

三江源高寒退化草原土壤有机质含量的光谱模拟估算

关文昊, 刘志刚, 何国兴, 纪童, 李强, 杨军银, 柳小妮*

(甘肃农业大学草业学院, 草业生态系统教育部重点实验室, 甘肃省草业工程实验室, 中-美草地畜牧业可持续发展研究中心, 甘肃 兰州 730070)

摘要:以三江源玛多县不同退化程度高寒草原土壤为研究对象, 采集0~30 cm土层的90个土壤样品, 测定土壤样品的光谱反射率和有机质(SOM)含量, 分析不同光谱数据转换方式与土壤SOM含量的相关性, 据此挑选 $P < 0.001$ 水平的显著波段作为特征波段, 并与土壤SOM含量建立多元逐步回归(MLSR)、支持向量机(SVM)、决策树(DT)、随机森林(RF)模型。结果表明:1)高寒草原土壤SOM含量属中等变异, 且与土壤原始反射率呈负相关, 与倒数对数呈正相关;2)光谱数据的数学转换扩大了光谱的吸收特征, $\log(1/R)$ 、 R' 、 $[\log(1/R)]'$ 与土壤SOM含量相关系数绝对值的最大值比R分别提高了0.099、0.156、0.160;3)RF反演模型精度高于其他反演模型, $\log(1/R)$ -RF模型的预测效果较好, 其建模组和检验组的决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)分别为0.949 1、0.252 69和0.717 23、0.496 9, 可以准确估算高寒草原土壤SOM的含量。

关键词:三江源地区; 高光谱反演模型; 土壤有机质; 光谱特征波段

中图分类号:S812 **文献标志码:**A **文章编号:**1009-5500(2022)05-0028-09

DOI:10.13817/j.cnki.cyycp.2022.05.004



土壤有机质(Soil organic matter, SOM)含量是衡量土壤肥力的重要指标^[1], 土壤SOM可以改善土壤结构, 积蓄土壤水分, 增加土壤养分, 促进土壤团聚体形成, 对作物生长、土壤肥力的保持、环境保护及农、林、牧业可持续发展都有极重要的意义^[2]。但用传统方式对SOM野外大面积调查时, 需要人工采集大量样品带回实验室后使用化学方法测定, 工作效率低、工作量大且耗费时间久^[3]。高光谱技术具有快速、连续、无

损等特点, 可用于野外或实验室快速地采集植被、土壤、水体等地物光谱信息, 不受试验地区的制约, 可以动态地监测地区的高光谱信息^[4]。同时, 现阶段高光谱技术有纳米级的分辨率, 能够反映出不同理化性质研究对象的光谱特征, 因而为土壤SOM含量的监测和反演提供了技术与理论支持^[5]。自1960年以来, 对于土壤物理化学性质的高光谱研究已经受到国内外专家学者的广泛关注^[6]。

近年来, 随着先进的光谱科学技术、计算机科学技术、工业科学技术及物理和化学计量科学快速进步和发展, 光谱仪的分辨率和信噪比也越来越高, 对土壤物理化学特性的高光谱研究以及它们的反演模式在精准农业尤其是土壤遥感监控中的作用愈加明显^[8]。闫姗姗^[9]、沙晋明^[10]、卢艳丽^[11]、贺军亮^[12]、周萍^[13]和Gunsaulis等^[14]研究结果表明, SOM含量与土壤光谱反射率R的红光波段之间具有较强的相关性。但土壤原始光谱反射率R含有较多的冗余信息, 将R经过一系列数学转换后, 可以放大波段特征信息, 在

收稿日期:2021-03-23; **修回日期:**2021-06-11

基金项目:超低空微遥感技术在草原监测中的应用研究推广及示范(034-036268); 东祁连山高寒草地生态监测(034-036260); 甘肃省新一轮草原补奖效益评估及草原生态评价研究(XZ20191225); 东祁连山高寒草地群落监测研究(GSLC-2020-5)

作者简介:关文昊(1997-), 男, 甘肃白银人, 硕士研究生。

E-mail:1876335474@qq.com

*通信作者。E-mail:Liuxn@gsau.edu.cn

进行模型的建立时可以有效提高反演模型的精度。于士凯^[15]等研究表明,利用经一阶微分 R' 、倒数的对数 $\log(1/R)$ 等数学处理后的光谱数据所建模型的精度高于使用原始光谱反射率 R 建模的精度。何挺^[16]、张娟娟等^[17]和李伟等^[18]分别建立了不同数学转换后光谱数据与SOM的反演模型,模型效果良好。

目前有很多基于土壤高光谱数据建立SOM反演模型的方法^[19],不同建模方法优缺点各不相同,其中多元逐步回归(Stepwise multiple linear regression, SMLR)模型能反映光谱数据之间的自相关问题,已被广泛应用于SOM含量的建模^[20];支持向量机(Support vector machine, SVM)避免高维空间的复杂性,直接在高维空间解决相应的决策问题,具有较好的泛化推广能力^[21];决策树法(Decision Tree, DT)在卫星和机载高光谱数据图谱的综合提取中发挥着很好的作用^[22];而随机森林(Random forest, RF)可以使建立的模型难以陷入过度拟合^[23]。因此,SMLR、SVM、DT和RF均可用于土壤SOM含量的模拟反演。

