

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.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2018.04.014

土壤速效磷含量成像和非成像光谱预测差异性分析

王文才, 李绍稳, 齐海军, 金秀, 王帅

(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: 以 139 个皖北砂姜黑土样品为研究对象, 首先在室内采集土壤在 400~1 000 nm 可见近红外光谱区域的成像和非成像 2 组光谱数据, 再对光谱进行 Savitaky-Golay 卷积平滑、标准正态变量变换(SNV)和一阶微分(FD)等一种或多种组合处理, 最后利用偏最小二乘回归(PLSR)分别建立土壤速效磷(AP)含量回归模型。对 2 组光谱进行光谱特征分析和相似度分析, 并对比模型预测效果, 结果显示, 成像和非成像光谱在形态上趋向一致, 且非成像光谱的反射率值在每个波长点上均高于成像光谱; 平滑处理后 2 种光谱的光谱相关拟合度得到提高; 经预处理后, 2 种光谱建立的模型预测精度均有所提高; 非成像光谱经预处理后建立的最优模型预测精度(验证集相对分析误差 M_{RPD} 为 2.02)高于成像光谱(验证集相对分析误差 M_{RPD} 为 1.85)。因此, 成像光谱相对于非成像光谱在 400~1 000 nm 波段建立的土壤速效磷含量回归模型预测能力稍差, 但通过光谱预处理变换可以降低成像和非成像光谱的差异性并缩小成像与非成像光谱模型预测精度的差距。

关键词: 成像光谱; 非成像光谱; 光谱分析; 土壤速效磷含量; 预测

中图分类号: S153.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2018)04-0811-07

The difference analysis of soil available phosphors content imaging and non-imaging spectra prediction

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

(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: In this study, 139 samples of Shajiang black soil in northern Anhui were used as materials. Firstly, imaging and non-imaging spectral data at 400–1 000 nm were collected indoorally. Then, a combination of Savitaky-Golay filtering algorithm, standard normal variate (SNV) and first derivative (FD) was performed on the spectrum. Finally, partial least squares regression (PLSR) was used to establish the regression model of soil available phosphorus (AP) content. The spectral feature analysis and similarity analysis of the two groups of spectra were conducted and the predictive effects of the models were compared. The results showed that the trend of imaging and non-imaging spectra in shape was consistent and the reflectance values of non-imaging spectra at each wavelength point were higher than those of imaging spectra. The spectral correlation fitting was improved after smoothing. After pretreatment, the prediction accuracy of the two spectra was im-

proved. The prediction accuracy of the optimal model established after pretreatment of non-imaging spectra (the verification set relative analysis error M_{RPD} was 2.02) was higher than that of the imaging spectra (verification set relative analysis error M_{RPD} was 1.85). Therefore, prediction ability of the soil available phosphorus (AP) content regression model established in the 400–1 000 nm band of the imaging spectra was slightly worse than that of the non-

收稿日期: 2017-12-25

基金项目: 农业部引进国际先进农业科学技术计划(“948”计划)项目(2015-Z44, 2016-X34)

作者简介: 王文才(1994-), 男, 安徽天长人, 硕士研究生, 主要从事土壤速效磷高光谱检测研究。(E-mail) wangwencai@ahau.edu.cn

通讯作者: 李绍稳, (E-mail) shwli@ahau.edu.cn

imaging spectra. However, spectral preprocessing can reduce the difference between imaging and non-imaging spectra and reduce the accuracy difference of imaging and non-imaging spectral models.

Key words: imaging spectra; non-imaging spectra; spectral analysis; soil available phosphorus content; prediction

土壤富含的信息量巨大,如何从中提取到有效信息是土壤学面临的挑战之一。在获取土壤信息过程中,传统的实验室化学方法费时、费力。随着高光谱分析技术的发展,其快速、无损特性使其被众多学者运用到土壤养分的研究中^[1-2]。土壤速效磷(Available phosphorus, AP)是农作物赖以生存的重要营养物质。精准地检测土壤中 AP 含量,可以为作物精准施肥提供支持,在减少化肥使用量、保护环境方面有重要意义^[3]。

