

DOI: 10.11766/trxb201705310236

干旱区典型绿洲土壤有机质的反演及影响因素研究*

周倩倩^{1, 2} 丁建丽^{1, 2†} 唐梦迎^{1, 2} 杨斌³

(1 新疆大学资源与环境科学学院智慧城市与环境建模自治区普通高校重点实验室, 乌鲁木齐 830046)

(2 绿洲生态教育部重点实验室, 乌鲁木齐 830046)

(3 武警黄金第八支队, 乌鲁木齐 830057)

摘要 为了大面积、高精度地反演土壤有机质含量, 为农业可持续发展提供数据支撑。以新疆渭干河-库车河三角洲绿洲为研究区, 采用波段平均法将实测高光谱窄波段拟合为 Landsat 8 OLI 遥感影像的宽波段, 建立土壤有机质含量的估算模型, 并将最优估算模型应用到经过波段校正的 Landsat 8 OLI 遥感影像中。结果表明: (1) 反射率进行倒数、对数、平方、一阶微分等数学变换后与有机质含量的相关性显著提高; (2) 土壤有机质的高光谱估算模型拟合度较高, 最优估算模型的决定系数 R^2 为 0.852, 采用比值法对多光谱波段反射率进行校正, 校正后的遥感影像反演结果得到了较大提高, 检验样本的决定系数 R^2 从 0.711 提升至 0.849。从反演结果来看, 将高光谱估算模型应用到经过订正的多光谱影像, 土壤有机质反演模型的精度得到了大幅度提高, 运用此方法可以实现高精度的土壤有机质区域化反演。(3) 有机质的分布受土地利用类型、土壤颗粒组成、土壤质地的影响, 其中土壤质地对有机质的空间分布影响最为显著。

关键词 高光谱; Landsat 8 OLI; 土壤有机质; 影响因素

中图分类号 S127 **文献标识码** A

土壤有机质是土壤的重要组成部分, 是各种营养元素的重要来源, 作为土壤肥力的重要指标可以影响土壤的其他理化性质^[1]。因此, 土壤有机质的研究成为土壤学的研究热点之一^[2]。土壤有机质含量快速、高精度的区域化估测, 对于干旱区盐渍地农业的可持续发展具有重要意义。如何满足现代精准农业和区域土壤调查的要求, 实现快速、准确、实时的土壤有机质监测变得十分重要。

国内外针对土壤有机质含量的估算已有大量

研究, 传统的土壤化学分析法是将野外采集的土样风干、研磨、过筛后通过各种仪器和药品在实验室内进行测定, 需要耗费巨大的人力、物力、财力, 而遥感技术具有图像信息丰富、数据获取方便、成本低等优点, 可以在短时间内获取较为完整的土壤反射率信息。国内外已有部分研究是利用可见光-近红外对有机质含量进行估测^[3-5], 研究表明, 土壤光谱在可见光部分与有机质含量的相关性优于近红外部分, 可见光-近红外光谱可以实现土壤有机

* 国家自然科学基金项目 (U1303381, 41261090)、自治区重点实验室专项基金 (2016D03001) 及自治区科技支疆项目 (201591101) 和教育促进与美大地区科研合作与高层次人才培养项目资助 Supported by the National Natural Science Foundation of China (Nos.U1303381, 41261090), Special Fund for Key Laboratories of the Xinjiang Uyghur Autonomous Region (No.2016D03001) and Science and Technology Project of Supporting Xinjiang Uyghur Autonomous Region (No.201591101), and Fund of the Ministry of Education for Projects of Promoting Scientific Research Cooperation and Training of High-level Talented Persons in Americas and Oceania

† 通讯作者 Corresponding author, E-mail: watarid@xju.edu.cn

作者简介: 周倩倩 (1991—), 女, 山东郓城人, 硕士研究生, 主要从事干旱区资源环境遥感研究。E-mail: xj_zqq0912@163.com

收稿日期: 2017-05-31; 收到修改稿日期: 2017-09-13; 优先数字出版日期 (www.cnki.net): 2017-10-18

质的估算。众多学者研究发现土壤有机质含量和土壤反射率的高低有明显关系^[6-7]。国内外学者还借助实测高光谱对土壤有机质含量进行估算,均取得了较为理想的效果^[8-10]。基于多光谱数据的区域尺度土壤有机质的估测主要集中在干旱区^[11-13]、东北黑土区^[14-17]、耕作区^[18-20]、平原区^[21-22]等区域,大多为县级尺度,面积从几十至几百平方千米不等,以上研究均实现了土壤有机质的区域化监测。通过以上研究发现,高光谱数据具有较高的精度,而遥感影像具有范围大、空间分辨率高的特点,将高光谱和多光谱结合,集两者优点于一身,对土壤有机质进行估测的研究较为少见。

干旱区生态环境脆弱,农业是干旱地区主要的经济来源,因此对有机质的研究至关重要。以新疆的渭-库绿洲为研究对象,利用高光谱的窄波段通过波段平均的方法拟合为Landsat 8 OLI的7个波段反射率,并进行数学变换,建立基于拟合波段的偏最小二乘回归模型,用比值法对多光谱波段反射率进行校正,将高光谱估算模型应用到遥感影像中,以提高区域尺度条件下土壤有机质的估测精度,为区域化土壤质量监测、农业的可持续发展提供数据支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

渭干河-库车河流域(82°10'~83°40'E、41°06'~41°40'N)位于新疆塔里木盆地北缘、天山南麓,是新疆典型的干旱区绿洲,研究区总面积为5 988 km²。该区年均降水量仅有51.6 mm,而年均蒸发量高达2 123 mm,属于干旱与极端干旱地区。土壤类型以潮土、棕漠土、灌淤土为主,也有少量草甸土、沼泽土、水稻土、盐土等。地表植被以小白杏(*Rosaeae*)、核桃(*Juglans regia*)、玉米(*Zea mays*)、棉花(*Gossypium hirsutum*)等农田植被以及怪柳(*Tamarix ramosissima*)、盐爪爪(*Kalidium foliatum*)、盐穗木(*Halostachys caspica*)、骆驼刺(*Alhagi sparsifolia*)等荒漠耐盐植物和盐生灌丛为主^[23]。

1.2 遥感影像的选取与预处理

文中选取与土壤采样时间较为一致的2016年5月30日的Landsat 8遥感影像1景,遥感数据来源于于

地理空间数据云(<http://www.gscloud.cn/>),影像在本研究区域无云覆盖,有利于提高土壤有机质含量的反演精度。运用ENVI 5.1软件对遥感影像进行预处理,主要包括影像的辐射校正、大气校正、几何校正(校正误差小于0.5个象元)等^[24]。

