

乔娟峰,熊黑钢,王小平,等. 基于最优模型的荒地土壤有机质含量空间反演[J].江苏农业学报,2018,34(1):68-75.
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2018.01.010

基于最优模型的荒地土壤有机质含量空间反演

乔娟峰¹, 熊黑钢², 王小平¹, 周倩倩¹

(1.新疆大学资源与环境科学学院/绿洲生态教育部重点实验室,新疆 乌鲁木齐 830046; 2.北京联合大学应用文理学院,北京 100083)

摘要: 本研究采用 Landsat OLI 多光谱遥感影像数据,结合实测土壤有机质含量,利用原始影像反射率(A)、反射率一阶微分(A')、反射率二阶微分(A'')建立单波段和多波段回归模型,估算研究区土壤有机质含量,反演其空间格局。结果显示,经微分处理后的影像反射率,与土壤有机质含量相关系数增大。其中 A' 处理后的遥感影像反射率与土壤有机质含量的相关系数达到-0.850,比原始的提高了0.401,增强了有机质的光谱信息。多波段回归建模效果优于单波段建模。且 A' 的多波段回归模型预测精度最好,其建模集 R^2 为0.80, $RMSE$ 为3.66,预测集 R^2 为0.79, $RMSE$ 为3.65, RPD 为1.96,表明该模型精度高,误差最小,预测效果最优,可以很好地估算该区域的土壤有机质含量。基于一阶微分的多波段回归模型: $SOM=23.12-470.94B3-24.35B4-43.06B6$,对研究区的SOM含量空间分布格局进行反演,发现反演结果与实际情况吻合,因此,利用多波段回归模型能很好反演研究区SOM含量空间分布格局,表达其不同有机质含量的土壤空间分布与其对应的空间位置,这为土壤有机质面状参数的获取提供了快速而有效的方法。

关键词: 影像反射率;土壤有机质含量;微分变换;多波段建模

中图分类号: TP79;S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2018)01-0068-08

Spatial inversion of soil organic matter content in wasteland based on optimal model

QIAO Juan-feng¹, XIONG Hei-gang², WANG Xiao-ping¹, ZHOU Qian-qian¹

(1.College of Resources & Environment Science, Xinjiang University/Key Laboratory of Oasis Ecology(Xinjiang University) Ministry of Education, Urumqi 830046, China; 2.College of Art & Science, Beijing Union University, Beijing 100083, China)

Abstract: In this study, using Landsat OLI multispectral remote sensing image data, combined with the measured soil organic matter content, the original image reflectance (A), reflectance first order differential (A'), reflectance second order differential (A'') were used to establish single-band regression model to estimate the soil organic matter content and to retrieve the spatial pattern. The results showed that the correlation coefficient of image reflectance and soil organic matter content after differential treatment was increased. The correlation coefficient between the reflectance of the remote sensing image treated by A' and the content of soil organic matter reached -0.850, which was increased by 0.401 compared with the original, and the spectral information of organic matter was enhanced. Multi-band regression modeling was better than single-band modeling. And the prediction accuracy of the multi-band regression model was the best, and the modeling set R^2 was 0.8, the $RMSE$ was

收稿日期:2017-07-26

基金项目:国家自然科学基金项目(41671198)

作者简介:乔娟峰(1991-),女,陕西宝鸡人,硕士研究生,主要研究方向为干旱区土壤定量遥感研究。(E-mail) 945614553@qq.com

通讯作者:熊黑钢,(E-mail) heigang@buu.edu.cn

3.66, the prediction set R^2 was 0.79, the $RMSE$ was 3.65 and the RPD was 1.96, which indicated that the model had optimal prediction effect. Based on the first-order differential multi-band regression model: $SOM = 23.12-470.94B3-24.35B4-43.06B6$, the spatial distribution pattern of SOM content in the study area was retrieved and the result was

consistent with the actual situation. The spatial distribution pattern of SOM content could be used to predict the spatial distribution of SOM content in the study area, and the spatial distribution of the soil with different organic matter content and its corresponding spatial location could be used to provide a quick and effective method for obtaining the surface parameters of soil organic matter.

