

方向,王文才,金秀,等. 土壤速效磷可见-近红外光谱检测方法[J]. 江苏农业学报, 2019, 35(5): 1112-1118.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2019.05.016

土壤速效磷可见-近红外光谱检测方法

方向, 王文才, 金秀, 齐海军, 李绍稳

(安徽农业大学信息与计算机学院/农业部农业物联网技术集成与应用重点实验室, 安徽 合肥 230036)

摘要: 土壤速效磷是影响农作物生长发育的重要指标, 利用可见-近红外光谱技术对速效磷含量定量估测可为精准施肥提供重要依据。采集农田土壤样本可见-近红外光谱数据, 土壤样本共 179 个。在原始光谱基础上采用 Savitzky-Golay 卷积平滑, 一阶微分, 二阶微分, 标准正态变换, 多元散射校正以及去趋势校正等单一及其组合对原始光谱数据进行预处理, 然后将可见-近红外光谱分为 2 个波段范围(400~850 nm 和 950~1 600 nm) 并与全波段分别建立偏最小二乘回归和最小二乘支持向量机回归模型。结果表明 Savitzky-Golay 卷积平滑结合去趋势校正预处理效果最好, 在此基础上, 利用 400~850 nm 波段建立的最小二乘支持向量机模型取得了最佳效果, 其模型验证集的决定系数为 0.78, 均方根误差为 3.79 mg/kg, 相对分析误差为 2.17。因此, 采用最小二乘支持向量机回归建模法建立土壤速效磷的光谱定量分析模型, 可实现土壤速效磷的定量估测。

关键词: 可见-近红外光谱; 土壤速效磷; 最小二乘支持向量机

中图分类号: S153.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2019)05-1112-07

Study on visible-near infrared spectroscopy for detection of available phosphorus in soil

FANG Xiang, WANG Wen-cai, JIN Xiu, QI Hai-jun, LI Shao-wen

(School of Information and Computer Science, Anhui Agricultural University/Key Laboratory of Technology Integration and Application in Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture, Hefei 230036, China)

Abstract: The soil available phosphorus is an important index affecting the growth and development of crops, and the quantitative estimation of the available phosphorus content by using visible-near infrared spectroscopy can provide an important basis for accurate fertilization. The visible-near infrared spectroscopy data of farmland soil samples were collected, and there were 179 soil samples. On the basis of the original spectrum, the Savitzky-Golay convolution smoothing, first derivative, second derivative, standard normal transformation, multiple scattering correction and dislodge tendency were used for preprocessing. Then the visible-near infrared spectroscopy was divided into two wavelength range (400–850 nm and 950–1 600 nm) and the partial least squares regression and least squares support vector machine regression models were established with the whole band. Results show that the pretreatment effect of Savitzky-Golay convolution smoothing combined with dislodge tendency was the best. On this basis, the least squares support vector machine model established in 400–850 nm achieved best results, the decision coefficient of validation set was 0.78, root mean square error was 3.79 mg/kg, relative analysis error was 2.17. Therefore, the spectral quantitative analysis model of soil available phosphorus was established

收稿日期: 2018-11-19

基金项目: 农业部“948”项目(2015-Z44, 2016-X34)

作者简介: 方向(1995-), 男, 安徽舒城人, 硕士研究生, 主要从事土壤速效养分高光谱检测研究。(E-mail) 2928676905@qq.com

通讯作者: 李绍稳, (E-mail) shwli@ahau.edu.cn

by using the least-squares support vector machine regression model, and the quantitative estimation of soil available phosphorus was realized.

