

Original Article



Estimation of Soil Organic Carbon Content at Various Moisture Levels Using Visible/Near-Infrared Spectroscopy

Mehrdad Aghaei Sadi¹, Saeid Minaei^{1*}, Bahareh Jamshidi², HosseinAli Bahrami³, Saham Mirzaei⁴

Affiliation

1. Dep. of Biosystems Engineering, Faculty of Agriculture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
2. Dep. of Smart Agricultural Research, Agricultural Engineering Research Institute, Agricultural Research Education and Extension Organization (AREEO), Karaj, Iran
3. Dep. of Soil Science, Faculty of Agriculture, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran
4. Institute of Methodologies for Environmental Analysis, Italian National Research Council, Potenza, Italy

ABSTRACT

Introduction: Determination of organic-carbon-content variation in the field is crucial due to the importance of soil organic carbon content, including its role in increasing soil resistance against wind and water erosion. This study examines the ability of reflectance visible-near infrared (Vis/NIR) spectrometry for measurement and prediction of soil organic carbon content and the effect of the type of spectral preprocessing on the accuracy of multivariable predictive models was studied.

Material and Methods: In this research, spectroscopy of soil samples was performed at 7 moisture levels in the interactance measurement mode in the 350-2500 nm spectral range using a contact probe. Spectrophotometry of 5 different sections of each soil sample was carried out and the data were processed and analyzed. Spectral data obtained from the spectrophotometer included unwanted information, background and noise in addition to the information of the samples. In order to arrive at accurate and reliable analytical models, pre-processing of the spectral data was required prior to regression model simulation. Multivariate calibration models of partial least squares (PLS) were developed based on the reference measurements and the information of the preprocessed spectra using a combination of different methods for assessment and prediction of soil organic carbon content. These included: smoothing (moving average (MA), and Savitzky-Golay (SG)); normalizing (multiplicative scatter correction (MSC), standard normal Variate (SNV)); as well as increasing the spectral resolution (first and second derivatives (D1, D2)).

Results and Discussion: Results showed that NIR spectroscopy is a suitable method for measurement of organic carbon content in soil samples. Prediction utilizing the data analyzed using the PLS model based on SG + MSC, produced the best detection results. Thus, SG+MSC preprocessing ($R_c^2 = 0.81$, RMSEC = 0.239, $R_p^2 = 0.79$, RMSEP = 0.252) is suitable for predicting the amount of soil OC with high accuracy (SDR= 3.191). Results showed that reflectance rate diminishes with increasing moisture content reducing the ability of the PLS model to predict organic carbon content. This is true across all the preprocessing methods. In addition, the determined index values and validation criteria showed that prediction of organic carbon content with the PLS model using SG+D1+MSC, SG+MSC, SG+MSC, SG+D1+MSC, SG+SNV and SG+SNV combinations gives the best detection results for the following moisture levels, respectively: 6, 12, 18, 24, 30 and 36%.

Conclusion: Vis/NIR spectroscopy can be used as an alternative to conventional laboratory methods for soil organic-carbon-content determination. Results showed that the use of Vis/NIR spectroscopy for determination of soil organic carbon content can be considered in the site-specific management of fields, which can ultimately lead to saving inputs and reducing the pressure on the environment.

Keywords: Reflective Spectroscopy, Spectral pre-processing, Validation, Partial least-squares regression, Precision agriculture

Citation:

Aghaei Sadi, M., Minaei, S., Jamshidi, B., Bahrami, H. A., Mirzaei, S., Estimation of Soil Organic Carbon Content at Various Moisture Levels Using Visible/Near-Infrared Spectroscopy, *Iran J Remote Sens GIS*. 17(4): 93-110.

* Corresponding Author: minaei@modares.ac.ir
DOI: <https://doi.org/10.48308/gisj.2024.235669.1218>

Received: 2024.05.12
Accepted: 2024.10.28



Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>.



برآورد مقدار کربن آلی خاک در سطوح متفاوت رطوبتی با طیف‌سنجی مرئی / فروسرخ نزدیک

مهرداد آقائی سعدی^۱، سعید مینایی^{۱*}، بهاره جمشیدی^۲، حسینعلی بهرامی^۳، سهام میرزایی^۴

سمت

۱. گروه مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۲. بخش تحقیقات هوشمندسازی کشاورزی، مؤسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرج، ایران
۳. گروه علوم خاک، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۴. شورای ملی تحقیقات ایتالیا، مؤسسه روش‌شناسی، تجزیه و تحلیل محیطی، پونتزا، ایتالیا

چکیده

سابقه و هدف: تعیین تغییرات مقدار کربن آلی در مزرعه، به دلیل اهمیت و نقش مقدار کربن آلی در خاک، از جمله نقش مؤثر آن در افزایش مقاومت خاک در برابر فرسایش باد و آب، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این پژوهش، توانایی روش طیف‌سنجی Vis/NIR بازتابی به منظور سنجش و پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک، در هفت تیمار رطوبتی و همچنین اثر پیش‌پردازش‌های گوناگون طیفی در دقت مدل‌های چندمتغیره پیش‌بینی‌کننده، مطالعه شد.

مواد و روش‌ها: طیف‌گیری از نمونه‌های خاک در هفت تیمار رطوبتی، در مد اندازه‌گیری برهم‌کنش و محدوده طیفی ۳۵۰-۲۵۰۰ نانومتر و به صورت تماسی، از پنج ناحیه متفاوت انجام شد. داده‌های طیفی به دست آمده از اسپکترومتر، افزون بر اطلاعات نمونه، شامل اطلاعات ناخواسته پس‌زمینه و نویزها نیز می‌شوند. به همین دلیل برای دستیابی به مدل‌های واسنجی پایدار و دقیق و مورد اعتماد، به پیش‌پردازش داده‌های طیفی پیش از تدوین مدل‌های رگرسیون نیاز است. بدین منظور، این پردازش‌ها برای سنجش و پیش‌بینی مقدار کربن آلی خاک انجام شد: تدوین مدل‌های واسنجی چندمتغیره رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLS) بر پایه اندازه‌گیری‌های مرجع و اطلاعات طیف‌های پیش‌پردازش شده، با ترکیب روش‌های گوناگون هموارسازی (میانگین‌گیری متحرک (MA)، ساویتزکی-گولای (SG))، نرمال‌سازی (تصحیح پخش‌افزاینده (MSC)، توزیع نرمال استاندارد (SNV)) و افزایش قدرت تفکیک طیفی (مشتق‌های اول و دوم (D₁ و D₂)).

نتایج و بحث: نتایج نشان داد که از روش طیف‌سنجی می‌توان برای سنجش مقدار کربن آلی خاک بهره برد. مدل PLS، بر پایه ترکیب SG+MSC، بهترین پیش‌بینی را در مقدار کربن آلی (OC) نمونه‌های خاک داشت؛ به گونه‌ای که پیش‌پردازش SG+MSC ($R^2_c = 0.81$, $RMSEC = 0.239$, $R^2_p = 0.79$ و $RMSEP = 0.252$) با دقت مناسبی ($SDR = 2/17$) توانست مقدار OC را پیش‌بینی کند. بررسی نتایج نشان داد که با افزایش رطوبت، مقدار بازتاب کاهش پیدا می‌کند و از توانایی مدل PLS بر پایه روش‌های گوناگون پیش‌پردازش در سنجش مقدار کربن آلی نمونه‌ها کاسته می‌شود. همچنین مقادیر شاخص‌های تعیین‌شده و معیارهای اعتبارسنجی نشان داد که مدل PLS بر پایه ترکیب‌های SG+D1+MSC، SG+MSC، SG+MSC، SG+SNV و SG+SNV بهترین نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی را به ترتیب، برای تیمارهای رطوبتی ۶، ۱۲، ۱۸، ۲۴، ۳۰ و ۳۶٪ دارد.

استناد:

آقائی سعدی، م.، مینایی، س.، جمشیدی، ب.، بهرامی، ح.، میرزایی، س.، برآورد مقدار کربن آلی خاک در سطوح متفاوت رطوبتی با طیف‌سنجی مرئی/فروسرخ نزدیک، نشریه سنجش از دور و GIS ایران، سال ۱۷، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۴: ۹۳-۱۱۰.

نتیجه‌گیری: طیف‌سنجی Vis/NIR را می‌توان، به منزله روشی جایگزین برای روش‌های مرسوم آزمایشگاهی، در تعیین مقدار کربن آلی خاک به کار برد. نتایج پژوهش‌ها حاکی از آن است که استفاده از طیف‌سنجی Vis/NIR در تعیین مقدار کربن آلی خاک می‌تواند، در مدیریت موضعی مزارع، مورد توجه قرار گیرد و این کار به صرفه‌جویی در نهاده‌ها و کاهش فشار بر محیط‌زیست منجر می‌شود.

واژه‌های کلیدی: اسپکتروسکوپی انعکاسی، پیش‌پردازش طیفی، اعتبارسنجی، رگرسیون حداقل مربعات جزئی، کشاورزی دقیق.