Key words: image reflectance; soil organic matter content; differential transform; multi-band model

土壤有机质(Soil organic matter, SOM)是土壤中的所有含碳的有机物,具有改良土壤结构、疏松土壤的作用,是评价土壤肥沃程度的一个重要指标^[1-2]。因此,研究 SOM 含量的空间格局是管理好土壤养分及了解土壤理化性质的基础。传统的土壤有机质含量测定方法是通过野外采集土样,并在室内运用化学方法测定,其耗时长、工作量大且多为点状信息数据,不能快速、无损地进行大面积的土壤有机质含量测定^[3]。因此,需要一种简捷、准确测定 SOM 含量的技术。

土壤反射率与 SOM 含量之间存在一定的关系^[4],这为遥感及时大面积荒地 SOM 监测提供了依据,并可利用其探讨 SOM 的空间面状分布特征。

国内外学者利用不同遥感数据对 SOM 含量反演取得许多成果,Al-Abbas 等^[5]发现土壤光谱反射率与有机质含量呈显著负相关。宋金红等^[6]通过 Landsat TM 数据对 SOM 含量与土壤反射率定量关系进行研究,得到 TM1、TM5 波段 DN 值的回归模型预测研究区表层 SOM 含量最优。田永超等^[7]通过应用热红外光声光谱技术估测土壤有机质含量,得到经过一阶导数滤波平滑后精度较高的光谱建模。在利用光谱反射率数据进行土壤有机质含量反演的模型方面,大多是运用单波段回归模型和多波段回归模型。夏楠等^[8]基于多光谱数据,利用多波段回归估算模型对荒漠矿区土壤有机质含量预测,结果表明一阶微分建立的模型精度最高。马驰基于 Landsat 8 数据,定量反演了吉林中北部地区土壤有机质含量,利用反射率不同变换形式与表层有机质含量建立单波段和多波段回归模型,发现反射率倒数变换建立的多波段模型精度最优^[9]。前人研究主要是基于遥感影像波段原始反射率变换,很少直接利用 IDL 交互式编程语言对影像进行微分处理,建立高精度的有机质反演模型,并利用其分析有机质空间面状分布特征。本研究拟通过 IDL 交互式编程语言对 Landsat OLI 影像数据进行微分处理,提取

其土壤反射率和一阶微分、二阶微分,以及实验室测定的表层(0~20 cm)土壤有机质含量为数据源,分别建立单波段回归模型和多波段回归模型,并对模型精度进行检验,找出最优反演研究区土壤有机质含量的数学模型。利用其对表层 SOM 含量空间面状分布格局特征进行探讨。

1 研究区概况及数据来源与处理

1.1 研究区概况

研究区位于阜康市水磨沟乡 222 团的柳城子水库下游(87°46'~88°44'E, 43°45'~45°29'N)。水库整体呈东南-西北走向,为一不规则的多边形(图 1)。由于水库底部未采取防渗措施,渗漏严重。其水库下游荒地土壤盐碱化严重,土壤类型以盐碱土为主。其地表主要植被类型以梭梭群落、盐爪爪群落等为主,几乎全为旱生、盐生植物,形成稀疏的植物群落混合镶嵌分布。此地夏季炎热,冬季寒冷,春秋气温升降剧烈,年均气温 6.6℃,7 月平均气温 26.6℃,1 月平均气温-17.0℃,无霜期 174 d,年降水量 164 mm,年蒸发潜力 2 000 mm 左右,冬季积雪 3~29 cm,是典型的大陆性干旱气候^[10]。

1.2 土壤数据

研究区土壤为原状表层土,质地为壤土。2014 年 10 月在研究区进行土样采集。选择采样的路线避免人为干扰,由水库大坝向西北每隔 300 m 左右布设 1 条平行于水库大坝的采样线,共布线 8 条。以遥感图像为参考图和手持 GPS 科学辅助野外调查选点。依据实地情况,在每条线上隔 300 m 取 1 个点,每条线上取 7~9 点,总计取 64 个采样点(图 1)。每个采样点按照梅花桩采样法,取 0~20 cm 深度土壤,然后混合为 1 个组合样品。对所采的每个土壤样本编号入袋,带回实验室,经自然风干和剔除残渣、石块等杂质后,研磨,过 2 mm 孔筛。在中国科学院新疆生态与地理研究所理化测试中心,采用高温外热重铬酸钾容量法进行土壤有机质含量测定。

