

DOI: 10.13758/j.cnki.tr.2024.03.021

李泽鑫, 高爽, 王昌昆, 等. 面向多类型土壤有机碳定量反演的天基高光谱探测参数研究. 土壤, 2024, 56(3): 639–645.

面向多类型土壤有机碳定量反演的天基高光谱探测参数研究^①

李泽鑫^{1,2}, 高爽^{1,2}, 王昌昆^{2,3}, 刘国华^{1,2}, 胡登辉^{1,2}

(1 中国科学院微小卫星创新研究院, 上海 201203; 2 中国科学院大学, 北京 100049; 3 中国科学院南京土壤研究所, 南京 210008)

摘要: 星载高光谱仪器的光谱通道以及光谱分辨率和信噪比等核心参数设置直接影响土壤有机碳定量反演精度。本研究开展了卫星载荷光谱分辨率、信噪比、光谱特征波段对不同土壤类型有机碳反演影响的研究, 提出了基于大气传输模型、光谱分辨率分析模型、信噪比分析模型、特征波段的提取分析模型以及偏最小二乘回归反演模型的面向不同土壤类型有机碳监测的高光谱卫星“地面–大气–仪器–观测–反演”全链路仿真分析方法, 实现了土壤类型、大气效应、仪器特性参数、反演方法的耦合影响分析。结果表明: ①3 种类型土壤有机碳反演的最佳光谱分辨率均在 10~20 nm。②不同土壤类型对观测的信噪比需求不同。对于 Phaeozem 的有机碳监测, 较另外两种土壤有更高的信噪比需求。③在不同特征波段提取分析方法下所需的最佳光谱分辨率和信噪比一致。不同类型土壤光谱数据提取出的特征波段不同, 其中反演效果最佳的土壤类型为 Chernozem, 特征波段数为 26 个, $R^2=0.826\ 5$, $RMSE=3.438\ 9\ g/kg$ 。④反演模型与仪器特性参数无耦合关系, 同一类型土壤不同反演算法的最佳光谱分辨率和信噪比需求一致。⑤Chernozem 有机碳最佳反演参数需求为光谱分辨率 15 nm, 信噪比大于 506.66, 特征波段提取数为 26 个; Kastanozem 有机碳最佳反演参数需求为光谱分辨率 17 nm, 信噪比大于 331.42, 特征波段提取数为 22 个; Phaeozem 有机碳最佳反演参数需求为光谱分辨率 15 nm, 信噪比大于 432.51, 特征波段提取数为 19 个。

关键词: 天基高光谱探测; 土壤有机碳监测; 大气传输模型; 光谱分辨率; 信噪比; 特征波段提取; 基于变量优选法

中图分类号: S15 **文献标志码:** A

Study on Space-based Hyperspectral Detection Parameters for Quantitative Retrieval of Organic Carbon in Multiple Types of Soil

LI Zexin^{1,2}, GAO Shuang^{1,2}, WANG Changkun^{2,3}, LIU Guohua^{1,2}, HU Denghui^{1,2}

(1 *Innovation Academy for Microsatellite, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201203, China*; 2 *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*; 3 *Institute of Soil Science, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China*)

Abstract: The spectral channel, spectral resolution, signal to noise ratio and other core parameters of space-borne hyperspectral instruments directly affect the accuracy of quantitative retrieval and prediction of soil organic carbon(SOC). In this study, the effects of satellite load spectral resolution, signal-to-noise ratio and spectral characteristic bands on the inversion of organic carbon in different soil types were studied. Based on atmospheric transmission model, spectral resolution analysis model, signal-to-noise ratio analysis model, a hyperspectral satellite ‘ground-atmosphere-instrument-observation-inversion’ full-link simulation analysis method for organic carbon monitoring of different soil types was proposed. And the coupling effect analysis of soil type, atmospheric effect, instrument characteristic parameters and retrieval methods was realized. The results showed that: 1) The best spectral resolution was in the range of 10–20 nm for soil organic carbon retrieval in different soil types. 2) Different soil types had different requirements for the observed signal-to-noise ratio, a higher signal-to-noise ratio requirement was needed for organic carbon monitoring of Phaeozem than the other two soil types. 3) The optimal spectral resolution and signal-to-noise ratio required under different feature band extraction and analysis methods were consistent. The characteristic bands extracted from the spectral data of different soil types were different, among which Chernozem had the best retrieval effect, with 26 characteristic bands, $R^2=0.826\ 5$, $RMSE=3.438\ 9\ g/kg$. 4) The retrieval model had no coupling relationship with the instrument characteristic

