/۶۸	۱۱/۹۴	۲۴/۵۲
	(۱۰۰-۷۵)	۱۶/۵۱	۸۵/۸۶	۴۹/۶۵	۱۲/۶۳	۲۵/۴۳
	(۱۲۵-۱۰۰)	۰/۰۰	۸۲/۹۳	۴۳/۹۱	۱۹/۹۳	۴۵/۳۸



شکل ۴. کلاس‌های بافت خاک پیش‌بینی شده توسط توابع اسپیلیان برای اعماق (الف) ۰-۲۵، (ب) ۲۵-۵۰، (پ) ۵۰-۷۵، (ت) ۷۵-۱۰۰، و (ث) ۱۰۰-۱۲۵ سانتی‌متر

عملکرد پیش‌بینی

نتایج اعتبارسنجی الگوریتم یادگیری QRF در پیش‌بینی تغییرات مکانی اجزای بافت خاک در جدول ۵ ارائه شده است. میزان ضریب تبیین پنج عمق برای مقدار رس خاک، بین ۰/۱۲ تا ۰/۲۲، برای شن بین ۰/۰۷ تا ۰/۲۸، و برای سیلت بین ۰/۰۷ تا ۰/۳۰ متغیر بود. نتایج حاکی از ضریب تبیین ضعیف در منطقه مطالعاتی بود. در نقشه‌برداری رقومی خاک میزان تغییرات پارامترهای مورد بررسی و متغیرهای کمکی، تعیین‌کننده دقت پیش‌بینی می‌باشد. بخشی از این تغییرات ممکن است توسط الگوریتم‌های یادگیری ماشین قابل پیش‌بینی نباشد. Malone et al. (2009) اشاره کردند در نقشه‌برداری رقومی ضریب تبیین کمتر از ۰/۵ راجع است و مقادیر بالای ۰/۷ معمول نیست. Dharumarajan et al., (2020) در مطالعه خصوصیات خاک با روش QRF میزان ضریب تبیین را در پهنه‌بندی رقومی رس، سیلت، و شن به ترتیب ۰ تا ۰/۳۷، ۰/۲۹ تا ۰/۴۱، و ۰/۴۱ تا ۰/۴۹ گزارش کردند. Gastaldi et al., 2012 مقدار متوسط ضریب تبیین را برای نقشه‌برداری رقومی ضخامت خاک در پنج افق خاک ۰/۱۸ و CarvalhoJunior et al., 2011 برای نقشه‌برداری خصوصیات خاک با مدل‌های کریجینگ ۰/۲ گزارش کردند. Stoorvogel et al., (2009) برای تخمین کربن آلی خاک با تکنیک درخت طبقه‌بندی میزان ضریب تبیین را بین ۰/۰۸ تا ۰/۲۳ به دست آوردند. Zeraatpishe et al., 2019 میزان ضریب تبیین را در پهنه‌بندی رس خاک در منطقه بروجن استان چهارمحال بختیاری با استفاده از تکنیک‌های رگرسیون لجستیک چندگانه (MLR)، رگرسیون درختی (RT)، کیوبیست (Cubist) و جنگل تصادفی (RF) به ترتیب ۰/۰۵، ۰/۰۹، ۰/۱۰، و ۰/۱۵ گزارش کردند. Jena et al., (2023) در پهنه‌بندی رقومی بافت خاک در هند در عمق‌های مختلف با روش جنگل تصادفی ضریب تبیین را برای شن خاک بین ۰/۱۴ تا ۰/۳۰، برای سیلت بین ۰/۰۱ تا ۰/۲۸، و برای رس بین ۰/۰۴ تا ۰/۲۵ به دست آوردند.

در این مطالعه لایه‌های سطحی نسبت به لایه‌های عمقی دقت پیش‌بینی نسبتاً بهتری داشتند. این مسأله ناشی از ماهیت متغیرهای کمکی و ناتوانی آن‌ها در گرفتن تغییرات زیر سطحی می‌باشد. بیشتر متغیرهای کمکی استفاده شده مربوط به خاک سطحی بوده و خصوصیات سطحی خاک را منعکس می‌کنند. همچنین از آن‌جا که رطوبت خاک روی انعکاس طیفی تأثیر مستقیم دارد خشکی خاک می‌تواند بر عمق موثر اندازه‌گیری شده توسط داده‌های سنجش از دور تأثیر بگذارد (Ge et al., 2022). همین‌طور جابجایی خاک توسط فرآیندهایی مثل برهمزدگی زیستی^۱ و شار آب^۲ می‌تواند منجر به از دست رفتن داده‌های کمکی در عمق شود (Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2020). این یافته با نتایج Malone et al. (2009); Kempen et al. (2011); Minasny et al. (2013); Taghizadeh-Mehrjardi et al. (2020)،

1. Bioturbation
 2. Water flux

کردند افزایش عمق خاک دقت نقشه‌برداری سه‌بعدی خاک را کاهش می‌دهد مطابقت داشت و نشان می‌دهد که هنوز کار روی بهبود دقت مدل برای پیش‌بینی اجزای بافت در عمق وجود دارد.

