

微分算法的艾比湖湿地自然保护区土壤有机质多光谱建模

李雪萍¹, 张 飞^{1, 2, 3*}, 王小平^{1, 2}

1. 新疆大学资源与环境科学学院, 新疆 乌鲁木齐 830046
2. 新疆大学绿洲生态教育部重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046
3. 新疆智慧城市与环境建模普通高校重点实验室, 新疆 乌鲁木齐 830046

摘 要 针对以往利用高光谱数据来反演土壤有机质(SOM)的可行性与可靠性, 结合微分处理对光谱数据信息提取的高效性, 提出了直接对多光谱遥感影像进行微分处理就可得出 SOM 建模研究, 旨在为今后 SOM 速测提供参考。采用 Landsat 8_OLI 多光谱遥感影像数据, 对多光谱遥感影像进行辐射定标、几何校正、大气校正、镶嵌和裁剪, 运用 IDL 软件对影像进行一阶微分处理和二阶微分处理, 发现一阶微分图像能够更好地表达地物的真实情况, 更好地区别水体与土壤。原始遥感影像包含大量的信息其中还包括噪声, 通过微分处理后的遥感影像剔出了原始影像中反射率值突兀变化的部分。在研究区采用五点法采集土壤样品。室内实验用重铬酸钾氧化-容量法测得 SOM 数据。多光谱数据结合地面实测 SOM 数据, 分析 SOM 与多光谱数据反射率的关系, 发现一阶微分处理后的遥感数据与 SOM 含量的相关性存在敏感波段, 说明一阶微分处理可以将原始遥感图像数据在多光谱范围内的一些隐含的土壤有机质信息释放出来。选取相关性高的数据建立基于原始遥感数据、一阶微分数据、二阶微分数据的单波段多光谱线性模型和多波段多光谱线性模型, 选取最优模型来估算和反演土壤有机质含量。结论如下: (1)通过对原始影像进行微分处理发现, 微分处理后的影像变化明显, 一阶微分处理的影像噪声降低, 更加突出了影像中土壤有机质隐藏的信息。二阶微分处理的影像抑制了土壤有机质信息。(2)原始遥感影像各波段数据对土壤有机质含量的相关性较低, 一阶微分处理后的遥感影像数据反映出土壤有机质敏感波段即部分波段数据相关性明显高于原始数据, 二阶微分处理后的遥感影像各波段数据对土壤有机质含量的相关性较弱。(3)多波段建模效果要优于单波段建模; 一阶微分多波段模型预测精度最优, 其模型的决定系数和模型拟合的决定系数分别为 0.898 和 0.854, 该模型对估算研究区内的 SOM 含量效果较好; 综合比较了单波段模型和多波段模型的拟合精度, 发现无论在单波段模型还是多波段模型一阶微分处理后的模型都具有更好的预测能力。(4)基于一阶微分多波段模型对研究区 SOM 进行反演, 反演结果与实际情况相符合, 对于干旱区 SOM 含量制图提供了切实可行的方法和参考。

关键词 土壤有机质; 微分算法; 多光谱建模

中图分类号: TP7 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)02-0535-08

引 言

土壤有机质(soil organic matter, SOM)是存在于土壤有机化合物中所有含碳的有机化合物。SOM 的含量在一定条件下与土壤肥力指标呈正相关。土壤肥力直接影响植被生长进而影响生态环境的稳定性和物种的多样性, 因此对农林业及支持生态平衡上有重要意义。运用传统的有机质测量方法测量土壤有机质具有很高的精度, 但存在化学处理操作繁

琐、对操作人员要求比较高的弊端, 且耗费大量财力人力。采用光谱仪器现场测量虽然具有简单快捷的特点, 有利于发展较轻快的便捷仪器, 但选点、采样、试验花费大量时间。如何有效和快速地对土壤质量指标的测量成为了人们强烈的愿望。有学者利用遥感影像数据反演土壤有机质, 但其精度不足, 无法满足制图要求, 因此本工作基于微分算法进行多光谱遥感影像土壤有机质建模研究, 与以往的遥感手段相比, 直接对图像进行微分处理就可得出 SOM 的含量。

