

多光谱数据定量反演土壤营养元素含量可行性分析

王璐^{1, 2}, 蔺启忠^{2*}, 贾东¹, 石火生¹, 黄秀华²

(1. 南京大学地球科学系, 南京 210093; 2. 中国科学院遥感应用研究所, 北京 100101)

摘要: 运用室内光谱模拟多光谱数据, 采用回归分析方法建立土壤营养元素含量预测模型, 并进行验证. 首先, 根据光谱响应函数将实验室光谱数据重采样至多光谱传感器(TM 和 ASTER)波段; 然后, 分别利用多元逐步回归(SMLR)和偏最小二乘回归(PLSR)方法, 建立建模土壤样本实测光谱以及模拟光谱(TM 和 ASTER)与土壤营养元素含量间的经验模型; 最后, 利用检验土壤样本进行模型精度验证. 与实测光谱模型相比, 模拟光谱模型对土壤营养元素含量的预测精度受光谱分辨率的影响并不大. 模拟光谱模型对 N、P、K 元素含量预测精度最高分别为 0.89、0.79 和 0.67. 土壤 N、P、K 元素含量 SMLR 模型的入选波段分别位于 2 000 ~ 2 300 nm、1 650 ~ 1 800 nm 和 600 ~ 800 nm 波长附近范围内; 土壤 N、P、K 元素含量 PLSR 模型的系数表明, 近红外(NIR)波段对总氮和总磷元素含量比可见光(VIS)波段敏感, 而 VIS 对 K 元素含量预测的贡献更大. 利用多光谱数据进行土壤营养元素含量的估测具有理论上的可行性; 由于不同元素对不同光谱波段的响应不同, 在选择多光谱遥感数据时要充分考虑传感器的波段特征.

关键词: 营养元素; 土壤; 多光谱

中图分类号: X87 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2007)08-1822-07

Analysis on Possibilities of Multi-spectral Data for Quantitative Retrieving Soil Nutrition Element Contents

WANG Lu^{1, 2}, LIN Qi-zhong², JIA Dong¹, SHI Huo-sheng¹, HUANG Xiu-hua²

(1. Department of Earth Sciences, Nanjing University, Nanjing 210093, China; 2. Institute of Remote Sensing Application, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Models for predicting soil nutrition elements content were established by regression methods. The data source was simulated multi-spectral data from reflectance spectra measured under laboratory condition. First, the reflectance spectra were resampled to the corresponding bands of multi-spectral sensors (TM and ASTER) according to their reflectance response functions. Then, the experiential models were established between measured spectra, simulated reflectance spectra (TM and ASTER) and soil nutrition element contents by stepwise multiple linear regression (SMLR) and partial least square regression (PLSR) methods. Precision of these models was tested by validation soil samples. Compared with models established by measured spectra, precision of simulated spectra models is slightly affected by spectral resolution. Simulated spectra models give good results for nitrogen ($R = 0.89$), phosphor ($R = 0.79$), and potassium ($R = 0.68$). The selected band range of SMLR models for soil N, P, and K are 2 000 to 2 300 nm, 1 650 to 1 800 nm and 600 to 800 nm respectively. The coefficients of PLSR models show that near infrared (NIR) band is more sensitive to nitrogen and phosphor than visible (VIS) band, while VIS is better for potassium. Good prediction performance indicates theoretically the future possibilities of multivariate calibration for soil nutrition element concentrations by multi-spectral remotely sensed images and bands character of sensors should be considered well because different element has different response.

Key words: nutrition element; soil; multi-spectra

土壤营养元素含量是保持地表生态系统的基础资源, 是重要的作物产量评价指标. 对土壤营养元素含量的测量方法从传统的地球化学方法发展到光谱分析法^[1]. 实验室分析已经证明利用土壤可见光-近红外-短波红外光谱可以成功预测某些土壤属性, 例如: 有机质^[1-3]、粘土矿物^[4]和重金属含量^[5-7]. 多元逐步回归(stepwise multiple linear regression, SMLR)和偏最小二乘回归(partial least square regression, PLSR)以及基函数网络^[8-12]已经广泛用于实测光谱分析地表物质的研究. 可见-近红外-短波红外光谱仪具有较高的光谱分辨率, 可以用来快速准确监测营养元

素含量^[13]. 由于星载的高光谱数据目前应用还不是很广泛, 对多光谱数据应用于土壤组分含量探测的研究很有意义. 本研究主要分析利用实验室土壤实测光谱模拟多光谱数据估算土壤营养元素氮、磷、钾含量的可行性, 以期土壤遥感实用化进行前期的理论探索研究.