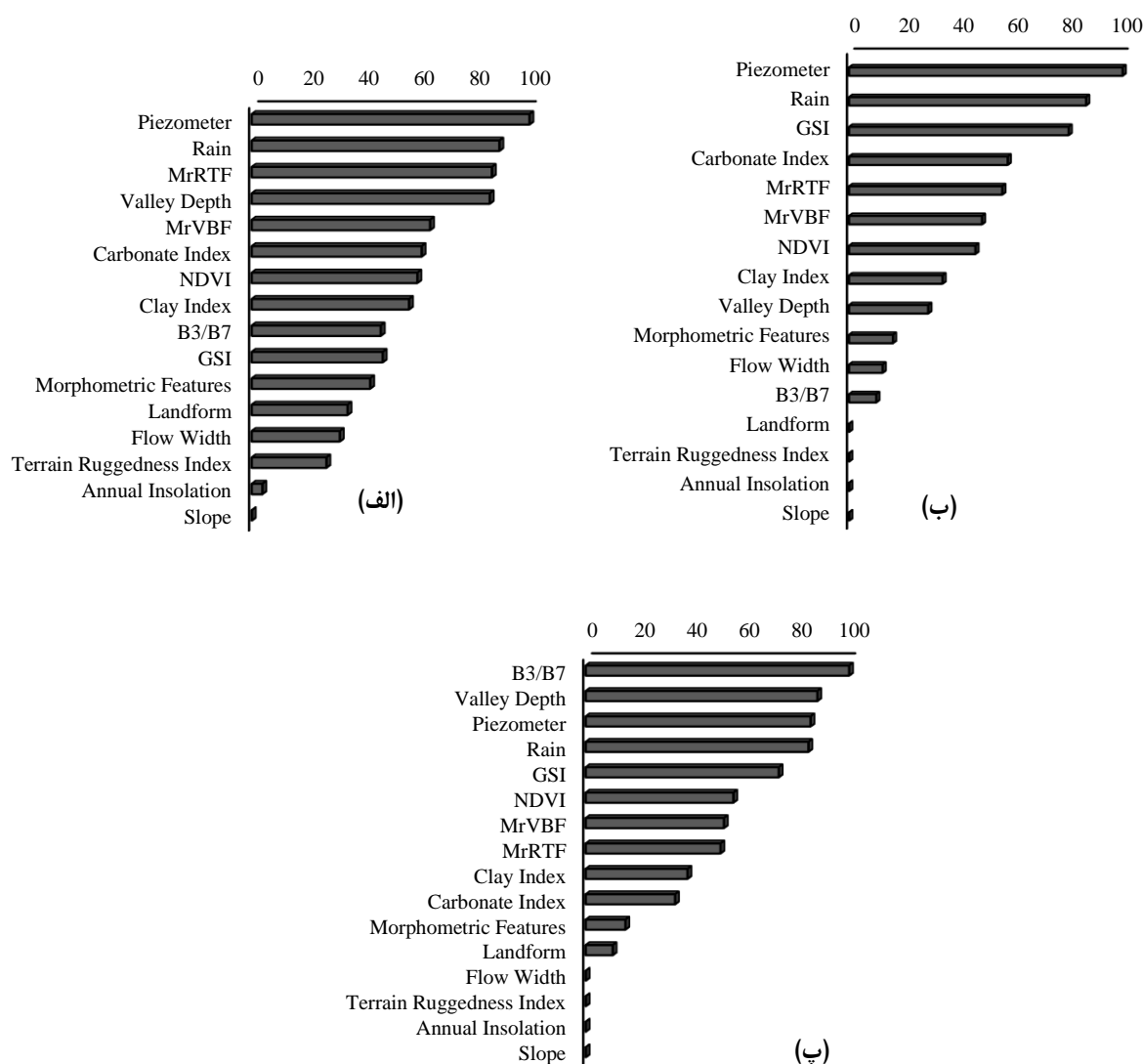
جدول ۵. نتایج اعتبارسنجی مدل پیش‌بینی کننده اجزای بافت خاک

مدل جنگل رگرسیون چندکی QRF				اجزای بافت خاک
ضریب تبیین R ²	ریشه میانگین مربعات خطا RMSE	قدر مطلق میانگین خطا MAE	عمق (سانتی‌متر)	%
۰/۲۲	۹/۵۳	۷/۸۹	(۲۵-۰)	رس
۰/۱۶	۱۰/۶۷	۸/۳۶	(۵۰-۲۵)	
۰/۱۲	۱۳/۰۹	۱۱/۰۰	(۷۵-۵۰)	
۰/۱۱	۱۴/۴۱	۱۲/۲۴	(۱۰۰-۷۵)	
۰/۱۲	۲۰/۶۷	۱۷/۳۵	(۱۲۵-۱۰۰)	
۰/۲۸	۱۱/۱۰	۷/۲۳	(۲۵-۰)	شن
۰/۲۱	۱۰/۷۰	۷/۰۶	(۵۰-۲۵)	
۰/۱۰	۱۱/۴۹	۷/۹۱	(۷۵-۵۰)	
۰/۱۱	۱۰/۰۸	۷/۳۳	(۱۰۰-۷۵)	
۰/۰۷	۱۱/۶۹	۹/۰۶	(۱۲۵-۱۰۰)	
۰/۳۰	۱۱/۲۰	۷/۵۱	(۲۵-۰)	سیلت
۰/۲۰	۱۰/۸۹	۸/۷۲	(۵۰-۲۵)	
۰/۱۴	۱۰/۸۸	۸/۴۳	(۷۵-۵۰)	
۰/۱۲	۱۲/۷۰	۱۰/۵۸	(۱۰۰-۷۵)	
۰/۰۷	۲۱/۰۸	۱۶/۴۷	(۱۲۵-۱۰۰)	

اهمیت متغیرهای پیش‌بینی کننده بافت خاک

نتایج اهمیت نسبی متغیرهای محیطی برای پیش‌بینی درصد شن، رس، و سیلت برای عمق ۰ تا ۲۵ سانتی‌متر در شکل ۵ نشان داده شده است. نتایج نشان داد برخی متغیرهای کمکی توانایی بیشتری در پیش‌بینی درصد اجزای بافت خاک داشتند. میزان مشارکت متغیرهای کمکی پیش‌بینی کننده اجزای بافت خاک برای هر جزء و در اعماق مختلف متفاوت بود. در پیش‌بینی درصد رس خاک سطحی، پیژومتر، بارندگی، و GSI مهمترین متغیرها بودند. در پیش‌بینی درصد سیلت خاک سطحی پیژومتر، بارندگی، MrRTF، و عمق دره به ترتیب مهمترین متغیرها بودند. در پیش‌بینی درصد شن خاک سطحی B3/B7، عمق دره، پیژومتر و بارندگی مهمترین فاکتورهای پیش‌بینی کننده بودند. (Akpa et al., 2014) در تحقیقی روی اجزای بافت خاک در نیجریه نشان دادند که اطلاعات اقلیمی شامل بارندگی و درجه حرارت، پارامترهای گیاهی و باندهای ماهواره لندست روی دقت مدل‌سازی اهمیت داشتند و اهمیت نسبی آن‌ها با عمق و برای هر جزء متفاوت بود. (Greve et al., 2012) در مطالعه‌ای در دانمارک به نقش بارندگی در افزایش دقت مدل‌های پیش‌بینی کننده رس و سیلت خاک اشاره کردند. (Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2020) نشان دادند داده‌های کمکی اقلیمی شامل میانگین بارندگی سالانه و خشکی جهانی عوامل مهمی در پیش‌بینی محتوای رس خاک در لایه سطحی بودند. همچنین (Hengl et al., 2007) به نقش قابل توجه داده‌های اقلیمی در توصیف تغییرات مکانی بافت خاک در ایران اشاره کردند. مطالعات دیگری نیز به نقش پارامترهای زمین‌نما در برآورد ویژگی‌های خاک مخصوصاً اجزای بافت خاک اشاره کردند (Moore et al., 1993; Thompson et al., 2012; Greve et al., 2012). دلیل ارتباط متغیرهای مشتق شده از DEM و اجزای بافت خاک می‌تواند مرتبط با تأثیر آنها بر حرکت عمودی و جانبی ذرات خاک از طریق فرسایش و رسوب باشد (Akpa et al., 2014). با توجه به شیب کم منطقه مورد مطالعه (کمتر از ۵ درصد) و در نتیجه تغییرپذیری کم متغیرهای مستخرج از DEM، سایر پارامترهای زمین‌نما تأثیر کمتری در پیش‌بینی اجزای بافت خاک مخصوصاً در لایه‌های سطحی داشتند. (Florinsky et al., 2002) نشان دادند در مناطقی با شیب کم مثل دشت‌ها، پارامترهای زمین‌نما همبستگی زیادی با خصوصیات خاک ندارند و نمی‌توانند عامل اصلی کنترل کننده تغییرات ویژگی‌های خاک در این مناطق باشند. تأثیر چشمگیر شاخص GSI در پیش‌بینی رس و شن خاک با نتایج (Mitran et al., 2019; Xiao et al., 2006; Khosravi et al., 2021) مطابقت داشت. در تمامی عمق‌ها، بارندگی و عمق آب زیرزمینی

