

基于高光谱特征的三峡库区紫色土有机质含量预测研究^{*}

——以重庆市北碚区白鹤林为例

高丹^{1,3}, 刘春红^{1,2}, 赵浣玢¹

(1. 重庆师范大学地理与旅游学院; 2. 重庆师范大学三峡库区地表过程与环境遥感重庆市重点实验室, 重庆 401331;
3. 华东师范大学地理科学学院, 上海 200241)

摘要:【目的】为快速有效测定土壤有机质含量,提高三峡库区农作物产量,实现农业可持续发展。【方法】以三峡库区广泛分布的紫色土为研究对象,对它的有机质含量和原始光谱反射率(R)进行测定,基于 R 进行 $C(R)$ 、 $\log_{10}(1/R)$ 、 R' 、 R'' 、 $[\log_{10}(1/R)]^n$ 等5种光谱反射率形式变换,构建紫色土有机质含量的MLSR、PLSR和BPNN高光谱反演模型。【结果】1) 紫色土有机质含量范围为 $7.68\sim 31.49\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$,变异系数为31.65%,属中等变异性,总体上处于缺乏水平;2) 有机质含量与 R 呈负相关,与 $\log_{10}(1/R)$ 则呈正相关关系,且不同光谱变换形式下的最佳显著性波段主要集中在 $534\sim 889\text{ nm}$ 、 $1450\sim 1976\text{ nm}$ 和 $2281\sim 2328\text{ nm}$;除 $\log_{10}(1/R)$ 外, R 的另外4种变换形式与有机质含量的相关性较 R 有显著提高,最大相关系数达0.676。3) 对比MLSR、PLSR、BPNN等3种反演模型, $C(R)$ 处理的PLSR模型是预测紫色土有机质含量的最佳模型,建模集和验证集的决定系数分别为0.671和0.532, RMSE分别为 2.99 和 $4.03\text{ g}\cdot\text{kg}^{-1}$ 。【结论】PLSR- $C(R)$ 模型可以较好地预测三峡库区紫色土有机质含量,为三峡库区紫色土肥力管理和农业速测紫色土有机质含量提供了新的参考。

关键词:高光谱;土壤有机质;紫色土;三峡库区

中图分类号:S152.4;K903

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2022)03-0105-11

土壤有机质(Soil organic matter, SOM)含量是衡量土壤质量和作物长势的一个重要指标^[1-2],也是制约土壤水分、供肥保肥能力、有效养分吸收等理化性质的关键因素之一^[3]。SOM还是全球碳平衡过程中十分重要的碳库,它在生态环境系统的调解中扮演着不可忽视的角色。传统SOM含量测定方法操作复杂,耗时多且成本高,不易于SOM含量信息迅速大面积的提取^[4-5]。近些年来,高光谱遥感因可实现快速精准测定土壤各方面信息而逐渐得到应用^[6-7]。国内外学者在利用高光谱预测SOM含量方面已开展了大量研究。土壤光谱反射率(R)与SOM含量之间存在相关性^[8-9];随SOM含量的增加, R 逐渐减小;去除SOM后发现 R 明显升高^[10-11]。对于红壤、水稻土常利用多元逐步回归(Multiple linear stepwise regression, MLSR)和反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)法建立SOM含量的预测模型^[7,12]。而对于褐土、黑土、潮土、暗棕壤等8种土壤类型主要采用一元线性回归方法构建同质性模型来简化SOM含量的预测,但预测精度有所降低^[13]。杨扬等人^[14]建立的BPNN模型和偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)模型都能较好地预测高山草甸土、高山草原土、山地草甸土和沼泽土的SOM含量。此外,李冠稳等人^[15]指出将特征变量选择和回归方法相结合,可有效提高建模效率。综上,不同土壤类型多采用1种或两种建模方法来构建SOM含量高光谱预测模型,缺少多种方法之间的对比,且研究对象主要集中在红壤、黑土、水稻土等土壤类型,不利于SOM含量普适性高光谱预测模型的建立和对中国土壤光谱数据库的完善。

紫色土作为三峡库区重庆段分布面积最广的旱地土壤类型,总面积约 $2.74\times 10^6\text{ hm}^2$,占重庆市土地总面积的33.22%^[16]。紫色土富含矿质营养,但SOM含量较低,易发生淋溶和侵蚀。紫色土SOM含量的多少不仅关

* 收稿日期:2021-07-03 修回日期:2021-12-14 网络出版时间:2022-05-17 10:41

资助项目:国家自然科学基金(No. 41471234);重庆市基础研究与前沿探索项目(No. cstc2018jcyjAX0489);重庆市教育委员会科学技术研究项目(No. KJZD-K201800502; No. KJQN201800531);三峡库区地表过程与环境遥感重庆市重点实验室开放基金(No. DBGC201805)

第一作者简介:高丹,女,研究方向为水土保持,E-mail:330865041@qq.com;通信作者:刘春红,女,副教授,博士,E-mail:20131490@cqu.edu.cn

网络出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20220516.1802.016.html

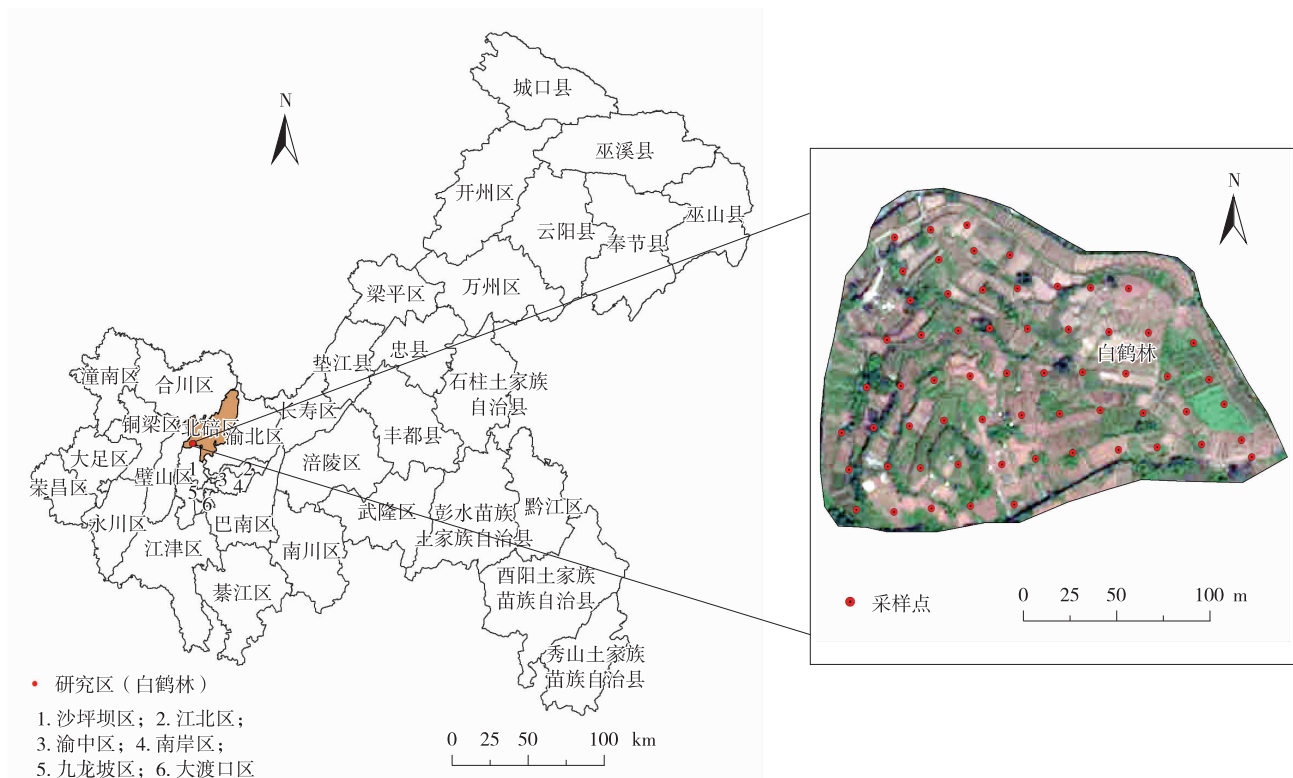
系到三峡库区农业的可持续发展,而且对减缓紫色土水土流失也有重要作用。现今有关三峡库区紫色土 SOM 的研究多集中在植物篱对含量的影响^[17]、有机质对镉的吸附特性^[18]、有机质的区域分布及影响因素^[19]等方面,基于高光谱特征对三峡库区紫色土 SOM 含量预测的研究较少。因此,研究三峡库区紫色土的光谱特征并进行 SOM 含量估测对提高紫色土肥力、促进可持续农业发展有重要意义。

