

مقاله پژوهشی

برآورد کمی فلزات روی و سرب در خاک با استفاده از تجزیه و تحلیل چند متغیره و فن سنجش از راه دور

اولدوز بخشی راد^۱، محمدصادق عسکری^{۲*}، علی‌رضا واعظی^۳، علی افشاری^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۹/۲۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۵/۲۳

- ۱- دانشجوی دکتری فیزیک و حفاظت خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران
 - ۲- استادیار گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران
 - ۳- استاد گروه علوم خاک، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران
 - ۴- دانشجوی دکتری علوم خاک، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران
- *مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی askari@znu.ac.ir

چکیده

آلودگی فلزات سنگین در خاک از مهمترین مشکلات زیست‌محیطی در دنیا است. روش‌های مرسوم ارزیابی مقادیر فلزات سنگین در خاک نیاز به زمان و هزینه زیادی دارند. هدف از این پژوهش بررسی کارایی روش تجزیه و تحلیل چند متغیره در بکارگیری فن سنجش از دور برای کمی‌سازی روی و سرب بود. برای این منظور ۲۳۰ نمونه خاک در منطقه‌ای به وسعت ۳۴۲۴ کیلومتر مربع در شهرستان زنجان جمع‌آوری شد. مقادیر سرب و روی خاک اندازه‌گیری و ۳۱ شاخص طیفی با تصاویر ماهواره سنتینل ۲ تهیه شد. مدل‌های برآورد طیفی فلزات با سه روش رگرسیون مؤلفه‌های اصلی (PCR)، حداقل مربعات جزئی (PLSR) و ماشین بردار پشتیبان (SVMR) ارزیابی شد. دامنه تغییرات مقدار سرب ۴۰ تا ۳۶۴ و روی ۹۶ تا ۸۲۴ میلی‌گرم بر کیلوگرم بود. مدل SVMR ($RPD \geq 2/6$ و $R^2 \geq 0/84$ ، $RMSE \leq 40$)، برآورد طیفی بهتری برای هر دو فلز نسبت به مدل PLSR ($RPD \geq 1/9$ و $R^2 \geq 0/7$ ، $RMSE \leq 53$) و مدل PCR ($RPD \geq 1/3$ و $R^2 \geq 0/45$ ، $RMSE \leq 75$) داشت. محدوده حاشیه قرمز و مادون قرمز مؤثرترین محدوده طول موجی نظارت بر آلودگی فلزات سرب و روی و شاخص‌های روشنایی و پوشش گیاهی مثلی اصلاح شده مؤثرترین شاخص‌ها در برآورد طیفی سرب و روی در خاک‌های مورد مطالعه بودند. مدل SVMR دقت بالا و مدل PLSR دقت قابل قبولی جهت ارزیابی و نظارت بر سرب و روی نشان دادند. نتایج نشان داد تحلیل چند متغیره داده‌های سنجش از دور ابزاری کاربردی جهت ارزیابی سریع و کمی آلودگی فلزات سنگین در اراضی استان زنجان و مناطق مشابه می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: آلودگی خاک، شاخص طیفی، فلزات سنگین، ماهواره سنتینل-۲، مدل‌های برآورد طیفی.

Quantitative Estimation of Zn and Pb in Soil Using Multivariate Analysis and Remote Sensing Technique

O Bakhshi Rad¹, MS Askari^{*2}, AR Vaezi³, A Afshari⁴

Received: December 14, 2020

Accepted: August 14, 2021

1-PhD student of soil physics and conservation, Faculty of Agriculture, Univ. of Zanjan, Zanjan, Iran

2-Assis. Prof. Dep. of Soil Science, Faculty of Agriculture, Univ. of Zanjan, Zanjan, Iran.

3-Prof. Dep. of Soil Science, Faculty of Agriculture, Univ. of Zanjan, Zanjan, Iran.

4-PhD student of Soil Science, Faculty of Agriculture, Univ. of Zanjan, Zanjan, Iran.

*Corresponding Author, Email: askari@znu.ac.ir

Extended abstract

Background and Objectives

Heavy metal pollution is one of the most important environmental problems worldwide and measuring their concentration in the soil is the first step in providing a solution to reduce their risks. However, conventional methods for estimating the amount of heavy metals in the soil are time-consuming and costly. Imagery and remote sensing techniques have shown good potential to be an alternative to the routine approaches for monitoring heavy metal pollution in soil. The aim of this study was to evaluate the efficiency of multivariate analysis methods and remote sensing technique to quantify soil contamination with zinc and lead under different land uses. Previous studies revealed the high concentrations of zinc and lead in Zanjan' soils cause a serious concern regarding the health of humans in this province.

Methodology

The study was conducted between the latitude 36° 20' 48" N to 36° 47'45" N, and longitude 48° 15' 51" E to 49° 00' 55" E in Zanjan province. The average daily temperature in the study area is 15.7°C and the mean annual precipitation is 335 mm. Rangeland, agriculture, industrial and residential areas are the main land uses in Zanjan. A total of 230 soil samples were collected at depths of 0–10 cm under different land uses from an area of 3424 Km² at two grids intervals of 1.5 kilometers in industrial and residential areas, and 3 kilometers in rangeland and agriculture. Before chemical analysis, soil samples were air-dried and sieved. Soil lead and zinc contents were measured using an atomic absorption spectrometry (Perkin- Elmer: AA 200). Radiometric and geomatic corrections were performed on satellite images and the "special resampling" procedure was used to resample the 20 m images to 10 m. Thirty spectral indices were determined using Sentinel 2 satellite images. These indices were reported as practical indices for remote sensing assessment of land condition. The indices included; NDVI, NDRE, MTVI, MCAR, MNLI, GNDVI, SAVI, LCI, MTCI, PSRI, CI-RedEdge, CI-Green, NLI, TVI, EVI, STAVI, GRI, LSWI, MSAVI, BI, BI2, RI, CI and seven spectral ratios. Spectral estimation models were developed and evaluated by three methods of principal component regression (PCR), partial least squares regression (PLSR) and support vector machine regression (SVMR). The samples were randomly divided into the validation set (30%) and the calibration set (70 %). Therefore, 161 samples were used for calibrating and 69 samples for validating models. Levene's test was performed to test the variance homogeneity between calibration and validation sets. The accuracy of models was evaluated using the coefficient of determination (R^2), root mean square error of prediction (RMSEP) and the ratio of predicted deviation (RPD). Martens' uncertainty test was used to identify important wavelengths for zinc and lead estimations.

Findings

The range of lead in the studied soils was 40 to 364 mg kg⁻¹ and the range of zinc was 96 to 824 mg kg⁻¹. The accuracy of spectral models was categorised into excellent ($RPD \geq 2.5$ and $R^2 \geq 0.8$), good ($2 \leq RPD < 2.5$ and $R^2 \geq 0.7$), moderate ($1.5 \leq RPD < 2$ and $R^2 \geq 0.6$) and poor accuracy ($RPD < 1.5$ and $R^2 < 0.6$) based on the soil spectral accuracy classification, that is presented by Askari et al., (2015 and 2019). The highest concentration of metals was observed in industrial and residential land uses. The SVMR model ($RPD \geq 2.6$ and

$R^2 \geq 0.84$, $RMSE \leq 40$), had a better spectral estimation for both lead and zinc than the PLSR model ($RPD \geq 1.9$ and $R^2 \geq 0.7$, $RMSE \leq 53$) and the PCR model ($RPD \geq 1.3$ and $R \geq 0.45$, $RMSE \leq 75$). Red-edge and infrared range were identified as the most effective wavelength ranges for monitoring the contamination of lead and zinc in soil. Brightness and modified triangular vegetation index were the most effective indicators for spectral estimation of lead and zinc in the studied soils. The SVMR model showed high accuracy and the PLSR model showed acceptable accuracy for evaluating and monitoring lead and zinc contamination using Sentinel 2 images. Comparing the predicted and measured values of heavy metals with a 1:1 line showed an overestimation for low values of lead and zinc, and an underestimation for high values of lead and zinc.