Key words: visible-near infrared spectroscopy; soil available phosphorus; least squares support vector machine

土壤速效磷(AP)的含量与农作物的生长发育密切相关,是农作物生长过程中不可或缺的营养元素。随着现代精准农业技术的发展,土壤 AP 含量的检测被作为了解土壤肥力高低的一个重要途径,检测土壤 AP 含量不仅能了解土壤中的养分信息,而且对精准施肥保护环境具有重要意义^[1]。传统的实验室化学方法检测土壤 AP 不仅耗时费力,而且效率低,污染环境。光谱分析技术作为一种快速无损检测方法已广泛运用于土壤养分检测中,且效果显著^[2-5]。

已有相关研究结果表明,可见-近红外光谱技术可用于土壤 AP 的定量估测。李伟等^[6]利用偏最小二乘法(PLS)建立了 AP 含量预测的近红外光谱分析模型,估测的相关系数达到了 0.87。Hu 等^[7]研究利用 $\lg(1/\text{反射率})$ +均值归一化+中值滤波平滑+直接正交信号校正(DOSC)对 1 500 个土壤样本的数据库进行预处理,采用偏最小二乘回归(PLSR)建立模型,研究发现该模型对取自密苏里州 2 个主要资源区的土壤样本中的速效磷取得了良好的预测效果。Ramoelo 等^[8]利用原位高光谱遥感技术对克鲁格国家公园区域的草地磷含量进行回归预测,采用非线性偏最小二乘法建立草地磷含量回归模型,估测的草地磷含量相关系数达到了 0.80,均方根误差为 0.03。HU 等^[9]利用从佛罗里达州采集的 448 份土壤样品,在 350~2 500 nm 区域建立 AP 偏最小二乘回归模型,相对分析误差达到了 2.82。薛利红等^[10]基于 PLSR 建立的水稻土全磷光谱反演模型的校正决定系数达 0.85,交叉验证决定系数为 0.70,相对分析误差 RPD 值为 1.8,取得了良好的预测效果。Yu 等^[11]对胶东半岛 30 个苹果园 105 个土壤样本进行测定,采用偏最小二乘回归建立速效磷回归模型,预测效果相对较差。何东健等^[12]利用偏最小二乘支持向量机(LS-SVM)在 900~1 700 nm 区域建立 AP 回归模型,预测相关系数达到了 0.86,均方根误差为 10.88。Qi 等^[13]利用实验室搭建的高光谱采集系统(400~1 000 nm)对土壤 AP 进行预测,相对分析误差 2.23。由此可见,在室内条件下可见-近红外光谱可对土壤 AP 进行定量估测。

本研究以皖北平原宿州埇桥区、蒙城县和怀远县三区(县)为研究区(土壤类型为砂姜黑土),进行野外土壤采样、室内理化分析、光谱采集与处理等一系列工作,研究光谱预处理、波段范围选择以及回归

方法等建模环节对 AP 预测精度的影响,探索土壤 AP 含量的可见-近红外高光谱检测方法,为该区域土肥信息的遥感监测提供参考。

1 材料与方法

1.1 样本采集与制备

土壤样本采集试验于 2017 年 9~10 月在皖北地区开展,土壤类型主要为砂姜黑土,小麦玉米轮作是该地区的主要种植方式,同时采样时土壤中水分含量较低。采样深度为 0~20 cm,经去除石块、秸秆和作物残根后,装入密封袋,密封保存(避免光照照射),共计采样 179 份。将野外采集的农田土壤带回实验室,在实验室环境下进行土壤光谱测量,测量好光谱后对农田土壤进行风干处理,随后研磨,过 20 目筛。

土壤速效磷含量采用碳酸氢钠浸提-钼锑抗分光光度法测定^[14]。

1.2 光谱采集

利用搭建的室内高光谱采集系统(图 1)采集土壤光谱,系统由 OFS1700 光谱仪(350~1 657 nm)、反射探头和计算机(控制光谱仪,采集数据)等部件组成。将带回实验室的土壤取出一部分并将土壤表面刮平(轻轻刮平,勿涂抹表面),再用反射探头(在探头石英镜面前安装一个橡皮圈,避免镜面被硬物划伤或被磕破,同时探头石英镜面前封闭的橡皮圈可以和其内置光源有效的结合,利于随时随地创造人工暗室条件,有效避免杂散光对光谱采集的影响)压紧土壤样本,防止杂光干扰和漏光,利用电脑打开仪器控制软件进行光谱采集,每个土壤样本测量 10 条光谱,取其均值作为土壤样本的原始光谱。