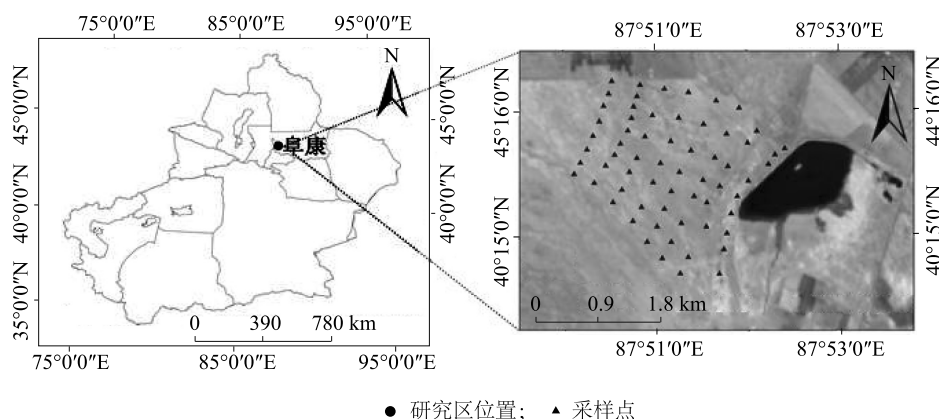


图 1 研究区位置及采样点分布图

Fig.1 Location and sampling points of the study area

1.3 影像数据

研究所用的 Landsat OLI 影像免费下载于地理空间数据云,其分辨率为 30 m,云量很小,地图投影为 WGS84 坐标。选取的影像时间为 2014 年 10 月,以保证与采样时间吻合。影像的预处理包括影像的辐射校正、大气校正、几何校正、图像裁剪等步骤。在 ENVI5.1 软件中对遥感影像进行辐射校正使影像的灰度值转换成辐射亮度值,得到地物光谱反射率,定标后采用 FLASH 模块进行大气校正,以消除地面阴影、地形起伏和成像过程中产生的一系列的噪声,使地物反射率更准确,最后利用已有的基准影像进行几何校正,以改正遥感影像几何误差(校正误差小于 0.5 个像元)。经校正后的影像的像元 DN 值可视为真实的地物光谱信息。OLI 陆地成像仪波段为 B1~B7,其波段范围为:B1 为 0.433~0.453 μm 、B2 为 0.450~0.515 μm 、B3 为 0.525~0.600 μm 、B4 为 0.630~0.680 μm 、B5 为 0.845~0.885 μm 、B6 为 1.560~1.660 μm 、B7 为 2.100~2.300 μm 。

大量研究结果表明,对影像的地物反射率进行数学变换可以适当的削弱图像中噪声对目标光谱反射率的影响,增强反射率与土壤成分之间的相关性,从而突出光谱反射率与土壤有机质的关系^[11]。因此,本研究利用 IDL 交互式编程语言对大气校正后的 OLI 影像反射率(A)的 7 个波段进行一阶微分(A')和二阶微分(A'')处理,作为变换指标。

1.4 模型的验证

通过判别系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对分析误差[RPD,检验样本标准差(SD)与预测均方根误差(RMSE)的比值]来衡量模型精度。 R^2 越

大, RMSE 越小,说明模型的精度越高^[12]。Viscarra 等^[13]对模型 RPD 做了如下分类, $RPD \leq 1.0$, 预测能力极差; $1.0 < RPD \leq 1.4$, 预测能力较差; $1.4 < RPD \leq 1.8$, 预测能力一般; $1.8 < RPD \leq 2.0$ 预测能力较好; $2.0 < RPD \leq 2.5$ 预测能力极好。

2 结果与分析

2.1 土壤有机质统计分析

由于该研究区人为干扰少,气候干旱少雨,荒地植物生产能力低,土壤中微生物活性低,土壤动植物残体归还土壤少,使有机质在土壤中的积累缓慢,导致土壤有机质含量低。该区土壤 64 个样本的有机质含量变化范围为 5.63~34.08 g/kg, SOM 含量平均值 14.86 g/kg(表 1)。根据全国第二次土壤普查养分分级标准^[14],属于第四等级的缺乏水平。选用 K-S(Kennad-Stone)算法,在 DPS 软件中计算出各个样本的欧氏距离,并将其划分为建模集和验证集,其中 43 个样本用于建模,21 个样本用于验证。SOM 含量的建模集和验证集的统计指标接近,变异系数 10%~100%,为中等变异,表明样本离散程度较高,建模具有代表性。

2.2 土壤有机质含量与影像波段的相关性分析

研究区 SOM 含量与 Landsat OLI 各波段光谱反射率呈负相关(表 2)。与原始影像反射率 A 相比,经微分处理后的影像反射率与土壤有机质含量相关系数均有所上升。通过比较 3 种变换指标的相关系数,发现 A'与 SOM 含量相关系数提高最明显,其相关系数最大值为-0.850, A''与 SOM 含量相关系数次之,其最大值为-0.811。说明一阶微分更好地突出

了 SOM 含量的光谱信息,而二阶微分处理后的遥感影像反射率对 SOM 含量的相关性也有所提高。在 $P<0.01$ 水平上呈显著相关关系的有: A 与 $B1\sim B5$ 波段, A' 与 $B3\sim B6$ 波段, A'' 与 $B2\sim B7$ 波段。在 $P<0.05$ 水平呈显著相关关系的有: A 与 $B6\sim B7$ 波段、 A' 与 $B1$ 波段、 A'' 与 $B1$ 波段。 A' 与 $B2$ 、 $B7$ 波段相关