1.3 样品采集与分析

本实验室在渭-库绿洲具有长期的研究积累,研究基础扎实,使得研究工作较为便利。2016年5月,选取具有代表性的39个采样点进行野外采样,39个样点经过研究区多年验证,覆盖了该地区典型的土壤质地、土壤类型,遍布整个绿洲内部和外围,且地势平坦。每个采样单元按照五点梅花状采集表层(0~10 cm)土样,将五个土样混合,作为一个土壤样品。将采集的土样带回实验室自然风干、研磨并剔除土样中的杂质后过筛。采用重铬酸钾容量-外加热法(油浴)测定过0.25 mm孔径筛的土壤有机质含量^[25]。土壤机械组成采用激光粒度分析仪(测试粒径范围为0.012 8~2 000 μm)进行测定,参考美国制分级标准对土壤质地进行分级:砂粒(50~2 000 μm)、粉粒(2~50 μm)、黏粒(<2 μm)。

1.4 数据处理

高光谱数据的测量采用ASD Field spec3便携式光谱仪在暗室内进行,光源为50W卤化灯,探头视场角为25°,将过0.25 mm筛的土样装入直径12 cm、深1.8 cm盛样皿内,并将土样用直尺刮平,每个土样重复测10次,取均值作为该土样的反射率光谱值^[26]。为了更好地突出光谱信息,对光谱曲线进行Savitzky-Golay(2次多项式,5个点)平滑去噪,并去除噪声较大的波段(350~399 nm和2 451~2 500 nm),处理后剩余的高光谱波段为400~2 450 nm。李萍^[27]、孙俊^[28]通过将高光谱数据拟合为遥感影像对应的波段,对土壤水分进行了精确地估测。参考其研究方法,本研究将高光谱数据的433~453 nm、450~515 nm、525~600 nm、630~680 nm、845~885 nm、500~800 nm、1 560~1 660 nm、2 100~2 300 nm之间的光谱反射率进行平均来拟合Landsat 8 OLI的7个波段(Band1 Coastal: R433~453; Band2 Blue: R450~515; Band3 Green: R525~600; Band4 Red: R630~680; Band5 NIR: R845~885; Band6 SWIR 1: R1 560~1 660; Band7 SWIR 2: R2

100 ~ 2 300)。

研究表明，光谱微分变换能够有效地去除噪声和背景的影响，变换之后的光谱曲线，能够扩大光谱特征的差异。为了进一步削弱外界因素对目标光谱反射率的影响，查找土壤有机质的敏感波段，对拟合的7个波段进行倒数 ($1/B$)、对数 ($\ln B$)、平方 (B^2)、反射率一阶微分 (B')、倒数一阶微分 ($(1/B)'$)、对数一阶微分 ($(\ln B)'$)、反射率平方一阶微分 ($(B^2)'$) 等数学变换作为光谱指标。

1.5 模型数据及检验标准

在土壤光谱反射率数学变换和相关性分析的基础上，采用偏最小二乘回归的数学方法，构建土壤有机质的反演模型。模型估测精度通过决定系

数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 两个参数进行检验，模型的决定系数 R^2 介于0至1之间，决定系数 R^2 越大，模型精度越高、模型越稳定；RMSE 越小，模型的预测能力越强、精度越高^[29]。

2 结 果

2.1 土壤有机质含量的统计特征

表1为渭-库绿洲建模样本和验证样本的统计特征值，从表中可以看出，建模集与验证集的样本含量分布较为均匀，均值相近，采样点的地理位置在空间分布上，两者均覆盖整个研究区域，因此，无论从含量还是地理位置进行分析，该建模集和验证集样本均合理，且具有代表性。

表1 土壤有机质含量统计特征

Table 1 Statistical characteristics of SOM content

样本集 Datasets	样本数 Number of samples	最小值Min	最大值Max	均值	标准差
				Mean	Standard deviation
(g kg ⁻¹)					
建模集 Modeling sets	29	3.57	39.22	17.63	8.70
验证集 Validation sets	10	4.91	35.92	15.61	7.31

2.2 不同有机质含量的土壤光谱特征

土壤的光谱特征是土壤理化性质的综合反映，各波段反射率与实测表层土壤有机质含量之间的相关系数反映他们之间的密切程度。分析研究区域各波段反射率与土壤有机质含量的关系，发现随着土壤有机质含量的变化，每个波段的反射率均有显著差异。土壤样本进行剔除杂质、风干、研磨过筛等预处理后，基本上消除了土壤湿度、土壤粗糙度等对光谱反射率的影响。

从研究区不同含量有机质的室内实测光谱曲线图1a (有机质含量为12.35、26.53、19.44 g kg⁻¹的土壤质地为粉砂土，有机质含量为7.00、37.21 g kg⁻¹的土壤质地为砂质壤土) 可以看出，不同含量的有机质高光谱曲线形态较为一致，整体上呈上凸的抛物线形，反射率随有机质含量的增加而降低，光谱曲线在可见光范围内差异较大。反射率在可见光区域内增加较快，在近红外区域较为平缓，1 400、1 900、2 200 nm波段有明显的水分吸收谷，在840 nm波段有明显的吸收。在有机质含量分别为12.35、19.44 g kg⁻¹时，在可见光区域，光

谱曲线出现交叉现象，这与李洪^[30]的研究结果较为一致。图1b为研究区不同土壤质地和实测不同有机质含量的高光谱曲线对比图，由此图可以看出：相同有机质含量，不同土壤质地的光谱反射率曲线变化趋势一致，反射率值基本无差异；而相同土壤质地，不同有机质含量的土壤光谱曲线差异明显，可以发现对土壤有机质光谱反射率曲线影响较大的为有机质含量的高低，而非土壤质地。

结合Landsat 8 OLI遥感影像的7个波段对室内实测土壤高光谱曲线进行分析：433 ~ 453 nm之间，曲线斜率较大，表明反射率随波长变化较大；450 ~ 515 nm之间，曲线斜率先减小，后增大；525 ~ 600 nm之间，斜率一直上升；630 ~ 680 nm之间反射率上升较缓；845 ~ 885 nm之间反射率几乎无增长，650 nm波段左右，低有机质含量的曲线具有明显的反射峰；1 560 ~ 1 660 nm之间反射率增长较为缓慢，不同含量土壤有机质间反射率差异逐渐增大；2 100 ~ 2 300 nm之间光谱反射率呈上升、下降再上升的趋势。由此可见，高光谱数据与Landsat 8 OLI的7个波段具有相关性。