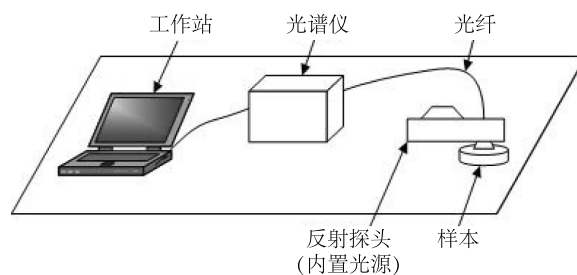


图 1 室内高光谱采集系统

Fig.1 The indoor hyperspectral acquisition system

1.3 光谱处理与变换

由于海洋光学 OFS1700 型号的光谱仪是由 2 个

传感器组成的,光谱在波长 900 nm 左右存在明显的抖动,数据干扰较大,有效信息较少,影响模型的预测精度,因此仅保留 350~850 nm 和 950~1 657 nm (1 209个波长)区域的光谱数据进行进一步分析。

土壤原始光谱信息中含有噪声,往往需要通过化学计量学方法来进行光谱信号处理,本研究采用 Savitzky-Golay 卷积平滑^[15](SG),一阶微分^[16](First derivative, FD),二阶微分^[12](Second derivative, SD),标准正态变换^[17](Standard normal variate, SNV),多元散射校正^[18](Multiplicative signal correction, MSC)以及去趋势校正^[19](Dislodge tendency, DT)等单一及其组合对土壤原始光谱进行预处理变换。

1.4 建模方法及评价参数

偏最小二乘回归(PLSR)算法是最为常见的一种化学计量学建模方法^[20]。建模过程中,潜在变量(Latent variable, LV)个数是模型优化的关键,本研究采用留一交叉验证的方式,以均方误差(MSE)和赤池信量准则值(AIC)为标准确定最佳 LV 个数^[13]。

最小二乘支持向量机(LS-SVM)是一种遵从特定寻优机制不断搜索最优变量的建模算法^[21]。利用径向基函数的内核、参数 γ 和 δ^2 的最优组合来建立模型,从而获得最优模型。

为了进行建模与检验,本研究采用 Kennard-Stone 算法^[22]按照3:1划分建模集和验证集。土壤样本共 179 份,其中 135 份用于建立模型,44 份用于验证模型的预测精度。模型预测性能使用决定系数(R^2),相对分析误差(RPD)以及均方误差(RMSE)作为评价标准^[23]。根据文献[24]及前人的研究结果,当 $RPD>2.0$ 时,代表模型具有良好的预测能力, $1.4<RPD<2.0$ 代表模型具有中等预测能力, $RPD<1.4$ 代表模型预测能力较差。

2 结果与分析

2.1 土壤 AP 含量和光谱特性

表 1 展示的是建模样本、验证样本以及全部样本的 AP 含量的统计参数,可以看出 AP 含量具有明显的梯度差异,且 3 个样本集的均值,标准差和变异系数较为接近,说明具有相似的数据分布结构,因此建模样本和验证样本均可代表整体样本的分布特性。此外三样本集的偏度值相似且大于零,说明 AP

含量整体偏低,可能会导致后期模型的预测值整体低于真实值。

表 1 土壤样本 AP 含量的统计分析

Table 1 Statistical analysis of AP content in soil samples

统计指标	指标数值		
	全部样本	建模集	验证集
样本数量	179	135	44
最大值 (mg/kg)	34.96	34.96	28.51
最小值 (mg/kg)	0.03	0.03	0.09
平均值 (mg/kg)	10.34	10.82	8.86
标准偏差 (mg/kg)	9.34	9.65	8.23
偏度	0.91	0.80	1.25
峰度	2.61	2.43	3.31
变异系数	0.90	0.89	0.93