收稿日期: 2006-09-21; 修订日期: 2006-11-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(40371085)

作者简介: 王璐(1981~), 女, 博士研究生, 主要研究方向为资源环境遥感, E-mail: xwl0507@hotmail.com

* 通讯联系人, E-mail: linqiz@263.net

1 材料与方法

1.1 土壤样本采集

研究区天津位于渤海西部,主要的土壤类型为盐化湿潮土和淋溶褐土.根据天津农业环境地球化学地面调查结果,在天津南部平原地区选择了70个采样点.样本都采自土壤表层0~20 cm.将样品置于干燥通风处自然风干,用木锤将干结的土块敲碎,并粗略剔除土壤以外的侵入体(如植物根系、小石块、玻璃碎片等),过200目筛.四分法取样,一份用于实验室化学分析,一份用于土壤光谱测定,其余储存备用.

1.2 化学分析及光谱测量

N元素用开氏法测定:样品用硒粉、硫酸铜、硫酸混合溶液消化样品,定容到50 mL,用开氏定氮蒸馏仪蒸馏,蒸馏液用硼酸吸收后用标准酸滴定,并计算出N元素含量.

P元素和K元素含量用ICP-AES法测定:样品用氢氟酸-硝酸-高氯酸消化法定容到25 mL进行消化,用IRIS全谱直读等离子体光谱仪测定全量.

土壤样本在40℃烘干以标准化土壤水分,为了消除土壤颗粒大小不同产生的各向异性散射,将土壤样本精细研磨直至无颗粒感.光谱测量采用仪器为Perkin Elmer公司生产的Lambda 900紫外/可见/近红外分光光度计,光源为预校准的碘钨灯与氙灯,紫外/可见部分探测元件为光电倍增管,近红外为恒温硫化铅.取标准白板置于样品仓中,对光谱仪进行校零;系统噪声很低,每个土壤样本进行单次光谱测量,光谱采样间隔2 nm,波长范围320~2 480 nm,共1 081个波段.

1.3 光谱预处理

由于光谱不同波段采用不同的探测元件,导致在探测元件分区结合处出现光谱值跳跃现象,为消除这一现象需要对原始测量光谱曲线进行抛物线拟合校正,详细处理过程见文献[14].由于光谱仪波段间能量响应上的差别,光谱曲线上存在许多“毛刺”噪声,需要对测量光谱曲线进行噪声平滑处理.经过对不同滤波器处理效果的比较,最终选用长度为9的海明窗进行低通滤波,消除高频毛刺.经过预处理的土壤光谱曲线如图1所示.

对土壤光谱曲线进行去包络(continuum removal)分析^[15].包络线定义为手工逐点直接连接那些凸出的“峰”值点,并使折线在“峰”值点上的外角>180°^[16].计算每个波段反射率与相对应包络线

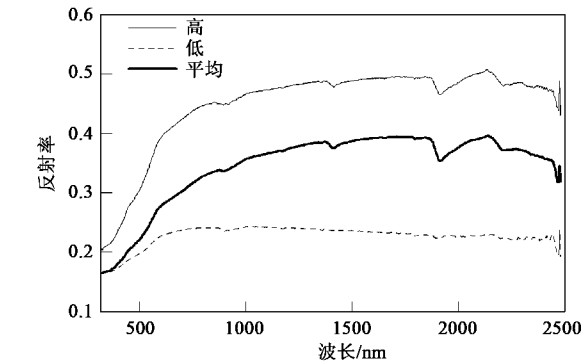


图1 经过预处理实测光谱曲线

Fig.1 Pre-processed spectra

的比值,得到去除包络线后的土壤光谱特征.经过去包络处理后,特征吸收带信息在去包络光谱曲线上明显增强(图2,样本和图1的一致).