本研究通过对采集于三峡库区的紫色土进行可见光-近红外高光谱采集和 SOM 含量测定,经去包络线(C(R))、倒数对数($\log_{10}(1/R)$)、一阶微分(R')、二阶微分(R'')、倒数对数二阶微分($[\log_{10}(1/R)]''$)光谱变换处理后进行相关性分析获取特征波段,对比 MLRSR、PLSR、BPNN 等模型精度,确定三峡库区紫色土 SOM 含量的高光谱最优预测模型,为三峡库区紫色土地区 SOM 定量估测提供参考,也为三峡库区紫色土肥力管理和农作物产量提高提供理论依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于三峡库区紫色土分布区重庆市北碚区白鹤林(图 1),当地经纬度为北纬 $29^{\circ}45'35''\sim 29^{\circ}45'50''$ 、东经 $106^{\circ}22'15''\sim 106^{\circ}22'30''$,面积约 2.43 hm^2 ,地处中梁山和缙云山之间,平均海拔为 241 m,为低山浅丘地貌,地形以山地为主。区域内光热条件充裕,年平均气温为 18.2°C ,年平均降水量为 1 163 mm,属亚热带季风性湿润气候。土壤类型以酸性紫色土为主,属粉砂黏土。区域内主要为坡耕地,种植有玉米(*Zea mays*)、红薯(*Ipomoea batatas*)、蚕豆(*Vicia faba*)、花生(*Arachis hypogaea*)等作物和莴笋(*Lactuca sativa* var. *angustata*)、白菜(*Brassica rapa* subsp. *pekinensis*)、萝卜(*Raphanus sativus*)等蔬菜。



注:底图数据来源于重庆市标准地图服务中的“重庆市地图”(http://ghzrzyj.cq.gov.cn/dt/index.html?Name=重庆市地图(行政区划1)),审图号:渝 S(2020)071 号

图 1 研究区地理位置及采样点分布图

Fig. 1 Geographical position of study area and distribution of sampling points

1.2 土样的采集与制备

于 2019 年 1 月进行土样采集,共采集表层(0~20 cm)土样 61 个。按照均匀布点原则,在研究区内按照 $20\text{ m}\times 20\text{ m}$ 网格进行划分,标记土壤采样单元,共划分 61 个网格。每个采样单元内按“S”形取样,并装入密封袋。土样经过室内自然风干后剔除杂质,研磨过筛,将土样分为两份:一份过 2 mm 筛,用于测量 R ;另一份过

0.5 mm 筛,用于测定 SOM 含量。SOM 含量测定采用重铬酸钾氧化-外加热法^[20]。

1.3 土壤光谱的测定

土壤光谱测量利用美国 ASD 公司研发生产的 FieldSpec4 型便携式地物光谱仪,探头用支架固定于土样垂直上方 16 cm 处,探头视场角为 25°,光源为 50 W 卤化灯且距离土样中心 30 cm。将过 2 mm 筛的土样装入直径为 11 cm、深度为 1.7 cm 的黑色盛样皿中,并将土样表面轻轻刮平^[21]。打开仪器先预热 1 h,再进行白板校正,完成后开始正式测量,每个土壤样品测量 4 个方向(探头转动 3 次,每次 90°),每个方向上保存 5 条光谱曲线,共 20 条^[22]。

1.4 光谱数据预处理

利用光谱仪配套软件 ViewSpecpro 对原始光谱曲线进行预览和预处理,剔除异常波段,再取所测得的每个土样的 20 条光谱曲线的平均值作为该土样的实测光谱反射率数据^[23]。采用 Savitzky-Golay 对光谱数据进行平滑去噪处理。对原始光谱数据 R 进行 $C(R)$, $\log_{10}(1/R)$, R' , R'' 和 $[\log_{10}(1/R)]''$ 等数学变换^[24-25]。

1.5 模型构建及检验

将 61 个土样按照 2:1 比例任意抽取 42 个用于建模,另外 19 个用于验证。再将土壤光谱反射率数学变换与各土壤样本有机质进行 Pearson 相关性分析,得到相关系数,并基于 $\alpha=0.01$ 水平上进行统计学显著性检验;然后提取相关系数高的波段作为特征波段;以提取的光谱特征波段作为自变量,SOM 含量作为因变量,运用 SPSS 和 Matlab 软件^[26],采用 MLSP、PLSR 和 BPNN 等建模方法,构建紫色土 SOM 含量的预测模型。利用决定系数和均方根误差(RMSE)来评估模型的有效性。模型的决定系数越接近 1,模型精度越高、越稳定;RMSE 越小,模型的预测能力越强^[27]。

2 结果与分析

2.1 紫色土 SOM 光谱特征

土壤的光谱特征是土壤理化性质的综合反映。对 61 个土样 SOM 含量统计特征进行描述分析(表 1),发现紫色土 SOM 含量总体上处于缺乏水平^[28];范围为 7.68~31.49 g·kg⁻¹;平均值为 16.69 g·kg⁻¹;变异系数为 31.65%,属于中等变异性质。此外鉴于土样的建模和检验样本均具有较大的标准差和变异系数,因此有关数据适用于预测模型的构建。

表 1 紫色土有机质含量统计特征

Tab. 1 Statistical characteristics of organic matter content in acid purple soil

样本类型	样本数/个	SOM 含量/(g·kg ⁻¹)				变异系数/%
		最大值	最小值	平均值	标准差	
总体样本	61	31.49	7.68	16.69	5.28	31.65
建模样本	42	31.49	7.68	16.59	5.22	31.45
检验样本	19	28.29	8.53	16.90	5.41	32.04