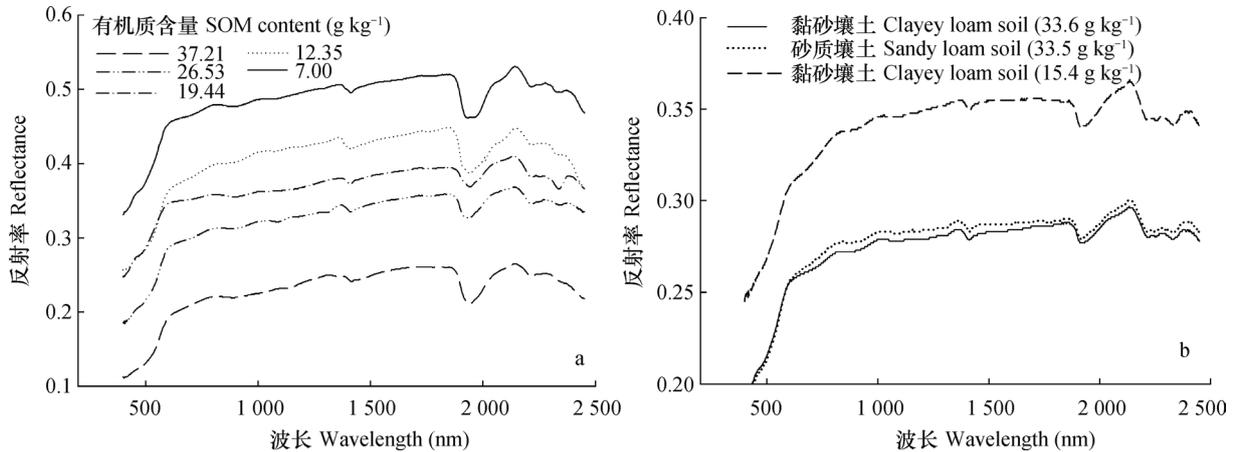


图1 不同有机质含量 (a) 和土壤质地 (b) 的土壤光谱曲线

Fig. 1 Spectral curve of soil relative to SOM content (a) and soil texture (b)

2.3 实测高光谱数据分析及回归模型的构建和检验

为避免信息冗余, 进一步量化土壤有机质和光谱的关系, 准确找到有机质的敏感波段, 将原始

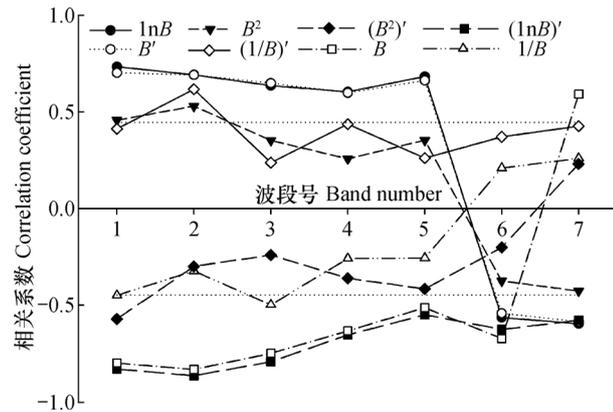


图2 不同反射率变换与有机质含量的相关系数

Fig. 2 Correlation coefficient between varying reflectance and organic matter content

及经过数学变换的各拟合波段反射率与实验室实测土壤有机质含量进行相关性分析, 筛选出最优波段及变换形式。结果如图2所示, 渭-库绿洲有机质含量与高光谱拟合Landsat 8 OLI遥感影像的各波段反射率均具有较强的相关性, 经倒数、对数、平方以及一阶微分等数学变换后, 与有机质含量的相关性显著提高。土壤有机质含量与lnB、(lnB)'、B、B' 相关性较好, 各波段均通过0.01显著性检验, 而B²、1/B、(1/B)'、(B²)' 相关性较差, 仅有部分波段通过0.01显著性检验, 不可作为自变量。

在DPS软件中利用偏最小二乘回归, 建立土壤有机质含量的高光谱回归模型, 结果如表2所示, 利用经过不同数学变换的反射率建立的土壤有机质估测模型预测精度和稳定性存在较大差异。高光谱最优估算模型, 建模样本的决定系数R²为0.852, 检验样本的决定系数R²为0.897。

表2 土壤有机质含量反演模型及精度验证

Table 2 Inversion models of soil organic matter content and precision validation

自变量 Independent variable	模型 Model	建模集Modeling sets		验证集Validation sets	
		R ²	RMSE	R ²	RMSE
B ₁ 、B ₅ 、B ₆	SOM=11.324+0.061B ₁ -0.082B ₅ +0.035B ₆	0.721	2.430	0.784	1.731
B ₂ '、B ₆ '	SOM=19.681+14.960B ₁ '-3.326B ₂ '-27.086B ₆ '	0.803	1.617	0.827	1.379
lnB ₁ 、lnB ₅	SOM=2.685+5.297lnB ₁ -10.594lnB ₅	0.696	2.851	0.544	4.037
(lnB ₂)'、(lnB ₅)'、 (lnB ₆)'	SOM=-7.578-12.531(lnB ₂)'-4.387 (lnB ₅)'+6.749(lnB ₆)'	0.852	0.836	0.897	0.629

将高光谱最优估算模型的预测值联合实测值绘制散点图（图3a），将该模型应用于Landsat 8 OLI 遥感影像，提取检验样本的反演值联合实测值绘制散点图（图3b）。结果表明，对数反射率一阶微分的回归模型估测效果最优，模型具有较高的精度和稳健性。模型自变量少，噪声因素

少，说明通过对数一阶微分建立估测土壤有机质含量的模型是有效且可行的。不同数据源，土壤有机质含量的预测值均高于实测值，实测值越大，与预测值的偏差越大。多光谱模型的验证样本较为分散，高光谱模型应用于多光谱数据效果明显低于高光谱模型。

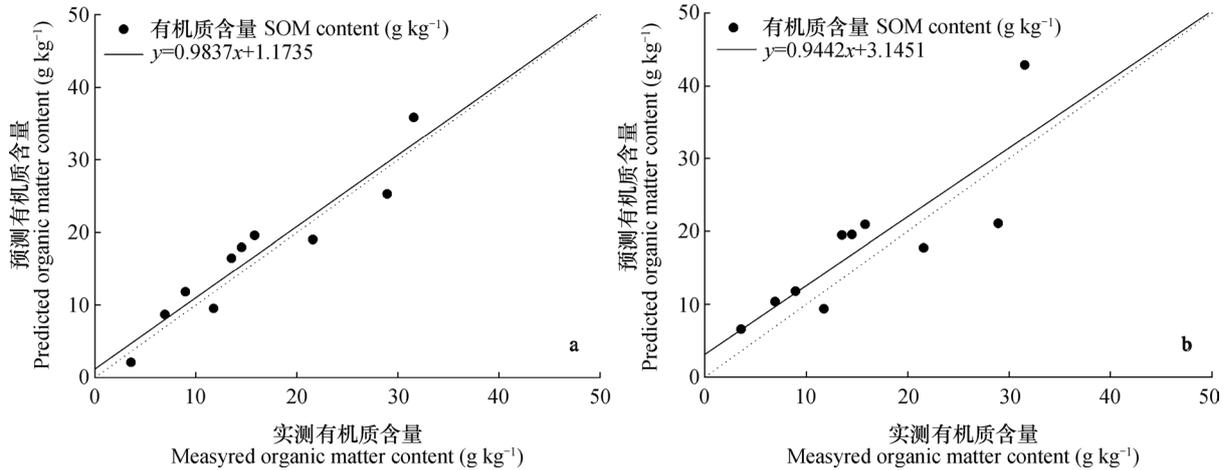


图3 土壤有机质含量模型预测值与实测值比较

Fig. 3 Comparison between predicted and measured values of soil organic matter

2.4 土壤有机质多光谱模型的校正与检验

根据野外采样记录的采样点坐标，提取遥感影像上各采样点的7个波段的反射率值，作为遥感影像的反射率，与高光谱数据拟合的Landsat 8 OLI各波段反射率进行对比分析，结果如图4所示。