性不显著。选取与 SOM 含量相关性最好的波段分别建立方程(图 2)。从图 2 可以看出,影像反射率 A' 的 $B6$ 波段的影像反射率与实测表层 SOM 含量的 R^2 为 0.71,其坐标数值靠近直线 $y=64.16x+8.28$,两者拟合效果最好。其次效果较好的依次为 A'' 的 $B4$ 波段、 A 的 $B5$ 波段。

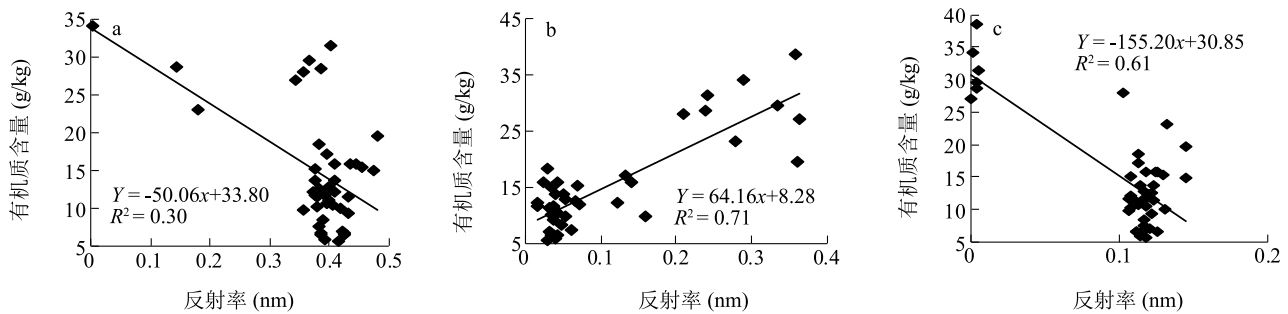
表 1 土壤有机质含量特征统计
Table 1 Statistics of soil organic matter content

样本类型	样本数 (个)	全距 (g/kg)	最小值 (g/kg)	最大值 (g/kg)	均值 (g/kg)	标准差	变异系数 (%)
总样本	64	28.45	5.63	34.08	14.86	7.69	51.76
建模集	43	28.45	5.63	34.08	14.76	7.69	52.08
验证集	21	27.12	6.35	33.47	15.08	7.89	52.34

表 2 有机质含量与各波段反射率及变换形式的相关性
Table 2 Correlation analysis between organic matter content and reflectance of each band

变换 指标	分析 参数	波段						
		B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7
A	r	-0.347 **	-0.446 **	-0.434 **	-0.432 **	-0.449 **	-0.269 *	-0.285 *
	T	0	0	0	0	0	0.031	0.022
A'	r	-0.295 *	-0.246	-0.736 **	-0.715 **	-0.680 **	-0.850 **	0.153
	T	0.018	0.050	0	0	0	0	0.226
A''	r	-0.287 *	-0.611 **	-0.737 **	-0.811 **	-0.657 **	-0.776 **	-0.457 **
	T	0.022	0	0	0	0	0	0

r 为相关系数; T 为相伴概率; ** 表示极显著相关 ($P<0.01$); * 表示显著相关 ($P<0.05$)。 A : 遥感影像原始反射率; A' : 一阶微分影像反射率; A'' : 二阶微分影像反射率。



a: 影像反射率的第 5 波段; b: 影像反射率一阶微分的第 6 波段 ; c: 影像反射率二阶微分的第 4 波段。

图 2 不同波段反射率与有机质含量的关系

Fig.2 Relation between different spectral reflectance and the content of organic matter

2.3 有机质含量反演模型的构建

以土壤有机质含量为因变量,并以影像各波段 ($B1\sim B7$) 像元反射率 A 、 A' 、 A'' 为自变量,建立单波段和多波段回归模型(表 3)。在土壤有机质含量的

单波段反演模型中,利用 A' 的 $B6$ 波段建立的 SOM 含量反演模型精度最高。其次为 A'' 的 $B4$ 波段,再次是 A 的 $B5$ 波段。这主要是因为有机质含量与影像反射率的相关系数决定了其对影像波段响应的灵

敏性,相关性越高,响应越灵敏^[15]。在各波段反射率与建模集有机质含量建立的土壤 SOM 的多波段回归模型中,利用 A' 的 B3、B4 和 B6 波段建立的模型精度最好。其余依次为 A'' 的 B2、B4 和 B6 波段、A 的 B1、B2 和 B5 波段。A'' 建立的模型精度低于 A', 可能与微分的差分计算有关,A' 可以对重叠混合光谱进行分解以便识别,扩大样品之间的光谱特征差异,A'' 在消除背景噪音的同时又扩大了其他细节干扰的作用,因此可能损失了一些光谱信息。

