

基于高光谱的柑橘叶片磷含量估算模型实验*

黄双萍¹ 洪添胜^{1,2} 岳学军^{1,3} 吴伟斌^{1,2} 蔡坤^{1,2} 黎蕴玉¹

(1. 华南农业大学工程学院, 广州 510642; 2. 华南农业大学南方农业机械与装备关键技术省部
共建教育部重点实验室, 广州 510642; 3. 南昆士兰大学工程与测绘学院, 图文巴 QLD4350)

摘要: 以 117 株园栽罗岗橙为实验对象, 分别在壮果促梢期和采果期 2 个不同发育阶段采集 234 个数据样本, 高光
谱反射数据构成每个数据样本中的高维矢量描述, 用化学方法测得磷含量值作为样本真实目标值, 用偏最小二乘
法(PLS)及支持矢量回归(SVR)2 种多元回归分析算法, 在对反射光谱进行各种形式预处理的基础上对柑橘叶片
磷含量进行建模和磷含量预测。模型分别在校正集和测试集上进行评估, 取得最佳模型决定系数分别为 0.905 和
0.881, 均方误差分别为 0.005 和 0.004, 平均相对误差分别为 0.026 4 和 0.031 2。实验结果表明: 基于高光谱反射
数据进行磷含量预测是可行的。

关键词: 柑橘叶片 磷含量 高光谱 偏最小二乘法 支持矢量回归

中图分类号: O657.3; S129 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)04-0202-06

Hyperspectral Estimation Model of Total Phosphorus Content for Citrus Leaves

Huang Shuangping¹ Hong Tiansheng^{1,2} Yue Xuejun^{1,3} Wu Weibin^{1,2} Cai Kun^{1,2} Li Yunyu¹

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment, Ministry of Education,
South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

3. Faculty of Engineering and Surveying, University of Southern Queensland, Toowoomba QLD4350, Australia)

Abstract: Field experiments were conducted on 117 planted Luogang citrus trees in the crab village of
Guangzhou. 234 pairs of data sample were collected in two different development stages, respectively,
germination period and fruit picking period. Hyperspectral reflection data was used as high-dimensional
vector description. Phosphorus content measured by chemical method as true label and to predict the
phosphorus content of citrus leaves. Two mainstream multivariate regression analysis algorithms, partial
least squares and support vector regression, were used for modeling and prediction after various
preprocessing on spectral reflectance data. Calibration and validation sets were used to evaluate the
predictive performance of model. Two regression analysis methods respectively achieved coefficient of
determination of 0.905 and 0.881, the MSE of 0.005 and 0.004, the mean relative error of 0.026 4 and
0.031 2, respectively. The experimental results showed that it is an effective way to predict phosphorus
level based on hyperspectral reflection data.

Key words: Citrus leaves Content of phosphorus Hyperspectral Partial least squares Support
vector regression

引言

柑橘体内合适的磷(P)含量是其高产量、高品

质产出的必要条件。为此,需要快捷、无损、高精度
地测定 P 含量。

植物 P 含量的化学检测法虽然精准,但过程复

收稿日期: 2012-09-15 修回日期: 2012-11-05

* 国家自然科学基金资助项目(30871450)、广东省自然科学基金资助项目(S2012010009856)和省部产学研结合资助项目(2011B090400359)

作者简介: 黄双萍, 讲师, 博士, 主要从事农业智能信息处理、数据挖掘和计算机视觉研究, E-mail: huangshuangping@scau.edu.cn

通讯作者: 岳学军, 副教授, 博士, 主要从事农业工程、机电一体化和信息技术应用研究, E-mail: yuexuejun@scau.edu.cn

杂、耗时且有损。因此,研究者一直试图寻找快捷、无损检测法。随着光谱技术的发展,植物有了光谱这种反映物质生物化学成分的外在信息表示方法。随着数理统计和智能识别领域理论和实践的发展,科研工作者能利用现代数学建模工具,基于大量训练数据建立不同物理量间的映射关系,并利用映射关系进行未知样本目标值的预测。

近年来,越来越多的研究工作利用现代建模技术和光谱信息进行植物营养元素预测^[1~23],其中以 N 含量测定的研究工作较多^[1~5,8~9,12,15~18]。相比较而言,对植物 P 含量的建模研究为数不多^[10,11,13,19~23]。