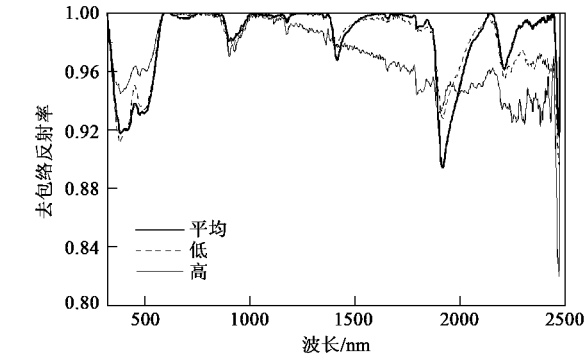


图2 去包络光谱曲线

Fig.2 Continuum-removed reflectance spectra

根据多光谱传感器(TM和ASTER)各波段的光谱响应函数,将经过预处理的土壤光谱曲线重采样至多光谱传感器可见光-近红外-短波红外光谱.波段*i*的反射率计算公式为:

$$r_i = \frac{\sum_{\lambda u_i}^{\lambda l_i} r(\lambda) \varphi_i(\lambda)}{\sum_{\lambda u_i}^{\lambda l_i} \varphi_i(\lambda)} \quad (1)$$

式中, r_i 代表波段*i*的反射率, λu_i 是波段*i*的起始波长, λl_i 是波段*i*的终止波长, $r(\lambda)$ 为波长 λ 处的反射率值, $\varphi_i(\lambda)$ 为波段*i*在波长 λ 处的光谱响应因子.

1.4 模型的建立

将70个样本随机分为2组,一组50个样本用来建立模型,另一组20个样本用于模型的检验.分别运用SMLR和PLSR方法建立土壤光谱和土壤性质之间的关系.由于样本数量有限,在PLSR分析中采用交叉验证法验证模型的预测能力.模型的精度

用相关系数 (R) 和均方根误差 (root-mean-square error, RMSE) 评价, 均方根误差计算方法如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\sum (c_m - c_p)^2 / n} \quad (2)$$

式中, c_m 和 c_p 分别代表实测的和预测的土壤营养元素含量, n 为样本个数.

2 结果与讨论

2.1 土壤营养元素含量分析

土壤营养元素含量的基本统计分析结果如表 1. 土壤中 K 元素含量比 N 和 P 元素高, 但 K 元素含量变异系数相对较小. 各元素间相关系数如表 2, 从相关系数矩阵来看, N 和 P 元素的相关系数很高, 而 K 与 N、P 2 种元素的相关性都不强. 这是因为 N 和 P 元素受成土过程和耕种历史的影响更深刻, 而土壤中 K 元素以矿物钾为主, 主要受土壤成土母质的影响^[17, 18].

表 1 土壤营养元素含量数据统计结果/ $\text{mg} \cdot \text{g}^{-1}$

Table 1 Statistic of soil nutrition element concentration/ $\text{mg} \cdot \text{g}^{-1}$					
元素	最小值	最大值	均值	标准差	变异系数 CV/%
氮	0.13	3.17	1.52	0.69	45.33
磷	0.46	3.23	1.11	0.70	63.57
钾	13.88	21.57	17.52	2.85	16.27

表 2 土壤营养元素间相关系数

Table 2 Correlation coefficients between soil nutrition elements				
元素	氮	磷	钾	
氮	1			
磷	0.761 1	1		
钾	-0.080 8	-0.249 5	1	

2.2 土壤光谱分析

预处理后土壤光谱曲线整体趋势为: 320 ~ 800 nm 波长范围内, 土壤光谱曲线迅速上升, 800 ~ 2 400 nm 波长范围内, 光谱曲线上升缓慢. 光谱曲线上发现可见光部分由氧化铁形成的特征吸收以及近红外部分由水分子和羟基形成的特征吸收. 土壤总氮含量高的样本土壤光谱反射率反而低.

根据包络线曲线斜率和去包络光谱曲线特征吸收带, 原始土壤光谱曲线可以用 6 个折线段 (320 ~ 600 ~ 800 ~ 1 350 ~ 1 700 ~ 2 150 ~ 2 444 nm) 和 12 个强弱程度不同的特征吸收带来表示, 特征吸收带的波长位置分别为: 410、480、680、910、1 176、1 356、1 414、1 656、1 796、1 910、2 210 和 2 470 nm. 按吸收带波长位置顺序将这 12 个特征吸收带进行编号, 从 a1

~ a12. 计算 12 个特征吸收带的特征参数: 深度 (H)、宽度 (W)、面积 (A) 和对称度 (S)^[14, 19].

模拟的土壤多光谱曲线 (图 3) 形状趋势和实测的光谱曲线很相似, 但由氧化铁、水分子和羟基形成的特征吸收消失了.

