

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.03.035

基于 CWT - sCARS 的东北旱作农田土壤有机质高光谱反演

勾宇轩^{1,2} 赵云泽^{1,2} 李勇^{1,2} 卓志清³ 曹梦⁴ 黄元仿^{1,2}

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193; 2. 自然资源部农用地质量与监控重点实验室, 北京 100193;
3. 浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所, 杭州 310058;
4. 中国建筑一局(集团)有限公司生态园林分公司, 北京 100071)

摘要: 精准高效获取不同类型土壤的有机质含量, 对促进东北土壤退化防治和耕地质量提升有重要意义。本研究以东北旱作农田典型土壤类型为研究对象, 采集了黑土、黑钙土、潮土和棕壤共 118 个土壤样品, 采用倒数对数、一阶微分、连续统去除和连续小波变换分别对其光谱曲线进行预处理。通过稳定性竞争自适应重加权采样(sCARS)算法筛选敏感波段, 并建立偏最小二乘回归模型。研究表明: 连续小波变换处理可以抑制背景和噪声的干扰, 挖掘土壤光谱内隐含的有效信息, 提高土壤光谱与有机质含量的相关性。sCARS 算法能够提取与土壤有机质相关的重要特征信息变量, 去除冗余、重叠的光谱信息, 提高建模效率。黑土、黑钙土、潮土和棕壤的最佳模型均为连续小波变换模型, R^2 分别达到了 0.83、0.88、0.93 和 0.93; 一阶微分模型也有较好的表现, 而倒数对数、连续统去除的模型效果不佳。连续小波变换处理后, 模型的精度和稳定性得到了显著提升, 建模集、验证集决定系数 R^2 最高提升了 0.13、0.28, 均方根误差(RMSE)最大降低了 2.48、2.40 g/kg。连续小波变换结合 sCARS 算法, 为土壤有机质含量的高光谱快速精准估测提供了新途径。

关键词: 东北旱作区; 土壤有机质; 高光谱; 连续小波变换; 稳定性竞争自适应重加权采样

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)03-0331-07

OSID:



Soil Organic Matter Content in Dryland Farmland in Northeast China with Hyperspectral Reflectance Based on CWT - sCARS

GOU Yuxuan^{1,2} ZHAO Yunze^{1,2} LI Yong^{1,2} ZHUO Zhiqing³ CAO Meng⁴ HUANG Yuanfang^{1,2}

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China

2. Key Laboratory of Agricultural Land Quality and Monitoring, Ministry of Natural Resources, Beijing 100193, China

3. Institute of Agricultural Remote Sensing and Information Technology Application, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China

4. China Construction First Group Company Limited Ecology and Landscape Branch, Beijing 100071, China)

Abstract: Accurate and efficient acquisition of organic matter content in different types of soil is of great significance to promote the prevention and control of soil degradation and the improvement of cultivated land quality in Northeast China. Totally 118 soil samples were collected from dryland farmland in Northeast China, including black soil, chernozem, fluvo-aquic soil and brown earth. The soil spectral information was obtained by ASD FieldSpec 4 spectrometer (350 ~ 2 500 nm). Reciprocal logarithm, first-order differential, continuum removal and continuous wavelet transform were used to preprocess the spectral curves. The relationship between the soil spectral and soil organic matter content was discussed. The optimal variable quantum set was screened by sCARS algorithm, and the partial least squares regression model was established. The results showed that continuous wavelet transform can not only effectively suppress the interference of background and noise, but also can excavate the effective information hidden in the soil spectrum, which greatly improved the correlation between the soil spectrum and organic matter content. Through the sCARS algorithm, redundant and overlapping spectral information variables were effectively removed, and important characteristic information variables related to soil organic matter were extracted, the efficiency of modeling was improved. The best models of black

收稿日期: 2021-03-07 修回日期: 2021-04-02

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0300801)和国家自然科学基金项目(U20A20115)

作者简介: 勾宇轩(1996—),男,博士生,主要从事土壤退化和农业遥感研究, E-mail: yuxuanguo@cau.edu.cn

通信作者: 黄元仿(1969—),男,教授,博士生导师,主要从事计量土壤学和数字农业研究, E-mail: yfhuang@cau.edu.cn

soil, chernozem, fluvo-aquic soil and brown earth were continuous wavelet transform model, with R^2 reached 0.83, 0.88, 0.93 and 0.93, respectively. The first-order differential model also had good performance, but the modeling effect of reciprocal logarithm and continuum removal was not good. After continuous wavelet transform, the accuracy and stability of the soil organic matter hyperspectral inversion model were significantly improved. The R^2 of the modeling set and validation set was increased by 0.13 and 0.28, and the RMSE was reduced by 2.48 g/kg and 2.40 g/kg, respectively. The continuous wavelet transform combined with the sCARS algorithm provided a way for hyperspectral prediction of soil organic matter, which can realize the rapid and accurate estimation of soil organic matter content.