国内外均有相关研究报道,利用可见-近红外光谱预测土壤 AP 含量,且取得了良好效果。贾生尧等^[4]利用递归偏最小二乘法在 1 000~2 500 nm 区域建立了 AP 回归模型,相对分析误差达到了 1.60。Szegedy 等^[5]利用偏最小二乘回归(PLSR)在 350~2 500 nm 建立了 AP 回归模型,估测的相关系数达到了 0.77。吴茜等^[6]在 350~2 500 nm 建立了 AP 局部神经网络回归模型,估测的相关系数达到了 0.82。Shao 等^[7]利用偏最小二乘支持向量机(LS-SVM)在 800~2 500 nm 建立了 AP 回归模型,估测的相关系数也达到了 0.83。胡国田等^[8]利用直接正交信号校正后的光谱数据(350~2 500 nm)建立了 PLSR 回归模型,相对分析误差达到了 1.64。Paz-Kagan 等^[9]在可见-近红外光谱区域(350~2 500 nm)利用 PLSR 建立了 AP 回归模型,相对分析误差达到了 1.92。

非成像光谱分析技术被广泛运用于土壤 AP 含量预测。土壤 AP 含量较低,且在可见-近红外光谱区域(350~2 500 nm)没有明显的吸收带,其成功预测往往是依靠铁氧化物、有机质、黏土矿物和水分等其他成分在光谱中共同响应的结果^[10]。而且,利用 400~1 000 nm 光谱预测土壤 AP 含量的研究较少。本课题组前期成功利用 400~1 000 nm 光谱预测土壤 AP 含量^[11],为进一步研究奠定了基础。

近年来,成像光谱分析技术被广泛运用于土壤研究中,该技术已被成功用于预测土壤有机质^[12]、土壤生物碳^[13]、总氮^[14]含量等土壤特性,但用于预测土壤 AP 含量的研究较少。利用机载和航天平台,成像光谱分析技术可用于大面积监测农作物特

征及土壤属性制图,因此具有更广阔的发展前景和应用价值^[15-18]。

本研究利用 400~1 000 nm 的室内成像光谱对土壤速效磷进行回归建模,并与非成像光谱的光谱特征和模型预测效果进行对比,通过预处理变换降低光谱特征的差异并提高模型的预测精度,从而探究成像光谱的 AP 含量预测能力,为田间土壤 AP 含量的大面积监测以及制图提供理论基础。

1 材料与方法

1.1 样品采集

土壤样品采集于安徽省皖北地区的 0~20 cm 表层土壤,土壤类型主要为砂浆黑土,共计采集 139 个土壤样品。将所采土壤样品放置于室内自然风干,经研磨后,人工捡出土壤中的石块、秸秆等干扰物,过筛,将样品分为 2 份,一份用于实验室理化检测,一份用于光谱分析。土壤实验室理化检测在安徽农业大学资源与环境学院土壤学实验室支持下完成,土壤 AP 含量的理化检测使用碳酸氢钠浸提-钼锑抗分光光度法^[19]。土壤样品 AP 含量测定结果:最大值 56.1 mg/kg,最小值 4.4 mg/kg,平均值 18.8 mg/kg,标准差 14.7 mg/kg。

1.2 土壤光谱采集

1.2.1 土壤成像光谱采集 利用本实验室搭建的室内高光谱成像系统(图 1)采集土壤成像高光谱数据,系统由 2 个 50 W 卤素灯光源、高光谱相机、精密云台和计算机等部件组成。其中高光谱成像仪为美国 Opto-Knowledge Systems 公司产品,其性能参数为:光谱范围 400~1 000 nm,光谱分辨率 1.79 nm,空间分辨率 2 048×2 048 像素,视场角 15°。

采集土壤成像光谱数据时,将土壤放入培养皿中,刮平土壤表面,将培养皿放置平台中心位置,通过控制台设置各项参数:扫描角度从-10°到 10°,扫描速度为 1.844 °/s,镜头焦距为 60 mm,相机曝光时间为 10 ms。为降低试验过程中光源受温度影响造成对图像的干扰,每测 10 个样品进行 1 次标准白板校正。

