



تحقیقات آب و خاک ایران | دوره ۵۲ | شماره ۱۱ | بهمن ۱۴۰۰ (ص ۲۹۲۲-۲۹۱۱)

<https://dx.doi.org/10.22059/ijswr.2021.326329.669009>

(مقاله علمی - پژوهشی)

Using Soil Pedotransfer and Spectrotransfer Functions to Estimate Cation Exchange Capacity in Calcareous Soils, Fars Province

MONIREH MINA¹, MAHROOZ REZAEI^{*1}, ABDOLMAJID SAMENI¹, ALI AKBAR MOOSAVI¹, RASHID FALLAH SHAMSI²

1. Department of Soil Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Shiraz University, Shiraz, Iran.

2. Department of Natural Resources and Environmental Science, Faculty of Agriculture, Shiraz University, Shiraz, Iran.

(Received: June. 28, 2021- Revised: Oct. 19, 2021- Accepted: Nov. 6, 2021)

ABSTRACT

Cation exchange capacity (CEC) is one of the most important soil chemical properties that plays an important role in soil fertility. However, standard laboratory methods for measuring CEC are difficult, costly, and time-consuming. The aim of this study was to use new methods such as 1) Pedotransfer Functions (PTF) based on the basic soil properties using Multiple Linear Regression (MLR), 2) soil spectroscopy (Vis-NIR, 400 – 2500 nm) using Partial Least Squares Regression (PLSR), and Support Vector Regression (SVR), for estimating soil CEC. Also, from the regression coefficient analysis, key wavelengths were introduced. For this purpose, CEC was measured using the sodium acetate method for 72 soil samples collected, and spectral reflection of soil samples was determined using spectroscopy. These methods are made from a calibration set (70% of data) and evaluated with a validation set (30% of data). The results showed that Vis - NIR method performed better than PTF. In this study, wavelength ranges around 566, 854, 1354, 1418, 1906, 2071, 2203, 2319, and 2341 nm were investigated as the key wavelengths for estimation of CEC. Furthermore, the results of prediction models showed that SVR has a better performance than PLSR. This study proved that Vis-NIR is a promising method for soil CEC estimation.

Keywords: Support Vector Regression, Partial Least Squares Regression, Multiple Linear Regression, Key Wavelength.

* Corresponding Author's Email: mahrooz.rezaei@gmail.com

استفاده از توابع انتقالی و طیفی خاک در برآورد ظرفیت تبادل کاتیونی خاک‌های آهکی استان فارس

منیره مینا^۱، مهروز رضائی^{۱*}، عبدالمجید ثامنی^۱، سید علی اکبر موسوی^۱، سید رشید فلاح شمس^۲

۱. گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران.

۲. گروه منابع طبیعی و محیط زیست، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران.

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۴/۷ - تاریخ بازنگری: ۱۴۰۰/۷/۲۷ - تاریخ تصویب: ۱۴۰۰/۸/۱۵)

چکیده

ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) از مهم‌ترین ویژگی‌های شیمیایی خاک است که در حاصلخیزی خاک نقش بسزایی دارد. در این حال، روش‌های استاندارد آزمایشگاهی برای اندازه‌گیری CEC دشوار، هزینه‌بر و زمان‌بر است. این پژوهش با هدف برآورد CEC خاک با به‌کارگیری روش‌های نوین مانند (۱) توابع انتقالی خاک (PTF) بر اساس ویژگی‌های زودیاخت خاک با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، (۲) طیف‌سنجی خاک (Vis - NIR، ۲۵۰۰ تا ۴۰۰ نانومتر) با استفاده از رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLSR) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) انجام شده است. همچنین با استفاده از نتایج تجزیه و تحلیل ضریب رگرسیون، طول موج‌های کلیدی برای برآورد CEC معرفی شدند. برای این منظور، CEC در آزمایشگاه با استفاده از روش سدیم استات برای ۷۲ نمونه خاک جمع‌آوری شده از خاک‌های آهکی استان فارس اندازه‌گیری شد و بازتاب طیفی نمونه‌های خاک با دستگاه طیف‌سنج اندازه‌گیری شد. این روش‌ها از مجموعه واسنجی (۷۰٪ داده‌ها) ساخته شده و با مجموعه اعتبارسنجی (۳۰٪ داده‌ها) ارزیابی شدند. نتایج نشان داد دقت نتایج روش طیف‌سنجی از دقت نتایج PTF بیشتر بود. در این پژوهش، طول موج‌های ۵۶۶، ۸۵۴، ۱۳۵۴، ۱۴۱۸، ۱۹۰۶، ۲۰۷۱، ۲۲۰۳، ۲۳۱۹ و ۲۳۴۱ نانومتر به‌عنوان طول موج‌های کلیدی برای برآورد CEC خاک به دست آمد. مدل SVR در مقایسه با PLSR عملکرد بهتری داشت. به طور کلی این پژوهش نشان داد که روش طیف‌سنجی (Vis - NIR) یک روش امیدوارکننده برای برآورد CEC خاک می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: رگرسیون بردار پشتیبان، رگرسیون حداقل مربعات جزئی، رگرسیون خطی چندگانه، طول موج‌های کلیدی.

مقدمه

ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) یکی از اساسی‌ترین ویژگی‌های خاک است که در پالایش و نگهداری آب، تأمین مواد غذایی مورد نیاز گیاه، ارزیابی شدت جذب و آزادسازی فلزات سنگین و پتاسیل انبساط و انقباض خاک نقش مهمی را ایفا می‌کند، به همین دلیل این ویژگی اساسی یکی از ویژگی‌های کلیدی در بهره‌وری زمین محسوب می‌شود (Khorshidi & Lu, 2017). شایان ذکر است CEC خاک دارای اهمیت فراوانی در کاربردهای مختلفی مانند کشاورزی، محیط زیست و مسائل عمرانی می‌باشد (Mozaffari et al., 2011).

به‌طور کلی، مواد آلی، مقدار و نوع رس در خاک به‌دلیل دارا بودن سطح ویژه و بار الکتریکی نقش بسزایی در مقادیر CEC خاک را ایفا می‌کنند (Rehman et al., 2017). اندازه‌گیری CEC خاک در آزمایشگاه به‌روش مستقیم گران و زمان‌بر است. همچنین وجود مشکلاتی از جمله بالا بودن درصد آهک در خاک و تغییر PH خاک و قدرت یونی محلول خاک در زمان اندازه‌گیری سبب

مشکل‌تر شدن اندازه‌گیری CEC می‌شود (Kashi et al., 2014). بنابراین محققان تلاش کرده‌اند تا روش‌های جایگزین و کاربردی ساده، سریع و مقرون به‌صرفه را پیدا کنند، یکی از این روش‌ها استفاده از توابع انتقالی خاک (PTF) است که بر پایه پارامترهای زودیاخت خاک استوار است.

در سال‌های اخیر، بسیاری از محققان از توابع انتقالی برای برآورد CEC خاک با استفاده از پارامترهای زودیاخت خاک استفاده کرده‌اند (Razzaghi et al., 2021; Ghorbani et al., 2000; Kashi et al., 2014; Krogh et al., 2015). فرض اصلی در عملکردهای توابع انتقالی برای برآورد CEC خاک، اغلب از مقدار رس و ماده آلی خاک تبعیت می‌کند (Arthur, 2017; Olorunfemi et al., 2016; Castellet et al., 2015). به‌عنوان مثال، پژوهشی در ارتباط با برآورد CEC خاک انجام شد. نتایج نشان دهنده، ضریب همبستگی بالای این ویژگی با میزان ماده آلی و درصد رس خاک می‌باشد (Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2015). در پژوهشی، بهترین مدل در برآورد CEC خاک را با

(2010).