①基金项目: 黑土地保护与利用科技创新工程专项项目(XDA28050103)资助。

* 通讯作者(gaosh189181@163.com)

作者简介: 李泽鑫(1997—), 男, 河南郑州人, 硕士研究生, 主要从事遥感数据处理研究。E-mail: lzx534052101@163.com

parameters, and the best spectral resolution and signal-to-noise ratio requirements of different retrieval algorithms for the same soil type were consistent. 5) The best retrieval parameters for SOC contents of Chernozem, Kastanozem and Phaeozem were: spectral resolution 15 nm, 17 nm and 15 nm, signal-to-noise ratio greater than 506.66, 331.42 and 432.51, and the number of feature bands extracted 26, 22 and 19, respectively.

Key words: Space based hyperspectral detection; Soil organic carbon monitoring; Atmospheric transmission model; Spectral resolution; Signal-to-noise ratio; Feature band extraction; Variable based optimization method

土壤有机碳(SOC)是土壤的重要成分,由植物和微生物通过代谢和活动产生的化合物以及腐殖化形成的有机化合物的复杂混合物组成^[1],是决定土壤质量的重要因素之一,也是研究土壤碳固存的重要依据之一^[2]。它对土壤的肥力、土壤水分保持能力、土壤微生物生态系统和气候变化等都有着重要的影响。故监测 SOC 含量对于评估土壤质量、制定土地管理策略、保护生态环境和应对气候变化等十分重要。

卫星遥感具有大面积实时连续观测的特点,是获得广域范围土壤特性的重要手段,可以为 SOC 提供高时空覆盖的有效监测,能够系统全面地感知土壤资源现状与时空演变,为进一步评估土壤质量、制定土壤管理策略等提供科学数据支撑。当前通过高光谱卫星遥感监测 SOC 得到了较为广泛的研究,高光谱卫星可以获取高分辨率的土壤信息,实现对 SOC 的精细化监测和分析^[3-4]。Mallah Nowkandeh 等^[5]及荣媛等^[6]使用 Hyperion 高光谱影像对土壤有机质进行反演,其中伊朗地区土壤有机质反演 RMSE 达到 1.86 g/kg。现有的在轨高光谱卫星已实现了窄幅、高分、宽谱段的监测,其中高分 5 号卫星空间分辨率 30 m,光谱分辨率达到 10 nm。意大利的 PRISMA 载荷参数为空间分辨率 30 m,光谱分辨率 12 nm。资源一号 02D 卫星在可见光到近红外波段光谱分辨率设置为 10 nm,短波红外波段光谱分辨率设置为 20 nm。美国计划发射卫星项目 HypSIRI 光谱分辨率为 10 nm,空间分辨率 30 m。然而这些卫星的参数差别较大,有的光谱分辨率是 10 nm,有的是更宽到几十纳米。且这些卫星并非面向土壤遥感专用,载荷参数设计并非针对土壤监测。故对于研究的土壤类型、方法等的差别,需要建立全链路的模型,充分考虑仪器和大气等的影响,得到更加全面的分析结果,以有效指导面向土壤遥感专用卫星系统的核心指标设计。

当前针对天基载荷特性参数对 SOC 反演影响的研究较少,一些研究仅讨论了单一参数对土壤反演的影响,未考虑仪器参数之间的耦合关系,且仅对单一类型土壤进行了分析。如,有研究对实验室土壤数据进行重采样,基于相关性分析法研究了光谱分辨率对

黑土有机质预测模型精度的影响^[7];有研究基于 Kubelka-Munk 理论建立了土壤有机质半物理反演模型,使用变量优选算法选取土壤有机质特征波段,并对光谱数据重采样及加高斯噪声得到在敏感波长下的最佳光谱分辨率及信噪比参数^[8-11]。这些研究均在实验室条件下得出结论,未考虑大气效应影响、光谱分辨率与信噪比以及特征波长之间的耦合关系。Gomez 等^[12]使用航空高光谱数据模拟天基载荷光谱数据,探究了大气效应和光谱分辨率变化对反演预测的影响。Du 等^[13]使用大气传输模型模拟了不同波段下光谱分辨率及信噪比对太阳诱导叶绿素荧光反演的影响及反演性能。Castaldi 等^[14]使用欧洲土壤数据库 PONMAC 光谱数据及 LUCAS 光谱数据仿真了 5 种不同的卫星载荷大气效应及仪器特性下反演 SOC 的性能。这些研究仅论证了现有卫星载荷的固定参数对 SOC 反演的影响,没有系统地分析光谱分辨率、信噪比、光谱通道等参数变化对 SOC 反演的影响。