由于所有土壤样品均经研磨处理,各样品之间的图像纹理等特性差异较小,且 AP 含量较低,更不

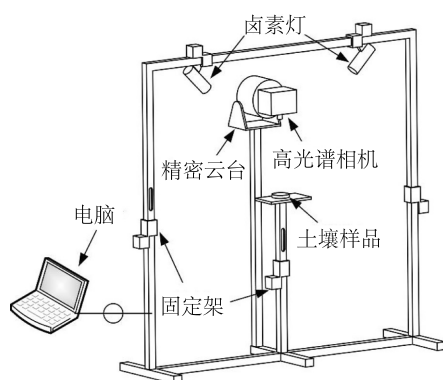


图1 室内高光谱成像系统

Fig.1 The indoor hyperspectral imaging system

足以影响图像特性,故本研究使用高光谱成像系统得到的光谱数据进行进一步分析研究。

1.2.2 土壤非成像光谱采集 使用 Ocean Optics 海洋光学公司地物光谱仪(型号 OFS1700)采集土壤非成像光谱数据。具体参数如下:光谱范围 350~1 700 nm, 350~900 nm 光谱分辨率为 2 nm, 900~1 700 nm 分辨率为 5 nm。

在室内条件下,将处理后的土壤放入培养皿中并将土样表面刮平,用地物光谱仪的反射探头(前端密封橡胶圈和内置光源的结合,利于随时随地创造人工暗室条件,有效避免杂散光的影响)直接接触土壤表面进行测量(图2)。每个样品测量 10 次,取算术平均数,测量过程中每 10 份样品进行 1 次标准白板校正。

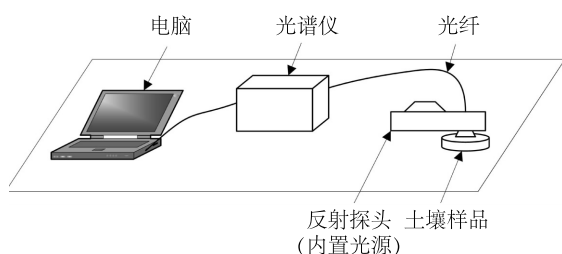


图2 室内高光谱采集系统

Fig.2 The indoor hyperspectral acquisition system

1.3 光谱处理与分析

由于得到的 2 组光谱的两端均具有低信噪比区域,为降低其对预测精度的影响和保证 2 组光谱数据的波段范围一致性,对试验测量得到的样品反射率光谱进行截取,人工保留 450~900 nm 波段,并对光谱数据进行重采样处理,光谱间隔为 1 nm。

土壤样品光谱采集时,常有高频随机噪声、基线

漂移、光散射等噪声带入光谱值中,从而干扰光谱与样品化学组分的真实关系,进而影响定量估测模型的可靠性与准确性^[20-21]。为消除这些干扰,本研究对光谱进行一些常用的预处理转换,包括 Savitaky-Golay 卷积平滑(SG 平滑)消除高频噪声影响^[22],标准正态变量变换(Standard normal variate, SNV)消除光程变化、表面散射以及基线漂移影响^[23-24],一阶微分(First derivative, FD)消除基线漂移并改善线性趋势^[25]。另外,光谱数据还进行上述预处理方法的 2 种或 3 种组合处理。

采用光谱相关拟合度^[26-27]分析预处理前后室内成像和非成像光谱。光谱相关拟合度定义为:

$$F = \frac{n \sum_{k=1}^n x_I x_N - \sum_{k=1}^n x_I \sum_{k=1}^n x_N}{\sqrt{[n \sum_{k=1}^n x_I^2 - (\sum_{k=1}^n x_I)^2][n \sum_{k=1}^n x_N^2 - (\sum_{k=1}^n x_N)^2]}} \quad (1)$$

式 1 中, x_I 表示成像光谱每个波长的反射率值, x_N 表示非成像光谱每个波长的反射率值, k 和 n 代表波长总数。当 F 值越接近 1 时,说明两光谱相似度越高,光谱差异性越小。

