

不同粒径处理的土壤全氮含量高光谱特征拟合模型

王海江^{1,2} 刘凡¹ YUNGER John A³ 崔静^{1,2} 马玲¹

(1. 石河子大学农学院, 石河子 832003; 2. 新疆生产建设兵团绿洲生态农业重点实验室, 石河子 832003;

3. 伊利诺伊州长州立大学生物系, 芝加哥 IL 60466)

摘要: 采集新疆北疆棉田 385 个自然土壤样本, 将筛选出的土壤样品分别过 2、1、0.5、0.15 mm 筛并测定其原始光谱反射率, 利用支持向量机 (Support vector machine, SVM)、偏最小二乘回归 (Partial least squares regression, PLSR) 和多元逐步线性回归 (Stepwise multiple linear regression, SMLR) 方法对土壤原始光谱及其 12 种光谱变换数据分别构建土壤全氮含量的估测模型, 并对模型精度进行检验。结果表明, 土壤原始光谱特征在各个波段与全氮含量相关性都较差, 不同形式的数据变换均能够提高光谱反射率与全氮含量的相关性, 同一种数据变换形式在不同粒径处理中最大相关系数所对应的波段位置差异不大。从不同粒径处理的拟合精度来看, 过筛粒径越小对全氮含量的估测精度越高, 3 种方法的最优拟合模型都是过 0.15 mm 筛的处理, 其中 SVM 方法采用 $(\lg R)'$ 变换后, 构建模型 R_c^2 为 0.898 7, $RMSE_c$ 为 0.018 1, RPD 为 2.704 9, PLSR 和 SMLR 方法均采用 R' 变换, 构建模型的 R_c^2 分别为 0.852 0 和 0.819 6, $RMSE_c$ 分别为 0.041 3 和 0.043 6, RPD 分别为 2.554 9 和 2.437 4, 3 种方法在该过筛处理下均能够很好地估测土壤全氮含量。用未参与建模的样本对 3 种最优模型进行验证, SVM、PLSR 和 SMLR 模型的检验 R^2 分别为 0.822 9、0.771 5 和 0.705 4, SVM 方法优于 PLSR 和 SMLR, 模型具有较好的精度和稳定性, 从模型的预测误差来看, 土壤全氮含量越低其预测误差也越大, 在氮素含量较低的情况下无法直接通过光谱反射特征准确反演。

关键词: 土壤; 全氮含量; 土壤粒径; 高光谱; 模型

中图分类号: S153.6 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2019)02-0195-10

Fitting Model of Soil Total Nitrogen Content in Different Soil Particle Sizes Using Hyperspectral Analysis

WANG Haijiang^{1,2} LIU Fan¹ YUNGER John A³ CUI Jing^{1,2} MA Ling¹

(1. College of Agronomy, Shihezi University, Shihezi 832003, China

2. Key Laboratory of Oasis Eco-agriculture, Xinjiang Production and Construction Group, Shihezi 832003, China

3. Department of Biology, Governors State University, Chicago IL 60466, USA)

Abstract: Hyperspectral remote sensing technology is a powerful tool in the analysis of soil compositions as well as soil physical and chemical properties. Totally 385 natural soil samples were collected from cotton fields in North Xinjiang Province, the selected soil samples according to the total nitrogen content were processed by 2 mm, 1 mm, 0.5 mm and 0.15 mm sieves, and their spectral reflectance characteristics were measured. After the transformation of spectral data with twelve forms, the spectral inversion models of soil nitrogen content were established based on support vector machine (SVM), partial least squares regression (PLSR) and stepwise multiple linear regression (SMLR), and the accuracy and universality of the model were tested. The results showed that there was no significant correlation between the original spectral characteristics and soil nitrogen content, and which can be improved by different data transformations. In the same data transformation, there was no obvious difference in the band position corresponding to the maximum correlation coefficient in different particle size processing. According to the fitting accuracy of different particle size treatments, the smaller the particle size of the sieve was, the higher the precision of the total nitrogen content was, the optimal fitting models of the three methods were all processed by 0.15 mm sieve treatment, the SVM method used

收稿日期: 2018-08-23 修回日期: 2018-09-26

基金项目: 国际科技合作项目(2015DFA11660)、石河子大学校级项目(RCXZ201522)和兵团重大科技计划项目(2018AA004)

作者简介: 王海江(1980—),男,副教授,博士,主要从事绿洲水土资源利用研究, E-mail: wanghaijiang@shzu.edu.cn

($\lg R$)' transformation, the model R_c^2 was 0.898 7, the $RMSE_c$ was 0.018 1 and the RPD was 2.704 9, the PLSR and the SMLR methods used R' transformation, the R_c^2 were 0.852 0 and 0.819 6, the $RMSE_c$ was 0.041 3 and 0.043 6, and the RPD was 2.554 9 and 2.437 4, respectively. The optimal model was checked with the samples which were not involved in building model and the R^2 of SVM, PLSR and SMLR were 0.882 9, 0.771 5 and 0.705 4, respectively. From the prediction error of the model, the lower the soil total nitrogen content was, the greater the prediction error was, it was impossible to accurately estimate the soil total nitrogen content by spectral reflectance characteristics.

Key words: soil; total nitrogen content; soil particle sizes; hyperspectral; model

0 引言

快速、有效地获取土壤属性信息,是现代农业发展、自然资源合理利用以及土壤环境保护的重要保障。传统的土壤属性测试方法费时、费力,成本高且造成一定的环境污染。近些年,高光谱技术以其简便、非破坏性、信息量丰富的特点为土壤属性快速、准确获取提供了可能^[1-2]。土壤氮素水平不仅是衡量和表征土壤肥力特征的重要指标,也是决定植株氮素营养水平的关键因素,实验室测定方法繁琐且有限的样本数量已经无法满足现代精准农业施肥技术的需求。

目前,普遍认为采用适当的光谱预处理和模型构建方法,能够很好地简化土壤属性的反演模型,并能提高预测精度^[3],如对原始光谱反射率进行一阶导数、二阶导数、对数、连续统去除等变换^[4-7],采用多元线性逐步回归、偏最小二乘法、人工神经网络、支持向量机等建模方法,均能够有效提高土壤属性的预测能力^[8-13]。郭熙等^[14]应用高光谱技术分析了南方稻田土壤碱解氮的光谱特征,认为波长 694、2 058、2 189 nm 是构建光谱反演模型的特征波段,对土壤碱解氮含量具有一定的预测能力,在对山东潮土^[15]和三峡库区的紫色土^[16]氮素含量预测中也表现出较好的估测精度。刘秀英等^[8]对陕西省吴起县 24 个土壤剖面的黄绵土全氮含量进行了光谱预测,模型校正和验证的 R^2 分别为 0.929 和 0.935;刘雪梅等^[17]对原始光谱平滑后采用蒙特卡罗无信息变量消除方法,预测碱解氮模型的相关系数和均方根误差分别为 0.84 和 17.1 mg/kg,文献[18-20]利用近红外光谱分析技术,通过对土壤原始光谱反射率的平滑和变换处理,采用多元逐步回归和偏最小二乘法构建土壤氮素的估测模型也得到了较好的预测结果。

土壤的光谱特征是土壤理化特性的综合反映,而土壤颗粒粒径(比表面积)对土壤光谱反射率有着显著的影响,以往的土壤氮素高光谱估测大都针对同一种土壤粒径,不同的光谱变换和建模方法开展研究,但是土壤光谱测定前的不同过筛处理会存