三江源地区不同土壤的质地、含水量及成土母质等因素不尽相同,其光谱敏感波段与最优模型也不尽相同^[24]。本研究以三江源地区普遍退化的高寒草原为背景,利用ASD地物光谱仪对不同退化程度的高寒草原土壤光谱数据进行测量,分析光谱数据与SOM

含量的关系,并运用不同光谱数据转换方法,确定三江源区最适宜的SOM反演模型,探讨基于土壤反射光谱特性的SOM估测,为三江源区高寒草地土壤养分含量的快速测量,及其恢复与重建提供技术支持。

1 材料和方法

1.1 研究区概况

试验地位于青海省三江源区果洛藏族自治州西北部的玛多县,地理坐标 $N 33^{\circ}50' \sim 35^{\circ}40'$, $E 96^{\circ}50' \sim 99^{\circ}20'$,平均海拔4 200 m,属高寒草原气候,年平均气温 $-4.1^{\circ}C$,除5~9月,其他月平均气温均在 $-3.0^{\circ}C$ 以下,全年无绝对无霜期。试验地草地类型为高寒草原,优势植物主要为紫花针茅(*Stipa purpurea*)、线叶嵩草(*Kobresia capillifolia*)、草地早熟禾(*Poa pratensis*)、多茎委陵菜(*Potentilla multicaulis*)、弱小火绒草(*Leontopodium pusillum*)等。

1.2 土壤的采集与测定

2019年7月在5个不同退化程度^[25]样地中(表1),用随机采样法于每个样地中各取3个点,每个点用环刀分别采集0~30 cm土样各6份,共计90份土样。去除石子、植物根系等杂质,放入自封袋中封口,贴好标签,冷藏并带回实验室采集光谱数据、测定SOM含量。

表 1 样地分布及其特征

Table 1 Site distribution

样地分类	盖度	植被组成	经度	纬度	海拔/m
未退化草地 ND	0.94	紫花针茅 <i>S. purpurea</i> 线叶嵩草 <i>K. capillifolia</i> 草地早熟禾 <i>P. pratensis</i>	E 97°33'11"	N 34°42'34"	4 375
轻度退化草地 LD	0.76	紫花针茅 <i>S. purpurea</i> 多茎委陵菜 <i>P. multicaulis</i> 草地早熟禾 <i>P. pratensis</i> 弱小火绒草 <i>L. pusillum</i>	E 97°40'3"	N 35°2'29"	4 275
中度退化草地 MD	0.70	紫花针茅 <i>S. purpurea</i> 弱小火绒草 <i>L. pusillum</i> 二裂委陵菜 <i>Potentilla bifurca</i>	E 98°8'12"	N 34°56'34"	4 246
重度退化草地 HD	0.45	西伯利亚蓼 <i>Polygonum sibiricum</i> 细叶亚菊 <i>Ajania tenuifolia</i>	E 97°39'36"	N 35°07'0"	4 369
极度退化草地 ED	0.20	沙生凤毛菊 <i>Saussurea arenaria</i> 甘肃大戟 <i>Euphorbia kansuensis</i>	E 97°39'21"	N 36°6'1"	4 387

光谱数据选用 ASD (ASD FieldSpec®4 Hi-Res NG, USA) 地物光谱仪采集。该仪器的波长在 350~2500 nm, 光谱分辨率为 3 nm@700 nm 和 6 nm@1400/2100 nm, 具有节能、便携、高效、光谱数据精确等特点。在黑暗、无光的室内环境采集土壤样品的反射光谱。将 12 V、50 W 卤素光源固定在距土壤样品 60 cm、地面夹角 60° 的位置, 以减小阴影的影响。每个土壤样本重复测定 10 次, 每测 1 次使用标准板校准 1 次。

SOM 含量采用重铬酸钾氧化法测定^[25], 并计算 SOM 含量的变异系数 (Coefficient of Variation, C_v), $C_v \leq 0.1$ 为弱变异, $0.1 < C_v < 1$ 为中等变异, $C_v \geq 1$ 为强变异^[26]。

1.3 SOM 含量的模拟估算

1.3.1 数据处理和光谱特征波段选取 使用 ASD 光谱仪自带的 ViewSpecpro 软件预览光谱数据, 剔除异常波段, 取重复样本的平均值作为标准光谱, 并对标准光谱进行 Savitzky Golay 滤波平滑, 将平滑后的光谱作为原始光谱反射率 R 。为了增强特征波段信息, 提高建模精度, 在原始光谱反射率 R 的基础上, 进行一阶微分 R' 、倒数的对数 $\log(1/R)$ 、倒数一阶微分 $[\log(1/R)]'$ ^[27] 变换。