在 2 种建模方法中,对 A 进行微分变换后的模型精度均有所提升。比如单波段 A 建模的 R^2 为 0.30, RMSE 为 6.38,反射率经过一阶微分变换后建

模的 R^2 达到 0.71, RMSE 为 4.25,反射率经过二阶微分变换后建模的 R^2 为 0.61, RMSE 为 5.10,表明以反射率的微分变换建立的模型比原始模型效果好,同时也揭示了土壤反射率经微分处理后能增加光谱对有机质的敏感性。

无论在单波段还是多波段回归模型中,一阶微分变换后的回归模型预测精度最优。对比各反演模型精度,多波段建模精度优于单波段建模,主要与入选的波段有关,波段数越多,精度相对就会提升。其中一阶微分的多波段建模集 R^2 为 0.80, RMSE 为 3.66,模型精度高且误差最小,是 SOM 含量的最优预测模型。

表 3 土壤有机质含量遥感建模

Table 3 Remote sensing modeling of soil organic matter content

方法	自变量	R^2	RMSE	模型
单波段回归模型	A	0.30	6.38	$SOM = 33.80 - 50.06B5$
	A'	0.71	4.25	$SOM = 8.28 - 64.16B6$
	A''	0.61	5.10	$SOM = 30.85 - 155.20B4$
多波段回归模型	A	0.30	6.34	$SOM = 29.94 + 55.24B1 - 108.64B2 - 17.90B5$
	A'	0.80	3.66	$SOM = 23.12 - 470.94B3 - 24.35B4 - 43.06B6$
	A''	0.67	4.67	$SOM = 30.84 - 556.87B2 - 106.61B4 - 17.84B6$

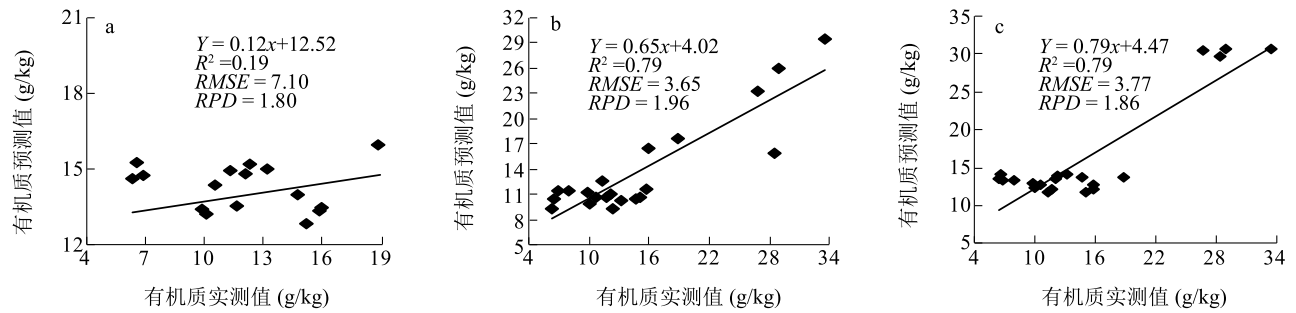
2.4 模型的检验

模型的验证主要考虑估算模型的稳定性和效果。利用模型验证集的 21 个土壤有机质含量 A、A' 和 A'' 建立的单波段和多波段回归模型,计算预测 SOM 含量并与实测值拟合形成趋势线。为方便看出拟合效果绘制散点图(图 3、图 4),基于单波段 A' 和 A'' 的有机质含量预测值与实测值较均匀地分布在趋势线两侧。前者 R^2 为 0.79, RMSE 为 3.65,后者 R^2 为 0.79, RMSE 为 3.77。两者的 RPD 在 1.8~2.0,说明二者预测能力较好(图 3)。而单波段的 A 的 SOM 预测值与实测值偏离趋势线,其中 A 的 RPD 在 1.4~1.8,表明模型预测能力一般。因此,也进一步证明反射率微分处理后提高了 SOM 含量的预测能力。在多波段建立的模型中(图 4),相比 A 和 A'' 的散点图,基于 A' 的 SOM 含量预测值与实测值均匀地分布在趋势线两侧,其 R^2 为 0.79, RMSE 为 3.69, RPD 为 2.08,模型精度最高且误差最小,RPD 在 2.0~2.5,说明此模型预测能力极好。通过各种模型对比发现,遥感影像 B3、B4、B6 波段 DN 值与