Key words: dry farming region in Northeast China; soil organic matter; hyperspectral; continuous wavelet transform; stability competitive adaptive reweighted sampling

0 引言

土壤有机质 (Soil organic matter, SOM) 作为反映土壤肥力状况和退化程度的重要指标,其含量的动态变化受到研究者的广泛关注^[1-2]。传统 SOM 含量的测定主要通过湿烧法、干烧法、重铬酸钾容量法等化学分析法来实现,操作复杂、周期长、成本高,且为点状信息数据,不适合快速、大面积测定,难以满足土壤退化动态监测和精准防治的要求。高光谱技术凭借快速、简便、无污染、不破坏等优势,在土壤属性预测研究中得到了广泛应用。有机质含量不同的土壤在可见光和近红外光谱区域存在独特的光谱特征,为 SOM 含量的快速测定开辟了新的途径^[3-4]。近年来,国内外学者利用光谱技术进行 SOM 的预测取得了较好的效果^[5-8]。

然而,由于受到土壤样本表面、光谱测试环境、光谱高频随机噪声、杂散光等干扰及光谱数据的信息冗余、多重共线性、吸收峰重叠等现象影响,模型的性能和精度易受到严重影响。前人研究多采用倒数、对数、微分、吸收峰深度等传统变换来消除土壤光谱噪声,通过无信息变量消除 (Uninformative variables elimination, UVE)、连续投影算法 (Successive projections algorithm, SPA)、竞争性自适应重加权采样 (Competitive adaptive reweighted sampling, CARS) 等方法滤除无效变量或冗余变量^[9-10],优选出 SOM 的敏感波段,以降低模型复杂度,提升模型的预测精度和稳定性。如何对高光谱数据进行处理,消除干扰,滤除冗余、共线信息,筛选敏感波段,已成为当前研究的热点之一。

连续小波变换 (Continuous wavelet transform, CWT) 通过多尺度分解,得到光谱信号中的近似特征和细节信息,在高光谱数据的噪声去除和数据压缩上具有独特优势^[11-13]。CARS 算法在敏感波段的筛选上具有很好的性能,但只考虑了变量回归系数,并不能总是反映变量重要性的真实信息。ZHENG 等^[14]构建了稳定性竞争自适应重加权采样

(Stability competitive adaptive reweighted sampling, sCARS) 算法克服了这一缺点。刘国海等^[15]提出了基于 sCARS 策略的特征波长筛选方法,与 UVE、CARS 等现有方法相比,能够有效地增强光谱特征波段选择的准确性和稳定性。何东健等^[16]比较了 sCARS、SPA、CARS 和 RF (随机蛙跳算法) 4 种波长选择方法对建模效果的影响,发现 sCARS 的结果最佳。李冠稳等^[17]使用 sCARS 算法结合随机森林模型,实现了 SOM 含量的快速、无损、精准估测。

东北地区土层深厚,土壤性状良好,是我国重要的商品粮基地,但是由于长期的高强度利用,加之侵蚀作用的影响,其 SOM 含量显著下降,建立可靠的 SOM 含量动态监测方法,对东北土壤退化防治和耕地质量提升有重要的现实意义。本文探究东北旱作农田典型土壤类型的光谱反射特性,采用 CWT 对高光谱数据进行分析,利用 sCARS 算法筛选敏感波段,提取有益信息,提高 SOM 预测模型的精度和稳定性,为建立可靠的土壤退化监测网络提供有力的支撑,进一步推动高光谱技术在 SOM 含量预测中的应用。

1 材料与方法

1.1 土壤样品采集

在黑龙江、吉林、辽宁 3 省地形坡度小于 5° 、 1 km^2 网格旱地占耕地面积 40% 以上的区域内,以 $15 \text{ km} \times 15 \text{ km}$ 网格布点,结合土壤类型进行分层抽样,综合考虑种植体系、分布面积和集中程度等因素,共确定 118 个采样点 (图 1),其中黑土采样点 37 个,黑钙土采样点 33 个,潮土采样点 28 个,棕壤采样点 20 个。土壤样品采集时间为 2017 年 5—6 月,采样深度为 0~20 cm。采集的土壤样品自然风干、研磨、过 2 mm 筛后分为两份,一份用于土壤有机质含量测定,一份用于土壤光谱测试。