高光谱拟合波段反射率与遥感影像的波段反射率变化趋势一致，由于本研究的高光谱数据为室内实测数据，消除了外界环境的影响，而遥感影像包含植被等信息，因而高光谱拟合波段反射率均低于遥感影像的波段反射率。用SPSS软件对其进行相关性分析得出两者相关性达到0.976。因此，将实测高光谱估测模型应用于遥感影像反演，具有可行性。为了能够更好地结合遥感影像数据进行分析，计算实测遥感影像各波段反射率与高光谱拟合波段

反射率的比值，取其均值作为校正系数，将遥感影像各波段反射率除以校正系数，得到校正后的遥感

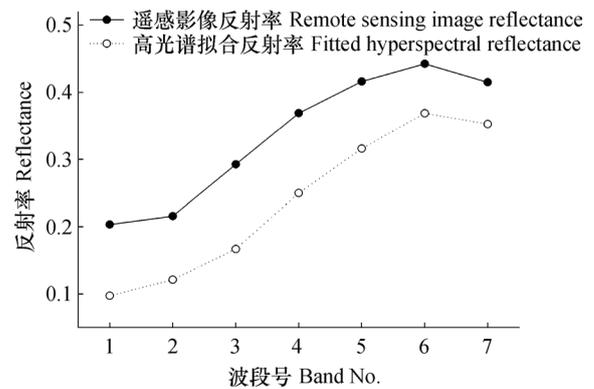


图4 高光谱拟合波段平均反射率与遥感影像反射率的对比
Fig. 4 Comparison between mean reflectance of fitted hyperspectral band and remote sensing image reflectance

表3 遥感影像校正系数

Table 3 Correction coefficient result of remote sensing image

波段号 Band No.	1	2	3	4	5	6	7
校正系数 Correction coefficient	2.086	1.779	1.752	1.476	1.317	1.199	1.177

Landsat 8 OLI波段反射率经过校正后的估测模型检验样本的检验结果如图5所示，可以看出，

检验模型的决定系数 R^2 得到了较大的提高，由0.711提高至0.849，RMSE为0.116。因此，经过实

测高光谱校正后的Landsat8 OLI遥感影像回归模型在对土壤表层有机质含量的估测精度较高,可以实现区域化的有机质反演。

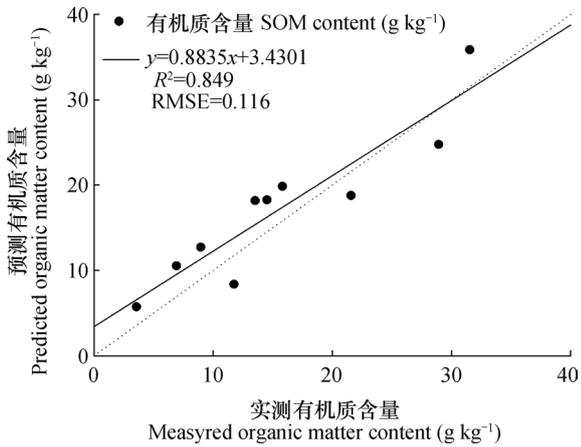


图5 校正后土壤有机质含量模型预测值和实测值比较
Fig. 5 Comparison of calibrated predicted values and measured ones of SOM

2.5 土壤有机质的反演结果及影响因素

利用ENVI 5.1的bandmath功能以及ArcGIS 10.3得到反演后的土壤有机质含量空间分布图(图6)。由土壤有机质含量反演结果可以看出,研究

区内土壤有机质含量不均,区域性分布差异较为明显,表现为条带状的分布特征,呈现出中部高、南北低的空间分布格局。绿洲内部土壤有机质含量明显高于绿洲外围以及荒漠绿洲交错带,主要原因是由于绿洲中部土地利用多为农业、林业用地,河流聚集于此,水源丰富,植被覆盖度高,而绿洲外围生态环境问题和土壤盐渍化问题较为严重,敏感的生态环境和土壤表层的盐结皮破坏了土壤养分,掩盖了土壤中有机质的光谱特征,因而有机质含量反演结果较低。

(1) 土地利用类型 本研究借助奥维地图软件对研究区地物进行辨别,并结合实地调查数据,借助ENVI和ArcGIS软件,采用最大似然分类法将土地利用类型分为6类(分类精度达80%以上),得到研究区土地利用分类结果图(图7)。结合研究区土地利用分类图,对该地区土壤有机质含量分布状况进行分析。研究区新和县北部、库车县东部以及沙雅县南部均为耕地,但有机质含量反演结果差异明显。经过实地调查发现,由于研究区内有很大一部分经济作物为核桃、白杏、红枣等果树,部