۱- مقدمه

خاک یکی از منابع مهم طبیعی است که انسان ها، برای تولید غذا و فیبر و انرژی، از آن بهره می‌برند. این ماده جریان آب را تنظیم و به‌منزله فیلتری، در برابر عناصر سمی و سایر آلاینده‌های موجود در آن عمل می‌کند. خاک نقش مخزن عناصر غذایی را برای رشد گیاهان دارد و همچنین مخزنی برای کربن است که می‌تواند آثار گرمایش جهانی را تعدیل کند. توانایی خاک در هریک از این وظایف به ساختمان، ترکیب و ویژگی‌های شیمیایی، فیزیکی و بیولوژیکی آن بازمی‌گردد و تمامی این ویژگی‌ها، در طول زمان و مکان، تغییر می‌کند (Bouma, 1997). خاک‌ها، از نظر فیزیکی، ترکیبی از ذرات معدنی و آلی، آب و هوا هستند. تعیین ویژگی‌های فیزیکی و مکانیکی خاک، در چگونگی ایفای نقش آن برای مقاصد گوناگون و نحوه اعمال مناسب ترین مدیریت درمورد آن، مهم است. از آنجاکه اندازه‌گیری مستقیم ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک مشکل، زمان‌بر و پرهزینه است و در تعیین این ویژگی‌ها، به دلیل تغییرپذیری زمانی و مکانی نیز به مطالعه‌های صحرایی و نمونه‌برداری‌هایی فراوان نیاز است، در دهه‌های اخیر جست‌وجو برای یافتن روش‌هایی غیرمستقیم، ارزان، سریع و در دسترس به یکی از اولویت‌های مهم پژوهشی در علوم خاک تبدیل شده است (Shepherd & Walsh, 2002). طی چند دهه اخیر، به‌منظور جایگزینی روش‌های مرسوم آزمایشگاهی تجزیه و تحلیل خاک، از فناوری طیف‌سنجی استفاده شده است (Nanni & Demattê, 2006). بیشتر روش‌های طیف‌سنجی دارای ویژگی‌های مطلوب غیرمخرب، سریع، کم‌هزینه، با امکان تکرار بالا و نسبتاً آسان‌اند و به‌علاوه، برای سنجش، به مقدار اندکی از نمونه خاک نیاز دارند. بنابراین، به‌منظور بررسی تعداد بسیار نمونه‌ها، کارآمدترند. با بهره‌گیری از روش‌های طیف‌سنجی، به آماده‌سازی نمونه‌ها یا استفاده از مواد شیمیایی مضر و آلوده‌کننده زیست‌بوم احتیاج نیست (Aghaei Sadi et al., 2021). طیف‌سنجی مرئی (Vis)

و فروسرخ نزدیک (NIR) از انواع گوناگون طیف‌سنجی به شمار می‌روند که در زمینه سنجش ترکیبات خاک استفاده می‌شوند. تا کنون، از بازتاب طیفی خاک در دامنه‌های طیفی مرئی/فروسرخ نزدیک (طول موج‌های بین ۳۵۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر) به‌منزله روشی سریع، مقرون‌به‌صرفه، غیرمخرب و نسبتاً دقیق برای تخمین برخی ویژگی‌های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی خاک استفاده شده است (Kodaira & Shibusawa, 2013; Genot et al., 2011; Janik et al., 2009; Nawar & Mouazen, 2018; Pudelfko & Chodak, 2020; Munaf et al., 2021; Rasooli et al., 2023). در پژوهشی، با استفاده از طیف‌سنجی برخط در محدوده ۳۰۵-۲۲۰۰ نانومتر، میزان کربن آلی خاک پیش‌بینی شد. هدف این پژوهش مقایسه سه روش انتخاب نمونه، برای بهبود عملکرد تشخیص میزان کربن آلی خاک، به کمک حسگر برخط بود. روش‌های انتخاب نمونه شامل انتخاب تصادفی (RS)^۱، الگوریتم KS^۲ و روش SA^۳ می‌شد. نتایج نشان داد که مدل PLSR مبتنی بر نمونه‌گیری به روش SA با دقت خوبی می‌تواند میزان کربن آلی خاک را اندازه‌گیری کند (Nawar & Mouazen, 2018). محققان گوناگونی، با استفاده از داده‌های طیفی، میزان کربن آلی را پیش‌بینی کردند (Shariffar et al., 2019; Akbari et al., 2022). در پژوهشی دیگر، با بهره‌گیری از طیف‌سنجی NIR و با کمک روش‌های شبکه‌های عصبی، PLS^۴ و PCR^۵، میزان کربن آلی نمونه خاک معدنی در محدوده طیفی ۱۰۰۰-۲۵۰۰ نانومتر پیش‌بینی شد (Pudelfko & Chodak, 2020). طیف‌سنجی Vis/NIR، به‌منزله روشی غیرمخرب برای سنجش مقدار کربن آلی خاک، در پژوهش‌های بسیاری به کار رفته است (Minasny et al., 2011; De Santana et al., 2019). پژوهش‌ها نشان داده‌اند که بازتاب طیفی

1. Random Selection
2. Kennard-Stone
3. Similarity Analysis
4. Partial Least Squares
5. Principal Component Regression

خاک تحت تأثیر برخی از ویژگی‌های خاک، همچون رطوبت، بافت، ساختمان و مقدار ماده آلی آن، قرار می‌گیرد (Nanni & Demattê, 2006)؛ بنابراین، با کمک طیف‌های بازتابی، می‌توان بسیاری از ویژگی‌های خاک را ارزیابی کرد. تنوع شرایط اکولوژیکی، هیدرواقليمی و محیطی خاک و ویژگی‌های ناخواسته آن تخمین خواص خاک، مبتنی بر طیف‌سنجی را با محدودیت مواجه می‌کند. رطوبت خاک از مهم‌ترین پارامترهای خارجی است که به دلیل تغییرپذیری زمانی-مکانی بالا، تخمین خواص خاک از طریق تجزیه و طیف‌سنجی برخط^۱ را با محدودیت مواجه می‌کند. برای کاهش اثر عوامل ناخواسته در دقت مدل‌سازی ویژگی‌های خاک با داده‌های طیفی، روش‌های متفاوتی مانند روش‌های تبدیل هندسی، روش‌های شیمی-آماري و مدل‌های انتقال تابش استفاده شده است (Mirzaei et al., 2020; 2022; 2024).

با توجه به مطالب بیان شده، رطوبت خاک، به دلیل سهم چشمگیر در میزان بازتاب طیفی خاک و نیز تغییرپذیری زمانی و مکانی فراوان، مؤثرترین عامل ناخواسته در سطح مزرعه است که پیش‌بینی مقدار کربن آلی خاک را با دشواری مواجه می‌کند. از این رو پژوهش حاضر، با هدف سنجش تأثیر رطوبت در دقت برآورد مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک، مبتنی بر طیف‌سنجی فروسرخ نزدیک انجام شد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- موقعیت جغرافیایی مناطق مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه بخشی از مزارع چای شهرستان لاهیجان، مزارع اطراف پالایشگاه تهران (اسماعیل آباد) و مزارع اطراف تصفیه‌خانه جنوب شهر تهران (شهر ری) است. منطقه واقع در مزارع چای شهرستان لاهیجان، از نظر موقعیت جغرافیایی، در حدفاصل $37^{\circ}12.785'$ تا $37^{\circ}12.785'$ عرض شمالی و $49^{\circ}57.045'$ تا $49^{\circ}57.721'$ طول شرقی قرار گرفته و ارتفاع متوسط آن از سطح دریا معادل ۴- متر است. منطقه واقع در

مزارع اطراف پالایشگاه و تصفیه‌خانه جنوب شهر تهران، از نظر موقعیت جغرافیایی، به ترتیب در حدفاصل $35^{\circ}32.758'$ تا $35^{\circ}32.791'$ عرض شمالی و $51^{\circ}24.524'$ تا $51^{\circ}24.556'$ طول شرقی واقع شده‌اند و ارتفاع متوسط آن‌ها از سطح دریا ۱۰۳۸ متر است. این مناطق به دلیل دستیابی به پراکندگی مطلوب در داده‌های آزمایشگاهی و با بررسی منابع موجود در این زمینه انتخاب شده‌اند. خاک‌های مزارع چای لاهیجان دارای مواد آلی و رطوبت بالاست و در مورد مزارع جنوب تهران، برعکس است. مناطق مورد مطالعه اغلب تحت پوشش اراضی کشاورزی، شامل اراضی آبی، دیم و باغات، قرار می‌گیرند. اطلاعات حاصل از ایستگاه‌های هواشناسی این مناطق نشان می‌دهد که متوسط بارندگی سالیانه، در محدوده شهرستان لاهیجان و نیز محدوده اسماعیل‌آباد و شهر ری تهران، به ترتیب $924/1$ و $95/6$ میلی‌متر و متوسط دمای سالیانه به ترتیب، $22/84$ و $25/49$ درجه سلسیوس است.

۲-۲- نمونه‌برداری خاک

در این پژوهش، ۱۲۰ نمونه خاک از مزارع چای شهرستان لاهیجان و ۳۰ نمونه از مزارع اطراف پالایشگاه تهران و تصفیه‌خانه جنوب شهر تهران، با دستگاه نمونه‌برداری مارپیچی و از عمق ۰-۳۰ سانتی‌متری سطح خاک، به صورت تصادفی جمع‌آوری شد (شکل ۱). به کمک سامانه مکان‌یاب جهانی (GPS)، موقعیت نمونه‌ها شناسایی و ثبت شد. نمونه‌های خاک، پس از انتقال به آزمایشگاه، هواخشک و به نر می کوبیده شدند و با عبور از الک دومیلی متری، برای تعیین ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی آماده شدند. سپس نمونه‌ها براساس رطوبت تر پایه و با اندازه‌گیری مقدار رطوبت اشباع خاک، در هفت تیمار رطوبتی هواخشک، ۶، ۱۲، ۱۸، ۲۴، ۳۰ و ۳۶٪ تهیه شد و ظروف، با استفاده از پوششی پلاستیکی برای جلوگیری از تبخیر و نیز به منظور