1.2 土壤有机质含量测定

采用重铬酸钾-外加热法测定样品的 SOM 含量,统计特征见表 1。东北旱作农田 SOM 含量均值

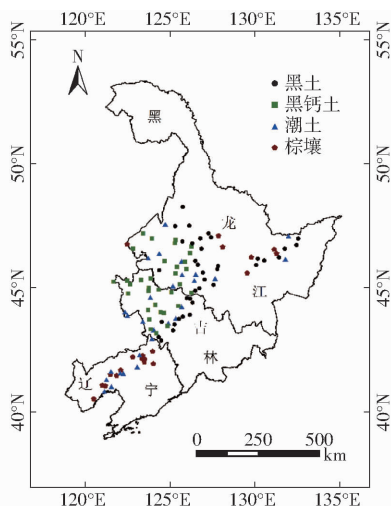


图1 研究区及采样点地理位置

Fig.1 Study area and sampling point

表1 土壤有机质含量的统计特征

Tab.1 Statistical characteristics of SOM content

土壤类型	样品数量	最大值/ (g·kg ⁻¹)	最小值/ (g·kg ⁻¹)	均值/ (g·kg ⁻¹)	变异系数/%	标准差/ (g·kg ⁻¹)
黑土	37	61.51	14.87	33.65	36.19	12.18
黑钙土	33	43.52	5.72	25.02	45.80	11.46
潮土	28	44.48	7.95	22.42	40.61	9.10
棕壤	20	44.68	6.09	22.62	43.06	9.74
所有样品	118	61.51	5.72	26.70	44.22	11.81

为 26.70 g/kg,整体处于较高水平,数据离散程度一般,属于中等变异强度(15%~100%)。黑土 SOM 含量最高,且变异系数最小,离散程度最低,潮土和棕壤 SOM 含量最低。

1.3 土壤光谱测试

在暗室中使用 ASD FieldSpec 4 型便携式地物光谱仪进行土壤光谱数据测试。将土壤样本放置于深 1.5 cm、半径 5 cm 的玻璃盛样皿内,选择 50 W 卤素灯为光源,保持 15° 顶角,距离土壤样品表面 30 cm,采用 8° 视场角,使探头垂直位于土壤样本正上方 15 cm 处,使用前先进行白板校正,仪器稳定后再进行实验。每个土样采集 10 条光谱曲线,算术平均后得到该土样的光谱反射率。仪器的光谱波长为 350~2 500 nm,重采样间隔为 1 nm,共输出 2 151 个波段。

1.4 光谱预处理

剔除波段 350~399 nm 和 2 401~2 500 nm,以消除边缘噪声的干扰。通过 Savitzky-Golay 算法(多项式阶数为 2,点数为 11)平滑 400~2 400 nm 的土壤光谱曲线,并采用倒数对数、一阶微分、连续统去除(Continuum removal,CR)和 CWT 4 种形式对平滑后的光谱曲线进行处理。

CWT 源于傅里叶算法,可同时在频率和时间开

展分析,从信号中提取有效信息,其通过小波基函数将一维的土壤高光谱数据分解成包含波段和不同分解尺度的二维小波系数,计算式为

$$\begin{cases} W_f(a,b) \leq f \\ \psi_{a,b} \geq \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_{a,b}(t)dt \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{其中} \quad \psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

式中 $W_f(a,b)$ ——小波系数,包含 i,j 两维,分别是分解尺度($i=1,2,\dots,m$)和波段($j=1,2,\dots,n$)组成的 $m \times n$ 矩阵

$f(t)$ ——土壤高光谱反射率

t ——光谱波段(400~2 400 nm)

$\psi_{a,b}$ ——小波基函数

a ——尺度因子

b ——平移因子

1.5 敏感波段筛选

sCARS 算法首先计算各波长变量的稳定性值,然后利用自适应重加权采样技术(Adaptive reweighted sampling, APS)和指数衰减函数(Exponentially decreasing function, EDF)筛选出回归系数绝对值大且稳定性高的变量,多次循环迭代此过程。最终通过十折交互检验对每次循环后所得的变量子集进行检验,优选出交互验证均方根误差(RMSECV)最小的变量子集^[18]。

1.6 模型建立与验证

SOM 反演模型构建采用偏最小二乘回归(Partial least square regression, PLSR),其有利于解决自变量之间多重相关的现象,能够避免光谱建模中的过拟合问题。选取决定系数(Determination coefficients, R^2)和均方根误差(Root mean squared error, RMSE)从模型的稳定性和预测能力两方面对模型的精度进行验证。

光谱数据的平滑、PLSR 建模分析在 Unscrambler X(CAMO Inc., 挪威)软件中实现,CR 处理通过 ENVI 5.3(ESRI Inc., 美国)软件实现,CWT 处理和 sCARS 波段筛选在 Matlab R2018a(The Mathworks Inc., 美国)环境下完成。

2 结果与讨论

2.1 土壤光谱特征分析

按照 SOM 含量将所有土壤样品分为 6 个等级,计算各等级所有土壤光谱反射率平均值,得到不同有机质含量下土壤的光谱反射率曲线(图 2)。研究区土壤光谱反射率随着 SOM 含量的增加而减小,不