با توجه به اهمیت CEC خاک در حاصلخیزی و مدیریت کیفیت خاک، مدیریت مکانی و مصرف بهینه عناصر غذایی و سموم و حفظ کیفیت محیط زیست و صرفه‌جویی در هزینه‌های تولید، لازم است CEC در خاک‌های مختلف و حتی در نقاط مختلف یک خاک با استفاده از روش‌های سریع و کم‌هزینه تعیین شود. از طرفی با توجه به اینکه مطالعات اندکی در مورد کاربرد طیف‌سنجی Vis-NIR همراه با الگوریتم یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ظرفیت تبادل کاتیونی خاک به‌ویژه در خاک‌های آهکی انجام شده است. بنابراین این پژوهش با هدف توسعه توابع انتقالی برای تخمین CEC خاک‌های آهکی استان فارس (به عنوان یکی از قطب‌های مهم کشاورزی کشور) با استفاده از پارامترهای زودیافت خاک، پیش‌بینی CEC خاک با استفاده از داده‌های طیفی خاک به‌همراه مدل‌های PLSR و SVR، تعیین طول‌های موج‌های کلیدی و در ادامه پیش‌بینی CEC خاک با استفاده از طول موج‌های کلیدی به‌همراه مدل‌های PLSR و SVR، و در نهایت مقایسه کارایی و دقت مدل‌های PLSR و SVR انجام شد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

استان فارس یکی از استان‌های جنوبی ایران است که بر اساس شاخص خشکی دی مارتن تمام مناطق این استان در طبقه‌بندی خشک و نیمه‌خشک قرار گرفته است. این استان با وسعت حدود ۱۲۲۶۰۸ کیلومترمربع در موقعیت جغرافیایی بین ۴۲° ۵۰' تا ۳۶° ۵۵' طول شرقی و ۲۷° ۲' تا ۴۲° ۳۱' عرض شمالی قرار گرفته است. میانگین بارش سالیانه در این استان، بین ۱۰۰ میلی‌متر در بخش‌های جنوبی و بیش از ۴۰۰ میلی‌متر در قسمت‌های شمالی متغیر می‌باشد (Moradi et al., 2011). نمونه‌برداری به صورت مرکب و تصادفی از لایه سطحی خاک (عمق ۰ تا ۱۰ سانتی‌متری خاک) در ۷۲ نقطه مختلف این استان انجام شده است (شکل ۱).

تجزیه آزمایشگاهی نمونه‌های خاک

بعد از انتقال نمونه‌های خاک به آزمایشگاه، نمونه‌ها پس از هوا خشک شدن، برای خارج کردن ذرات درشت و بقایای گیاهی از الک ۲ میلی‌متری عبور داده شد. ویژگی‌های فیزیکی خاک شامل بافت به روش هیدرومتری، میزان رطوبت به روش وزنی (Page et al., 1992) و جرم مخصوص ظاهری نمونه‌ها با روش کلوخه (Mahmoodabadi and Mazaheri, 2012) اندازه‌گیری شد. ویژگی‌های شیمیایی خاک شامل میزان پ‌هاس گل اشباع با

پارامترهای ورودی شن، سیلت، رس و میانگین وزنی قطر ذرات معرفی کردند (Hezarjaribi et al., 2013). در پژوهشی دیگر که با استفاده از پارامترهای زودیافت خاک در برآورد CEC خاک انجام شد، گزارش شد درصد رس و مواد آلی خاک می‌توانند ۷۳ درصد از تغییرات CEC خاک را نشان دهند (McCartney et al., 2002).

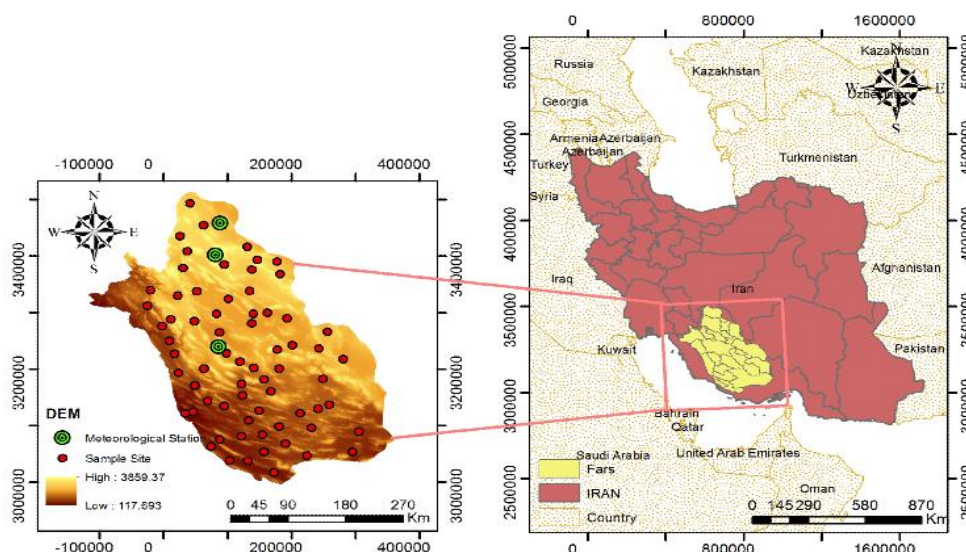
یکی دیگر از روش‌های جایگزین اندازه‌گیری، استفاده از فن‌آوری طیف‌سنجی خاک در ناحیه مرئی (Vis) و مادون قرمز نزدیک (NIR) (طول موج‌های ۲۵۰۰ تا ۴۰۰ نانومتر) است که توسط برخی پژوهشگران به‌عنوان امیدوارکننده‌ترین روش، در برآورد چندین ویژگی فیزیکی، شیمیایی و هیدرولیکی خاک و برخی از ویژگی‌های زیستی خاک معرفی شده است (Hermansen et al., 2017; Babaeian et al., 2015; Soriano-Disla et al., 2014). مطالعاتی نیز در زمینه برآورد CEC خاک با استفاده از روش طیف‌سنجی انجام شده است. به‌عنوان نمونه، پینه‌پرو و همکاران (۲۰۱۷) از ۴۳۴ نمونه خاک برای برآورد CEC خاک در برزیل استفاده کردند، طبق نتایج آنان عملکرد بالا (RMSE=5.86 $\text{cmol}^+ \text{kg}^{-1}$) در پیش‌بینی CEC خاک با استفاده از بازتاب‌های طیفی گزارش شده است (Pinheiro et al., 2017). همچنین مطالعات مشابهی نیز برای برآورد CEC برای ۵۰ خاک کالیفرنیا (Van Groenigen et al., 2003) و ۳۳۰ خاک ترکیه گزارش شده است (Ulusoy et al., 2016). پژوهشی در ارتباط با برآورد CEC خاک با استفاده از بازتاب‌های طیفی در ۲۱ کشور مختلف انجام شده است، طبق نتایج آنان برآورد CEC خاک با استفاده از Vis-NIR (R²=0.94, RPIQ=4.5, RMSE=5.01 $\text{cmol}^+ \text{kg}^{-1}$) بهتر از روش PTF (R²=0.79, RPIQ=2.2, RMSE=11.5 $\text{cmol}^+ \text{kg}^{-1}$) می‌باشد (Rehman et al., 2019). در دیگر پژوهشی در استان کردستان از روش طیف‌سنجی خاک در برآورد CEC خاک در ۱۲۰ نمونه خاک استفاده شد، نتایج آنان نشان داد Vis-NIR (RPD=1.50, RMSE=2.57 $\text{cmol}^+ \text{kg}^{-1}$) دارای عملکرد بهتری در مقایسه با PTF (RPD=0.79, RMSE=11.5 $\text{cmol}^+ \text{kg}^{-1}$) می‌باشند (Karimi et al., 2017).

تاکنون برای برقراری ارتباط بین ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی خاک با پارامترهای طیفی خاک روش‌هایی متعددی مانند رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLSR) (Sorenson et al., 2018) و ماشین بردار پشتیبان (SVR) (Xu et al., 2018) استفاده شده است. قابل ذکر است که با استفاده از این روش‌ها می‌توان طول موج‌های کلیدی و تاثیرگذار با ویژگی‌های مورد نظر را از بین طول موج‌های اندازه‌گیری شده محدود مرئی و مادون قرمز نزدیک تعیین کرد (Abbasi et al.,

ماده آلی به روش افت حرارتی در دمای ۵۵۰ درجه سانتی‌گراد و مدت زمان ۳ ساعت اندازه‌گیری شد (Hoogsteen *et al.*, 2015) و در نهایت ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) خاک با استفاده از سدیم استات، به روش جانیشینی کاتیون‌های تبادلی اندازه‌گیری شد (Bower *et al.*, 1952).

$$SAR(meqL^{-1})^{0.5} = \frac{Na^{+}}{\sqrt{\frac{Mg^{+} + Ca^{2+}}{2}}} \quad (\text{رابطه ۱})$$

دستگاه پهاش‌متر، قابلیت هدایت الکتریکی در عصاره گل اشباع با دستگاه هدایت‌سنج الکتریکی (Gee and bauder, 1986)، میزان آهک با روش تیتراسیون همراه با اسیدکلریدریک، گچ با روش استون، غلظت سدیم محلول در خاک به‌وسیله دستگاه شعله‌سنج اندازه‌گیری شد و غلظت کلسیم و منیزیم محلول به روش تیتراسیون با EDTA اندازه‌گیری شد (Nelson *et al.*, 1982)، ضمناً برای محاسبه نسبت جذب سدیم (SAR)، از رابطه بین سدیم و مجموع کلسیم و منیزیم استفاده شد (معادله ۱).