本文以 117 棵园栽罗岗橙树为研究对象,研究柑橘叶片 P 含量建模及预测问题。实验用 ASD 公司的 FieldSpec3 型高光谱仪采集柑橘采果期及壮果促梢期 2 个生长阶段的反射光谱数据,作为柑橘样本的多元矢量描述。共获取 234 个多元矢量样本数据。用硫酸-双氧水消煮-钼锑抗比色法测得同期同批叶片样本的真实 P 含量。基于 234 个样本数据对,随机选取 80% 构成校正集,剩下 20% 构成测试集,用偏最小二乘法 (PLS)^[24] 和支持矢量回归法 (SVR)^[25] 建立 P 含量预测模型并评估模型性能。

1 数据采集和样本管理

选择广州市萝岗区蟹庄村柑橘园 117 株 4 年生罗岗橙树作为实验研究对象。柑橘树位于柑橘园同一小范围内,生长状况基本一致。选择质量分数 12% 的过磷酸钙 ($\text{Ca}(\text{H}_2\text{PO}_4)_2 \cdot \text{H}_2\text{O}$) 为磷肥,在 2011 年 6 月中旬 (即柑橘 P 肥吸收高峰壮果促梢期) 一次性施于各株柑橘树。施肥按照 2 种显著不同水平进行,培养实验所需样本;过磷酸钙施用量分别为 1 150 g (P1 水平)、287.5 g (P2 水平),折合纯磷含量分别为 138 g、34.5 g。117 株样本中 54 株按照 P1 水平施肥,54 株按照 P2 水平施肥,9 株不施任何磷肥。分别在 2011 年 6 月 26 日和 8 月 23 日,采集柑橘树鲜叶。每株树分东、南、西、北和上、下层共取 8 片大小均匀健康叶片,位于顶梢起向下数的第 3 ~ 4 片。

实验利用 ASD 公司 FieldSpec3 型高光谱仪测量柑橘鲜叶反射光谱,该数据采集过程在实验室完成。FieldSpec3 光谱范围为 350 ~ 2 500 nm,光谱分辨率在 [350 nm, 1 000 nm) 范围内为 3 nm,在 [1 000 nm, 2 500 nm) 范围内为 7 nm;采样间隔在 [350, 1 000 nm) 范围内为 1.4 nm,在 [1 000 nm, 2 500 nm) 范围内为 2 nm;采用全自动方式进行灵敏度调整。由于 ASD FieldSpec3 输出数据间隔为 1 nm,因此每

个柑橘样本的光谱描述是 2151 维的高维矢量。柑橘叶片高光谱反射率数据采集时在光纤头上加装 10° 视场镜头,入射光纤视场角为 10°。所用光源为 ASD 公司 A128932 型 14.5 V、50 W 的卤钨灯,覆盖 350 ~ 2 500 nm 波段范围。光谱采集时,从叶片基部将叶片完整裁剪下,将待测叶片展开平铺于反射率近似为零的黑色橡胶上,入射光纤及人工光源通过手柄安装在采集支架上,入射光纤探头垂直向下,正对待测叶片,探头与待测叶片距离 6 cm (视场直径约 0.52 cm,小于叶片宽度),使待采集叶片的相应部位充满探测头的视场。人工光源天顶角为 30°,方向与叶片保持一致。每片叶子分别在叶尖、叶中、叶根附近采集 3 次,从叶尖开始采集光谱至叶片基部结束,取其平均值作为观测叶片的光谱反射值。每次测量前均用白板进行校正,采集暗电流 25 次,白板 10 次。同一株树的同一发育时期 8 片叶子反射光谱平均值作为该样本的光谱描述数据,不同发育期同一株树作为不同的柑橘样本。

光谱数据采集完成后,将每株树的 8 片叶子捣碎混合成一个样本,用传统 P 化学检测方法硫酸-双氧水消煮-钼锑抗比色法检测每个样本 P 含量真实值。两个不同时期采集的 117 个样本叶片平均高光谱反射谱如图 1 所示,P 含量统计数值如表 1 所示。

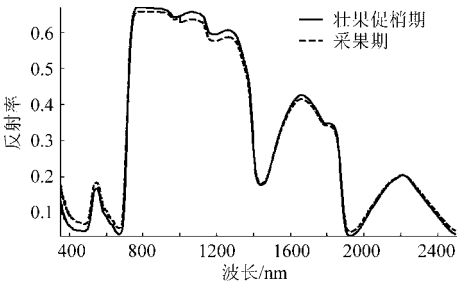


图 1 不同生长阶段柑橘叶样本的平均反射率

Fig. 1 Mean reflectance spectra of citrus samples during different growing stages