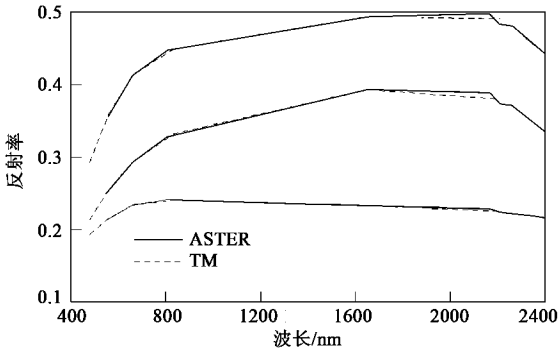


图 3 模拟光谱曲线

Fig.3 Simulated spectra

2.3 建模分析

2.3.1 多元逐步回归分析

首先, 选择与营养元素含量相关性较高的吸收带. 根据计算出的 12 个吸收带的特征参数分别与营养元素进行多元逐步回归分析, 所有样本均参与回归运算, 结果如表 3 所示.

表 3 吸收带不同特征参数对营养元素进行多元逐步回归分析结果

Table 3 Results of stepwise multiple linear regression analysis of nutrition elements and parameters of the absorption features				
营养元素	特征参数	入选吸收带	R	RMSE
N	H	H9、H11、H12	0.81	0.37
	W	W5、W7、W8、W9、W11、W12	0.86	0.33
	A	A9、A11、A12	0.76	0.42
	S	S2、S9、S10	0.72	0.43
P	H	H9、H11	0.78	0.45
	W	W7、W8、W11	0.77	0.46
	A	A6、A7、A9、A10、A11、A12	0.81	0.43
	S	S2、S9、S10	0.75	0.47
K	H	H3	0.41	2.62
	W	W11	0.35	2.70
	A	A3	0.38	2.65
	S	S3、S8	0.52	2.47

从表 3 中可以看出, N 元素和吸收带 a9 (1 784 ~ 1 838 nm)、a11 (2 160 ~ 2 280 nm) 和 a12 (2 448 ~ 2 476 nm) 的特征参数关系密切, P 元素和吸收带 a9 (1 784 ~ 1 838 nm) 和 a11 (2 160 ~ 2 280 nm) 的特征参数关系密切. 土壤短波红外波段的光谱特征主要取

决于有机组分中 C—H、N—H 和 O—H 等阴离子基团的振动^[21, 22],表 3 中的结果符合这一规律.与 N 和 P 元素相比,K 元素仅与吸收带 a3(612 ~ 776 nm)有一些相关性.

将入选的吸收带内波段分别与 N、P、K 元素进行多元逐步回归分析.同时,利用以模拟的 TM 和 ASTER 传感器反射光谱为自变量建立营养元素含量的回归模型,并用验证数据集进行检验,回归和检验结果如表 4 所示.

建模数据集中,除了 K 元素之外,以原始光谱反射率为自变量的模型精度要高于模拟多光谱传感器波段反射率为自变量的模型;对 K 元素,以模拟 ASTER 传感器波段反射率为自变量建立的模型建模精度最高.验证数据集中,对 N 和 P 元素,模拟 ASTER 光谱检验精度都比模拟 TM 光谱检验精度略高;对 K 元素,原始光谱检验精度最高,其次是模拟 TM 光谱,模拟 ASTER 检验精度最低.

比较模拟数据和原始数据的建模和检验精度,相关系数 R 最高相差不到 0.1,这一情况发生在以

N 元素为因变量的建模数据集中; R 相差最小仅为 0.02,这一情况发生在以 P 元素为因变量的检验数据集中.对比模拟 TM 和 ASTER 数据的建模和检验精度,对于 N 和 P 元素,不管是建模数据集还是验证数据集,模拟 ASTER 精度都比模拟 TM 精度高;对于 K 元素,建模数据集中模拟 ASTER 精度较高,而验证数据集中模拟 TM 精度较高.

从入选的波段来看(表 4),N 和 P 元素模拟光谱数据入选波段与原始光谱数据入选波段非常接近.而 K 元素原始光谱入选波段在可见光范围内,模拟光谱数据入选波段在近红外范围内,模拟 TM 和 ASTER 数据入选波段非常接近,而且这几个波段刚好位于原始光谱 a8 (1 642 ~ 1 666 nm)和 a11 (2 160 ~ 2 280 nm)吸收带内.在进行吸收带特征参数与营养元素多元逐步回归分析中,将分别以宽度 W 和对称度 S 为自变量,K 元素为因变量入选的 a8 和 a11 吸收带予以剔除了,从而导致了最终结果上的误差.除了原始光谱对 K 元素的回归运算入选波段之外,其余入选波段都位于1 650 ~ 2 480 nm 范围内.