فاکتور مهمی در پیش‌بینی اجزای بافت خاک با میزان مشارکت متغیر بودند. در پیش‌بینی رس و سیلت خاک سطحی، پیژومتر در رتبه اول اهمیت قرار گرفت در حالی که در پیش‌بینی میزان شن رتبه سوم را داشت. (Renmin et al. (2016) نشان دادند میزان آب خاک با افزایش میزان رس و سیلت افزایش می‌یابد اما با افزایش میزان شن کاهش می‌یابد. احمدی و همکاران ۱۳۹۴ نشان دادند بین پارامترهای شن و رس با عمق آب زیرزمینی همبستگی معناداری وجود داشت و تنها شدت و جهت همبستگی متفاوت بود. همچنین Chamizo et al., 2013 اشاره کردند توزیع اندازه ذرات خاک می‌تواند بر محتوای آب خاک از نظر حرکت و نگهداری آن تاثیر بگذارد. (Di Fusco et al. (2018) and Renmin et al. (2016) نشان دادند بافت‌های مختلف خاک می‌تواند اثرات قابل توجهی بر محتوای آب خاک داشته باشد. با افزایش عمق قدرت متغیرهای سنجش از دور در پیش‌بینی اجزای بافت خاک کاهش یافت. به طور کلی پیژومتری، بارندگی، B3/B7، شاخص عمق دره، MrRTF و GSI مهمترین فاکتورهای کنترل‌کننده اجزای بافت خاک در تحقیق حاضر بودند.



شکل ۵. اهمیت متغیرهای منتخب با روش PCA در پیش‌بینی سیلت (الف)، رس (ب)، و شن (پ) در عمق ۰ تا ۲۵ سانتی‌متر

نقشه توزیع مکانی اجزای بافت خاک در عمق‌های مختلف

جدول ۶ همبستگی پیرسون را میان اجزای بافت خاک در عمق‌های مختلف نشان می‌دهد. نقشه توزیع مکانی اجزای بافت خاک شامل رس، شن، و سیلت در عمق‌های مختلف در شکل ۶ نشان داده شده است. نتایج اهمیت نسبی متغیرها (شکل ۵- الف و ب) نشان داد توزیع سیلت و رس بیشتر متاثر از فاکتورهای بارندگی و عمق آب زیرزمینی (پیژومتر) می‌باشد. بر اساس نقشه توزیع مکانی بیشترین میزان رس در قسمت‌های جنوبی و بخش‌هایی پراکنده در شمال منطقه مورد مطالعه وجود دارد. در توجیه این مسأله می‌توان گفت مواد مادری خاکهای منطقه مطالعاتی لسی هستند و سیلت فراوانی دارند (Khormali and Kehl. 2011; Khormali et al., 2012). خاک‌هایی با مواد مادری

لسی در تشکیل نوع خاک ناشی از تأثیر اقلیم نقش بارزی دارند. در جنوب منطقه مطالعاتی بارندگی بیشتر منجر به هوادیدگی بیشتر سیلت و افزایش مقدار رس شده است. در واقع با تغییر رژیم رطوبتی از اریدیک در قسمت‌های شمالی به زیریک در قسمت‌های جنوبی بافت خاک ریزتر می‌شود (لیاقت و خرمالی، ۲۰۰۹). همچنین در این منطقه بارندگی منجر به انتقال رس از افق سطحی به افق زیرسطحی تکامل یافته تا عمق تقریبی ۱۰۰ سانتی‌متر شده است. رس‌های موجود در مناطق پست شمال منطقه مطالعاتی ناشی از تجمع رسوبات ریزبافت اترک و گرگان‌رود و رسوبات با بستر دریایی می‌باشد که منجر به ایجاد لایه‌های غیرقابل نفوذ رسی شده است. فاکتور پیرومتری در بخش شمالی منطقه متأثر از لایه‌های غیرقابل نفوذ رسی ذکر شده می‌باشد که علیرغم خشک بودن منطقه بعد از بارندگی آب ایستابی روی لایه غیرقابل نفوذ تشکیل می‌شود. اما فاکتور پیرومتری در جنوب منطقه مطالعاتی عمق آب زیرزمینی را نشان می‌دهد که الگوی پراکنش مکانی آن با الگوی پراکنش مکانی رس در جنوب مطابقت داشت. همان‌طور که انتظار می‌رفت نواحی میانی منطقه مطالعاتی بر اساس نقشه توزیع مکانی حداکثر میزان سیلت را داشت و این روند در هر پنج عمق تقریباً مشابه بود. وجود دشت سیلابی و دشت رسوبی گرگان‌رود گواهی بر میزان سیلت بیشتر در این منطقه است. دلیل افزایش میزان سیلت در عمق ۱۰۰ تا ۱۲۵ سانتی‌متری مواد مادری لسی و نبود شرایط مناسب برای تکامل خاک می‌باشد. روند توزیع مکانی شن در پنج عمق متفاوت بود به طوری که در عمق اول نواحی شمال غربی منطقه بیشترین میزان شن را داشت و در عمق دوم تا پنجم به سمت جنوب منطقه مورد مطالعه میزان شن افزایش داشت. این مناطق احتمالاً دارای تمرکز قابل توجهی است از شن می‌باشد، زیرا در طول دوره‌های بارانی، شن به سرعت از حالت تعلیق خارج می‌شود. بر اساس نتایج اهمیت نسبی متغیرها (شکل ۵-ب) پراکنش شن بیشتر متأثر از دو فاکتور محیطی عمق دره و B3/B7 بود که الگوی تغییرات مکانی این دو شاخص محیطی (شکل ۳. ب و ت) با پراکنش مکانی شن تا عمق ۵۰ سانتی‌متر همخوانی دارد. با توجه به اینکه بخش زیادی از منطقه از رسوبات آبرفتی تشکیل شده است، توالی فرآیندهای فرسایش و رسوب منجر به توزیع نامنظم اجزای بافت خاک به‌ویژه شن و سیلت از سطح به عمق گردیده است.

