

黑土有机质含量高光谱模型研究*

刘焕军^{1,2} 张柏¹ 赵军¹ 张兴义¹ 宋开山¹ 王宗明¹ 段洪涛^{1,2}

(1 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 长春 130012)

(2 中国科学院研究生院, 北京 100039)

摘要 通过对黑龙江省典型黑土区土壤样品高光谱反射率的室内测定,研究了典型黑土可见光/近红外波段光谱反射特性;利用多元统计分析方法,以土壤光谱反射数据及其数学变换数据作为自变量,以黑土有机质含量对数变换数据作为因变量,建立黑土有机质含量高光谱预测模型,并对模型的稳定性和预测能力进行检验。结果表明:(1)620~810 nm 波段范围是黑土有机质的主要光谱响应区域,最大响应值在710 nm附近;(2)对光谱数据进行归一化处理可以部分消除不同土样测试过程中存在的噪声;(3)模型及其检验的决定系数 R^2 都在0.9以上,模型的总均方根差RMSE均小于2.1,模型具有很好的稳定性和预测能力,可以用于黑土有机质含量的快速测定;(4)归一化一阶微分模型为最优预测模型。

关键词 高光谱;黑土;有机质;光谱预测模型

中图分类号 S153.2

文献标识码 A

土壤有机质(Soil Organic Matter, SOM)是植物和微生物生命活动所必需的养分和能量的源泉,土壤有机质含量的多少是衡量土壤肥力的一个重要指标。传统的土壤养分化学测定方法由于精度较高仍然被广泛应用。但是,这些方法通常都是耗时、费力、有害或有污染的,而且很难在田间直接测定^[1]。另外,传统方法是基于点测量的,测点稀少、速度慢、范围有限,无法满足精准施肥技术、精准农业对土壤养分时空变异状况的要求^[2]。尽管地统计学可以揭示土壤有机质的空间变异性,但该方法是以达到相当数量的土壤样本为前提的,需要利用传统方法采集、测定大量土壤样本^[3]。因此,如何快速测定土壤养分成为亟待解决的问题。研究表明,土壤有机质在可见光和近红外波段有其独特的光谱反射特性,土壤光谱反射率与SOM含量呈显著负相关,SOM含量可以从土壤反射光谱中得到一定程度的反应^[4,5]。所以,可以利用土壤光谱反射特性与SOM含量之间的响应关系,通过测定土壤的光谱反射率确定SOM含量。Krishnan等^[6]利用多元线性逐步回归和迭代方法,通过对四种不同类型土壤的研究,发现在近红外区域(800~2400 nm)没有因有机质引起的吸收峰,用可见光波段预测SOM含量优于近红外

波段。Galvao等^[7]通过室内研究证实了土壤反射光谱在550~700 nm处的吸收峰,主要是由土壤中的有机质引起的。徐彬彬等^[8]比较脱有机质前后的土壤光谱反射曲线,发现有机质的影响主要是在可见光和近红外波段,而影响最大的是在600~800 nm之间。因此,土壤有机质的光谱响应波段主要在可见光及近红外波段,利用400~900 nm波段范围的地物光谱仪,即可进行土壤有机质光谱反射特性研究。

以往的学者多以不同类型土壤为对象,进行土壤有机质高光谱响应特性研究。但土壤的光谱反射率是土壤内在理化特性光谱行为的综合反应,不同类型的土壤,由于理化性质不同,其光谱特征也不同^[9]。同时,不同类型土壤有机质中胡敏酸和富里酸的含量有所差异,而胡敏酸和富里酸的光谱特性差异很大;所以,在有机质含量相同的情况下,土壤反射光谱也可能不同^[1]。另外,即使同一类型土壤,不同成土母质,对其光谱特性也有影响^[10]。因此,通过研究不同类型土壤光谱特性得到的有机质含量预测模型,在预测某一特定类型土壤的有机质含量时,所得的结果与实际情况会有误差。

黑土的成土母质是黄土状粘土、亚粘土,机械组成比较粘细、均匀一致,以粗粉砂(0.05~0.01 mm)