表 4 多元逐步回归分析土壤营养元素含量结果¹⁾

Table 4 Results of stepwise multiple linear regression analysis for soil nutrition element contents prediction

因变量	自变量	入选波段/nm	建模数据集		检验数据集	
			RMSEC	R	RMSEP	R
N	Original Reflectance	2 232、2 280	0.311 2	0.867 0	0.503 9	0.788 2
	Simulated TM	B6 (2 209)	0.396 1	0.773 1	0.494 5	0.872 8
	Simulated ASTER	B5 (2 167)	0.395 0	0.774 5	0.488 7	0.880 0
P	Original Reflectance	1 784、1 794、2 476	0.305 8	0.868 4	0.648 1	0.750 7
	Simulated TM	B5 (1 651)	0.334 6	0.832 2	0.655 8	0.730 1
	Simulated ASTER	B4 (1 656)	0.334 5	0.832 3	0.655 7	0.730 5
K	Original Reflectance	612、752、776	1.663 3	0.609 0	1.423 2	0.682 4
	Simulated TM	B5、B7 (1 651、2 209)	1.625 1	0.621 4	1.497 0	0.629 8
	Simulated ASTER	B4、B6、B7 (1 656、2 209、2 262)	1.534 7	0.681 5	1.573 2	0.592 3

1) RMSEC 和 RMSEP 分别代表建模数据集的 RMSE 和检验数据集的 RMSE,下同

2.3.2 偏最小二乘回归分析

运用偏最小二乘方法,利用实测光谱和模拟的 TM 及 ASTER 传感器光谱建立的土壤营养元素含量预测模型结果如表 5.建模数据集中,对 N 元素建模精度最高的是模拟 ASTER 数据,模拟 TM 数据精度最低;对 P 元素建模精度最高的原始光谱数据,模拟 TM 数据精度最低;对 K 元素建模精度最高的是模拟 TM 数据,模拟 ASTER 数据精度最低.在验证数据集中,原始光谱对 N 元素检验精度最高,其次是模拟 ASTER 数据;模拟 ASTER 数据对 P 元素检验精度

最高,检验精度最低的是模拟 TM 数据;模拟 TM 数据对 K 的检验精度最高,原始光谱对 K 元素的检验精度最低.

通过对原始数据和模拟数据建模和检验精度的比较发现,模拟数据对营养元素含量的估算同样可以达到很高的精度.相关系数 R 最高相差不到 0.1,这一情况发生在以 N 元素为因变量的建模数据集中; R 相差最小仅为 0.018,这一情况发生在以 P 元素为因变量的建模数据集中.对 N 和 P 元素,模拟 ASTER 数据的建模和检验结果都比模拟 TM 数据要

好;对 K 元素,模拟 TM 的建模和检验精度都比模拟 ASTER 数据要高.

表 5 偏最小二乘回归分析土壤营养元素含量结果

Table 5 Results of partial least square regression analysis for soil nutrition element contents prediction						
因变量	自变量	成分个数	建模数据集		检验数据集	
			RMSEC	R	RMSEP	R
N	Original Reflectance	4	0.324 6	0.854 3	0.432 7	0.892 9
	Simulated TM	1	0.394 6	0.775 4	0.540 6	0.808 2
	Simulated ASTER	5	0.307 5	0.870 3	0.460 3	0.855 4
P	Original Reflectance	3	0.310 3	0.851 1	0.626 0	0.779 0
	Simulated TM	2	0.326 9	0.833 1	0.659 9	0.726 0
	Simulated ASTER	3	0.311 6	0.849 7	0.618 4	0.788 8
K	Original Reflectance	3	1.512 3	0.658 5	1.517 4	0.616 1
	Simulated TM	4	1.484 4	0.674 1	1.423 1	0.670 1
	Simulated ASTER	8	1.550 8	0.636 0	1.493 2	0.624 4

图 4 给出了 3 个模型的回归系数比较. 为了方便回归系数曲线形状的比较,图 4 中 3 条曲线没有标明 Y 轴坐标,只取曲线形状.从图 4 上来看,模拟光谱的回归系数曲线和实测光谱的回归系数曲线很相似,模拟 ASTER 光谱的相似度更高些,产生这一现象可能是由于 TM 比 ASTER 在近红外的波段要少些.比较 N、P、K 3 种元素的曲线可以发现,N 和 P 元素的回归系数曲线很相似,而 K 元素的回归系数曲线和其他两者间存在明显差别,尤其是在近红外波

段,K 元素回归系数曲线更平滑,几乎没有对 K 元素含量估算贡献明显的波段,这和前面多元逐步回归的结果相互验证.