由图 2 可知,土壤原始光谱反射率整体偏低,可能由于土壤中含有水分以及砂姜黑土颜色偏深的影响。光谱在400~500 nm 和570~850 nm 呈现明显上升趋势,在 830 nm 左右光谱出现明显波动,可能于土壤中的有机质对光谱产生吸收作用有关^[25];在 500~570 nm 呈现几乎零增长趋势,可能因为土壤中的铁氧化物对光谱产生吸收作用有关^[26]。950~1 600 nm 光谱整体增长趋势较缓,在1 250 nm 处出现明显波动,可能由于土壤中的铁氧化物对光谱的吸收减弱^[27];在1 450 nm 处出现明显的吸收谷,有相关文献报道,该处是水分的吸收带,故反射率降低,此波段处可作为水分的特征波段,用于检测土壤水分含量^[28]。

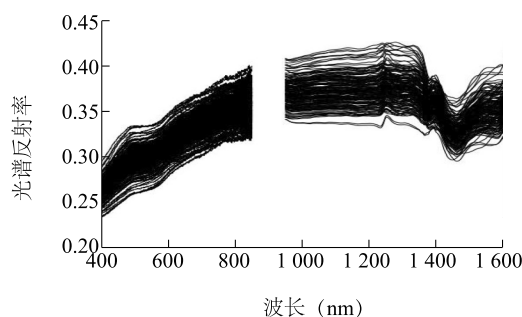


图 2 土壤原始光谱

Fig.2 Original spectrum of soil

2.2 原始光谱 PLSR 模型分析

利用 PLSR 对建模样本的土壤原始光谱和土

壤 AP 含量建立回归模型,采用留一交叉验证的方式对不同数量 LV 建立的模型进行分析。交叉验证中,以 LV 个数为横坐标, MSE 和 AIC 分别为纵坐标作图。

从图 3 中可看出,随着 LV 个数的增加,均方误差和赤池信息量准则值整体上呈现先降低后升高,说明当 LV 个数较少时,构建的回归模型处于欠拟合状态,因此误差较大,而当 LV 个数增加超过拐点时,构建的回归模型越来越复杂,出现过拟合现象,均方误差和赤池信息量准则值会增加。当 LV 的个数为 9 时均方误差和赤池信息量准则值均达到最小值,故选取 9 个 LV 用于构建 AP 的 PLSR 回归模型,验证集的预测结果如表 2 所示,其 R^2 为 0.59, RPD 为 1.57,模型预测能力较差,不能用于 AP 的检测,还需进一步研究。土壤原始光谱建立的模型预测效果较差,可能因土壤原始光谱中含有噪声产生的无用信息,导致模型预测效果较差。

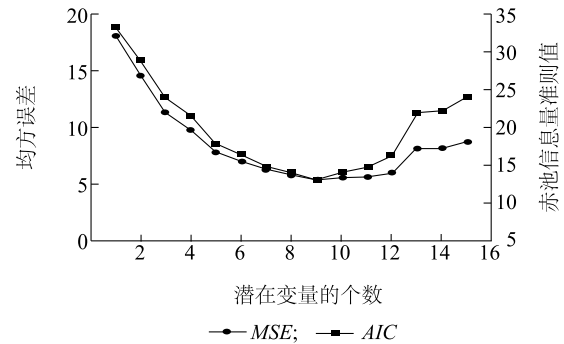
表 2 PLSR 结合不同预处理变换后光谱预测结果

Table 2 Prediction results of spectra after PLSR combined with different pretreatment transformations

评价标准	RS	FD	SD	MSC	SNV	DT	SG	SG+FD	SG+SD	SG+MSC	SG+SNV	SG+DT
决定系数	0.59	0.17	—	0.54	0.50	0.60	0.68	0.66	0.61	0.65	0.65	0.69
均方误差 (mg/kg)	5.24	7.40	8.61	5.49	5.78	5.12	4.58	4.75	5.05	4.81	4.84	4.50
相对分析误差	1.57	1.11	0.96	1.50	1.42	1.61	1.80	1.73	1.60	1.71	1.70	1.83
潜在变量	9	3	1	8	8	8	8	3	5	11	11	10