采用遥感科学与技术定量描述土壤有机质一直广受研究

收稿日期: 2017-12-20, 修订日期: 2018-04-12

基金项目: 国家自然科学基金项目“新疆联合基金本地优秀青年人才培养专项”(U1503302)资助

作者简介: 李雪萍, 女, 1994年生, 新疆大学资源与环境科学学院硕士研究生 e-mail: LXP1123-RS@163.com

* 通讯联系人 e-mail: zhangfei3s@163.com

学者们的关注,作为一种较为普遍和重要的手段被应用于土壤有机质含量的测定。国内外研究者采用不同遥感数据源对 SOM 反演和建模都取得了不同效果^[1-2],研究表明遥感数据中含有土壤有机质信息,通过不同的遥感数据源与处理方法能很好的提取土壤有机质信息。大部分学者^[3]普遍基于高光谱数据进行研究,发现土壤有机质在高光谱数据中存在明显的特征点和关系并且多元线性模型较优,部分学者^[4-5]运用实测数据与多光谱数据结合,提取敏感波段建模来反演土壤有机质。这些研究都得出 SOM 与光谱、土壤水分等之间的关系,也得到了高精度的模型。但有些方法计算量庞大,非专业研究者运用吃力。整体来看通过遥感手段提取土壤有机质的研究多对高光谱数据进行微分处理,对利用多光谱遥感图像做微分处理结合实测数据^[6]来探讨遥感影像与土壤之间是否存在良好响应关系的几乎没有。

综上所述,作者采用 Landsat 8 多光谱遥感影像微分处理数据及实测 SOM 含量数据建立模型,并进行精度检验、模型预测,得到能够快速、精确反演 SOM 含量的数学模型。

采用多光谱影像数据不但能可视化表达模型,而且能表现出大面积 SOM 含量分布规律。基于微分算法的土壤有机质建模研究,是更加普适、便捷的手段,为今后土壤有机质速测方法研究提供发展方向。

1 研究区概况

艾比湖流域处于北纬 $43^{\circ}38'$ — $45^{\circ}52'$,东经 $79^{\circ}53'$ — $85^{\circ}02'$ 之内,流域面积为 $50\,621\text{ km}^2$ (其中不包含赛里木湖集水区),地处博尔塔拉蒙古自治州。艾比湖处于地势低洼属内陆盐湖,其盆地内大量地下径流源源注入,奎屯河、博尔塔拉河、精河三条河流汇入其中,为艾比湖水的重要来源。由于艾比湖流域处在大陆的腹地,全年干旱少雨,日照强,蒸散量大,天内温差变化剧烈,冬季寒冷,夏季炎热。加之特殊的地形和地貌,风多且大,沙尘暴和浮尘活动频繁。属于地带性的干旱荒漠土壤棕漠土和灰漠土的分布^[7]。研究区示意图如图 1 所示。

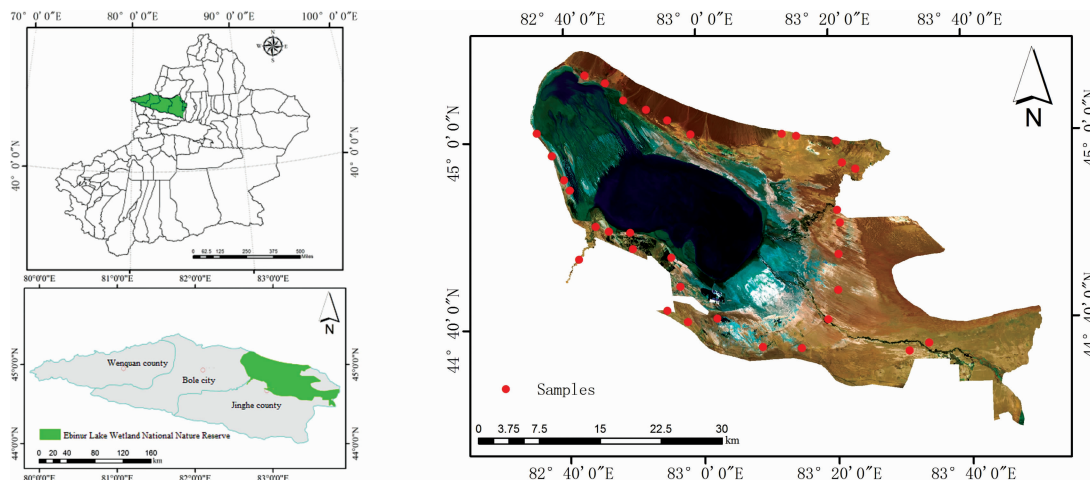


图 1 研究区示意图

Fig. 1 The map of study area

2 实验部分

2.1 数据获取和处理

2.1.1 遥感影像数据

选择 2016 年 8 月 9 日 Landsat 8 的影像数据,轨道号为 146-29,其中包括 11 个波段本研究只选用前 7 个(B1, B2, B3, B4, B5, B6, B7)波段。