表 1 实验室测定的 P 含量统计描述
Tab. 1 Descriptive statistics of phosphorus content measured in laboratory

	g/kg	
P 含量统计	2011 年 6 月 26 日	2011 年 8 月 23 日
最小值	1.501 0	1.502 4
最大值	1.810 0	2.110 7
平均值	1.573 4	1.878 2
标准差	0.049 4	0.184 1

2 PLS 建模及预测分析

2.1 偏最小二乘法回归分析

偏最小二乘法 (Partial least square, PLS)^[24] 是一种多元数据统计分析方法,特别适用于解释变量

个数大于样本量的问题,常用于光谱数据分析。该分析过程同时实现多元线性回归、主成分分析以及自变量因变量之间的相关性分析。根据上述数据采集方法,每个柑橘样本对应一个数据对 $(\mathbf{x}_i, y)$,其中 $\mathbf{x}_i$ 是柑橘样本(不同发育时期对同一株柑橘树的测试值被认为是不同的独立样本)高光谱反射数据构成的矢量描述,每个样本对应 $d=2151$ 维光谱数据,是在波长 $350\sim 2\,500\text{ nm}$ 范围内光谱反射量的测定结果。 y 是该样本P含量真实值。本文实验总共采集234个样本,其中80%构成校正集,即校正样本数 $n=188$,构成解释变量矩阵 $\mathbf{X}$ 。相应188个 y 值构成 $n\times 1$ 的因变量矩阵 $\mathbf{Y}$ 。PLS从 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 中同时提取因子,即从矩阵 $\mathbf{X}'\mathbf{Y}\mathbf{Y}'\mathbf{X}$ 中提取主成分,再将其按照解释能力从大到小排列,选择解释能力强的数个因子参与建模,计算出回归系数矩阵 $\mathbf{B}$ 。剩余20%构成测试集,共 $n'=46$ 个样本,构成 $n'\times d$ 的测试矩阵,结合回归系数 $\mathbf{B}$ 得出估计矩阵。

实验中利用Matlab R2011a命令PLS regress建模,该命令的核心算法是1993年de Jong^[26]提出的简单偏最小二乘法(Simple partial least squares, SIMPLS)。PLSregress的参数ncomp是直接影响模型性能的重要参数,实验在闭区间 $[1, \min(n-1, d)]$ 中进行搜索,根据最小均方误差(Mean square error, MSE)原则,采用交叉验证方式寻找最佳参数值。

2.2 不同光谱数据预处理的建模结果

原始光谱数据由于其多重共线性、反射率的非线性、基线变动和附加散射变动以及随机噪声的叠加等原因而呈现复杂性^[27]。利用各种数据预处理技术消减复杂光谱中受随机因素影响产生的不需要的变化,尽可能分离出需要的有用信息。因此,光谱数据的预处理是光谱分析过程中重要一环。

实验利用原始反射光谱值(记为 R_c)或其基本变换形式作为自变量,以柑橘树叶片P含量作为因

变量,用PLS建立多元回归估算模型。原始光谱数据的主要基本变换形式包括:一阶导数、二阶导数、倒数、对数、倒数的对数等,分别记为 R'_c 、 R''_c 、 $\frac{1}{R_c}$ 、 $\lg R_c$ 、 $\lg \frac{1}{R_c}$ 。为了寻求更佳的P含量预测效果,实验还尝试用多元散射校正(Multiplicative scatter correction, MSC)^[28]、标准正态变量变换(Standard normal variate transformation, SNV)^[29]、正交信号校正(Orthogonal signal correction, OSC)^[30]和SG平滑(Savitsky-Golay smoothing and differentiation)^[31]等现代数据预处理技术对原始反射谱数据进行处理,以期获得预测能力更强且性能鲁棒的模型。

为了评估模型有效性,实验选定模型决定系数 R^2 、相对误差最大值(Max relative error, MRE),相对误差平均值(Average relative error, ARE),均方误差(Mean square error, MSE)等指标。 R^2 越大,误差指标越低,反映模型预测性能越佳。每种实验方案独立运行20次,取20次性能指标的均值和标准差作为实验结果记录。实验结果如表2、表3所示,分别表示在校正集和测试集上的模型性能。表中ncomp是PLSregress的参数,根据最小均方误差确定最优值。