图 2 显示了含量分别为 6~10, >10~20, >20~30, >30~40 g·kg⁻¹ 等 4 个等级的 SOM 对应的光谱反射率曲线, R 随 SOM 含量等级的增高而降低,这与文献[29-30]的结果一致。不同等级 SOM 原始光谱曲线(图 2a)整体呈缓斜型^[31],随波长的增加,光谱反射率在可见光波段(380~780 nm)内呈迅速上升趋势,在近红外波段(780~2 526 nm)无明显变化,这主要是受到 NH, CH 和 CO 等基团的作用^[30,32]。在 1 400, 1 900, 2 200 nm 波长周围产生了不同深度的水分吸收谷,但原始光谱曲线中吸收谷不明显,而经 $C(R)$ 处理后(图 2b)光谱吸收特征明显增强,吸收谷深度加深,在 520, 870, 2 300 nm 附近也出现了较明显的吸收谷。水分吸收谷的出现则主要是受到土壤表面吸附水、黏土矿物 O—H 晶格结构水以及 Al—OH 黏土矿物(高岭石)和蒙脱石类矿物等的影响^[33]。

2.2 紫色土 SOM 与光谱反射率的相关性

计算 SOM 含量与 R , $C(R)$, $\log_{10}(1/R)$, R' , R'' , $[\log_{10}(1/R)]''$ 的相关系数,由相关性曲线(图 3)可以看出: SOM 含量与 R 呈负相关关系,与 $\log_{10}(1/R)$ 则表现为正相关关系, $C(R)$ 与 SOM 含量的相关性最强。SOM 含量与 R 在 350~2 500 nm 上表现为负相关关系,通过极显著负相关检验($p<0.01$)波段主要集中在 736~889 nm; $\log_{10}(1/R)$ 与 SOM 含量则在 350~2 500 nm 上呈正相关关系,曲线变化形态与 $|R|$ 基本相同; $C(R)$ 与

SOM 含量的相关系数最高,在 2 118 nm 处的相关性最强($r=0.676$),但 $C(R)$ 后相关性连续性变差,在可见光和近红外波段范围上表现出不同程度的正或负相关关系,呈极显著相关性($p<0.01$)的波段主要在 556~609 nm、1 465~1 592 nm 和 1 976~2 136 nm。 R' 与 SOM 含量的相关性次之,其中 1 408 nm 波段相关系数最大($r=0.571$)。 R'' 和 $[\log_{10}(1/R)]''$ 变换后相关系数曲线起伏较大,通过极显著性检验($p<0.01$)的波段主要集中在 534~741 nm、1 450~1 959 nm 和 2 281~2 328 nm,相关程度较 $C(R)$ 和 R' 有所降低。相比之下,6 种光谱反射率与 SOM 含量的相关性表现从大到小依次为 $C(R)$ 、 R' 、 $[\log_{10}(1/R)]''$ 、 R'' 、 R 、 $\log_{10}(1/R)$ 。紫色土 SOM 含量预测的特征波段主要位于 534~889 nm、1 450~1 976 nm 和 2 281~2 328 nm 处,这与文献[29,34-36]的结果基本一致。

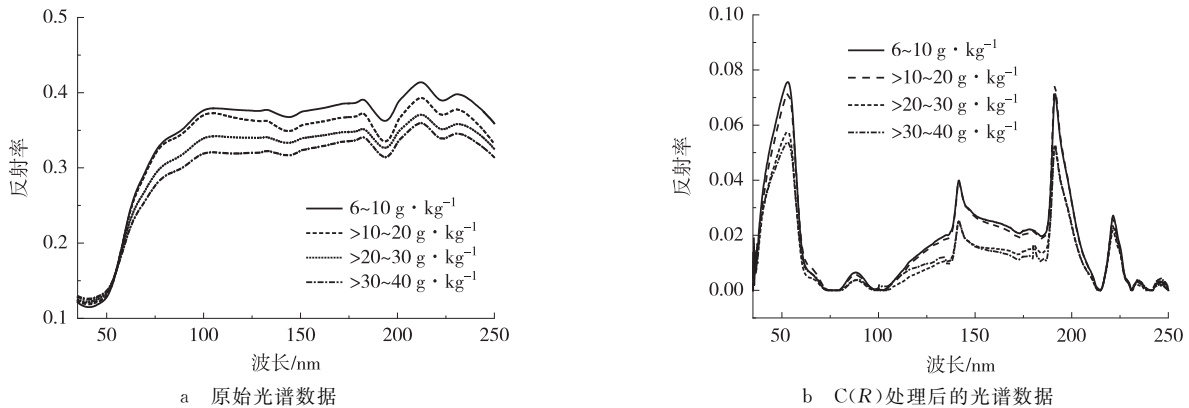


图 2 不同等级有机质含量的土壤光谱反射率

Fig. 2 Soil spectral reflectance with different levels of organic matter content

2.3 紫色土 SOM 高光谱模型构建

2.3.1 多元逐步回归模型 基于 R 及 5 种变换形式建立的 MLSR 模型中(表 2), R 和 $\log_{10}(1/R)$ 所建立的模型效果较差,建模集决定系数均小于 0.2,模型精度低;基于 $C(R)$ 的回归模型好于 R 、 $\log_{10}(1/R)$ 和 R' ,建模集决定系数为 0.440;经 R'' 、 $[\log_{10}(1/R)]''$ 变换后的模型,决定系数较 R 均有显著提高,其中 R'' 模型效果最好,建模集决定系数达到最大为 0.734, RMSE 达到最小为 $2.69 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 。在模型精度及稳定性验证中, $C(R)$ 的模型精度最高且稳定性最强,决定系数和 RMSE 分别为 0.491 和 $3.88 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, R'' 变换次之, R 最差。因此, $C(R)$ 在 MLSR 预测模型的构建中表现相对较好。

2.3.2 偏最小二乘回归模型 基于 R 及 5 种变换形式建立 PLSR 模型中(表 3), R'' 建模效果最好,决定系数为 0.751, RMSE 为 $2.63 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, $[\log_{10}(1/R)]''$ 次之, $\log_{10}(1/R)$ 最差。在模型精度及稳定性验证中, $C(R)$ 变换表现最好,决定系数达到 0.532, RMSE 为 $4.03 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, $[\log_{10}(1/R)]''$ 次之, R 最差。从图 4 可以看出 $C(R)$ 变换后所建立的 PLSR 模型的验证样点基本分布在 1:1 线附近,差值范围为 $0.41 \sim 9.47 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$,模型的估算精度相对较高。

2.3.3 BP 神经网络模型 通过反复实验,最后确定最优参数设置为:输入层为 4,输出层为 1,隐含层为 6,学习速率为 0.01,最大收敛次数为 1 000,最大收敛误差为 0.000 001,最大确认失败次数为 17。基于 R 及 5 种变换形式建立 BPNN 模型中(表 4), R'' 建模效果最好,决定系数为 0.511, RMSE 为 $5.48 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, $[\log_{10}(1/R)]''$ 次之, R 最差。在模型精度及稳定性验证中, $[\log_{10}(1/R)]''$ 表现最好,决定系数达到 0.269, RMSE 为 $5.12 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$, $C(R)$ 处理次之, $\log_{10}(1/R)$ 最差。但光谱反射率不同变换形式所建立的 BPNN 模型精度整体较低,预测效果相对较差。