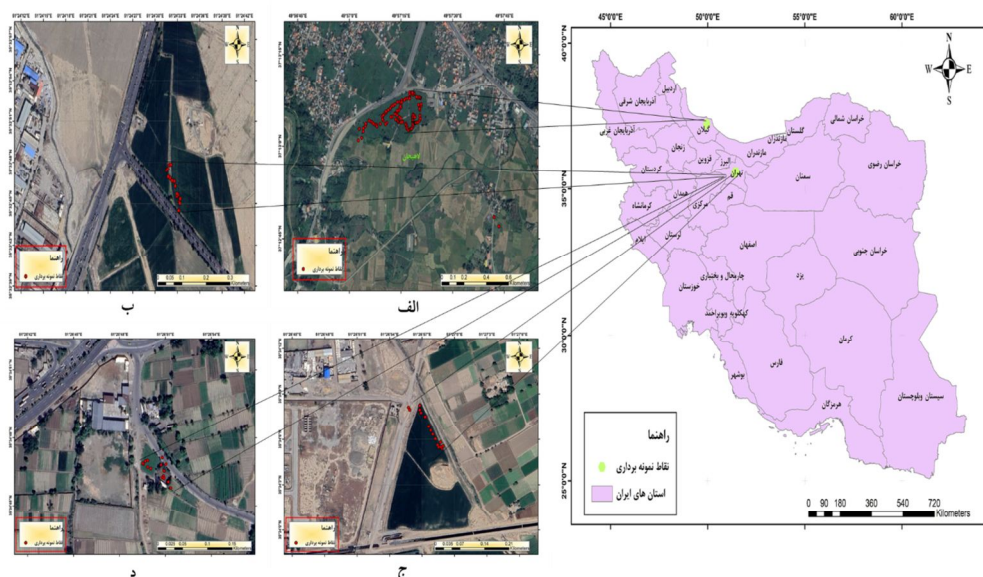
1. On-the-Go Measurement

(شکل ۵) به صورت تماسی به کار رفت. برای این کار، از دستگاه طیفسنج (FieldSpec3 (ASD, Inc. USA و کاوشگر تماسی^۱ مدل A122300، در محدوده طیفی ۲۵۰۰-۳۵۰ نانومتر، استفاده شد. این طیفسنج دارای تکفامساز نوع منشوری است؛ همچنین شامل سه آشکارساز در دامنه های طول موج ۳۵۰-۱۰۰۰، دارای ۵۱۲ عنصر از نوع آرایه سیلیکونی، ۱۰۰۰-۱۸۳۰ از نوع InGaAs و ۱۸۳۰-۲۵۰۰ نانومتر از نوع InGaAs حساسیت متفاوت در مقابل تغییرات دما و رطوبت می شود. افزون بر این ها از منبع نور هالوژن- تنگستن مدل High Intensity Contact Probe A122300 (ASD, Inc. USA) با توان خروجی ۶/۵ وات و ولتاژ ۱۸-۱۲ ولت

پخش یکنواخت آب در کل نمونه، به مدت ۲۴ ساعت پوشانده شد. پس از آن، بازتاب طیفی نمونه خاک های مورد مطالعه با دستگاه طیفسنج اندازه گیری شد. جدول ۱ توصیف آماری برخی ویژگی های فیزیکی و مکانیکی نمونه خاک های مورد مطالعه را نشان می دهد.

۳-۲- طیفسنجی نمونه های خاک

مراحل اجرای پژوهش و طرحواره سامانه طیفسنجی، به ترتیب، در شکل های ۳ و ۴ نشان داده شده است. برای اندازه گیری های طیفسنجی Vis/NIR از نمونه های خاک، در مد برهم کنش، چیدمان مناسب



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی مناطق مورد مطالعه و نقاط نمونه برداری: شهرستان لاهیجان (الف)؛ مناطق جنوب شهر تهران (ب، ج و د)

جدول ۱. توصیف آماری برخی ویژگی های فیزیکی، شیمیایی و مکانیکی نمونه های خاک

ویژگی ها	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف معیار
رس (/.)	۱۶	۳۸	۲۱/۷۶	۶/۱۵
سیلت (/.)	۱۸	۳۶	۲۸/۱۸	۳/۲۶
شن (/.)	۳۰	۶۰	۵۰/۰۵	۸/۰۶
جرم ویژه ظاهری (g/cm^3)	۱/۰۷	۱/۹۳	۱/۴۳	۰/۱۳
جرم ویژه حقیقی (g/cm^3)	۲/۱۴	۲/۸۹	۲/۶۰۵	۰/۱۴۴
تخلخل (/.)	۰/۲۷	۰/۵۶	۰/۴۵	۰/۰۳۸
کربن آلی (/.)	۰/۲۵	۳/۴۶	۱/۴۸	۰/۵۴۸

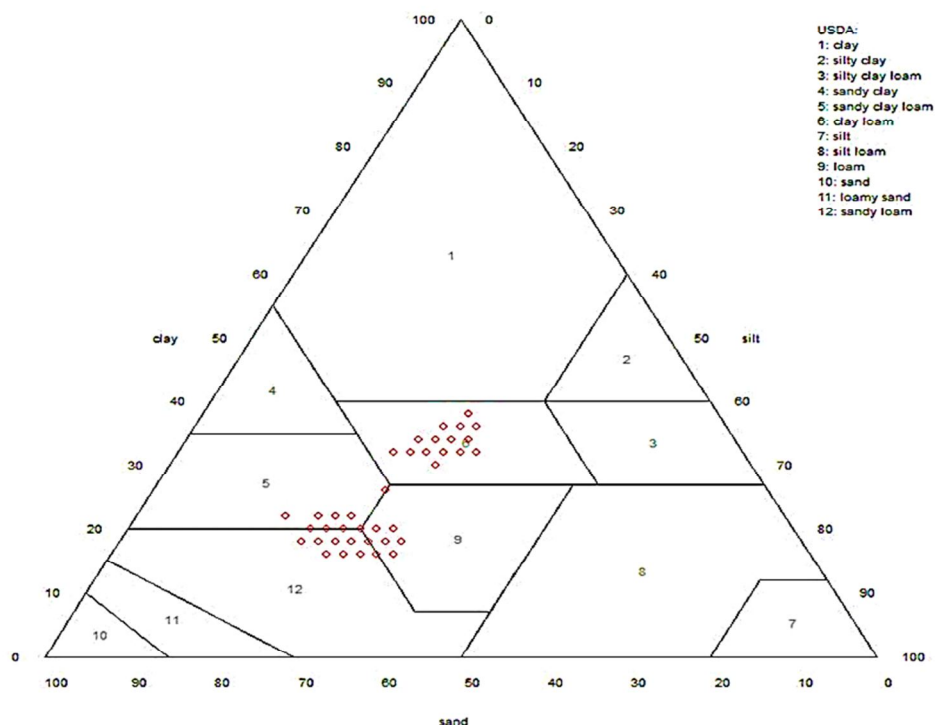
1. Contact Probe

طیف‌سنجی، ابتدا طیف تیره (D)^۱ با بستن درپوش فیبر نوری و خاموش کردن منبع نور و همچنین طیف مرجع (Ref)^۲، با استفاده از صفحه سفید مبنایی از جنس تفلون، تعریف و ذخیره شدند.

۴-۲- اندازه‌گیری‌های مرجع

کربن آلی به روش Walkley-Black اندازه‌گیری شد. برای این کار، ۵ تا ۱۰ گرم خاک کوبیده و از الک نیم‌میلی‌متری عبور داده شد. یک گرم خاک در ارلن مایر ۲۵۰ میلی‌لیتر ریخته و ۱۰ میلی‌لیتر بی‌کرومات پتاسیم یک نرمال به آن افزوده و به آرامی تکان داده شد تا ذرات در محلول پراکنده شود. ۲۰ میلی‌لیتر

و یک کاوشگر فیبر نوری تک‌شاخه مدل Ceram Optic 106622، شامل ۵۷ فیبر نوری موازی که به صورت تصادفی توزیع شده‌اند، استفاده شد. حسگر فیبر نوری که از طریق کابلی با طول ۱/۲ متر بازتاب نوری را به طیف‌سنج منتقل می‌کند، امکان انتقال اطلاعات را به رایانه دارد؛ این انتقال اطلاعات، با هدف نمایش و ذخیره‌سازی طیف‌های به دست آمده در نرم‌افزار View Spec Pro 6.0.15 (ASD, Inc. USA)، از طریق پورت USB انجام می‌شود. طیف‌گیری از ۱۵۰ نمونه، در هفت تیمار رطوبتی، به صورت تصادفی و از پنج ناحیه متفاوت و با چهار تکرار (در مجموع، ۲۱ هزار طیف) انجام شد. پس از ایجاد چیدمان و پیش‌از



شکل ۲. توزیع کلاس‌های بافتی نمونه خاک‌های مورد مطالعه

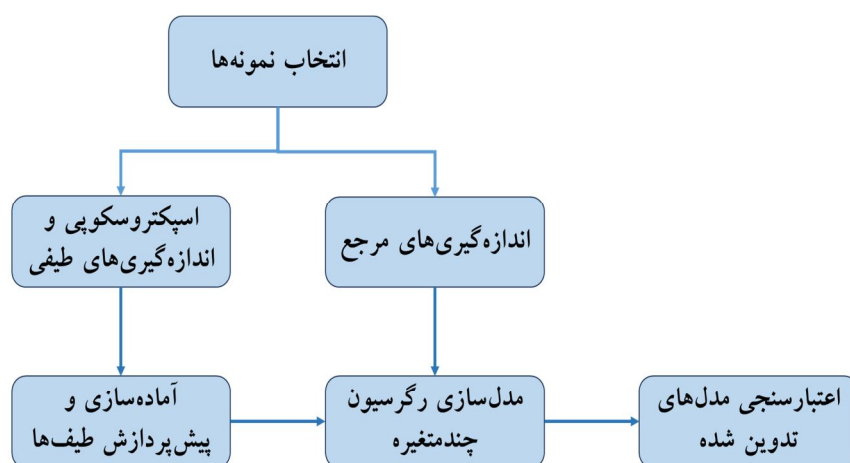
1. Dark
2. Reference

قرمز درمی‌آید. شایان ذکر است که با هر سری خاک، باید یک نمونه شاهد تهیه شود. در نهایت، مقدار درصد کربن آلی با استفاده از رابطه (۱) محاسبه شد.

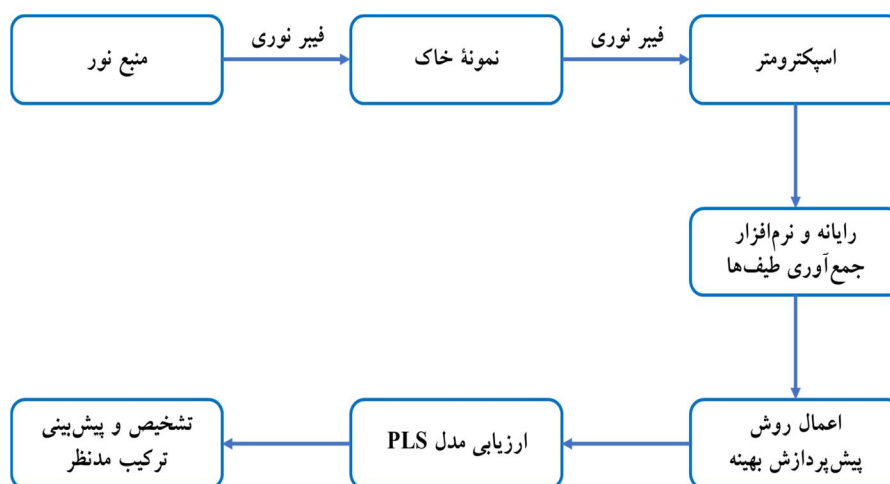
$$\%OC = M * 0.39 * [(V1 - V2) / S] \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این معادله، M نرمالیت فرو آمونیوم سولفات، $V1$ فرو آمونیوم سولفات مصرفی برای شاهد (mL)، $V2$ فرو آمونیوم سولفات مصرفی برای نمونه مجهول (mL) و S وزن خاک خشک‌شده در هوای آزاد است.