* 中国科学院知识创新工程重要方向项目(KZCX3-SW-356)和中国科学院资源环境领域野外台站基金资助

作者简介:刘焕军(1981~),男,博士研究生,主要从事地物高光谱与定量遥感方面的研究。E-mail: huhelang@hotmail.com

(1) 周清. 土壤有机质含量高光谱及其差异性研究. 浙江大学博士学位论文, 2004

收稿日期:2005-11-29;收到修改稿日期:2006-03-22

和粘粒为主⁽²⁾;黑土有机质含量较高且变化范围较大(6.5~117.8 g kg⁻¹)。研究表明,当有机质含量大于20 g kg⁻¹时,其在描述土壤光谱反射特性中起主要作用;当有机质含量在20 g kg⁻¹以下时,有机质遮蔽其他土壤组成物质(如铁、锰)的光谱反射特性的能力有所减弱^[6]。以上特性决定了黑土适于有机质光谱响应特性研究及其含量高光谱预测模型的建立。

本文通过对大范围黑土区土壤样品高光谱反射率的室内测定,研究典型黑土可见光/近红外波段光谱反射特性;利用多元统计分析方法,以土壤光谱反射数据及其低阶微分、倒数对数微分、归一化处理数据作为自变量,以黑土有机质含量对数变换数据作为因变量,建立黑土有机质含量高光谱反射率测定多元线性逐步回归模型,实现对黑土有机质含量的快速测定。

1 材料与方法

1.1 土样数据获取

2002年9~10月,根据第二次土壤普查绘制的1:100万黑龙江省黑土分布图,对黑龙江省黑土区域取样。沿公路间隔5 km取耕层(0~20 cm)土样,用GPS记录样点的经纬度,共675个样品⁽²⁾。有机质含量用元素分析仪测定。室内将土样研磨、风干、过2 mm筛。将675个土壤样品按有机质含量大小顺序排列,间隔2 g kg⁻¹随机选出40个土样作为建模样本;在剩余土样中,随机选出24个土样作为检验样本。被选择土样有机质含量的描述统计量见表1。

表1 供试土样有机质含量的描述统计量

Table 1 Descriptive statistics of SOM in soil samples

样本数 Sample number	最小值 Minimum (g kg ⁻¹)	最大值 Maximum (g kg ⁻¹)	平均值 Mean (g kg ⁻¹)	标准误 Std. deviation
64	6.5	117.8	51.42	24.75

1.2 光谱测定

对选取的64个土样进行光谱测试。光谱测试采用美国分析光谱仪器公司(Analytical Spectral Devices, ASD)生产的ASD FieldSpec野外便携式高光谱仪,可在350~1 050 nm波长范围内进行连续测量,

采样间隔为1.4 nm,光谱分辨率为3 nm。光谱测量在一个能控制光照条件的暗室内进行。土壤样本分别放置于直径12 cm、深1.8 cm(光学上无限厚土样深度为1.5 cm)的盛样皿内,用直尺将土样表面刮平(有些研究通过对土样进行压实达到土样表面平整的目的,但所施压力不同,将造成不同土样之间的压实程度不同,影响光谱测量值的准确性)。光源是功率为1 000 W的卤素灯,距土壤样品表面70 cm,天顶角30°,提供到土壤样本几乎平行的光线,用于减小土壤粗糙度造成阴影的影响。采用8°视场角的传感器探头置于离土壤样本表面15 cm的垂直上方,探头接收光谱的区域为直径2.1 cm的圆,远小于盛样皿的面积,探头接收的均为土壤的反射光谱。测试之前先以白板进行定标。每个土样采集10条光谱曲线,算术平均后得到该土样的实际反射光谱数据。

1.3 数据处理方法

1.3.1 光谱数据预处理 在进行数据分析前,先从350~1 050 nm波段范围内去除受外界噪声影响较大的边缘波段350~390 nm和1 030~1 050 nm两段数据。另外,由于光谱仪不同波段对能量响应的差异,使光谱曲线存在一些噪声,为了去除包含在光谱数据中的噪声,需要平滑光谱曲线波形⁽³⁾;而采样间隔太大,光谱数据反射峰或吸收峰会被平滑掉^[11]。因此,对400~1 030 nm范围内的数据以10 nm为间隔进行算术平均运算,将结果作为供试土样的实际光谱反射数据。

1.3.2 光谱数据数学处理 已有研究表明,光谱的低阶(一阶、二阶)微分处理对噪声影响的敏感性较低^[12],可以用来去除部分背景、噪声的影响,增强光谱数据与有机质含量之间的相关关系。因此,对土壤光谱数据()进行一阶微分()、二阶微分()等数学变换处理^[6, 13],计算方法见公式(1)、式(2)。