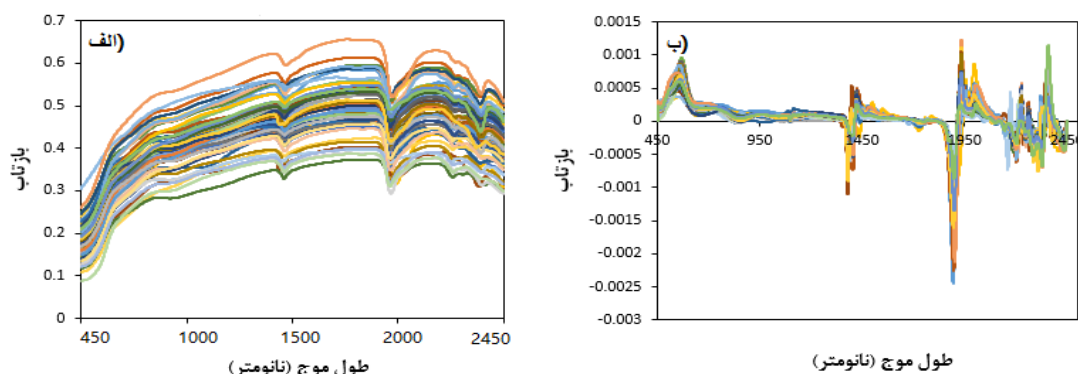


شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مطالعاتی و نقاط نمونه برداری

هر نمونه خاک در نظر گرفته شد. به دلیل وجود نویز زیاد در طول موج‌های ۴۴۹ - ۴۰۰ و ۲۵۰۰ - ۲۴۵۱ نانومتر، این محدوده‌ها در مدلسازی استفاده نشد. به‌منظور حذف عوامل محیطی و آشفتگی‌ها، افزایش کیفیت داده‌ها و دستیابی به نتایج بهتر، روش پیش پردازش مشتق اول به همراه فیلتر ساویتزکی و گلای با درجه ۲ و اندازه پنجره ۱۵ بر روی طیف‌های بازتابی خاک با استفاده از نرم افزار Unscrambler X10.4 انجام شد (شکل ۲).

اندازه‌گیری بازتاب طیفی

بازتاب‌های طیفی نمونه‌های خاک به‌وسیله دستگاه طیف‌سنج خاک (Metrohm, NIRS XDS) با دامنه طول موج‌های مرئی-مادون قرمز نزدیک (۲۵۰۰ - ۴۰۰ نانومتر) با دقت طیفی ۰/۵ نانومتر اندازه‌گیری شد. ۲۰ گرم از هر نمونه خاک هوا خشک با اندازه کوچک‌تر از ۲ میلی‌متر درون پتری‌دیش مخصوص دستگاه قرار داده شد. برای اندازه‌گیری بازتاب خاک در ناحیه مرئی - مادون قرمز نزدیک، از آشکارسازها استفاده گردید. ۵ اسکن برای



شکل ۲- داده‌های بازتاب طیفی در نمونه‌های مورد مطالعه. الف) طیف‌های خام، ب) طیف‌ها همراه با پیش‌پردازش

روش‌های مدل‌سازی

از رگرسیون خطی چندگانه (MLR) برای توسعه توابع انتقالی خاک (PTF) استفاده شد. MLR یک روش رگرسیونی است که در آن از دو یا چند متغیر مستقل برای تحلیل متغیر وابسته استفاده می‌شود. در این پژوهش، برای انتخاب بهترین متغیرهای مستقل به‌عنوان ورودی مدل از رگرسیون گام به گام استفاده شد. علاوه بر این، سطوح بالای چند خطی بودن متغیرها می‌تواند به برازش بیش از حد مدل منجر شود. بنابراین از فاکتور تورم واریانس (VIF) استفاده شد و متغیرهایی با مقدار VIF بیشتر از ۵ از مدل حذف شدند (Karimi et al., 2017).

برای پیش‌بینی CEC خاک بر اساس بازتاب طیفی خاک‌ها، از روش رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLSR) (Haaland and Thomas, 1988) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) (Vapnik, 1995) استفاده شد. مدل PLSR یک رابطه خطی چند متغیره است، و همزمان هر دو متغیرهای مستقل X و متغیرهای وابسته Y را تجزیه و تحلیل کرده و جزء جدیدی به نام متغیرهای پنهانی را ایجاد می‌کند. در واقع هدف اصلی PLSR ساختن یک مدل خطی بر اساس $Y = Xb + E$ است که در واقع X متغیرهای مستقل (باند‌های طیفی ۴۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر) و متغیر Y متغیر برآورد شده (CEC) است، همچنین b ضرایب رگرسیون و E میزان خطا می‌باشد (Ji et al., 2016). از طرفی دیگر، SVR دارای قابلیت بسیار بالایی در پرداختن به داده‌های پیچیده چند بعدی و غیرخطی است. در این پژوهش، کرنل و نوع SVR به ترتیب خطی و ϵ -SVR تنظیم شده است. پارامتر C که ضریب جریمه می‌نامند، در واقع فاصله از اپسیلون می‌باشد که با روش جستجوی شبکه‌ای سیستماتیک به دست آمده است (Smola & Scholkopf, 2004). در این پژوهش از نرم‌افزار آماری SPSS 16 برای ساخت مدل MLR و برای ساخت مدل‌های PLSR و SVR از نرم‌افزار متلب 2019 استفاده شد.

ارزیابی و کارایی مدل‌ها

برای ارزیابی کارایی مدل‌ها و روش‌های مختلف پیش‌بینی CEC از معیارهای ضریب تبیین، R^2 (رابطه ۲)، میانگین مربعات خطا، RMSE (رابطه ۳) و نسبت عملکرد به فاصله‌ی درون چارکی، RPIQ (رابطه ۴) استفاده شد. شایان ذکر است مقادیر RPIQ برای نشان دادن کیفیت و قابل اعتماد بودن پیش‌بینی‌ها به سه گروه به شرح زیر تقسیم می‌شود: مقادیر بیشتر از ۲، ۱/۴-۲ و مقادیر کمتر از ۱/۴ به ترتیب نشان‌دهنده پیش‌بینی‌های عالی، مناسب و غیر قابل قبول می‌باشند (Bellon-Maurel et al., 2010).

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)(P_i - \bar{P}_i) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2 \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P}_i)^2} \quad (\text{رابطه ۲})$$

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

$$RPIQ = \frac{Q3 - Q1}{RMSE} \quad (\text{رابطه ۴})$$

که در آن‌ها O_i و P_i به ترتیب مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده CEC خاک، n تعداد داده‌های هر مجموعه و $Q1$ و $Q3$ به ترتیب چارک اول و چارک سوم می‌باشند.