1.4 建模分析

将风干、研磨、过筛等处理后的 139 个土壤样品,采用 Kennard-Stone 算法^[28]分成大约 3 : 1 的建模集和验证集,其中建模集 104 个样品,验证集 35 个样品。为比较 2 组光谱数据对土壤 AP 含量预测的精度,利用未处理和处理后的光谱数据分别进行建模,建模方法采用 PLSR 法^[29]。建模过程中,潜在变量(Latent variable, LV)数量是模型优化的关键,本研究采用留一交叉验证的方式,以最小均方误差和赤池信息量准则值为标准确定最佳 LV 数量^[30]。

使用相对分析误差 M_{RPD} (标准偏差除以均方根误差)作为模型预测性能的评价标准,同时利用解释总方差占总方差之比 $M_{SSR/SST}$ 评价模型的解释能力^[31]。根据文献^[32],当 $M_{RPD} > 2.0$ 时模型精度为 A 类代表良好的预测能力, $1.4 < M_{RPD} < 2.0$ 时为 B 类代表中等预测能力, $M_{RPD} < 1.4$ 为 C 类代表较差的预测能力。并且 $M_{SSR/SST}$ 大于 0.5,模型才有值得信服的预测能力。这 2 个指标的计算方式分别为:

$$M_{RPD} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (f(x_i) - y_i)^2 / (m-1)}} \quad (2)$$

$$M_{SSR/SST} = \frac{\sum_{i=1}^m [f(x_i) - \bar{y}]^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

式中, m 为样品数量, y_i 为第 i 个变量的实际测

量值, $f(x_i)$ 为第 i 个变量的模型预测值, \bar{y} 为 y_i 的平均值。

利用 Matlab 进行数据处理与回归建模分析。

2 结果与分析

2.1 土壤成像和非成像光谱的数据特征和相似度

图 3 为成像光谱仪和地物光谱仪测得的不同 AP 含量土壤原始光谱反射率曲线图。由图 1 可知, 两个光谱仪获得的土壤光谱反射率曲线变化在形态上趋于一致, 都呈现逐渐上升趋势, 并且均无明显的波峰和波谷, 说明室内成像光谱和非成像光谱就光谱曲线形态而言具有较好的一致性。但两者也有明显区别, 土壤非成像光谱反射率值均大于成像光谱反射率值。其主要原因可能是利用成像光谱仪获取土壤光谱时样品与光谱仪间有一定距离, 而非成像光谱仪测量时直接接触样品表面, 有研究结果表明样品的距离会影响光谱反射率值的大小^[33]; 并且成像光谱仪光源为外置光源, 而非成像光谱仪光源为内置光源, 受光散射影响较少, 因此非成像光谱仪的光源更强, 光谱反射率值相对较高。

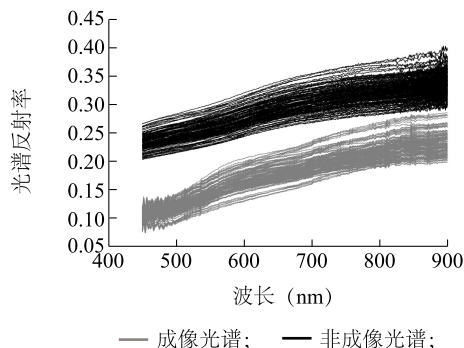
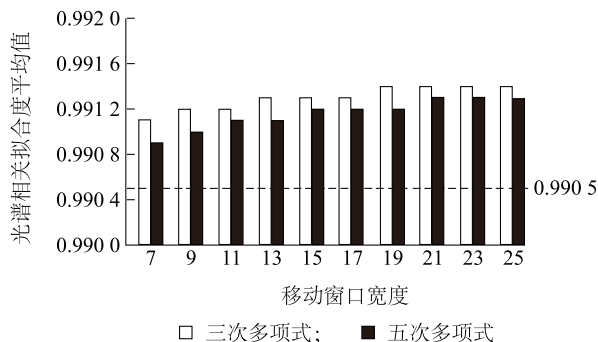


图 3 土壤样品的光谱反射率

Fig.3 Spectral reflectance of soil samples

室内土壤成像和非成像光谱在形态上具有较好一致性, 但两者在形态上也有一定差异。通过计算两者的光谱相关拟合度, 量化光谱差异性, 同时计算预处理后两组光谱数据的光谱相关拟合度, 分析预处理对光谱差异性的影响。经过对比分析几种预处理方法发现, SNV 或 FD 处理后光谱相关拟合度不变或过低, SG 平滑处理后光谱相关拟合度增高, 可能是由于 SNV 或 FD 处理后噪声信号进一步放大, 导致差异性增大。所以本研究仅分析 SG 平滑处理对光谱相似度的影响。SG 平滑处理效果受多项式