光谱数据微分计算公式^[14]:

$$(i) = [(i+1) - (i-1)] / (1) \quad (1)$$

$$(i) = [(i+1) - (i-1)] / (2) \quad (2)$$

式中, i 为波长等于*i* nm的波段, (i) 为波段*i*处的光谱反射率, (i) 为反射率在波段*i*处的一阶微分, (i) 为反射率在波段*i*处的二阶微分, $= i+1 - i-1 = 20 \text{ nm}, i = 400, 410, \dots, 1 030 \text{ nm}$ 。

(2) 张兴义. 黑土区土壤养分空间变异特征研究. 中国科学院博士学位论文, 2005

(3) 何挺. 土地质量高光谱遥感监测方法研究. 武汉大学博士学位论文, 2003

按照 Krishnan 等^[6]提出的方法,取光谱反射数据倒数的对数光谱形式($\ln [1/ (\cdot)]$),再计算其一阶、二阶微分值($(\ln[1/ (\cdot)])'$ 、 $(\ln[1/ (\cdot)])''$)。

归一化(N)处理。对土壤光谱数据进行微分处理,能够消除同一土样光谱测试过程中背景和噪声的影响。为了消除不同土样光谱测试过程中可能存在的各种随机误差,需要对土壤光谱反射数据进行归一化处理。由于土壤有机质的主要吸收波段小于 900 nm,而且黑土光谱反射数据在 940 nm 附近有一个吸收峰,在小于 940 nm 波段范围内没有明显的反射峰和吸收峰,因此选择 930 nm 波段处光谱反射值作为基准,对 400~1 030 nm 范围内的光谱反射数据逐一进行归一化处理。并计算归一化处理后数据的一阶、二阶微分。

归一化(N)的计算公式:

$$N(i) = (i) / (930) \quad (3)$$

式中, i 为波长等于 i nm 的波段, (i) 为波段 i 处的光谱反射率, (930) 为波段 930 处的光谱反射率, $N(i)$ 为反射率在波段 i 处的归一化结果, $i = 400, 410, \dots, 1 030$ nm。

1.3.3 模型建立与检验 利用 40 个建模样本,采用相关分析、多元线性逐步回归方法对原始样本光谱数据及其数学变换形式(微分、倒数对数微分、归一化)进行分析,建立 SOM 含量高光谱预测模型;用 24 个检验样本光谱数据对模型进行检验。相关分析和多元线性逐步回归分析由统计分析软件 SPSS 11.5 的 Analyze-Correlate-Bivariate 和 Analyze-Regression-Linear 功能模块实现。

2 结果与分析

2.1 黑土光谱特征

图 1 显示了不同有机质含量(6.5 g kg^{-1} , 22.8 g kg^{-1} , 62.0 g kg^{-1} , 88.0 g kg^{-1} , 97.1 g kg^{-1})黑土的光谱反射特征。Stone 等^[15]通过大量实验将室内土壤反射光谱曲线分为五类,通过比较可知黑土光谱曲线属于有机质控制类型。该类土壤光谱数据的主要特征是:光谱反射曲线在 400~1 300 nm 光谱范围内,反射率低(可见光部分一般小于 0.15);随着土壤有机质含量的增加,曲线形状由微凸、平直状趋向微下凹,有机质含量越高,下凹的程度越大、光谱反射率越低;在 940 nm 附近有一微弱的水吸收带。以上特征是由于黑土富含有机质且机械组成比较粘细等特性所决定的。其中,曲线“6.5”是黑土黄土母质

的光谱反射曲线,类似于 Stone 等^[15]划分的有机质影响类型,由于有机质含量低,光谱反射率较高;曲线在 450~600 nm 处下凹,但从 600~1 050 nm 又向上突起,在 940 nm 附近也有一微弱的水吸收带。

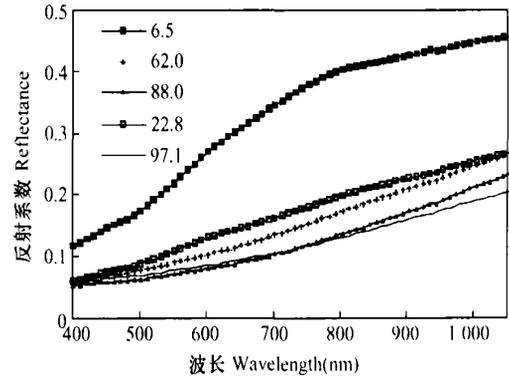


图 1 不同有机质含量黑土光谱反射率曲线

Fig.1 Reflectance curves of black soils different in SOM content (g kg^{-1})