نتایج و بحث

خلاصه آماری پارامترهای خاک

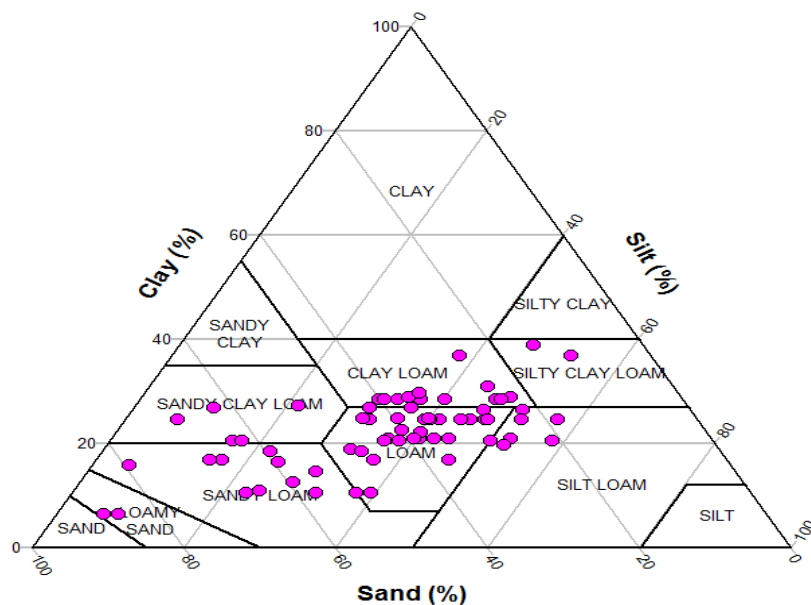
به‌منظور مدل‌سازی، داده‌ها به صورت تصادفی به دو مجموعه واسنجی (۷۰٪ داده‌ها) و اعتبارسنجی (۳۰٪ داده‌ها) تقسیم شدند. با استفاده از آزمون t ، تفاوت معنی‌داری در سطح ۵ درصد بین مجموعه داده‌های واسنجی و اعتبارسنجی مشاهده نشد (اگر بین مجموعه واسنجی و اعتبارسنجی تفاوت معنی‌داری وجود نداشته باشد، عملکرد مدل بهتر خواهد بود و منجر به برون‌یابی نخواهد شد (Karimi et al., 2017)). در جدول (۱) خلاصه آماری پارامترهای فیزیکوشیمیایی خاک‌های منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است. در بین ذرات معدنی خاک، کمترین درصد مربوط به ذرات رس و بیشترین درصد مربوط به ذرات شن در هر دو مجموعه داده است. همچنین توزیع اندازه ذرات خاک، در مثلث بافت خاک در شکل (۳) نشان داده شده است، که از نظر کلاس بافتی دارای تنوع زیادی بوده و هفت کلاس بافتی را شامل می‌شوند که بیانگر فراوانی خاک‌های متوسط بافت در منطقه مورد مطالعه می‌باشند. میانگین ماده آلی، کربنات کلسیم معادل و گچ کل نمونه خاک‌ها، به ترتیب ۱، ۵۴/۷۷ و ۰/۴۵ درصد و پهاش دارای کمترین میزان ضریب تغییرات در مجموعه داده‌های واسنجی و اعتبارسنجی به ترتیب با مقادیر ۳/۸۰ و ۴/۳۱ درصد می‌باشند. قابلیت هدایت الکتریکی و نسبت جذب سدیم دارای بیشترین ضریب تغییرات هستند. با توجه به اینکه مناطق مورد مطالعه شامل خاک‌های شور و غیر شور می‌باشد، این دو ویژگی بیشترین دامنه تغییرات (تفاضل مقادیر حداقل و حداکثر) را نشان داده‌اند. کمترین انحراف معیار مربوط به چگالی ظاهری خاک است. همچنین میانگین CEC خاک‌ها در مجموعه داده‌های واسنجی و اعتبارسنجی به ترتیب ۱۱/۹۹ و ۱۲/۷۸ سانتی مول بر

کیلوگرم به دست آمد.

جدول ۱- خلاصه آماری ویژگی‌های فیزیکوشیمیایی خاک‌های مورد مطالعه

ویژگی	واحد	محدوده دامنه		انحراف معیار \pm میانگین		ضریب تغییرات (درصد)	
		واسنجی	اعتبارسنجی	واسنجی	اعتبارسنجی	واسنجی	اعتبارسنجی
شن	%	۱۰/۶۸ - ۸۵/۴	۲۲/۱۲ - ۸۷/۴۰	۳۹/۸۱ ^a \pm ۱۵/۷۶	۴۴/۸۰ ^a \pm ۱۷/۹۶	۳۹/۵۸	۴۰/۰۹
سیلت	%	۶/۷۲ - ۵۸	۴/۶۴ - ۵۱/۲۸	۳۷/۳۴ ^a \pm ۱۲/۳۱	۳۳/۲۱ ^a \pm ۱۳/۰۴	۳۲/۹۵	۳۹/۲۷
رس	%	۶/۶۰ - ۳۸/۹۶	۶/۶۰ - ۳۰/۹۶	۲۲/۸۵ ^a \pm ۶/۸۴	۲۲/۱۷ ^a \pm ۵/۸۵	۲۹/۹۴	۲۶/۳۷
رطوبت وزنی خاک	%	۰ - ۳/۴۸	۰/۰۳ - ۳/۱۵	۱/۱۷ ^a \pm ۰/۷۴	۱/۰۹ ^a \pm ۰/۶۳	۶۲/۷۵	۵۷/۵۶
ماده آلی (OM)	%	۰/۰۴ - ۳/۲۰	۰/۳۲ - ۲/۲۴	۱/۰۱ ^a \pm ۰/۷۱	۰/۹۹ ^a \pm ۰/۵۷	۶۹/۷۶	۵۷/۳۵
کربنات کلسیم معادل (CCE)	%	۳۵/۹۴ - ۹۲/۳۱	۴۴/۸۲ - ۸۳/۵۳	۵۴/۵۷ ^a \pm ۱۰/۶۷	۵۴/۹۷ ^a \pm ۹/۹۵	۱۹/۵۵	۱۸/۱۰
هدایت الکتریکی (EC)	dS m ⁻¹	۰ - ۱۸۹/۷۱	۰ - ۱۳۳/۱۱	۱۸/۷۸ ^a \pm ۴۴/۸۸	۱۰/۵۱ ^a \pm ۲۹/۹۷	۲۳۹/۰۳	۲۸۵/۱۹
نسبت جذب سدیم (SAR)	(meq L ⁻¹) ^{0.5}	۰ - ۹۸۹/۷۹	۰ - ۸۱۴/۰۸	۱۲۴/۷۰ ^a \pm ۲۳۴/۸۳	۸۶/۹۳ ^a \pm ۲۰۰/۰۲	۱۸۸/۳۲	۲۳۰/۰۹
چگالی ظاهری (BD)	g cm ⁻³	۱/۰۱ - ۱/۸۳	۱/۰۱ - ۱/۸۳	۱/۴۲ ^a \pm ۰/۲۲	۱/۴۳ ^a \pm ۰/۲۶	۱۵/۳۶	۱۷/۹۱
گچ (CaSO ₄)	%	۰ - ۳/۹۸	۰ - ۲/۹۰	۰/۴۸ ^a \pm ۰/۷۴	۰/۴۱ ^a \pm ۰/۶۵	۱۵۳/۴۰	۱۵۹/۳۰
پهاش (pH)	-	۷/۱۲ - ۸/۳۱	۷/۰۱ - ۸/۲۵	۷/۶۷ ^a \pm ۰/۲۹	۷/۶۰ ^a \pm ۰/۳۳	۳/۸۰	۴۳/۱
ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC)	cmol ⁺ kg ⁻¹	۲/۷۴ - ۲۹/۸۲	۳/۳۸ - ۴۰/۱۰	۱۱/۹۹ ^a \pm ۶/۶۹	۱۲/۷۸ ^a \pm ۸/۰۱	۵۵/۷۶	۶۲/۶۶

بافت خاک بر اساس معیار USDA. a نشان دهنده تفاوت معنی داری



شکل ۳- توزیع کلاس بافت‌های خاک نقاط مورد مطالعه

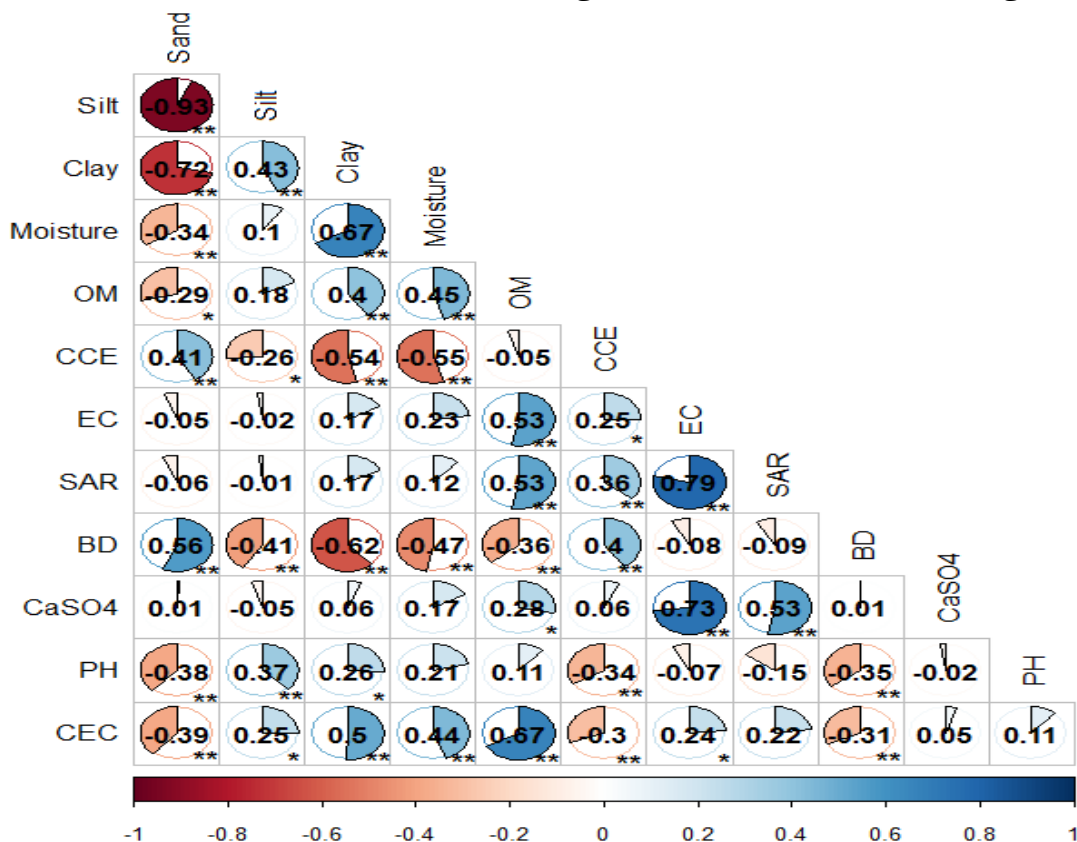
نشان داد. شایان ذکر است که درصد ذرات سیلت ($r = ۰/۲۵$) و قابلیت هدایت الکتریکی ($r = ۰/۲۴$) دارای همبستگی مستقیم و معنی داری در سطح احتمال ۵ درصد با CEC خاک می‌باشند. رابطه مستقیم درصد رس و ماده آلی به دلیل مشارکت این ویژگی‌های در به وجود آمدن بارهای منفی و پدیده تبادل کاتیونی خاک است و رابطه غیرمستقیم درصد شن به دلیل دارا بودن سطح ویژه بسیار کم و داشتن رابطه عکس با درصد رس می‌باشد (Amini *et al.*, 2005) همچنین وجود رابطه غیرمستقیم و معنی دار کربنات کلسیم معادل با CEC خاک را می‌توان به دلیل زیاد بودن آهک منطقه مورد مطالعه بیان کرد (Karimi *et al.*,)