在较大差异。基于此,本研究以新疆主要棉区土壤为研究对象,分析不同过筛粒径的土壤光谱特征与全氮含量的相关关系,确定不同光谱变换数据建立的全氮含量估测模型精度,以期为土壤属性信息的快速获取提供技术支持。

1 材料与方 法

1.1 研究区概况

新疆地域辽阔,自然条件复杂,深居欧亚大陆腹地,四周距海遥远,北、西、南三面为高山所环抱,很难受到海洋气流的影响,属于典型的温带大陆性干旱气候,其总的特点是干旱多风,致使在土壤形成过程中物理风化占有突出地位,风蚀、风积相当强烈,形成大面积的漠土、干旱土、盐碱土、风沙土等。棉花是新疆农业种植的特色优势作物,虽光照充足,但受其温度、土壤、灌水等因素的影响,棉花的种植主要分布在南疆、东疆和北疆的部分地区,因土壤养分贫瘠,新疆棉田氮肥和磷肥单位面积施用量大,钾肥单位面积施用量较低,区域差异明显^[21]。

1.2 样品采集与处理

新疆棉花氮肥单位面积施用量大,区域间土壤养分差异明显,这为本研究获取较为宽泛的土壤氮素含量样本提供了基础条件。因此,在前期调查和查阅大量资料的基础上,重点选取近 3 年棉花产量差异大、区域间养分差异明显的棉田样地,其中博乐地区 116 个、昌吉地区 123 个、奎屯地区 83 个、石河子地区 66 个,采样点分布位置如图 1 所示。土壤样品采集地表 0~20 cm 土层,分别在每一个采样点的周边 5 m 范围内随机再采集 2 个土样,3 个土样混合后作为该采样点待测样品,质量约 1 kg。每一个采样点详细记录经纬度坐标,并对采样点周边环境进行拍照记录,采集后迅速封装在自封袋中,带回实验室后去除砾石及动植物残骸等杂质。

土样经自然风干、研磨和压碎后,全氮含量采用全自动凯氏定氮仪(FOSS-2300 型,福斯公司,瑞典)测定。为了能够获得不同区域较宽泛的土壤全氮样本,依据化学测定结果剔除同一区域全氮含量相近的样本,最终筛选出博乐地区 62 个、昌吉地区

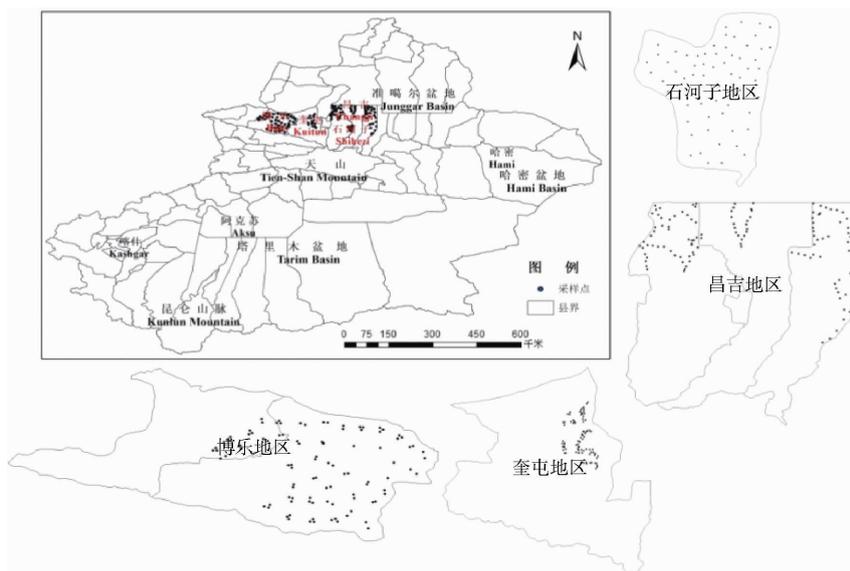


图 1 样区采样点分布图

Fig. 1 Sample plot distribution

76 个、奎屯地区 50 个、石河子地区 42 个土壤样品,对筛选出的 230 个土样都分 4 份,分别过 2、1、0.5、0.15 mm 筛,得到同一个土样的 4 种不同粒径处理样本,待测光谱反射率。为了能够更好地构建高光谱反演模型并对模型的精度和普适性验证,将博乐地区、昌吉地区和奎屯地区的 188 个样品随机分为 141 个(75%)建模样本和 47 个(25%)检验样本,并经 Levene 检验与 T 检验确保建模样本集与检验样本集代表相同的总体样本。石河子地区的 42 个样本不参与模型构建和外部检验,作为最优模型的普适性验证,样品描述性统计分析见表 1。

表 1 土壤全氮含量描述性统计分析

Tab. 1 Descriptive statistical analysis of soil total nitrogen content

采样点	样本数量/个	全氮含量/($\text{g} \cdot \text{kg}^{-1}$)				变异系数/%
		最小值	最大值	平均值	标准差	
博乐地区	62	0.19	1.32	0.79	0.22	27.85
昌吉地区	76	0.16	0.95	0.71	0.18	25.35
奎屯地区	50	0.08	1.01	0.52	0.19	36.54
石河子地区	42	0.06	0.93	0.41	0.20	48.78

1.3 土壤光谱数据测定

采用美国 ASD 公司 Field Spec Pro FR 型光谱仪进行土壤样品测试,其波长为 350 ~ 2 500 nm,其中 350 ~ 1 000 nm、1 000 ~ 2 500 nm 波段光谱分辨率分别为 3、10 nm,采样间隔分别为 1.4、2 nm。取制备好的土壤样品放置于半径 5 cm、深 1.5 cm (认为是光学上无限厚)的黑色盛样皿内,土壤装填容重约 1.4 g/cm^3 。光谱测定在暗室中进行,将 200 W 的卤素灯置于目标两侧,光源入射角为 25° ,距离目标 30 cm,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,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。

1.4 光谱数据处理

将采集到的每个土样光谱曲线运用光谱数据处理软件 ViewSpecPro 进行拼接校正,然后求出 10 条光谱曲线平均值作为对应样本的光谱反射率。采用 Savitzky - Golay 法对光谱数据平滑去除噪声,滤波后的光谱作为数值分析的原始光谱反射率 (R),而后对土壤样本光谱反射数据进行开根号处理 (\sqrt{R})、对数处理 ($\lg R$)、倒数处理 ($1/R$)、原始光谱一阶微分 (R') 和二阶微分 (R'')、一阶微分根号处理 ($\sqrt{R'}$)、二阶微分根号处理 ($\sqrt{R''}$)、对数一阶微分处理 ($(\lg R)'$)、对数二阶微分处理 ($(\lg R)''$)、倒数一阶微分 ($(1/R)'$)、倒数二阶微分 ($(1/R)''$) 和连续统去除处理 (CR),采用 Unscrambler 9.7 软件完成数据的各种变换与处理。

1.5 模型构建与检验

在对光谱数据变换和筛选的基础上,选取与土壤全氮含量显著相关波段多的变换形式,采用支持向量机 (Support vector machine, SVM)、偏最小二乘回归 (Partial least squares regression, PLSR) 和多元逐步线性回归 (Stepwise multiple linear regression, SMLR) 方法构建土壤全氮含量光谱反演模型。设定 SVM 类型为 4 (即 ν -SVR),核函数类型为 2 (即 RBF),采用训练集交叉验证和网格搜索法 (Grid search) 进行参数寻优,依据均方差最小原则确定惩罚参数 C 和 RBF 核参量 g 的值。采用 Matlab