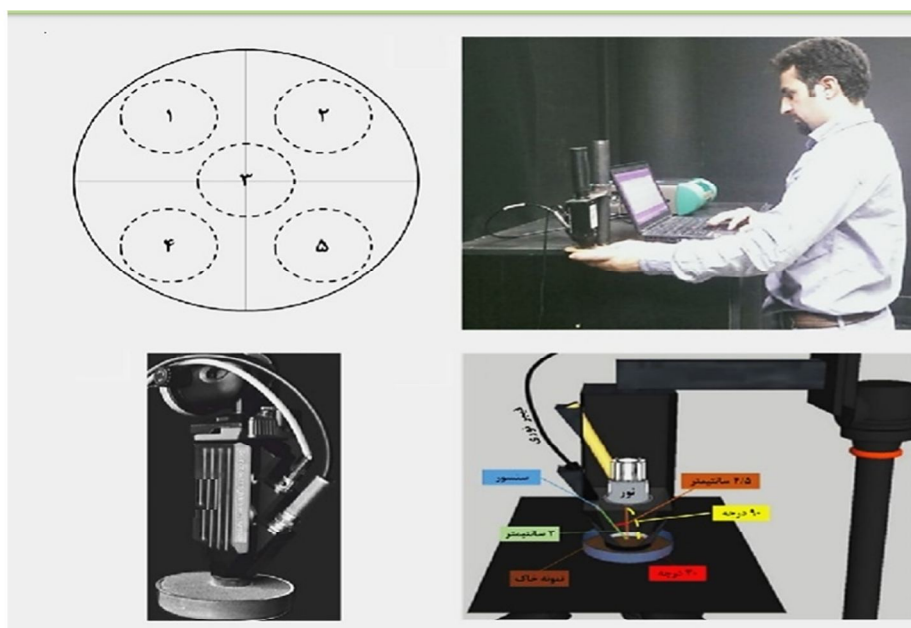
اسید سولفوریک غلیظ ۹۶٪، خیلی سریع و به‌طور مستقیم، به محلول اضافه و به آرامی تکان داده شد تا خاک با مواد مخلوط شود. پس از یک دقیقه تکان دادن، محلول به مدت سی دقیقه به حال خود گذاشته شد. سپس ۱۰۰ میلی‌لیتر آب مقطر به آن افزوده و بعد از سرد شدن نیز، ۱۰ قطره معرف ارتوفنانتروлін افزوده و با فرو آمونیوم سولفات تیتیر شد. با نزدیک شدن به انتهای تیتراسیون، رنگ نمونه سبز کدر می‌شود که با چند قطره اضافی فرو آمونیوم سولفات، در مجاورت معرف، به رنگ



شکل ۳. مراحل اجرای پژوهش



شکل ۴. طرح‌واره سامانه طیف‌سنجی



شکل ۵. چیدمان طیفسنجی مورد استفاده

۵-۲- پیش پردازش داده‌ها و مدل‌سازی

افزایش قدرت تفکیک طیف (مشتق‌های اول و دوم (D1 و D2)) استفاده شد. همچنین اثر ترکیب روش‌های متفاوت پیش‌پردازش، در دقت مدل‌های چندمتغیره تدوین‌شده برای سنجش مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک، مورد مطالعه قرار گرفت. برای اجرای این روش‌ها نرم‌افزارهای Unscrambler X 10.4 (CAMO Software AS, Norway) و View Spec Pro (ASD, Inc. USA) 6.0.15 به کار رفت. برای ایجاد ارتباط بین مقدار کربن آلی اندازه‌گیری‌شده و داده‌های طیفی، از روش‌های مدل‌سازی رگرسیون حداقل مربعات جزئی (PLS) استفاده شد. در این راستا، با بهره‌گیری از روش تجزیه مؤلفه‌های اصلی (PCA)^۷،

برای حذف اطلاعات ناخواسته، پس‌زمینه و انواع نویز و دستیابی به مدل‌های واسنجی دقیق و مورد اعتماد باید داده‌های طیفی، قبل از تدوین مدل‌های رگرسیون، پیش‌پردازش شوند. برای این منظور، روش‌های پیش‌پردازش بسیاری برپایه شیوه‌های ریاضی و آماری گسترش یافته‌اند و یا در حال تدوین هستند؛ هریک از این روش‌ها کاربرد ویژه‌ای دارد و انتخاب یک روش پیش‌پردازش به منزله بهترین روش که به دقیق‌ترین نتایج مدل‌های پیش‌بینی پارامترهای گوناگون در نمونه‌های متفاوت منجر شود، امکان‌پذیر نیست. این مسئله، درواقع، به شرایط و امکانات آزمایش‌ها، نوع و ویژگی‌های نمونه، پارامتر اندازه‌گیری‌شده و دیگر موارد بستگی دارد (Jamshidi et al., 2014, Heise & Winzen, 2001; Aghaei sadi et al., 2018). براین اساس، به منظور آماده‌سازی و پیش‌پردازش طیف‌ها، از برخی روش‌های هموارسازی^۱ و کاهش نویز (میانگین‌گیری متحرک^۲ و ساویتزکی-گولای^۳)، نرمال‌سازی^۴ (تصحیح پراکنش افزاینده^۵ و توزیع نرمال استاندارد^۶)،

1. Smoothing
2. Moving Average (MA)
3. Savitzky-Golay (SG)
4. Normalizing
5. Multiplicative Scatter Correction (MSC)
6. Standard Normal Variate (SNV)
7. Principal Component Analysis

$$\text{RMSEC} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_i - y_i)^2}{n_c}} \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$\text{RMSEP} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_i - y_i)^2}{n_p}} \quad \text{رابطه (۳)}$$

در این معادلات، y_i مقدار اندازه‌گیری شده و ویژگی برای نمونه i ام دسته آموزش یا آزمون؛ $\hat{y}_i$ مقدار پیش‌بینی شده و ویژگی برای نمونه i ام دسته آموزش یا آزمون؛ n_c تعداد نمونه‌های دسته آموزش و n_p تعداد نمونه‌های دسته آزمون است.

ضریب همبستگی واسنجی (r_c)^۵ و ضریب همبستگی پیش‌بینی (r_p)^۶ نیز، به ترتیب، طبق رابطه‌های (۴) و (۵) به دست آمد (Liu et al., 2010).

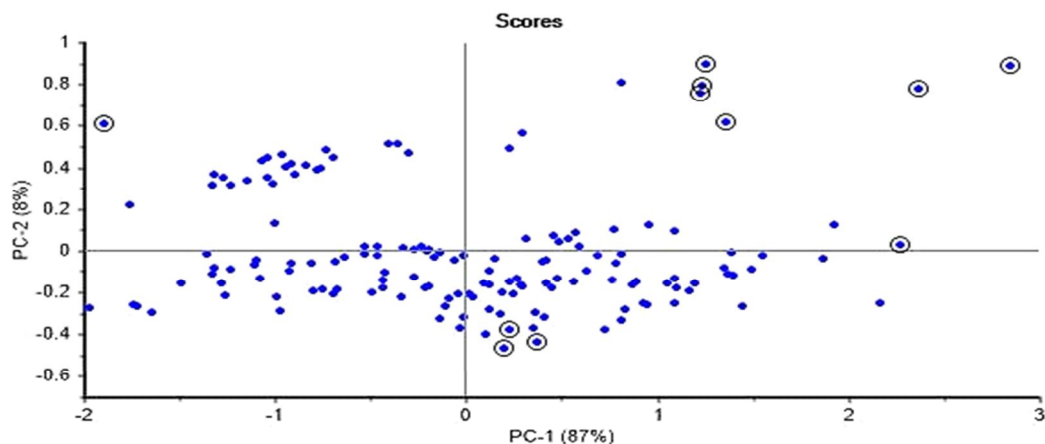
$$r_c = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_i - y_m)^2}} \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$r_p = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_i - y_m)^2}} \quad \text{رابطه (۵)}$$

با بهره‌گیری از روش تجزیه مؤلفه‌های اصلی (PCA)^۱، نمونه‌های پرت^۲ مشخص و حذف شدند (شکل ۶). سپس نمونه‌های باقی‌مانده با روش Full Cross Validation مدل‌سازی و اعتبارسنجی شدند.

۲-۶- اعتبارسنجی مدل‌ها و انتخاب بهترین مدل

مدل‌های رگرسیون تدوین شده PLS برپایه ده ترکیب گوناگون روش‌های پیش‌پردازش، برای سنجش مقدار کربن آلی خاک، به روش آزمونی اعتبارسنجی شدند؛ به این ترتیب که پس از تدوین مدل‌های واسنجی با نمونه‌های دسته آموزش و ارزیابی توانمندی آن‌ها در ایجاد ارتباط میان داده‌های طیفی و ویژگی‌های مورد نظر، از نمونه‌های دسته آزمون استفاده شد تا دقت پیش‌بینی مدل‌های واسنجی تدوین شده بررسی شود. در این راستا، خطای مدل‌ها به صورت ریشه میانگین مربعات خطای واسنجی (RMSEC)^۳ و ریشه میانگین مربعات خطای پیش‌بینی (RMSEP)^۴ طبق رابطه‌های (۲) و (۳) محاسبه شد (Nicolai et al., 2007).