本研究使用 LUCAS 土壤数据库中的 3 类黑土高光谱数据,结合大气传输模型,加入大气效应的影响,将光谱分辨率及信噪比影响加入光谱数据中,通过不同特征波段提取方法提取不同波段的光谱数据,仿真得到加入大气效应、光谱分辨率、信噪比、特征波段共同影响的模拟数据,对改变仪器特性参数得到的反演结果进行了对比分析,提出了基于大气传输模型、光谱分辨率分析模型、信噪比分析模型、特征波段提取分析模型、偏最小二乘回归及主成分回归反演模型的面向不同类型土壤监测的高光谱卫星“地面-大气-仪器-观测-反演”全链路仿真分析方法,开展了卫星载荷光谱分辨率、信噪比、光谱特征波段对不同土壤类型 SOC 反演影响的研究,以期得到不同类型及不同反演模型下 SOC 反演的最佳遥感参数,为天基土壤遥感仪器设计提供一定的指导价值。

1 数据与方法

1.1 LUCAS 土壤数据库

LUCAS 土壤数据库是欧盟委员会领导开展的土壤调查。该数据集数据样本十分丰富,涵盖了全欧洲

超过 2.6 万个采样点的高光谱数据, 地理、气候等环境数据, 以及有机碳、氮、磷、钾等较为全面的土壤参数。其在欧洲各地收集了约 20 000 份表层土样本, 使用 ISO 标准方法分析了样本土壤特性。其中, 首先, 对土壤样本进行风干和筛分(<2 mm), 然后使用 XDS 快速含量分析光谱仪, 在 VNIR(400~1 300 nm) 和 SWIR(1 300~2 500 nm) 波段对处理后的土壤样本进行了测量; 并且通过干烧法处理样本后, 使用元素分析仪测量了 SOC 含量^[15]。

为了更有效地指导对我国黑土地的观测, 本研究将国内外土壤数据库中的土壤分类进行整合, 以保证本文的论证具有普适性。LUCAS 数据集中使用 WRB 标准描述土壤类型, 而国内常常基于 GB/T 17296—2009 标准^[16]来描述土壤类型。龚子同等^[17]研究了 WRB 土壤分类标准并与国内不同土壤分类体系进行了对比分析。张之一^[18]及刘成祥等^[19]也对黑土分类体系进行了详尽分析。因此, 为了从 LUCAS 数据库中提取合适的土壤样本, 参照以上文献统计了东北地区 WRB 标准下的土壤构成。本研究引入了 ISRIC 全球 250 m WRB 土壤类型网格数据^[20], 将 WRB 标准下 LUCAS 欧洲土壤数据库土壤构成与东北地区土壤构成进行匹配对比(图 1)。在 WRB 土壤分类标准下, 东北地区的土壤主要包括 Luvisol、Phaeozem、Cambisol、Chernozem、Kastanozem, 其比例依次为 30.9%、21.1%、20.2%、12.4% 以及 10.5%, 共计占

比 95.1%。其中, Chernozem、Kastanozem 和 Phaeozem 3 类土壤更能体现东北黑土区域土壤的典型性。本研究随机抽取 LUCAS 土壤数据集中 Chernozem、Kastanozem 和 Phaeozem 3 种类型土壤的 100 个样本数据进行仿真试验, 其土壤样本 SOC 含量均值分别为 19.898、18.235、19.196 g/kg。

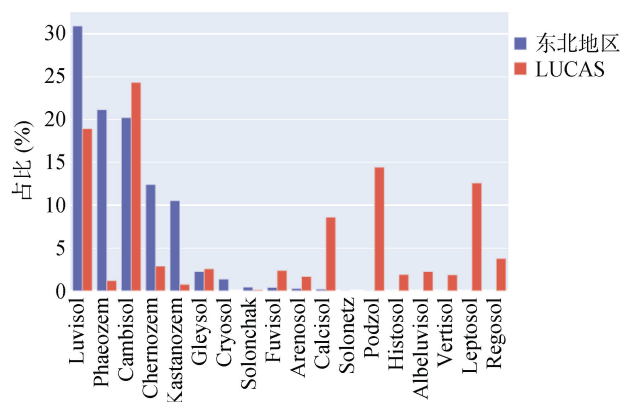


图 1 东北地区和 LUCAS 数据库样本中各种土壤类型占比的对比

Fig. 1 Proportion comparison of various soil types in samples from Northeast China and LUCAS database