对归一化处理后的土壤光谱数据与有机质含量进行相关分析,620~810 nm 波段范围内的相关系数达到 -0.8 以上,因此该波段范围可以认为是典型黑土有机质的主要光谱响应区域,与徐彬彬等^[8]的研究结果(600~800 nm)相似,但同时又有一定的差别。相关系数最大值在 710 nm 附近,高达 -0.83。

2.2 多元线性逐步回归模型

通过对单波段进行分析发现,有机质含量与光谱反射率及其数学变换数据之间的关系用指数函数模拟最为理想,即两者之间为指数关系。因此,在建模之前,先对有机质含量(Organic Matter Content, OMC)进行对数转换($\ln(OMC)$)。转换后,有机质含量对数变换数据与光谱数据相关性明显增强(见图 2),尤其是在 500~650 nm、750~930 nm 和大于 960 nm

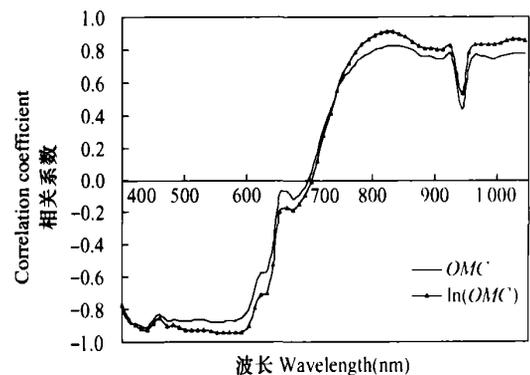


图 2 有机质含量对数处理前后与归一化一阶微分光谱数据相关系数比较

Fig.2 Correlations between $OMC/\ln(OMC)$ and normalized first derivate spectral data

波段范围显著增强,以波段 580 nm 处为例,相关系数从 - 0.869 增加到 - 0.946,得到的多元线性回归模型更稳定、精确;表 2 以归一化模型为例,说明了由于因变量(OMC 、 $\ln(OMC)$)的不同,引起模型的差异,可以看到,模型的决定系数明显提高。

表 2 不同因变量线性回归模型比较(以归一化模型为例)

因变量 Dependent	入选波段 Selected bands	模型 R^2 Model R^2	总均方根差 RMSE	检验 R^2 Test R^2
OMC	410, 610, 640	0.855	10.76	0.898
$\ln(OMC)$	410, 720, 730	0.911	2.021	0.925

注:RMSE 计算公式见 2.3 Note: the formula of RMSE is in 2.3

以有机质含量对数变换数据作为因变量,光谱反射率及其数学变换数据作为自变量,进行多元线性逐步回归分析。分析过程中,使用 F 显著水平值作为逐步回归方法的准则,选入和剔除自变量的概率参数分别设置为 0.05 和 0.10。

由于各光谱数据及其数学变换形式与有机质含量对数变换数据显著相关,所以,多元线性逐步回归分析过程中选入的自变量(波段)较多。虽然随着模型波段数的增加,模型决定系数 R^2 也在增加,但是模

型预测时受不确定性因素影响的几率也增大,导致模型的稳定性和预测能力降低;同时,多余的自变量会给解释回归模型造成困难。因此,在保证决定系数 R^2 足够大的情况下,要根据模型检验结果选择波段少的模型作为最终有机质含量高光谱预测模型。表 3 列出的是四个归一化二阶微分模型。从表中可以看出:随着波段数的增加,归一化二阶微分模型决定系数 R^2 逐渐增加,但是模型检验的决定系数 R^2 并未相应增加。综合比较,选择模型 2 作为最优归一化二阶微分模型。表 4 列出了基于光谱数据及其数学变换形式建立的有机质含量多元线性逐步回归预测模型,表中“模型对应系数”数据列出了对应线性模型的常数项,第一、二、三(四)自变量(波段)的系数。

表 3 归一化二阶微分模型列表

模型 Model	波段数 Band number	模型 R^2 Model R^2	检验 R^2 Test R^2
1	3	0.934	0.912
2	4	0.943	0.928
3	5	0.949	0.890
4	6	0.962	0.913