将 SOM 含量与原始光谱反射率 R 、倒数对数 $\log(1/R)$ 、一阶微分 R' 、倒数对数一阶微分 $[\log(1/R)]'$ 的相关性作为选取特征波段的依据。使用 4 种不同光谱曲线分别与 SOM 含量进行皮尔森相关分析, 然后对得出的 4 种相关系数分别进行 $P < 0.01$ 水平下的显著性检验, 并绘制相关关系曲线图, 确定显著波段的位置, 再次进行 $P < 0.001$ 水平下的显著性检验, 根据相关系数 ($P < 0.001$) 挑选用于建模的光谱波段。

1.3.2 模型的建立及精度评估 使用 1 种线性模型多元逐步回归 (MLSR) 方法和 3 种非线性模型: 支持向量机 (SVM)、决策树 (DT)、随机森林 (RF) 方法进行模型的建立, 在建模过程中, 随机抽取 70% 的数据作为建模组, 30% 作为检验组。选用决定系数 (R^2) 和均方根误差 (RMSE) 作为精度评价指标。 R^2 用来评价回归模型系数的拟合优度, 取值范围为 0~1, 越接近 1, 拟合度越好。RMSE 用于测量预测值和观测值之间的偏差, RMSE 越小, 说明预测效果越好。若建模组跟检验组精度评价指标都好, 证明反演模型较理

想^[28-29]。决定系数 R^2 与均方根误差 RMSE 的公式如下:

$$\text{决定系数 } R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

$$\text{均方根误差 } RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

式中: y_i 表示实测值, \hat{y}_i 表示预测值, \bar{y}_i 表示平均值。

1.4 统计数据处理与分析

原始光谱反射率预处理以及倒数对数 $\log(1/R)$ 、一阶微分 R' 、倒数对数一阶微分 $[\log(1/R)]'$ 处理均在 ASD 光谱仪配套的数据处理软件 ViewSpecpro 中处理, 原始光谱反射率、倒数对数 $\log(1/R)$ 、一阶微分 R' 、倒数对数一阶微分 $[\log(1/R)]'$ 与土壤 SOM 含量的相关性分析、显著性分析及绘图均在 Excel 2010 和 SPSS 21 中进行。多元逐步回归 (MLSR)、支持向量机 (SVM)、决策树 (DT)、随机森林 (RF) 建模及检验在 RStudio 中进行。

2 结果与分析

2.1 不同退化程度高寒草原的土壤有机质含量

研究区 80 个样本总体平均值为 19.5597 g/kg, 变异系数为 45.25%, 属于中等变异, 有机质含量较高, 变化范围较大。各退化程度中有机质平均值大小为 ND > LD > HD > MD > ED, 各个退化程度变异系数大小为 HD > MD > ND > ED > LD (表 2)。各退化程度中 LD 变异系数最小, 为弱变异, 剩余退化程度皆为中等变异。

2.2 SOM 含量的模拟估算

2.2.1 土壤光谱特征 对不同处理下的光谱曲线 (图 1) 分析发现: 不同退化程度反射光谱曲线形状变化基本一致, 反射光谱区间在 350~780 nm 时, 反射率快速上升; 在 780~1790 nm 时, 反射率上升较缓慢。ND 的平均 SOM 含量最高, 对应的反射光谱曲线最低; ED 与之相反 (图 1-A)。倒数对数变换后, 光谱曲线在 350~780 nm 时, 随着 SOM 含量的增加, 倒数对数快速下降, 780 nm 以后倒数对数变化趋于平缓 (图 1-B)。ND 的平均 SOM 含量最高, 对应的倒数对数光谱曲线最高; ED 与之相反。用一阶微分和倒数对数一阶微分对土壤光谱进行处理后的光谱曲线在正值

表 2 SOM 含量基本统计特征

Table 2 SOM basic features

	有机质含量/(g·kg ⁻¹)				变异系数/%
	最大值	最小值	平均值	标准偏差	
样本总体	41.659 4	8.761 3	19.559 7	8.849 5	45.24
ND	41.659 4	19.829 7	31.429 4	6.226 5	19.81
LD	29.387 4	23.766 4	25.823 8	1.868 6	7.23
MD	15.480 1	8.761 3	12.743 1	2.987 3	23.44
HD	34.407 1	9.467 1	18.496 5	6.345 4	34.31
ED	16.325 4	9.094 6	12.437 6	2.209 7	17.76