1.2 重采样和模拟数据

将 Chernozem、Kastanozem 和 Phaeozem 3 种类型土壤的原始光谱数据按以下流程分别加入大气效应、光谱分辨率、信噪比、特征波段的影响, 并带入不同的反演模型中(图 2)。

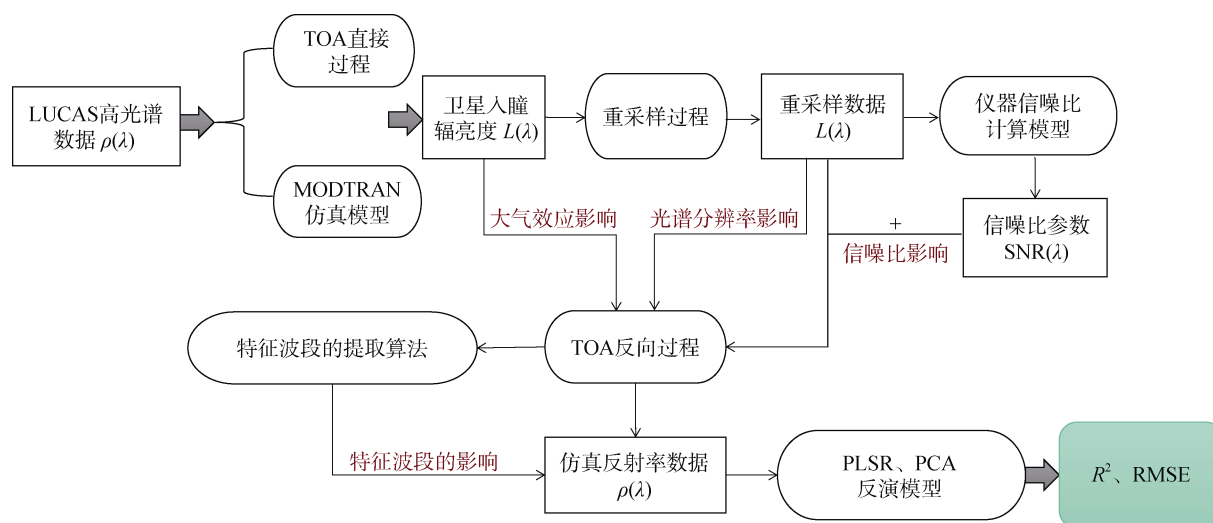


图 2 仿真思路及流程图

Fig. 2 Simulation ideas and flowchart

1.2.1 大气效应的加入 输入原始光谱数据, 从辐射在地表与大气之间的传输过程出发。根据土壤的地表特性, 将土壤假设为基于地表均一的朗伯面模型代入直接过程中。直接过程能够模拟在特定的大气条件

及几何光照条件下大气传输过程, 仿真得到载荷入瞳辐亮度。该过程将入射到传感器的总辐射能量分成两部分: ①来自太阳辐射经过大气传输到达目标表面并被反射至传感器前能量; ②太阳辐射被大气多次散射

后, 不经过地物反射, 直接进入传感器视场内的能量即大气路径辐射。直接过程可由以下公式表示^[21]:

$$L = \frac{A\rho}{1-\rho S} + L_a \quad (1)$$

式中: L 为传感器入瞳时接收的总辐亮度; ρ 为目标像元表面反射率; S 为大气朝下的球面反照率; L_a 为大气程辐射; A 为基于大气条件和几何光照条件的系数。其中, ρ 采用 LUCAS 高光谱数据, 而 A 、 S 和 L_a 可通过大气传输模型 MODTRAN 设定观测视角、大气模型、气溶胶模型、能见度范围、太阳高度角、波数范围等参数进行仿真反演。

1.2.2 重采样得到不同的光谱分辨率 对于高光谱载荷, 其波段的光谱响应函数一般呈现与高斯函数近似。因此, 本研究采用高斯函数重采样方法, 重采样后的卫星入瞳辐亮度 $L(\lambda)$ 表示为:

$$L(\lambda) = \sum_{c-t}^{c+t} L(\lambda) \frac{Gs(\lambda)}{\sum_{c-t}^{c+t} Gs(\lambda)} \quad (2)$$