3 讨论

3.1 紫色土 SOM 光谱特征的差异

本研究中紫色土 SOM 含量总体处于缺乏水平,介于 $7.68 \sim 31.49 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ 之间,低于红壤林地、耕地、园地 ($5.27 \sim 64.00 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$) 和黑土耕地 ($16.89 \sim 37.06 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$) 的 SOM 含量范围^[7,26]。紫色土光谱原始反射率在 $0.097 \sim 0.425$ 之间,高于黑土光谱反射率 ($0.05 \sim 0.35$),低于红壤光谱反射率 ($0.10 \sim 0.70$)。其中主要原因可

能是红壤富含铁、铝氧化物,游离氧化铁对光谱特性影响较大,导致它的光谱反射率偏高;黑土中的腐殖质累积较多,SOM 含量高,使得光谱反射率出现偏低的结果。紫色土 SOM 与 Munsell 颜色系统中的色度参数 C 和 CIELAB 颜色系统中的 a, b 呈显著负相关关系,它的色度与不同形态铁锰含量(全量 Fe/Mn、游离态 Mn、活性态 Fe/Mn 和络合态 Fe)也具有显著相关关系^[37],色度和铁锰物质可能是影响紫色土光谱的关键。 R 主要受到土壤组分及土壤结构内部吸收散射特性的影响^[38],其中有机质、水分、土壤粒径和成土母质是影响 R 的主要因素。本研究中土样采于同一区域,在室内高光谱测定前对土样统一进行风干和研磨过筛处理,避免了水分、土壤粒径和成土母质等因素对有机质光谱特征的影响。研究表明:紫色土 SOM 含量与 R 呈负相关关系,SOM 含量越高, R 越低;不同 SOM 含量下土壤光谱曲线的变化趋势大致相同,曲线形态整体呈缓斜型,与水稻土、潮土等土壤光谱曲线形态较为一致,但不同于红壤、黑土等陡坎型土壤光谱反射曲线^[26,39-40]。这是因为不同类型土壤中胡敏酸和富里酸的含量有所不同,同时这些物质又具有多种官能团,导致它们的光谱特性各有所异^[41]。

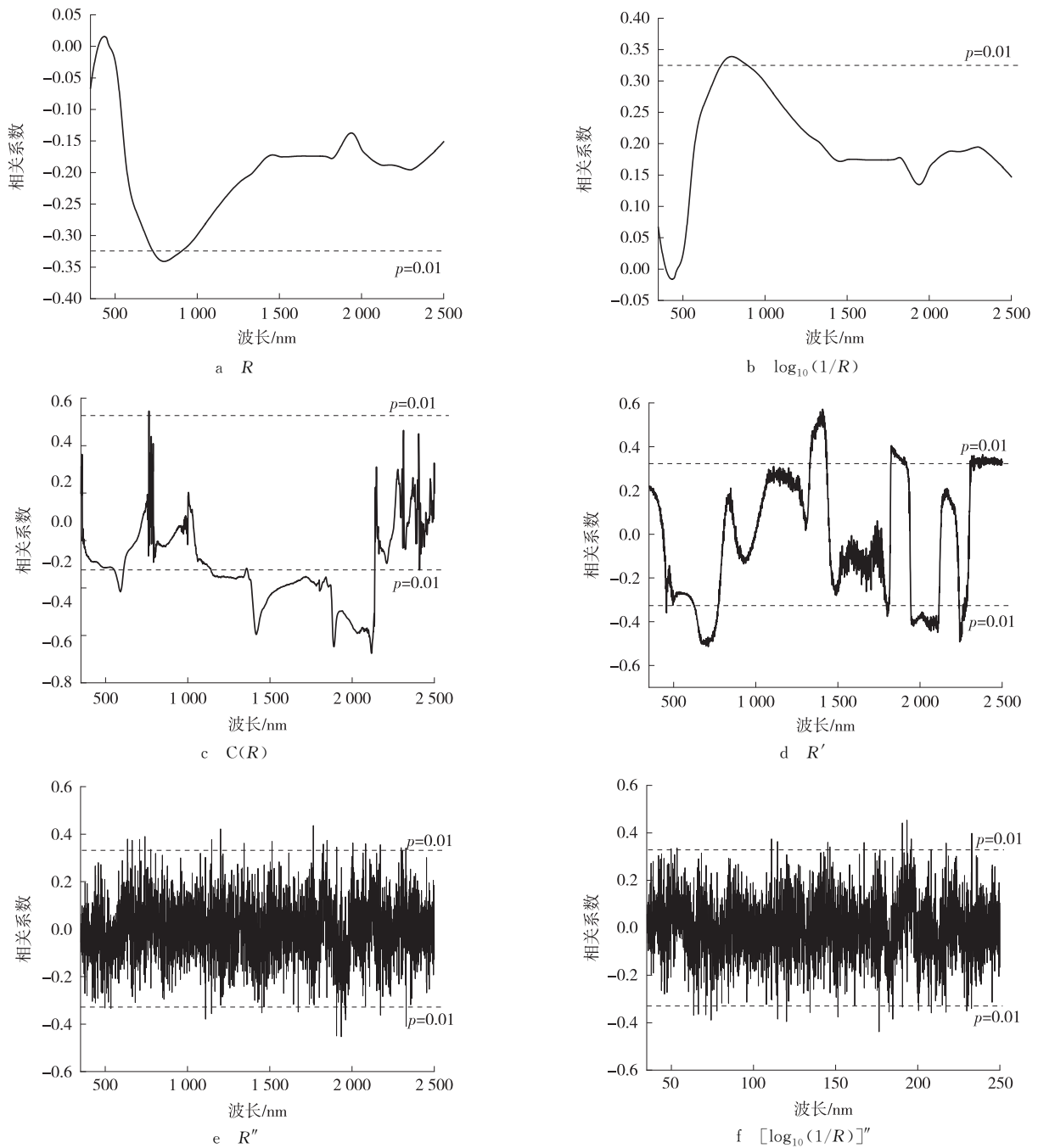


图3 反射率的不同变换形式与 SOM 含量的相关性

Fig.3 Correlation between the different transformation forms of reflectivity and soil organic matter content

表 2 SOM 含量 MLSR 模型

Tab. 2 MLSR of soil organic matter content

变换形式	回归方程	建模集		验证集	
		决定系数	RMSE/(g · kg ⁻¹)	决定系数	RMSE/(g · kg ⁻¹)
R	$Y = -65.554X_{783} + 36.273$	0.128	4.87	0.090	5.17
C(R)	$Y = -10285.761X_{2118} + 44.674$	0.440	3.90	0.491	3.88
log ₁₀ (1/R)	$Y = 27.862X_{777} + 39.712$	0.124	4.88	0.092	5.16
R'	$Y = 163705.088X_{1408} + 31.635$	0.343	4.23	0.297	4.59
R''	$Y = 273912.320X_{1765} + 68464.949X_{1514} - 287943.140X_{2173} - 187927.010X_{1934} + 188150.392X_{749} + 160299.916X_{1201} + 19.285$	0.734	2.69	0.328	4.81
[log ₁₀ (1/R)]''	$Y = -130132.608X_{1765} - 81920.026X_{1514} + 88880.489X_{1110} + 57894.171X_{1934} + 18.642$	0.598	3.31	0.245	4.74