ارزیابی همبستگی پیرسون بین CEC خاک با ویژگی‌های زودبافت خاک

شکل (۴) ماتریس همبستگی پیرسون بین CEC خاک با ویژگی‌های زودبافت خاک در سطح احتمال ۱ و ۵ درصد را نشان می‌دهد. چنانچه ملاحظه می‌شود ویژگی‌های رس و ماده آلی دارای همبستگی بیشتری نسبت به سایر ویژگی‌ها با CEC خاک می‌باشند. با توجه به نتایج ارائه شده در شکل (۴)، CEC خاک در سطح احتمال ۱ درصد همبستگی معنی دار و غیرمستقیم، با ذرات شن ($r = - ۰/۳۹$)، کربنات کلسیم معادل ($r = - ۰/۳۰$) و چگالی ظاهری ($r = - ۰/۳۱$) و همبستگی مستقیم و معنی دار با ذرات رس ($r = ۰/۵۰$)، رطوبت ($r = ۰/۴۴$) و ماده آلی ($r = ۰/۶۷$)

شود (Arnaud *et al.*, 1993).

و همچنین کربنات‌ها هم اندازه‌ی ذرات رس و همانند ذرات شن عمل می‌کنند در نتیجه باعث کاهش CEC خاک می



شکل ۴- ضریب همبستگی پیرسون بین CEC و ویژگی‌های فیزیکیوشیمیایی خاک

OM - ماده آلی، CCE - کربنات کلسیم معادل، EC - هدایت الکتریکی، SAR - نسبت جذب سدیم، BD - چگالی ظاهری، CaSO₄ - گچ. * معنی داری در سطح ۰/۰۵ و ** معنی داری در سطح ۰/۰۱.

برآورد CEC خاک

برآورد CEC خاک توسعه یافته است در جدول (۲) ارائه شده است. با توجه به ضرایب ویژگی‌های مهم در تابع انتقالی خاک می‌توان بیان داشت که با افزایش ۱ درصد ماده آلی و رس به- ترتیب ۴/۷۹ و ۰/۳۸ واحد به CEC خاک افزوده می‌شود که این نشان دهنده اهمیت درصد ماده آلی نسبت به رس می‌باشد. در مطالعات بسیاری ماده آلی و رس را در برآورد CEC خاک مهم دانستند (Nikseresht *et al.*, 2019; Rehman *et al.*, 2019; Karimi *et al.*, 2017; Bazoobandi *et al.*, 2017)، با توجه به آماره‌های ارزیابی، مدل MLR تا حدودی قادر به برقراری ارتباط موثر بین ورودی و خروجی مدل (توسعه مدل) بوده است اما مجموعه اعتبارسنجی این مدل نتوانسته است که پیش بینی قابل قبولی (RMSE = ۶/۱۴ cmol⁺ kg⁻¹ و R² = ۰/۴۵) را برای CEC داشته باشد.

توسعه توابع انتقالی خاک با استفاده از ویژگی‌های زود یافت خاک

نمونه‌های خاک به گونه‌ای به دو قسمت تقسیم شدند که ۷۰ درصد از داده‌ها (۵۰ نمونه) برای بخش واسنجی و ۳۰ درصد از داده‌ها (۲۲ نمونه) برای بخش اعتبارسنجی مدل در نظر گرفته شدند. در ابتدا همه ویژگی‌های زود یافت خاک که در جدول (۱) ذکر شده‌اند، به عنوان پارامترهای ورودی مدل انتخاب شدند. در ادامه از روش رگرسیون گام به گام استفاده شد که بر اساس آن از بین ویژگی‌های زود یافت خاک تنها دو ویژگی درصد رس و ماده آلی خاک به عنوان بهترین ترکیب از متغیرهای مستقل به- عنوان ورودی مدل انتخاب شد، همچنین شرط مقدار VIF در نظر گرفته شد. تابع انتقالی خاک با استفاده از MLR که برای

جدول ۲- مدل رگرسیونی تابع انتقالی خاک برای برآورد CEC خاک

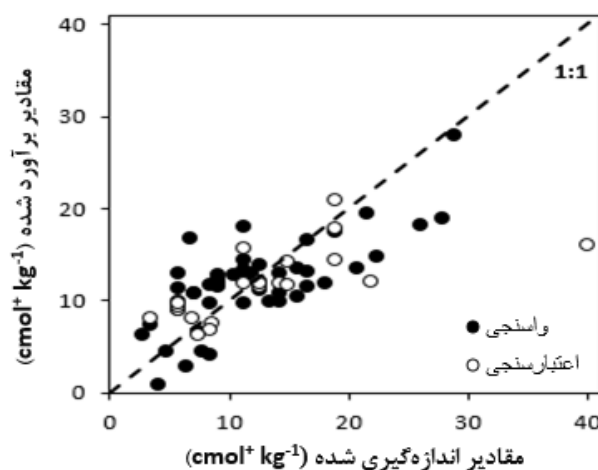
تابع انتقالی خاک (PTF)	واسنجی		اعتبارسنجی	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE
CEC = ۱/۶ + ۴/۷۹ (ماده آلی) + ۰/۳۸ (رس)	۰/۶۰	۴/۱۷	۰/۴۵	۶/۱۴

 R² - Coefficient of determination. RMSE - Root Mean Squared Error

نتایج این پژوهش با نتایج *Ulusoy et al., (2016)* و *Rehman et al., (2019)* مطابقت دارند. نتایج به وضوح نشان می‌دهد که مدل SVR برای برآورد CEC خاک از مدل PLSR بهتر است. پژوهشی با استفاده از مدل‌های SVR و PLSR در ۱۱۰۴ نمونه طیفی خاک در استرالیا انجام شده است و نتایج نشان داد که SVR بالاترین عملکرد را در برآورد کربن آلی خاک ($R^2 = ۰/۸۴$ ، $RMSE = ۹/۲۰$) دارد (Viscarrá Rossel and Behrens, 2010). پژوهشی در چین بر روی ۵۹۲ نمونه خاک با استفاده از دو مدل SVR و PLSR انجام شد، آنان عملکرد بهتر SVR نسبت به PLSR در برآورد ماده آلی خاک، نیتروژن کل و فسفر کل را گزارش کردند (*Xu et al., 2018*). پژوهشی دیگر به برآورد بافت خاک با استفاده از بازتاب‌های طیفی خاک پرداختند و بیان داشتند که مدل SVR نسبت به مدل PLSR کارایی بهتری دارد (*Raj et al., 2018*).