式中: c 为某波段的中心波长; λ 为波长; $L(\lambda)$ 为波长 λ 处的入瞳辐亮度; $Gs(\lambda)$ 高斯函数模拟的光谱响应函数; t 为光谱重采样间隔。

1.2.3 信噪比(SNR)分析 信噪比是用来评估成像系统辐射分辨率性能的指标, 它表示目标有用信号和噪声信号之间的比值。信噪比的大小对成像效果有很大影响, 需要根据具体的应用需求来确定, 综合考虑各个指标之间的关系。按照信噪比的定义, 光谱相机各个谱段的信噪比为:

$$SNR(\lambda) = \frac{n_e}{n_{total}} \quad (3)$$

为把计算出的仪器信噪比加入到模拟光谱数据中, 首先将信噪比 $SNR(\lambda)$ 转化为噪声等效辐亮度 $Ne\Delta L$:

$$Ne\Delta L = \frac{L(\lambda)}{SNR(\lambda)} \quad (4)$$

再由 TOA 的反向过程得到加入大气效应、光谱分辨率及信噪比影响的模拟反射率 $\rho(\lambda)$ 。

$$\rho(\lambda) = \frac{L(\lambda) - L_a - Gs(0, Ne\Delta L)}{A + S[L(\lambda) - L_a - Gs(0, Ne\Delta L)]} \quad (5)$$

1.2.4 特征波段的提取方法 仿真得到的模拟反射率 $\rho(\lambda)$, 采用相关性分析法以及变量优选法提取特征波段。

相关性分析是指对两个或多个具备相关性的变量元素进行分析, 从而衡量两个变量因素的相关密切程度。根据光谱数据及土壤理化性质的数据类型, 选

择 Spearman 相关系数进行分析。

连续投影算法(Successive projection algorithm, SPA)从一个波长开始, 然后在每次迭代中加入一个新变量, 直至所选变量数达到设定值 N 。SPA 的目的是选择光谱信息最少冗余的波长以提高反演精度。

竞争性自适应重加权采样法(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)每次通过自适应加权采样保留模型中回归系数绝对值权重较大的点作为新的子集, 去掉权值较小的点, 然后基于新的子集建立模型, 经过多次计算, 选择模型交互验证均方根误差(RMSECV)最小的子集中的波长作为特征波长。

随机蛙跳变量选择(Random frog jumping variable selection, RF)算法是一种基于随机化特征的选择方法。其原理为: 从 m 个特征中选择出一组最优的特征子集, 使得该子集能够最大化目标变量 y 的预测精度。

1.3 土壤有机碳含量的反演方法

使用偏最小二乘回归(PLSR)与主成分回归(PCR)两种不同的反演模型, 比较不同反演模型组合对不同土壤类型的影响。建立 SOC 反演模型时, 采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)两个指标评价模型的有效性和预测能力。首先使用 PLSR 反演模型, 对土壤类型、大气效应、光谱分辨率、信噪比、特征波段等对 SOC 反演的影响依次进行仿真分析, 然后使用 PCR 反演模型对 3 种类型土壤 SOC 进行反演, 对比不同反演模型的影响。

2 结果与分析

2.1 原始光谱数据反演

原始光谱数据 Chernozem 的反演结果优于 Kastanozem, Kastanozem 优于 Phaeozem。三者 SOC 反演 R^2 分别约为 0.69、0.49、0.40。

2.2 加入大气效应的影响

加入大气效应的影响后, Chernozem SOC 反演 R^2 由 0.69 下降至 0.58, RMSE 由 4.5 g/kg 升高至 5.3 g/kg; Kastanozem SOC 反演 R^2 由 0.49 降低至 0.44, RMSE 由 8.4 g/kg 升高至 8.8 g/kg; Phaeozem SOC 反演 R^2 由 0.40 降低至 0.36, RMSE 由 6.8 g/kg 升高至 7.1 g/kg。大气效应使土壤 SOC 反演精度有一定程度的下降, Chernozem SOC 反演精度受影响程度最大。

2.3 加入光谱分辨率的影响

3 种不同类型土壤 SOC 反演的最佳光谱分辨率均在 10~20 nm, Chernozem 和 Phaeozem 为 15 nm,

Kastanozem 为 17 nm。其中, Phaeozem 和 Chernozem 在 0 ~ 30 nm 波段反演效果较好, 当光谱间隔大于 30 nm 后, 这两种土壤的反演精度大幅度降低。而 Kastanozem SOC 反演受光谱分辨率影响较小, 对光谱分辨率的变化较不敏感。当光谱间隔在 0 ~ 100 nm 时, Kastanozem SOC 反演 R^2 在 0.45 左右波动, RMSE 在 8.7 g/kg 上下波动; 当光谱间隔大于 100 nm 后, 反演精度开始大幅度降低。