R2012a 和 Sigmaplot 软件完成相关建模、制图。

模型的精度评价参数主要有校正集决定系数 R_c^2 和均方根误差 $RMSE_c$ (Root mean square error of calibration), 预测集决定系数 R_p^2 和均方根误差 $RMSE_p$ (Root mean square error of prediction), 以及测定值标准偏差与标准预测误差的比值 RPD (The ratio of prediction to deviation)。其中决定系数越大, 标准误差越小模型预测精度越高, $RPD > 2.0$ 说明模型适于估算土壤属性, $RPD < 1.5$ 时, 模型不可靠; $1.5 < RPD < 2.0$, 模型的可靠性可以通过不同的建模方法得到提高。最优模型的验证采用绝对百分比误差来表示。计算公式为

$$RMSE_c = \sqrt{\frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} (y_{ci} - \hat{y}_{ci})^2} \quad (1)$$

$$R_c^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_c} (y_{ci} - \hat{y}_{ci})^2}{\sum_{i=1}^{n_c} (y_{ci} - \bar{y}_c)^2} \quad (2)$$

$$RMSE_p = \sqrt{\frac{1}{n_p} \sum_{i=1}^{n_p} (y_{pi} - \hat{y}_{pi})^2} \quad (3)$$

$$R_p^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_p} (y_{pi} - \hat{y}_{pi})^2}{\sum_{i=1}^{n_p} (y_{pi} - \bar{y}_p)^2} \quad (4)$$

$$RPD = \frac{S_D}{RMSE_{CV}} \quad (5)$$

式中 \hat{y}_{ci} ——校正集中第 i 个样本的预测值
 n_c ——校正样本数
 \bar{y}_c ——校正集所有样本实测值的平均值
 y_{pi} ——预测集中第 i 个样本的实测值
 \hat{y}_{pi} ——预测集中第 i 个样本的预测值
 n_p ——预测集样本数
 \bar{y}_p ——预测集所有样本实测值的平均值
 S_D ——预测集样本测量值的标准偏差
 $RMSE_{CV}$ ——交互验证均方根误差

2 结果与分析

2.1 不同粒径土壤原始光谱特征与全氮含量相关性

图2是不同粒径土壤样品光谱特征与全氮含量的相关性, 土壤原始光谱反射率在各个波段与全氮含量的相关性均不高^[22], 从其变化趋势来看, 不同粒径处理土壤样品与全氮的相关性变化相似, 波长在 350 ~ 664 nm 内表现为负相关, 波长在 664 ~ 1 520 nm 内相关性为正值, 而后至 2 500 nm 为负相关。不同粒径土壤样品在 370 nm 处与土壤全氮含量的相关性出现一峰值, 相关系数为 -0.31 ~

-0.21, 随着波长的增加, 相关性降低, 在 497 ~ 520 nm 内有一谷值, 相关系数约为 -0.09, 而后在 564 ~ 584 nm 形成小的峰值, 相关系数在 -0.10 左右; 随着波长的增加相关性变为正值, 到 1 046 nm 附近有一峰值, 相关系数约为 0.22, 后在 1 892、2 457 nm 处形成峰值, 相关系数分别在 -0.32 和 -0.34 附近。从相关性来看, 不同粒径组成的土壤原始光谱与全氮含量相关性均不高, 其中 2 mm 粒径处理相关性最低, 0.5 mm 处理最高, 其次是 0.15、1 mm, 试验结果表明, 土壤粒径较小的处理在相关性上优于粒径较大的处理。

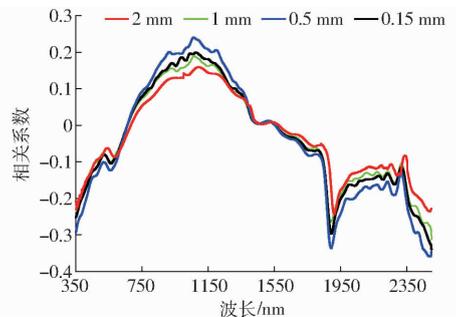


图2 不同粒径组成土壤光谱特征与全氮含量相关性

Fig.2 Correlation of soil total nitrogen content and spectral characteristics in different soil particle sizes

土壤光谱特征是土壤理化特性的综合反映, 其原始光谱特征与全氮含量的相关性受土壤类型、质地、有机质、盐分含量以及背景噪声等多因素综合作用^[3], 因此, 不同研究中土壤光谱特征与全氮含量的相关系数及其变化趋势差异较大^[23-25]。

2.2 不同光谱变换数据与全氮含量相关性

国内外大量的研究都表明对光谱反射率进行不同形式的变换处理, 有利于消除背景干扰, 提高光谱的敏感性和相关关系^[2]。表2为不同光谱变换形式与土壤全氮含量的最大相关系数和对应波段位置, 从最大相关系数来看, 对原始光谱进行不同形式的变换都能够不同程度地提高光谱特征与全氮含量的相关性, 12种变化后相关系数均大于原始光谱; 随着过筛粒径的变小, 最大相关系数也变大, 0.15 mm 的相关系数最大, 2 mm 的最小。原始光谱反射率经过 R' 和 $(\lg R)'$ 变换后在 4 种粒径处理下与全氮含量的最大相关系数分别为 0.60、0.60、0.63、0.67、0.66、0.68、0.68、0.69, 优于其他变换形式。最大相关系数对应的波段位置在不同数据变换形式和过筛粒径上都没有表现出很好的规律性, 其中 \sqrt{R} 、 $1/R$ 、 $\sqrt{R'}$ 和 $\sqrt{R'}$ 变换最大相关系数对应的波段都小于 1 000 nm, 其他的变换形式均大于 1 000 nm, 同一种变换形式在不同的过筛粒径上对应的波段位置较为相似, 如 \sqrt{R} 变换在 4 种过筛处理最大相关系数对应

的波段位置分别为 606、620、664、652 nm, ($\lg R$)' 变换波段位置分别为 1 200、1 106、1 245、1 120 nm。因此, 过筛处理和光谱数据变换都能够影响土壤属性

与光谱反射特征的相关性, 同一种光谱数据变换在不同粒径处理的最大相关系数对应的波段位置变化不大。

表 2 不同光谱数据变换与土壤全氮含量的最优相关关系

Tab. 2 Correlation between different spectrum transformations and soil total nitrogen content

光谱 变换	2 mm		1 mm		0.5 mm		0.15 mm	
	最大相关系数	波段位置/nm	最大相关系数	波段位置/nm	最大相关系数	波段位置/nm	最大相关系数	波段位置/nm
R	-0.24	1 912	-0.31	2 491	-0.35	2 471	-0.34	2 490
\sqrt{R}	-0.49	606	-0.52	620	-0.54	664	-0.57	652
$\lg R$	0.48	1 442	0.49	1 396	0.53	1 527	0.53	1 501
$1/R$	-0.50	520	-0.52	554	-0.53	563	-0.56	509
R'	0.60	1 428	0.63	1 509	0.66	1 334	0.68	1 450
$\sqrt{R'}$	0.57	963	0.60	978	0.58	936	0.66	944
$(\lg R)'$	0.60	1 200	0.67	1 106	0.68	1 245	0.69	1 120
$(1/R)'$	-0.56	1 280	-0.55	1 249	-0.63	1 206	-0.64	1 255
R''	0.60	1 426	0.59	1 497	0.64	1 477	0.67	1 358
$\sqrt{R''}$	-0.54	550	-0.59	586	-0.56	521	-0.58	549
$(\lg R)''$	0.54	1 238	0.58	1 204	0.59	1 198	0.63	1 255
$(1/R)''$	0.51	1 360	0.52	1 352	0.56	1 386	0.61	1 254
CR	0.56	1 905	0.63	1 954	0.64	1 965	0.66	1 948