Conclusion

This study revealed that the method of multivariate analysis and remote sensing data could provide a practical approach for rapid and quantitative assessment of soil heavy metal pollution in Zanjan province and areas with similar soil conditions. An accurate prediction of heavy metal pollution can be acquired using freely available Sentinel-2 multispectral imagery system.

Keywords: Heavy metals , Sentinel 2, Soil pollution , Spectral index, Spectral prediction models

احساس می‌شد. با پیشرفت تکنولوژی تصویربرداری هوایی و استفاده از هواپیماهای بدون سرنشین، فناوری سنجش از راه دور در علوم خاک بیش از هر زمان دیگر مورد استفاده قرار می‌گیرد. با این وجود مطالعات محدودی به منظور ارزیابی مستقیماً غلظت فلزات سنگین در خاک انجام شده است (فرد و متین‌فر ۲۰۱۶، فو و ونگ ۲۰۱۷). در میان سنجنده‌های مختلف تصاویر ماهواره سنتینل-۲ که دسترسی به آن رایگان است و داده‌های طیفی در فاصله‌های زمانی کوتاه مدت با پوشش وسیع و طیف گسترده‌ای از امواج الکترومغناطیس در اختیار پژوهشگران قرار می‌دهد، پتانسیل بالایی برای برآورد غلظت فلزات سنگین و آلودگی ناشی از تجمع این فلزات در خاک فراهم می‌کند. متداول‌ترین مدل‌های مورد استفاده در این زمینه شامل مدل رگرسیون خطی چند متغیره (MLR^1)، مدل رگرسیون مؤلفه‌های اصلی (PCR^2)، مدل رگرسیون حداقل مربعات جزئی ($PLSR^3$) (مالی و ویلیامز ۱۹۹۷، چو و همکاران ۲۰۰۹)، مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان ($SVMR^4$) و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN^5) است (فرد و متین‌فر ۲۰۱۶).

مقدمه

آلودگی خاک به فلزات سنگین از مهمترین مشکلات زیست‌محیطی مرتبط با سلامت موجودات زنده است (ناوارو و همکاران ۲۰۰۸). فلزاتی که چگالی آنها بیشتر از ۵ گرم بر سانتی‌مترمکعب باشد، فلز سنگین نام دارند (الووی ۲۰۱۲). نظارت مداوم بر آلودگی فلزات سنگین در خاک برای اطمینان از پایداری اکوسیستم‌ها ضروری است (کایا ۲۰۰۶). در میان فلزات سنگین موجود در خاک، سرب (Pb) سنگین‌ترین فلز پایدار است. روی (Zn) نیز از مهمترین فلزات آلاینده خاک محسوب می‌شود.

دستیابی به اطلاعات خاک برای مناطق وسیع و بویژه در دوره‌های زمانی متعدد از چالش‌های مهم در مطالعات خاک محسوب می‌شود. اندازه‌گیری غلظت آنها در خاک، نخستین گام در ارائه راهکاری برای کاهش خطرات آنها است. بررسی‌های میدانی خاک و روش‌های تحلیلی فیزیکی و شیمیایی هزینه بر و وقت‌گیر هستند و نیاز به استفاده از روش‌هایی با هزینه پایین‌تر و ابزارهایی سریع برای ارزیابی خاک در مناطق وسیع

4. Support Vector Machine Regression
5. Artificial Neural Network

1. Multivariate Linear Regression
2. Principal Component Regression
3. Partial Least Squares Regression

منطقه مورد مطالعه

این پژوهش در منطقه‌ای به مساحت ۳۴۲۴ کیلومتر مربع در شهرستان زنجان واقع در $36^{\circ} 45' 45''$ تا $36^{\circ} 48' 48''$ عرض شمالی و $50^{\circ} 00' 00''$ تا $51^{\circ} 05' 05''$ طول شرقی در جنوب استان زنجان با میانگین دمای سالانه $15/7^{\circ}C$ و میانگین بارندگی سالانه بین ۳۳۰ تا ۳۶۰ میلی‌متر انجام شد. در این پژوهش نمونه‌برداری بر اساس روش شبکه‌بندی و به صورت تصادفی در چهار کاربری مرتع، کشاورزی (شبکه‌های با فاصله تقریبی 3×3 کیلومتر)، صنعتی و مسکونی (شبکه‌های با فاصله تقریبی $1/5 \times 1/5$ کیلومتر) انجام گرفت. در کل تعداد ۲۳۰ نمونه خاک سطحی (از عمق ۰ تا ۱۰ سانتی‌متر) به روش نمونه‌برداری مرکب برداشت شد. فلزات سرب و روی با استفاده از اسید نیتریک ۵ نرمال عصاره‌گیری شدند (وسترما، ۱۹۹۰) و در نهایت غلظت کل فلزات توسط دستگاه جذب اتمی مدل پرکین-المر ۲۰۰^۱ تعیین شد.

داده‌های ماهواره

تصاویر مورد استفاده در این پژوهش مربوط به ماهواره سنتینل-۲ در مرداد ماه سال ۲۰۱۸ می‌باشد که دارای کمترین پوشش ابری است. این ماهواره دارای سنجنده MSI^۲ می‌باشد که تصاویری را با قدرت تفکیک مکانی ۱۰، ۲۰ و ۶۰ متر تهیه می‌کند. اصلاحات رادیومتریک و هندسی لازم بر روی تصاویر انجام شد. محل‌های نمونه برداری شده روی تصویر ماهواره‌ای منطبق شد و ارزش پیکسل‌ها ثبت گردید.