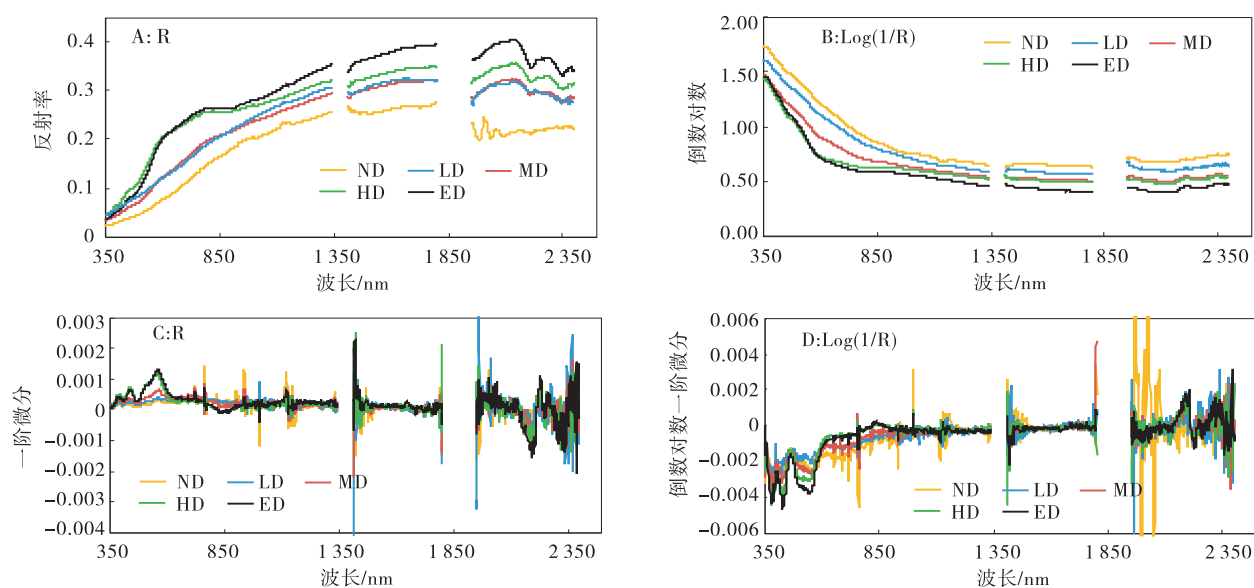


图 1 不同退化程度土壤的光谱曲线

Fig. 1 Spectral curve relative to soil type

与负值之间波动,并不稳定(图 1-C,图 1-D)。

2.2.2 特征波段筛选 SOM 含量与土壤光谱反射率 R 负相关,土壤光谱反射率 367 nm 前呈下降趋势,367~1 100 nm 相呈上升趋势,关系曲线在 1 100 nm 后变化不大。SOM 含量与 log(1/R)转化下的土壤光谱

反射率在全波段成正相关,变化趋势与 R 曲线相反。

R' 在 750 nm 前呈负相关(图 2-A),750~900 nm 呈正相关,随后不断波动,[Log(1/R)]'变化趋势大体与 R' 相似(图 2-B)。

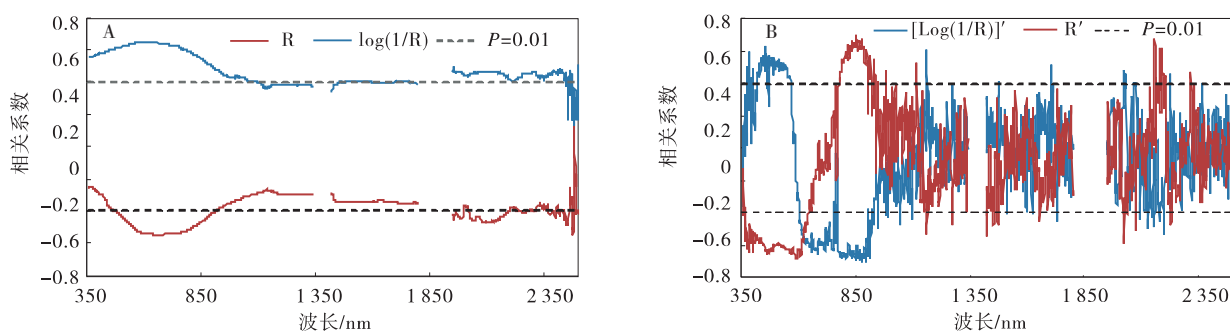


图 2 SOM 含量与光谱反射率相关性 (P=0.01)

Fig. 2 Correlation between SOM content and spectral reflectance (P=0.01)

为了进一步的选择更准确的光谱波段,再次进行 P<0.001 水平下的显著性检验(图 3),P<0.001 水平

的光谱波段主要集中在 600 nm 左右,据此挑选出 6 个 P<0.001 水平的特征波段(表 3)。

从表 3 可知,原始光谱反射率 R 在波长 657 nm 时相关系数绝对值最大,为 0.546,倒数对数 $\log(1/R)$ 在波长 597 nm 时相关系数最大,为 0.645 9,一阶微分 R' 在波长 852 nm 时相关系数绝对值最大,为 0.702 1,

倒数对数一阶微分 $[\log(1/R)]'$ 在波长 892 nm 时相关系数绝对值最大,为 0.705 9。3 种经过处理的光谱数据与 SOM 含量相关性对比原始光谱反射率 R 与 SOM 含量相关性有了显著提高。