在 ENVI5.1 软件下进行图像辐射定标、几何校正、大气校正、镶嵌和裁剪。辐射定标的目的是将遥感影像的 DN (digital number) 值转换为辐亮度;使用 FLAASH 进行大气校正,消除漫反射引起的噪声,降低由于邻近像元的辐射干扰,得到地物较为准确的物理模型参数。本研究采用了 1 景遥感图像数据,用研究区域的边界矢量数据进行裁剪,最终成为原始的研究区遥感影像。

2.1.2 实测数据

采用 2016 年 7 月中旬在艾比湖湿地选取的 36 个采样点(样点分布如图 1)的实测数据。选择代表性高土壤基质均匀的地块,用梅花形法在边长为 30 m 的样方中用事先称重过的铝盒采集 0~20 cm 土壤层的 5 个样本,用 GPS 记录其坐标^[8]。

土壤样本在实验室内自然风干,研磨过 20 目筛,采用改良的重铬酸钾氧化-容量法^[9],测定 SOM 含量;改良的重铬酸钾氧化-容量法,适于室内批量实验,不受碳酸盐干扰准确性高。取样方内 5 个样点的 SOM 含量平均值为该样方的 SOM 值,整理实测数据与影像数据一同导入 Arc GIS 软件,处理得到每个样点所对应各个波段的 DN 值。

2.2 微分算法

微分算法通过求导得到函数的近似值,利用函数的可微性对遥感图像每个波段的信息数据进行微分,能够有效的提

取和放大遥感图像中隐含的信息同时减少数据的冗余。运用 IDL 软件根据以下公式编辑运算程序,对程序进行相应的调试和检测形成一个完整的微分处理模块。其参考公式如下^[10]:

一阶微分数据的表达式

$$R'_{\lambda_i} = \frac{(R_{\lambda_{i+1}} - R_{\lambda_{i-1}})}{\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}} \quad (1)$$

二阶微分数据的表达式

$$R''_{\lambda_i} = \frac{(R'_{\lambda_{i+1}} - R'_{\lambda_{i-1}})}{\lambda_{i+1} - \lambda_{i-1}} \quad (2)$$

式中: i 为光谱通道; λ_{i+1} , λ_{i-1} 和 λ_i 为波长; R'_{λ_i} 为波长 λ_i 的一阶微分光谱; R''_{λ_i} 为波长 λ_i 的二阶微分光谱。

3 结果与讨论

3.1 多光谱数据微分分析

利用运算程序对艾比湖湿地的影像进行一阶微分处理和二阶微分处理,遥感影像 B2 数据为例(如图 2),发现一阶微分图像能够更好地表达地物的真实情况,一阶微分图像能够更好地区别水体与土壤,原始遥感影像包含大量的信息其中还包括噪声,通过微分处理后的遥感影像剔除了原始影像中反射率值突兀变化的部分。但还无法直接看出微分处理影像中包含的信息为何种意义,需要结合实际数据进一步分析。

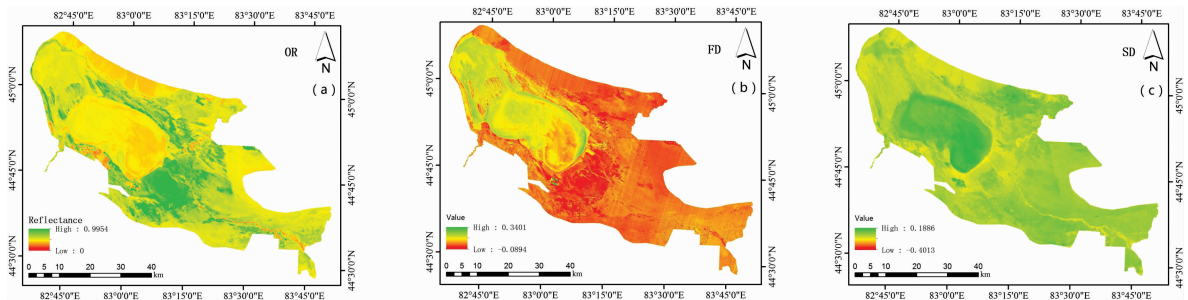


图 2 遥感影像微分处理图像

(a): 原始遥感影像; (b): 一阶微分处理影像; (c): 二阶微分处理影像

Fig. 2 Derivative processing of remote sensing image

(a): Original remote sensing image; (b): First derivative Processing of remote sensing image;