次数和移动窗口宽度 2 个参数影响, 本研究分析三次和五次多项式以及不同移动窗口宽度 (7、9、11、13、15、17、19、21、23、25) 对光谱相关拟合度的影响。所有土壤样品的两组光谱经 SG 平滑处理后光谱相关拟合度平均值变化如图 4 所示。



所有样品原始光谱的光谱相关拟合度平均值为 0.990 5。

图 4 不同 SG 平滑处理后土壤光谱相关拟合度变化

Fig.4 The change of soil spectral correlation fitting under different SG smooth treatments

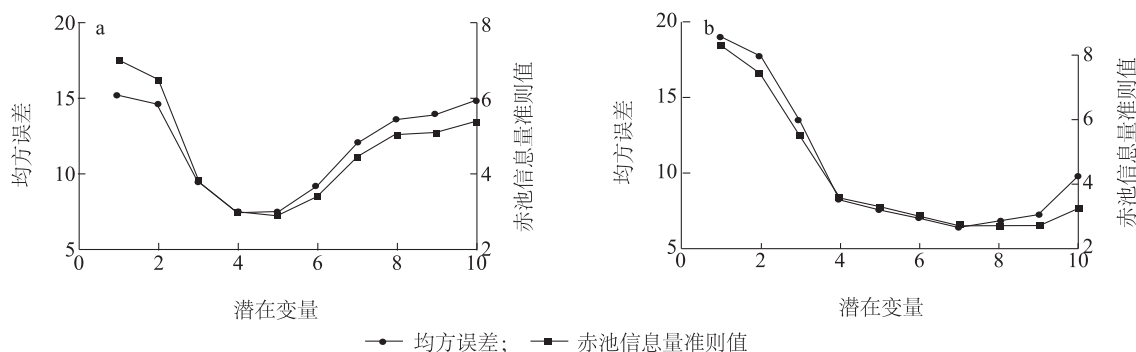
由图 4 可知, 土壤室内成像和非成像光谱经 SG 平滑处理后光谱相关拟合度平均值都高于原始光谱的相关拟合度平均值, 所有土壤样品两组光谱相似度整体有所提高, 说明 SG 平滑处理能够提高室内成像和非成像光谱的相似度, 减小两组光谱在形态上的差异性。从 SG 平滑处理的不同多项式次数和相同移动窗口宽度角度分析, 三次多项式对降低土壤样品两组光谱差异的效果要优于五次多项式; 随着移动窗口宽度的增加, 三次多项式和五次多项式对降低土壤样品两组光谱差异的效果趋向一致。从 SG 平滑处理的不同移动窗口宽度和相同多项式次数角度分析, 移动窗口宽度小于 15 时, SG 平滑处理降低土壤样品两组光谱差异的效果明显提高; 移动窗口宽度大于 15 时, 随着移动窗口宽度的增加, SG 平滑处理对降低土壤样品两组光谱差异的效果趋向平缓, 无明显变化。

2.2 土壤原始成像和非成像光谱 AP 含量的 PLSR 回归模型差异

利用 PLSR 法对两组建模集原始光谱数据和土壤 AP 含量数据建立回归模型, 采用留一交叉验证的方式对不同数量潜在变量 (LV) 建立的模型进行分析 (图 5)。从图 5 中可看出, 随着 LV 数量的增加, 均方误差和赤池信息量准则值均先降低后升高。说明当 LV 数量较少时, 构建的回归模型处于欠拟

合状态,因此误差较大;而当 LV 数量超过拐点时,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。在非成像光谱模型中,当 LV 数量为 5 时均方误差达到最小值,当 LV 数量为 4 时赤池信息量准则值达到最小值,考虑到模型的复杂度以及 LV 数量为 4 和 LV 数量为 5 的模型精度差异较小,故选取 4 个 LV 用于构建土壤非成像光谱 AP 含量的 PLSR 回归模型,模型性能如表 1 所示。验证集 $M_{RPD} = 1.46$,模型精度等级为 B