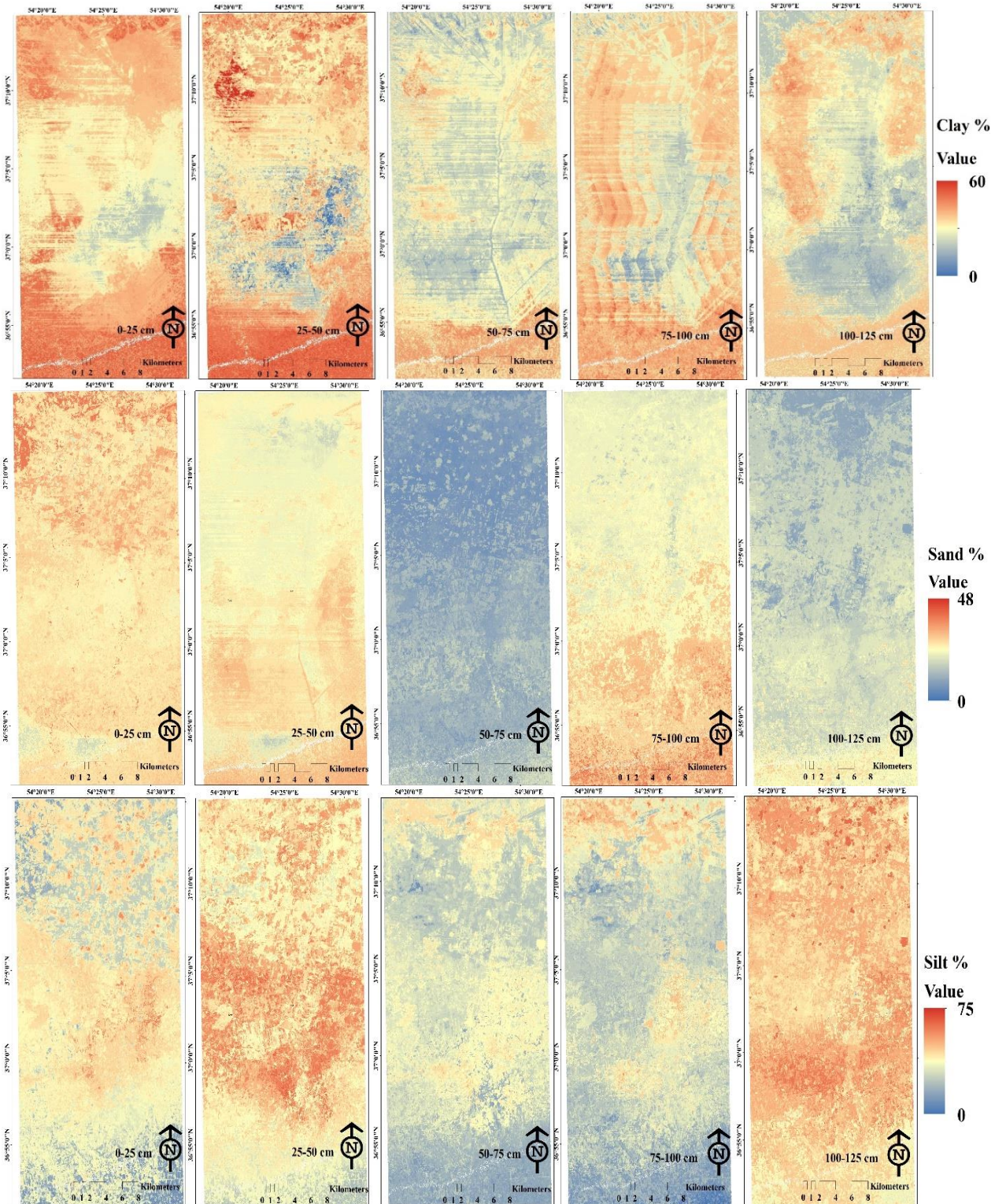
جدول ۶. همبستگی پیرسون بین اجزای بافت خاک در عمق‌های مختلف