با استفاده از آزمون عدم قطعیت مارتینز طول موج‌های کلیدی با روش اعتبارسنجی متقابل به صورت دامنه‌ای (حدودی) مشخص شدند، شایان ذکر است، مهمترین طول موج‌ها براساس ضریب رگرسیونی با استفاده از روش PLSR، ۷۵ طول موج می‌باشد که در محدوده مرئی - مادون قرمز نزدیک قرار دارد. از این بین طول موج‌های ۵۶۶، ۸۵۴، ۱۳۵۴، ۱۴۱۸، ۱۹۰۶، ۲۰۷۱، ۲۲۰۳، ۲۳۱۹ و ۲۳۴۱ در سطح احتمال ۱ درصد و ۵ درصد معنی‌دار می‌باشند (شکل ۶). این طول موج‌ها را می‌توان به ماده آلی، رس و همچنین کربنات کلسیم معادل خاک ارتباط داد. در محدوده مرئی ضریب رگرسیون منفی در طول موج ۵۶۶ را می‌توان به ماده آلی خاک نسبت داد، این ناحیه معمولاً به اکسیدهای آهن اشاره دارد و منطقه بین ۵۵۰ تا ۷۰۰ نانومتر نیز به ماده آلی اختصاص داده‌اند (*Stenberg et al., 2010; Galvdo et al., 1997; Sherman, 1985*). طول موج ۸۵۴ را می‌توان به گروه آمیدها (N-H) و مواد کربنی (C-H) نسبت داد این منطقه به احتمال زیاد مربوط به ماده آلی خاک می‌باشد (*Clark et al., 1990*). مهمترین طول موج‌ها برای برآورد CEC خاک در محدوده مادون قرمز نزدیک ۱۴۰۰، ۱۹۰۰، ۲۲۰۰ و ۲۳۴۱ نانومتر است. ضریب رگرسیون در ۱۴۰۰ نانومتر مربوط به مواد معدنی خاک یعنی میزان رس خاک می‌باشد. طول موج نزدیک ۱۹۰۰ نانومتر

مقادیر CEC خاک اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه و برآورد شده توسط مدل MLR در هر دو مجموعه واسنجی و اعتبارسنجی در شکل (۵) نشان داده شده است. به نظر می‌رسد پراکندگی نقاط حول خط ۱:۱ در مجموعه اعتبارسنجی کم می‌باشد و دچار کم برآوردی می‌باشد.



شکل ۵- مقادیر CEC اندازه‌گیری و برآورد شده با استفاده از مدل MLR در دو مجموعه واسنجی و اعتبارسنجی

مدلسازی با استفاده از بازتاب‌های طیفی خاک

الف) برآورد CEC با استفاده از همه طول موج‌های محدوده مرئی و مادون قرمز نزدیک (۲۵۰۰ تا ۴۰۰ نانومتر) و جدول (۳) مقادیر R^2 ، RMSE و RPIQ حاصل از مدلسازی با استفاده از مدل‌های PLSR و SVR در برآورد CEC خاک را نشان داده است. شایان ذکر است، هرچه آماره‌های ارزیابی R^2 و RPIQ بیشتر و RMSE کمتر باشد کارایی مدل بهتر می‌باشد (*Abbasi et al., 2010*).

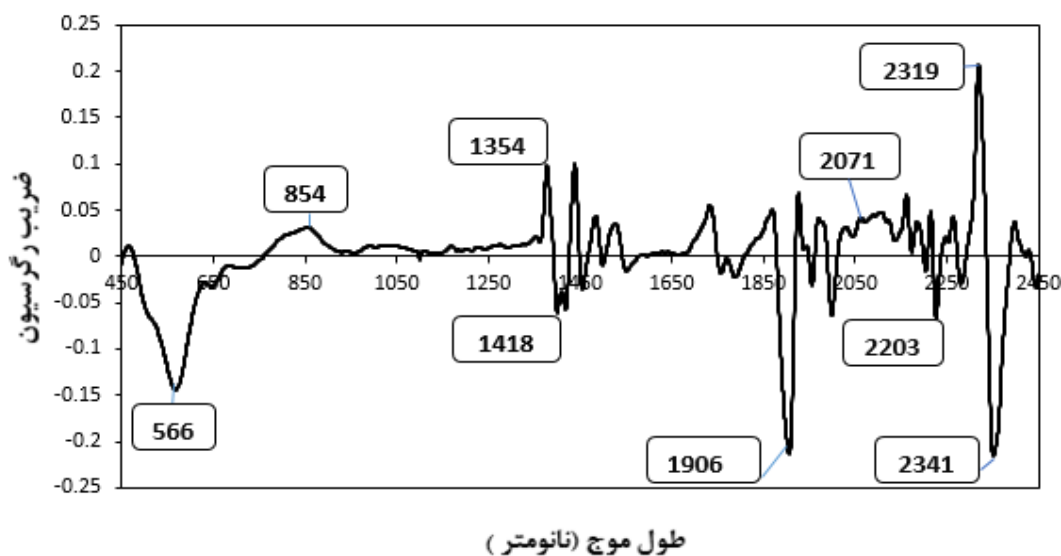
برای برآورد CEC خاک از همه طول موج‌های محدوده مرئی - مادون قرمز نزدیک به‌عنوان پارامترهای ورودی در مدل‌های PLSR و SVR استفاده شده است، طبق نتایج جدول (۳)، R^2 و RMSE در مجموعه واسنجی به ترتیب ۰/۸۳ و ۲/۶۰ سانتی مول بر کیلوگرم برای مدل PLSR و ۰/۹۴ و ۱/۶۰ سانتی مول بر کیلوگرم برای مدل SVR است، طبق گروه‌بندی ذکر شده برای RPIQ، مدل‌های PLSR و SVR در هر دو مجموعه واسنجی و اعتبارسنجی از پیش‌بینی عالی برخوردار می‌باشند.

شد

پس از تایید اهمیت و معنی داری طول موج‌های کلیدی، مدل‌سازی برای برآورد CEC خاک با استفاده از مدل‌های SVR و PLSR تنها با طول موج‌های کلیدی به عنوان پارامترهای ورودی انجام شد. طبق نتایج جدول (۳) می‌توان بیان داشت که مدل‌سازی با استفاده از طول موج‌های کلیدی سبب کاهش در آماره‌های ارزیابی RPIQ و R² و افزایش آماره RMSE می‌شود، اما همچنان با توجه به گروه‌بندی آماره RPIQ، مجموعه اعتبارسنجی از پیش‌بینی مناسب در برآورد CEC خاک برخوردار می‌باشد. همچنین، مدل SVR دارای عملکرد بهتری در برقراری با روابط غیرخطی و پیچیده بین CEC خاک با بازتاب‌های طیفی خاک می‌باشد، از نظر آماره‌های ارزیابی این موضوع به وضوح قابل درک است. با کاهش پارامترهای ورودی و پیچیدگی، روابط مدل PLSR به سمت عملکرد بهتر پیش می‌رود.

مربوط به گروه OH و شبکه کانی‌های رسی می‌باشند (Clark et al., 1990). همچنین طول موج‌های ۲۰۷۱ به احتمال زیاد به ماده آلی خاک اختصاص یافته است (Ben-Dor et al., 1997). در پژوهش بابائیان و همکاران نیز طول موج‌های ۱۸۲۷ نانومتر و حدود ۲۳۰۰ نانومتر (۲۲۲۷ و ۲۳۲۷) به درصد رس خاک نسبت دادند (Babaeian et al., 2015). همچنین، پژوهش‌ها نشان داده‌اند که طول موج جذبی ۲۳۴۱ نانومتر نیز نشان‌دهنده وجود گروه‌های کربناتی و کربنات کلسیم معادل در خاک است (Gomez et al., 2008). تجزیه و تحلیل ضریب رگرسیون بازتاب‌های طیفی خاک، تایید کرد که برآورد CEC خاک از طریق همبستگی آن با درصد رس و ماده آلی و تا حدودی تاثیر کربنات کلسیم معادل امکان پذیر است و با نتایج حاصل از توابع انتقالی خاک (جدول ۲) مطابقت دارد.