شاخص‌های طیفی

تعداد ۳۰ شاخص طیفی که به‌عنوان شاخص‌های کاربردی ارزیابی متغیرهای کیفیت پوشش گیاهی و خاک در منابع به آنها اشاره شده است، جهت برآورد آلودگی خاک استفاده شد. شاخص‌های مورد استفاده شامل

استان زنجان، از مناطق اقلیمی نیمه‌خشک در شمال غرب ایران است که دچار چالش آلودگی خاک به فلزات سنگین است. موقعیت جغرافیایی و راه‌های ارتباطی مناسب باعث توسعه روزافزون صنایع در شهرستان زنجان شده است. کارخانجات سرب و روی در دهه هفتاد شمسی در استان زنجان تأسیس شدند. گسترش فعالیت این صنایع آلودگی منابع خاک‌های استان را در پی داشته است. مطالعات پیشین نیز وجود فلزات سنگین در خاک منطقه را تأیید می‌کند. عبداللهی و همکاران (۲۰۱۲) در منطقه انگوران زنجان نشان دادند میانگین غلظت کل سرب، روی و کادمیم به ترتیب $109/96$ ، $165/57$ و $6/02$ میلی‌گرم بر کیلوگرم بود. یاری و همکاران (۲۰۱۶) نیز با بررسی فلزات سنگین روی، مس، سرب و کادمیم و پهنه بندی فلزات با روش کریجینگ معمولی نشان دادند غلظت فلزات سنگین در بیشتر اراضی نیمه شرقی و مرکزی منطقه زنجان بالای حد بحرانی است که به ترتیب برای فلزات سرب، روی، مس و کادمیم غلظت‌های بیشینه $402/5$ ، 670 ، 575 و $10/5$ میلی‌گرم بر کیلوگرم گزارش گردید. مطالعه حاضر به‌منظور ارزیابی کارایی تجزیه و تحلیل‌های چند متغیره جهت کمی‌سازی آلودگی خاک به فلزات سنگین روی و سرب در منطقه جنوب زنجان با استفاده از فن سنجنش از راه دور انجام گرفت. در این پژوهش فرض بر این است که آلودگی خاک به فلزات سنگین را می‌توان با دقت قابل قبول با استفاده از تصاویر ماهواره سنتینل ۲- برآورد کرد. قابلیت تصاویر ماهواره سنتینل جهت تعیین آلودگی خاک به فلزات سرب و روی مشخص نیست و تا کنون در خاک‌های منطقه زنجان پژوهشی در این زمینه صورت نگرفته است. هدف از این پژوهش بررسی کارایی فن سنجنش از راه دور، مدل‌ها مختلف (PLSR، PCR) و (SVMR) و شاخص‌های طیفی به منظور برآورد غلظت فلزات سنگین روی و سرب در خاک است.

مواد و روش‌ها

TVI¹⁴, EVI¹⁵, STAVI¹⁶, و شاخص های (SR1 to SR7)
 GRI¹⁷, LSWI¹⁸, MSAVI¹⁹, BI²⁰, BI2²¹, RI²², CI²³
 می باشد که مطابق جدول ۱ محاسبه و بررسی شد.

NDVI¹, NDRE², MTVI³, MCAR⁴, MNLI⁵, GNDVI⁶,
 SAVI⁷, LCI⁸, MTCI⁹, PSRI¹⁰, CI-RedEdge¹¹, CI-
 Green¹², NLI¹³ و هفت شاخص نسبت پوشش گیاهی

جدول ۱- مشخصات شاخص های مورد استفاده.

شاخص طیفی	معادله	منابع
NDVI	$\frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$	(Hollberg and Schellberg, 2017)
GNDVI	$\frac{(NIR - Green)}{(NIR + Green)}$	(Hollberg and Schellberg, 2017)
NDRE	$\frac{(NIR - RedEdge)}{(NIR + RedEdge)}$	(Clevers and Gitelson, 2013)
SAVI	$\frac{(NIR + RedEdge)}{(1 + L) \times (NIR - Red)}$	(Rondeaux et al., 1996)
MTVI	$1.2[1.2(NIR - Green) - 2.5(Red - Green)]$	(Haboudane et al., 2004)
MCAR	$((RedEdge - Red) - 0.2) \times (RedEdge - Green) \times (RedEdge/Red)$	(Daughtry et al., 2000)
LCI	$\frac{(NIR - RedEdge)}{(NIR - Red)}$	(Hollberg and Schellberg, 2017)
MTCI	$\frac{(NIR - RedEdge)}{(RedEdge - Red)}$	(Dash and Curran, 2004)
CI-RedEdge	$\frac{NIR}{RedEdge} - 1$	(Clevers and Gitelson, 2013; Gitelson et al., 2003)
CI-Green	$\frac{NIR}{Green} - 1$	(Clevers and Gitelson, 2013; Gitelson et al., 2003)
PSRI	$\frac{(Red - Green)}{(Red + Green)} - 1$	(Hill, 2013)
NLI	$\frac{NIR}{(NIR^2 - Red)}$	(Goel and Qin, 1994)
MNLI	$\frac{NIR^2 - Red}{(NIR^2 - Red) \times (1 + L)}$	(Yang et al., 2008)
SR1	$\frac{NIR}{Red}$	(Ramoelo et al., 2012)
SR2	$\frac{Red}{NIR}$	(Ramoelo et al., 2012)
SR3	$\frac{RedEdge}{Red}$	(Sims and Gamon, 2002)
	$\frac{Green}{Red}$	

- 13 . Non Linear Index
- 14 . Transformed Vegetation Index
- 15 . Enhanced Vegetation Index
- 16 . Soil Adjusted Total Vegetation Index
- 17 . Green-Red Vegetation Index
- 18 . Land Surface Water Index
- 19 . Modified Soil Adjusted Vegetation Index
- 20 . Brightness Index
- 21 . The Second Brightness Index
- 22 . Redness Index
- 23 . Colour Index

- 1 . Normalized Difference Vegetation Index
- 2 . Normalized Difference Red-Edge
- 3 . Modified triangular vegetation index
- 4 . modified chlorophyll absorption ratio index
- 5 . Modified Nitrogen Reflectance index
- 6 . Green Normalized Difference Vegetation Index
- 7 . Soil Adjusted Vegetation Index
- 8 . Leaf Chlorophyll Index
- 9 . MERIS Terrestrial Chlorophyll Index
- 10 . Plant Senescence Reflectance Index
- 11 . Red-edge Chlorophyll Index
- 12 . Green Chlorophyll Index

SR4	$\frac{Green}{Red}$	(Smith et al., 1990)
SR5	$\frac{Red}{NIR}$	(Daughtry et al., 2000)
SR6	$\frac{Green}{Red}$	(Lu et al., 2014)
SR7	$\frac{NIR}{RedEdg}$	(De Sousa et al., 2017)
TVI	$\frac{NIR}{(\frac{\rho_{NIR} - \rho_{Red}}{\rho_{NIR} + \rho_{Red}} + 0.5)^{\frac{1}{2}}} \times 100$	Nellis and Briggs (1992)
EVI	$\frac{2.5(\rho_{nir} - \rho_{red})}{(\rho_{NIR} + 6\rho_{Red} - 7.5\rho_{Blue} + 1)}$	Huete et al. (2002)
STAVI	$\frac{\rho_{SWIR1} - \rho_{Red}}{\rho_{SWIR1} + \rho_{Red} + L} \times (1 + L) - \frac{\rho_{SWIR2}}{2}$	Marsett et al. (2006)
GRI	$\frac{\rho_{Green} - \rho_{Red}}{\rho_{Green} + \rho_{Red}}$	Tucker (1979)
LSWI	$\frac{\rho_{NIR} - \rho_{SWIR1}}{\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}}$	Xiao et al. (2004)
MSAVI	$\frac{(1 + L)(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{Red} + L)}$	Askari et al. (2019)
BI	$\frac{\sqrt{(\rho_{Red} \times \rho_{Red}) + (\rho_{Green} \times \rho_{Green})}}{2}$	Askari et al. (2019)
BI2	$\frac{\sqrt{(\rho_{Red} \times \rho_{Red}) + (\rho_{Green} \times \rho_{Green}) + (\rho_{NIR} \times \rho_{NIR})}}{2}$	Askari et al. (2019)
RI	$\frac{\rho_{Red} - \rho_{Green}}{\rho_{Red} + \rho_{Green}}$	Pouget et al. (1990)
CI	$\frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Red}}$	Pouget et al. (1990)