(c): Second derivative processing of remote sensing image

3.2 土壤有机质与多光谱数据反射率的关系研究

遥感估算和反演地物参数的基础是遥感数据和地物参数之间的关系,为了明确 SOM 含量和多光谱数据之间的关系,采用 SPSS 软件对多光谱反射率数据与实测 SOM 数据进行相关性分析,以便找出对 SOM 含量敏感的光谱信息。原始遥感数据各个波段对 SOM 的相关性都较高(如表 1);一阶微分数据, B1', B2', B3', B4', B5', B6' 这几个波段对 SOM 的相关性较高(如表 2);二阶微分数据, B1'' 和 B2'' 这两个波段的相关性高(如表 3)。就总体而言,原始遥感数据和一阶微分遥感数据相关性高的波段数较多,且波段的相关性数值

较大。

通过各数据与 SOM 含量的相关性表发现,原始遥感数据各个波段的相关性都 > 0.5,但敏感性突出的波段相关性都 < 0.7,一阶微分处理后的遥感数据与 SOM 含量的相关性存在敏感波段,其中相关性达到 0.9 是 B1' 波段,达到 0.8 以上的是 B2' 波段和 B3' 波段。二阶微分处理后的遥感数据与 SOM 含量的相关性只有 B1'' 和 B2'' 波段达到 0.5 以上,其余相关性较原始数据而言大幅度降低。因此发现,由于高阶微分处理导致光谱信息缺失严重,分析多光谱数据与土壤有机质的关系并不理想。

表 1 原始影像数据与 SOM 的相关性

Table 1 The correlation between original image data and SOM

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	SOM
B1	1	0.954	0.963	0.932	0.713	0.701	0.638	-0.634 **
B2		1	0.915	0.886	0.653	0.646	0.594	-0.552 **
B3			1	0.992	0.852	0.848	0.789	-0.68 **
B4				1	0.872	0.883	0.831	-0.68 **
B5					1	0.942	0.844	-0.619 **
B6						1	0.963	-0.644 **
B7							1	-0.64 **

表 2 一阶影像数据与 SOM 的相关性

Table 2 The correlation between first derivative image data and SOM

	B1'	B2'	B3'	B4'	B5'	B6'	B7'	SOM
B1'	1	0.237	0.256	0.095	0.159	0.321	-0.121	-0.906**
B2'		1	0.948**	0.690**	0.605**	0.044	-0.340*	-0.810**
B3'			1	0.636**	0.604**	0.187	-0.260	-0.844**
B4'				1	0.791**	-0.255	-0.358*	-0.359**
B5'					1	0.296	-0.188	-0.614**
B6'						1	0.530**	-0.693**
B7'							1	0.037

表 3 二阶影像数据与 SOM 的相关性

Table 3 The correlation between second derivative image data and SOM

	B1''	B2''	B3''	B4''	B5''	B6''	B7''	SOM
B1''	1	0.831**	0.406*	0.177	-0.223	-0.186	0.314	-0.505**
B2''		1	0.462**	0.309	0.023	-0.001	0.416*	-0.626**
B3''			1	0.750**	-0.566**	-0.408*	0.482**	-0.045
B4''				1	-0.035	-0.446**	0.073	0.081
B5''					1	0.408*	-0.222	-0.162
B6''						1	0.410*	-0.321
B7''							1	-0.367*

Note: * and ** represent the confidence level at 0.05 and 0.001, respectively

3.3 建模与分析

选取 27 个 SOM 实测点作为建模所用数据。以 SOM 的实测值 Y 为因变量，对与 SOM 的相关性 $r > 0.5$ 的波段作为自变量分别建立 SOM 含量预测模型(如表 4—表 7)。

表 4 原始影像 SOM 估算模型

Table 4 Original image of SOM estimation model

变量	Model	R ²	p	RMSE
B1	$y = -49.946B1 + 11.914$	0.533 4	0.001	2.269
B2	$y = -46.374B2 + 11.900$	0.389 1	0.001	2.597
B3	$y = -39.472B3 + 12.398$	0.599 8	0.001	2.089
B4	$y = -34.975B4 + 12.321$	0.603 4	0.001	2.064
B5	$y = -22.133B5 + 11.364$	0.454 9	0.001	2.420
B6	$y = -21.953B6 + 11.684$	0.491 1	0.001	2.325
B7	$y = -25.57B7 + 11.564$	0.510 3	0.001	2.289