SOM 含量建立的 A'-MASR 模型预测的土壤有机质含量效果最优,能精准预测 SOM 含量,并为研究区表层土壤有机质含量空间格局的反演提供了依据。

2.5 土壤有机质含量的反演

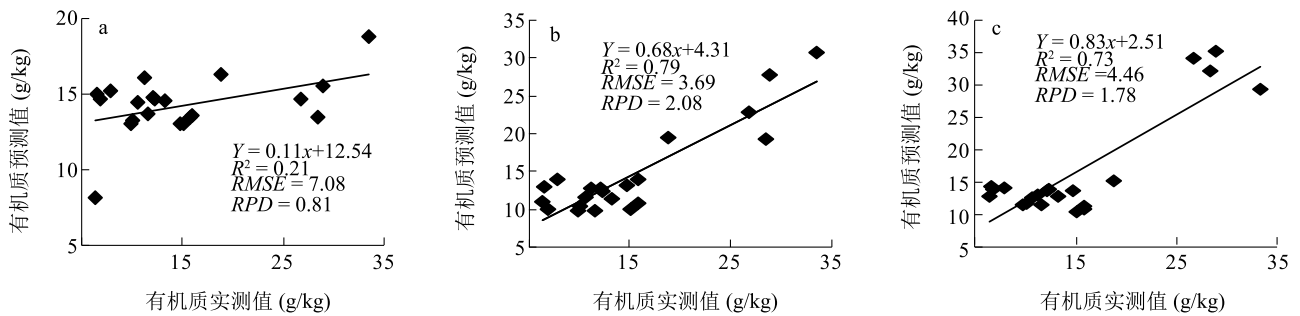
利用拟合度和验证精度最优的 A' 多波段模型($SOM = 23.12 - 470.94B3 - 24.35B4 - 43.06B6$),通过 ENVI 软件中 BandMath 工具实现整个研究区的 SOM 含量空间分布的反演,并将反演图进行图斑碎块化处理(图 5)。图中最大值为 36.70 g/kg,最小值为 5.30 g/kg。按照国家对有机质含量分级标准,将研究区分为 5 类(0~6.0 g/kg、6.1~10.0 g/kg、10.1~20.0 g/kg、20.1~30.0 g/kg、30.1~40.0 g/kg),其中含量在 0~6.0 g/kg 的面积占研究区 3.13%,6.1~10.0 g/kg 的面积占研究区 21.88%,10.1~20.0 g/kg 的面积占研究区 56.25%,20.1~30.0 g/kg 的面积占研究区 11.25%,30.1~40.0 g/kg 的面积占研究区 7.49%。利用不同等级差异性显现出了 SOM 含量的变化范围和空间分布格局。



a: 影像反射率; b: 影像反射率一阶微分; c: 影像反射率二阶微分。

图3 基于单波段反射率的有机质预测值与实测值散点图

Fig.3 Scatter diagram of predicted and measured organic matter content based on single-band reflectance



a: 影像反射率; b: 影像反射率一阶微分; c: 影像反射率二阶微分。

图4 基于多波段反射率的有机质预测值与实测值散点图

Fig.4 Scatter diagram of predicted and measured organic matter content based on multi-band reflectance

研究区荒地整体上表层 SOM 含量低,大多数处于很缺乏水平。究其原因可能与该地区干旱少雨的气候特征以及局部的成土母质差异有关。同时,研究区内反演图显示,土壤有机质含量分布不均,空间差异较大。有机质含量 0~6.0 g/kg 的区域主要分布在研究区边缘地带,尤其在研究区的西侧。根据实地调查,虽然该区域距水库较远,但地势低洼,地下水位较高,土壤含盐量高,植被覆盖率低。因此,其土壤中累积有机质含量少,土壤贫瘠。靠近水库边缘 SOM 含量低,主要是该区域有一条排碱渠,地表呈现白色,植被少。此外,土壤中富含的盐分遮蔽了有机质的光谱信息,因此获得有机质含量的反演值较低。SOM 含量在 6.1~10.0 g/kg 的土壤主要分布在 0~6 g/kg 区域周围,即分布在盐碱斑块的周边。SOM 含量 10.1~20.0 g/kg 的土壤主要位于研究区的中心,该区域地势略高,地下水位较低,有利于植被的生长。SOM 含量在 20.1~30.0 g/kg 的土壤和 30.1~40.0 g/kg 的土壤交叉分布,所占面积很

小,主要靠近水库大坝周围和研究区西北部,靠近平原水库大坝,大坝未铺防渗膜,土壤含水量多,地表植被和生物量都较多,有机质含量累积高,而西北部 SOM 含量高则是该区域地势较高,土壤盐分少,含水量较高,地表植被生长较为茂盛。