مدلهای مورد استفاده

از مدل‌های رگرسیون PCR، PLSR و SVMR با داده‌های تصاویر ماهواره سنتیل-۲ جهت برآورد آلودگی خاک به فلزات روی و سرب استفاده شد. برای هر کدام از فلزات از ۷۰ درصد داده‌ها برای واسنجی (۱۶۱ نمونه) و ۳۰ درصد برای اعتبار سنجی (۶۹ نمونه) استفاده شد. به منظور برآورد مقادیر سرب و روی در منطقه مورد آزمایش با استفاده از روش PCR، در این روش ابتدا از ۱۰ مؤلفه اصلی^۱ برای مدل‌های PCR استفاده شده و نهایتاً شش و هفت مؤلفه به ترتیب برای فلز سرب و روی به عنوان تعداد مناسب شناسایی شد. برای انتخاب باندها و شاخص‌های مهم از آزمون عدم قطعیت مارتینز^۲ استفاده شد.

روش PLSR، عبارت از رگرسیون حداقل مربعات جزئی شکل خاصی از رگرسیون خطی چند متغیره است (ونگ و همکاران ۲۰۱۸) که در واقع رایج‌ترین روش مورد استفاده جهت تخمین ویژگی‌های خاک است (پینهیرو و همکاران ۲۰۱۷). در این روش ابتدا از ۱۰ فاکتور پنهان^۲ برای ایجاد مدل‌های استفاده شده و نهایتاً به ترتیب هفت و هشت فاکتور برای فلز سرب و روی به عنوان تعداد عامل مناسب شناسایی شد. برای انتخاب باندها و شاخص‌های مهم از روش آزمون عدم قطعیت مارتینز استفاده شد. روش SVMR، مدل رگرسیون ماشین بردار پشتیبان است که طی سال‌های اخیر در زمینه برآورد ویژگی‌های ژئوفیزیکی خاک مورد استفاده قرار گرفته است (علی و همکاران ۲۰۱۵).

ارزیابی مدل‌ها

3 - Latent Factors

1 - Components

2- Martens' Uncertainty Test

بررسی خصوصیات آماری فلزات سرب و روی در خاک های مورد مطالعه

خصوصیات آماری فلزات سنگین روی و سرب در جدول ۲ خلاصه شده است. نتایج نشان داد میانگین مقادیر سرب و روی در خاک منطقه مورد آزمایش بترتیب برابر ۸۸/۹۸ و ۱۷۵/۹۳ میلی گرم بر کیلوگرم خاک است که از مقدار متوسط جهانی این فلزات (به ترتیب ۱۵ و ۵۰ میلی-گرم بر کیلوگرم) (اسپوزیتو ۲۰۰۸ و گیلومر و کیتریک ۱۹۷۹) بیشتر و در برخی نمونه‌ها از مقدار حداکثر مجاز این فلزات در خاک نیز فراتر می‌باشد (خالید و همکاران ۲۰۱۷).

قبل از ایجاد مدل‌های طیفی، نرمال بودن توزیع داده‌ها مورد آزمایش قرار گرفت. برابری واریانس داده‌های واسنجی و اعتبارسنجی با استفاده از آزمون لونز^۱ و مقایسه میانگین با استفاده از آزمون t بررسی شد. مقادیر سرب و روی با سه روش PCR, PLSR, SVMR و با استفاده از نرم‌افزار آنسکراملر^۲ برآورد و مقایسه شد. عملکرد مدل‌ها با استفاده از ضریب تعیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و شاخص انحراف نسبی برآورد (RPD^3) ارزیابی شد.

نتایج و بحث

جدول ۲- خصوصیات آماری فلزات روی و سرب در خاک منطقه مورد آزمایش.

پارامتر آماری	روی (Zn) (mg kg ⁻¹)	سرب (Pb) (mg kg ⁻¹)
میانگین	۱۷۵/۹۳	۸۸/۹۸
بیشینه	۸۲۳/۷۵	۳۶۳/۷۵
کمینه	۹۶/۲۵	۴۰
انحراف معیار	۱۱۲/۰۸	۵۹/۲۱
ضریب تغییرات %	۶۳	۶۶
غلظت متوسط در خاک (جهانی)	۵۰	۱۵

ضرایب مربوط به فلز سرب نشان داد باند ۱۲، باند ۱۱ و باند ۸ (به ترتیب با ضرایب ۷۶۱/۶۷، ۶۹۱/۳۵ و ۵۶۲/۳۶+) بیشترین تأثیر را در برآورد مقدار سرب با روش PCR دارند. باند ۱۲، باند ۱۱ دارای ضریب رگرسیون منفی و باند ۸ دارای ضریب رگرسیون مثبت است. در میان شاخص‌های بررسی شده شاخص‌های BI، BI2، و شاخص MTVI (به ترتیب با ضرایب ۱۹۰/۹۵، ۱۳۸/۲۶ و ۱۰۸/۱۱-) بیشترین تأثیر را نسبت به سایر شاخص‌ها در برآورد سرب داشتند (شکل ۱). نتایج بررسی داده‌های مربوط به فلز روی نیز

شناسایی داده‌های طیفی مؤثر در برآورد آلودگی خاک به فلزات سنگین

به منظور ارزیابی باندها و شاخص‌های طیفی مؤثر در برآورد آلودگی سرب و روی در خاک ضرایب رگرسیونی دو روش PCR و PLSR مورد بررسی قرار گرفت.

روش PCR

ضرایب رگرسیون مربوط به ۱۳ باند و ۳۱ شاخص برای مدل‌های طیفی برآورد شده با استفاده از روش PCR در شکل ۱ و ۲ ارائه شده است. نتایج بررسی