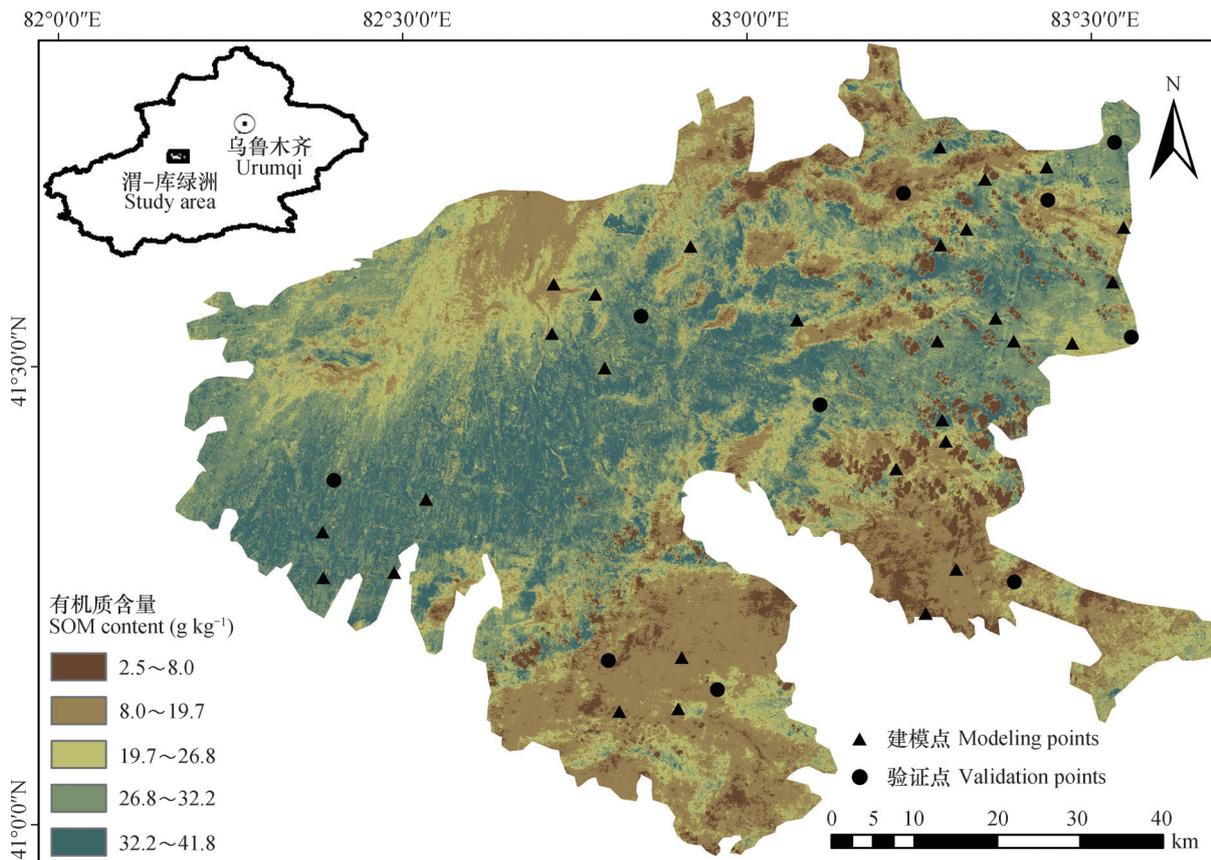


图6 研究区土壤有机质含量反演图
Fig. 6 Inversion of SOM content in the study area

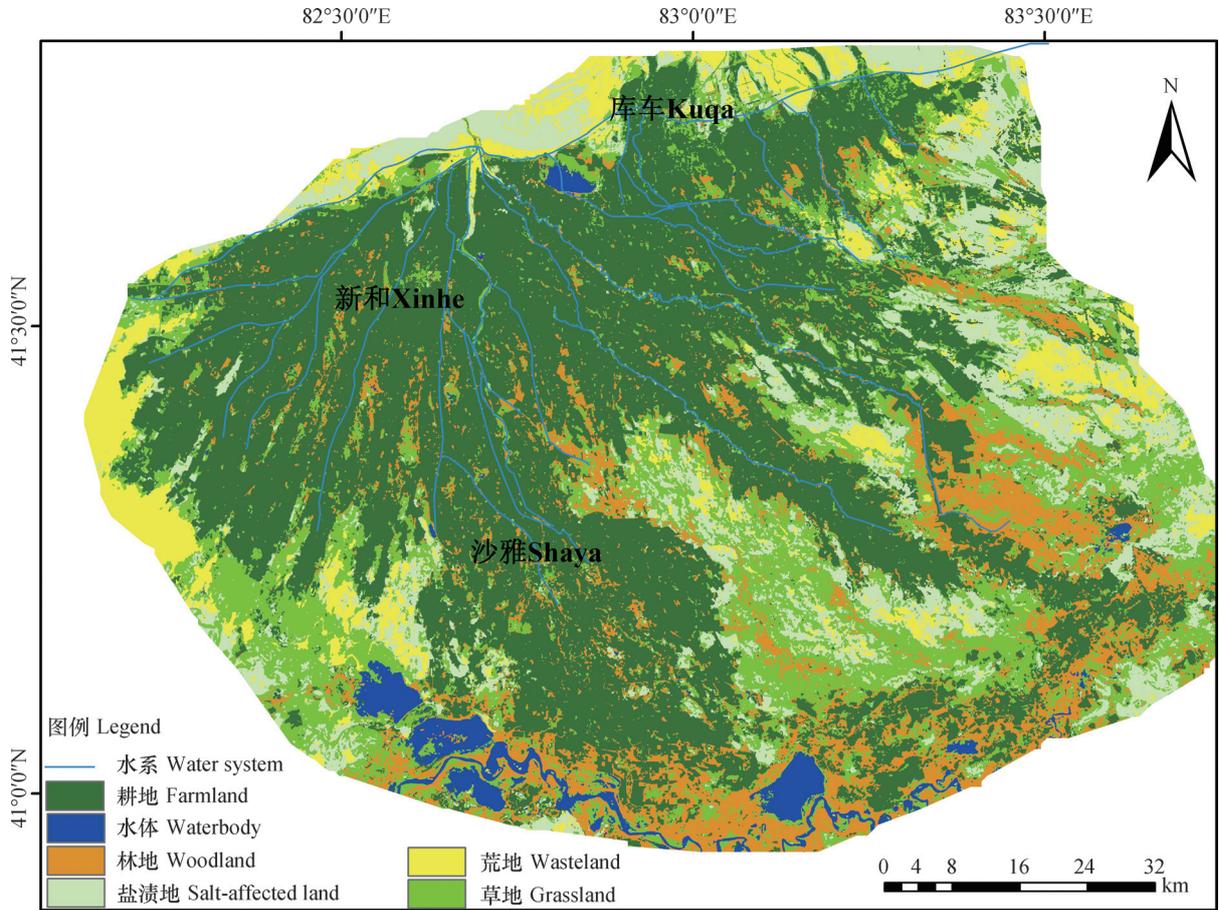


图7 研究区土地利用分类图

Fig. 7 Land use classification map of the studied area

分果树套种小麦、玉米、棉花等农作物，在土地利用分类时，将果树和农作物套种地分为耕地，所以造成了土壤有机质含量差异明显。而且实地调查发现河流上游以及下游均有断流现象，而河流中游水流量较为稳定，因此造成研究区南部和北部地区土壤有机质含量较低。

(2) 土壤颗粒组成 由表4知，土壤有机质与土壤砂粒含量呈极显著负相关，与粉粒和黏粒含量呈极显著正相关。主要原因是黏粒和粉粒可以与有

机质结合为团聚体，降低了其矿化分解速度，有利于有机质的积累，而砂粒中的有机质较容易矿化分解，除此之外，粉粒含量对土壤含水量具有影响，从而使得有机质含量较高^[31-32]。由于该地区黏粒最高仅占3%，由其土壤类型可知，粉粒含量也低于砂粒，所以有机质与细粒土壤的结合容易达到饱和，有机质只能在粒径较粗的砂粒中累积^[33]，所以土壤颗粒组成与有机质含量的相关性强度为：砂粒>粉粒>黏粒。

表4 土壤有机质含量与土壤颗粒组成的相关系数

Table 4 Correlation coefficients matrix between SOM and soil particle composition