2.3 不同粒径土壤全氮含量的光谱特征拟合

表 3 是利用 SVM、PLSR 和 SMLR 3 种方法构建的不同粒径处理全氮含量的拟合模型, 由表 3 可知, 对土壤原始光谱进行不同形式的变化均能够不同程度地提高模型精度, 土壤过筛粒径越小模型的拟合精度越高, 从建模精度对比, SVM 方法优于 PLSR 和 SMLR。

利用 SVM 方法分别构建 12 种土壤氮素的光谱估测模型, 从模型估测精度看, 一阶微分变换能够明显提高建模和检验的决定系数, 其中过 2 mm 筛土样光谱在经过 R' 、 $(\lg R)'$ 和 $(1/R)'$ 变换后, 其 R_c^2 分别为 0.755 9、0.776 4 和 0.720 9, $RMSE_c$ 分别为 0.043 6、0.041 1 和 0.046, 在经过 R'' 、 $(\lg R)''$ 和 $(1/R)''$ 二阶微分变换后, 其 R_c^2 分别为 0.753 4、0.702 8 和 0.674 3, $RMSE_c$ 分别为 0.043 7、0.048 8 和 0.061 6; 12 种变换中 $(\lg R)'$ 、 R' 和 R'' 变换 RPD 分别为 1.664 7、1.550 9 和 1.506 2, 大于 1.5 说明模型的可靠性可以通过不同的建模方法得到提高。随着过筛粒径的变小, 模型的拟合精度明显提高, 但精度最高的光谱变换形式并没有改变, 过 0.15 mm 筛最优的变换形式仍为 $(\lg R)'$, 其建模 R_c^2 为 0.898 7, $RMSE_c$ 为 0.018 1, RPD 为 2.704 9, 说明模型适于估算土壤氮素含量。

PLSR 方法具备主成分分析、相关分析和最小二乘法三者的优点, 本研究中采用 PLSR 和 SMLR 两种线性方法构建的土壤氮素含量估测模型, 预测精度 PLSR 方法优于 SMLR, 但从最优变换形式来看,

两种方法相同均为 R' , 过 2 mm 土筛处理, R' 变换后 PLSR 拟合模型的 R_c^2 为 0.653 5, $RMSE_c$ 为 0.054 7, SMLR 拟合模型的 R_c^2 为 0.619 0, $RMSE_c$ 为 0.066 9, 12 种变换方式的 RPD 均小于 1.5, 说明构建的模型精度不可靠。随着土壤过筛粒径的变小, 两种方法的模型拟合精度都有提高, 这和 SVM 方法的趋势相似, 在过 0.15 mm 处理, PLSR 和 SMLR 方法构建的估测模型在 R' 变换 R_c^2 分别为 0.852 0 和 0.819 6, $RMSE_c$ 分别为 0.041 3 和 0.043 6, RPD 分别为 2.554 9 和 2.437 4, 说明采用 PLSR 和 SMLR 两种方法在过 0.15 mm 粒径处理后也能够估算出土壤氮素含量。

2.4 最优模型的验证

通过分析不同粒径土壤各变换形式构建的模型表明(图 3), 3 种模型构建方法均采用过筛 0.15 mm 的土壤样品能够明显提高氮素含量的预测精度, SVM 方法采用 $(\lg R)'$ 变换形式、PLSR 和 SMLR 方法采用 R' 建立的全氮含量拟合模型精度最高, 将未参与建模的石河子地区 42 个土壤样本进行模型适应性验证, 并计算出预测值与实测值的绝对百分比误差(图 3)。SVM、PLSR 和 SMLR 模型 R^2 分别为 0.822 9、0.771 5 和 0.705 4, 其中 SVM 和 PLSR 的预测数值略高于实测值, SMLR 模型的预测值略低于实测值, 3 种方法构建的模型在不同区域间都能够较好地估测土壤全氮含量, 具有一定的区域稳定性。从绝对误差的变化来看, 3 种模型均表现出土壤全氮含量越小其误差越大, 随着土壤氮素含量的增大,

表3 不同粒径土壤全氮含量的模型构建与检验

Tab.3 Models of hyperspectral inverse for soil total nitrogen content in different soil particle sizes