本研究只给出了 PLSR 模型利用验证样本,对模型进行检验的预测含量和实测土壤营养元素含量的比较估算结果(图 5).从图 5 看出,这些统计模型对土壤营养元素含量预测的精度都很高.模拟 ASTER 光谱建立的模型预测土壤中 N 和 P 元素含量的精度和实测光谱建立的模型预测精度更接近;模拟 TM 光谱建立的模型对 K 元素含量的估测精度与实测光谱建模的模型更接近.所有模型对于土壤营养元素含量较高的样本存在预测偏低的现象,这与前人的研究结果比较一致^[10].

从 SMLR 和 PLSR 分析结果来看,尽管土壤中 K 元素相对 N 和 P 元素来说含量较高,但通过土壤反射光谱,分析土壤中营养元素 N 和 P 的效果比 K 元素效果更好,尤其是对 N 元素含量的预测,最高精度 R 接近 0.9.对于 N 和 P 元素,不管是建模精度还是检验精度,模拟 ASTER 光谱都比模拟 TM 光谱要高,这可能是由于 ASTER 传感器比 TM 传感器短波红外部分波段要多.土壤中 N 和 P 元素都与有机质间存在很好的相关性^[17,18],而有机质是土壤光谱曲线的重要影响因素之一^[22].Ben-Dor 等人指出,尽管由于有机质的化学组成很复杂,很难指出特定的吸收波段,但有机质对整个 NIR 波段都有影响^[4].对于 K 元素,除了 SMLR 分析建模数据集中模拟 ASTER 光谱比模拟 TM 光谱精度高外,其它情况下都是模拟 TM 光谱更优越.土壤全钾量的 90%~98% 存在于微斜长石、正长石和白云母等原生矿物中,K 元素主要以矿物钾的形式存在于土壤中^[23].许多研究已

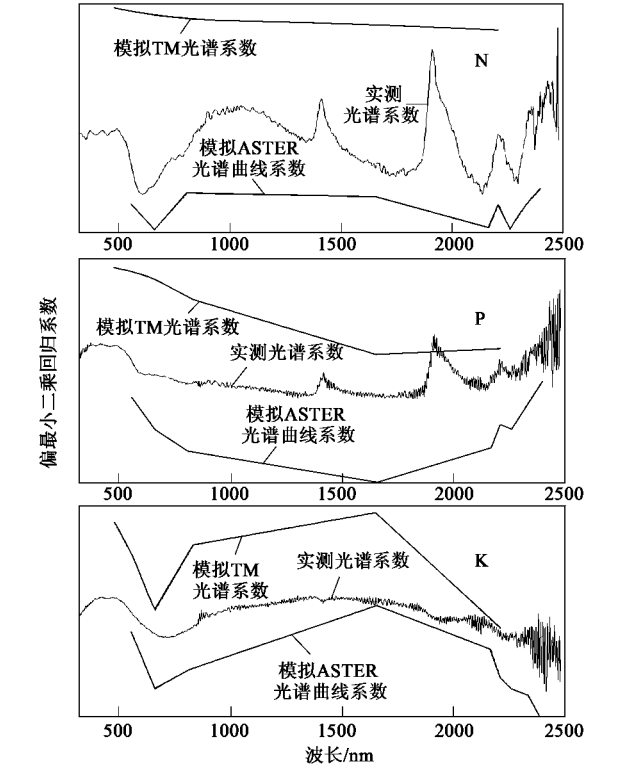
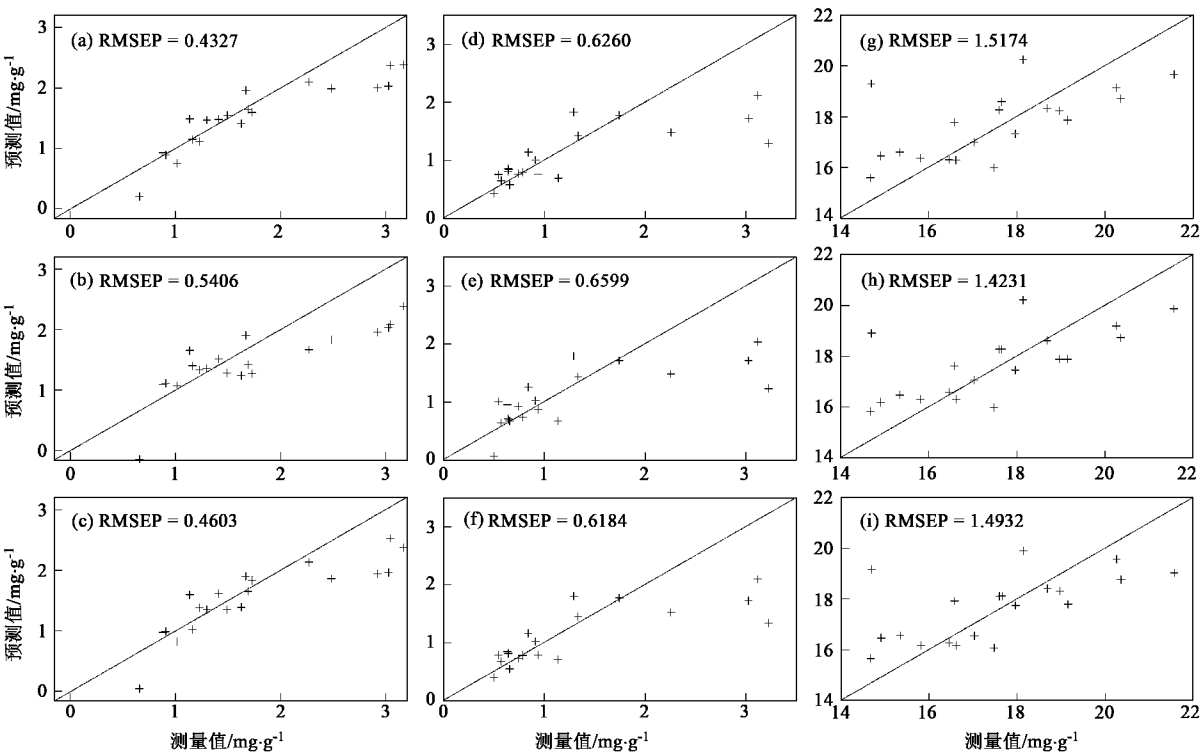