从表2、3得出结论:当使用PLS建模时,采用反射光谱的倒数变换,在校正集和测试集上评估,模型决定系数分别为0.905和0.881,均方误差分别为0.004和0.005,相比其他预处理技术,其PLS模型指标达到最佳,但在测试集上的平均相对误差相比 $\lg \frac{1}{R_c}$ 的变换形式略大。反射光谱的对数变换、MSC处理、对数光谱等都依次取得了较好的建模效果,相比原始光谱模型性能都有一定程度的性能提升。SG处理后,相比原始反射光谱,性能变化不大,略差些。二阶导数光谱用PLS建模效果最差,在测试集上模型决定系数相比原始光谱降低将近7.3%,而

表2 不同光谱数据形式下的PLS模型性能评估(校正集,样本数:188)

Tab.2 Model evaluation on calibration dataset with different transformation of hyperspectral data(PLS model)					
光谱数据形式	ncomp	R^2	MSE	MRE	ARE
R_c	11+7	0.874±0.041 0	0.005±0.001 6	0.141±0.030 9	0.031 0±0.005 2
R'_c	13+7	0.890±0.057 3	0.005±0.002 4	0.136±0.037 8	0.028 4±0.006 9
R''_c	12+6	0.867±0.071 8	0.005±0.002 8	0.154±0.045 1	0.030 9±0.007 0
$\frac{1}{R_c}$	13+5	0.905±0.046 0	0.004±0.001 9	0.127±0.037 5	0.026 4±0.006 4
$\lg R_c$	10+3	0.883±0.034 4	0.005±0.001 4	0.144±0.015 8	0.029 5±0.004 8
$\lg \frac{1}{R_c}$	11+4	0.896±0.032 0	0.004±0.001 3	0.132±0.024 2	0.027 9±0.004 1
MSC	13+7	0.888±0.046 0	0.005±0.002 0	0.129±0.022 9	0.029 3±0.006 1
SNV	9+6	0.877±0.033 0	0.005±0.001 3	0.138±0.023 2	0.031 3±0.004 8
SG	16+8	0.891±0.042 5	0.004±0.001 7	0.130±0.031 3	0.028 8±0.005 2

表 3 不同光谱数据形式下的 PLS 模型性能评估 (测试集,样本数:46)

光谱数据形式	ncomp	R^2	MSE	MRE	ARE
R_c	11 + 7	0.854 ± 0.063 4	0.006 ± 0.002 6	0.124 ± 0.039 8	0.032 8 ± 0.006 3
R'_c	13 + 7	0.845 ± 0.047 8	0.007 ± 0.001 9	0.145 ± 0.029 4	0.034 5 ± 0.004 5
R''_c	12 + 6	0.792 ± 0.055 5	0.009 ± 0.002 5	0.170 ± 0.034 2	0.038 9 ± 0.004 2
$\frac{1}{R_c}$	13 + 5	0.881 ± 0.047 2	0.005 ± 0.002 3	0.119 ± 0.033 0	0.031 2 ± 0.005 9
$\lg R_c$	10 + 3	0.863 ± 0.045 3	0.006 ± 0.001 8	0.130 ± 0.021 9	0.032 2 ± 0.005 1
$\lg \frac{1}{R_c}$	11 + 4	0.874 ± 0.030 3	0.005 ± 0.001 1	0.126 ± 0.025 1	0.030 8 ± 0.003 3
MSC	13 + 7	0.866 ± 0.037 9	0.005 ± 0.001 5	0.116 ± 0.029 4	0.032 1 ± 0.004 3
SNV	9 + 6	0.829 ± 0.036 8	0.007 ± 0.001 6	0.134 ± 0.026 0	0.036 9 ± 0.004 6
SG	16 + 8	0.852 ± 0.053 8	0.006 ± 0.002 1	0.127 ± 0.036 7	0.034 1 ± 0.005 2

在校正集上降低近 0.8%。结果表明该模型的泛化性能差。由此可知,光谱预处理技术直接影响 PLS 建模性能。

2.3 与 PCAR 建模方法的比较

PCAR (Principle component analysis regress) 先对高维数据矢量用 PCA 降维处理,再用线性回归法

对降维后的数据建模。该方法与 PLS 区别最大之处在于,PCA 从预测矩阵 X 中提取主成分,这些主成分最大程度地解释预测矩阵,但可能不是与 Y 最相关的因子。实验尝试用 PCA 选取主成分,根据 99.9% 的解释程度确定目标数据维度,再用多元线性回归进行建模分析,实验结果见图 2。