表 3 SOM 含量 PLSR 模型

Tab. 3 PLSR of soil organic matter content

变换形式	回归方程	建模集		验证集	
		决定系数	RMSE/(g · kg ⁻¹)	决定系数	RMSE/(g · kg ⁻¹)
R	$Y = -75619.262X_{737} + 274775.626X_{761} + 80837.630X_{768} - 160188.773X_{778} - 370886.143X_{783} + 202894.602X_{798} + 29698.193X_{803} + 128846.269X_{807} + 12505.021X_{813} - 19146.193X_{823} - 242568.886X_{827} + 150803.833X_{840} - 11900.596X_{889} + 24.204$	0.614	3.24	0.043	5.84
C(R)	$Y = 531.147X_{590} - 1918.657X_{1187} + 642.295X_{1294} + 3193.206X_{1387} - 2806.091X_{1417} - 789.594X_{1674} - 262.099X_{1792} - 650.062X_{1889} + 3725.265X_{2030} - 45023.701X_{2118} + 40029.689X_{2121} + 55.788$	0.671	2.99	0.532	4.03
log ₁₀ (1/R)	$Y = -795.815X_{743} - 203.355X_{759} + 226.777X_{777} + 418.329X_{795} + 428.738X_{798} + 413.440X_{811} + 340.363X_{822} - 107.587X_{857} - 314.623X_{871} - 415.875X_{878} + 26.350$	0.319	4.31	0.290	4.57
R'	$Y = 88772.967X_{679} - 136097.740X_{711} + 53268.341X_{720} + 91188.439X_{737} - 159296.451X_{1380} + 255894.223X_{1393} + 235899.828X_{1408} - 41270.263X_{1422} - 76279.180X_{1832} - 221781.420X_{2084} - 65284.606X_{2247} - 48474.475X_{2327} + 38.510$	0.604	3.28	0.291	5.01
R''	$Y = -3300.872X_{635} + 188735.675X_{741} - 92030.110X_{1110} + 92091.924X_{1201} + 214188.360X_{1765} + 132072.517X_{1907} - 149861.920X_{1934} - 109190.079X_{1961} + 21640.477X_{2082} - 215566.357X_{2173} + 15640.365X_{2328} + 19.893$	0.751	2.63	0.414	4.25
[log ₁₀ (1/R)]''	$Y = -70360.840X_{741} + 55882.904X_{1110} - 22007.247X_{1146} - 46298.672X_{1147} - 83751.791X_{1201} - 25450.676X_{1514} - 78974.353X_{1765} - 17118.216X_{1848} + 80936.626X_{1906} + 40914.553X_{1934} + 30572.577X_{1961} - 23967.701X_{2328} + 20.488$	0.722	2.75	0.433	4.11

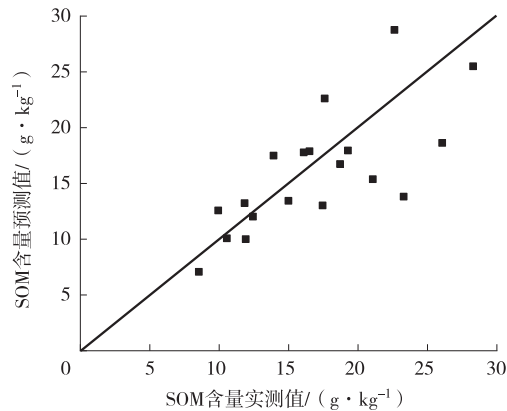


图4 基于C(R)变换的SOM含量PLSR模型实测值与预测值

Fig. 4 Measured and predicted values of SOM content with the PLSR model based on C(R) transformation

表4 SOM含量BPNN模型

Tab. 4 BPNN of SOM content

变换形式	建模集		验证集	
	决定系数	RMSE/(g·kg ⁻¹)	决定系数	RMSE/(g·kg ⁻¹)
R	0.113	11.26	0.188	6.40
C(R)	0.211	3.84	0.250	4.72
log ₁₀ (1/R)	0.328	3.45	0.008	5.80
R'	0.180	4.99	0.171	5.06
R''	0.511	5.48	0.169	6.59
[log ₁₀ (1/R)]''	0.406	5.21	0.269	5.12

3.2 紫色土不同预测模型精度的比较

在土壤光谱数据建模前,对它进行各种数学变换有助于提高构建模型的精度^[7]。已有研究表明,经包络线去除归一化和倒数的对数两种预处理建立的估测模型可以较精确地估算红壤地区SOM含量^[39]。光谱的一阶、二阶微分处理对噪声影响的敏感性较低,可以用来去除部分背景、噪声的影响,增强光谱数据与SOM含量之间的相关关系^[42-43]。本研究对原始光谱R进行C(R)、log₁₀(1/R)、R'、R''和[log₁₀(1/R)]''等5种数学变换处理发现,C(R)处理可以有效地突出光谱曲线吸收和反射特征,并将它们归并到一致的光谱背景上^[44],使相关系数得到较好的提高,这与李厚萱等人^[45]的研究结果一致,说明此种光谱变换形式适用于紫色土SOM含量的建模。对比不同数学变换形式构建的MLSR、PLSR和BPNN3种反演模型可知,C(R)变换形式建立的PLSR模型决定系数达0.671, RMSE为2.99 g·kg⁻¹,是紫色土SOM含量的最优预估模型,这与于雷等人^[22]研究结果基本一致,但向红英等人^[46]指出连续统去除一阶微分(CR')所建立的PLSR模型具有最好的预测能力,它的决定系数和RMSE分别为0.91和5.62 g·kg⁻¹。然而,玉米提·买明等人^[25]通过比较MLSR、PLSR和BPNN3种建模方法发现,以[log₁₀(1/R)]'为自变量的BPNN模型为预测荒漠区SOM含量的最优模型,它的决定系数为0.864, RMSE为1.86 g·kg⁻¹。石朴杰等人^[47]对复垦农田SOM含量进行研究得出经过多元散射校正与一阶微分相结合的数学变换所建立的PLSR模型预测精度最高,决定系数达0.91, RMSE达0.72 g·kg⁻¹。可见,不同土类的最适宜光谱变换形式和对不同光谱反演模型的响应效果存在较大差异性,光谱经C(R)和微分变换的PLSR模型适用于黑土、紫色土、水稻土等SOM含量的预测,而针对荒漠区的潮土、棕漠土、沼泽土等SOM含量则更适宜应用光谱经倒数对数和微分处理的BPNN模型进行预测。

本研究利用高光谱技术精准预测所在研究区紫色土SOM含量,为建立紫色土SOM普适性高光谱反演模型打下了基础,同时对指导三峡库区紫色土区农业生产和肥力管理具有重要意义。但是,由于紫色土有3个亚类和多种母质类型,所建立的模型是否适用于库区的其他紫色土类,还有待进一步研究。此外,土壤水分与SOM的吸收波段有重叠,水分一定程度上可增加SOM的光谱响应,提高SOM光谱预测模型的精度。如王森等人^[48]认为红壤湿润土预测模型精度高于风干土。当红壤含水量为5%~20%时,建立1300~2400 nm波段