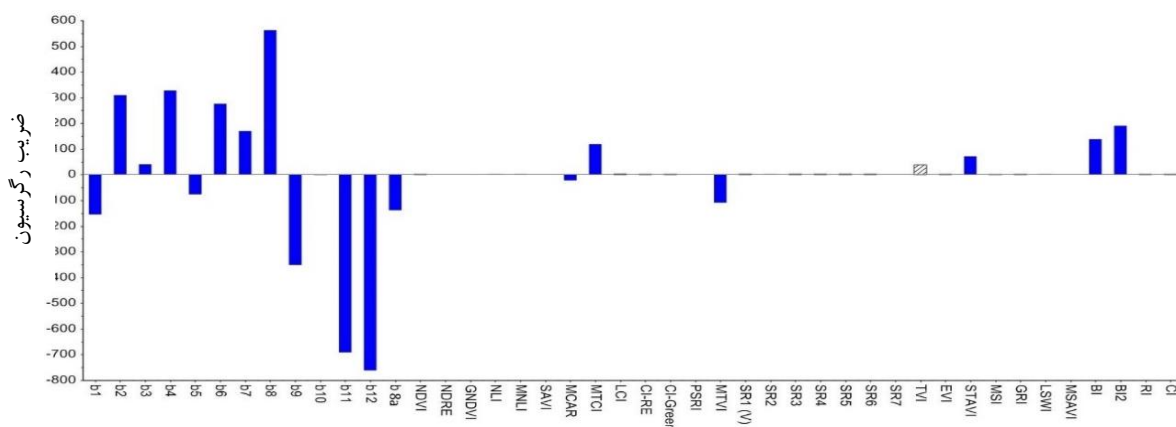
3 . Ratio of Predicted Deviation

1 . Levene's test

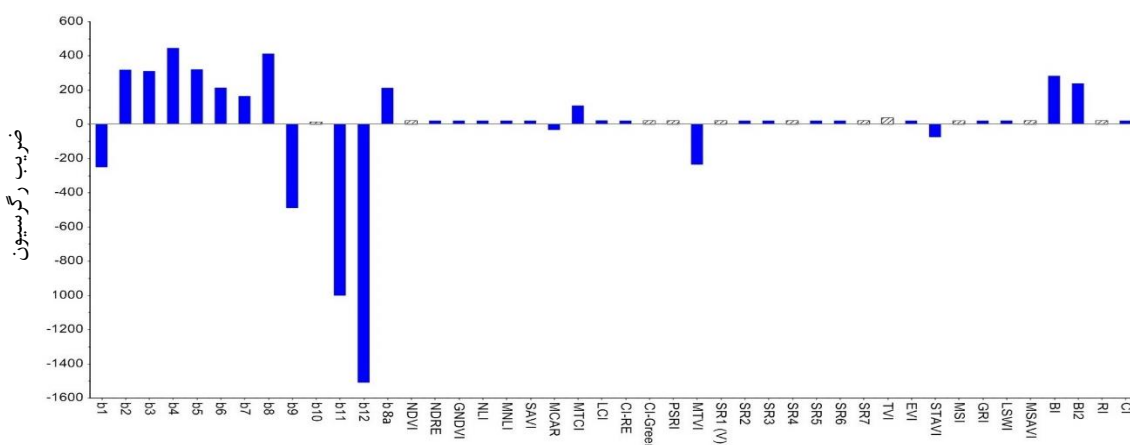
2 . Unscambler software (version X10.4.1; CAMO software, Woodbridge, NJ, USA)

و همکاران (۲۰۲۰) نشان داده که کیفیت خاک منطقه مورد مطالعه تحت تأثیر آلودگی خاک با فلزات سنگین قرار گرفته و کاهش کیفیت خاک به دلیل تجمع فلزات آلاینده با مقادیر ماده آلی و رس خاک در ارتباط است که از ویژگی‌های مهم تأثیر گذار بر داده‌های طیفی خاک محسوب می‌شوند. با توجه به تأثیر ماده آلی خاک بر نگهداری و تجمع فلزات سنگین در خاک تأثیر داده‌های طیفی در محدوده مادون قرمز بر برآورد فلزات سنگین می‌تواند به‌طور غیر مستقیم در ارتباط با طیف جذبی ماده آلی در خاک باشد.

نشان داد باندهای ۱۲ و ۱۱ (با ضرایب رگرسیون منفی) و باندهای ۸ و ۴ (با ضرایب رگرسیون مثبت) بیشترین تأثیر را در برآورد این فلز دارند. از بین شاخص‌ها نیز شاخص‌های BI، BI2، (با ضرایب رگرسیون مثبت) و شاخص MTVI (با ضرایب رگرسیون منفی) بیشترین تأثیر را در برآورد روی با استفاده از مدل PCR داشتند (شکل ۲). در نتیجه شاخص‌های BI، BI2 و MTVI به‌عنوان مؤثرترین شاخص‌های در برآورد مقدار هر دو فلز سرب و روی خاک در منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش PCR شناسایی گردید. مطالعات حمیدی-نهرانی



شکل ۱- ضریب رگرسیون مدل PCR برای فلز سرب. ستون آبی رنگ نشان دهنده طول موج های معنی دار در سطح احتمال $P < 0.05$

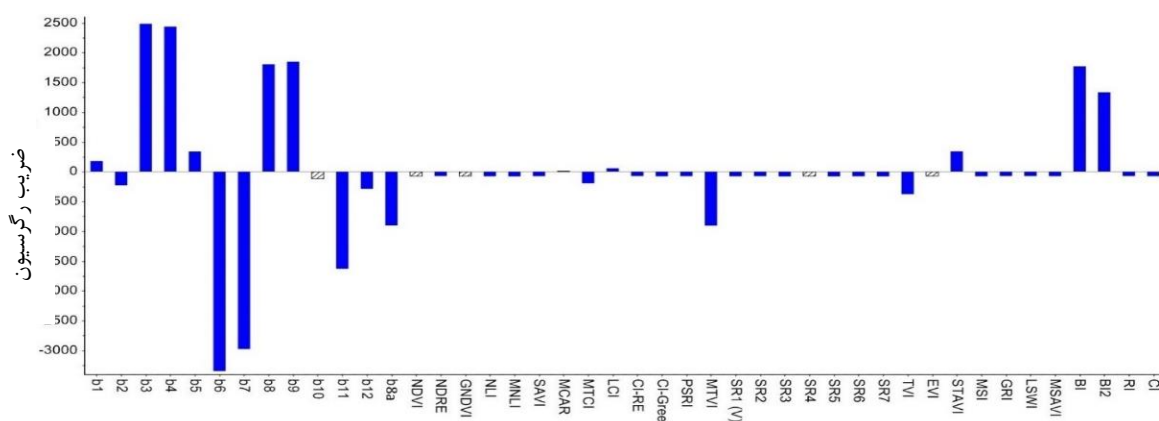


شکل ۲- ضریب رگرسیون مدل PCR برای فلز روی. ستون آبی رنگ نشان دهنده طول موج های معنی دار در سطح احتمال $P < 0.05$

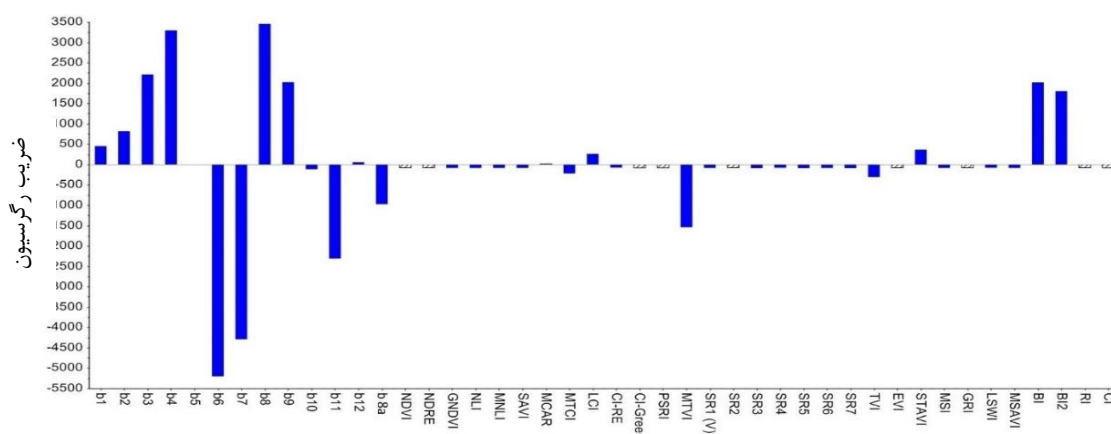
روش PLSR

رگرسیون مثبت) باندهای ۶ و ۷ (با ضرایب رگرسیون منفی) بیشترین تأثیر را در مدل طیفی دارند. باندهای ۸، ۳ و ۴ در محدوده طول موج مادون قرمز نزدیک بوده که نقش آنها در شناسایی پوشش‌های سطحی خاک و عوامل سطحی اراضی گزارش شده است (بولین و همکاران ۲۰۱۸). با کاهش کیفیت خاک در اثر تجمع فلزات سنگین و در نتیجه کاهش پوشش‌های گیاهی، انتظار می‌رود شاخص‌های مربوط به پوشش‌های سطحی خاک (BI2، BI، تغییرات معنی‌داری نشان می‌دهند (شکل ۴).