(ب) برآورد CEC خاک با استفاده از طول موج‌های کلیدی تعیین



شکل ۶- ضریب رگرسیون CEC با بازتاب‌های طیفی خاک (۲۵۰۰ تا ۴۰۰ نانومتر)

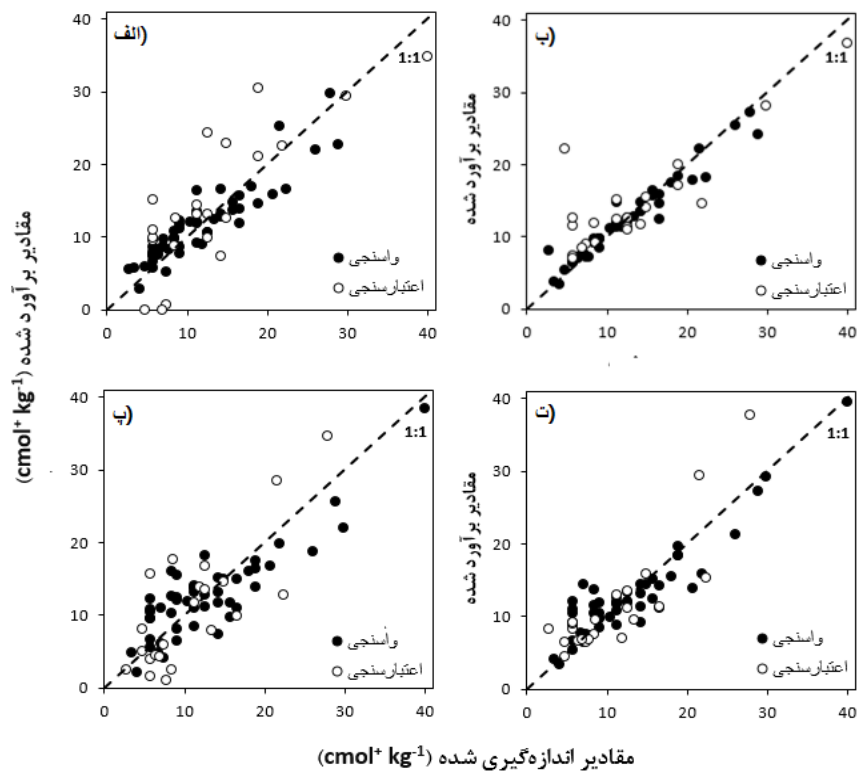
جدول ۳- نتایج معیارهای ارزیابی روش‌های PLSR و SVR در دو مجموعه داده‌ها با استفاده از دو روش مدل‌سازی (استفاده از همه طول موج‌ها و استفاده از طول موج‌های کلیدی)

پارامترهای ورودی	مدل	واسنجی			اعتبارسنجی		
		R ²	RMSE	RPIQ	R ²	RMSE	RPIQ
همه طول موج‌ها	PLSR	۰/۸۳	۲/۶۰	۲/۱۵	۰/۶۶	۵/۷۱	۲/۲۷
	SVR	۰/۹۴	۱/۶۰	۴/۶۱	۰/۶۹	۴/۷۸	۲/۹۱
طول موج‌های کلیدی	PLSR	۰/۷۳	۳/۷۳	۱/۵۰	۰/۶۲	۵/۱۸	۱/۹۷
	SVR	۰/۸۴	۲/۹۴	۱/۵۷	۰/۷۴	۳/۹۸	۱/۵۴

R² - Coefficient of determination. RMSE - Root Mean Squared Error. RPIQ - Ratio of performance to the interquartile range.

در شکل (۷) شیب خط رگرسیونی در نمودارهای مقادیر اندازه‌گیری شده در برابر مقادیر برآورد شده برای مقدار CEC خاک در مدل‌های SVR و PLSR نشان داده شده است. نتایج بر قابل قبول بودن تخمین دلالت دارد چرا که مقادیر برآورد شده و اندازه‌گیری شده تا حد زیادی بر هم منطبق می‌باشند. شکل (۷ ب)، کمترین فاصله را از خط (۱:۱) و دارای بهترین برازش و شکل (۷ پ) دارای بیشترین فاصله از خط (۱:۱) و کمترین برازش می‌باشند. به‌طور کلی، با توجه به جدول (۳) و شکل (۷)، نتایج به وضوح نشان می‌دهد که کارایی مدل SVR نسبت به مدل

در شکل (۷) شیب خط رگرسیونی در نمودارهای مقادیر اندازه‌گیری شده در برابر مقادیر برآورد شده برای مقدار CEC خاک در مدل‌های SVR و PLSR نشان داده شده است. نتایج بر قابل قبول بودن تخمین دلالت دارد چرا که مقادیر برآورد شده و اندازه‌گیری شده تا حد زیادی بر هم منطبق می‌باشند. شکل (۷ ب)، کمترین فاصله را از خط (۱:۱) و دارای بهترین برازش و شکل (۷ پ) دارای بیشترین فاصله از خط (۱:۱) و کمترین برازش می‌باشند. به‌طور کلی، با توجه به جدول (۳) و شکل (۷)، نتایج به وضوح نشان می‌دهد که کارایی مدل SVR نسبت به مدل



شکل ۷- نمودار مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده CEC خاک در دو مجموعه واسنجی و اعتبارسنجی

الف) مدل PLSR برای همه طول‌موج‌ها، ب) مدل SVR برای همه طول‌موج‌ها، پ) مدل PLSR برای طول‌موج‌های کلیدی، ت) مدل SVR برای طول‌موج‌های کلیدی

بالای CEC خاک به رس و ماده آلی نسبت داده شد و در انتخاب طول موج‌های کلیدی به اهمیت ترکیبات آلی و معدنی خاک در برآورد CEC خاک پرداخته شد. استفاده از بازتاب‌های طیفی ناحیه مرئی و مادون قرمز نزدیک دارای عملکرد بهتری در مقایسه با بازتاب‌های طول موج‌های کلیدی می‌باشند. اما با این وجود با توجه به آماره ارزیابی RPIQ در مجموعه اعتبارسنجی، استفاده از مدل‌های SVR و PLSR از پیش‌بینی عالی برخوردار بودند و مدل SVR نسبت به مدل PLSR عملکرد بهتری داشت. بنابراین می‌توان بیان کرد که بازتاب‌های طیفی خاک می‌توانند به عنوان

نتیجه‌گیری

در این پژوهش به‌دلیل اینکه، روش اندازه‌گیری مستقیم CEC خاک مشکل، هزینه‌بر و زمان‌بر می‌باشد، از روش‌های جایگزین مانند توابع انتقالی خاک که مبتنی بر ویژگی‌های زودیافت خاک (مانند درصد رس و ماده آلی خاک) است و همچنین از بازتاب‌های طیفی خاک (ناحیه مرئی و مادون قرمز نزدیک) برای برآورد CEC خاک استفاده شد. استفاده از بازتاب‌های طیفی خاک دارای عملکرد بهتری در هر دو مجموعه واسنجی و اعتبارسنجی در مقایسه با توابع انتقالی خاک بود. با توجه به نتایج، همبستگی

سپاس‌گزاری

به این وسیله نویسندگان مقاله، از ستاد معاونت علمی و فناوری ریاست جمهوری کارگروه تخصصی آب، خشکسالی، فرسایش و محیط زیست به دلیل اعتبار مالی مراتب تشکر و قدردانی خود را اعلام می‌کنند.

"هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان وجود ندارد"