	Clay 1	Clay 2	Clay 3	Clay 4	Clay 5	Sand 1	Sand 2	Sand 3	Sand 4	Sand 5	Silt 1	Silt 2	Silt 3	Silt 4	Silt 5
Clay 1	۱	-.۴۲**	-.۳۳**	-.۳۹**	-.۳۴**	-.۲۰*	-.۰۸	-.۱۷	-.۱۸	-.۰۲	./۵۲**	-.۰۴**	-.۰۱۹*	-.۰۲۸**	-.۰۸
Clay 2	./۴۳**	۱	-.۰۷۹**	./۴۸**	./۲۴**	-.۰۳۳**	-.۰۴۸**	-.۰۵۴**	-.۰۳۵**	-.۰۲۰*	-.۰۲۸**	-.۰۶۸**	-.۰۳۳**	-.۰۲۶**	-.۰۲۹**
Clay 3	./۳۴**	./۰۷۹**	۱	./۰۷۳*	./۰۳۴**	./۰۲۴*	-.۰۴۱**	-.۰۵۴**	-.۰۴۰**	-.۰۲۳*	-.۰۲۷**	-.۰۵۵**	-.۰۵۴**	-.۰۴۸**	-.۰۳۳**
Clay 4	./۰۳۹**	./۰۴۸**	./۰۷۳*	۱	./۰۷۰**	-.۰۲۶**	-.۰۲۸**	-.۰۳۸**	-.۰۴۸**	-.۰۳۸**	-.۰۲۷**	-.۰۳۲**	-.۰۴۱**	-.۰۶۹**	-.۰۳۷**
Clay 5	./۰۳۴**	./۰۲۴**	./۰۳۴**	./۰۷۰**	۱	-.۰۱۷	-.۰۲۱*	-.۰۲۰*	-.۰۲۵**	-.۰۱۳	-.۰۱۲	-.۰۱۴	-.۰۱۸	-.۰۵۶**	-.۰۱۰
Sand 1	-.۰۲۰*	-.۰۳۴**	-.۰۲۴*	-.۰۲۶**	-.۰۱۷	۱	./۰۵۸**	./۰۴۲**	./۰۴۲**	./۰۳۹**	-.۰۱۶	-.۰۰۹	-.۰۱۶	-.۰۰۵	./۰۰۷
Sand 2	-.۰۰۸	-.۰۴۸**	-.۰۴۱**	-.۰۲۸**	-.۰۱۲*	./۰۵۸**	۱	./۰۷۸**	./۰۵۷**	./۰۴۰**	-.۰۲۴*	-.۰۲۸**	-.۰۳۵**	-.۰۱۷	-.۰۱۰
Sand 3	-.۰۱۷	-.۰۵۴**	-.۰۵۴**	-.۰۳۸**	-.۰۲۰*	./۰۴۲**	./۰۷۸**	۱	./۰۷۴**	./۰۳۵**	-.۰۰۷	-.۰۰۶	-.۰۴۱**	-.۰۱۸	-.۰۰۴
Sand 4	-.۰۱۸	-.۰۳۵**	-.۰۰۴**	-.۰۴۸**	-.۰۲۵**	./۰۴۲**	./۰۵۷**	./۰۷۴**	۱	./۰۷۶**	-.۰۰۳	-.۰۱۰	-.۰۳۱**	-.۰۲۶**	./۰۰
Sand 5	-.۰۲۱	-.۰۲۰*	-.۰۲۳*	-.۰۳۸**	-.۰۱۳	./۰۳۹**	./۰۴۰**	./۰۳۵**	./۰۷۶**	۱	-.۰۰۷	-.۰۱۳	-.۰۱۰	-.۰۱۷	./۰۲۰**
Silt 1	-.۰۵۲**	-.۰۲۸**	-.۰۲۷**	-.۰۲۷**	-.۰۱۲	-.۰۱۶	-.۰۲۴*	-.۰۰۷	-.۰۰۳	-.۰۰۷	۱	./۰۵۰**	./۰۳۷**	./۰۳۳**	./۰۲۴*
Silt 2	-.۰۰۴**	-.۰۰۶۸**	-.۰۵۵**	-.۰۳۳**	-.۰۱۴	-.۰۰۹	-.۰۲۸**	-.۰۰۶	-.۰۱۰	-.۰۱۳	-.۰۵۰**	۱	./۰۶۵**	./۰۴۱**	./۰۴۱**
Silt 3	-.۰۰۱۹*	-.۰۰۳۳**	-.۰۵۴**	-.۰۴۱**	-.۰۱۸	-.۰۱۶	-.۰۳۵**	-.۰۴۱**	-.۰۳۱**	-.۰۱۰	./۰۳۷**	./۰۶۵**	۱	./۰۷۰**	./۰۳۹**
Silt 4	-.۰۰۲۸**	-.۰۰۲۶**	-.۰۴۸**	-.۰۶۹**	-.۰۵۶**	-.۰۰۵	-.۰۱۷	-.۰۱۸	-.۰۲۶**	-.۰۱۷	./۰۳۳**	./۰۴۱**	./۰۷۰**	۱	./۰۳۹**
Silt 5	-.۰۰۸	-.۰۰۲۹**	-.۰۰۳۲**	-.۰۰۳۷**	-.۰۱۰	./۰۰۷	-.۰۱۰	-.۰۱۰	-.۰۰۴	./۰۰	./۰۲۰*	./۰۲۴*	./۰۴۱**	./۰۳۹**	۱

1,2,3,4,5 are depths of (0-25, 25-50, 50-75, 75-100, and 100-125 cm) respectively.

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed)

* . Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed)



شکل ۶. نقشه توزیع مکانی اجزای بافت خاک در عمق ۰-۲۵، ۲۵-۵۰، ۵۰-۷۵، ۷۵-۱۰۰، و ۱۰۰-۱۲۵ سانتی متر توسط مدل یادگیری جنگل رگرسیونی چندکی (QRF)

نتیجه گیری

در این مطالعه برای درک عملکرد مدل جنگل رگرسیونی چندکی برای نقشه برداری اجزای بافت خاک از مجموعه داده های کمکی نسبتاً متنوعی شامل متغیرهای مشتق شده از DEM، شاخص های سنجش از دور و نقشه های بارندگی و پیژومتری استفاده شده است. مقادیر شن، رس، و سیلت تا حد زیادی متاثر از پارامترهای بارندگی و عمق آب زیرزمینی در منطقه مطالعاتی بودند. علیرغم میزان مشارکت متفاوت متغیرهای کمکی در عمق های مختلف، پیژومتر، بارندگی، MrRTF، GSI، B3/B7 و شاخص عمق دره مهمترین فاکتورهای پیش بینی