过筛 粒径/ mm	数据变换	SVM					PLSR					SMLR				
		建模		外部检验		RPD	建模		外部检验		RPD	建模		外部检验		RPD
		R_c^2	$RMSE_c$	R_p^2	$RMSE_p$		R_c^2	$RMSE_c$	R_p^2	$RMSE_p$		R_c^2	$RMSE_c$	R_p^2	$RMSE_p$	
2	R	0.382 8	0.122 3	0.292 6	0.179 2	0.547 5	0.273 1	0.123 1	0.262 1	0.145 0	0.421 1	0.237 7	0.147 3	0.229 0	0.169 8	0.337 8
	\sqrt{R}	0.642 8	0.083 3	0.427 2	0.114 9	1.312 2	0.548 8	0.068 9	0.395 7	0.139 2	1.126 1	0.514 0	0.109 9	0.362 0	0.145 6	1.075 5
	lgR	0.600 8	0.099 1	0.423 6	0.127 4	1.230 0	0.520 7	0.074 3	0.393 0	0.154 1	1.110 4	0.484 9	0.127 0	0.358 8	0.162 0	1.041 2
	1/R	0.643 5	0.070 0	0.463 4	0.106 7	1.319 4	0.549 2	0.068 0	0.430 2	0.132 4	1.138 3	0.519 0	0.095 0	0.396 1	0.139 3	1.098 4
	R'	0.755 9	0.043 6	0.557 8	0.068 4	1.550 9	0.653 5	0.054 7	0.540 1	0.090 9	1.497 3	0.619 0	0.066 9	0.509 2	0.102 7	1.462 0
	$\sqrt{R'}$	0.742 2	0.044 9	0.535 4	0.077 2	1.429 4	0.581 1	0.067 8	0.469 1	0.132 2	1.158 6	0.550 2	0.088 0	0.436 4	0.136 7	1.115 7
	(lgR)'	0.776 4	0.041 1	0.570 1	0.067 4	1.664 7	0.646 5	0.056 3	0.527 2	0.097 5	1.396 3	0.615 2	0.068 0	0.494 2	0.102 8	1.321 4
	(1/R)'	0.720 9	0.046 0	0.524 3	0.078 1	1.388 4	0.638 7	0.059 8	0.506 2	0.099 7	1.395 3	0.607 9	0.070 0	0.475 6	0.111 6	1.292 2
	R''	0.753 4	0.043 7	0.540 2	0.076 5	1.506 2	0.598 9	0.060 1	0.493 8	0.106 7	1.233 8	0.568 5	0.072 5	0.459 9	0.113 8	1.158 6
	$\sqrt{R''}$	0.682 6	0.052 5	0.509 0	0.088 6	1.342 8	0.593 8	0.064 3	0.473 6	0.118 2	1.169 2	0.559 0	0.076 3	0.437 3	0.120 3	1.136 2
	(lgR)''	0.702 8	0.048 8	0.519 7	0.087 5	1.347 8	0.598 2	0.060 7	0.487 7	0.113 0	1.210 6	0.566 4	0.073 0	0.455 7	0.118 8	1.148 3
	(1/R)''	0.674 3	0.061 6	0.502 5	0.105 9	1.324 6	0.597 7	0.062 8	0.483 1	0.114 5	1.188 4	0.561 1	0.075 4	0.448 3	0.120 0	1.145 5
CR	0.713 1	0.046 6	0.524 1	0.084 7	1.387	0.614 8	0.059 9	0.502 3	0.102 2	1.302 3	0.582 5	0.072 5	0.472 1	0.113 2	1.199 7	
1	R	0.359 0	0.128 8	0.223 1	0.135 0	0.895 3	0.279 4	0.128 4	0.191 9	0.159 8	0.695 7	0.245 2	0.154 2	0.160 5	0.168 9	0.610 9
	\sqrt{R}	0.673 0	0.077 6	0.468 8	0.093 7	1.206 2	0.540 8	0.060 5	0.438 6	0.120 7	1.059 9	0.505 0	0.102 9	0.405 2	0.129 7	1.037 8
	lgR	0.642 1	0.095 2	0.460 6	0.096 4	1.197 5	0.519 0	0.069 3	0.425 3	0.123 3	1.016 0	0.487 9	0.119 1	0.394 8	0.133 2	0.973 9
	1/R	0.679 6	0.061 0	0.484 6	0.086 3	1.252 7	0.558 3	0.060 1	0.451 3	0.112 4	1.100 3	0.524 8	0.085 8	0.416 5	0.118 1	1.060 7
	R'	0.822 1	0.037 5	0.620 7	0.057 0	1.787 9	0.750 7	0.049 4	0.597 7	0.083 1	1.794 3	0.719 5	0.057 1	0.565 9	0.087 5	1.674 6
	$\sqrt{R'}$	0.773 6	0.039 2	0.596 3	0.062 1	1.434 0	0.569 6	0.060 1	0.456 9	0.110 7	1.122 1	0.533 8	0.083 9	0.425 9	0.117 5	1.063 1
	(lgR)'	0.864 2	0.031 7	0.632 3	0.056 7	2.007 2	0.710 9	0.049 7	0.588 8	0.085 9	1.579 9	0.680 7	0.064 0	0.551 7	0.090 0	1.578 4
	(1/R)'	0.760 8	0.041 6	0.551 6	0.063 2	1.377 7	0.699 2	0.051 7	0.566 7	0.086 2	1.315 4	0.668 7	0.064 8	0.529 9	0.093 5	1.310 3
	R''	0.792 0	0.038 3	0.602 9	0.061 6	1.520 8	0.599 8	0.055 1	0.519 7	0.090 4	1.267 2	0.568 5	0.066 9	0.483 2	0.097 2	1.189 4
	$\sqrt{R''}$	0.727 1	0.052 7	0.501 0	0.074 8	1.320 7	0.569 7	0.059 7	0.470 9	0.104 6	1.123 7	0.538 6	0.080 1	0.435 1	0.107 8	1.066 5
	(lgR)''	0.738 2	0.047 3	0.531 8	0.073 0	1.326 3	0.591 3	0.057 8	0.512 9	0.090 7	1.173 4	0.555 8	0.075 2	0.481 7	0.097 7	1.098 7
	(1/R)''	0.690 0	0.056 4	0.492 7	0.081 9	1.264 1	0.585 0	0.059 2	0.501 2	0.097 1	1.141 6	0.552 2	0.076 4	0.468 1	0.107 6	1.067 3
CR	0.744 8	0.047 1	0.543 3	0.067 2	1.330 9	0.650 1	0.052 2	0.560 9	0.090 4	1.307 8	0.613 1	0.065 2	0.526 8	0.096 2	1.205 1	
0.5	R	0.390 7	0.108 4	0.370 5	0.129 7	0.745 9	0.339 0	0.124 6	0.334 6	0.154 5	0.579 4	0.308 8	0.133 0	0.303 6	0.164 8	0.479 8
	\sqrt{R}	0.688 1	0.074 1	0.445 4	0.099 8	1.106 8	0.524 5	0.075 1	0.412 1	0.124 3	0.929 4	0.489 0	0.098 5	0.380 8	0.134 5	0.866 0
	lgR	0.660 9	0.089 8	0.444 8	0.116 9	1.047 0	0.509 3	0.075 6	0.408 4	0.146 7	0.906 6	0.475 1	0.119 7	0.377 2	0.153 2	0.850 2
	1/R	0.705 8	0.058 4	0.455 3	0.096 9	1.213 5	0.528 3	0.072 6	0.418 9	0.123 9	1.033 9	0.494 1	0.083 9	0.382 0	0.127 9	0.993 2
	R'	0.858 6	0.038 2	0.673 6	0.056 2	1.855 7	0.768 4	0.044 3	0.645 0	0.072 6	2.016 1	0.736 3	0.054 1	0.613 3	0.079 5	1.984 6
	$\sqrt{R'}$	0.810 0	0.038 9	0.606 4	0.060 6	1.728 1	0.581 5	0.069 5	0.521 4	0.121 2	1.117 4	0.545 8	0.083 8	0.484 7	0.126 4	1.036 7
	(lgR)'	0.870 2	0.027 7	0.676 4	0.047 1	2.124 1	0.692 7	0.045 3	0.637 2	0.080 3	1.653 2	0.660 5	0.063 9	0.600 1	0.086 2	1.580 9
	(1/R)'	0.809 4	0.039 8	0.605 9	0.068 5	1.709 3	0.687 4	0.049 7	0.596 2	0.084 6	1.612 1	0.651 2	0.065 3	0.562 0	0.089 3	1.566 4
	R''	0.810 0	0.038 8	0.626 6	0.056 5	1.743 4	0.670 1	0.053 7	0.570 3	0.092 5	1.576 1	0.639 3	0.065 7	0.536 8	0.102 6	1.499 6
	$\sqrt{R''}$	0.731 8	0.054 6	0.564 3	0.086 4	1.569 8	0.605	0.068 5	0.527 3	0.111 2	1.423 6	0.573 6	0.083 7	0.496 0	0.116 8	1.373 2
	(lgR)''	0.741 7	0.041 9	0.588 9	0.072 3	1.603 9	0.621	0.056 1	0.557 3	0.095 7	1.458 1	0.584 8	0.067 1	0.526 1	0.103 9	1.401 3
	(1/R)''	0.724 8	0.058 1	0.552 8	0.095 3	1.245 4	0.609 5	0.059 2	0.552 1	0.096 1	1.441 5	0.576 3	0.068 2	0.520 6	0.105 0	1.376 8
CR	0.775 2	0.040 7	0.591 9	0.068 8	1.610 6	0.673 4	0.051 3	0.576 1	0.088 5	1.596 5	0.642 5	0.065 6	0.541 1	0.091 8	1.551 0	
0.15	R	0.385 3	0.102 4	0.349 3	0.127 9	0.725 5	0.432 9	0.131 6	0.318 2	0.156 9	0.517 2	0.401 6	0.129 1	0.287 0	0.158 5	0.503 8
	\sqrt{R}	0.711 5	0.070 9	0.385 8	0.101 0	1.027 2	0.478 1	0.064 9	0.353 9	0.126 7	0.816 4	0.445 9	0.097 8	0.319 7	0.136 5	0.759 8
	lgR	0.668 5	0.074 9	0.378 4	0.103 3	0.895 4	0.439 7	0.072 4	0.345 2	0.127 8	0.675 6	0.405 6	0.101 9	0.312 3	0.138 6	0.635 6
	1/R	0.732 1	0.041 6	0.436 2	0.100 6	1.207 8	0.494 7	0.059 8	0.405 7	0.124 4	1.098 1	0.459 8	0.070 0	0.374 4	0.134 1	0.989 5
	R'	0.876 8	0.021 3	0.718 8	0.035 0	2.244 1	0.852 0	0.041 3	0.713 7	0.049 4	2.554 9	0.816 9	0.043 6	0.676 6	0.050 5	2.437 4
	$\sqrt{R'}$	0.862 8	0.032 3	0.666 7	0.051 7	1.965 9	0.495 7	0.058 4	0.405 7	0.122 5	1.106 6	0.460 9	0.066 6	0.374 6	0.132 2	1.019 4
	(lgR)'	0.898 7	0.018 1	0.746 5	0.019 6	2.704 9	0.805 7	0.041 5	0.683 0	0.060 5	2.122 9	0.774 1	0.046 8	0.651 9	0.066 2	2.046 1
	(1/R)'	0.844 9	0.036 5	0.629 0	0.057 0	1.805 1	0.741 6	0.047 1	0.682 2	0.070 5	1.922 1	0.709 2	0.048 1	0.648 9	0.076 9	1.907 8
	R''	0.864 9	0.021 8	0.718 4	0.044 7	2.080 9	0.679 1	0.050 8	0.597 4	0.086 1	1.675 2	0.642 6	0.059 4	0.566 4	0.090 0	1.604 1
	$\sqrt{R''}$	0.787 0	0.038 7	0.523 2	0.080 4	1.387 9	0.558 3	0.056 0	0.486 6	0.107 1	1.193 9	0.527 4	0.065 6	0.454 1	0.112 4	1.138 3
	(lgR)''	0.787 6	0.037 9	0.535 1	0.077 2	1.743 0	0.670 9	0.053 1	0.569 7	0.088 0	1.670 7	0.640 4	0.061 0	0.534 9	0.092 0	1.573 3
	(1/R)''	0.741 2	0.039 4	0.437 3	0.099 6	1.226 0	0.626 2	0.054 1	0.499 4	0.103 3	1.523 0	0.595 7	0.065 3	0.462 6	0.109 4	1.456 9
CR	0.830 3	0.037 4	0.602 1	0.059 4	1.799 7	0.683 1	0.048 4	0.629 7	0.077 7	1.853 5	0.648 2	0.056 3	0.597 7	0.085 9	1.763 1	