表中“—”表示数值无效。RS:原始光谱;SG:Savitzky-Golay 卷积平滑预处理后光谱;FD:一阶微分预处理后光谱;SD:二阶微分预处理后光谱;MSC:多元散射校正预处理后光谱;SNV:标准正态变量变换预处理后光谱;DT:去趋势校正变换预处理后光谱。

从表 2 可知,土壤原始光谱构建的土壤 AP 回归模型的预测精度较低。原始光谱经预处理变换后所建立的 PLSR 回归模型,除经 FD、SD、MSC、SNV 处理后的光谱模型预测精度低于原始光谱外,其余预处理变换都一定程度上改善了模型预测效果;同时土壤光谱经 SG 平滑后直接或再处理后建立的模型,其预测效果都有一定程度的改善,可能因土壤原始光谱采集过程中存在大量噪声,SG 平滑处理一定程度上消除了噪声影响,从而提升了模型预测精度。综合比较各预处理方式对模型预测精度的影响,可以看出土壤原始光谱经 SG+DT 预处理变换后建立的 PLSR 回归模型预测效果最佳,模型验证集 $R^2=0.69$, $RPD=1.83$,模型具有



MSE:均方误差;AIC:赤池信息量准则值。

图 3 不同 LV 个数对应的均方误差和赤池信息量准则值

Fig.3 Mean square error and akaike information criterion value for different number of LV

2.3 光谱预处理方法的选择

本研究比较了土壤原始光谱与 11 种单一及其组合预处理变换后光谱的偏最小二乘回归模型的预测精度,其中 SG 平滑采用的是多项式 3,窗口宽度为 13,通过对比验证集各评价指标,寻找最优的预处理方式,其各评价指标具体参数如表 2 所示。

中等预测能力。

2.4 不同波段的 PLSR 建模分析

将土壤原始光谱采用 SG+DT 预处理变换后的光谱分为 2 个光谱波段(400~850 nm 和 950~1 600 nm)和全波段分别建立 PLSR 模型,模型各评价指标参数如表 3。

从表 3 可知,采用 400~850 nm 波段的光谱数据建立的 PLSR 模型的效果最好,且模型具有中等预测能力。采用 950~1 600 nm 波段的光谱数据建立的 PLSR 模型的效果最差,模型具有较差的预测能力。比较基于 950~1 600 nm 波段和全波段建立的 PLSR 模型可知,基于全波段建立的 PLSR 模型效果要优于基于 950~1 600 nm 波段建立的 PLSR 模型。

表 3 基于不同波段的 PLSR 建模结果

Table 3 Result of PLSR models based on different bands

光谱范围 (nm)	潜在变量 的个数	建模集			验证集		
		决定系数	均方误差 (mg/kg)	相对分析误差	决定系数	均方误差 (mg/kg)	相对分析误差
400~850	6	0.84	3.83	2.52	0.70	4.44	1.85
950~1 600	11	0.76	4.72	2.04	0.56	5.40	1.52
全波段	10	0.80	4.32	2.23	0.69	4.50	1.83

2.5 不同波段的 LS-SVM 建模分析

同样将土壤原始光谱用 SG+DT 预处理变换后的光谱分为 2 个光谱区域 (400~850 nm 和 950~1 600 nm) 和全波段分别建立 LS-SVM 模型,模型各评价指标参数如表 4。

从表 4 可知,采用 400~850 nm 波段的光谱数据建立的 LS-SVM 模型优于 950~1 600 nm 波段和全

波段光谱数据建立的 LS-SVM 模型的预测效果,类似于 PLSR 模型,采用 950~1 600 nm 波段的光谱数据建立的 LS-SVM 模型同样取得了相对较差的预测效果。基于 400~850 nm 波段的 LS-SVM 模型的预测效果优于基于其他波段的 LS-SVM 模型是由于光谱在 400~850 nm 没有水分的明显吸收波段,受水分影响较小^[27]。