کننده توزیع اجزای بافت خاک بودند و کاربرد آن‌ها در مطالعات آتی نقشه‌برداری اجزای بافت خاک در استان گلستان توصیه می‌شود. کیفیت برآورد مدل جنگل رگرسونی چندکی در این مطالعه ضعیف و دقت پیش‌بینی در عمق‌های بالایی نسبت به عمق‌های پایین‌تر نسبتاً بهتر بود. لازم به ذکر است که دقت پیش‌بینی‌ها در مطالعات DSM متأثر از ناهمگونی مکانی، پیچیدگی شرایط منظر و کیفیت داده‌ها می‌باشد. بنابراین این آمار تنها می‌تواند یک تخمین کیفی از دقت پیش‌بینی ارائه دهد. از طرفی استفاده از مجموعه داده با فواصل زیاد نمونه‌برداری برای تهیه نقشه‌های رقومی ویژگی‌های خاک در مقیاس منطقه‌ای، تنها بخش کوچکی از تغییرپذیری ویژگی‌های خاک در محدوده مورد مطالعه را نشان می‌دهد و می‌تواند در عملکرد روش‌های ارزیابی شده نقش داشته باشند. علاوه بر این، وضوح و دقت DEM ممکن است در این نتیجه مؤثر بوده باشد. ویژگی‌های اصلی تحقیق حاضر نسبت به نتایج به‌دست‌آمده، به احتمال زیاد، به ترتیب اهمیت، منطقه تحت پوشش، تراکم و توزیع نمونه، کمیت و کیفیت متغیرهای محیطی مورد استفاده، دقت DEM و روش انتخاب شده است. پیشنهاد می‌شود برای دستیابی به پیشرفت در نقشه‌برداری رقومی خاک در مقیاس منطقه‌ای، جنبه‌های دیگر مانند نقشه‌های قدیمی خاک، تعداد نمونه‌های خاک و متغیرهای کمکی برای توضیح توزیع ویژگی‌های خاک ارزیابی بیشتری شوند.

"هیچ‌گونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد"

منابع

- احمدی، مجید؛ مروتی، ابوالفضل؛ نوجوان، محمدرضا؛ قاسمی، اصغر (۱۳۹۴). بررسی رابطه بافت خاک با پوشش گیاهی و عمق سفره آب زیرزمینی در سطوح مختلف ژئومرفیک منطقه کویری چاه افضل در استان یزد. سومین همایش کشاورزی و منابع طبیعی پایدار، ۱-۸.
- امیریان چکان، علیرضا؛ تقی زاده مهرجردی، روح‌الله؛ سرمیدان، فریدون؛ حیدری، احمد (۱۳۹۶). تهیه نقشه‌های سه‌بعدی اندازه ذرات نهایی سازنده خاک (بافت خاک) با استفاده از معادلات عمق و شبکه‌های عصبی مصنوعی. تحقیقات آب و خاک ایران، ۴۸ (۱)، ۱۱۳-۱۲۳.
- صحرايي، نسيم؛ لندي، احمد؛ حجتی، سعید (۱۴۰۱). نقشه‌برداری رقومی اجزای بافت خاک در بخشی از اراضی دشت خوزستان با استفاده از برخی مدل‌های یادگیری ماشین. تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۳ (۱۰)، ۲۲۶۱-۲۲۷۶.
- لیاقت، مونا؛ خرمالی، فرهاد (۱۳۹۰). میکرومورفولوژی تکامل برخی خاک‌های لسی غرب استان گلستان در یک توالی اقلیم-توپوگرافی-پوشش گیاهی. پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، ۱۸ (۱)، ۱-۳۱.
- موسوی، روح‌الله؛ سرمیدان، فریدون؛ رحمانی، اصغر (۱۳۹۸). مدل‌سازی و پیش‌بینی مکانی کلاس خاک با استفاده از الگوریتم یادگیری رگرسیون درختی توسعه یافته و جنگل‌های تصادفی در بخشی از اراضی دشت قزوین. تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۰ (۱۰)، ۲۵۲۵-۲۵۳۸.

REFERENCES

- Ahmadi, M., Marvati, A., Nojavan, M. R., & Ghasemi, A. (2015). Investigating the relationship between soil texture, vegetation, and groundwater table depth in different geomorphic levels of the Chah Afzal desert area in Yazd province. *The third Sustainable Agriculture and Natural Resources Conference*. 1-8. (In Persian)
- Akpa, S.I., Odeh, I.O., Bishop, T.F., & Hartemink, A.E. (2014). Digital mapping of soil particle-size fractions for Nigeria. *Soil Science Society of America Journal*, 78(6), 1953-1966.
- Amirian Chekan, A., Taghizadeh Mehrjerdi, R., Sarmadian, F., & Heidary, A. (2017). Three-dimensional mapping of soil texture using spline depth functions and artificial neural networks. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 48(1), 113-123. (In Persian)
- Bishop, T.F.A., McBratney, A.B. & Laslett, G.M. (1999). Modelling soil attribute depth functions with equal-area quadratic smoothing splines. *Geoderma*, 91(1-2), 27-45.
- Carvalho Junior, W.D., Chagas, C.D.S., Fernandes Filho, E.I., Vieira, C.A.O., Schaefer, C.E.G., Bhering, S.B. & Francelino, M.R. (2011). Digital soilscape mapping of tropical hillslope areas by neural networks. *Scientia Agricola*, 68, 691-696.
- Chamizo, S., Canton, Y., Lázaro, R., & Domingo, F. (2013). The role of biological soil crusts in soil moisture dynamics in two semiarid ecosystems with contrasting soil textures. *Journal of Hydrology*, 489, 74-84.
- Dharumarajan, S., Kalaiselvi, B., Suputhra, A., Lalitha, M., Hegde, R., Singh, S.K. & Lagacherie, P. (2020). Digital soil mapping of key GlobalSoilMap properties in Northern Karnataka Plateau. *Geoderma Regional*, 20, e00250.
- Di Fusco, E., Lauriola, I., Verdone, R., Di Federico, V., & Ciriello, V. (2018). Impact of uncertainty in soil texture parameters on estimation of soil moisture through radio waves transmission. *Advances in Water*