同有机质含量等级的土壤光谱反射率曲线整体变化趋势相近。整体来看,光谱曲线表现平缓,光谱反射率随波长而增大,在400~900 nm波段区域反射率增加较快,斜率较大,而在近红外的900~2 400 nm波段反射率增加较为平缓。

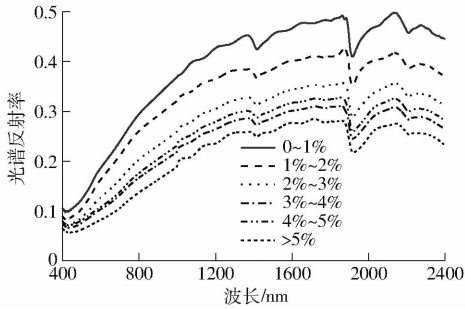


图2 不同有机质含量的土壤光谱反射率曲线

Fig.2 Reflectance spectra curves of soils with different SOM contents

由不同土壤类型的光谱反射率曲线变化特征可知(图3),黑土和黑钙土的光谱反射率较低,这是由于黑土、黑钙土 SOM 含量均值较高,颜色较深,土壤质地粘细,其光谱曲线属于富含有机质类型^[19]。一般情况下,随着 SOM 含量的增加,光谱反射率减小。潮土和棕壤虽然 SOM 含量均值相近,但与棕壤相比,潮土的光谱反射率相对较低,可能受到氧化铁含量等其他因素的影响^[20]。整体来看,不同土壤类型的光谱特征吸收带出现的位置总体上一致,只是深度有所不同。在可见光波段,主要受土壤发色团和有机质本身颜色的影响,存在较宽的吸收波段;在近红外波段,则主要受到 N—H、C—H 和 C—O 等基团的影响。在波长 1 400、1 900、2 200 nm 处土壤光谱曲线有 3 个明显的水分吸收谷,这可能是黏土矿物中所含的水分子和羟基的吸收带^[21]。

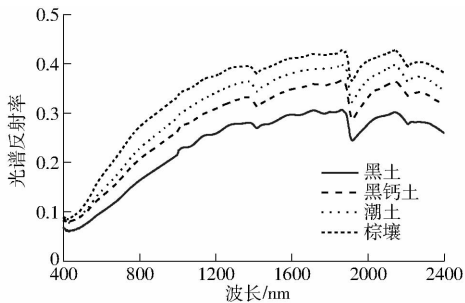


图3 不同类型土壤的光谱反射率曲线

Fig.3 Reflectance spectra of different soils

2.2 传统光谱变换的相关性分析

3种传统光谱变换对相关性的提升效果并不理想(图4)。原始光谱与 SOM 含量的决定系数最大为 0.41,倒数对数变换后,土壤光谱与 SOM 含量的相关性无明显变化;经过连续统去除处理,相关性有所降低,决定系数最大仅为 0.36;一阶微分处理后

相关性有一定的提升,决定系数最大可达 0.46,提高了 0.05,这是由于微分技术对分离重叠样品、消除平行噪声的干扰有一定的效果。原始光谱和倒数对数 $R^2 > 0.4$ 的波段主要分布在 670~890 nm,并在 794 nm 处达到最大值;一阶微分 $R^2 > 0.4$ 的波段主要分布在 530~630 nm 和 1 920~1 950 nm,并在 594 nm 和 1 930 nm 处达到最大值。

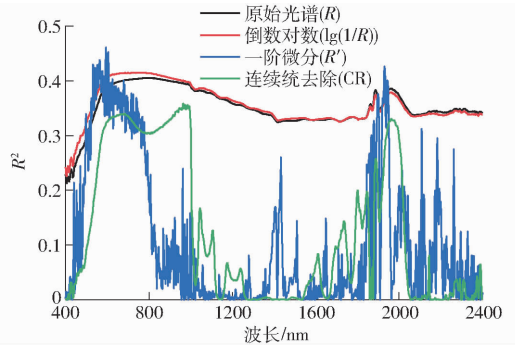


图4 不同光谱变换形式的相关性分析

Fig.4 Correlation analysis of different spectral transformation forms

2.3 连续小波变换的相关性分析

由于土壤光谱曲线特征与 Gaussian 函数近似,选取 Gaussian4 函数作为小波基函数^[22],CWT 分解尺度设定为 $2^1, 2^2, \dots, 2^{10}$,即分解尺度 1~10。将变换后的小波系数与 SOM 含量进行相关性分析,得到不同类型土壤小波系数与 SOM 含量的决定系数矩阵(图5),图中红色区域代表相关性强的区域,蓝色区域代表相关性弱的区域。

由图5可以看出,有效光谱信息主要集中于中高尺度分解。在分解尺度为 1~3 时,信息相对均一,部分光谱细节特征消失,有效信息比较匮乏;随着分解尺度增大,光谱对 SOM 的敏感性也逐步增大,CWT 处理后土壤光谱与 SOM 含量的相关性明显高于原始光谱,这表明土壤的部分有效光谱信息被隐藏,利用连续小波分析,适度增大分解尺度可有效挖掘其内的隐含信息^[23]。