شکل ۶. تشخیص داده‌های پرت از نظر طیفی، با بهره‌گیری از روش تجزیه مؤلفه‌های اصلی (PCA)

1. Principal Component Analysis
2. Outliers
3. Root Mean Square Error of Calibration
4. Root Mean Square Error of Prediction
5. Correlation Coefficient of Calibration
6. Correlation Coefficient of Prediction

γ_m میانگین مقدارهای اندازه‌گیری شده و ویژگی در دسته آموزش یا آزمون است.

شاخص دیگری که در این پژوهش، برای ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی‌کننده به کار رفت، شاخص SDR^1 است که به صورت نسبت انحراف استاندارد متغیر وابسته (ویژگی مورد نظر) در دسته آزمون به RMSEP (رابطه (۶)) تعریف می‌شود (Nicolaï et al., 2007).

$$SDR = SD / RMSEP \quad (۶) \quad \text{رابطه}$$

مقدار SDR بین ۱/۵ و ۲ به این معنی است که مدل می‌تواند مقدارهای پایین متغیر وابسته را از مقدارهای بالای آن متمایز نماید. مقدار بین ۲ و ۲/۵ برای شاخص SDR نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های کمی، با دقت پایین، امکان‌پذیر است. درحالی‌که مقدار SDR بین ۲/۵ و ۳ و بیشتر از ۳، به ترتیب، بیانگر دقت‌های پیش‌بینی خوب و عالی مدل است. در این پژوهش، مدل بهینه از بین مدل‌های تدوین شده برای سنجش مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک براساس داشتن RMSEP و RMSEC کمتر و R^2_p ، R^2_c و SDR بیشتر انتخاب شد (Aghaei Sadi et al., 2018). به دلیل وجود نویز در ابتدا و انتهای بازه طیف‌سنجی، از اطلاعات ناحیه ۴۰۰-۲۴۵۰ nm استفاده شد.

۳- نتایج و بحث

در شکل ۲، توزیع کلاس‌های بافتی نمونه خاک‌های مورد مطالعه روی مثلث بافت خاک ارائه شده است. با توجه به شکل ۲، نمونه خاک‌های مورد مطالعه در چهار کلاس بافتی لوم، لوم رسی، لوم شنی و لوم رسی شنی قرار می‌گیرد. براساس جدول ۱، مقادیر رس و سیلت و شن نمونه خاک‌های مورد مطالعه در محدوده ۱۶-۳۸، ۱۸-۳۶ و ۳۰-۶۰٪ است. همان‌گونه که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، جرم ویژه ظاهری و حقیقی نمونه‌های خاک، به ترتیب در محدوده ۱/۰۷-۱/۹۳ و ۲/۱۴-۲/۸۹ گرم بر سانتی‌مترمکعب متغیر است و میانگین آن‌ها نیز، به ترتیب ۱/۴۳ و ۲/۶۰۵ گرم بر سانتی‌مترمکعب

می‌شود. بررسی نتایج نشان می‌دهد که مقدار جرم ویژه ظاهری و حقیقی نمونه‌های خاک مزارع چای لاهیجان کمتر از نمونه‌های جنوب تهران است که احتمالاً دلیل آن مقدار زیاد کربن آلی در این مزارع باشد. همچنین تنوع در نوع اراضی و شیب منطقه و تغییر عمق می‌تواند مقدار جرم ویژه ظاهری و حقیقی خاک را تغییر دهد. اندازه ذرات خاک و ترتیب قرارگیری آن‌ها هیچ‌گونه اثری در جرم ویژه حقیقی خاک ندارد بلکه به ترکیب شیمیایی و ساختمان کریستالی ذرات معدنی در منطقه مورد مطالعه بازمی‌گردد. جرم ویژه حقیقی خاک معمولاً در محدوده ۲/۶-۲/۷۵ گرم بر سانتی‌مترمکعب تغییر می‌کند و به‌طور میانگین، ۲/۶۵ گرم بر سانتی‌مترمکعب در نظر گرفته می‌شود و در شرایط خاصی تغییر می‌یابد. میانگین مقدار تخلخل ۰/۴۵ به دست آمد. نتایج نشان می‌دهند که مقدار تخلخل در بین خاک‌ها کاملاً تفاوت دارد و در خاک‌های درشت‌بافت، بین ۲۷ تا ۴۰٪ و در خاک‌های ریزبافت، بین ۴۰ تا ۵۶٪ متغیر است. در شرایطی که خاک دارای خاک‌دانه‌های پایدار و ساختمان خوب و مواد آلی فراوان باشد، مقدار تخلخل خاک افزایش می‌یابد. مقدار تخلخل با عمق خاک نیز دچار تغییر می‌شود. مقدار متوسط ماده آلی خاک‌ها، در مناطق مورد مطالعه، ۲/۵۱٪ اندازه‌گیری شد که این مقدار ماده آلی، با توجه به نقش آن در بهبود ویژگی‌های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیک خاک، مورد قبول است. مقدار بهینه کربن آلی در خاک حداقل بین ۲ تا ۳٪ برآورد می‌شود (Viscarrá Rossel et al., 2006). در صورتی که مقدار کربن آلی خاک کمتر از ۲٪ باشد، تأثیر آن در بازتاب طیفی بسیار اندک است و هرچه بر مقدار کربن آلی خاک افزوده شود، بازتابش کمتر از حالت معمولی خواهد بود (Baumgardner et al., 1986).

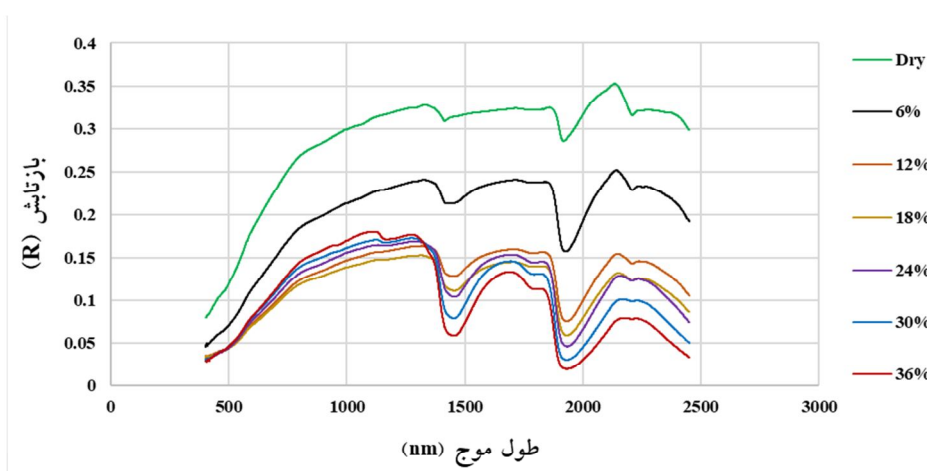
۳-۱- تحلیل منحنی‌های طیفی خاک

در شکل ۷، میانگین منحنی‌های خام بازتاب طیفی نمونه‌های خاک مورد مطالعه در هفت تیمار رطوبتی ارائه شده است. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، با افزایش رطوبت، مقدار بازتاب کاهش می‌یابد. معمولاً کربنات کلسیم باعث افزایش مقدار بازتاب از خاک و کربن آلی و رطوبت خاک باعث کاهش مقدار آن می‌شود. شایان ذکر است که رنگ، مقدار رطوبت، مقدار کربن آلی، توزیع اندازه ذرات و اکسیدهای آهن و آلومینیوم از ویژگی‌های رایج خاک‌اند که در مقدار بازتاب طیفی تأثیر می‌گذارند (Stenberg, 2010).

۳-۲- مدل سازی رگرسیون چندمتغیره برای سنجش مقدار کربن آلی خاک

نتایج واسنجی و ارزیابی مدل PLS برپایه ترکیب روش‌های متفاوت پیش‌پردازش و طیف‌های Vis/NIR برای سنجش مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک، در هفت تیمار رطوبتی، در جدول‌های ۲ تا ۸ نشان داده شده است. با توجه به جدول ۲ و مقادیر شاخص‌های SDR، R^2_p ، R^2_c و RMSEC برای مدل‌های توسعه‌یافته، مدل PLS برپایه ترکیب SG+MSC بهترین نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های

خاک هواخشک را داشت. در این راستا، پیش‌پردازش SG+MSC ($R^2_c = 0.81$ ، $RMSEC = 0.239$ ، $R^2_p = 0.79$ و $RMSEP = 0.252$) با دقت ($SDR = 2.17$) توانست مقدار کربن آلی را شناسایی و پیش‌بینی کند. این درحالی است که تشخیص و پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک هواخشک، با مدل PLS و ترکیب سایر روش‌های پیش‌پردازش و حتی بدون استفاده از روش‌های پیش‌پردازش نیز، امکان‌پذیر است. با توجه به نتایج جدول‌های ۳ تا ۸ و مقادیر شاخص‌های تعیین‌شده و معیارهای اعتبارسنجی، مدل PLS برپایه ترکیب‌های SG+MSC، SG+MSC، SG+D1+MSC، SG+D1+MSC و SG+SNV بهترین نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی را به‌ترتیب، در تیمارهای رطوبتی ۶، ۱۲، ۱۸، ۲۴، ۳۰ و ۳۶٪ داشت. یافته‌های این پژوهش، در پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک هواخشک، بهتر از نتایج پژوهش مورلس^۱ و همکاران (۲۰۱۶) است که با مدل PLS توسعه‌یافته در محدوده طیفی ۲۲۰۰-۳۰۵ نانومتر ($RMSEC = 0.081$ ، $SDR = 1.86$ ، $R^2_p = 0.711$ و $RMSEP = 0.08$) انجام شد؛ دلیل این برتری نیز ممکن است استفاده از روش‌های پیش‌پردازش مناسب، افزایش محدوده طیفی، پراکندگی مناسب نمونه‌ها و مواردی دیگر باشد.