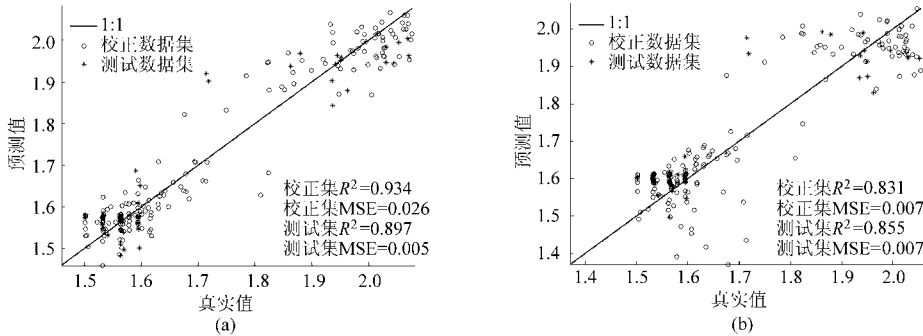


图 2 PCAR 和 PLS 模型预测值和真实值
Fig.2 Correlation between measured and predicted values
(a) PLS 模型 (b) PCAR 模型

从图 2 可以看出,PLS 在预测集和验证集上的模型性能均佳,其 R^2 大,MSE 小,表明 PLS 相比 PCAR 有更好的建模预测精度。

3 SVR 建模及预测分析

3.1 支持矢量回归

支持矢量回归 (Support vector regression, SVR)^[25] 是一个专门针对有限样本情况的学习机器,其优化的基本思想是结构风险最小化,即在数据逼近精度与逼近函数复杂性之间寻求折衷,以期获得最好的模型泛化能力。SVR 最终解决的是一个凸二次规划问题,从理论上说,得到的将是全局最优解。SVR 利用核函数,将复杂实际问题通过非线性变换转换到高维特征空间,在高维空间中构造线性决策函数来实现原空间中的非线性决策。核函数的引进,巧妙地规避了高维映射定义和高维空间内积

运算问题,并保证模型有较好的推广能力。
实验中,在进行 SVR 建模之前,用 PCA 对高维光谱数据降维,根据 99.9% 的解释程度选择因子数。

3.2 不同光谱数据预处理的建模结果

实验同样研究了不同光谱预处理后的数据在 PCA 降维后进行 SVR 建模的结果比较。实验结果如表 4、5 所示。表中 nocomp 是根据 99.9% 的解释能力确定 PCA 降维后的数据维度。
从表 4、5 看出,对数光谱用 SVR 建模取得了最佳的预测效果,这从模型在测试集上评估的结果可以看出。虽然从校正集上评估的结果看,倒数光谱取得最好的性能,但比较预测集上的评估结果,模型决定系数分别为 0.934 和 0.733,均方误差分别为 0.007 和 0.015,这种在校正集和测试集上性能的较大差异,表明倒数光谱模型有过拟趋势,泛化性能较

表 4 反射光谱数据不同变换形式下 SVR 模型性能评估 (校正集,样本数:188,能量比:99.9%)

Tab.4 Model evaluation on calibration dataset with different transformation of hyperspectral data (SVR model)					
光谱数据形式	nocomp	R^2	MSE	MRE	ARE
R_c	13	0.888 ± 0.013 2	0.005 ± 0.000 5	0.126 ± 0.021 2	0.035 2 ± 0.001 8
R'_c	48	0.925 ± 0.008 5	0.005 ± 0.000 4	0.108 ± 0.018 6	0.035 4 ± 0.001 7
R''_c	36	0.910 ± 0.013 6	0.006 ± 0.001 0	0.124 ± 0.020 9	0.036 1 ± 0.003 3
$\frac{1}{R_c}$	25	0.934 ± 0.003 5	0.007 ± 0.000 1	0.067 ± 0.000 6	0.044 2 ± 0.000 6
$\lg R_c$	29	0.915 ± 0.016 3	0.005 ± 0.000 4	0.107 ± 0.019 5	0.033 6 ± 0.001 7
$\lg \frac{1}{R_c}$	29	0.915 ± 0.013 0	0.005 ± 0.000 3	0.100 ± 0.023 3	0.033 4 ± 0.001 6
MSC	22	0.888 ± 0.014 8	0.005 ± 0.000 6	0.100 ± 0.013 1	0.035 8 ± 0.002 3
SNV	23	0.890 ± 0.021 5	0.005 ± 0.000 7	0.104 ± 0.015 0	0.035 8 ± 0.002 3
SG	10	0.886 ± 0.019 1	0.005 ± 0.000 7	0.116 ± 0.025 8	0.035 6 ± 0.002 6