的 PLSR 有机质预测模型精度最高。而司海清等人^[49]研究表明黑土、黑钙土和草甸土等风干土光谱数据建立的 SOM 含量估算精度较其他含水率水平(烘干土、5%~40%)建立的模型精度较高,含水率大于或等于 25% 时不适宜利用光谱进行 SOM 含量估算。由此可见,不同土壤类型及含水量对光谱估算 SOM 含量和影响机制尚无一致结论。本文仅对风干紫色土 SOM 含量预测模型进行了探究,后续将注重开展含水量对紫色土 SOM 光谱预测影响机制的研究。

4 结论

1) 紫色土 SOM 含量总体处于缺乏水平。SOM 含量与土壤光谱反射率 R 呈负相关关系,与 $\log_{10}(1/R)$ 光谱则表现为正相关关系,不同 SOM 的反射率光谱曲线形态较为一致,整体呈缓斜型。

2) 除 $\log_{10}(1/R)$ 外,光谱反射率的其他 4 种数学变换形式与 SOM 含量的相关性较 R 有明显提高,最大相关系数达 0.676。不同光谱变换形式下的最佳显著性波段主要集中在 534~889 nm、1 450~1 976 nm 和 2 281~2 328 nm 波段。

3) 对比 MLSR、PLSR 和 BPNN 等 3 种紫色土 SOM 反演模型可知, $C(R)$ 处理的偏最小二乘模型(PLSR- $C(R)$)是预测三峡库区紫色土 SOM 含量的最优模型,该模型建模集和验证集的决定系数分别为 0.671 和 0.532, RMSE 分别为 2.99 和 $4.03 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$,模型精度相对较高且稳定性较强。

参考文献:

- [1] 张新乐, 窦欣, 谢雅慧, 等. 引入时相信息的耕地土壤有机质遥感反演模型[J]. 农业工程学报, 2018, 34(4): 143-150.
ZHANG X L, DOU X, XIE Y H, et al. Remote sensing inversion model of soil organic matter in farmland by introducing temporal information [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34 (4): 143-150.
- [2] 赵明松, 张甘霖, 吴运金, 等. 江苏省土壤有机质含量时空变异特征及驱动力研究[J]. 土壤学报, 2014, 51(3): 448-458.
ZHAO M S, ZHANG G L, WU Y J, et al. Temporal and spatial variability of soil organic organic matter and its driving force in Jiangsu province, China [J]. Acta Pedologica Sinica, 2014, 51(3): 448-458.
- [3] 武剑秋, 祝旭加. 不同林龄人工杨树林土壤养分变化的研究[J]. 中国新技术新产品, 2011(11): 233.
WU J Q, ZHU X J. Study on soil nutrient changes in different forest forests [J]. China New Technologies and Products, 2011 (11): 233.
- [4] 徐丽华, 谢德体. 不同土地利用方式下有机质含量的高光谱反演[J]. 西南农业学报, 2020, 33(2): 369-373.
XU L H, XIE D B. Inversion of soil organic matter content in different land use types using hyperspectral data [J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2020, 33(2): 369-373.
- [5] ROSSEL R A V, WEBSTER R. Predicting soil properties from the Australian soil visible-near infrared spectroscopic databases [J]. European Journal of Soil Science, 2012, 63(6): 848-860.
- [6] 李媛媛, 李微, 刘远, 等. 基于高光谱遥感土壤有机质含量预测研究[J]. 土壤通报, 2014, 45(6): 1313-1318.
LI Y Y, LI W, LIU Y, et al. Study on the prediction of soil organic matter content based on hyperspectral remote sensing [J]. Chinese Journal of Soil Science, 2014, 45(6): 1313-1318.
- [7] 国佳欣, 赵小敏, 郭熙, 等. 基于 PLSR-BP 复合模型的红壤有机质含量反演研究[J]. 土壤学报, 2020, 57(3): 636-645.
GUO J X, ZHAO X M, GUO X, et al. Inversion of organic matter content in red soil based on PLSR-BP composite model [J]. Acta Pedologica Sinica, 2020, 57(3): 636-645.
- [8] BOWERS S A, HANKS R J. Reflection of radiant energy from soils [J]. Soil Science, 1965, 100(2): 130-138.
- [9] 刘静, 周清, 唐琨, 等. 土壤有机质的光谱反射特性研究进展[J]. 湖南农业科学, 2009(2): 67-70.
LIU J, ZHOU Q, TANG K, et al. Advance in spectral reflectance characteristics of soil organic matter [J]. Hunan Agricultural Sciences, 2009(2): 67-70.
- [10] 宋迪思, 盛浩, 周清, 等. 不同母质发育土壤的中红外吸收光谱特征[J]. 土壤通报, 2016, 47(1): 1-7.
SONG D S, SHENG H, ZHOU Q, et al. Characteristics of middle-infrared absorption spectrum of soils derived from different parent materials [J]. Chinese Journal of Soil Science, 2016, 47(1): 1-7.
- [11] 彭杰, 张杨珠, 周清, 等. 去除有机质对土壤光谱特性的影响[J]. 土壤, 2006, 38(4): 453-458.
PENG J, ZHANG Y Z, ZHOU Q, et al. Spectral characteristics of soils in Hunan province as affected by removal of soil organic matter [J]. Soils, 2006, 38(4): 453-458.
- [12] 沈润平, 丁国香, 魏国栓, 等. 基于人工神经网络的土壤有机质含量高光谱反演[J]. 土壤学报, 2009, 46(3): 391-397.