ضریب رگرسیون مدل‌های PLSR در شکل ۳ و ۴ ارائه شده است. این ضرایب نشان می‌دهد که چگونه هر متغیر در تخمین فلزات سنگین نقش دارند و اهمیت نسبی متغیرها و میزان تأثیر آنها را در مدل نشان می‌دهد. نتایج نشان داد برای فلز سرب، باندهای ۳ و ۴ (با ضرایب رگرسیون مثبت) و باندهای ۶ و ۷ (با ضرایب رگرسیون منفی) بیشترین تأثیر را در مدل PLSR داشتند. در میان شاخص‌های مطالعه شده نیز BI2، BI و MTVI مؤثرترین شاخص‌ها در برآورد فلز سرب هستند (شکل ۳). نتایج بررسی فلز روی نیز نشان داد باندهای ۸ و ۴ (با ضرایب



شکل ۳- ضریب رگرسیون مدل PLSR برای فلز سرب. ستون آبی رنگ نشان دهنده طول موج های معنی‌دار در سطح احتمال $P < 0.05$.



شکل ۴- ضریب رگرسیون مدل PLSR برای فلز روی. ستون آبی رنگ نشان دهنده طول موج های معنی‌دار در سطح احتمال $P < 0.05$.

نتایج آزمون لوز و آزمون t نشان می‌دهد بین داده‌های اعتبارسنجی و واسنجی اختلاف معنی‌داری

مقایسه مدل‌های برآورد آلودگی سرب و روی در خاک

ترتیب ۲۲/۱۴ و ۳۹/۸۶ می‌باشد. مقادیر RPD در برآورد سرب برای مدل PCR برابر ۱/۹۵ و در مدل PLSR برابر ۳/۰۶ است و در مدل PLSR ۳۶ درصد نسبت به مدل PCR بیشتر است. همچنین مقادیر RPD در برآورد روی برای مدل PCR برابر ۱/۳۴ و برای مدل PLSR برابر ۱/۹۴ است که در مدل PLSR ۳۰ درصد نسبت به مدل PCR افزایش یافته است. مقادیر RPD در برآورد روی برای مدل SVMR برابر ۲/۵۹ و برای سرب برابر ۴/۱۱ است که برای فلز روی نسبت به مدل PLSR ۲۵ درصد و برای فلز سرب ۲۵/۵ درصد افزایش یافته است. مقدار RPD در مدل SVMR برای فلز روی نسبت به مدل PCR ۴۸ درصد و برای فلز سرب ۵۲/۵ درصد بیشتر است.

وجود ندارد و انتخاب تصادفی نمونه‌ها برای اعتبارسنجی به درستی انجام شده است. نتایج واسنجی و اعتبارسنجی مدل‌های برای دو فلز سرب و روی در جداول ۳ و ۴ خلاصه شده است. به‌طور کلی سه مدل مورد استفاده در این مطالعه دقت‌های متفاوتی از تخمین غلظت فلزات روی و سرب در خاک ارائه دادند.

در روش PCR مقادیر R^2 واسنجی برای سرب و روی به ترتیب برابر ۰/۵۱ و ۰/۶۰، در روش PLSR برابر ۰/۷۵ و ۰/۸۳ و در روش SVMR برابر ۰/۸۸ و ۰/۸۹ است. مقادیر RMSE در مدل‌های واسنجی برای سرب و روی در روش PCR به ترتیب ۴۹/۳۵ و ۷۱/۴۲، در روش PLSR به ترتیب ۲۸/۱۶ و ۴۹/۲۵ و در روش SVMR به

جدول ۳- نتایج مدل‌های برآورد شده (مدل واسنجی و اعتبارسنجی) برای سرب با استفاده از سه روش

PCR, PLSR, SVMR

Method	RPD	Model	R^2	RMSE
PCR	۱/۹۵	Calibration	۰/۵۱	۴۹/۳۵
		Validation	۰/۴۵	۵۴/۷۴
PLSR	۳/۰۶	Calibration	۰/۷۵	۲۸/۱۶
		Validation	۰/۶۹	۷۸/۳۴
SVMR	۴/۱۱	Calibration	۰/۸۸	۲۲/۱۴
		Validation	۰/۸۴	۳۵/۲۵

جدول ۴- نتایج مدل‌های برآورد شده (مدل واسنجی و اعتبارسنجی) برای روی با استفاده از سه روش

PCR, PLSR, SVMR

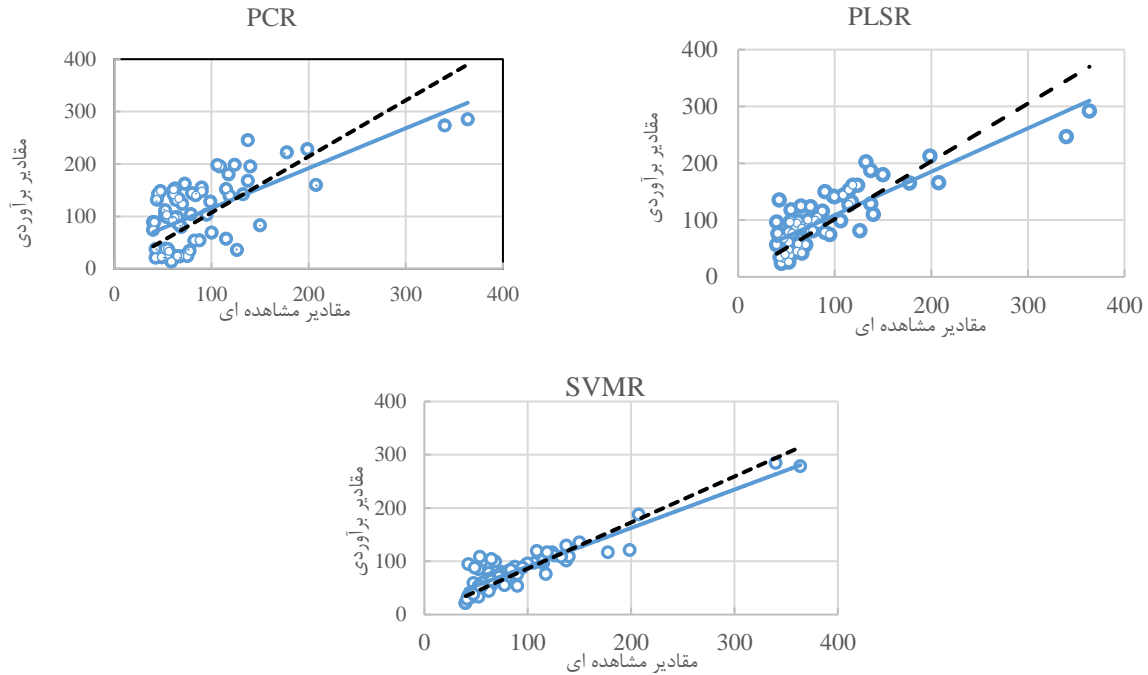
Method	RPD	Model	R^2	RMSE
PCR	۱/۳۴	Calibration	۰/۶۰	۷۱/۴۲
		Validation	۰/۵۸	۷۴/۹۸
PLSR	۱/۹۴	Calibration	۰/۸۳	۴۹/۲۵
		Validation	۰/۷۸	۵۳/۴۳
SVMR	۲/۵۹	Calibration	۰/۸۹	۳۹/۸۶
		Validation	۰/۸۸	۴۰/۹۰