图 4 PLSR 回归系数比较

Fig.4 Coefficients of PLSR models



a、b、c 分别表示实测光谱、模拟 TM 及 ASTER 光谱对 N 元素的预测,d、e、f 为对 P 元素的预测,g、h、i 为对 K 元素的预测

图 5 验证样本实测营养元素和模型预测值的比较

Fig.5 Plots of measured soil nutrition element contents against the predicted values

表明,原生矿物对土壤光谱具有一定的影响^[24, 25]。

3 结论

(1)本研究利用统计分析方法,分析了运用模拟多光谱数据定量估算土壤营养元素含量的可行性,取得了较好的结果.研究分析表明,多元逐步回归分析和偏最小二乘回归方法用于土壤可见光-近红外光谱预测土壤营养元素含量的研究具有很大的优越性.在实验室条件下,多光谱数据同样具有估算土壤营养元素含量的潜力,尽管其精度要比实测光谱模型的精度略低.因此,光谱分辨率并非是土壤营养元素含量预测精度的主要影响因素.模拟光谱模型对土壤 N 元素含量预测精度最高为 0.89,对 P 元素含量最高预测精度为 0.79,对 K 元素含量预测精度略低,最高精度为 0.67. SMLR 模型入选波段和 PLSR 模型回归系数表明,传感器近红外波段越多,模型对 N 和 P 元素估算的精度就越高,可见光波段对 K 元素含量估算的能力要强于近红外波段。

(2)室内光谱数据去除了很多光谱影响因素,结果相对较理想.野外实测光谱数据还受到土壤水分、粗糙度、植被覆盖、大气条件等问题的影响.遥感影

像数据的影响因素更多,例如传感器性能的影响(系统噪声等)、混合像元、波段是否位于大气窗口、土壤 BRDF 特性等.将土壤营养元素的光谱反演模型从光谱层次上升到遥感影像层次,还需要进行大量的实验室数据、野外数据及遥感影像数据的分析。

参考文献:

[1] Morra J M, Hall M H, Freeborn L L. Carbon and nitrogen analysis of soil fractions using near infrared reflectance spectroscopy [J]. Soil Science Society of America Journal, 1991, **55**: 288 ~ 291.

[2] Ben-Dor E, Inbar Y, Chen Y. The reflectance spectra of organic matter in the visible near-infrared and short wave infrared region (400 ~ 2 500 nm) during a controlled decomposition process [J]. Remote Sense of Environment, 1997, **61**: 1 ~ 15.

[3] Henderson T L, Szilagyi A, Baumgardner M F, *et al.* Spectral band selection for classification of soil organic matter content [J]. Soil Science Society of America Journal, 1989, **53**: 1778 ~ 1784.