شکل ۷. میانگین منحنی‌های خام بازتاب طیفی نمونه‌های خاک در هفت تیمار رطوبتی

شریفی فر^۱ و همکاران (۲۰۱۹) نیز، با استفاده از داده‌های طیفی در محدوده ۳۵۰-۲۵۰۰ نانومتر، کربن آلی را با ضریب تبیین ۰/۸۹ پیش‌بینی کردند. نتایج پژوهش‌ها حاکی از آن است که طول‌موج‌های مجاور ۱۱۰۰، ۱۶۰۰، ۱۷۰۰-۱۸۰۰، ۲۰۰۰ و ۲۲۰۰-۲۴۰۰ نانومتر را می‌توان در پیش‌بینی کربن آلی خاک به کار برد (Stenberg, 2010). ترکیبات آلی اصلی مانند سلولز، نشاسته و لیگنین به گروه‌های عاملی O-H، C-H و N-H وابسته‌اند. دو پیک جذبی قوی، در طول‌موج‌های ۱۷۳۰ و ۲۳۳۰ نانومتر، نقش ویژه‌ای در سنجش کربن آلی دارند که با توجه به چگونگی توزیع اورتون‌های پیوندهای اصلی، می‌توان اولی را به اورتون‌های اول C-H و دومی را به نوارهای ترکیبی O-H نسبت داد. همچنین پیک‌های جذبی ضعیفی، در طول‌موج‌های ۱۱۵۰، ۱۶۷۰، ۱۷۶۵، ۲۰۷۰، ۲۱۱۰، ۲۱۴۰، ۲۱۷۰، ۲۱۹۰، ۲۲۸۰، ۲۳۱۰ و ۲۳۹۰ نانومتر، در سنجش میزان کربن آلی نقش داشتند که دیگران نیز بدان اشاره کرده‌اند (Ben-Dor et al., 1997). نتایج جدول‌های ۲ تا ۸ نشان می‌دهد که با افزایش رطوبت، توانایی مدل PLS برپایه روش‌های متفاوت پیش‌پردازش در سنجش مقدار کربن آلی نمونه‌ها کاهش پیدا می‌کند. با افزایش رطوبت خاک،

مولکول‌های آب جایگزین مولکول‌های هوا در خاک‌های خشک می‌شوند که این مسئله شاخص انکسار و متعاقباً میزان پخش را افزایش می‌دهد و همچنین، به دلیل تباین کمتر، باعث پراکنش روبه‌جلوی بیشتر و افزایش قدرت جذب می‌شود. بنابراین کاهش میزان داده در بین سطح رطوبت، در طول‌موج‌های بلندتر، بهتر تشخیص داده می‌شود (Hadjimitsis, 2013). رطوبت دارای دو پدیده جذبی در ۱۴۵۵ و ۱۹۱۵ نانومتر است که این موارد از طریق فراتن ارتعاشات کششی O-H و H-O-H ایجاد می‌شوند. تأثیر رطوبت در بازتاب خاک به‌صورت خطی نیست و در طول‌موج‌های متفاوت، با شدت‌های متفاوتی، به کاهش میزان بازتاب منجر می‌شود (Mirzaei et al., 2024). رابطه بین بافت، ساختمان و رطوبت خاک را با مقایسه نوع خاک، بهتر می‌توان بیان کرد. خاک رسی که ظرفیت نگهداری آب در آن زیاد است بازتاب کمتری دارد. وقتی خاک مرطوب باشد، درواقع، هر ذره خاک با لایه‌ای از مولکول‌های آب احاطه شده است. از آنجاکه خاک‌های ریزبافت سطح ویژه بیشتری دارند، آب زیادتری در خود نگه می‌دارند و از این‌رو، با مقایسه بازتاب طیفی دو خاک خشک و مرطوب، این اثر آشکارتر می‌شود (Baumgardner et al., 1986).

جدول ۲. نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک هواخشک

نمونه‌های خاک					پیش‌پردازش
SDR	R^2_p	RMSEP	R^2_c	RMSEC	LVs
۲/۲۱	۰/۸۰	۰/۲۴۸	۰/۸۲	۰/۲۳	۸
۲/۱۷	۰/۷۹	۰/۲۵۲	۰/۸۱	۰/۲۳۵	۶
۲/۱۶	۰/۷۹	۰/۲۵۳	۰/۸۱	۰/۲۳۵	۷
۲/۱۷	۰/۷۹	۰/۲۵۲	۰/۸۱	۰/۲۳۹	۵
۲/۱۷	۰/۷۹	۰/۲۵۲	۰/۸۲	۰/۲۳۲	۸
۱/۹۶	۰/۷۵	۰/۲۷۹	۰/۸۳	۰/۲۲۶	۴
۱/۰۹	۰/۱۸	۰/۴۹۹	۰/۹۰	۰/۱۷۱	۷
۱/۹۴	۰/۷۴	۰/۲۸۲	۰/۸۳	۰/۲۲۵	۴
۱/۹۴	۰/۷۴	۰/۲۸۲	۰/۸۰	۰/۲۴۸	۳
۱/۱۱	۰/۲	۰/۴۹۴	۰/۸۹	۰/۱۸۱	۷
۱/۱۱	۰/۲	۰/۴۹۴	۰/۸۹	۰/۱۸۱	۷

مقدارهای پررنگ نشان‌دهنده بهترین مدل توسعه‌یافته (با توجه به معیارهای اعتبارسنجی) برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک است.

جدول ۳. نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک با رطوبت ۶٪

نمونه‌های خاک						پیش‌پردازش
SDR	R^2_p	RMSEP	R^2_c	RMSEC	LVs	
۱/۹۰	۰/۷۲	۰/۲۸۹	۰/۷۸	۰/۲۵۵	۸	بدون پیش‌پردازش
۱/۹۲	۰/۷۳	۰/۲۸۶	۰/۷۷	۰/۲۶۲	۶	MA+MSC
۱/۹۱	۰/۷۳	۰/۲۸۷	۰/۷۸	۰/۲۵۶	۸	MA+SNV
۱/۹۱	۰/۷۳	۰/۲۸۷	۰/۷۷	۰/۲۶۱	۶	SG+MSC
۱/۸۹	۰/۷۲	۰/۲۹۰	۰/۷۸	۰/۲۵۵	۸	SG+SNV
۱/۸۱	۰/۷۰	۰/۳۰۲	۰/۸۰	۰/۲۵۰	۵	SG+D1
۱/۲۹	۰/۴۱	۰/۴۲۴	۰/۸۳	۰/۲۲۴	۵	SG+D2
۱/۸۶	۰/۷۱	۰/۲۹۵	۰/۷۷	۰/۲۶۴	۴	SG+D1+MSC
۱/۸۶	۰/۷۱	۰/۲۹۵	۰/۷۷	۰/۲۶۵	۴	SG+D1+SNV
۱/۳۳	۰/۴۴	۰/۴۱۳	۰/۸۴	۰/۲۲۲	۵	SG+D2+MSC
۱/۳۲	۰/۴۳	۰/۴۱۴	۰/۸۴	۰/۲۲۱	۵	SG+D2+SNV

مقدارهای پررنگ بیانگر بهترین مدل توسعه‌یافته (با توجه به معیارهای اعتبارسنجی) برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک است.

جدول ۴. نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک با رطوبت ۱۲٪

نمونه‌های خاک						پیش‌پردازش
SDR	R^2_p	RMSEP	R^2_c	RMSEC	LVs	
۱/۶۶	۰/۶۴	۰/۳۳۰	۰/۷۳	۰/۲۸۳	۷	بدون پیش‌پردازش
۱/۷۶	۰/۶۸	۰/۳۱۲	۰/۷۴	۰/۲۸۰	۶	MA+MSC
۱/۷۸	۰/۶۹	۰/۳۰۸	۰/۷۵	۰/۲۷۴	۷	MA+SNV
۱/۸	۰/۶۹	۰/۳۰۶	۰/۷۷	۰/۲۶۵	۷	SG+MSC
۱/۷۵	۰/۶۸	۰/۳۱۳	۰/۷۴	۰/۲۷۷	۷	SG+SNV
۱/۵۶	۰/۵۹	۰/۳۵۲	۰/۶۷	۰/۳۱۳	۳	SG+D1
۱/۱۹	۰/۲۹	۰/۴۶۲	۰/۷۰	۰/۳۰۱	۳	SG+D2
۱/۶۳	۰/۶۳	۰/۳۳۷	۰/۷۳	۰/۲۸۳	۳	SG+D1+MSC
۱/۶۱	۰/۶۲	۰/۳۴۰	۰/۸۰	۰/۲۴۶	۴	SG+D1+SNV
۱/۲۸	۰/۴	۰/۴۲۹	۰/۸۱	۰/۲۳۶	۵	SG+D2+MSC
۱/۲۵	۰/۳۶	۰/۴۳۹	۰/۸۱	۰/۲۳۷	۵	SG+D2+SNV

مقدارهای پررنگ گویای بهترین مدل توسعه‌یافته (با توجه به معیارهای اعتبارسنجی) برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک است.

جدول ۵. نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک با رطوبت ۱۸٪

نمونه‌های خاک						پیش‌پردازش
SDR	R^2_p	RMSEP	R^2_c	RMSEC	LVs	
۱/۶۸	۰/۶۵	۰/۳۲۶	۰/۸۹	۰/۱۷۸	۱۲	بدون پیش‌پردازش
۱/۷۰	۰/۶۶	۰/۳۲۳	۰/۷۷	۰/۲۶۵	۸	MA+MSC
۱/۶۹	۰/۶۵	۰/۳۲۵	۰/۷۴	۰/۲۷۷	۹	MA+SNV
۱/۷۱	۰/۶۶	۰/۳۲۱	۰/۸۵	۰/۲۱۴	۱۱	SG+MSC
۱/۶۸	۰/۶۵	۰/۳۲۶	۰/۸۱	۰/۲۳۸	۱۱	SG+SNV
۱/۵۹	۰/۶۱	۰/۳۴۴	۰/۶۸	۰/۳۰۹	۴	SG+D1
۱/۱۵	۰/۲۵	۰/۴۷۷	۰/۷۷	۰/۲۶۱	۴	SG+D2
۱/۶۰	۰/۶۱	۰/۳۴۳	۰/۷۴	۰/۲۷۹	۴	SG+D1+MSC
۱/۶۵	۰/۶۳	۰/۳۳۳	۰/۷۴	۰/۲۷۶	۴	SG+D1+SNV
۱/۱۹	۰/۳۰	۰/۴۶۰	۰/۸۳	۰/۲۲۷	۶	SG+D2+MSC
۱/۱۷	۰/۲۷	۰/۴۶۹	۰/۷۵	۰/۲۷۴	۴	SG+D2+SNV

مقدارهای پررنگ نشان‌دهنده بهترین مدل توسعه‌یافته (با توجه به معیارهای اعتبارسنجی) برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک است.