CWT 处理后的潮土光谱与 SOM 含量的相关性最强,决定系数最高可达 0.69,而黑土较差。将决定系数最高的 5% 区域作为 SOM 的敏感区域,黑土的敏感区域主要分布在 563~595 nm、563~612 nm、788~987 nm、2 084~2 126 nm、425~468 nm、755~902 nm、857~947 nm、1 282~1 630 nm,对应的尺度分别为第 5、6、6、7、8、8、9、9 尺度;黑钙土的敏感区域主要分布在 1 384~1 425 nm、2 319~2 359 nm、479~532 nm、872~912 nm、1 416~1 469 nm、2 166~2 207 nm、2 257~2 301 nm、1 498~1 703 nm、1 125~1 265 nm,对应的尺度分别为第 4、5、6、6、7、7、7、9、10 尺度;潮土的敏感区域主要分布在 2 117~2 173 nm、

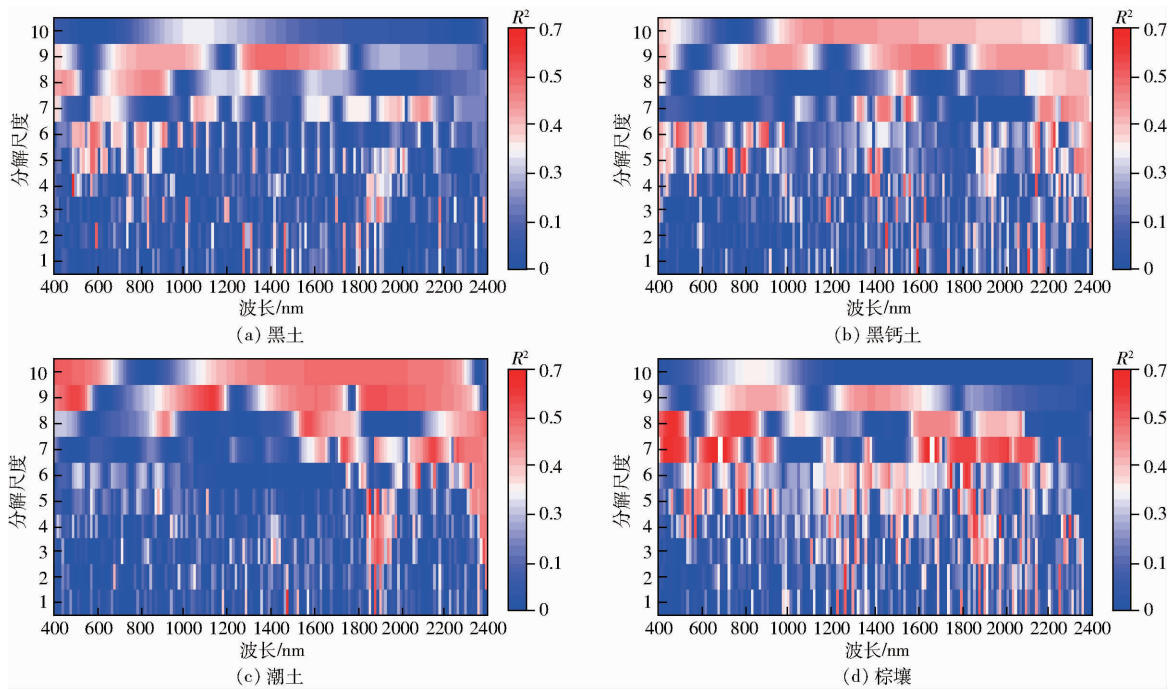


图 5 不同类型土壤有机质含量与小波系数的决定系数矩阵

Fig. 5 Determination coefficient matrix of organic matter content and wavelet coefficients in different soils

2 252 ~ 2 282 nm、1 548 ~ 1 609 nm、431 ~ 542 nm、1 035 ~ 1 167 nm、1 823 ~ 2 090 nm、400 ~ 537 nm, 对应的尺度分别为第 7、7、8、9、9、10 尺度; 棕壤的敏感区域主要分布在 419 ~ 525 nm、607 ~ 737 nm、1 621 ~ 1 694 nm、1 751 ~ 2 125 nm、417 ~ 507 nm、717 ~ 829 nm, 对应的尺度分别为第 7、7、7、7、8、8 尺度。整体而言, 不同类型土壤的 SOM 敏感波段基本上仍保持在相同的位置, 并未发生大幅变动, 且主要分布在近红外范围内, 可能是因为东北旱作农田 SOM 主要源于农作物残体, 其由糖类化合物、含氮化合物、纤维素等组成, 这些成分中 C—H 键、C—O 键、N—O 键、N—H 键等的光谱响应波段位于近红外区域^[24]。