[4] Ben-Dor E, Banin A. Near-infrared analysis as a rapid method to simultaneously evaluate several soil properties [J]. Soil Science Society of America, 1995, **59**: 364 ~ 372.

[5] Kooistra L, Wehrens L, Leuven R S E W, *et al.* Possibilities of visible-near-infrared spectroscopy for the assessment of soil contamination in river floodplains [J]. Analytica Chimica Acta, 2001, **446**: 97 ~ 105.

[6] Liu Y. Possibilities of assessing heavy metal contamination of soil in the Sajo river flood plains (Hungary) using reflectance spectroscopy [D]. Enschede, Netherlands: International institute for geo-information science and earth observation, 2003. 29 ~ 57.

[7] Wu Y Z, Chen J, Ji J F, *et al.* Feasibility of reflectance spectroscopy for the assessment of soil mercury contamination [J]. Environment Science & Technology, 2005, **39**: 873 ~ 878.

[8] Leon A P, Sommer S. Multivariate analysis of laboratory spectra for the assessment of soil development and soil degradation in the Southern Apennines (Italy) [J]. Remote Sensing of Environment, 2000, **72**: 346 ~ 359.

[9] Dematte J A M, Campos R C, Alves M C, *et al.* Visible-NIR reflectance: a new approach on soil evaluation [J]. Geoderma, 2004, **121**: 95 ~ 112.

[10] Kooistra L, Wanders J, Epema G F, *et al.* The potential of field spectroscopy for the assessment of sediment properties in river floodplains [J]. Analytica Chimica Acta, 2003, **484**: 189 ~ 200.

[11] Ingleby H R, Grove T G. Neural network models for predicting organic matter content in Saskatchewan soils [J]. Canadian Biosystems Engineering, 2001, **43**: 7.1 ~ 7.5.

[12] Fidenciao P H, Poppi R J, Andrade J C D. Determination of organic matter in soils using radial basis function networks and near infrared spectroscopy [J]. Analytica Chimica Acta, 2002, **453**: 125 ~ 134.

[13] Xu Y M, Lin Q Z, Wang L, *et al.* The Prediction of Nitrogen Concentration in Soil by VNIR Reflectance Spectrum [A]. In: Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium 2005 [C]. Seoul, Korea: IEEE, 2005. 4451 ~ 4454.

[14] 徐永明, 蔺启忠, 黄秀华, 等. 利用可见光近红外反射光谱估算土壤总氮含量的实验研究 [J]. 地理与地理信息科学, 2005, **21**(1): 19 ~ 22.

[15] Clark R N, Roush T L. Reflectance spectroscopy: quantitative analysis techniques for remote sensing application [J]. Journal of Geophysical Research, 1984, **89**: 6329 ~ 6340.

[16] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2000. 51.

[17] 于天仁, 王振权. 土壤分析化学 [M]. 北京: 科学出版社, 1988. 18 ~ 114.

[18] 熊毅, 李庆逵. 中国土壤 [M]. (第二版). 北京: 科学出版社, 1990. 485 ~ 491.

[19] 郑兰芬, 王晋年. 成像光谱遥感技术及其图像光谱信息提取分析研究 [J]. 环境遥感, 1992, **7**(1): 49 ~ 58.

[20] 吴昀昭, 田庆久, 季峻峰, 等. 土壤光学遥感的理论、方法及应用 [J]. 遥感信息, 2003, (1): 40 ~ 47.

[21] Cozzolino D, Morón A. Potential of near-infrared reflectance spectroscopy and chemometrics to predict soil organic carbon fractions [J]. Soil & Tillage Research, 2006, **85**: 78 ~ 85.

[22] Rencz A N. Remote Sensing for The Earth Sciences [M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1999. 111 ~ 188.

[23] 常丽新. 土壤钾的生物有效性和土壤供钾能力 [J]. 河北农业科学, 2000, **4**(4): 64 ~ 69.

[24] Mathews H L, Cunningham R L, Petersen G W. Spectral reflectance of selected Pennsylvania soils [J]. Soil Science Society of America Proceeding, 1973, **37**: 421 ~ 424.

[25] Schreier H. Quantitative predictions of chemical soil conditions from multispectral airborne ground and laboratory measurements [A]. In: 4th Proceeding of Canada Symposium On Remote Sensing [C]. Ottawa, Ontario: Canadian Aeronautics & Space Institute, 1977. 106 ~ 112.