表 4 有机质含量预测多元线性逐步回归模型列表

Table 4 Multi-liner stepwise regression models for OMC prediction

模型 Model	入选波段 Selected bands	模型对应系数 Model coefficient					模型 R^2 Model R^2	总均方根差 RMSE	检验 R^2 Test R^2
		常数项 Constant	波段 1 Band 1	波段 2 Band 2	波段 3 Band 3	波段 4 Band 4			
		610, 410, 940	0.782	- 51.04	56.19	13.88			
440, 840, 420	1.370	- 13.844	2.862	11.581	—	0.907	2.063	0.907	
590, 430, 1030	1.666	191.174	- 262.024	- 167.957	—	0.915	1.973	0.889	
N	720, 410, 730	1.810	- 195	9.411	186	—	0.911	2.021	0.925
N	580, 730, 630	1.715	- 2.002	747	993	—	0.933	1.756	0.936
N	610, 630, 770, 740	1.664	65.277	29.759	235.632	- 234.044	0.943	1.617	0.929
($\ln 1/$)	440, 820, 980, 580	1.866	167	- 1.741	1.303	449	0.935	1.726	0.927
($\ln 1/$)	610, 630, 430	1.723	- 40.460	- 28.360	9.733	—	0.927	1.823	0.871

注:“ ”表示光谱反射率模型,“ ”表示光谱反射率一阶微分模型,“ ”表示光谱反射率二阶微分模型,“N”表示归一化模型,“N”表示归一化一阶微分模型,“N”表示归一化二阶微分模型,“(ln1/)”表示倒数对数一阶微分模型,“(ln1/)”表示倒数对数二阶微分模型(因变量为 $\ln(OMC)$)。建模样本数 $n_1 = 40$ Note: “ ” is reflectance model, “ ” is first derivate model, “ ” is second derivate model, N is normalized model, “N” is normalized first derivate model, “N” is normalized second derivate model, “(ln1/)” is log-transformed reciprocal first derivate model, “(ln1/)” is log-transformed reciprocal second derivate model (Dependent is $\ln(OMC)$). The number of samples constructing model (n_1) is 40

2.3 模型检验

从模型的稳定性和预报能力两个方面对模型进行检验。模型的稳定性用决定系数 R^2 的大小检验, R^2 越

大,模型越稳定;模型的预报能力用总均方根差(RMSE)来检验, RMSE 越小,模型精度越高,预测能力越好。

总均方根差(RMSE)计算公式:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mu_i - \hat{\mu}_i)^2} \quad (4)$$

式中, μ_i 为有机质含量传统方法测量值, $\hat{\mu}_i$ 为模型预测值, n 为建模样本数 ($n = 40$)。

由表 4 可以看出:模型的决定系数 R^2 都在 0.9 以上,最高达到 0.943;模型的总均方根差 RMSE 较低,小于 2.1,最低为 1.617,远小于有机质含量的最大值 (117.8) 与最小值 (6.5) 的差值 (111.3),一般都小于采样间隔 (2 g kg^{-1});模型检验的决定系数 R^2 一般在 0.9 以上,最低值也大于 0.841,最高达到 0.936。另外,从 $\ln(OMC)$ 实测值与模型预测值的散点分布图可以发现(以归一化一阶微分模型为例),建模样本和检验样本都聚集在直线 $y = x$ 附近,建模样本决定系数 R^2 为 0.933,检验样本决定系数 R^2 为 0.936(见图 3)。基于精度高,稳定性好,入选波段少的原则,确定归一化一阶微分多元线性回归模型为最优模型。模型公式:

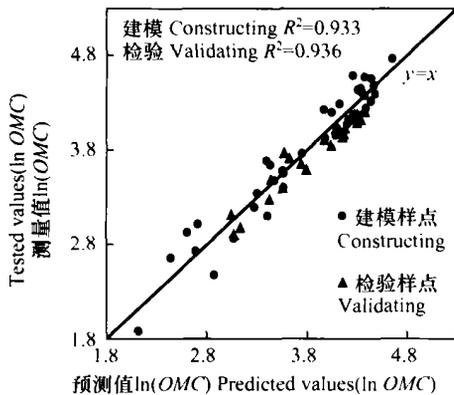


图 3 归一化一阶微分模型预测值与测量值散点图

Fig. 3 Scatterplot of samples constructing and validating the normalized first derivative model