表 5 反射光谱数据不同变换形式下 SVR 模型性能评估 (测试集,样本数:46,能量比:99.9%)

Tab.5 Model evaluation on validation dataset with different transformation of hyperspectral data (SVR model)					
光谱数据形式	nocomp	R^2	MSE	MRE	ARE
R_c	13	0.824 ± 0.046 2	0.008 ± 0.002 0	0.138 ± 0.045 2	0.040 0 ± 0.003 7
R'_c	48	0.857 ± 0.041 2	0.008 ± 0.001 8	0.117 ± 0.016 9	0.038 8 ± 0.005 2
R''_c	36	0.845 ± 0.050 6	0.009 ± 0.002 1	0.130 ± 0.022 0	0.039 9 ± 0.005 2
$\frac{1}{R_c}$	25	0.733 ± 0.046 6	0.015 ± 0.002 0	0.141 ± 0.012 2	0.060 0 ± 0.004 0
$\lg R_c$	29	0.875 ± 0.034 0	0.006 ± 0.001 5	0.114 ± 0.021 4	0.037 7 ± 0.004 2
$\lg \frac{1}{R_c}$	29	0.866 ± 0.036 6	0.007 ± 0.001 5	0.057 ± 0.021 2	0.012 0 ± 0.000 9
MSC	22	0.830 ± 0.044 5	0.007 ± 0.001 7	0.129 ± 0.031 8	0.037 9 ± 0.003 9
SNV	23	0.812 ± 0.065 9	0.008 ± 0.002 4	0.143 ± 0.051 4	0.041 7 ± 0.004 2
SG	10	0.790 ± 0.085 3	0.008 ± 0.002 9	0.165 ± 0.093 9	0.039 2 ± 0.004 4

差。倒数的对数光谱也取得了较好的建模效果,其性能在校正集和测试集上的差异较小,性能较为鲁棒。相比原始光谱,通过一阶导数变换、二阶导数变换以及 MSC 处理后均取得了更好的模型性能。实验表明,合适的 数据预处理技术可以提升磷含量预测模型的性能。

4 结 论

(1) 基于高光谱反射数据合理的变换形式,利用 PLS 或 SVR 等数理统计工具,可以进行柑橘磷含量的预测,模型预测性能较好,在校正集和测试集上评估得到的最佳模型性能指标模型决定系数分别为 0.905 和 0.881,均方误差为 0.004 和 0.005,平均相

对误差为 0.026 4 和 0.030 8。表明利用高光谱数据进行磷含量的建模预测是可行的。

(2) 不同建模方法,能取得最佳建模效果的数据预处理形式不一样,本文实验中 PLS 建模,利用倒数光谱取得的预测性能最佳;SVR 建模,利用对数光谱取得最佳性能。

(3) 相比 PLS,SVR 的最佳性能略差,但从 20 次平均性能指标可以看出,SVR 不同次实验结果的标准差更小,说明该方法建模更鲁棒。

(4) 由于 PLS 与 PCAR 提取解释因子方法上的差异,使得 PLS 对于复杂成因的光谱数据而言有更好的建模效果。

参 考 文 献

1 易秋香,黄敬峰,王秀珍,等. 玉米全氮含量高光谱遥感估算模型研究[J]. 农业工程学报,2006, 22(9): 138 ~ 143.
Yi Qiuxiang, Huang Jingfeng, Wang Xiuzhen, et al. Hyperspectral remote sensing estimation models for nitrogen contents of maize [J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(9): 138 ~ 143. (in Chinese)

2 Yi Qiuxiang, Huang Jingfeng, Wang Fumin, et al. Monitoring rice nitrogen status using hyperspectral reflectance and artificial neural network [J]. Environmental Science & Technology, 2007, 41(19): 6 770 ~ 6 775.