3.4 模型验证

为估算模型的稳定性预测模型效果，需对模型进行验证。本研究中模型验证选取九个土壤有机质实测点对拟合度、精度较高的模型进行二维散点图验证，即对 B4 原始数据模型、B1' 微分数据模型、B2'' 微分数据模型、原始多段模

型、一阶微分多波段模型、二阶微分多波段模型进行验证；计算得到 SOM 预测值与实测值对比，由实测值与预测值拟合形成趋势线与 1 : 1 线突出拟合效果(如图 3, 表 8)。

表 5 一价微分影像 SOM 估算模型

Table 5 First derivative image of SOM estimation model

变量	Model	R ²	p	RMSE
B1'	$y = -252.87B1' + 0.720 2$	0.838 9	0.001	1.323
B2'	$y = -280.5B2' + 12.147$	0.646 4	0.001	1.960
B3'	$y = -260.46B3' + 12.891$	0.745 4	0.001	1.663
B4'	$y = -84.617B4' + 9.311 7$	0.284	0.001	2.789
B5'	$y = -108.62B5' + 9.662 1$	0.511	0.001	2.305
B6'	$y = -110.81B6' + 4.827 3$	0.509 8	0.001	2.308

表 6 二价微分影像 SOM 估算模型

Table 6 Second derivative image of SOM estimation model

变量	Model	R ²	p	RMSE
B1''	$y = -135.31B1'' + 14.021$	0.356 3	0.001	2.783
B2''	$y = -253.21B2'' + 12.463$	0.466 3	0.001	2.515

表 7 多波段模型

Table 7 Multibands of SOM estimation model

类别	入选变量	模型	R^2	ρ	RMSE
原始	B1, B3, B4, B5, B6, B7	$Y=12.296+36.727B1-91.654B3+15.512B4+3.449B5+22.299B6-23.618B7$	0.635	0.001	1.340
一阶微分	B2', B3'	$Y=5.735-170.669B2'-120.516B3'$	0.898	0.001	1.274
二阶微分	B1'', B2''	$Y=12.310+3.318B1''-252.576B2''$	0.493	0.001	1.104