表 4 基于不同波段的 LS-SVM 建模结果

Table 4 Result of LS-SVM models based on different bands

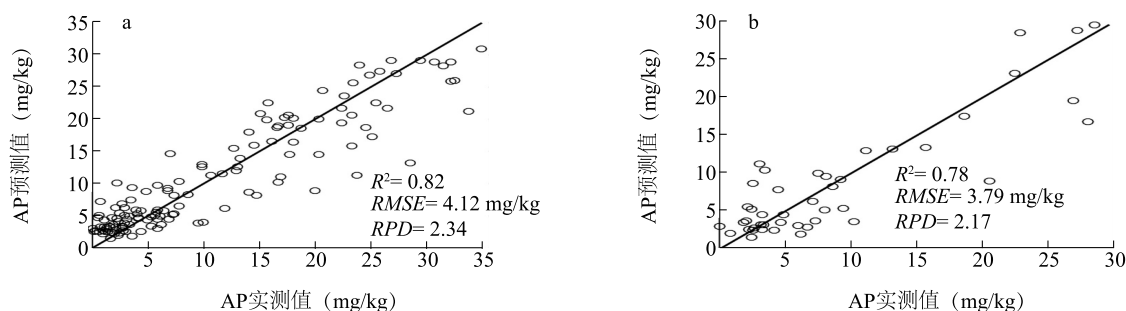
光谱范围 (nm)	建模集			验证集		
	决定系数	均方误差 (mg/kg)	相对分析误差	决定系数	均方误差 (mg/kg)	相对分析误差
400~850	0.82	4.12	2.34	0.78	3.79	2.17
950~1 600	0.82	4.04	2.39	0.69	4.52	1.82
全波段	0.83	4.02	2.40	0.76	4.01	2.05

2.6 PLSR 模型和 LS-SVM 模型比较

比较表 3 和表 4 可知,基于 400~850 nm 波段建立的 2 种模型都取得了最优的效果。于 400~850 nm 波段建立的 LS-SVM 模型取得了最佳预测效果,其 LS-SVM 模型验证集的 $R^2 = 0.78$, $RMSE = 3.79$ mg/kg, $RPD = 2.17$, 模型具有良好的预测能力。

LS-SVM 模型的性能整体上要优于 PLSR 模型。

图 4 是基于 400~850 nm 波段建立的 LS-SVM 模型建模集和验证集的 AP 真实值与预测值对比效果,从图 4 中可看出,AP 含量预测值在整体上要低于实测值,与土壤 AP 统计参数的峰度结果相符合。



a: 基于 400~850 nm 波段建立的 LS-SVM 模型建模集的速效磷含量真实值与预测值对比图; b: 基于 400~850 nm 波段建立的 LS-SVM 模型验证集的速效磷含量真实值与预测值对比图。

图 4 土壤速效磷 LS-SVM 模型预测结果

Fig.4 Prediction effect of soil available phosphorus based on LS-SVM model

3 讨 论

基于光谱分析技术对土壤样品 AP 含量检测进行了研究,用 SG,FD,SD,SNV,MSC 和 DT 单一及其组合对土壤原始光谱进行预处理变换。基于全波段建立 PLSR 模型,结果表明采用 SG+DT 预处理变换后,建立的模型效果最佳。在 SG+DT 预处理变换的基础上,将全波段分为 2 个光谱波段(400~850 nm 和 950~1 600 nm),并基于两光谱波段和全波段建立 PLSR 和 LS-SVM 预测模型,结果表明 400~850 nm 波段建立的 LS-SVM 模型取得了最佳预测效果,LS-SVM 模型验证集 R^2 、RMSE、RPD 分别为 0.78、3.79 mg/kg 和 2.17,该模型可用于土壤 AP 含量的定量估测,可为精准施肥提供技术支持。