类,说明模型具有中等预测能力。在成像光谱模型中,当 LV 的数量为 7 时均方误差和赤池信息量准则值均达最小值,故选取 7 个 LV 用于构建土壤成像光谱 AP 含量的 PLSR 回归模型,模型性能如表 2 所示。验证集 $M_{RPD} = 1.22$,模型精度等级为 C 类,说明模型预测能力较差。从构建的土壤原始成像和非成像光谱 AP 含量的 PLSR 回归模型可知,利用土壤原始非成像光谱构建的 AP 含量回归模型预测效果优于土壤原始成像光谱。



a 为非成像光谱; b 为成像光谱。

图 5 不同潜在变量 (LV) 数量对应的均方误差和赤池信息量准则值

Fig.5 Number of latent variables (LVs) versus mean square error and akaike information criterion value

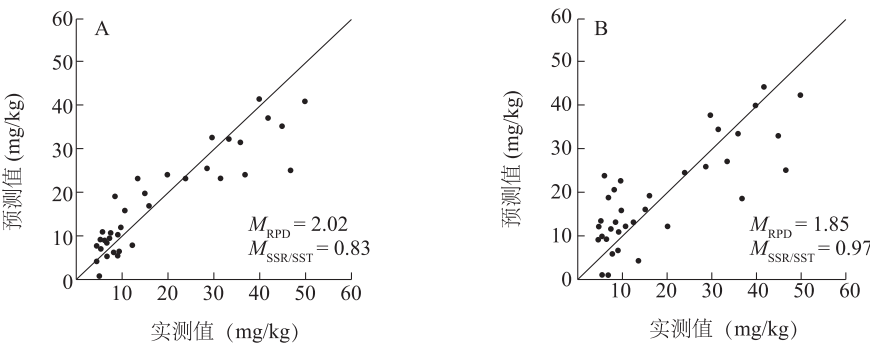
2.3 光谱预处理对 AP 含量 PLSR 回归模型预测精度的影响

表 1 列出了利用室内土壤成像和非成像光谱经过 1 种方法或多种方法组合预处理后构建的土壤 AP 含量回归模型的性能。建模采用五次多项式、移动窗口宽度为 23 的 SG 平滑处理。图 6 为成像光谱和非成像光谱最优模型验证集 35 个样品的土壤 AP 含量实际理化测量值和模型预测值之间散点对比结果。通过对比发现,非成像光谱除经 SNV 和 FD 处理后 PLSR 模型精度低于原始光谱建立的模型精度,其他一种或多种预处理方法组合处理都提高了模型精度。且经 SG 平滑处理和 SG 平滑+FD 处理两种预处理方式处理后,土壤 AP 含量的 PLSR 回归模型精度等级达到了 A 类,使未处理前的中等预测能力提升到良好的预测能力。其中 SG 平滑处理效果最佳,其验证集 $M_{RPD} = 2.02$,验证集模型检测结果见图 6。SG 平滑处理后模型精度提高说明原始非成像光谱可能存在高频噪声,SG 平滑算法消除效果比较理想。SNV 和 FD 单独处理以及 SNV 和 FD 结合 SG 组合

处理模型精度都低于 SG 处理,说明非成像光谱可能受表面散射和光程变化等的影响较小,选取合适的预处理方式可有效提高模型精度。

同时发现,成像光谱经 FD 变换后模型精度低于原始光谱建立的模型精度,但其他预处理方式都提高了模型精度。经 SG 平滑处理后建模或平滑处理后再结合 1 种或多种其他预处理方法建模的模型精度都有显著提高,使模型精度等级从 C 类提高到 B 类。其中成像光谱经 SG 平滑结合 FD 处理后建立的土壤 AP 含量回归模型精度最高,其验证集 $M_{RPD} = 1.85$,模型精度等级为 B 类,说明模型具有中等预测能力,验证集模型检测结果见图 6。成像光谱仅经过 SG 平滑处理后的模型精度并未达到最优,在结合其他方法预处理后模型精度有所提高,说明在采集室内土壤成像光谱时,可能不仅存在高频噪声,还存在受表面散射和光程变化等的影响。