	土壤有机质SOM	砂粒Sand	粉粒Silt	黏粒Clay
土壤有机质SOM	1			
砂粒Sand	-0.582**	1		
粉粒Silt	0.511**	-0.998**	1	
黏粒Clay	0.364**	-0.659**	0.615**	1

注：**在0.01水平上相关性显著 (n=39) Note: Correlation was significant at the 0.01 level in significance (n=39)

(3) 土壤质地 表5为按美国制计算的土壤质地的有机质含量统计结果。由表5可知, 在研究区所有样点中共有4种土壤类型: 黏砂壤土、粉砂土、壤质砂土、砂质壤土。土壤质地对土壤有机质含量具有显著影响, 粉砂土的最高值和均值在四种

土壤类型中最高, 壤质砂土、黏砂壤土次之, 砂质壤土中有机质的最大值和均值最低。四种土壤类型的机械组成差异较为明显, 而黏粒含量越高, 土壤越细。而在本区域, 黏粒含量较低(低于5%), 所以粉粒含量越高, 粒径越小, 有机质含量越高。

表5 不同土壤类型有机质含量统计特征

Table 5 Statistics of organic matter content relative to different soil type (g kg⁻¹)

类型 Type	最大值 Max	最小值 Min	均值 Mean	类型 Type	最大值 Max	最小值 Min	均值 Mean
黏砂壤土Clayey loam	36.46	10.66	24.53	壤质砂土Loamy sand	32.23	12.29	22.38
粉砂土Silty sand	39.22	8.65	30.97	砂质壤土Sandy loam	30.06	3.57	17.98

3 讨论

本文以高光谱窄波段的均值取代对应的实测多光谱宽波段, 建立有机质含量的估算模型, 用高光谱对多光谱进行校正, 明显提高了多光谱的反演精度以及模型的稳定性。研究结果显示, 不同有机质含量的高光谱曲线形态相似, 随着土壤有机质含量的增加, 反射率呈下降趋势, 这与于雷等^[34]、Zheng等^[35]的研究结果一致。宋金红等^[14]研究发现黑土区基于Landsat TM数据蓝、中红外波段的土壤有机质预测模型效果最好, 郭燕等^[36]研究发现河南平原区利用GF-1数据蓝、近红外波段预测土壤有机质效果较好, 马驰^[37]对东北黑土土壤有机质研究发现红、近红、中红外波段组合所建模型效果最优。而本研究中, 以Landsat 8 OLI影像的蓝、近红外、中红外波段所建模型效果最优, 无论是同种土壤类型抑或不同土壤类型, 敏感波段均具有一致性和不一致性, 主要原因是由于土壤类型和传感器的差异所导致的。将反射率进行对数、倒数、平方以及一阶微分处理后提高了与土壤有机质含量之间的相关性, 对数变换优于原始、倒数、平方的变换, 一阶微分优于土壤原始反射率, 与马驰^[15]的研究结果一致, 对原始反射率进行微分变换, 可明显降低环境因素对光谱的影响, 大大提高了反演模型的精度。以对数一阶微分建立起来的土壤有机质估算模型作为最优模型, 实现了预期的目标, 主要原因是: (1) 室内实测高光谱是对土壤进行了处理并且严格控制了光谱的测试条件, 因此未受大气、植被等因素影响; (2) 研究区内土壤采样点分布均匀, 能够预测该样点周围的土壤有机质含量; (3) 数学变换后的反射率明显提高了模

型的估算精度; (4) 比值法对多光谱波段进行校正, 明显提高了多光谱模型的反演精度。

耕地中的土壤有机质含量明显高于其他类型的土地, 主要是由于耕地中施肥较多, 而且新疆由于独特的地理位置, 农田均为一年一收制, 所以改善了土壤的品质。不同土壤类型的有机质含量受成土母质的影响, 与他人研究不同的是, 由于该地区作物的套种模式, 该地区有机质含量与土地利用类型的关系较小。土壤粒径越细, 有机质含量越高, 这与Carter等^[33]和于雷等^[34]的研究结果一致, 说明在不同地区, 土壤颗粒组成均为影响土壤有机质含量高低的主要因素之一。

本研究所试土壤样品为渭-库绿洲土壤, 所建立的模型在其他地区是否适用, 有待于进一步验证。而且, 研究过程中未考虑其他因素对实测光谱的影响, 使得检验样本的预测值与实测值存在一定误差。进一步研究应考虑到土壤含水量、盐分、地形等多种因素对土壤有机质含量的影响, 建立更具有实际意义的土壤有机质估算模型, 从而提高区域化的土壤有机质估算的效率。

4 结论

本研究利用实测高光谱以及Landsat 8 OLI遥感影像数据, 通过数学方法, 建立土壤有机质的高光谱估算模型, 对遥感影像波段反射率进行校正后应用最优估算模型对研究区土壤有机质进行反演, 利用同步时间内的实验室实测数据进行验证, 取得了理想结果。土壤有机质含量和空间分布结合土地利用类型、土壤颗粒组成、土壤质地进行分析, 进一步了解研究区土壤有机质的空间格局和土壤物

理特征之间的关系。研究区土壤有机质含量介于 3.57~39.22 g kg⁻¹ 之间, 随着有机质含量的增加, 土壤光谱反射率逐渐降低, 有机质含量对土壤高光谱曲线的影响大于土壤质地; 通过微分变换、波段校正后反演的土壤有机质精度高、稳定性强, 呈现出中间含量高、边缘含量低的空间分布格局, 有机质含量的反演结果与实地勘察结果一致; 有机质的分布受土地利用类型、土壤质地的影响小于土壤颗粒组成。该方法实现了高光谱与多光谱的优势互补, 提高了多光谱的反演精度, 将土壤有机质的研究由点尺度扩展至面尺度, 实现了区域尺度土壤有机质的动态监测。