2.4 加入信噪比的影响

本研究对土壤信噪比(SNR)做了初步的处理, 将大气窗口及附近低 SNR 波段做了统一去除, 去除范围为 1 337 ~ 1 487 nm 及 1 787 ~ 2 012 nm。结果表明, SNR 的加入不会对最佳光谱分辨率的选取造成影响, 即在光

谱分辨率和 SNR 的共同作用下, 3 类土壤最佳光谱分辨率仍为 15、17 nm。不同土壤类型在最佳光谱分辨率下, SOC 反演 R^2 、RMSE 随 SNR 变化如表 1 所示。Chernozem SOC 反演的最佳参数为光谱分辨率 15 nm, SNR 大于 506.66; Kastanozem SOC 反演的最佳参数为光谱分辨率 17 nm, SNR 在大于 202.42 后, R^2 大于 0.404, RMSE 小于 9 g/kg; Phaeozem SOC 反演的最佳参数为光谱分辨率 15 nm, SNR 大于 670.23。可见, Chernozem 和 Phaeozem 有较高的信噪比需求, 而 Kastanozem 受信噪比的影响相对较低(与光谱分辨率的影响情况类似)。不同于光谱分辨率的影响(即 3 种土壤 SOC 反演在光谱分辨率 10 ~ 20 nm 均有较好的反演表现), 不同类型土壤 SOC 反演的 SNR 需求不同。

表 1 三种类型土壤最佳光谱分辨率不同信噪比下的反演精度
Table 1 Inversion accuracies under different SNRs and optimal spectral resolution of three soil types

Chernozem			Kastanozem			Phaeozem		
SNR	R^2	RMSE	SNR	R^2	RMSE	SNR	R^2	RMSE
40.30	0.250 6	7.187 2	56.34	0.263 8	10.120 0	49.25	0	9.003 0
72.11	0.316 0	6.925 9	97.57	0.283 5	9.951 3	127.92	0	8.817 9
106.89	0.367 2	6.584 5	202.42	0.404 0	9.030 0	185.44	0.038 1	8.436 1
250.13	0.453 1	6.073 6	331.42	0.415 3	8.982 3	304.19	0.176 5	7.851 4
356.74	0.502 1	5.702 1	470.90	0.427 6	8.891 7	432.51	0.292 3	7.326 7
506.66	0.557 8	5.438 7	667.55	0.438 0	8.794 1	670.23	0.325 6	7.188 7
621.55	0.558 0	5.439 6				966.64	0.330 1	7.174 2

2.5 加入特征波段的影响

表 2 结果显示, 基于变量优选的波段提取方法 SPA、CARS、RF 以及 RF-CARS 性能好于相关性分析法。其中, CARS 及其组合方法能大幅度提高土壤 SOC 反演精度。对于 Chernozem, 当光谱分辨率为 15 nm、SNR 为 356.74 时, 特征波段提取方法采用 RF-CARS 组合方法 SOC 反演精度最高, 提取光谱通道数为 26 个, SOC 反演 $R^2=0.826\ 5$, RMSE=3.438 9 g/kg。对于 Kastanozem, 当光谱分辨率为 17 nm、SNR 为 331.42 时, 特征波段提取方法采用 CARS 方法 SOC 反演精度最高, 提取光谱通道数为 22 个, SOC 反演 $R^2=0.643\ 2$, RMSE=6.943 4 g/kg。对于 Phaeozem, 当光谱分辨率为 15 nm、SNR 为 432.51 时, 特征波段提取方法采用 CARS 方法 SOC 反演精度最高, 提取光谱通道数为 19 个, SOC 反演 $R^2=0.576\ 8$, RMSE=5.558 7 g/kg。提取特征波段后, 反演效果最佳的土壤类型为 Chernozem, 其提取的 26 个特征波段分别为 602、633、662、737、783、798、857、915、1 036、1 050、1 081、1 114、1 200、1 245、1 292、1 502、1 636、1 742、1 788、1 965、2 089、2 161、