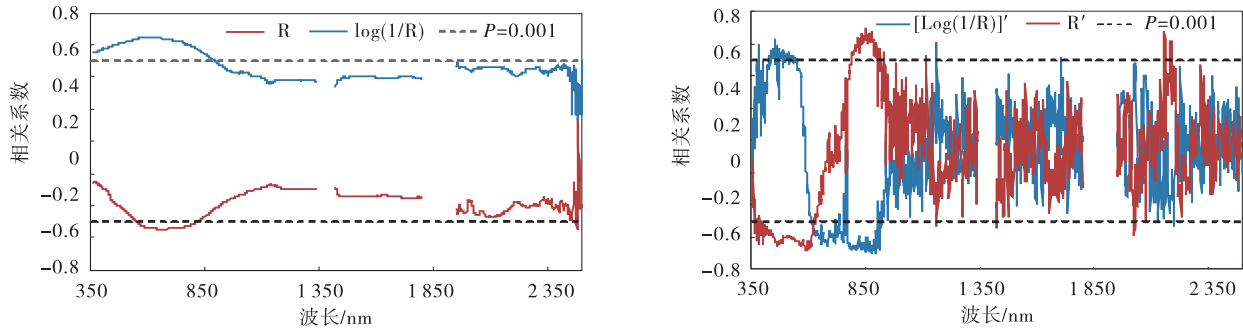


图 3 SOM 含量与光谱反射率相关性 ($P=0.001$)

Fig. 3 Correlation between SOM content and spectral reflectance ($P=0.001$)

表 3 相关系数

Table 3 Correlation coefficient

光谱变换	光谱波段/nm	相关系数	光谱变换	光谱波段/nm	相关系数
R	598	-0.536 3	R'	463	-0.650 8
	633	-0.543 4		587	-0.681 6
	657	-0.546		606	-0.665 1
	660	-0.545 4		832	0.659 7
	683	-0.544 1		852	0.702 1
	740	-0.537 7		877	0.674 3
	Log(1/R)	549		0.636 0	[Log(1/R)]'
557		0.638 8	445	0.560 2	
597		0.645 9	452	0.628 3	
606		0.645 8	659	-0.64 4	
610		0.645 9	831	-0.681 5	
668		0.638 5	892	-0.705 8	

2.2.3 基于光谱特征波段的 SOM 模拟估算 支持向量机(SVM)、决策树(DT)、随机森林(RF)3种模型的决定系数(R^2)明显比多元逐步回归(MLSR)的高,均方根误差(RMSE)低(表 4),这意味使用非线性模型估测效果要优于线性模型多元逐步回归(MLSR),随机森林(RF)模型估测的效果较好,其决定系数(R^2)均高于另外 3 种方法所建立的反演模型,均方根误差(RMSE)均低于另外 3 种方法所建立的反演模型,检验组同样也是如此。

同一模型下的不同光谱处理中,倒数对数 $\log(1/R)$ 和倒数对数一阶微分 $[\log(1/R)]'$ 处理下模型的决定系数(R^2)明显高,均方根误差(RMSE)明显低。倒数对数 $\log(1/R)$ 、倒数对数一阶微分 $[\log(1/R)]'$ 之间差别不大,原始光谱反射率 R、一阶微分 R' 之间差别不大。随机森林(RF)方法建立的 $\log(1/R)$ - RF、 $[\log(1/R)]'$ - RF 模型的预测效果较好,其建模组的决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)分别为 0.949 1、0.252 7 和 0.948 0、0.253 2,检验组的决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)分别为 0.717 2、0.496 9 和 0.703 0、0.515 5。

同一模型下的不同光谱处理中,倒数对数 $\log(1/R)$

原始光谱反射率 R 和倒数对数 R' 回归模型预测值与实测值之间存在着很大的偏离, 样本点数分散, 样点距直线距离远, 模型的效果不好; 倒数对数 $\text{Log}(1/R)$ 和倒数对数一阶微分 $[\text{Log}(1/R)]'$ 回归模型预测值与

实测值较均匀的分布在直线两侧(图 4)。模型的精度指标和图形拟合效果表明, 用随机森林方法建立的 $\text{Log}(1/R)$ -RF 模型优于 $[\text{Log}(1/R)]'$ -RF 模型, 并且明显高于用另外两种光谱数据数学处理建立的模型。

表 4 模型精度对比

Table 4 Model accuracy comparison

		建模		检验	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
MLSR	R	0.380 4	0.807 6	0.244 6	0.827 9
	$\text{Log}(1/R)$	0.425 2	0.777 8	0.306 2	0.790 8
	R'	0.471 9	0.745 6	0.358 9	0.761 2
	$[\text{Log}(1/R)]'$	0.525 3	0.706 9	0.482 3	0.674 2
SVM	R	0.572 3	0.673 7	0.561 6	0.627 1
	$\text{Log}(1/R)$	0.741 5	0.528 0	0.687 8	0.526 0
	R'	0.623 1	0.633 1	0.590 2	0.603 6
	$[\text{Log}(1/R)]'$	0.726 9	0.540 9	0.691 8	0.532 2
DT	R	0.645 1	0.611 2	0.495 7	0.674 5
	$\text{Log}(1/R)$	0.704 1	0.558 1	0.591 8	0.611 7
	R'	0.619 9	0.632 5	0.528 5	0.644 9
	$[\text{Log}(1/R)]'$	0.727 7	0.535 3	0.603 5	0.594 9
RF	R	0.912 5	0.319 9	0.624 3	0.576 2
	$\text{Log}(1/R)$	0.949 1	0.252 7	0.717 2	0.496 9
	R'	0.911 3	0.322 2	0.583 9	0.607 0
	$[\text{Log}(1/R)]'$	0.948 0	0.253 2	0.703 0	0.515 5