REFERENCES

- Abbasi, M., Darvish, A. and Shapman, M. (2010). Spectral reflection curve of Northern rice cultivars in red edge. Region. Geomatics Conferences and Exhibitions. (In Farsi).
- Amini, M., Abbaspour, K. C., Khademi, H., Fathianpour, N., Afyuni, M., & Schulin, R. (2005). Neural network models to predict cation exchange capacity in arid regions of Iran. *European Journal of Soil Science*. 56(4), 551-559.
- Arnaud, R. j. St., and A. R. Mermut. 1993. Carbonates. In: Carter, M. R., Soil sampling and analysis. American Society of Agronomy, Madison, WI. pp:177-186.
- Arthur, E. (2017). Rapid estimation of cation exchange capacity from soil water content. *European Journal of Soil Science*. 68(3), 365-373.
- Babaeian, E., Homaei, M., Vereecken, H., Montzka, C., Norouzi, A. A., & van Genuchten, M. T. (2015). A comparative study of multiple approaches for predicting the soil-water retention curve: Hyperspectral information vs. basic soil properties. *Soil Science Society of America Journal*. 79(4), 1043-1058.
- Bazoobandi, A., Ghorbani, H., Emamgholizadeh, S., & Novbarian, M. R. (2017). Prediction of cation exchange capacity in the soils of Gilan province using intelligent models. *Iranian Journal of Soil Research*, 31(3), 375-391.
- Bellon-Maurel, V., Fernandez-Ahumada, E., Palagos, B., Roger, J. M., & McBratney, A. 2010. Critical review of chemometric indicators commonly used for assessing the quality of the prediction of soil attributes by NIR spectroscopy. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 29(9), 1073-1081.
- Ben-Dor, E., Y. Inbar, and Y. Chen. (1997). The reflectance spectra of organic matter in the visible near-infrared and short wave infrared region (400–2500 nm) during a controlled decomposition process. *Remote Sens. Environ*. 61:1–15.
- Bower, C. A., Reitemeier, R. F., & Fireman, M. (1952). Exchangeable cation analysis of saline and alkali soils. *Soil science*. 73(4), 251-262.
- Castellet, J. T., García, M. D. C. C., & de Torre, V. B. L. (2015). Predicting cation exchange capacity from hygroscopic moisture in agricultural soils of Western Europe. *Spanish journal of agricultural research*. 13(4), 31.
- Clark, R.N., T.V.V. King, M. Klejwa, G.A. Swayze, and N. Vergo. (1990). High spectral resolution reflectance spectroscopy of minerals. *J. Geophys. Res.* 95(B8):12653–12680.
- Galvdo, L.S., I. Vitorello, and A.R. Formaggio. 1997. Relationships of spectral reflectance and color among surface and subsurface horizons of tropical soil profiles. *Remote Sens. Environ*. 61:24–33.
- Gee, G. H. (1986). j. W. Bauder. 1986. Particle size analysis. *Methods of Soil Analysis. Part, 1*.
- Ghorbani, H., Kashi, H., Hafezi Moghadas, N., & Emamgholizadeh, S. (2015). Estimation of soil cation exchange capacity using multiple regression, artificial neural networks, and adaptive neuro-fuzzy inference system models in Golestan Province, Iran. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*. 46(6), 763-780.
- Gomez, C., Lagacherie, P., & Coulouma, G. (2008). Continuum removal versus PLSR method for clay and calcium carbonate content estimation from laboratory and airborne hyperspectral measurements. *Geoderma*. 148(2), 141-148.
- Haaland, D. M., & Thomas, E. V. (1988). Partial least-squares methods for spectral analyses. 1. Relation to other quantitative calibration methods and the extraction of qualitative information. *Analytical chemistry*, 60(11), 1193-1202.
- Hermansen, C., Knadel, M., Moldrup, P., Greve, M. H., Karup, D., & de Jonge, L. W. (2017). Complete soil texture is accurately predicted by visible near-infrared spectroscopy. *Soil Science Society of America Journal*. 81(4), 758-769.
- Hezarjaribi, A., Nosrati, K. F., Abdollahnezhad, K., & Ghorbani, K. (2013). The Prediction Possibility of Soil Cation Exchange Capacity by Using of Easily Accessible Soil Parameters. *Journal of Water and Soil*. 27(4), 712- 719.
- Hoogsteen, M. J., Lantinga, E. A., Bakker, E. J., Groot, J. C., Tittonell, P. A. (2015). Estimating soil organic carbon through loss on ignition: effects of ignition conditions and structural water loss. *European Journal of Soil Science*. 66(2), 320-328.
- Ji, W., Adamchuk, V. I., Biswas, A., Dhawale, N. M., Sudarsan, B., Zhang, Y., ... & Shi, Z. (2016). Assessment of soil properties in situ using a prototype portable MIR spectrometer in two agricultural fields. *Biosystems Engineering*, 152, 14-27.
- Karimi, S. A., Davari, M., & Babaeian, E. (2017). Deriving and assessing spectrotransfer function and pedotransfer function in predicting soil cation exchange capacity. *Iranian Journal of Soil Research*. 31(4), 641-653.

یک روش سریع و جایگزین برای برآورد CEC خاک در خاک‌های متغیر با طیف گسترده استفاده شدند، در حالی که توابع انتقالی خاک برای برآورد CEC خاک‌های محلی و با تغییرات کم مناسب می‌باشند.



- Kashi, H., Emamgholizadeh, S., & Ghorbani, H. (2014). Estimation of soil infiltration and cation exchange capacity based on multiple regression, ANN (RBF, MLP), and ANFIS models. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*. 45(9), 1195-1213.
- Khorshidi, M., & Lu, N. (2017). Determination of cation exchange capacity from soil water retention curve. *Journal of Engineering Mechanics*. 143(6), 04017023.
- Krogh, L., Breuning-Madsen, H., & Greve, M. H. (2000). Cation-exchange capacity pedotransfer functions for Danish soils. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section B-Plant Soil Science*. 50(1), 1-12.
- Mahmoodabadi, M., & Mazaheri, M.R. (2012). Effect of some soil physical and chemical properties on permeability in field conditions. *Journal of Irrigation and Water Engineering*. 2(8), 14-25.
- McCartney, A. B., Minasny, B., Cattle, S. R., & Vervoort, R. W. (2002). From pedotransfer functions to soil inference systems. *Geoderma*. 109(1-2), 41-73.
- Moradi, H. R., Rajabi, M., Faragzadeh, M. (2011). Investigation of meteorological drought characteristics in Fars province, Iran. *Catena*. 84(1-2), 35-46.
- Mozaffari, H., Moosavi, A. A., & Ahmadi, F. (2021). Improving the Estimation of Soil Cation Exchange Capacity Using Fractal Dimensions. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 51(12), 3102-3087.
- Nelson, R.E. (1982). Carbonate and gypsum. In: Page, A.L. (Ed.), *Methods of Soil Analysis: Part 1. Agronomy Handbook 9. American Society of Agronomy and Soil Science Society of America, Madison (WI)*. 6, 181-197.
- Nikseresht, F., Honarbakhsh, A., Ostovari, Y., & Afzali, S. F. (2019). Model development to predict CEC using the intelligence data mining approaches. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*. 50(17), 2178-2189.
- Olorunfemi, I., Fasinmirin, J., & Ojo, A. (2016). Modeling cation exchange capacity and soil water holding capacity from basic soil properties. *Eurasian Journal of Soil Science*. 5(4), 266-274.
- Page, A.L., Miller, R.H., Jeeney, D.R., 1992. *Methods of soil analysis, part 1. In: Physical and Mineralogical Methods. Soil Science Society of American Publication, Madison, pp. 1750.*
- Pinheiro, É. F., Ceddia, M. B., Clingensmith, C. M., Grunwald, S., & Vasques, G. M. (2017). Prediction of soil physical and chemical properties by visible and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy in the central Amazon. *Remote Sensing*, 9(4), 293.
- Raj, A., Chakraborty, S., Duda, B. M., Weindorf, D. C., Li, B., Roy, S., & Paulette, L. (2018). Soil mapping via diffuse reflectance spectroscopy based on variable indicators: An ordered predictor selection approach. *Geoderma*, 314, 146-159.
- Razzaghi, F., Arthur, E., & Moosavi, A. A. (2021). Evaluating models to estimate cation exchange capacity of calcareous soils. *Geoderma*, 400, 115221.
- Rehman, H. U., Knadel, M., de Jonge, L. W., Moldrup, P., Greve, M. H., & Arthur, E. (2019). Comparison of cation exchange capacity estimated from Vis-NIR spectral reflectance data and a pedotransfer function. *Vadose Zone Journal*. 18(1), 1-8.
- Sherman, D. M., & Waite, T. D. (1985). Electronic spectra of Fe³⁺ oxides and oxide hydroxides in the near IR to near UV. *American Mineralogist*, 70(11-12), 1262-1269.
- Smola, A. J., & Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and computing*, 14(3), 199-222.
- Sorenson, P. T., Quideau, S. A., & Rivard, B. (2018). High resolution measurement of soil organic carbon and total nitrogen with laboratory imaging spectroscopy. *Geoderma*. 315, 170-177.
- Soriano-Disla, J. M., Janik, L. J., Viscarra Rossel, R. A., Macdonald, L. M., & McLaughlin, M. J. (2014). The performance of visible, near-, and mid-infrared reflectance spectroscopy for prediction of soil physical, chemical, and biological properties. *Applied Spectroscopy Reviews*. 49(2), 139-186.
- Stenberg, B., Rossel, R. A. V., Mouazen, A. M., & Wetterlind, J. (2010). Visible and near infrared spectroscopy in soil science. *Advances in agronomy*, 107, 163-215.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Sarmadian, F., Zolfaghari, A. A., & Jafari, A. (2015). Prediction Cation Exchange Capacity using Different Methods in Soils of Iran. *Journal of Agricultural Engineering Soil Science and Agricultural Mechanization, (Scientific Journal of Agriculture)*. 38(1), 59-77.
- Ulusoy, Y., Tekin, Y., Tümsavaş, Z., & Mouazen, A. M. (2016). Prediction of soil cation exchange capacity using visible and near infrared spectroscopy. *Biosystems Engineering*. 152, 79-93.
- Van Groenigen, J. W., Mutters, C. S., Horwath, W. R., & Van Kessel, C. (2003). NIR and DRIFT-MIR spectrometry of soils for predicting soil and crop parameters in a flooded field. *Plant and Soil*, 250(1), 155-165.
- Vapnik, V., Guyon, I., & Hastie, T. (1995). Support vector machines. *Mach. Learn*, 20(3), 273-297.
- Viscarra Rossel, R. A., Behrens, T. (2010). Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. *Geoderma*. 158, 46-54.
- Xu, S., Zhao, Y., Wang, M., & Shi, X. (2018). Comparison of multivariate methods for estimating selected soil properties from intact soil cores of paddy fields by Vis-NIR spectroscopy. *Geoderma*. 310, 29-43.