2 190、2 267、2 282、2 327 nm。因几种特征波段提取方法的原理是通过统计分析不断迭代选出的光谱数据中 RMSE 最佳的特征波段, 故几种分析方法和仪器特征参数光谱分辨率及 SNR 之间并无耦合关系, 几种提取方法下所需的最佳光谱分辨率和 SNR 一致。

2.6 不同反演方法的影响

分别使用 PCR、PLSR 反演模型对 3 种类型土壤 SOC 进行反演, 对比了不同反演算法的影响(表 3)。两种反演算法皆是基于统计分析模型, 反演模型和仪器特征参数并无耦合关系。由表 3 可知, 同一类型土壤不同反演算法的最佳光谱分辨率和信噪比需求一致。而不同土壤类型对观测的 SNR 和光谱分辨率有不同的要求, 其中 Chernozem SOC 反演需求为光谱分辨率 15 nm, SNR 大于 506.66; Kastanozem 观测需求为光谱分辨率 17 nm, SNR 大于 331.42; Phaeozem 观测需求为光谱分辨率 15 nm、SNR 大于 432.51。其原因为不同类型土壤质地、土壤成分及理化参数不同, 导致观测需求不同。

表 2 三种类型土壤光谱数据在最佳光谱分辨率及特定信噪比时不同特征波段提取方法下的反演精度
Table 2 Inversion accuracies of spectral data of three soil types with different feature band extraction methods under at optimal spectral resolution and specific signal-to-noise ratios

特征波段提取 方法	Chernozem (光谱分辨率: 15 nm, SNR: 356.74)		Kastanozem (光谱分辨率: 17 nm, SNR: 331.42)		Phaeozem (光谱分辨率: 15 nm, SNR: 432.51)	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
全光谱	0.502 1	5.702 1	0.415 3	8.982 2	0.292 3	7.326 7
相关性分析	0.524 4	5.623 3	0.451 5	8.732 4	0.347 5	7.001 4
SPA	0.538 8	5.457 1	0.469 3	8.657 4	0.372 6	6.859 7
CARS	0.802 8	3.636 5	0.643 2	6.943 4	0.576 8	5.558 7
RF	0.826 5	3.438 9	0.575 1	7.772 9	0.500 6	5.982 7
RF-CARS	0.860 3	3.135 6	0.642 5	7.002 7	0.484 7	6.256 2

表 3 不同土壤类型及反演算法组合下的最佳仪器参数
Table 3 Optimal instrument parameters under different combinations of soil types and inversion algorithms

土壤类型+反演算法	最佳光谱分辨率(nm)	最佳 SNR
Chernozem+PLSR	15	≥506.66
Phaeozem+PLSR	15	≥670.23
Kastanozem+PLSR	17	≥202.42
Chernozem+PCR	15	≥513.51
Phaeozem+PCR	15	≥668.17
Kastanozem+PCR	17	≥205.95

3 结论

1)大气效应的影响使 3 类土壤 SOC 反演精度均下降。

2)3 种不同类型土壤 SOC 反演的最佳光谱分辨率均在 10~20 nm, 其中 Chernozem 和 Phaeozem 为 15 nm, Kastanozem 为 17 nm。

3)不同类型土壤对 SNR 需求不同, Chernozem SOC 反演的最佳均值 $SNR \geq 356.74$, 而 Kastanozem 的 $SNR \geq 331.42$, Phaeozem 的 $SNR \geq 670.23$ 。Phaeozem 有较高的 SNR 需求, 而 Kastanozem 受 SNR 的影响相对较低。

4)当光谱分辨率为 15 nm、SNR 为 356.74 时, 特征波段提取方法采用 RF-CARS 组合方法, Chernozem SOC 反演的精度最高, 提取的光谱通道数为 26 个, $R^2=0.826 5$, $RMSE=3.438 9$ g/kg。当光谱分辨率为 17 nm、SNR 为 331.42 时, 特征波段提取方法采用 CARS 方法, Kastanozem SOC 反演精度最高, 提取的光谱通道数为 22 个, $R^2=0.643 2$, $RMSE=6.943 4$ 。当光谱分辨率为 15 nm、SNR 为 432.51 时, 特征波段提取方法采用 CARS 方法, Phaeozem SOC 反演精度最高, 提取的光谱通道数为 19 个, $R^2=0.576 8$, $RMSE=5.558 7$ g/kg。

5)同一类型土壤不同反演算法的最佳光谱分辨率和 SNR 需求一致。

6)不同土壤类型对观测的 SNR 和光谱分辨率有不同的要求, 其中 Chernozem SOC 最佳反演参数需求为光谱分辨率 15 nm, SNR 大于 506.66, 特征波段提取数为 26 个; Kastanozem SOC 最佳反演参数需求为光谱分辨率 17 nm, SNR 大于 331.42, 特征波段提取数为 22 个; Phaeozem SOC 最佳反演参数需求为光谱分辨率 15 nm、SNR 大于 432.51, 特征波段提取数为 19 个。

参考文献:

[1] 刘占锋, 傅伯杰, 刘国华, 等. 土壤质量与土壤质量指标及其评价[J]. 生态学报, 2006, 26(3): 901-913.