参考文献

- [1] 张沛, 李毅. 基于光谱反射率的两种土壤有机质数学建模方法对比. 光谱学与光谱分析, 2016, 36 (3) : 903—910
Zhang P, Li Y. Study on the comparisons of the establishment of two mathematical modeling methods for soil organic matter content based on spectral reflectance (In Chinese). Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36 (3) : 903—910
- [2] 胡克林, 余艳, 张凤荣, 等. 北京郊区土壤有机质含量的时空变异及其影响因素. 中国农业科学, 2006, 39 (4) : 764—771
Hu K L, Yu Y, Zhang F R, et al. The spatial—temporal variability of soil organic matter and its influencing factors in suburban area of Beijing (In Chinese). Scientia Agricultura Sinica, 2006, 39 (4) : 764—771
- [3] Krishnan P, Alexander J D, Butler B J, et al. Reflectance technique for predicting soil organic matter. Soil Society of American Journal, 1980, 44 (6) : 1280—1285
- [4] Hummel J W, Sudduth K A, Hollinger S E. Soil moisture and organic matter prediction of surface and subsurface soils using an NIR soil sensor. Computers and Electronics in Agriculture, 2001, 32 (2) : 149—165
- [5] 彭杰, 张杨珠, 庞新安, 等. 新疆南部土壤有机质含量的高光谱特征分析. 干旱区地理, 2010, 33 (5) : 740—746
Peng J, Zhang Y Z, Pang X A, et al. Hyperspectral features of soil organic matter content in South Xinjiang (In Chinese). Arid Land Geography, 2010, 33 (5) : 740—746
- [6] 何挺, 王静, 林宗坚, 等. 土壤有机质光谱特征研究. 武汉大学学报 (信息科学版), 2006, 31 (11) : 975—979
He T, Wang J, Lin Z J, et al. Spectral features of soil organic matter (In Chinese). Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31 (11) : 975—979
- [7] 刘焕军, 张柏, 刘殿伟, 等. 基于反射率模拟模型的黑土有机质含量估测. 光谱学与光谱分析, 2008, 28 (12) : 2947—2950
Liu H J, Zhang B, Liu D W, et al. Black soil organic matter content prediction based on reflectance simulation models (In Chinese). Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28 (12) : 2947—2950
- [8] Xian L X, An B L. Improving spatial estimation of soil organic matter in a subtropical hilly area using covariate derived from VIS—NIR spectroscopy. Biosystems Engineering, 2016, 152: 126—137
- [9] Lin L, Wang Y, Teng J, et al. Hyperspectral analysis of soil organic matter in coal mining regions using wavelets, correlations, and partial least squares regression. Environmental Monitoring & Assessment, 2016, 188 (2) : 97
- [10] Yeasmin S, Singh B, Johnston C T, et al. Evaluation of pre—treatment procedures for improved interpretation of mid infrared spectra of soil organic matter. Geoderma, 2016, 304: 83—92
- [11] 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. 农业工程学报, 2016, 32 (6) : 263—267
Xia N, Tashpolat·Tiyip, Ding J L, et al. Estimation model of soil organic matter in desert mining area based on multispectral image data (In Chinese). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32 (6) : 263—267
- [12] 栾福明, 张小雷, 熊黑钢, 等. 基于TM影像的荒漠—绿洲交错带土壤有机质含量反演模型. 中国沙漠, 2014, 34 (4) : 1080—1086
Luan F M, Zhang X L, Xiong H G, et al. Inversion models of soil organic matter in Oasis—Desert ecotone based on TM image reflectance (In Chinese). Journal of Desert Research, 2014, 34 (4) : 1080—1086
- [13] 南锋, 朱洪芬, 毕如田, 等. 黄土高原煤矿区复垦农田土壤有机质含量的高光谱预测. 中国农业科学, 2016, 49 (11) : 2126—2135
Nan F, Zhu H F, Bi R T, et al. Hyperspectral prediction of soil organic matter content in the reclamation cropland of coal mining areas in the Loess Plateau (In Chinese). Scientia Agricultura Sinica,

- 2016, 49 (11): 2126—2135
- [14] 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. 土壤学报, 2015, 52 (6): 1422—1429
Song J H, Wu J G, Zhao X Y, et al. Inversion of spatial pattern of organic matter contents in black soil based on TM Data (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2015, 52 (6): 1422—1429
- [15] 马驰. 基于Landsat 8遥感图像的长春中北部地区土壤有机质含量反演. 江苏农业科学, 2016, 44 (12): 415—419
Ma C. Retrieval of soil organic matter content in North Central Changchun based on Landsat 8 remote sensing images (In Chinese). *Jiangsu Agricultural Sciences*, 2016, 44 (12): 415—419
- [16] 吴才武, 张月丛, 夏建新. 基于地统计与遥感反演相结合的有机质预测制图研究. 土壤学报, 2016, 53 (6): 1568—1575
Wu C W, Zhang Y C, Xia J X, et al. Prediction and mapping of soil organic matter based on geostatistics and remote sensing inversion (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2016, 53 (6): 1568—1575
- [17] 张法升, 曲威, 尹光华, 等. 基于多光谱遥感影像的表层土壤有机质空间格局反演. 应用生态学报, 2010, 21 (4): 883—888
Zhang F S, Qu W, Yin G H, et al. Spatial pattern of surface soil organic matter based on remotely sensed multispectral image (In Chinese). *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2010, 21 (4): 883—888
- [18] 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. 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 (In Chinese). *Soils*, 2016, 48 (2): 389—394
- [19] 张红丽. 基于TM影像的山西省耕地土壤有机质空间分布与变化特征研究. 山西晋中: 山西农业大学, 2013
Zhang H L. Research on the spatial distribution and the variation characteristics of soil organic matter in Shanxi Province based on TM images (In Chinese). Jingzhong, Shanxi: Shanxi Agricultural University, 2013
- [20] 刘津怿. 基于Hyperion数据的农田土壤有机质含量提取方法. 长春: 吉林大学, 2012
Liu J Y. Approach to extracting farmland soil organic matter content based on Hyperion data (In Chinese). Changchun: Jilin University, 2012
- [21] 王延仓, 安健, 顾晓鹤, 等. 利用模拟宽波段数据定量反演关中平原土壤有机质含量研究. 安徽农业科学, 2016, 44 (14): 240—244
Wang Y C, An J, Gu X H, et al. The quantitative retrieval of soil organic matter content in Guanzhong Plain by using wide band data (In Chinese). *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2016, 44 (14): 240—244
- [22] 王延仓, 顾晓鹤, 朱金山, 等. 利用反射光谱及模拟多光谱数据定量反演北方潮土有机质含量. 光谱学与光谱分析, 2014, 34 (1): 201—206
Wang Y C, Gu X H, Zhu J S, et al. Inversion of organic matter content of the north Fluvo—Aqueic soil based on hyperspectral and multispectra (In Chinese). *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, 34 (1): 201—206
- [23] 邓凯, 丁建丽, 杨爱霞, 等. 基于电磁感应技术的土壤剖面盐分空间分布建模研究. 生态学报, 2016, 36 (20): 6387—6396
Deng K, Ding J L, Yang A X, et al. Modeling of the spatial distribution of soil profile salinity based on the electromagnetic induction technique (In Chinese). *Acta Ecologica Sinica*, 2016, 36 (20): 6387—6396
- [24] 熊春妮. 基于Landsat8的广州市植被覆盖度监测. 环境科学与技术, 2015, 38 (12Q): 383—386
Xiong C N. Vegetation coverage based on landsat8 images in Guangzhou (In Chinese). *Environmental Science & Technology*, 2015, 38 (12Q): 383—386
- [25] 中国土壤学会农业化学专业委员会. 土壤农业化学常规分析方法. 北京: 科学出版社, 1989
Agricultural Chemical Specialized Committee of China Soil Society. Conventional analytical method of soil agricultural chemistry (In Chinese). Beijing: Science Press, 1989
- [26] Cortes C, Vapnik V. Support vector networks. *Machine Learning*, 1995, 20 (3): 273—297
- [27] 李萍. 黄河三角洲土壤含水量状况的高光谱估测与遥感反演. 山东泰安: 山东农业大学, 2016
Li P. Hyperspectral estimation and remote sensing retrieval of soil water regime in the Yellow River delta (In Chinese). Tai'an, Shandong: Shandong Agricultural University, 2016
- [28] 孙俊. 基于环境一号卫星的那曲地区青藏铁路沿线区域土壤含水量反演研究. 南京: 南京信息工程大学, 2011
Sun J. Retrieval soil moisture based on HJ—1 satellite a case study of western region along Qinghai—Tibet railway in Nagqu prefecture (In Chinese). Nanjing: Nanjing University of Information Science and