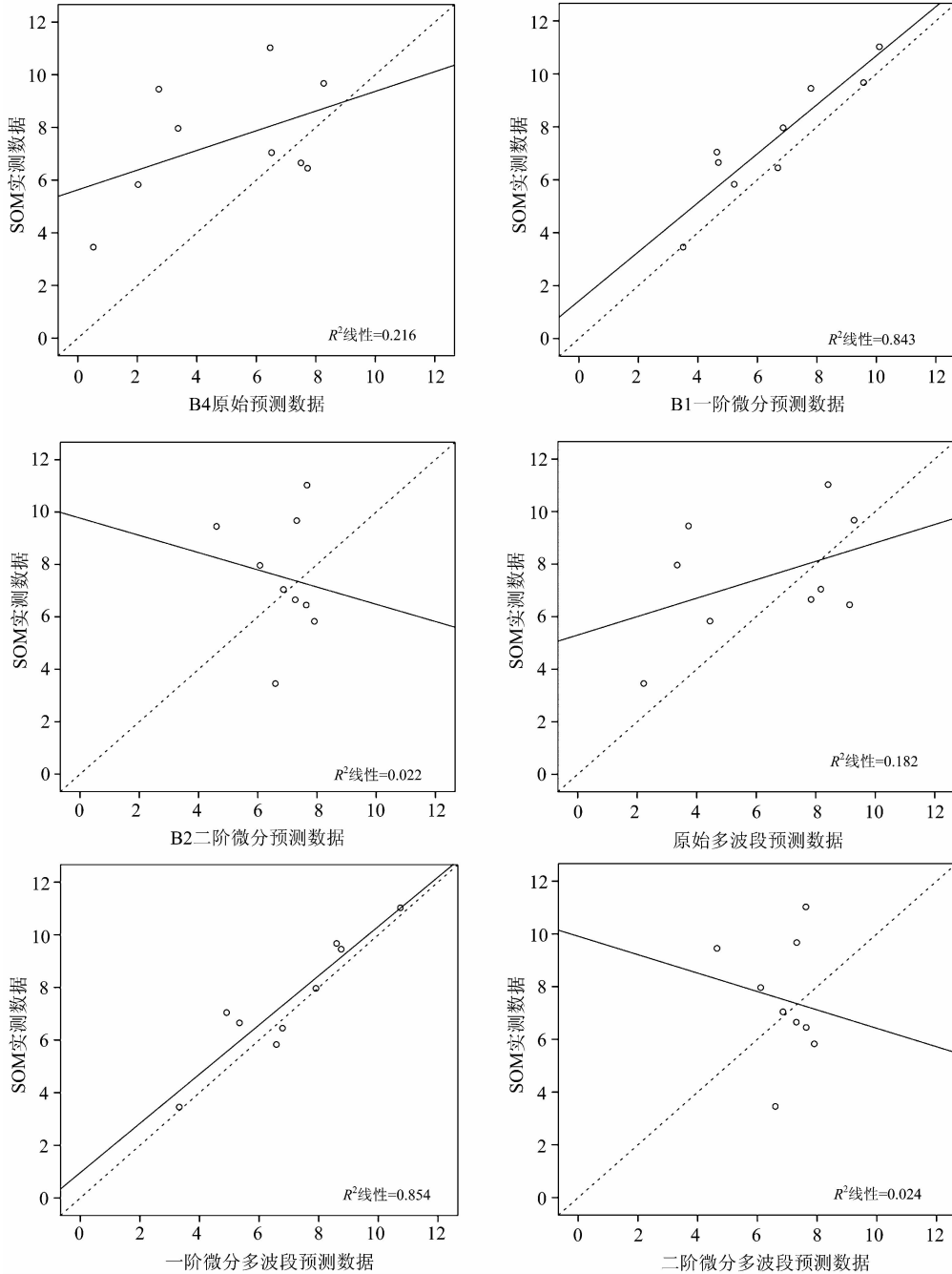


图 3 模型验证

Fig. 3 Model verification

表 8 各模型检验的决定系数

Table 8 The determinant coefficient of each model test

模型	B4 模型	B1' 模型	B2'' 模型	原始多波段模型	一阶多波段模型	二阶多波段模型
R^2	0.216	0.848	0.022	0.182	0.854	0.024

3.5 土壤有机质(SOM)反演

利用遥感数据对建立模型拟合度和验证精度最好的即： $Y=5.735-170.669B2'-120.516B3'$ 在 NEVI 软件中进行定量反演。考虑到艾比湖水域不在此次研究范围内，所以在 ArcGIS 软件成图时单独对艾比湖水域列出(如图 4)。反演结果如图 4。

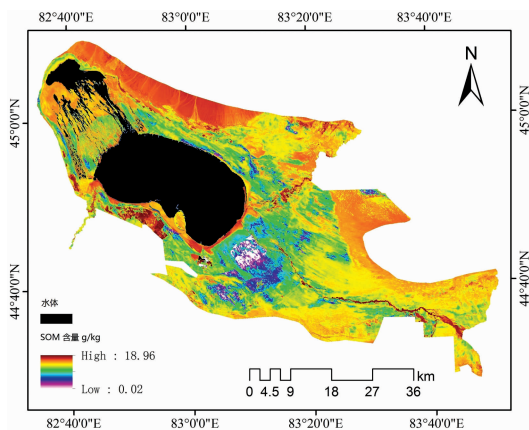


图 4 模型反演结果图

Fig. 4 Inversion result of model

反演结果符合实际土壤有机质的空间分布，SOM 含量的分布整体有以湖为中心，向四面递减的趋势。SOM 含量最低值出现在精河盐场，这是由于湖床及其周围含盐量高，不利于植被的生存植被量少即腐殖质含量低且不利于一般分解者的生存，其次艾比湖的东部、南部、阿拉套山区，受到阿拉山口常年大风的影响，堆积着大面积的风沙土，养分含量少，流动性强，SOM 含量低。SOM 最大值位于阿克奇苏河、奎屯河鸟岛，由于这些地方含有较大面积的草甸和灌木林，植被覆盖度较高，高温的气候有利于好气微生物的活动，增加了有机质的分解速度，考虑到保护区的水文、成土因素、相对封闭的环境，都有利于有机质在土壤中的留存^[10-11]。