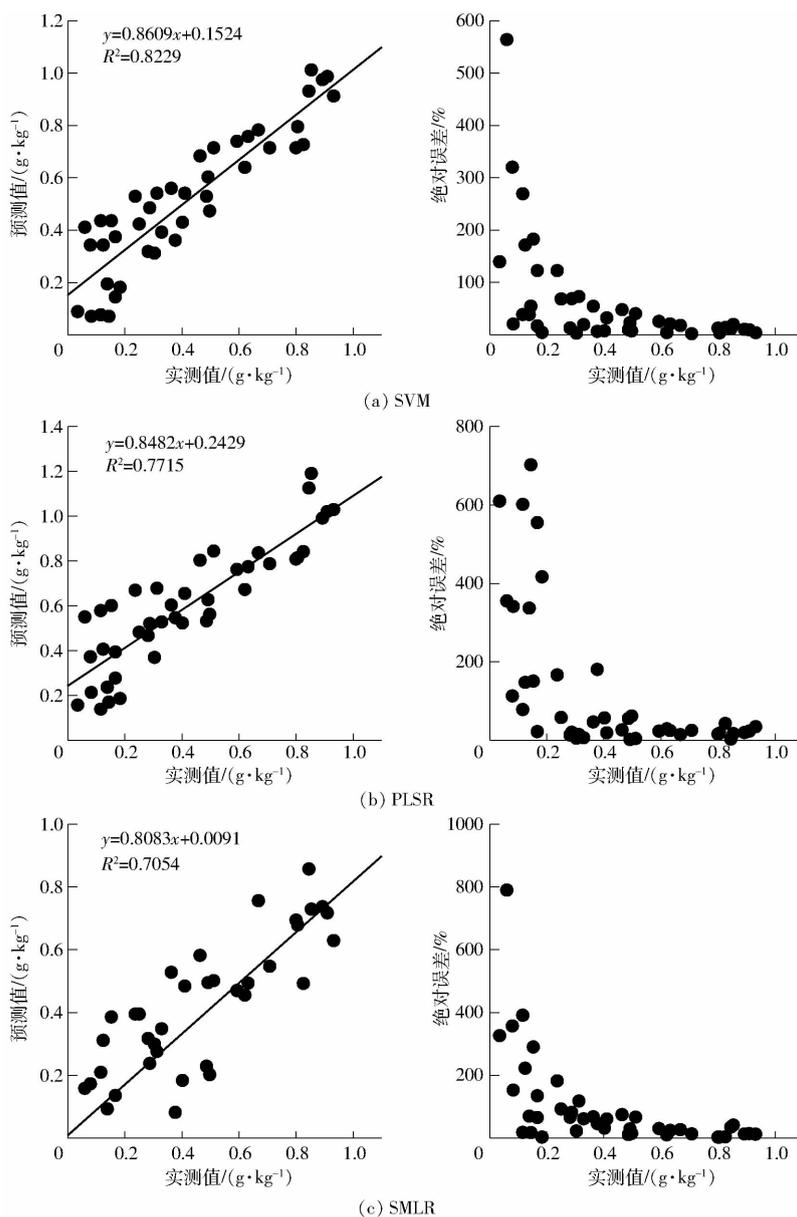


图 3 全氮含量最优模型的验证与误差分析

Fig. 3 Model checking and error analysis of soil total nitrogen content

误差迅速降低,如实测值氮素含量为 0.06 g/kg 时, SVM、PLSR 和 SMLR 模型的绝对误差分别为 562.83% 、 787.11% 和 547.24% , 氮素含量为 0.93 g/kg 时, 绝对百分比误差分别为 2.46% 、 3.85% 和 7.85% , 说明采用 3 种估测方法都无法对土壤氮素含量低的样品进行准确反演。

3 讨论

土壤的原始光谱特征是土壤属性的综合反映, 张娟娟等^[24]对我国中东部地区土壤样品进行风干处理, 分析发现土壤全氮含量与原始光谱反射率在 $350 \sim 560 \text{ nm}$ 和 $1913 \sim 1932 \text{ nm}$ 区域内为正相关, 其余波段为负相关, 相关系数均低于 0.4 ; 张瑶等^[11]对北京昌平褐色沙壤土原始光谱特征与全氮含量进行相关分析, 在波长 $800 \sim 2564 \text{ nm}$ 范围内均

呈现负相关; 赵燕东等^[22]对北京海淀区土壤样品过筛处理, 在控制土壤含水率为 15% 的条件下测定原始光谱与全氮含量相关性, 波长在 $2203 \sim 2219 \text{ nm}$ 区域为正相关, 其他区域均为负相关; 李焱等^[25]对新疆北部灰漠土过筛进行光谱测定, 表明土壤全氮与原始光谱反射率在 $350 \sim 540 \text{ nm}$ 区域为负相关, $540 \sim 2490 \text{ nm}$ 呈现正相关。本研究中土壤原始光谱特征与全氮含量的相关性在 $350 \sim 664 \text{ nm}$ 范围内表现为负相关, $664 \sim 1520 \text{ nm}$ 相关性为正值, 而后至 2500 nm 为负相关。综上所述, 仅利用土壤原始光谱反射率对土壤全氮含量进行估测时往往因成土母质、粒径、有机质含量等因素而大相径庭, 在对土壤样品风干、过筛等预处理消除样品不一致的影响后, 利用原始光谱特征仍无法估测土壤氮素含量。大量的研究证明, 通过对原始光谱数值进行一阶微