بهترین برآورد برای هر دو فلز سرب و روی مربوط به مدل SVMR و سپس مدل PLSR است. همه مدل‌های

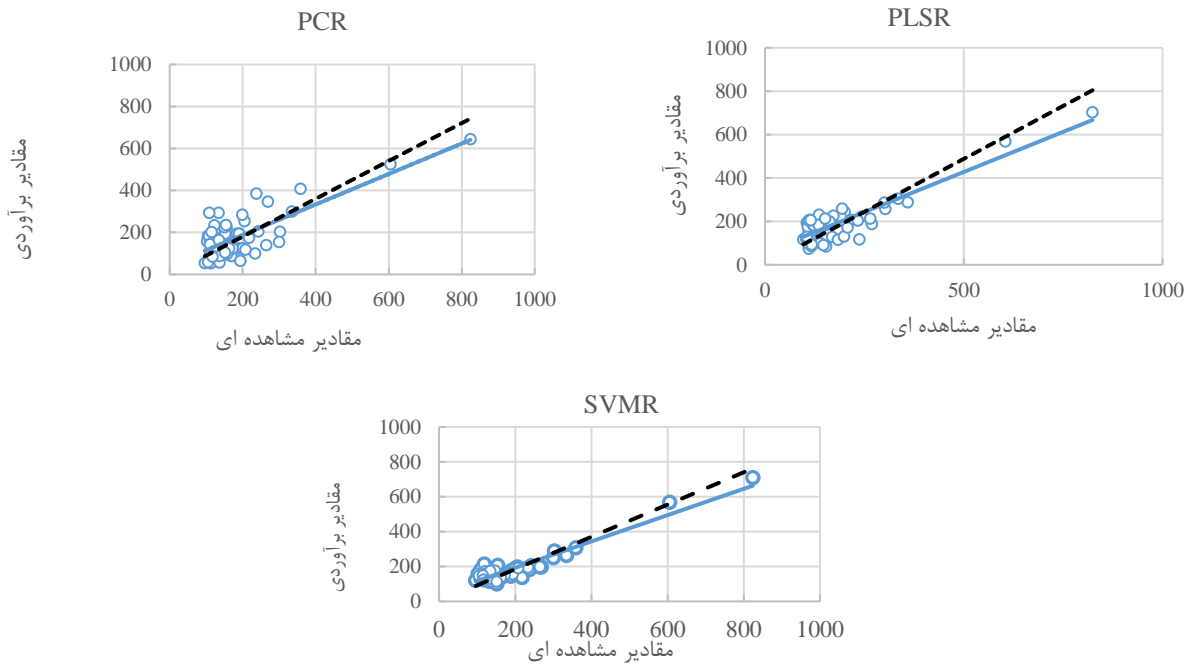
بر اساس نتایج به‌دست آمده از بررسی مقادیر برآوردی و مشاهده‌ای و مقایسه آن با خط ۱:۱ (شکل‌های ۵ و ۶)

اندازه‌گیری شده داشتند. نتایج این مطالعه با یافته‌های مارلوس و همکاران (۲۰۱۶) و قلی‌زاده و همکاران (۲۰۱۵) که برتری مدل SVMR در برآورد طیفی ویژگی‌های خاک را نشان داده بودند، همخوانی داشت.

دارای بیش برآورد برای مقادیر کم (کمتر از 125 mg kg^{-1} برای سرب و کمتر از 250 mg kg^{-1} برای روی) و برآورد کمتر از حد برای مقادیر بالاتر هستند. برای هر دو فلز در مدل SVMR مقادیر برآورد شده اختلاف کمتری با مقادیر



شکل ۵- ارزیابی متقابل مدل‌های PCR، PLSR و SVMR در برآورد مقدار سرب خاک در منطقه زنجان.



شکل ۶- ارزیابی متقابل مدل‌های PCR، PLSR و SVMR در برآورد مقدار روی خاک (Zn) در منطقه زنجان.

نتیجه‌گیری کلی

با توجه به اهداف این پژوهش نتایج نشان داد مدل SVMR برآورد طیفی بهتری برای هر دو فلز سرب و روی نسبت به مدل PLSR و مدل PCR داشت. در این ارتباط، دقت بالای با استفاده از روش SVMR و دقت قابل قبولی با استفاده از روش PLSR حاصل شد در حالی‌که روش PCR کارایی مناسبی برای برآورد فلز سرب و روی با استفاده از داده‌های سنجنده سنتینل ۲ نشان نداد. بر اساس ارزیابی ضرایب رگرسیون مربوط به مجموعه ۱۳ باند طیفی و ۳۱ شاخص طیفی مربوط به تصاویر

ماهواره سنتینل ۲، محدوده حاشیه قرمز (۷۴۰ تا ۷۸۲ نانومتر) و مادون قرمز (۸۳۲ نانومتر) به‌عنوان مؤثرترین محدوده طول موجی در برآورد فلزات سرب و روی شناسایی شد و شاخص‌های BI، BI2 و MTVI کارآمدترین شاخص‌ها جهت نظارت بر آلودگی فلزات سنگین در خاک‌های مورد مطالعه تعیین گردید. مدل-سازی داده‌های طیفی مربوط به ماهواره سنتینل ۲ با استفاده از روش SVMR و PLSR می‌تواند یک فن سریع، قابل اعتماد و کم هزینه برای ارزیابی نزدیک به زمان واقعی از شرایط آلودگی فلزات سنگین در خاک‌های استان زنجان و مناطقی با شرایط مشابه فراهم کند.