3 讨论

SOM 含量很大程度上决定着土壤光谱反射率的大小。本研究中, 不同退化程度高寒草原土壤的光谱反射率不同, 随着土壤样品 SOM 含量的升高, 土壤原始光谱反射率相对降低, 与玉米提·买明等^[30]的研究结果一致, 这是由于土壤光谱反射率与土壤质地、成土母质、水分、有机质、氮、磷、钾等土壤理化性质息息相关。Bowers^[31]指出, 土壤的各类物理、化学性质和有机质含量是影响土壤反射率的主要因素, 牛芳鹏^[8]研究也表明土壤光谱反射率与土壤 SOM 呈极显著负相关。

原始光谱反射率 R 经数学转换后, 可以有效地缩小、放大光谱数据特征峰反射率, 并且提高光谱数据的识别概率^[32]。本研究发现, 利用 SOM 含量与原始光谱反射率 R 、倒数对数 $\text{log}(1/R)$ 、一阶微分 R' 、倒数

对数一阶微分 $[\text{log}(1/R)]'$ 所挑选出的敏感波段建立的反演模型中, 通过数学转换后的反演模型精度有了明显提升, 土壤特征波段光谱数据与土壤 SOM 含量的相关性大大提高, 这与史舟^[33]、赵明松^[34]等的研究结果一致。这是因为原始光谱反射率经数学转换后可以起到增强波段信息, 从而提高反演模型精度^[35]。郑立华^[36]、王永敏^[37]等也分别利用经数学转换后的光谱数据建立了有机质等养分元素的预测模型, 决定系数均达到 0.8。

利用高光谱数据构建反演模型从而对土壤 SOM 含量进行快速估测已经得到一致认可^[38-39], 赵瑞等^[40]结合遥感影像进行土壤 SOM 反演模型也取得了满意的结果。本试验中, 通过随机森林法建立的模型精度远高于其他 3 种方法, 这是因为随机森林法是随机的引入 2 个变量, 避免了模型陷入过拟合。所建立的 16