分、二阶微分、连续统去除等变换后,能够显著提高光谱特征与土壤特性参数的相关性^[8,17,26],本研究中对原始光谱反射率进行了12种不同形式的变换,其相关性较原始光谱均有所提高,一阶微分变换后的拟合精度优于其他变换,二阶微分变换在增强特征波段信息的同时或许也增强了背景噪声的信号,使建模精度低于一阶微分。不同变换形式最大相关系数对应的波段位置没有很好的规律性,但同一种变换形式在不同的粒径处理上位置是相近的,依据估测模型的拟合精度,采用SVM方法对光谱进行 $(\lg R)$ '变换,PLSR和SMLR方法对光谱进行 R' 变换能够较为准确地估算土壤全氮含量。

土壤光谱反射率受到质地、理化性质等因素的共同影响,其光谱测定通常是经过去杂、过筛处理后进行,不同粒径的土粒由于比表面积的不同而会影响到反射率,粒径小的土粒具有较大的比表面积而反射率也较高。国内外土壤光谱的测定在过筛处理上差异较大,如预处理过20目筛(0.83 mm)^[22,24]、16目筛(1 mm)^[25,27-28]、100目筛(0.15 mm)^[29]、8目筛(2.5 mm)^[30]、2 mm 粒级^[10,31-34],研究者均认为在利用光谱特征反演不同土壤参数前需要进行过筛处理,通过过筛能够使被测样品粒径较为一致,但在不同粒径样品的光谱拟合精度上研究略显不足。本研究在对土壤样品的原始光谱进行12种不同形式数据转换后,利用支持向量机、偏最小二乘回归和多元逐步回归3种方法分别构建了土壤全氮含量的高光谱拟合模型,从不同粒径的拟合精度来看,过筛最小粒径的0.15 mm处理模型的拟合精度最高,其原因或许是土壤颗粒越小,彼此的结合越紧密,土壤表面也就越平滑,反射率就越大^[35-36],另一

方面较大的土壤颗粒间能够容纳更多的空气和束缚水,其对光谱特征的表达会产生干扰和掩盖。因此,本研究的结果可推断对土壤待测样品过筛越细,土壤颗粒越小,利用土壤光谱特征对土壤全氮含量的估测能力越强。从模型的绝对误差来看,土壤氮素含量越低,SVM、PLSR和SMLR模型的预测误差均越大,与采用的建模方法并无关系,这在其他一些研究者得出的结论中并未表现的很明显^[22-24],或许是因为本研究区采集的土壤样品氮素含量偏低,在土壤氮素含量较低的情况下,利用光谱反射特征无法准确估测。

4 结 论

(1)利用土壤的原始光谱特征无法准确估测土壤全氮含量,对光谱反射率进行相应的数据转换能够显著提高特征波长与土壤全氮含量的相关性,但光谱特征波长在各变换中差异不大,其中采用SVM方法通过 $(\lg R)$ '变换在不同粒径处理中都能够较准确地估测土壤全氮含量, RPD 均大于1.5;PLSR和SMLR方法通过 R' 变换在过筛粒径小于等于1 mm处理,能够较为准确地估测土壤全氮含量。

(2)从不同粒级模型的估测精度来看,过筛粒径越细,对土壤全氮含量的拟合精度越高,0.15 mm处理,SVM方法采用 $(\lg R)$ '变换后构建的模型 RPD 为2.7049,PLSR和SMLR方法通过 R' 变换后 RPD 分别为2.5549和2.4374,3种方法均能够很好地估测氮素含量,SVM方法拟合精度优于PLSR和SMLR。从最优模型的验证结果来看,SVM、PLSR和SMLR方法的模型检验 R^2 分别为0.8229、0.7715和0.7054,土壤中氮素含量越低,预测误差也越大。

参 考 文 献

- [1] O'ROURKE S M, HOLDEN N M. Determination of soil organic matter and carbon fractions in forest top soils using spectral data acquired from visible-near infrared hyperspectral images[J]. Soil Science Society of America Journal, 2012, 76(2): 586-596.
- [2] 史舟,梁宗正,杨媛媛,等.农业遥感研究现状与展望[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 247-260.
SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247-260. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150237&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.037. (in Chinese)
- [3] 李民赞,郑立华,安晓飞,等.土壤成分与特性参数光谱快速检测方法及其传感技术[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(3): 73-87.
LI Minzan, ZHENG Lihua, AN Xiaofei, et al. Fast measurement and advanced sensors of soil parameters with NIR spectroscopy [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(3): 73-87. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130315&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.03.015. (in Chinese)
- [4] 卢艳丽,自由路,王磊,等.黑土土壤中全氮含量的高光谱预测分析[J]. 农业工程学报, 2010, 26(1): 256-261.
LU Yanli, BAI Youlu, WANG Lei, et al. Determination for total nitrogen content in black soil using hyperspectral data[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(1): 256-261. (in Chinese)
- [5] 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.
HOU Yanjun, TASHPOLAT·Tiyip, MAMAT·Sawut, et al. Estimation model of desert soil organic matter content using hyperspectral data [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(16): 113 – 120. (in Chinese)
- [6] 纪文君, 史舟, 周清, 等. 几种不同类型土壤的 VIS – NIR 光谱特性及有机质响应波段 [J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(3): 277 – 282.
JI Wenjun, SHI Zhou, ZHOU Qing, et al. VIS – NIR reflectance spectroscopy of the organic matter in several types of soils [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2012, 31(3): 277 – 282. (in Chinese)
- [7] 张娟娟, 田永超, 姚霞, 等. 基于近红外光谱的土壤全氮含量估算模型 [J]. 农业工程学报, 2012, 28(12): 183 – 188.
ZHANG Juanjuan, TIAN Yongchao, YAO Xia, et al. Estimating model of soil total nitrogen content based on near-infrared spectroscopy analysis [J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(12): 183 – 188. (in Chinese)
- [8] 刘秀英, 王力, 宋荣杰, 等. 黄绵土风干过程中土壤含水率的光谱预测 [J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(4): 266 – 272.
LIU Xiuying, WANG Li, SONG Rongjie et al. Prediction of soil moisture content in air-drying loess using spectral data [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4): 266 – 272. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150439&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.04.039. (in Chinese)
- [9] FAN R Q, YANG X M, ZHANG X P, et al. Prediction of soil organic carbon in different soil fractions of black soils in Northeast China using near-infrared reflectance spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 2(2): 349 – 353.
- [10] 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/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 164 – 172.
YE Qing, JIANG Xueqing, LI Xican, et al. Comparison on inversion model of soil organic matter content based on hyperspectral data [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 164 – 172. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170321&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.021. (in Chinese)
- [11] 张瑶, 李民赞, 郑立华, 等. 基于近红外光谱分析的土壤分层氮素含量预测 [J]. 农业工程学报, 2015, 31(9): 121 – 126.
ZHANG Yao, LI Minzan, ZHENG Lihua, et al. Prediction of soil total nitrogen content in different layers based on near infrared spectral analysis [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(9): 121 – 126. (in Chinese)
- [12] FORRESTER S T, JANIK L J, SORIANO-DISLA J M, et al. Use of handheld mid- infrared spectroscopy and partial least-squares regression for the prediction of the phosphorus buffering index in Australian soils [J]. Soil Research, 2015, 53(1): 67 – 80.
- [13] TAMBURINI E, VINCENZI F, COSTA S, et al. Effects of moisture and particle size on quantitative determination of total organic carbon (TOC) in soils using near-infrared spectroscopy [J]. Sensors, 2017, 17(10): 2366.
- [14] 郭熙, 叶英聪, 谢碧裕, 等. 南方丘陵稻田土壤碱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.
GUO Xi, YE Yingcong, XIE Biyu, et al. Inversion of available nitrogen content in hilly paddy soil of southern China based on hyperspectral characteristics [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2015, 27(2): 94 – 99. (in Chinese)
- [15] 陈红艳, 赵庚星, 李希灿, 等. 基于 DWT – GA – PLS 的土壤碱解氮含量高光谱估测方法 [J]. 应用生态学报, 2013, 24(11): 3185 – 3191.
CHEN Hongyan, ZHAO Gengxing, LI Xican, et al. Hyper spectral estimation method for soil alkali hydrolysable nitrogen content based on discrete wavelet transform and genetic algorithm in combining with partial least squares (DWT – GA – PLS) [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2013, 24(11): 3185 – 3191. (in Chinese)
- [16] 徐丽华, 谢德体, 魏朝富, 等. 紫色土土壤全氮和全磷含量的高光谱遥感预测 [J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(3): 723 – 727.
XU Lihua, XIE Deti, WEI Chaofu, et al. Prediction of total nitrogen and total phosphorus concentrations in purple soil using hyperspectral data [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(3): 723 – 727. (in Chinese)
- [17] 刘雪梅, 柳建设. 基于 MC – UVE 的土壤碱解氮和速效钾近红外光谱检测 [J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(3): 88 – 91.
LIU Xuemei, LIU Jianshe. Near-infrared spectroscopy determination of soil available N and available K based on MC – UVE method [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(3): 88 – 91. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130316&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2013.03.016. (in Chinese)
- [18] WU Q, YANG Y H, XU Z L, et al. applying local neural network and visible/near-infrared spectroscopy to estimating available nitrogen, phosphorus and potassium in soil [J]. Spectroscopy & Spectral Analysis, 2014, 34(8): 2102 – 2105.
- [19] SHI T Z, CUI L J, WANG J J, et al. Comparison of multivariate methods for estimating soil total nitrogen with visible/near-infrared spectroscopy [J]. Plant & Soil, 2013, 366(1): 363 – 375.
- [20] YU X, LIU Q, WANG Y B, et al. Evaluation of MLSR and PLSR for estimating soil element contents using visible/near-infrared spectroscopy in apple orchards on the Jiaodong Peninsula [J]. Catena, 2016, 137: 340 – 349.
- [21] 汤明尧, 王骞. 新疆棉区耕地土壤养分现状分析 [J]. 新疆农业科技, 2014(5): 43 – 45.
TANG Mingyao, WANG Qian. Analysis status of cotton farmland soil nutrient in Xinjiang [J]. Xinjiang Agricultural Science