- Resources, 122, 131-138.
- Florinsky, I.V., Eilers, R.G., Manning, G.R., Fuller, L.G. (2002). Prediction of soil properties by digital terrain modelling. *Environmental Modelling & Software*, 17, 295-311.
- Gastaldi, G., Minasny, B. & McBratney, A.B. (2012). Mapping the occurrence and thickness of soil horizons within soil profiles. In *Digital soil assessments and beyond* (pp. 145-148). CRC Press/Balkema London.
- Ge, X., Ding, J., Teng, D., Wang, J., Huo, T., Jin, X., Wang, J., He, B., & Han, L. (2022). Updated soil salinity with fine spatial resolution and high accuracy: The synergy of Sentinel-2 MSI, environmental covariates and hybrid machine learning approaches. *Catena*, 212, 106054.
- Greve, M.H., Kheir, R.B., Greve, M.B., & Bøcher, P.K. (2012). Using digital elevation models as an environmental predictor for soil clay contents. *Soil Science Society of America Journal*, 76(6), 2116-2127.
- Hengl, T., Heuvelink, G.B., Rossiter, D.G. (2007). About regression-kriging: from equations to case studies. *Computers and Geosciences* 33, 1301-1315.
- Hengl, T., Mendes de Jesus, J., Heuvelink, G.B., Ruiperez Gonzalez, M., Kilibarda, M., Blagotić, A., Shangguan, W., Wright, M.N., Geng, X., Bauer-Marschallinger, B., & Guevara, M.A. (2017). SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. *PLoS one*, 12(2), e0169748.
- Jena, R.K., Moharana, P.C., Dharumarajan, S., Sharma, G.K., Ray, P., Deb Roy, P., Ghosh, D., Das, B., Alsuhaibani, A.M., Gaber, A., & Hossain, A. (2023). Spatial Prediction of Soil Particle-Size Fractions Using Digital Soil Mapping in the North Eastern Region of India. *Land*, 12(7), 1295.
- Kempen, B., Brus, D.J., & Stoorvogel, J.J. (2011). Three-dimensional mapping of soil organic matter content using soil type-specific depth functions. *Geoderma*, 162(1-2), 107-123.
- Khormali, F., & Kehl, M. 2011. Micromorphology and development of loess-derived surface and buried soils along a precipitation gradient in northern Iran. *Quaternary International*, 234,109-123.
- Khormali, F., Ghergherechi, S., Kehl, M., & Ayoubi, S. (2012). Soil formation in loess derived soils along a subhumid to humid climate gradient, Northeastern Iran. *Geoderma*, 179/180, 113-122.
- Khosravi, A., 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.
- Lagacherie, P., & McBratney, A.B. (2006). Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping. *Developments in soil science*, 31, 3-22.
- Liaghat, M., & Khormali, F. (2011). Micromorphology of development of some loess-derived soils of western Golestan province along a climo-topo-biosequence. *J Soil Water Conserv*, 18(1), 1-31. (In Persian).
- Liu, F., Zhang, G., Sun, Y., Zhao, Y., Li, D. (2013). Mapping the three-dimensional distribution of soil organic matter across a subtropical hilly landscape. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 77, 1241-1253.
- Liu, F., Zhang, G.L., Song, X., Li, D., Zhao, Y., Yang, J., Wu, H., & Yang, F. (2020). High-resolution and three-dimensional mapping of soil texture of China. *Geoderma*, 361, 114061.
- Malone, B. P., McBratney, A. B., Minasny, B., & Laslett, G.M. (2009). Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma*, 154(1-2), 138-152.
- McBratney, A. B., Mendonça Santos, M.L., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117:3-52. doi:10.1016/S0016-7061(03)00223-4
- Meinshausen, N., Ridgeway, G. (2006). Quantile regression forests. *Journal of machine learning research*. 7(6).
- Minasny, B. & McBratney, A. B. (2006). A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. *Computers & geosciences*, 32(9), 1378-1388.
- Minasny, B., McBratney, A. B., Malone, B.P., Wheeler, I. (2013). Digital mapping of soil carbon. *Adv. Agro*, 118: 1-47.
- 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.
- Momtaz, H.R., Jafarzadeh, A. A., Torabi, H., Oustan, S., Samadi, A., Davatgar, N., & Gilkes, R.J. (2009). An assessment of the variation in soil properties within and between landform in the Amol region, Iran. *Geoderma*, 149 (1-2), 10-18.
- Moore, I.D., Gessler, P.E., Nielsen, G.A., & Peterson, G.A. (1993). Soil attribute prediction using terrain analysis. *Soil Science Society of America Journal*, 57 (2): 443-452.
- Mousavi, S. R., Sarmadian, F., & Rahmani, A. (2020). Modeling and Prediction of Soil Classes Using Boosting