- SHEN R P, DING G X, WEI G S, et al. Retrieval of soil organic matter content from hyper-spectrum based on ANN[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2009, 46(3): 391-397.
- [13] 卢艳丽, 白由路, 杨俐苹, 等. 东北平原不同类型土壤有机质含量高光谱反演模型同质性研究[J]. *植物营养与肥料学报*, 2011, 17(2): 456-463.
- LU Y L, BAI Y L, YANG L P, et al. Homogeneity of retrieval models for soil organic matter of different soil types in Northeast plain using hyperspectral data[J]. *Plant Nutrition and Fertilizer Science*, 2011, 17(2): 456-463.
- [14] 杨扬, 高小红, 贾伟, 等. 三江源区不同土壤类型有机质含量高光谱反演[J]. *遥感技术与应用*, 2015, 30(1): 186-198.
- YANG Y, GAO X H, JIA W, et al. Hyperspectral retrieval of soil organic matter for different soil types in the Three-River headwaters region[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2015, 30(1): 186-198.
- [15] 李冠稳, 高小红, 肖能文, 等. 特征变量选择和回归方法相结合的土壤有机质含量估算[J]. *光学学报*, 2019, 39(9): 361-371.
- LI G W, GAO X H, XIAO N W, et al. Estimation of soil organic matter content based on characteristic variable selection and regression methods[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(9): 361-371.
- [16] 翁昊璐, 慈恩, 连茂山, 等. 重庆市酸性紫色土成因及其对发生分类的意义[J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2019, 41(9): 32-39.
- WENG H L, CI E, LIAN M S, et al. The origin of acidic purple soil in Chongqing and its significance for soil genetic classification[J]. *Journal of Southwest University (Natural Science Edition)*, 2019, 41(9): 32-39.
- [17] 何丙辉, 陈晶晶, 向明辉, 等. 不同生长年限的植物篱对坡耕地紫色土土壤侵蚀和土壤有机质的影响[J]. *三峡生态环境监测*, 2016, 1(1): 36-45.
- HE B H, CHEN J J, XIANG M H, et al. Effects of *Vetiveria zizanioides* and *Leucaena leucocephala* hedgerows in different life-phases on soil erosion and organic matter of purple soil[J]. *Ecology and Environmental Monitoring of Three Gorges*, 2016, 1(1): 36-45.
- [18] 张兰萍, 闵文豪, 范志强, 等. 酸性紫色水稻土颗粒有机质对镉的吸附特性[J]. *中国环境科学*, 2020, 40(6): 2588-2597.
- ZHANG L P, MIN W H, FAN Z Q, et al. Characteristics of cadmium adsorption on particulate organic matter isolated from an acidic purple paddy soil[J]. *China Environmental Science*, 2020, 40(6): 2588-2597.
- [19] 钟远平, 唐将, 王力. 三峡库区土壤有机质区域分布及影响因素[J]. *水土保持学报*, 2006, 4(5): 73-76.
- ZHONG Y P, TANG G, WANG L. Distribution characteristic of soil organic carbon in Three Gorges reservoir district[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2006, 4(5): 73-76.
- [20] 吴才武, 夏建新, 段峥嵘. 土壤有机质测定方法述评与展望[J]. *土壤*, 2015, 47(3): 453-460.
- WU C W, XIA J X, DUAN Z R. Review on detection methods of soil organic matter(SOM)[J]. *Soils*, 2015, 47(3): 453-460.
- [21] 张智韬, 王海峰, KARNIELI A, 等. 基于岭回归的土壤含水率高光谱反演研究[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(5): 240-248.
- ZHANG Z T, WANG H F, KARNIELI A, et al. Inversion of soil moisture content from hyperspectra based on ridge regression [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(5): 240-248.
- [22] 于雷, 洪永胜, 耿雷, 等. 基于偏最小二乘回归的土壤有机质含量高光谱估算[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(14): 103-109.
- YU L, HONG Y S, GENG L, et al. Hyperspectral estimation of soil organic matter content based on partial least squares regression[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(14): 103-109.
- [23] 王海江, 张花玲, 任少亭, 等. 基于高光谱反射特性的土壤水盐状况预测模型研究[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(7): 133-138.
- WANG H J, ZHANG H L, REN S T, et al. Prediction model of soil water-salt based on hyper-spectral reflectance characteristics[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(7): 133-138.
- [24] 刘焕军, 张新乐, 郑树峰, 等. 黑土有机质含量野外高光谱预测模型[J]. *光谱学与光谱分析*, 2010, 30(12): 3355-3358.
- LIU H J, ZHANG X L, ZHENG S F, et al. Black soil organic matter predicting model based on field hyperspectral reflectance [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(12): 3355-3358.
- [25] 王海江, 刘凡, YUNGER J A, 等. 不同粒径处理的土壤全氮含量高光谱特征拟合模型[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(2): 195-204.
- WANG H J, LIU F, YUNGER J A, et al. Fitting model of soil total nitrogen content in different soil particle sizes using hyperspectral analysis[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(2): 195-204.
- [26] 聂哲, 李秀芬, 吕家欣, 等. 东北典型黑土区表层土壤有机质含量高光谱反演研究[J]. *土壤通报*, 2019, 50(6): 1285-1293.
- NIE Z, LI X F, LÜ J X, et al. Hyperspectral retrieval of surface soil organic matter content in a typical black soil region of northeast China[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2019, 50(6): 1285-1293.
- [27] 金慧凝, 张新乐, 刘焕军, 等. 基于光谱吸收特征的土壤含水量预测模型研究[J]. *土壤学报*, 2016, 53(3): 627-635.
- JIN H N, ZHANG X L, LIU H J, et al. Soil moisture predicting model based on spectral absorption characteristics of the soil

- [J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2016, 53(3): 627-635.
- [28] 全国土壤普查办公室. 中国土壤普查技术[M]. 北京: 农业出版社, 1992.
The National Soil Census Office. *China Soil Census Technology*[M]. Beijing: Agricultural Press, 1992.
- [29] 赵明松, 谢毅, 陆龙妹, 等. 基于高光谱特征指数的土壤有机质含量建模[J]. *土壤学报*, 2021, 58(1): 42-54.
ZHAO M S, XIE Y, LU L M, et al. Modeling for soil organic matter content based on hyperspectral feature indices[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2021, 58(1): 42-54.
- [30] 玉米提·买明, 王雪梅. 塔里木盆地北缘荒漠土壤有机质含量的高光谱估测[J]. *中国土壤与肥料*, 2021(4): 318-326.
YUMITI MAIMING, WANG X M. Hyper-spectral estimation of desert soil organic matter content in the northern margin of Tarim basin[J]. *Soil and Fertilizer Sciences in China*, 2021(4): 318-326.
- [31] 王人潮, 苏王. 浙江省主要土壤光谱反射特性及其模糊分类在土壤分类中的应用研究[J]. *浙江农业大学学报*, 1986, 12(4): 464-471.
WANG R C, SU W. Studies on spectral reflectance of typical soils and its fuzzy category in soil classification in Zhejiang province[J]. *Acta Agriculturae Universitatis Zhejiangensis*, 1986, 12(4): 464-471.
- [32] STENBERG B, VISCARRA R R A, Mouazen A M, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science[J]. *Advances in Agronomy*, 2010, 107: 163-215.
- [33] 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 Z, WANG Q L, PENG J, et al. Development of a national VNIR soil-spectral library for soil classification and prediction of organic matter concentrations[J]. *Science China: Earth Sciences*, 2014, 44(5): 978-988.
- [34] 张娟娟, 田永超, 朱艳, 等. 不同类型土壤的光谱特征及其有机质含量预测[J]. *中国农业科学*, 2009, 42(9): 3154-3163.
ZHANG J J, TIAN Y C, ZHU Y, et al. Spectral characteristics and estimation of organic matter content of different soil types [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2009, 42(9): 3154-3163.
- [35] 纪文君, 李曦, 李成学, 等. 基于全谱数据挖掘技术的土壤有机质高光谱预测建模研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2012, 32(9): 2393-2398.
JI W J, LI X, LI C X, et al. Using different data mining algorithms to predict soil organic matter based on visible near infrared spectroscopy [J]. *Spectroscopy and Spectroscopic Analysis*, 2012, 32(9): 2393-2398.
- [36] 彭杰, 周清, 张杨珠, 等. 有机质对土壤光谱特性的影响研究[J]. *土壤学报*, 2013, 50(3): 517-524.
PENG J, ZHOU Q, ZHANG Y Z, et al. Effect of soil organic matter on spectral characteristics of soil[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2013, 50(3): 517-524.
- [37] 晏昭敏, 袁大刚, 余星兴, 等. 紫色土色度参数与铁锰形态及有机质的定量关系研究[J]. *土壤学报*, 2021, 58(2): 1-9.
YAN Z M, YUAN D G, YU X X, et al. Quantitative relationship of colorimetric parameters with forms of iron and manganese and organic matter in purplish soil[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2021, 58(2): 1-9.
- [38] 孙宁, 常庆瑞, 刘梦云, 等. 黑垆土与栗钙土光谱特征研究[J]. *西北林学院学报*, 2011, 26(1): 56-60.
SUN N, CHANG Q R, LIU M Y, et al. Spectral characteristics of calcic kastanozem and chestnut soil[J]. *Journal of Northwest Forestry University*, 2011, 26(1): 56-60.
- [39] 方少文, 杨梅花, 赵小敏, 等. 红壤区土壤有机质光谱特征与定量估算: 以江西省吉安县为例[J]. *土壤学报*, 2014, 51(5): 1003-1010.
FANG S W, YANG M H, ZHAO X M, et al. Spectral characteristics and quantitative estimation of SOM in red soil typical of Ji'an county, Jiangxi province[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2014, 51(5): 1003-1010.
- [40] 章涛, 于雷, 易军, 等. 高光谱小波能量特征估测土壤有机质含量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(10): 3217-3222.
ZHANG T, YU L, YI J, et al. Determination of soil organic matter content based on hyperspectral wavelet energy features[J]. *Spectroscopy and Spectroscopic Analysis*, 2019, 39(10): 3217-3222.
- [41] 吴裕, 申广荣, 刘璐, 等. 土壤有机质高光谱特征及其反演研究[J]. *上海交通大学学报(农业科学版)*, 2019, 37(4): 37-44.
WU Y, SHEN G R, LIU L, et al. Hyperspectral characteristics of soil organic matter and its inversion methods[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Agricultural Science)*, 2019, 37(4): 37-44.
- [42] 刘焕军, 张柏, 刘志明, 等. 松嫩平原主要土壤光谱特征分析[J]. *中国科学院研究生院学报*, 2007(4): 439-445.
LIU H J, ZHANG B, LIU Z M, et al. Spectral analysis of soils in Songnen plain, northeastern China[J]. *Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences*, 2007(4): 439-445.
- [43] 程彬, 姜琦刚, 陈凤臻, 等. 松辽平原黑土有机质含量的遥感反演研究[J]. *水土保持研究*, 2011, 18(1): 264-267.
CHENG B, JIANG Q G, CHEN F Z, et al. Study of surface soil organic matter using remotely sensed imagery in northeast