注:建模样本 $n_1 = 40$, 检验样本 $n_2 = 24$

Note: Constructing sample number. is 40, validating number is 24

$$\ln(OMC) = 1.715 - 2.001.996 \times (_{580}) + 746.821 \times (_{730}) + 993.145 \times (_{630}) \quad (5)$$

式中, $\ln(OMC)$ 为有机质含量对数变换数据, $(_{580})$ 为 580 nm 波段处的光谱反射率, $(_{730})$ 为 730 nm 波段处的光谱反射率, $(_{630})$ 为 630 nm 波段处的光谱反射率。

综上所述,黑土有机质含量高光谱多元线性逐步回归预测模型精度较高,稳定性好,可以用于黑土有机质含量的速测。

3 讨论

与已有研究比较,本研究得到了较好的预测结

果。究其原因,一是本文以单一土类——黑土为研究对象,去除了由于土壤类型不同可能造成的各种影响。二是采样地理分布范围广,样本多,样本有机质含量分布宽 ($6.5 \sim 117.8 \text{ g kg}^{-1}$),适于有机质含量高光谱模型的建立;其中,要特别说明的是样本的选择:由于影响土壤光谱反射率的因素很多(除有机质外,还有氧化铁、土壤粒径大小、矿物类型、含盐量等因素),为了使有机质含量成为本次实验的主要影响因素,易于揭示黑土有机质含量与黑土光谱反射率之间的定量关系,同时考虑到工作量,采用本文“1.1”部分所述方法确定建模样本和验证样本。三是首先分析了单波段光谱反射数据及其变换数据与有机质含量的关系,确定二者为指数关系,所以对有机质含量做了对数变换,使单波段光谱反射数据及其变换数据与有机质含量呈线性关系,以利于线性预测模型的建立,提高了线性回归模型的预测精度。四是对光谱数据进行归一化处理,可以很好地消除不同土壤样品在光谱测试过程中引入的误差,提高模型预测精度和稳定性。

不足之处:未考虑铁的氧化物对土壤光谱反射率的影响,可能对模型的精度有一定的影响。

本研究的最终目的是以室内黑土有机质含量高光谱预测模型为基础,实现黑土有机质含量的野外快速测定。

4 结论

本文室内定量分析了黑土有机质高光谱反射曲线特征,并建立了黑土有机质含量高光谱预测模型。结果表明:620~810 nm 波段范围是典型黑土有机质的主要光谱响应区域,有机质含量与归一化高光谱反射率间的相关系数均在 -0.8 以上,相关系数最大值在 710 nm 附近,高达 -0.83;黑土有机质含量高光谱多元线性逐步回归预测模型精度较高,稳定性好,可以用于黑土有机质含量的速测;归一化一阶微分模型建模样本决定系数 R^2 为 0.933,检验样本决定系数 R^2 为 0.936, RMSE 为 1.756(有机质含量的最大值与最小值分别为 117.8 和 6.5),并且自变量(波段)少,确定为最优模型。

参考文献

- [1] Ben-dor E, Banin A. Near-infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties. Soil Sci. Soc. Am. J., 1995, 59: 364~372
- [2] 张金恒,王珂,王人潮. 叶绿素计 SPAD-502 在水稻氮素营养诊