2.4 土壤有机质敏感波段筛选

以黑钙土原始光谱为例, 采用 sCARS 算法筛选 SOM 敏感波段的过程见图 6, 可以看出, 随着迭代次数的增加, 所保留的敏感波段数量逐渐减少, RMSECV 呈现先减小再增大的变化趋势, 当运行次数为 73 次时, RMSECV 最小 (4.86 g/kg)。这是由于在 1 ~ 73 次变量筛选运行过程中, 不断剔除与 SOM 含量相关性较弱, 对建模结果影响不大的波段, 使 RMSECV 减小; 而在 73 次之后, 开始剔除与 SOM 含量相关性强的波段, 导致 RMSECV 增大。当运行次数为 73 次时, 得到的敏感波段子集最佳, 共筛选了 13 个敏感波段。图 7 为筛选后 13 个黑钙土敏感波段的分布情况, 其主要分布在小于 1 200 nm 和大于 2 200 nm 的波段。不同处理筛选后敏感波

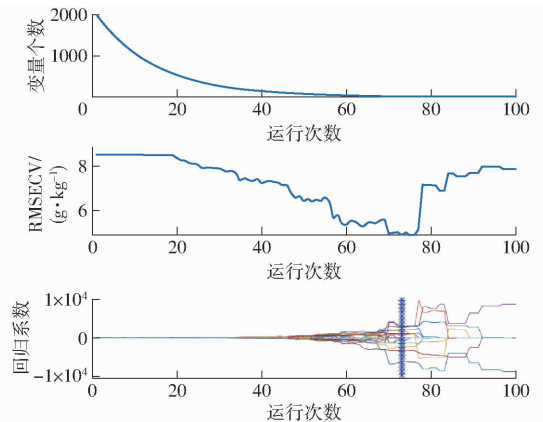


图 6 sCARS 敏感波段筛选过程

Fig. 6 Screening process of sensitive bands by sCARS method

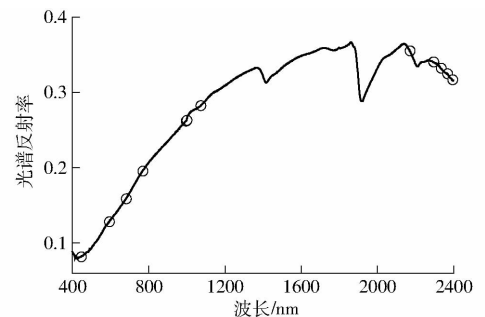


图 7 sCARS 筛选后黑钙土敏感波段分布

Fig. 7 Distribution of sensitive band of chernozem by sCARS method

段的数量(表 2) 仅占初始波段的 0.07% ~ 2.85%, 有效去除了冗余的信息变量, 提取了与 SOM 相关的重要特征信息变量, 减少了参与建模的变量数量, 降低了模型的复杂度。

表2 土壤有机质含量 PLSR 反演模型
Tab.2 PLSR prediction model of soil organic matter content

土壤类型	处理方法	变量数	建模集		验证集	
			R^2	RMSE/ ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)	R^2	RMSE/ ($\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}$)
黑土	R	57	0.62	7.50	0.41	9.35
	$\lg(1/R)$	10	0.62	7.55	0.40	9.39
	R'	43	0.67	6.95	0.54	8.27
	CR	40	0.63	7.38	0.44	9.10
	CWT	15	0.83	5.02	0.61	7.56
黑钙土	R	13	0.75	5.65	0.59	7.09
	$\lg(1/R)$	35	0.74	5.68	0.49	8.08
	R'	28	0.86	4.32	0.72	6.06
	CR	26	0.79	5.11	0.62	6.92
	CWT	91	0.88	3.70	0.63	6.80
潮土	R	53	0.81	3.92	0.56	5.93
	$\lg(1/R)$	17	0.85	3.46	0.64	5.34
	R'	23	0.87	3.20	0.72	4.72
	CR	23	0.87	3.25	0.66	5.18
	CWT	100	0.93	2.44	0.84	3.53
棕壤	R	8	0.85	3.73	0.71	5.14
	$\lg(1/R)$	15	0.71	5.11	0.58	6.18
	R'	7	0.92	2.72	0.86	3.70
	CR	15	0.90	3.03	0.74	4.87
	CWT	47	0.93	2.43	0.83	4.08

2.5 土壤有机质高光谱反演模型

将筛选后的敏感波段作为反演模型的输入变量,采用 PLSR 方法构建 SOM 含量反演模型,进行内部交叉验证(表2)。总体来看,各类型土壤的有机质反演效果均较理想,仅黑土原始光谱(R)、倒数对数($\lg(1/R)$)和连续统去除(CR)模型验证 R^2 低于 0.50。黑土、黑钙土、潮土和棕壤最大 R^2 分别达到 0.83、0.88、0.93 和 0.93,潮土和棕壤的模型精度及稳定性略优于黑土和黑钙土。