光谱预处理可以提高两组光谱的建模预测精度,而且成像光谱模型验证集的 M_{RPD} 提升程度要高于非成像光谱,两组光谱模型的预测精度差距减小。



A;SG 平滑处理;B;SG 平滑+FD 处理。

图 6 土壤速效磷(AP) 含量验证集实测值和预测值比较

Fig.6 Comparison of measured and predicted values of soil available phosphorus (AP) content validation set

表 1 不同预处理方法建立的模型性能比较

Table 1 Performance comparison of models established by different preprocessing methods

光谱类型	预处理方法	建模集		验证集		预测精度分类
		M_{RPD}	$M_{SSR/SST}$	M_{RPD}	$M_{SSR/SST}$	
非成像光谱	未处理	1.71	0.65	1.46	0.73	B
	SNV	1.89	0.72	1.07	1.24	C
	FD	1.50	0.55	0.68	0.68	C
	SG	2.05	0.75	2.02	0.83	A
	SG+SNV	1.96	0.74	1.99	1.25	B
	SG+FD	2.07	0.77	2.00	0.78	A
	SG+SNV+FD	2.03	0.76	1.72	0.80	B
成像光谱	未处理	1.78	0.68	1.22	—	C
	SNV	1.47	0.53	1.49	1.28	B
	FD	1.86	0.71	0.94	—	C
	SG	1.82	0.70	1.63	0.93	B
	SG+SNV	1.95	0.73	1.74	1.19	B
	SG+FD	1.89	0.72	1.85	0.97	B
	SG+SNV+FD	1.87	0.71	1.76	0.78	B

SNV:标准正态变量变换;FD:一阶微分;SG:Savitaky-Golay 卷积平滑。 M_{RPD} :相对分析误差; $M_{SSR/SST}$:解释总方差占总方差之比。表中“—”表示数值无效。

3 结论

本研究比较了 400~1 000 nm 室内土壤成像光谱和非成像光谱的差异性,并利用原始光谱和不同预处理后的光谱结合 PLSR 方法建立土壤 AP 含量的定量回归模型。得到 2 点结论:①可以通过预处理降低室内土壤成像光谱和非成像光谱在形态上的差异。②利用 400~1 000 nm 的光谱预测土壤 AP 含量是可行的。非成像光谱建立的土壤 AP 含量定量回归模型具有良好的预测能力,可用于土壤 AP 含量的光谱预测;光谱预处理能提高模型对土壤 AP 含量的预测能力,且预处理能降低成像光谱模型预

测精度与非成像光谱模型预测精度的差距。

综上所述,成像和非成像光谱分析技术在土壤 AP 含量预测中存在差异,通过预处理变换后成像光谱模型精度可逐步接近非成像光谱模型精度,研究结果可为成像光谱分析技术在土壤 AP 含量预测上的应用提供参考。

参考文献:

[1] 刘燕德,熊松盛,刘德力. 近红外光谱技术在土壤成分检测中的研究进展[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(10): 2639-2644.

[2] 张佳佳,郭 熙,赵小敏.南方丘陵稻田土壤全磷、有效磷高光谱特征与反演模型[J]. 江苏农业科学,2016,44(7):522-525.