- 断中的应用. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2003, 31(2): 177~180. Zhang J H, Wang K, Wang R C. Application of chlorophyll meter SPAD-502 in diagnosis of nitrogen status and nitrogenous fertilizer in rice (In Chinese). Jour. of Northwest Sci-Tech Univ. of Agri. and For. (Nat. Sci. Ed.), 2003, 31(2): 177~180
- [3] Zhou B, Zhang X G, Wang F. Soil organic matter mapping by decision tree modeling. *Pedosphere*, 2005, 15(1): 103~109
- [4] Al~Abbas A H, Swain P H, Baumgardner M F. Relating organic matter and clay content to the multispectral radiance of soils. *Soil Sci.*, 1972, 114(6): 477~485
- [5] 徐彬彬, 戴昌达. 新疆土壤光谱反射特性与有机质含量的相关分析. 科学通报, 1980(6): 282~284. Xu B B, Dai C D. The correlation between Nanjiang soil spectral reflectance property and organic matter (In Chinese). *Chinese Science Bulletin*, 1980(6): 282~284
- [6] Krishnan P, Alexander J D, Butler B J, *et al.* Reflectance technique for predicting soil organic matter. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 1980, 44: 1 282~1 285
- [7] Galvao L S, Vitorello I. Variability of laboratory leasured soil lines of soils from southeastern Brazil. *Remote Sens. Environ.*, 1998, 63: 166~181
- [8] 徐彬彬, 季耿善, 朱永豪. 中国陆地背景和土壤光谱反射特性的地理分区的初步研究. 环境遥感, 1991, 6(2): 142~151. Xu B B, Ji G S, Zhu Y H. A preliminary research of geographic regionalization of China land background and spectral reflectance characteristics of soil (In Chinese). *Remote Sensing of Environment China*, 1991, 6(2): 142~151
- [9] 徐彬彬. 土壤剖面的反射光谱研究. 土壤, 2000, 32(6): 281~287. Xu B B. Research on the spectral reflectance of soil section (In Chinese). *Soils*, 2000, 32(6): 281~287
- [10] 周清, 周斌, 张杨珠. 成土母质对水稻土高光谱特性及其有机质含量光谱参数模型影响的初步研究. 土壤学报, 2004, 41(6): 905~911. Zhou Q, Zhou B, Zhang Y Z. Influence of parent materials on paddy soil hyperspectral characteristics and SOM spectral-parameter-models (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2004, 41(6): 905~911
- [11] Marie-Madeleine C, Bjorn B, Pere R. Near infrared reflectance spectroscopy for determination of organic matter fractions including microbial biomass in coniferous forest soils. *Soil Biology and Biochemistry*, 2003, 35: 1 587~1 600
- [12] Cloutis E A. Hyperspectral geological remote sensing: Evaluation of analytical techniques. *Int. J. Remote Sensing*, 1996, 17(12): 2 215~2 242
- [13] Godin D G, Han L, Fraser R N, *et al.* Analysis of suspended solids in water using remotely sensed high resolution derivative spectra. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1993, 59: 505~510
- [14] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用. 北京: 高等教育出版社, 2000. 53. Pu R L, Gong P. *Hyperspectral Remote Sensing and Its Applications* (In Chinese). Beijing: Higher Education Press, 2000. 53
- [15] Stone E R, Baumgardner M F. Characteristic variations in reflectance of surface soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 1981, 45: 1 161~1 165

SPECTRAL MODELS FOR PREDICTION OF ORGANIC MATTER IN BLACK SOIL

Liu Huanjun^{1,2} Zhang Bai¹ Zhao Jun¹ Zhang Xingyi¹ Song Kaishan¹ Wang Zongming¹ Duan Hongtao^{1,2}

(1 *Northest Institute of Geography and Agricultural Ecology, CAS, Changchun 130012, China*)

(2 *The Graduate School of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China*)

Abstract To determine organic matter content (OMC) in black soil quickly, hyperspectral reflectance of black soil samples collected from the black soil areas in Heilongjiang Province was measured in laboratory, and characteristics of black soil hyperspectral reflectance curves in the visible/ near infrared bands were studied. Correlation between organic matter content and hyperspectral reflectance was calculated, and used to ascertain main response spectrum of the organic matter in the black soil. The multivariable linear step regression analysis method was used to build hyperspectral models for prediction of organic matter content in black soil, with spectral reflectance and its derivatives (normalized and differential coefficient spectral form) as independent variables, and $\ln(OMC)$ as dependent variable. Root mean squared error (RMSE) was introduced to test the predictability and precision of the models, and coefficient of the determination (R^2) was used to evaluate stability of the models. Results demonstrate: (1) 620~810 nm bands are the main response spectrum of the organic matter, and the correlation coefficients are all higher than 0.8 in the spectral range, with the maximum up to 0.83 at 710 nm; (2) Normalizing the hyperspectral reflectance data of the black soil partly eliminates the noises introduced when testing different samples; (3) The coefficients of determination R^2 of the models are all higher than 0.9 whereas their RMSEs are all lower than 2.1, when the maximum and minimum organic matter contents are 117.8 and 6.5 mg kg⁻¹, so the models are quite good in stability and predictability, and can be used in fast testing of organic matter in black soil; (4) The normalized first derivate model is the optimal one.

Key words Hyperspectral; Black soil; Soil organic matter (SOM); Spectral prediction model