比较分析 4 种处理的模型效果,一阶微分(R')和连续小波变换(CWT)模型的效果明显优于倒数对数和连续统去除,与相关性分析结果一致。不同类型土壤建模集最佳模型均为 CWT 模型,验证集黑土、潮土的最佳模型为 CWT 模型,黑钙土、棕壤一阶

微分模型验证效果最好。与原始光谱相比,倒数对数处理后,仅潮土的 R^2 提升了 0.04, RMSE 下降了 0.46 g/kg,其他类型土壤的模型精度和稳定性都略有降低;连续统去除处理后,不同类型土壤的 R^2 提升了 0.01 ~ 0.06,模型效果得到了一定程度提高,但效果不明显。而一阶微分和连续小波变换处理后,不同土壤类型的模型预测能力和稳定性均有较大提高,一阶微分处理后,建模集、验证集的 R^2 最大提升了 0.11 和 0.16, RMSE 最大降低了 1.33、1.44 g/kg;连续小波变换处理后,建模集、验证集的 R^2 最大提升了 0.13、0.28, RMSE 最大降低了 2.48、2.40 g/kg。这是因为连续小波技术不仅能有效地挖掘土壤光谱内隐含的有效信息,还能够压制噪声干扰的负面影响,提升光谱信息的信噪比,从而提升对 SOM 的估测精度与稳定性,而一阶微分处理虽然有效消除了基线和低频噪声的干扰,但同时也引入了高频噪声。

3 结论

(1)东北旱作农田黑土和黑钙土有机质含量丰富,光谱反射率较低;潮土和棕壤虽然有机质含量均值相近,但受氧化铁含量等其他因素的影响,潮土的光谱反射率低于棕壤。

(2)一阶微分对于分离重叠样品、消除平行噪声干扰有一定效果;CWT 不仅可以抑制背景和噪声的干扰,还能够挖掘土壤光谱内隐含的有效信息,提升光谱信息的信噪比,可以有效提升土壤光谱与有机质含量的相关性。

(3)sCARS 算法能够提取与 SOM 相关的重要特征信息变量,去除冗余、重叠的光谱信息,提高建模效率。

(4)CWT 构建的 SOM 含量反演模型预测精度和稳定性最佳,黑土、黑钙土、潮土和棕壤 R^2 分别达到 0.83、0.88、0.93 和 0.93, CWT 技术结合 sCARS 算法,能够较好地反演东北旱作农田典型土壤类型的 SOM 含量,为 SOM 含量的高光谱预测提供了新途径。

参 考 文 献

- [1] 韩晓增,邹文秀. 我国东北黑土地保护与肥力提升的成效与建议[J]. 中国科学院院刊,2018,33(2):206-212.
HAN Xiaozeng, ZOU Wenxiu. Effects and suggestions of black soil protection and soil fertility increase in Northeast China[J]. Bulletin of China Academy of Sciences, 2018, 33(2): 206-212. (in Chinese)
- [2] 张兴义,隋跃宇,宋春雨. 农田黑土退化过程[J]. 土壤与作物,2013,2(1):1-6.
- [3] AL-ABBAS A H, SWAIN P H, BAUMGARDNER M F. Relating organic matter and clay content to the multispectral radiance of soils[J]. Soil Science, 1972, 114(6): 65-82.
- [4] 徐彬彬,戴昌达. 南疆土壤光谱反射特性与有机质含量的相关分析[J]. 科学通报,1980,25(6):282-284.
- [5] BERNARD G B, JEAN-LUC C. Infrared spectroscopy approaches support soil organic carbon estimations to evaluate land degradation[J]. Land Degradation & Development, 2020, 32(1): 310-322.