3 讨论

本研究以干旱区荒地土壤表层的有机质含量为研究对象,对 Landsat 8 OLI 的 7 个波段反射率进行微分处理后与有机质含量进行相关性分析,筛选出特征波段以及最优模型,反演出荒地表层 SOM 含量的面状空间格局,研究结果为:(1) 影像反射率不同变换形式与土壤有机质含量均呈负相关,原始反射率与有机质含量的相关系数最大值为-0.449,而一阶微分、二阶微分与有机质含量的相关性最大值分别为-0.850 和-0.811。反射率经过微分处理后,突出了有机质的光谱信息,可以很好地对土壤有机质进行反演。(2) 经过一阶微分处理后建立的反演模

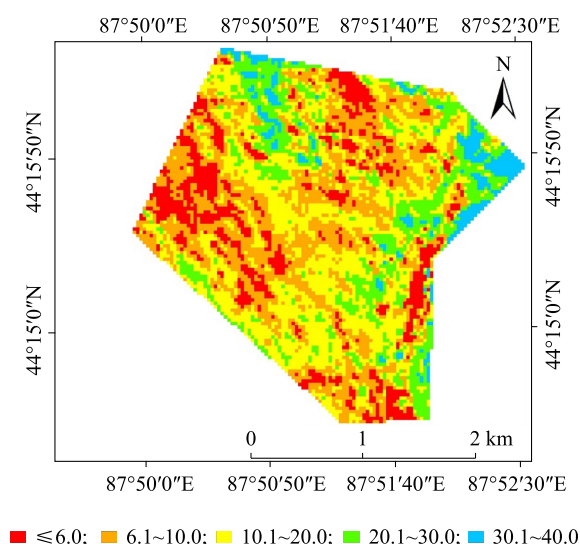


图5 土壤有机质含量的空间分布

Fig.5 Spatial distribution of soil organic matter content

型具有更好的预测能力,并且多波段回归建模效果优于单波段建模。利用一阶微分处理后的第3、第4、第6波段建立的模型为最优估算模型,模型 RPD 为 2.08,该模型可以很好地估算该区域的土壤有机质含量。(3)基于一阶微分的多波段回归模型对研究区的 SOM 含量空间分布格局进行反演,得出该地区土壤整体贫瘠且处于缺乏水平,反演结果与实际结果相吻合。这很好地表达了不同有机质含量的土壤空间分布与其对应的空间位置。为土壤有机质面状参数的获取提供了快速而有效的方法。

利用遥感影像研究表层土壤有机质含量空间分布的方法具有省时省力的特点,为以后土地质量监测与可持续利用开辟了一条途径。许多学者在利用遥感技术估算土壤有机质含量时指出,将反射率进行对数、倒数等变换后可以显著提高与有机质含量的相关系数^[16-18]。本研究结果表明,影像波段反射率经一阶微分和二阶微分处理后与土壤有机质含量之间也存在较好的相关性,其中一阶微分的多波段模型建模集 R^2 为 0.80,预测集 R^2 为 0.79,模型反演效果最优。其 RPD 为 2.08,表明模型预测能力极好,这更加支持了利用遥感影像一阶微分处理对土壤有机质含量进行估测的可行性。一阶微分处理有利于降低波段间的信息冗余,突出有用信息并提高灵敏度,而在二阶微分时,由于差分计算,在消除背景噪音的同时又扩大了其他细节干扰的作用。

通过研究区 SOM 含量与 Landsat OLI 的波段相关性研究,得到 A 的 B5 波段与 SOM 含量相关系数达到 -0.449, A' 的 B6 波段与 SOM 含量相关系数达到 -0.850, A'' 的 B4 波段与 SOM 含量相关系数达到 -0.811。发现影像反射率进行微分变换后,明显提高了与有机质含量的相关性。陈颂超等^[19]对土壤多光谱的数据研究发现一阶微分处理的土壤光谱是获取土壤有机质响应的有效手段。对遥感影像波段反射率进行一阶微分和二阶微分处理对土壤有机质信息的提取确实有效。由于本研究中只对反射率做了微分变换,在以后的研究中,将增加其他数学变换和更多的估算模型方法,找到提高反演模型精度的更好方法。

本研究利用多波段回归分析方法建立了荒地表层有机质含量的多光谱反演模型,达到了较好的预期效果,主要原因:(1)这是由于单波段的模型仅仅运用了极少一部分信息,只能表达有限的土壤有机质信息。而影像多光谱数据丰富的波段信息能表达出完整的信息。(2)遥感影像与采样时间一致,同时 10 月份研究区的地表裸露及地表植物已枯萎,遥感影像能真实反映出地表土壤光谱信息。(3)研究区采样点分布相对均匀,能够代表采样点的有机质含量分布信息,有利于遥感影像反射率与有机质含量的建模。