以上研究结果可以发现：微分处理后遥感图像与实测 SOM 含量相关性较高，其建模集决定系数最大值为 0.898，其预测集决定系数最大值为 0.854，更充分说明利用遥感微分处理后的图像对 SOM 含量测算的可行性。研究得出一阶微分处理后的多波段模型是土壤有机质预测效果最佳的模型。这是因为一阶微分处理后的数据有利于降低波段间的信息冗余，更加突出有用信息并提高灵敏度，但二阶微分遥感数据对土壤有机质的反应能力降低，说明二阶微分在消除背景噪音的同时又扩大了其他细节干扰的作用。

通过对比原始遥感数据与土壤有机质含量的相关性表发现，原始遥感数据各个波段的相关性都 >0.5 ，但没有敏感

性突出的波段相关性都 <0.7 ，一阶微分处理后的遥感数据与土壤有机质含量的相关性存在敏感波段，其中相关性达到 0.9 的有一个波段，达到 0.8 的有两个波段。这说明一阶微分处理可以将原始遥感图像数据在多光谱范围内的一些隐晦的土壤有机质信息释放出来，同时可以提供比原始遥感图像数据噪音更低的数据信息。彭杰^[12]、王森^[13]、陈颂超^[14]等对土壤光谱的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。对遥感图像信息进行处理也从侧面印证了一阶微分处理对土壤有机质信息的提取确实有效。

通过对多波段和单波段的建模预测的效果对比发现，多波段要优于单波段。这是由于单波段的模型仅仅运用了极少一部分信息，而相对于遥感多光谱数据丰富的波段信息而言单波段只能表达及其有限的土壤有机质信息，容易造成一些关键信息的损失，破坏关键信息的完整性。多波段具有较多的波段信息，考虑了遥感多光谱数据的敏感波段，同时又剔除了全波段数据的信息冗余，模型的复杂程度对比全波段模型具有模型简单、变量少、参数少、运算量小等特点，这个方法也是今后在寻找相关波段估算土壤有机质及其他土壤参数的遥感应用与研究中对数据压缩、去冗余等方面有作用^[27]。

4 结论

以艾比湖湿地的土壤为研究样本，采用微分处理手段，对遥感图像进行一阶微分和二阶微分处理，尝试用单波段模型和多波段模型来预测 SOM 含量，得出以下研究成果。

(1)通过对原始影像进行微分处理发现，微分处理后的影像变化明显，一阶微分处理的影像噪声降低，更加突出了影像中土壤有机质隐藏的信息。二阶微分处理的影像抑制了土壤有机质信息。

(2)原始遥感影像各波段数据对土壤有机质含量的相关性在 0.5~0.7 之间，一阶微分处理数据对土壤有机质含量的相关性在部分波段有所增加最高达到 0.906，更加突出了 SOM 信息。

(3)多波段建模效果优于单波段建模，以一阶微分多波段模型预测精度最高，其模型决定系数和模型拟合决定系数分别为 0.898 和 0.854，对艾比湖流域的 SOM 含量估算效果较好；综合比较了单波段模型和多波段模型的拟合精度，发现无论是单波段模型还是多波段模型一阶微分处理后的模型都具有更好的预测能力。