[2] 杨颖, 郭志英, 潘恺, 等. 基于生态系统多功能性的农田土壤健康评价[J]. 土壤学报, 2022, 59(2): 461-475.

[3] 齐雁冰, 王茵茵, 陈洋, 等. 基于遥感与随机森林算法的陕西省土壤有机质空间预测[J]. 自然资源学报, 2017, 32(6): 1074-1086.

[4] Were K, Bui D T, Dick Ø B, et al. A comparative assessment of support vector regression, artificial neural networks, and random forests for predicting and mapping soil organic carbon stocks across an Afrotropical landscape[J]. Ecological Indicators, 2015, 52: 394-403.

[5] Mallah Nowkandeh S, Noroozi A A, Homae M. Estimating soil organic matter content from Hyperion reflectance images using PLSR, PCR, MinR and SWR models in semi-arid regions of Iran[J]. Environmental Development, 2018, 25: 23-32.

[6] 荣媛, 刘任棋, 李明阳, 等. 基于星载高光谱数据的南京新济洲湿地土壤有机质估测研究[J]. 西南林业大学学报(自然科学), 2017, 37(6): 171-177.

[7] 刘焕军, 吴炳方, 赵春江, 等. 光谱分辨率对黑土有机质预测模型的影响[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(3): 739-742.

[8] 袁静. 土壤有机质和水含量反演及光谱遥感参数研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2021.

- [9] 蒋青松, 王建宇. 实用型模块化成像光谱仪多光谱图像的信噪比估算及压缩方法研究[J]. 光学学报, 2003, 23(11): 1335–1340.
- [10] Bao Y L, Meng X T, Ustin S, et al. Vis-SWIR spectral prediction model for soil organic matter with different grouping strategies[J]. CATENA, 2020, 195: 104703.
- [11] Sadeghi M, Jones S B, Philpot W D. A linear physically-based model for remote sensing of soil moisture using short wave infrared bands[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 164: 66–76.
- [12] Gomez C, Oltra-Carrió R, Bacha S, et al. Evaluating the sensitivity of clay content prediction to atmospheric effects and degradation of image spatial resolution using Hyperspectral VNIR/SWIR imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 164: 1–15.
- [13] Du S S, Liu L Y, Liu X J, et al. The solar-induced chlorophyll fluorescence imaging spectrometer (SIFIS) onboard the first terrestrial ecosystem carbon inventory satellite (TECIS-1): Specifications and prospects[J]. Sensors, 2020, 20(3): 815.
- [14] Castaldi F, Palombo A, Santini F, et al. Evaluation of the potential of the current and forthcoming multispectral and hyperspectral imagers to estimate soil texture and organic carbon[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 179: 54–65.
- [15] Ballabio C, Lugato E, Fernández-Ugalde O, et al. Mapping LUCAS topsoil chemical properties at European scale using Gaussian process regression[J]. Geoderma, 2019, 355: 113912.
- [16] 国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 中国土壤分类与代码: GB/T 17296—2009[S]. 北京: 中国标准出版社, 2009.
- [17] 龚子同, 陈志诚, 张甘霖. 世界土壤资源参比基础(WRB): 建立和发展[J]. 土壤, 2003, 35(4): 271–278.
- [18] 张之一. 关于黑土分类和分布问题的探讨[J]. 黑龙江八一农垦大学学报, 2005, 17(1): 5–8.
- [19] 刘成祥, 孟庆秋, 赵洪祥, 等. 黑土与黑钙土分类系统及农安黑土、黑钙土特性[J]. 吉林农业科学, 1981, 6(1): 25–35.
- [20] Poggio L, de Sousa L M, Batjes N H, et al. SoilGrids 2.0: Producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty[J]. SOIL, 2021, 7(1): 217–240.
- [21] Vermote E F, Tanre D, Deuze J L, et al. Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An overview[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(3): 675–686.