جدول ۶. نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک با رطوبت ۲۴٪

نمونه‌های خاک						پیش‌پردازش
SDR	R^2_p	RMSEP	R^2_c	RMSEC	LVs	
۱/۷۳	۰/۶۷	۰/۳۱۷	۰/۸۲	۰/۲۳۲	۱۰	بدون پیش‌پردازش
۱/۷۷	۰/۶۸	۰/۳۱۰	۰/۷۵	۰/۲۷۲	۸	MA+MSC
۱/۷۳	۰/۶۷	۰/۳۱۷	۰/۷۷	۰/۲۶۲	۱۰	MA+SNV
۱/۷۷	۰/۶۸	۰/۳۱۰	۰/۷۶	۰/۲۷۰	۸	SG+MSC
۱/۷۴	۰/۶۷	۰/۳۱۵	۰/۷۶	۰/۲۶۷	۹	SG+SNV
۱/۶۷	۰/۶۴	۰/۳۲۹	۰/۷۸	۰/۲۵۷	۵	SG+D1
۱/۰۶	۰/۱۲	۰/۵۱۵	۰/۷۵	۰/۲۷۲	۵	SG+D2
۱/۷۰	۰/۶۶	۰/۳۲۲	۰/۷۶	۰/۲۶۷	۴	SG+D1+MSC
۱/۶۵	۰/۶۴	۰/۳۳۲	۰/۷۶	۰/۲۶۸	۴	SG+D1+SNV
۱/۰۸	۰/۱۵	۰/۵۰۷	۰/۸۲	۰/۲۳۳	۶	SG+D2+MSC
۱/۰۶	۰/۱۲	۰/۵۱۷	۰/۷۰	۰/۳	۴	SG+D2+SNV

مقدارهای پررنگ بیانگر بهترین مدل توسعه‌یافته (با توجه به معیارهای اعتبارسنجی) برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک است.

جدول ۷. نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک با رطوبت ۳۰٪

نمونه‌های خاک						پیش‌پردازش
SDR	R^2_p	RMSEP	R^2_c	RMSEC	LVs	
۱/۵۵	۰/۵۹	۰/۳۵۳	۰/۷۰	۰/۲۹۸	۸	بدون پیش‌پردازش
۱/۵۵	۰/۵۹	۰/۳۵۴	۰/۶۷	۰/۳۱۴	۷	MA+MSC
۱/۵۷	۰/۶۰	۰/۳۵۰	۰/۷۰	۰/۳۰۳	۹	MA+SNV
۱/۵۴	۰/۵۸	۰/۳۵۵	۰/۶۸	۰/۳۱۱	۷	SG+MSC
۱/۵۶	۰/۵۹	۰/۳۵۱	۰/۶۹	۰/۳۰۶	۸	SG+SNV
۱/۴۷	۰/۵۴	۰/۳۷۳	۰/۶۶	۰/۳۱۷	۵	SG+D1
۰/۹۹	۰/۰۰۱	۰/۵۵	۰/۱۷	۰/۴۹۹	۱	SG+D2
۱/۴۶	۰/۵۴	۰/۳۷۶	۰/۸۰	۰/۲۴۶	۶	SG+D1+MSC
۱/۴۷	۰/۵۴	۰/۳۷۴	۰/۸۲	۰/۲۳۴	۶	SG+D1+SNV
۱/۰۳	۰/۰۷	۰/۵۳۲	۰/۲۸	۰/۴۶۴	۱	SG+D2+MSC
۱/۰۳	۰/۰۶	۰/۵۳۳	۰/۲۹	۰/۴۶۲	۱	SG+D2+SNV

مقدارهای پررنگ گویای بهترین مدل توسعه‌یافته (با توجه به معیارهای اعتبارسنجی) برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک است.

جدول ۸. نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک با رطوبت ۳۶٪

نمونه‌های خاک						پیش‌پردازش
SDR	R^2_p	RMSEP	R^2_c	RMSEC	LVs	
۱/۵۷	۰/۶۰	۰/۳۴۸	۰/۷۱	۰/۲۹۴	۸	بدون پیش‌پردازش
۱/۵۳	۰/۵۸	۰/۳۵۷	۰/۶۹	۰/۳۰۳	۶	MA+MSC
۱/۶۷	۰/۶۵	۰/۳۲۷	۰/۷۳	۰/۲۸۳	۹	MA+SNV
۱/۵۳	۰/۵۸	۰/۳۵۸	۰/۷۲	۰/۲۹۰	۸	SG+MSC
۱/۶۸	۰/۶۵	۰/۳۲۶	۰/۷۴	۰/۲۸۲	۹	SG+SNV
۱/۵۰	۰/۵۶	۰/۳۶۵	۰/۶۵	۰/۳۲۲	۵	SG+D1
۱/۰۵	۰/۱۰	۰/۵۲۲	۰/۷۹	۰/۲۵۰	۱	SG+D2
۱/۴۸	۰/۵۵	۰/۳۷۰	۰/۷۰	۰/۲۹۷	۵	SG+D1+MSC
۱/۵۲	۰/۵۸	۰/۳۶۰	۰/۷۸	۰/۲۵۶	۶	SG+D1+SNV
۱/۰۱	۰/۰۲	۰/۵۴۴	۰/۱۰	۰/۵۱۸	۱	SG+D2+MSC
۱/۰۱	۰/۰۲	۰/۵۴۴	۰/۱۰	۰/۵۱۹	۱	SG+D2+SNV

مقدارهای پررنگ نشان‌دهنده بهترین مدل توسعه‌یافته (با توجه به معیارهای اعتبارسنجی) برای پیش‌بینی مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک است.

اعتبارسنجی حاکی از آن است که مدل PLS برپایه ترکیب‌های $SG+D1+MSC$ ، $SG+MSC$ ، $SG+SNV$ و $SG+SNV$ بهترین نتایج پیش‌بینی مقدار کربن آلی را به‌ترتیب، در تیمارهای رطوبتی ۶، ۱۲، ۱۸، ۲۴، ۳۰ و ۳۶٪ داشته است. از این رو طیف‌سنجی Vis/NIR را می‌توان به‌منزله روشی جایگزین برای روش‌های مرسوم آزمایشگاهی، در تعیین مقدار کربن آلی خاک، به کار برد. نتایج حاکی از آن است که به‌کارگیری طیف‌سنجی Vis/NIR، در تعیین مقدار کربن آلی خاک، می‌تواند در مدیریت ناحیه‌ای مزارع مورد توجه قرار گیرد که در نهایت، به صرفه‌جویی در نهاده‌ها و کاهش فشار بر محیط‌زیست منجر می‌شود.

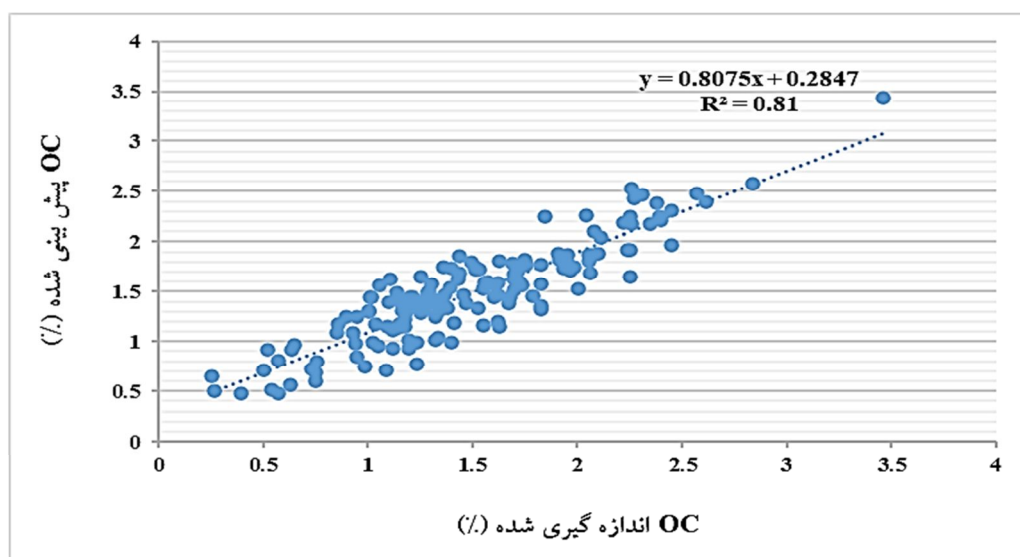
۵- منابع

Aghaei Sadi, M., Minaei, S., Jamshidi, B. & Abdollahian Noghabi, M., 2018, **Non-Destructive Evaluation of Sugar Content Using a Combination of Near-Infrared Spectroscopy (NIRS) and Chemometrics Methods**, Iranian Journal of Biosystems Engineering, 49(1), PP, 9-18, DOI: 10.22059/ijbse.2017.208413.664785 (In Persian).

نتایج سنجش مقدار کربن آلی نمونه‌های خاک هواخشک (نمودار مقادیر پیش‌بینی‌شده در مقابل مقادیر اندازه‌گیری‌شده) در شکل ۸ نشان داده شده است.