本研究以干旱区荒地土壤表层的有机质含量为研究对象,对 Landsat 8 OLI 的 7 个波段反射率进行微分处理后与有机质进行相关性分析,筛选出特征波段以及最优模型,反演出荒地表层 SOM 含量的面状空间格局,研究结果为:

(1)反射率不同变换形式与土壤有机质含量均呈负相关,原始反射率与有机质含量的相关系数最大值为 -0.449,而一阶微分、二阶微分与有机质含量的相关系数最大值分别为 -0.850 和 -0.811。反射率经过微分处理后,突出了有机质的光谱信息,可以很好地对土壤有机质进行反演。

(2)经过一阶微分处理后建立的反演模型具有更好的预测能力,并且多波段回归建模效果优于单波段回归建模。利用一阶微分处理后的第3、第4、第6波段建立的模型为最优估算模型,模型 RPD 为 2.08,该模型可以很好地估算该区域的土壤有机质含量。

(3)基于一阶微分的多波段回归模型对研究区

的 SOM 含量空间分布格局进行反演,得出该地区土壤整体贫瘠且处于缺乏水平,反演结果与实际结果相吻合。这很好地表达了不同有机质含量的土壤空间分布与其对应的空间位置。为土壤有机质面状参数的获取提供了快速而有效的方法。

参考文献:

- [1] SINGH D,HERLINI,BERROIR J P,et al.An approach to correlate NDVI with soil color for erosion process using NOAA/AVHRR data[J].Advances in Space Research,2004,33(3):328-332.
- [2] CHANG C W,LAIRD D A.Near infrared reflectance spectroscopic analysis of soil C and N[J].Soil Science,2002,167(2):110-116.
- [3] 何东健,陈 煦.土壤有机质含量田间实时测定方法[J].农业机械学报,2015,46(1):127-132.
- [4] 叶 勤,姜雪芹,李西灿,等.基于高光谱数据的土壤有机质含量反演模型比较[J].农业机械学报,2017,48(3):164-172.
- [5] AL-ABBAS A H SWAIN P H,BAUMGARDNER M F.Relating organic matter and clay content to the multi-spectral radiance of soils [J].Soil Science,1972,114(6):477-485.
- [6] 宋金红,吴景贵,赵欣宇,等.基于 TM 数据的黑土有机质含量空间格局反演研究[J].土壤学报,2015,52(6):1422-1429.
- [7] 田永超,张娟娟,姚 霞,等.基于近红外光声光谱的土壤有机质含量定量建模方法[J].农业工程学报,2012,28(1):145-152.
- [8] 夏 楠,塔西甫拉提·特依拜,丁建丽,等.基于多光谱数据的荒漠矿区土壤有机质估算模型[J].农业工程学报,2016,32(6):263-267.
- [9] 马 驰.基于 Landsat8 吉林中北部地区土壤有机质定量反演研究[J].干旱区资源与环境,2017,31(2):167-172.
- [10] 李荣荣,熊黑钢,段鹏程,等.干旱区平原水库下游盐渍化土壤光谱时空分布特征分析[J].土壤通报,2016,47(3):532-536.
- [11] 王敬哲,塔西甫拉提·特依拜,丁建丽,等.基于分数阶微分预处理高光谱数据的荒漠土壤有机碳含量估算[J].农业工程学报,2016,32(21):161-169.
- [12] 郭 熙,叶英聪,谢碧裕,等.南方丘陵稻田土壤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.
- [13] VISCARRA R V,MCGLYN R N,MCBRATNEY A B.Determining the composition of mineral-organic mixes using UV-vis-NIR diffuse Reflectance spectroscopy[J].Geoderma,2006,137(1/2):70-82.
- [14] 全国第二次土壤普查养分分级标准[EB/OL]. [2012-05-10] <http://wenku.baidu.com/view/1242f6ef856a561252d36f6e.html>.
- [15] 侯艳军,塔西甫拉提·特依拜,买买提·沙吾提,等.荒漠土壤有机质含量高光谱估算模型[J].农业工程学报,2014,30(16):113-120.
- [16] 刘 娇,李 毅,刘世宾.光谱测定黑河上游土壤有机质的预测模型[J].光谱学与光谱分析,2013,33(2):3354-3358.
- [17] 顾晓鹤,王 堃,潘瑜春,等.基于 HJ1A-HSI 超光谱影像的耕地有机质遥感定量反演[J].地理与地理信息科学,2011,27(6):70-73.
- [18] 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.
- [19] 陈颂超,冯来磊,李 硕,等.基于局部加权回归的土壤全氮含量可见-近红外光谱反演[J].土壤学报,2015,52(2):312-320.

(责任编辑:陈海霞)