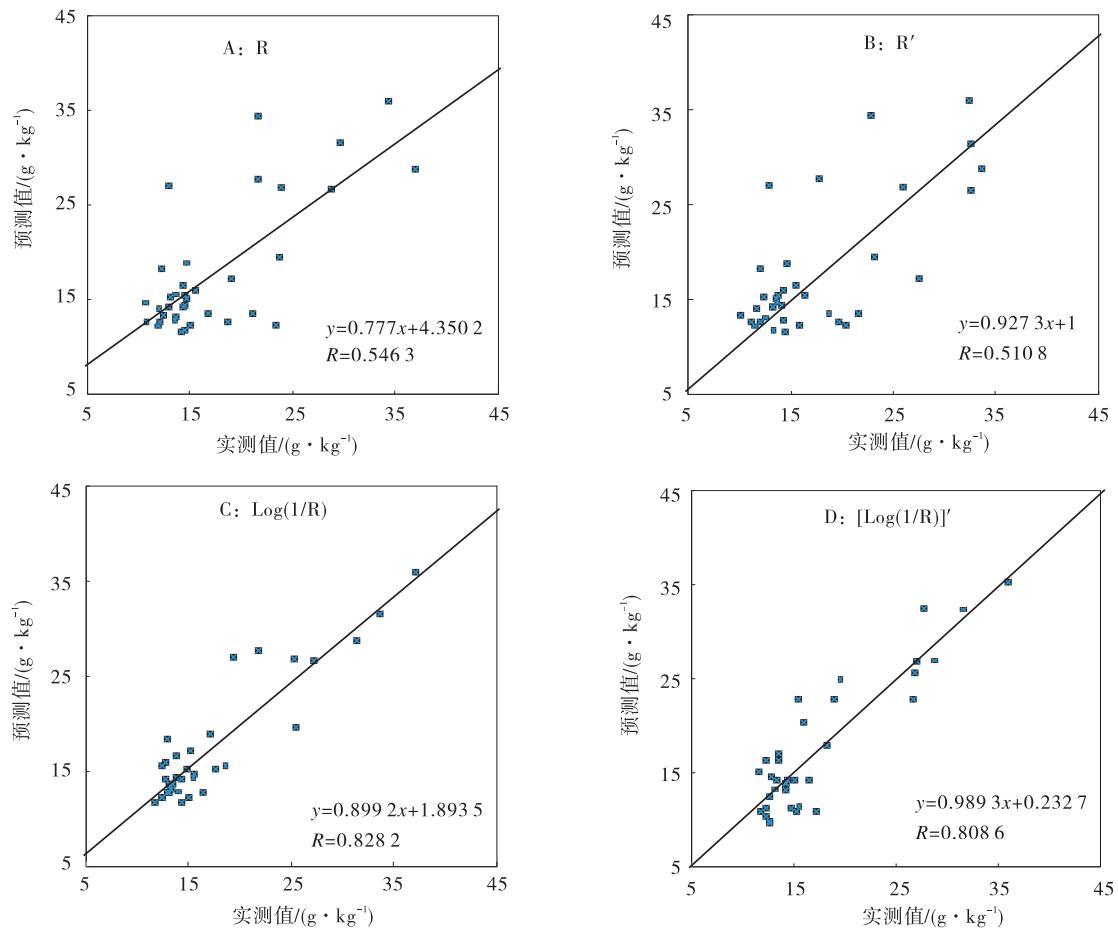


图4 SOM含量的实测值与预测值比较

Fig. 4 Correlation between SOM measured and predicted SOM contents

个反演模型中,随机森林倒数对数处理建立的 $\text{Log}(1/R)$ -RF模型的预测精度和稳定性较好,该模型可以有效的增强或减弱光谱波段特征峰,且降低数据之间的拟合性,提高建模精度,可为三江源地区土壤SOM含量预测,以及草地生态系统的恢复与重建提供理论依据。

由于土壤理化性质复杂多变,不同地区土壤理化性质不同,同一地区不同土壤理化性质也不尽相同,导致建立的土壤SOM含量反演模型的适用性需进一步研究与验证。因此,需要进一步采集三江源不同地区、不同种类土壤样本,进行更多的研究,为三江源地区生态系统的恢复与重建提供数据支持。

4 结论

1) 试验地土壤有机质(SOM)含量为41.6594~8.7613 g/kg,样本平均值为19.5597 g/kg,变异系数是45.25%,属于中等变异。不同退化程度土壤光谱曲线变化趋势大体一致,且随着SOM含量的增加,原

始光谱反射率曲线降低,呈负相关变化。

2) 通过对不同光谱转换方式与土壤SOM含量相关性关系的分析可知,原始光谱反射率通过倒数对数、一阶微分、倒数对数一阶微分转换后与土壤SOM含量的相关系数有了显著提升,说明光谱数据的数学转换可以扩大光谱的一些吸收特征。

3) 跟其他模型相比, $\text{Log}(1/R)$ -RF具有更高的预测精度和稳定性,可以较准确的估测本试验区土壤SOM含量。

参考文献:

- [1] 熊毅,等. 中国土壤[M]. 北京:科学出版社,1987:390-417.
- [2] 朱传梅,王宏卫,谢霞,等. 基于光谱指数和机器学习的土壤有机质含量反演[J] 江苏农业科学,2020,48(22):233-241.
- [3] 乔娟峰,熊黑钢,王小平,等. 新疆阜康荒地土壤有机质高光谱特征及其反演模型研究[J]. 干旱地区农业研究,2018,36(5):207-214.

- [4] 温军,周华坤,姚步青,等.三江源区不同退化程度高寒草原土壤呼吸特征[J].植物生态学报,2014,38(2):209-218.
- [5] 沈从旺,徐丽华.土壤pH值和全钾含量高光谱反演方法比较[J].江苏农业学报,2020,36(1):92-98.
- [6] 李亚娟,王亚亚,曹广民,等.三江源区土地利用方式对土壤氮素特征的影响[J].干旱地区农业研究,2017,35(3):272-277.
- [7] 薛利红,周鼎浩,李颖,等.不同利用方式下土壤有机质和全磷的可见近红外高光谱反演[J].土壤学报,2014,51(5):993-1002.
- [8] 牛芳鹏,李新国,靳万贵,等.利用高光谱估算博斯腾湖西岸湖滨绿洲土壤有机质含量[J].中国土壤与肥料,2021(1):9-16.
- [9] 闫姗姗,程旭,宋海燕.基于连续统去除的土壤有机质近红外光谱敏感波段提取研究[J].山西农业大学学报(自然科学版),2016,36(1):72-76.
- [10] 沙晋明,陈鹏程,陈松林.土壤有机质光谱响应特性研究[J].水土保持研究,2003(2):21-24+54.
- [11] 卢艳丽,白由路,杨俐苹,等.基于高光谱的土壤有机质含量预测模型的建立与评价[J].中国农业科学,2007(9):1989-1995.
- [12] 贺军亮,蒋建军,周生路,等.土壤有机质含量的高光谱特性及其反演[J].中国农业科学,2007(3):638-643.
- [13] 周萍,王润生,阎柏琨,等.高光谱遥感土壤有机质信息提取研究[J].地理科学进展,2008(5):27-34.
- [14] Gunsaulis F R, Kocher M F, Griffis C L. Surface structure effects on close-range reflectance as a function of soil organic matter content[J]. American Society of Agricultural Engineer, 1991, 34: 641-649.
- [15] 于士凯,姚艳敏,王德营,等.基于高光谱的土壤有机质含量反演研究[J].中国农学通报,2013,29(23):146-152.
- [16] 何挺.土地质量高光谱遥感监测方法研究[D].杨陵:西北农林科技大学,2004.
- [17] 张娟娟,田永超,姚霞,等.基于高光谱的土壤全氮含量估测[J].自然资源学报,2011,26(5):881-890.
- [18] 李伟,张书慧,张倩,等.近红外光谱法快速测定土壤碱解氮、速效磷和速效钾含量[J].农业工程学报,2007,23(1):55-59.
- [19] 刘燕德,熊松盛,吴至境,等.赣南脐橙园土壤全磷和TK近红外光谱检测[J].农业工程学报,2013,29(18):156-162.
- [20] 刘焕军,潘越,窦欣,等.黑土区田块尺度土壤有机质含量遥感反演模型[J].农业工程学报,2018,34(1):127-133.
- [21] 夏铭泽,石春鹏,刘征宇.基于支持向量机的葡萄酒质量预测[J].制造业自动化,2020,42(5):57-60.
- [22] 张海威,张飞,李哲,等.艾比湖流域盐渍土含水量光谱特征分析与建模[J].中国水土保持科学,2017,15(1):8-14.
- [23] 张东辉,赵英俊,秦凯,等.高光谱土壤多元信息提取模型综述[J].中国土壤与肥料,2018(2):22-28.
- [24] 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,2010,30(1):186-198.
- [25] 中国科学院西北高原生物研究所.高寒草原退化程度的界定方法:CN201010577332.8[P].2011-08-03.
- [26] 雷志栋,杨诗秀,谢森传.土壤水动力学[M].北京:清华大学出版社,1988.
- [27] 焦彩霞,郑光辉,解宪丽,等.可见-短近红外成像光谱数据的土壤有机质含量估算[J].光谱学与光谱分析,2020,40(10):3277-3281.
- [28] 赵小敏,杨梅花.江西省红壤地区主要土壤类型的高光谱特性研究[J].土壤学报,2018,55(1):31-42.
- [29] 郭熙,叶英聪,谢碧裕,等.南方丘陵稻田土壤碱解氮高光谱特征及反演模型研究[J].国土资源遥感,2015,27(2):94-99.
- [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.
- [31] Bowers S A, Hanks R J. Reflection of radiant energy from soils[J]. Soil Sci, 1965, 100(2): 130-138.
- [32] 周鼎浩,薛利红,李颖,等.基于可见-近红外光谱的水稻土全磷反演研究[J].土壤,2014,46(1):47-52.
- [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.
- [34] 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.
- [35] 刘焕军,张美薇,杨昊轩,等.多光谱遥感结合随机森林算法反演耕作土壤有机质含量[J].农业工程学报,2020,36(10):134-140.
- [36] 郑立华,李民赞,潘雯,等.基于近红外光谱技术的土壤参数BP神经网络预测[J].光谱学与光谱分析,2008,28(5):1160-1164.