本研究结果表明,土壤的光谱反射率与土壤速效磷含量之间存在较好的相关性,其预测集的決定系数 R^2 和相对分析误差 RPD 分别可达到 0.78 和 2.17,无论是在准确率方面还是在模型的稳定性方面都达到了一个较高的水平,尤其是 RPD = 2.17,达到了 A 类预测精度,说明该模型具有良好的预测能力。此外,由于本次试验的土壤样本经过风干、研磨和过筛等一系列预处理,加上在室内获取土壤样本的光谱数据比在野外条件下获取土壤样本的光谱数据可控性更高,在很大程度上消除了诸多自然和人为因素对光谱采集的影响,因此,对土壤原始光谱反射率进行不同的变换处理可以在 400~850 nm 波段建立更高精度的定量预测模型。

通过对 400~850 nm 波段、950~1 600 nm 波段和全波段的建模效果对比发现,基于 400~850 nm 波段无论是使用 PLSR 建模还是使用 LS-SVM 建模都是最优。究其原因,可能由于土壤中的铁氧化物含量较高,且在 400~850 nm 波段铁氧化物具有明显的吸收波段,而土壤 AP 的成功预测往往是由于土壤中的有机质、铁氧化物等共同响应,才使得 AP 能够被成功预测^[29];在 950~1 600 nm 波段存在水分的吸收波段,光谱受水分影响,导致基于 950~1 600 nm 波段建立的模型精度降低^[13]。因而基于 400~850 nm 波段的建模效果要比 950~1 600 nm 波段和全波段的建模效果好。

通过对 PLSR 模型和 LS-SVM 模型的建模效果对比发现,无论是 400~850 nm 波段、950~1 600 nm 波段还是全波段,LS-SVM 模型的性能整体上要优

于 PLSR 模型,究其原因可能是土壤 AP 含量与光谱存在非线性关系,LS-SVM 模型将光谱数据中的非线性信息纳入建模当中,从而提高了模型预测精度^[14,28]。

土壤光谱反射特性是土壤母质、盐分、水分、有机质、质地、氧化物等各种理化性状相互作用综合影响的结果,再加之不同地区土壤的成土条件、成土母质、成土过程具有区域独特性、地域性,本研究以皖北平原地区宿州埇桥区、蒙城、怀远三区(县)的土壤为试验样本,利用高光谱分析技术在实验室内获取土壤样本的高光谱数据,构建的土壤速效磷含量预测模型对其他区域不同类型土壤是否适用,还有待于后期的进一步研究和考证。因此,为了更加深入了解在野外条件下土壤的反射率特征,在接下来的研究中我们需要从实验室测量向野外原位测量推进,同时为了建立的预测模型具有普适性和可靠性,应该采集更为丰富的土壤样本来进行研究分析。

参考文献:

- [1] SHEN J, YUAN L, ZHANG J, et al. Phosphorus dynamics: from soil to plant[J]. Plant Physiology, 2011, 156(3):997-1005.
- [2] 纪荣婷,阎 炬,黄程鹏,等.光谱仪在作物施氮推荐中的应用研究进展——以 GreenSeeker 光谱仪为例[J].江苏农业科学, 2017,45(2):9-13.
- [3] 姜雪芹,叶 勤,林 怡,等.基于谐波分析和高光谱遥感的土壤含水量反演研究[J].光学学报, 2017, 37(10):292-302.
- [4] 李 硕,汪善勤,张美琴.基于可见-近红外光谱比较主成分回归、偏最小二乘回归和反向传播神经网络对土壤氮的预测研究[J].光学学报, 2012, 32(8):289-293.
- [5] 王文才,李绍稳,齐海军,等.土壤速效磷含量成像和非成像光谱预测差异性分析[J].江苏农业学报, 2018,34(4):811-817.
- [6] 李 伟,张书慧,张 倩,等.近红外光谱法快速测定土壤碱解氮、速效磷和速效钾含量[J].农业工程学报, 2007, 23(1):55-59.
- [7] HU G, HE D, SUDDUTH K A. Soil phosphorus and potassium estimation using visible-near infrared reflectance spectroscopy with direct orthogonal signal correction[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(7):139-145.
- [8] RAMOELO A, SKIDMORE A K, CHO M A, et al. Non-linear partial least square regression increases the estimation accuracy of grass nitrogen and phosphorus using in situ hyperspectral and environmental data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 82:27-40.
- [9] HU X Y. Application of visible/near-infrared spectra in modeling of soil total phosphorus[J]. Pedosphere, 2013, 23(4):417-421.
- [10] 薛利红,周鼎浩,李 颖,等.不同利用方式下土壤有机质和全