منابع مورد استفاده

- Abdollahi S, Delavar MA and Shekari P, 2012. Spatial distribution mapping of Pb, Zn and Cd and soil pollution assessment in Anguran area of Zanjan Province. *Journal of Water and Soil* 26(6):1410-1420. (In Persian with English abstract)
- Ali I, Greifeneder F, Stamenkovic J, Neumann M and No-tarnicola C, 2015. Review of machine learning approaches for biomass and soil moisture retrievals from remote sensing data. *Remote Sensing* 7(12): 221–236.
- Askari MS, McCarthy T, Magee A and Murphy DJ, 2019. Evaluation of grass quality under different soil management scenarios using remote sensing techniques. *Remote Sensing* 11(15), 1835.
- Bolyn C, Michez A, Gaucher P, Lejeune Ph and Bonnet S, 2018. Forest mapping and species composition using supervised per pixel classification of Sentinel-2 imagery. *Biotechnology, Agronomy, Society and Environment* 22(3): 172-187.
- Choe E, Kim KW, Bang S, Yoon IH and Lee KY, 2009. Qualitative analysis and mapping of heavy metals in an abandoned Au-Ag mine area using NIR spectroscopy. *Environmental Geology* 58(3): 477–482.
- Clevers JGPW and Gitelson A, 2013. Remote estimation of crop and grass chlorophyll and nitrogen content using red-edge bands on Sentinel-2 and -3. *International Journal of Applied Earth Observation and Geof ormation* 23(1):344-351.
- Dash J and Curran PJ, 2004. The MERIS terrestrial chlorophyll index. *International Journal of Remote Sensing* 25(23): 5403-5413.
- Daughtry CST, Walthall CL, Kim MS, Brown de Colstoun EC and McMurtrey JE, 2000. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment* 74(2): 229-239.
- De Sousa C, Hilker T, Waring R, De Moura Y and Lyapustin A, 2017. Progress in remote sensing of photosynthetic activity over the Amazon Basin. *Remote Sensing* 9(1): 48-60.
- Fard RS and Matinfar HR, 2016. Capability of vis-nir spectroscopy and landsat 8 spectral data to predict soil heavy metals in polluted agricultural land (Iran). *Arabian Journal of Geosciences* 9(20):1-14.
- Fu XL and Wang QJ, 2017. Inversion analysis of heavy metal pollution in soil in mining disturbed areas based on remote sensing data: A case study of lanping Zn. *Journal of Residuals Science and Technology* 14(3): 85-93.
- Gilmour J and Kittrick J, 1979. Solubility and equilibria of Zinc in a flooded soil. *Soil Science Society of America Journal* 43(5): 890-892.
- Gitelson AA, Gritz Y and Merzlyak MN, 2003. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves. *Journal of Plant Physiology* 160(3): 271-282.

- Goel NS and Qin W, 1994. Influences of canopy architecture on relationships between various vegetation indices and LAI and Fpar: A computer simulation. *Remote Sensing* 10(4): 309-347.
- Gholizadeh A, Boruvka L, Vasat R and Saberioon MM, 2015. Comparing different data preprocessing methods for monitoring soil heavy metals based on soil spectral features. *Soil Water Research* 10 (4): 218–227. (In Persian with English abstract)
- Haboudane D, Miller JR, Patery E, Zarco-Tejada PJ and Strachan IB, 2004. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: Modeling and validation in the context of precision agriculture. *Remote Sensing of Environment* 90: 337 – 352.
- Hamidi Nehrani S, Askari MS, Saadat S, Delavar MA, Taheri M and Holden NM, 2020. Quantification of soil quality under semi-arid agriculture in the northwest of Iran. *Ecological Indicators*. 108:105770-105780.
- Hill MJ, 2013. Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: An analysis with simulated SENTINEL 2 data for a North American transect. *Remote Sensing of Environment* 137: 94-111.
- Hollberg JL and Schellberg J, 2017. Distinguishing Intensity Levels of Grassland Fertilization Using Vegetation Indices. *Remote Sensing* 9(1): 81-94.
- Huete AR, Didan K, Miura, T, Rodriguez EP, Gao X and Ferreira LG, 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment* 83: 195–213.
- Kaya Z, 2006. Pollution. Pp. 1343-1346. In: Lal R, (Ed.). *Encyclopedia of Soil Science*, Second Edition 2 . Volume Set. Taylor & Francis Group. New York, USA.
- Khalid S, Shahid M, Niazi NK, Murtaza B, Bibi I and Dumat C, 2017. A comparison of technologies for remediation of heavy metal contaminated soils. *Journal of Geochemical Exploration* 182: 247–268.
- Lu P, Bai S and Casagli N, 2014. Investigating spatial patterns of persistent scatterer interferometry point targets and landslide occurrences in the Arno river basin. *Remote Sensing* 6(8):6817-6843.
- Malley DF and Williams PC, 1997. Use of near-infrared reflectance spectroscopy in prediction of heavy metals in freshwater sediment by their association with organic matter. *Environmental Science and Technology* 31(12): 3461–3467.
- Marsett RC, Qi J, Heilman P, Biedenbender SH, Watson MC, Amer S, Weltz M, Goodrich D and Marsett R, 2006. Remote sensing for grassland management in the arid Southwest. *Rangeland Ecology and Management* 59: 530–540.
- Navarro-Pedreño J, Gómez I, Almendro-Candel M and Meléndez-Pastor I, 2008. Heavy metals in Mediterranean soils. Pp. 161-176. In: Dominguez J, (Ed.). *Soil Contamination Research Trends*. New York, USA: Nova Science Publishers, Inc.
- Nellis MD and Briggs JM, 1992. Transformed vegetation index for measuring spatial variation in drought impacted biomass on Konza Prairie, Kansas. *Transactions of the Kansas. Academy of Sciences* 1903 (95): 93–99.
- Pouget M, Madeira J, Le Floch E and Kamal S, 1990. Spectral characteristics of sandy surfaces in the north-western coast region of Egypt: Application to SPOT satellite data. In: *International Conference of Characterization and Monitoring of Terrestrial Environments in Arid and Tropical Regions*. 4–6 December. ORSTOM, Colloquiums and Seminars Collection, Paris, France.
- Pinheiro E, Ceddia M, Clingensmith C, Grunwald S and Vasques G, 2017. Prediction of soil physical and chemical properties by visible and near-infrared diffuse reflectance spectroscopy in the central amazon. *Remote Sensing* 9(4): 293-301.
- Ramoelo A, Skidmore AK, Azongcho M, Schlerf M, Mathieu R and Heitkonig I, 2012. Regional estimation of savanna grass nitrogen using the red-edge band of the spaceborne RapidEye sensor. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 19(1):151-162.
- Rondeaux G, Steven M and Baret F, 1996. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment* 55(2): 95-107.
- Sims D and Gamon JA, 2002. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages. *Remote Sensing of Environment* 81: 337-354.
- Smith MO, Ustin SL, Adams JB and Gillespie AR, 1990. Vegetation in deserts: I. Regional measure of abundance from multispectral images. *Remote Sensing of Environment* 31: 1–26.
- Sposito G, 2008. *The Chemistry of Soils*. 2nd Ed. New York. Oxford University Press. 344 p.

- Tucker CJ, 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment* 8: 127–150.
- Yang K, Pinker RT, Koike YMT, Wonsick MM, Cox SJ, Zhang YC and Stackhouse P, 2008. Evaluation of satellite estimates of downward shortwave radiation over the Tibetan Plateau. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 113:207-219.
- Yari Y, Momtaz HR and Taheri M, 2016. Spatial distribution of some heavy metals in soils of Zanjan industrial region. *Water and Soil Science* 26(4.1): 223-236. (In Persian with English abstract)
- Wang F, Gao J and Zha Y, 2018. Hyperspectral sensing of heavy metals in soil and vegetation: Feasibility and challenges. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 136: 73–84.
- Westerman REL, 1990. *Soil Testing and Plant Analysis*, SSSA, Madison, Wisconsin, USA.
- Xiao X, Zhang Q, Braswell B, Urbanski S, Boles S, Wofsy SC, Moore B and Ojima D, 2004. Modeling gross primary production of a deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data. *Remote Sensing of Environment* 91: 256–270.