- [3] SHEN J, YUAN L, ZHANG J, et al. Phosphorus dynamics: from soil to plant [J]. *Plant Physiology*, 2011, 156(3): 997-1005.
- [4] 贾生尧, 杨祥龙, 李光, 等. 近红外光谱技术结合递归偏最小二乘算法对土壤速效磷与速效钾含量测定研究 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(9): 2516-2520.
- [5] SZEGEDY M, TARDOS G. Data fusion techniques for delineation of site-specific management zones in a field in UK [J]. *Precision Agriculture*, 2016, 17(2): 200-217.
- [6] 吴茜, 杨宇虹, 徐照丽, 等. 应用局部神经网络和可见/近红外光谱法估测土壤有效氮磷钾 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(8): 2102-2105.
- [7] SHAO Y, HE Y. Nitrogen, phosphorus, and potassium prediction in soils, using infrared spectroscopy [J]. *Soil Research*, 2011, 49(2): 166-172.
- [8] 胡国田, 何东健. 基于直接正交信号校正的土壤磷和钾 VNIR 测定研究 [J]. *农业机械学报*, 2015, 46(7): 139-145.
- [9] PAZ-KAGAN T, ZAADY E, SALBACH C, et al. Mapping the spectral soil quality index (SSQI) using airborne imaging spectroscopy [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(11): 15748-15781.
- [10] STENBERG B, VISCARRA R R A, MOUAZEN A, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science [J]. *Advances in Agronomy*, 2010, 107: 163-215.
- [11] 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.
- [12] JUNG A, VOHLAND M, THIELEBRUHN S. Use of a portable camera for proximal soil sensing with hyperspectral image data [J]. *Remote Sensing*, 2015, 7(9): 11434-11448.
- [13] WIJEWARDANE N K, GE Y, MORGAN C L S. Prediction of soil organic and inorganic carbon at different moisture contents with dry ground VNIR: a comparative study of different approaches [J]. *European Journal of Soil Science*, 2016, 67(5): 605-615.
- [14] PAN T, ZHEN-TAO W U, CHEN H Z. Waveband optimization for near-infrared spectroscopic analysis of total nitrogen in soil [J]. *Chinese Journal of Analytical Chemistry*, 2012, 40(6): 920-924.
- [15] 舒田, 岳延滨, 李莉婕, 等. 基于高光谱遥感的农作物识别 [J]. *江苏农业学报*, 2016, 32(6): 1310-1314.
- [16] 王坤, 朱大洲, 张东彦, 等. 成像光谱技术在农作物信息诊断中的研究进展 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2011, 31(3): 589-594.
- [17] 覃泽林, 谢国雪, 李宇翔, 等. 多时相高分一号影像在丘陵地区大宗农作物提取中的应用 [J]. *南方农业学报*, 2017, 48(1): 181-188.
- [18] 王尔美, 李卫国, 顾晓鹤, 等. 基于光谱特征分异的玉米种植面积提取 [J]. *江苏农业学报*, 2017, 33(4): 822-827.
- [19] BRAY R, KURTZ L. Determination of total, organic, and available forms of phosphorus in soils [J]. *Soil Science*, 1945, 59(1): 39-46.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] SAVITZKY A, GOLAY M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures [J]. *Analytical Chemistry*, 1964, 36(8): 1627-1639.
- [23] HELLAND I S, N S T, ISAKSSON T. Related versions of the multiplicative scatter correction method for preprocessing spectroscopic data [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1995, 29(2): 233-241.
- [24] 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): 218-227.
- [25] ASMUND R, BERG F V D, ENGELSEN S B. Review of the most common pre-processing techniques for near-infrared spectra [J]. *Trac Trends in Analytical Chemistry*, 2009, 28(10): 1201-1222.
- [26] KRUSE F A, LEFKOFF A B, BOARDMAN J W, et al. The spectral image processing system (SIPS)-interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 44(2/3): 145-163.
- [27] JI W, VISCARRA R R A, SHI Z. Improved estimates of organic carbon using proximally sensed vis-NIR spectra corrected by piecewise direct standardization [J]. *European Journal of Soil Science*, 2015, 66(4): 670-678.
- [28] KENNARD R W, STONE L A. Computer aided design of experiments [J]. *Technometrics*, 1969, 11(1): 137-148.
- [29] 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.
- [30] JI W, SHI Z, HUANG J, et al. In situ measurement of some soil properties in paddy soil using visible and near-infrared spectroscopy [J]. *PLoS ONE*, 2014, 9(8): e105708.
- [31] ZHONG P, XU Y, ZHAO Y. Training twin support vector regression via linear programming [J]. *Neural Computing and Applications*, 2012, 21(2): 399-407.
- [32] CHANG C W, LAIRD D A, MAUSBACH M J, et al. Near-Infrared reflectance spectroscopy-principal components regression analyses of soil properties [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2001, 65(2): 480-490.
- [33] DOR E B, ONG C, LAU I C. Reflectance measurements of soils in the laboratory: Standards and protocols [J]. *Geoderma*, 2015, 245/246: 112-124.

(责任编辑:张震林)