- and Technology, 2014(5): 43-45. (in Chinese)
- [22] 赵燕东, 皮婷婷. 北京地区粘壤土全氮含量的光谱预测模型[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(3): 144-149.
ZHAO Yandong, PI Tingting. Spectral prediction model of soil total nitrogen content of clay loam soil in Beijing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 144-149. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160321&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.03.021. (in Chinese)
- [23] 王一丁, 赵铭钦, 刘鹏飞, 等. 基于高光谱分析的植烟土壤有机质和全氮含量预测研究[J]. 中国烟草学报, 2016, 22(3): 44-51.
WANG Yiding, ZHAO Mingqin, LIU Pengfei, et al. Prediction of organic matter and total nitrogen contents in tobacco-growing soil based on hyper-spectral analysis[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2016, 22(3): 44-51. (in Chinese)
- [24] 张娟娟, 田永超, 姚霞, 等. 基于高光谱的土壤全氮含量估测[J]. 自然资源学报, 2011, 26(5): 881-890.
ZHANG Juanjuan, TIAN Yongchao, YAO Xia, et al. Estimating soil total nitrogen content based on hyperspectral analysis technology[J]. Journal of Natural Resources, 2011, 26(5): 881-890. (in Chinese)
- [25] 李焱, 王让会, 管延龙, 等. 基于高光谱反射特性的土壤全氮含量预测分析[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(1): 173-179.
LI Yan, WANG Ranghui, GUAN Yanlong, et al. Prediction analysis of total nitrogen content based on hyperspectral[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(1): 173-179. (in Chinese)
- [26] JIANG Q, LI Q, WANG X, et al. Estimation of soil organic carbon and total nitrogen in different soil layers using VNIR spectroscopy: effects of spiking on model applicability[J]. Geoderma, 2017, 293: 54-63.
- [27] 栾福明, 熊黑钢, 王芳, 等. 基于小波分析的土壤碱解氮含量高光谱反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(10): 2828-2832.
LUAN Fuming, XIONG Heigang, WANG Fang, et al. The inversion of soil alkaline hydrolysis nutrient content with hyperspectral reflectance based on wavelet analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(10): 2828-2832. (in Chinese)
- [28] JIA S Y, LI H Y, WANG Y J, et al. Hyperspectral imaging analysis for the classification of soil types and the determination of soil total nitrogen[J]. Sensors, 2017, 17(10): 2252.
- [29] 郑光辉, 焦彩霞, 赏刚, 等. 土壤全氮反射光谱估算机理研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(10): 3222-3225.
ZHENG Guanghui, JIAO Caixia, SHANG Gang, et al. A mechanism study of reflectance spectroscopy for predicting soil total nitrogen[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(10): 3222-3225. (in Chinese)
- [30] 宋海燕, 秦刚, 韩小平, 等. 基于可见光谱的不同质地土壤有机质快速测定[J]. 农业机械学报, 2012, 43(7): 69-72.
SONG Haiyan, QIN Gang, HAN Xiaoping, et al. Rapid prediction of soil organic matter by using visible infrared spectral technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(7): 69-72. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20120712&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.07.012. (in Chinese)
- [31] 纪文君, 史舟, 周清, 等. 几种不同类型土壤的 VIS-NIR 光谱特性及有机质响应波段[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(3): 277-282.
JI Wenjun, SHI Zhou, ZHOU Qing, et al. VIS-NIR reflectance spectroscopy of the organic matter in several types of soils[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2012, 31(3): 277-282. (in Chinese)
- [32] BAO N S, WU L X, YE B Y, et al. Assessing soil organic matter of reclaimed soil from a large surface coal mine using a field spectroradiometer in laboratory[J]. Geoderma, 2017, 288: 47-55.
- [33] LIN L X, WANG Y J, TENG J Y, et al. Hyperspectral analysis of soil organic matter in coal mining regions using wavelets, correlations, and partial least squares regression[J]. Environmental Monitoring & Assessment, 2016, 188(2): 97-106.
- [34] LIN L X, XUE F C, WANG Y J, et al. Photography measured-value magnification improves local correlation maximization-complementary superiority method of hyperspectral analysis of soil total nitrogen[J]. Catena, 2018, 165(9): 106-114.
- [35] LV Y, SUN Z. Multi-angular spectral reflectance to characterize the particle size of surfaces of desert and cultivated soil[J]. European Journal of Soil Science, 2016, 67(3): 253-265.
- [36] SENOL H, AKGUL M, MUJDECI M, et al. Visible near-infrared reflectance spectroscopy determination of some chemical characteristics of different particular sizes in soils[J]. Asian Journal of Chemistry, 2013, 25(12): 6843-6846.