- [37] 王永敏,李西灿,田林亚,等. 土壤有机质含量地面高光谱估测模型对比分析[J]. 国土资源遥感,2019,31(1): 110—116
- [38] 王彩玲,郭璞,王波,等. 基于高光谱的祁连山东段灌丛生物量估测模型构建[J]. 草原与草坪,2020,40(6): 39—45.
- [39] 卢艳丽,白由路,杨俐苹,等. 基于高光谱的土壤有机质含量预测模型的建立与评价[J]. 中国农业科学,2007(9):1989—1995.
- [40] 赵瑞,崔希民,刘超. GF-5 高光谱遥感影像的土壤有机质含量反演估算研究[J]中国环境科学,2020,40(8): 3539—3545

Estimation of soil organic matter content of degraded alpine grassland in Three Rivers Headwater region by spectral simulation

GUAN Wen-hao, LIU Zhi-gang, HE Guo-xing, JI Tong, LI Qiang, YANG Jun-yin,
LIU Xiao-ni*

(College of Pratacultural Science, Gansu Agricultural University, Key Laboratory for Grassland Ecosystem of Ministry of Education, Pratacultural Engineering Laboratory of Gansu Province, Sino-U. S. Centers for Grazingland Ecosystem Sustainability, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The alpine meadow soils with five degradation gradients in Maduo County of Sanjiangyuan were the research subject. A total of 90 soil samples of 0~30 cm below ground were collected. Spectral reflectance and soil organic matter (SOM) content in the soil samples were measured. The correlation between different spectral data conversion methods and SOM content was analyzed. According to the result of correlation analyses, the significant band with $P < 0.001$ level was selected as the characteristic band. Multiple stepwise regression (MLSR), support vector machine (SVM), decision tree (DT), and random forest (RF) models were established with the SOM content. The results showed that, 1) The content of SOM in alpine meadow soil was moderately variable and was negatively correlated with the soil original reflectance and positively correlated with the reciprocal logarithm; 2) The spectrum absorption characteristics were expanded by mathematical conversion of spectral data, while $\log(1/R)$, R' and $[\log(1/R)]'$ of correlation coefficient to maximum absolute value of SOM content were 0.099, 0.156, 0.159 9 higher than R respectively; 3) The accuracy of the RF inversion model was higher than other inversions Model, and the $\log(1/R)$ -RF model had the batter predictive effect. The coefficient of determination (R^2) and root mean square error (RMSE) of the modeling group and test group were 0.949 1, 0.252 69 and 0.717 23, 0.496 9, respectively, which can accurately estimate the SOM content of the alpine grassland soil.

Key words: Three Rivers Headwater region; hyperspectral inversion model; soil organic matters; spectral characteristic band