(4)基于对多波段模型： $Y=5.735-170.669B2'-120.516B3'$ 对研究区的 SOM 进行反演，反演结果与实际情况相吻合。

References

- [1] Anne N J P, Abd-Elrahman A H, Lewis D B, et al. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2014, 33(11): 47.
- [2] WANG Xiang-feng, MENG Ji-hua(王祥峰, 蒙继华). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2014, 30(8): 101.
- [3] TIAN Yong-chao, ZHANG Juan-juan, YAO Xia, et al(田永超, 张娟娟, 姚霞, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2012, 28(1): 145.
- [4] YU Lei, HONG Yong-sheng, GENG Lei, et al(于雷, 洪永胜, 耿雷, 等). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程学报), 2015, 31(14): 103.
- [5] WANG Yan-cang, GU Xiao-he, et al(王延仓, 顾晓鹤, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2014, 34(1): 201.
- [6] Wang X, Zhang F, Ding J, et al. Science of the Total Environment, 2017, 615(12): 918.
- [7] ZHANG Yue, ZHANG Fei, ZHOU Mei, et al(张月, 张飞, 周梅, 等). Chinese Journal of Applied Ecology(应用生态学报), 2016, 27(1): 233.
- [8] ZHANG Lei, ZHU A-xing, YANG lin, et al(张磊, 朱阿兴, 杨琳, 等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2017, 54(5): 1079.
- [9] WANG Ji-zhong, YAO Hai-yan(王纪忠, 姚海燕). Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(农业工程技术), 2017, 37(11): 21.
- [10] GUAN Hong, JIA Ke-li, ZHANG Zhi-nan, et al(关红, 贾科利, 张至楠, 等). Remote Sensing For Land & Resources(国土资源遥感), 2015, 27(2): 100.
- [11] WANG Yong-hui, JIAO Li, et al(王勇辉, 焦黎, 等). Acta Ecologica Sinica(生态学报), 2016, 36(18): 5893.
- [12] PENG Jie, ZHOU Qing, ZHANG Yang-zhu, et al(彭杰, 周清, 张杨珠, 等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2013, 50(3): 517.
- [13] WANG Miao, XIE Xian-li, ZHOU Rui, et al(王淼, 解宪丽, 周睿, 等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2011, 48(5): 1083.
- [14] CHEN Song-chao, FENG Lai-lei, LI Shuo, et al(陈颂超, 冯来磊, 李硕, 等). Acta Pedologica Sinica(土壤学报), 2015, 52(2): 312.

Study on Differential-Based Multispectral Modeling of Soil Organic Matter in Ebinur Lake Wetland

LI Xue-ping¹, ZHANG Fei^{1,2,3*}, WANG Xiao-ping^{1,2}

1. College of Resources & Environmental Science, Xinjiang University, Urumqi 830046, China

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

3. General Institutes of Higher Learning Key Laboratory of Smart City and Environmental Modeling, Xinjiang University, Urumqi 830046, China

Abstract In this paper, according to the feasibility and reliability of using the hyperspectral data to retrieve SOM from hyperspectral data, combined with the high efficiency of differential processing in extracting spectral information, a new method based on differential algorithm for soil organic matter modeling. In this study, the content of soil organic matter can be obtained by differentiating the multi-spectral remote sensing images directly, which aims to provide the direction for the future study of soil organic matter rapid measurement is proposed. In this paper, Landsat 8_OLI multi-spectral remote sensing image data is used to perform the radiation calibration, geometric correction, atmospheric correction, mosaic and cropping of multi-spectral remote sensing images. The first order differential and second order differential are processed by IDL software. The image can better express the real situation of the object. The first-order differential image can distinguish the water body from the soil better. The original remote sensing image contains a lot of information, including the noise. The differential image processed by the remote sensing image excludes the original image. In the study area, five-point method was used to collect soil samples, indoor potassium dichromate oxidation-volume method to measure soil organic matter data, and multispectral data was used to analyze soil organic matter data from the ground to analyze soil organic matter. It is found that there is a sensitive band in the correlation between the first-order differential data and soil organic matter content, indicating that the first-order differential processing can transform the original remote sensing image data in some obscure soil in the multi-spectral range. Organic infor-

mation is released; select a high correlation number established based on the raw remote sensing data, first-order differential data, single-band multi-spectral data of the second order differential linear and multi-band multi-spectral linear model, and select the best model to estimate soil organic matter content retrieval. The main conclusions are as follows: (1) By differentiating the original image, it is found that the image after differential processing changes obviously and the image noise of first-order differential processing decreases, which further highlights the hidden information of soil organic matter in the image. The second-order differential processing suppresses soil organic matter information. (2) The data of the original remote sensing images have a low correlation with soil organic matter content. The data of the first-order differential treatment reflect the correlation of the soil organic matter sensitive band, that is, the partial band data, and the second-order differential processing after the remote sensing images of each band data on soil organic matter content of the correlation is weak. (3) Multi-band modeling is superior to single-band modeling, and the first-order differential multiband model has the best prediction accuracy. The model's coefficient of determination and the coefficient of model fitting are 0.898 and 0.854 respectively. The soil organic matter content in this region was well estimated. The fitting accuracy of single-band model and multi-band model was compared comprehensively. It was found that both the single-band model and the first-order differential model had better prediction ability. (4) Based on the first-order differential multi-band model, the inversion of SOM in the study area was carried out. The inversion result is in accordance with the actual situation, which provides a practical method and reference for the mapping of soil organic matter content in arid area.

Keywords Organic matter; Algorithm; Modeling

(Received Dec. 20, 2017; accepted Apr. 12, 2018)

* Corresponding author