- Regression Tree and Random Forests Machine Learning Algorithms in Some Part of Qazvin Plain. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 50 (10), 2525-2538. (In Persian).
- Nussbaum, M., Spiess, K., Baltensweiler, A., Grob, U., Keller, A., Greiner, L., Schaepman, M.E. and Papritz, A., (2018). Evaluation of digital soil mapping approaches with large sets of environmental covariates. *Soil*, 4(1), 1-22.
- Pahlavan-Rad, M.R., & Akbarimoghaddam, A. (2018). Spatial variability of soil texture fractions and pH in a flood plain (case study from eastern Iran). *Catena*, 160, 275-281.
- Pahlavan-Rad, M.R., Toomanian, N., Khormali, F., Brungard, C.W., Bayram Komaki, C., & Bogaert, P. 2014. Updating soil survey maps using random forest and conditioned Latin hypercube sampling in the loess derived soils of northern Iran. *Geoderma*, 232(97): 232.
- Ponce-Hernandez, R., Marriott, F.H.C., & Beckett, P.H.T. (1986). An improved method for reconstructing a soil profile from analyses of a small number of samples. *Journal of Soil Science*, 37 (3), 455-467.
- Reddy, N.N., & Das, B.S. (2023). Digital soil mapping of key secondary soil properties using pedotransfer functions and Indian legacy soil data. *Geoderma*, 429, 116265.
- Renmin, Y. A. N. G., Feng, L. I. U., Zhang, G., Yuguo, Z. H. A. O., Decheng, L. I., Jinling, Y. A. N. G., Fei, Y.A. N. G., & Fan, Y. A. N. G., (2016). Mapping soil texture based on field soil moisture observations at a high temporal resolution in an oasis agricultural area. *Pedosphere*, 26(5), 699-708.
- Rentschler, T., Gries, P., Behrens, T., Bruelheide, H., Kühn, P., Seitz, S., Shi, X., Trogisch, S., Scholten, T., & Schmidt, K. (2019). Comparison of catchment scale 3D and 2.5 D modelling of soil organic carbon stocks in Jiangxi Province, *PR China. Plos one*, 14(8), e0220881.
- Rezaei, M., Mousavi, S.R., Rahmani, A., Zeraatpisheh, M., Rahmati, M., Pakparvar, M., Mahjenabadi, V.A.J., Seuntjens, P. & Cornelis, W., (2023). Incorporating machine learning models and remote sensing to assess the spatial distribution of saturated hydraulic conductivity in a light-textured soil. *Computers and Electronics in Agriculture*, 209, 107821.
- Roozitalab, M.H., Toomanian, N., Ghasemi Dehkordi, V.R., & Khormali, F. (2018). Major soils, properties, and classification. The soils of Iran, 93-147.
- Sahraee, N., Landi, A., & Hojati, S. (2022) Digital mapping of soil texture components in part of Khuzestan plain lands using machine learning models. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 53 (10), 2261-2276. (In Persian)
- Stoorvogel, J.J., Kempen, B., Heuvelink, G.B.M., & De Bruin, S. (2009). Implementation and evaluation of existing knowledge for digital soil mapping in Senegal. *Geoderma*, 149(1-2), 161-170.
- Sulaeman, Y., Minasny, B., McBratney, A.B., Sarwani, M., & Sutandi, A., 2013. Harmonizing legacy soil data for digital soil mapping in Indonesia. *Geoderma*, 192, 77-85.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Mahdianpari, M., Mohammadimanesh, F., Behrens, T., Toomanian, N., Scholten, T., & Schmidt, K. (2020). Multi-task convolutional neural networks outperformed random forest for mapping soil particle size fractions in central Iran. *Geoderma*, 376, 114552.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Minasny, B., Sarmadian, F., & Malone, B. P. (2014). Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. *Geoderma*, 213, 15-28.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., Kerry, R. (2016). Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. *Geoderma*, 266: 98-110.
- Thompson, J. A., Roecker, S., Grunwald, S., & Owens, P. R. (2012). Digital soil mapping: Interactions with and applications for hydrogeology. In: H. Lin (ed). *Hydrogeology*, 665-709. Amsterdam: Academic Press.
- Vaysse, K., Lagacherie, Ph. (2017). Using quantile regression forest to estimate uncertainty of digital soil mapping products. *Geoderma*, 291: 55-64.
- Wilding, L.P. (1985). Spatial variability: its documentation, accommodation and implication to soil surveys. In *Soil spatial variability, Las Vegas NV, 30 November-1 December 1984*, 166-194.
- Xiao, J., Shen, Y., Tateishi, R., & Bayaer, W. (2006). Development of topsoil grain size index for monitoring desertification in arid land using remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 27 (12), 2411-2422.
- Zeraatpisheh, M., Ayoubi, S., Jafari, A., Tajik, S., & Finke, P. (2019). Digital mapping of soil properties using multiple machine learning in a semi-arid region, central Iran. *Geoderma*, 338, 445-452.
- Zeraatpisheh, M., Jafari, A., Bodaghabadi, M.B., Ayoubi, S., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Toomanian, N., Kerry, R., & Xu, M., (2020). Conventional and digital soil mapping in Iran: Past, present, and future. *Catena*, 188, 104424.



Preparation of three-dimensional maps of soil particle size fractions by combining quantile regression forest algorithm and spline depth function in Golestan Province

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Soil texture, which includes three components of sand, clay, and silt, is one of the important physical characteristics of soil that strongly affects many other soil properties, such as water retention curve, fertility, drainage, organic carbon content, and porosity. Knowledge of the spatial variability of soil properties, including soil texture, is essential in precision agriculture because any change in the spatial distribution of physical and chemical soil properties causes changes in crop yield. Digital soil mapping (DSM) techniques apply the analysis of soil spatial relationships, terrain features, and remote sensing images to environmental modeling. Soil properties in general vary continuously with depth in a soil profile. Spline functions are very efficient in modeling soil attribute depth functions. Combining spline functions and digital mapping is a suitable approach for the 3D modeling soil properties. In recent years, many digital mapping studies have been conducted in Iran. However, to our knowledge, no study has been conducted on depth functions to investigate soil properties in Golestan Province. Therefore, this study aims to estimate soil texture components using the spline function at the target depths, spatial modeling of soil texture components with the quantitative regression forest model (QRF), and evaluate the contribution of environmental variables for modeling in a part of the north of Golestan Province.

Materials and Methods

The data from 105 profiles of the soil information bank of the University of Agricultural Sciences, which were collected between 2013 and 2015, were used in this research. Equal-area quadratic smoothing splines were used to describe the vertical variation of soil particle size fractions. The next step was to select the most useful of the 39 predictor ancillary variables to reduce the dimensionality and allow the QRF algorithm to operate more effectively. Here, principal component analysis (PCA) was used to rank the relevance of auxiliary variables. 15 auxiliary variables including rainfall, piezometry, carbonate index, clay index, B3/B7, NDVI, MrRTF, MrVBF, morphometric feature, landform, valley depth, flow width, surface wetness index, annual insolation, and slope were selected to predict soil texture components. Twenty-fold cross-validation was used to evaluate the performances of the QRF algorithm. To determine the accuracy of the model, three different criteria were used based on the coefficient of determination (R^2), mean absolute error (MAE), and root mean square error (RMSE).

Results and Discussion

The validation results of the QRF learning algorithm in predicting the spatial changes of soil texture components showed that the coefficient of determination for clay ranged from 0/12 to 0/22, sand from 0/07 to 0/28, and silt from 0/07 to 0/30. According to the findings, auxiliary variables contributed differently to predicting soil texture components at different depths. Based on the relative importance of the variables, the distribution of clay and silt was more affected by rainfall and groundwater depth. The higher rainfall in the southern part of the study area increased silt weathering and clay accumulation. In the northern lowlands of the study area, impermeable clay layers were formed due to the accumulation of fine-textured sediments from the Atrak and Gorganrud Rivers, which affected the piezometric factor. However, piezometric in the southern regions is a measure of the groundwater depth, and its spatial distribution pattern is consistent with the spatial distribution pattern of clay in the south. The maximum amount of silt in the study area was found in the middle regions, mainly due to the floodplain and sedimentary plain of the Gorganrud River. The distribution of sand was more influenced by the two environmental factors of valley depth and B3/B7. The pattern of spatial changes of these two indicators is in line with the spatial distribution of sand.

Conclusions

Based on the findings of this research, the amounts of clay, sand, and silt had a strong relationship with rainfall and groundwater levels in the study area. The quantile regression forest algorithm showed poor performance in predicting soil particle size in the study area. Data augmentation is effective in reducing uncertainty and enhancing model accuracy.

Keywords: Principal Component Analysis (PCA), Quantile Regression Forest (QRF), Soil Particle Size Fraction (PFS), Spline.