۴- نتیجه‌گیری

تفسیر و بررسی طیف‌های Vis/NIR نمونه‌های خاک، در هفت تیمار رطوبتی، نشان داد که از روش طیف‌سنجی بازتابی در محدوده طیفی ۳۵۰-۲۵۰۰ نانومتر، در ترکیب با انواع روش‌های پیش‌پردازش و مدل‌سازی رگرسیون چندمتغیره خطی PLS، می‌توان برای سنجش مقدار کربن آلی نمونه‌های مورد مطالعه بهره برد. نتایج آنالیزهای کمی نشان داد که پیش‌پردازش $SG+MSC$ ($R^2_p=0.79$ ، $RMSEC=0.239$ ، $R^2_c=0.81$) و $RMSEP=0.252$) توانسته است مقدار کربن آلی نمونه‌های هواخشک را با دقتی خوب ($SDR=2.17$) پیش‌بینی کند. بررسی نتایج نشان داد که با افزایش رطوبت، مقدار بازتاب کاهش می‌یابد و از توانایی مدل PLS، برپایه روش‌های متفاوت پیش‌پردازش در سنجش مقدار کربن آلی نمونه‌ها، کاسته می‌شود. همچنین مقادیر شاخص‌های تعیین‌شده و معیارهای



شکل ۸. نمودار مقادیر پیش‌بینی‌شده در مقابل مقادیر اندازه‌گیری‌شده، متعلق به نمونه‌های خاک هواخشک

- Aghaei Sadi, M., Minaei, S. & Jamshidi, B., 2021, **Effect of SPECTRAL Pre-Processing mMethods on Developed Models for Nondestructiveprediction of Sugar Content in Sugar Beet and Design of a Detection System Based on Vis/NIR Spectroscopy**, Journal of Researches in Mechanics of Agricultural Machinery, 10(1), PP. 69-81, <https://jrmam.sku.ac.ir/article-10015.html> (In Persian).
- Akbari, E., Mirzaei, S., Toomanian, A., Darvishi Boloorani, A. & Bahrami, H.A., 2022, **Integrated Noise Reduction-Data Mining Method for Soil Organic Matter Prediction by VNIR Spectrometry**, Journal of RS and GIS for Natural Resources, 13(3), PP. 1-21, <https://doi.org/10.30495/girs.2022.1938557.1935>.
- Baumgardner, M.F., Silva, L.R.F., Biehl, L.L. & Stoner, E.R., 1986, **Reflectance Properties of Soils**, Advances in Agronomy, 38(C), PP. 1-44, [https://doi.org/10.1016/S0065-2113\(08\)60672-0](https://doi.org/10.1016/S0065-2113(08)60672-0).
- Ben-Dor, E., Inbar, Y. & Chen, Y., 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 Sensing of Environment, 61(1), PP. 1-15, [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(96\)00120-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(96)00120-4).
- Bouma, J., 1997, **Soil Environmental Quality: A European Perspective**, Journal of Environmental Quality, 26(1), PP. 26-31, <https://doi.org/10.2134/jeq1997.00472425002600010005x>.
- De Santana, F.B., de Giuseppe, L.O., de Souza, A.M. & Poppi, R.J., 2019, **Removing the Moisture Effect in Soil Organic Matter Determination Using NIR Spectroscopy and PLSR with External Parameter Orthogonalization**, Microchemical Journal, 145, PP. 1094-1101, <https://doi.org/10.1016/j.microc.2018.12.027>.
- Genot, V., Colinet, G., Bock, L., Vanvyve, D., Reusen, Y. & Dardenne, P., 2011, **Near Infrared Reflectance Spectroscopy for Estimating Soil Characteristics Valuable in the Diagnosis of Soil Fertility**, Journal of Near Infrared Spectroscopy, 19(2), PP. 117-138, <https://doi.org/10.1255/jnirs.923>.
- Hadjimitsis, D., 2013, **Remote Sensing of Environment: Integrated Approaches**, BoD–Books on Demand.
- Heise, H.M. & Winzen, R., 2001, **Chemometrics in Near-Infrared Spectroscopy**, Near-Infrared Spectroscopy: Principles, Instruments, Applications, Wiley, 125-162, <https://doi.org/10.1002/9783527612666.ch07>.
- Jamshidi, B., Minaei, S., Mohajerani, E. & Ghassemian, H., 2014, **Prediction of Soluble Solids in Oranges Using Visible/Near-Infrared Spectroscopy: Effect of Peel**, International Journal of Food Properties, 17(7), PP. 1460-1468, <https://doi.org/10.1080/10942912.2012.717332>.
- Janik, L.J., Forrester, S.T. & Rawson, A., 2009, **The Prediction of Soil Chemical and Physical Properties from Mid-Infrared Spectroscopy and Combined Partial Least-Squares Regression and Neural Networks (PLS-NN) Analysis**, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 97(2), PP. 179-188, <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2009.04.005>.
- Kodaira, M. & Shibusawa, S., 2013, **Using a Mobile Real-Time Soil Visible-Near Infrared Sensor for High Resolution Soil Property Mapping**, Geoderma, 199, PP. 64-79, <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.09.007>.
- Liu, Y., Sun, X., Zhou, J., Zhang, H. & Yang, C., 2010, **Linear and Nonlinear Multivariate Regressions for Determination Sugar Content of Intact Gannan Navel Orange by Vis- NIR Diffuse Reflectance Spectroscopy**, Math. Compute. Model., 51(11-12), PP. 1438-1443, <https://doi.org/10.1016/j.mcm.2009.10.003>.
- Minasny, B., McBratney, A.B., Bellon-Maurel, V., Roger, J.M., Gobrecht, A., Ferrand, L. & Joalland, S., 2011, **Removing the Effect of Soil Moisture from NIR Diffuse Reflectance Spectra for the Prediction of Soil Organic Carbon**, Geoderma, 167, PP. 118-120, <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2011.09.008>.
- Mirzaei, S., Hossein, A.B., Alavipanah, S.K. & Mousivand, A., 2020, **Improving the Clay, Silt and Sand of Soil Prediction by Removing the Influence of Moisture on Reflectance Using EPO**, Journal of Geospatial Information Technology, 8(2), PP. 59-74, <http://dx.doi.org/10.29252/jgit.8.2.59>.
- Mirzaei, S., Darvishi Boloorani, A., Bahrami, H.A., Alavipanah, S.K., Mousivand, A.J. & Mouazen, A.M., 2022, **Minimising the**

- Effect of Moisture on Soil Property Prediction Accuracy Using External Parameter Orthogonalization**, Soil and Tillage Research, 2151, P. 105225, <https://doi.org/10.1016/j.still.2021.105225>.
- Mirzaei, S., Casa, R., Guarini, R., Laneve, G., Marrone, L., Misbah, K., Pascucci, S., Pignatti, S., Rossi, F., Tricomi, A., 2024, **Reduction of the Vegetation and Soil Moisture Effects to Improve Topsoil Properties Retrieval Accuracy from PRISMA Images**, IGARSS 2024-2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 07-12 July, Athens, Greece (N. 5068), <https://doi.org/10.1109/IGARSS53475.2024.10642310>.
- Morellos, A., Pantazi, X.E., Moshou, D., Alexandridis, T., Whetton, R., Tziotziou, G., Wiebensohn, J., Bill, R. & Mouazen, A.M., 2016, **Machine learning Based Prediction of Soil Total Nitrogen, Organic Carbon and Moisture Content by Using VIS-NIR Spectroscopy**, Biosystems Engineering, 152, PP. 104-116, <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.04.018>.
- Munaf, M.A., Guerrero, A., Nawar, S., Haesaert, G., Van Meirvenne, M. & Mouazen, A.M., 2021, **A Combined Data Mining Approach for On-Line Prediction of Key Soil Quality Indicators by Vis-NIR Spectroscopy**, Soil and Tillage Research, 205(June 2020), P. 104808, <https://doi.org/10.1016/j.still.2020.104808>.
- Nanni, M.R. & Demattê, J.A.M., 2006, **Spectral Reflectance Methodology in Comparison to Traditional Soil Analysis**, Soil Science Society of America Journal, 70(2), PP. 393-407, <https://doi.org/10.2136/sssaj2003.0285>.
- Nawar, S. & Mouazen, A.M., 2018, **Optimal Sample Selection for Measurement of Soil Organic Carbon Using On-Line Vis-NIR Spectroscopy**, Computers and Electronics in Agriculture, 151(May), PP. 469-477, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.06.042>.
- Nicolaï, B.M., Beullens, K., Bobelyn, E., Peirs, A., Saeys, W., Theron, K.I. & Lammertyn, J., 2007, **Nondestructive Measurement of Fruit and Vegetable Quality by Means of NIR Spectroscopy: A Review**, Postharvest Biol. Technol., 46, PP. 99-118, <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2007.06.024>.
- Pudelko, A. & Chodak, M., 2020, **Estimation of Total Nitrogen and Organic Carbon Contents in Mine Soils with NIR Reflectance Spectroscopy and Various Chemometric Methods**, Geoderma, 368(February), <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114306>.
- Rasooli, N., Farpoor, M.H., Mahmoodabadi, M. & Esfandiarpour-Boroujeni, I., 2023, **Vis-NIR Spectroscopy as an Eco-Friendly Method for Monitoring Pedoenvironmental Variations and Pedological Assessments in Lut Watershed, Central Iran**, Soil and Tillage Research, 233, P. 105808, <https://doi.org/10.1016/j.still.2023.105808>.
- Sharififar, A., Singh, K., Jones, E., Ginting, F.I. & Minasny, B., 2019, **Evaluating a Low-Cost Portable NIR Spectrometer for the Prediction of Soil Organic and Total Carbon Using Different Calibration Models**, Soil Use and Management, 35(4), PP. 607-616, <https://doi.org/10.1111/sum.12537>.
- Shepherd, K.D. & Walsh, M.G., 2002, **Development of Reflectance Spectral Libraries for Characterization of Soil Properties**, Soil Science Society of America Journal, 66(3), PP. 988-998, <https://doi.org/10.2136/sssaj2002.9880>.
- Stenberg, B., 2010, **Effects of Soil Sample Pretreatments and Standardised Rewetting as Interacted with Sand Classes on Vis-NIR Predictions of Clay and Soil Organic Carbon**, Geoderma, 158(1-2), PP. 15-22, <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.04.008>.
- Viscarra Rossel, R.A., McGlynn, R.N., McBratney, A.B., Rossel, R.A.V., McGlynn, R.N. & McBratney, A.B., 2006, **Determining the Composition of Mineral-Organic Mixes Using UV-vis-NIR Diffuse Reflectance Spectroscopy**, Geoderma, 137(1-2), PP. 70-82, <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2006.07.004>.

This Page is Intentionally Left Blank