- China[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2011, 18(1): 264-267.
- [44] 王霄鹏, 黄河三角洲湿地典型植被高光谱遥感研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2014.
WANG X P. Study on the Yellow river delta wetland typical vegetation using by perspectral remote sensing[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2014.
- [45] 李厚莹, 王翔, 于滋洋, 等. 不同测试条件对土壤有机质光谱预测模型精度的影响[J]. 土壤通报, 2020, 51(6): 1359-1365.
LI H X, WANG X, YU Z Y, et al. Effect of different testing conditions on the accuracy of soil organic matter spectral prediction model[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2020, 51(6): 1359-1365.
- [46] 向红英, 柳维扬, 彭杰, 等. 基于连续统去除法的南疆水稻土有机质含量预测[J]. 土壤, 2016, 48(2): 389-394.
XIANG H Y, LIU W Y, PENG J, et al. Predicting organic matter content in paddy soil using method of continuum removal in southern Xinjiang, China[J]. Soils, 2016, 48(2): 389-394.
- [47] 石朴杰, 王世东, 张合兵, 等. 基于高光谱的复垦农田土壤有机质含量估测[J]. 土壤, 2018, 50(3): 558-565.
SHI P J, WANG S D, ZHANG H B, et al. Estimation of SOM content in reclaimed cropland based on hyperspectra[J]. Soils, 2018, 50(3): 558-565.
- [48] 王淼, 潘贤章, 解宪丽, 等. 土壤含水量对反射光谱法预测红壤土壤有机质的影响研究[J]. 土壤, 2012, 44(4): 645-651.
WANG M, PAN X Z, XIE X L, et al. Effects of soil moisture on determining red soil organic matter using VIS-NIR diffuse reflectance spectroscopy[J]. Soils, 2012, 44(4): 645-651.
- [49] 司海青, 姚艳敏, 王德营, 等. 含水率对土壤有机质含量高光谱估算的影响[J]. 农业工程学报, 2015, 31(9): 114-120.
SI H Q, YAO Y M, WANG D Y, et al. Hyperspectral prediction of soil organic matter contents under different soil moisture contents[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(9): 114-120.

Resources, Environment and Ecology in Three Gorges Area

Prediction of Organic Matter Content in Purple Soil of Three Gorges Reservoir Area Based on Hyperspectral Characteristics: Taking Baihelin, Beibei District, Chongqing City as an Example

GAO Dan^{1,3}, LIU Chunhong^{1,2}, ZHAO Huanding¹

(1. School of Geography and Tourism, Chongqing Normal University; 2. Chongqing Key Laboratory of Surface Process and Environmental Remote Sensing in the Three Gorges Reservoir Area, Chongqing Normal University, Chongqing 401331; 3. School of Geographic Sciences, East China Normal University, Shanghai 200241, China)

Abstract: [Purposes] It aims to explore how to rapidly predict soil organic matter (SOM) in purple soil to increase crop yields and achieve sustainable agricultural development in the Three Gorges Reservoir Area. [Methods] Taking purple soil which widely distributed in the Three Gorges Reservoir area as research area, the SOM content and original reflectance (R) of purple soil were measured. Then based on R to perform mathematical transformation (continuum-removal $C(R)$), reciprocal logarithm ($\log_{10}(1/R)$), first-order differential (R'), second-order differential (R''), reciprocal-logarithmic second-order differential ($[\log_{10}(1/R)]''$), and the prediction models of multiple linear stepwise regression (MLSR), partial least squares regression (PLSR) and back propagation neural network (BPNN) were established. [Findings] 1) The distribution range of purple soil organic matter was $7.68 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1} \sim 31.49 \text{ g} \cdot \text{kg}^{-1}$ and the coefficient of variation was 31.65%, which was of moderate variation and was generally at a deficient level. 2) The SOM was negatively associated with the R , but was positively associated with the $\log_{10}(1/R)$. After different mathematical transformation, the best significant bands mainly concentrated in 534~889 nm, 1450~1976 nm and 2281~2328 nm. Except for $\log_{10}(1/R)$, the correlation between SOM and other transformations was strengthened, the maximum correlation coefficient is 0.676. 3) PLSR model processed by $C(R)$ is more suitable for predicting the SOM content of purple soil than the models of MLSR and BPNN (Modeling set: $R^2 = 0.671$, RMSE = 2.99; Validation set: $R^2 = 0.532$, RMSE = 4.03). [Conclusions] PLSR- $C(R)$ model could better predict the purple soil organic matter content in Three Gorges Reservoir Area, that would provide a new reference for fertility management of purple soil in the Three Gorges Reservoir area and rapid measurement of SOM content in agriculture.

Keywords: hyperspectral spectrum; soil organic matter; purple soil; Three Gorges Reservoir Area

(责任编辑 许 甲)