- [6] DOTTO A C, DALMOILN R S D, CATEN A T, et al. A systematic study on the application of scatter-corrective and spectral derivative preprocessing for multivariate prediction of soil organic carbon by Vis-NIR spectra[J]. *Geoderma*, 2018, 314: 262-274.
- [7] 林鹏达,佟志军,张继权,等. 基于CWT的黑土有机质含量野外高光谱反演模型[J]. *水土保持研究*, 2018, 25(2): 46-52, 57.
LIN Pengda, TONG Zhijun, ZHANG Jiquan, et al. Inversion of black soil organic matter content with field hyperspectral reflectance based on continuous wavelet transformation[J]. *Research of Soil and Water Conservation*, 2018, 25(2): 46-52, 57. (in Chinese)
- [8] 张智韬,劳聪聪,王海峰,等. 基于FOD和SVMDA-RF的土壤有机质含量高光谱预测[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(1): 156-167.
ZHANG Zhitao, LAO Congcong, WANG Haifeng, et al. Estimation of desert soil organic matter through hyperspectral based on Fractional-Order Derivatives and SVMDA-RF[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(1): 156-167. (in Chinese)
- [9] VOHLAND M, LUDWIG M, THIELE-BRUHN S, et al. Determination of soil properties with visible to near- and mid-infrared spectroscopy: effects of spectral variable selection[J]. *Geoderma*, 2014, 223-225: 88-96.
- [10] 于雷,洪永胜,周勇,等. 高光谱估算土壤有机质含量的波长变量筛选方法[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(13): 95-102.
YU Lei, HONG Yongsheng, ZHOU Yong, et al. Wavelength variable selection methods for estimation of soil organic matter content using hyperspectral technique[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(13): 95-102. (in Chinese)
- [11] 于雷,洪永胜,周勇,等. 连续小波变换高光谱数据的土壤有机质含量反演模型构建[J]. *光谱学与光谱分析*, 2016, 36(5): 159-164.
YU Lei, HONG Yongsheng, ZHOU Yong, et al. Inversion of soil organic matter content using hyperspectral data based on continuous wavelet transformation[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2016, 36(5): 159-164. (in Chinese)
- [12] 叶红云,熊黑钢,张芳,等. 基于CWT的人类不同程度干扰下干旱区土壤有机质含量估算研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(5): 115-124.
YE Hongyun, XIONG Heigang, ZHANG Fang, et al. CWT-based estimation of soil organic matter content in arid area under different human disturbance degrees[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(5): 115-124. (in Chinese)
- [13] GU X H, WANG Y C, SUN Q, et al. Hyperspectral inversion of soil organic matter content in cultivated land based on wavelet transform[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 67: 105053.
- [14] ZHENG K, LI Q, WANG J, et al. Stability competitive adaptive reweighted sampling (SCARS) and its applications to multivariate calibration of NIR spectra[J]. *Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems*, 2012, 112: 48-54.
- [15] 刘国海,夏荣盛,江辉,等. 一种基于SCARS策略的近红外特征波长选择方法及其应用[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(8): 2094-2097.
LIU Guohai, XIA Rongsheng, JIANG Hui, et al. A wavelength selection approach of near infrared spectra based on SCARS strategy and its application[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(8): 2094-2097. (in Chinese)
- [16] 何东健,陈煦,任嘉琛,等. 土壤速效磷含量近红外光谱田间快速测定方法[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(3): 152-157.
HE Dongjian, CHEN Xu, REN Jiachen, et al. Detection of soil available P content based on near infrared spectra[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(3): 152-157. (in Chinese)
- [17] 李冠稳,高小红,肖能文,等. 基于sCARS-RF算法的高光谱估算土壤有机质含量[J]. *发光学报*, 2019, 40(8): 1030-1039.
LI Guanwen, GAO Xiaohong, XIAO Nengwen, et al. Estimation soil organic matter contents with hyperspectra based on sCARS and RF algorithms[J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2019, 40(8): 1030-1039. (in Chinese)
- [18] 张晓羽,李庆波,张广军. 基于稳定竞争自适应重加权采样的光谱分析无标模型传递方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(5): 1429-1433.
ZHANG Xiaoyu, LI Qingbo, ZHANG Guangjun. Calibration transfer without standards for spectral analysis based on stability competitive adaptive reweighted sampling[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(5): 1429-1433. (in Chinese)
- [19] STONER E R, BAUMGARDNER M F. Characteristic variations in reflectance of surface soils[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1982, 45(6): 1161-1165.
- [20] 史舟,王乾龙,彭杰,等. 中国主要土壤高光谱反射特性分类与有机质光谱预测模型[J]. *中国科学:地球科学*, 2014, 44(5): 978-988.
SHI Zhou, WANG Qianlong, PENG Jie, et al. Development of a national VNIR soil-spectral library for soil classification and prediction of organic matter concentrations[J]. *Scientia Sinica Terrae*, 2014, 44(5): 978-988. (in Chinese)
- [21] STENBERG B, RAPHAEL A, ROSSEL V, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science[J]. *Advances in Agronomy*, 2010, 107: 163-215.
- [22] ZHANG S W, SHEN Q, NIE C J, et al. Hyperspectral inversion of heavy metal content in reclaimed soil from a mining wasteland based on different spectral transformation and modeling methods[J]. *Spectrochimica Acta Part A*, 2019, 211: 393-400.
- [23] WANG G Q, WANG W, FANG Q Q, et al. The application of discrete wavelet transform with improved partial least-squares method for the estimation of soil properties with visible and near-infrared spectral data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(6): 867.
- [24] 王延仓,杨贵军,朱金山,等. 基于小波变换与偏最小二乘耦合模型估测北方潮土有机质含量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(7): 1922-1926.
WANG Yancang, YANG Guijun, ZHU Jinshan, et al. Estimation of organic matter content of north fluvo-aquic soil based on the coupling model of wavelet transform and partial least squares[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34(7): 1922-1926. (in Chinese)