- 磷的可见近红外高光谱反演[J].土壤学报,2014,51(5):993-1002
- [11] YU X, LIU Q, WANG Y, 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.
- [12] 何东健,陈 煦,任嘉琛,等. 土壤速效磷含量近红外光谱田间快速测定方法[J].农业机械学报, 2015, 46(3):152-157.
- [13] QI H, PAZ-KAGAN T, KARNIELI A, et al. Evaluating calibration methods for predicting soil available nutrients using hyperspectral VNIR data[J]. *Soil & Tillage Research*, 2018, 175:267-275.
- [14] CHU X L, YUAN H F, LU W Z. Progress and application of spectral data pretreatment and wavelength selection methods in NIR analytical technique[J]. *Progress in Chemistry*, 2004, 16(4):528-542.
- [15] SAVITZKY A, GOLAY M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures[J]. *Analytical Chemistry*, 1964, 36(8):1627-1639.
- [16] ASMUND RINNAN, BERG F V D, ENGELSEN S B. Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra[J]. *Trends in Analytical Chemistry*, 2009, 28(10):1201-1222.
- [17] GHOLIZADEH A A, BORUVKA L A, SABERIOON M M B, et al. Comparing different data preprocessing methods for monitoring soil heavy metals based on soil spectral features [J]. *Soil and Water Research*, 2015, 10(4):218-27.
- [18] ISAKSSON T, TORMOD N. The effect of Multiplicative scatter correction (MSC) and linearity improvement in NIR spectroscopy [J]. *Applied Spectroscopy*, 1988, 42(7):1273-1284.
- [19] 李毛毛,郑喜群,任 健,等. 近红外光谱法快速检测甜菜糖度的模型优化[J].食品安全质量检测学报, 2015, 6(8):3026-3029.
- [20] ACKERSON J P, MORGAN C L S, GE Y. Penetrometer-mounted VisNIR spectroscopy: application of EPO-PLS to in situ, VisNIR spectra[J]. *Geoderma*, 2017, 286:131-138.
- [21] SHAO Y, ZHAO C, BAO Y, et al. Quantification of nitrogen status in rice by least squares support vector machines and reflectance spectroscopy[J]. *Food & Bioprocess Technology*, 2012, 5(1):100-107.
- [22] KENNARD R W, STONE L A. Computer aided design of experiments[J]. *Technometrics*, 1969, 11(1):137-148.
- [23] YU X, LIU Q, WANG Y, 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.
- [24] CHANG C W. Near infrared reflectance spectroscopy-Principal components regression analyses of soil properties[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2001, 65(2):480-490.
- [25] BAYER A, BACHMANN M, MÜLLER A, et al. A comparison of feature-based MLR and PLS regression techniques for the prediction of three soil constituents in a degraded south african ecosystem [J]. *Applied & Environmental Soil Science*, 2012, 2012(3):495-506.
- [26] ROSSEL R A V, BEHRENS T, GUERRERO C, et al. Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra.[J]. *Geoderma*, 2010, 158(1/2):46-54.
- [27] 彭 杰,张杨珠,周 清,等. 土壤理化特性与土壤光谱特征关系的研究进展[J]. 土壤通报, 2009, 40(5):1204-1208.
- [28] JI W, ROSSEL R A V, SHI Z. Accounting for the effects of water and the environment on proximally sensed vis-NIR soil spectra and their calibrations[J]. *European Journal of Soil Science*, 2015, 66(3):555-565.
- [29] BO S, RAPHAELA V R, ABDULMOUNEM M, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science.[J]. *Advances in Agronomy*, 2010, 107(107):163-215.

(责任编辑:陈海霞)