- Technology, 2011
- [29] Vaudour E, Gilliot J M, Bel L, et al. Regional prediction of soil organic carbon content over temperate croplands using visible near-infrared airborne hyperspectral imagery and synchronous field spectra. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 49: 24—38
- [30] 李洪. 官厅水库消落带土壤有机质分布特征及其高光谱反演研究. 北京: 首都师范大学, 2014
- Li H. Guanting reservoir drawdown zone on the distribution of organic matter and soil hyperspectral inversion (In Chinese). Beijing: Capital Normal University, 2014
- [31] 赵明松, 张甘霖, 李德成, 等. 苏中平原南部土壤有机质空间变异特征研究. *地理科学*, 2013, 33 (1): 83—89
- Zhao M S, Zhang G L, Li D C, et al. Spatial variability of soil organic matter and factor analysis in the south of middle Jiangsu Plain (In Chinese). *Scientia Geographica Sinica*, 2013, 33 (1): 83—89
- [32] 梁爱珍, 张晓平, 杨学明, 等. 土壤细颗粒对有机质的保护能力研究. *土壤通报*, 2005, 36 (5): 748—752
- Liang A Z, Zhang X P, Yang X M, et al. Review on protection capacity of soil organic matter by fine particles (In Chinese). *Chinese Journal of Soil Science*, 2005, 36 (5): 748—752
- [33] Carter M R, Angers D A, Gregorich E G, et al. Characterizing organic matter retention for surface soils in eastern Canada using density and particle size fractions. *Canadian Journal of Soil Science*, 2003, 83 (1): 11—23
- [34] 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. *农业工程学报*, 2016, 32 (13): 95—102
- Yu L, Hong Y S, Zhou Y, et al. Wavelength variable selection methods for estimation of soil organic matter content using hyperspectral technique (In Chinese). *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32 (13): 95—102
- [35] Zheng G, Ryu D, Jiao C X, et al. Estimation of organic matter content in coastal soil using reflectance spectroscopy. *Pedosphere*, 2016, 26 (1): 130—136
- [36] 郭燕, 程永政, 王来刚, 等. 利用高光谱和GF-1模拟多光谱进行土壤有机质预测和制图研究. *土壤通报*, 2016, 47 (3): 537—542
- Guo Y, Cheng Y Z, Wang L G, et al. Prediction and mapping of soil organic matter content using hyperspectra and GF-1 multispectra (In Chinese). *Chinese Journal of Soil Science*, 2016, 47 (3): 537—542
- [37] 马驰. 基于Landsat8吉林中北部地区土壤有机质定量反演研究. *干旱区资源与环境*, 2017, 31 (2): 167—172
- Ma C. Study on the quantitative retrieval of soil organic matter in the north and middle part of Jilin based on Landsat 8 (In Chinese). *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2017, 31 (2): 167—172

Inversion of Soil Organic Matter Content in Oasis Typical of Arid Area and Its Influencing Factors

ZHOU Qianqian^{1, 2} DING Jianli^{1, 2†} TANG Mengying^{1, 2} YANG Bin³

(1 Key Laboratory of Wisdom City and Environmental Modeling Department of Education, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

(2 Key Laboratory of Oasis Ecology, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

(3 Gold Geological Party of CAPF, Urumqi 830057, China)

Abstract 【Objective】 Soil organic matter (SOM) content is an important soil index, essential to guiding usage of chemicals in agriculture, and also an important factor affecting regional carbon balance. Scholars have long been interested in the study of soil organic matter and have helped address key environmental, agricultural and social and political issues over the past ten years. It is essential to have simpler, more accurate, more rapid and more inexpensive methods for plotting soil organic matter maps, and

moreover, more time-and-cost saving ones. 【 Method 】 Remote sensing data have extensively been used in digital soil mapping, especially in assessing soil organic matter, because the use improves accuracy of the prediction of soil physical parameters to some extent. To explore feasibility of combining the narrow band of hyperspectrum and the wide band of multispectral remote sensing images to realize high-accuracy prediction of soil organic matter (SOM), field data and soil samples were collected in Weigan River Oasis of Kuche in May of 2016 for in-lab analysis of SOM content using the potassium dichromate method; hyperspectral data were in the darkroom with the aid of the ASD Fieldspec3 spectrometer; the first 7 bands of the Landsat 8 OLI remote sensing images of May 30, 2016 were selected and used for atmospheric correction, radiometric correction and fine geometric correction of the images as pretreatment. In addition, the band averaging method was used to fit the measured data of the hyperspectral narrow bands into data of the multispectral wide bands, and then to screen out sensitive spectral parameters; models for assessing soil organic matter were built up, using the partial least squares regression method for test and screening of an optimal model. In the end, spatial distribution of soil organic matter was analyzed, taking into account all soil factors. 【 Result 】 Results show that SOM content in the oasis varies in the range of 3.57 ~ 39.22 g kg⁻¹. An optimal prediction model was built up based on the 2nd, 5th and 6th bands as independent variables after being subjected to first differential transformation, with determination coefficient R^2 of the model dataset being 0.852 and of the validation set being 0.897. On such a basis, the optimal model was applied to multi-spectral data based prediction of soil organic matter using the Landsat 8 OLI satellite images. Differential transformation significantly improved the correlation of hyperspectrum with soil organic matter content. After the reflectances of the multi-spectral bands were calibrated with the ratio method, determination coefficient R^2 of the validation dataset was raised from 0.711 to 0.849. Distribution of soil organic matter was less affected by land use types or soil texture than soil particle composition. 【 Conclusion 】 The inversion of SOM indicates that the remote sensing based inversion of SOM fits the actual situation of the study area, displaying good reliability and authenticity. In this study, the findings are the same as and different in places from those of other scholars, so further studies should take into account effects of soil moisture content, salinity, landform and some other factors on soil organic matter content and improve accuracy of the prediction model. All the findings of the study exploring feasibility of combining the hyperspectral model with remote sensing inversion in predicting soil organic matter in the studied area may serve as scientific basis and technical reference for quick acquisition of SOM information in Arid and semi-arid regions.

Key words Hyperspectral; Landsat 8 OLI; Soil organic matter; Influencing factor

(责任编辑: 檀满枝)