3 吴华兵,朱艳,田永超,等. 棉花冠层高光谱参数与叶片氮含量的定量关系[J]. 植物生态学报, 2007, 31(5): 903 ~ 909.
Wu Huabing, Zhu Yan, Tian Yongchao, et al. Relationship between canopy hyperspectra parameter and leaf nitrogen concentration in cotton [J]. Journal of Plant Ecology, 2007, 31(5): 903 ~ 909. (in Chinese)

4 Tang Yanlin, Huang Jingfeng, Cai Shaohong, et al. Nitrogen contents of rice panicle and paddy by hyperspectral remote sensing [J]. Pakistan Journal of Biological Sciences, 2007, 10(24): 4 420 ~ 4 425.

5 王渊,黄敬峰,王福民,等. 油菜叶片和冠层水平氮素含量的高光谱反射率估算模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(2): 273 ~ 277.
Wang Yuan, Huang Jingfeng, Wang Fumin, et al. Predicting nitrogen concentrations from hyperspectral reflectance at leaf and canopy for rape [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008,28(2): 273 ~ 277. (in Chinese)

6 郭贺,金兰淑,林国林. 利用近红外光谱法对烟叶氮钾含量的快速测定[J]. 黑龙江农业科学, 2008(4): 103 ~ 104.
Guo He, Jin Lanshu, Lin Guolin. Rapid determination of nitrogen and potassium contents in tobacco leaves by near infrared reflectance spectroscopy [J]. Heilongjiang Agricultural Sciences, 2008(4): 103 ~ 104. (in Chinese)

7 乔欣,马旭,张小超,等. 大豆叶绿素和钾素信息的冠层光谱响应 [J]. 农业机械学报, 2008, 39(4): 108 ~ 111.
Qiao Xin, Ma Xu, Zhang Xiaochao, et al. Response of coronary spectrum on chlorophyll and K information of soy [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(4): 108 ~ 111. (in Chinese)

8 郭曼,常庆瑞,曹晓瑞. 不同氮营养水平与夏玉米光谱特性关系初报[J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版, 2008, 36(11): 123 ~ 129.
Guo Man, Chang Qingrui, Cao Xiaorui. Initial study of different nitroger levels on summer corn's spectral characteristics [J]. Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition, 2008, 36(11): 123 ~ 129. (in Chinese)

9 Wang Yuan, Wang Fumin, Huang Jingfeng, et al. Validation of artificial neural network techniques in the estimation of nitrogen concentration in rape using canopy hyperspectral reflectance data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(17): 4 493 ~ 4 505.

10 邢东兴,常庆瑞. 基于光谱分析的果树叶片全氮、全磷、全钾含量估测研究——以红富士苹果树为例 [J]. 西北农林科技大学学报:自然科学版,2009,37(2): 141 ~ 147.
Xing Dongxing, Chang Qingrui. Research on predicting the TN,TP,TK contents of fresh fruit tree leaves by spectral analysis with red Fuji apple tree as an example [J]. Journal of Northwest A&F University: Natural Science Edition,2009, 37(2): 141 ~ 147. (in Chinese)

11 朱西存,赵庚星,董芳,等. 基于高光谱的苹果花磷素含量监测模型[J]. 应用生态学报, 2009, 20(10): 2 424 ~ 2 430.
Zhu Xicun, Zhao Gengxing, Dong Fang, et al. Monitoring models for phosphorus content of apple flowers based on hyperspectrum [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2009,20(10): 2 424 ~ 2 430. (in Chinese)

12 Cohen Y, Alchanatis V, Zusman Y, et al. Leaf nitrogen estimation in potato based on spectral data and on simulated bands of the VENIS satellite [J]. Precision Agriculture, 2010, 11(5): 520 ~ 537.

13 Menesatti P, Antonucci F, Pallottino F, et al. Estimation of plant nutritional status by Vis – NIR spectrophotometric analysis on orange leaves [J]. Biosystems Engineering, 2010, 105(4): 448 ~ 454.

14 易时来,邓烈,何绍兰,等. 锦橙叶片钾含量光谱监测模型研究 [J]. 中国农业科学, 2010, 43(4): 780 ~ 786.
Yi Shilai, Deng Lie, He Shaolan, et al. A spectrum based models for monitoring leaf potassium content of citrus *sinensis* (L) cv. Jincheng orange [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2010, 43(4): 780 ~ 786. (in Chinese)

15 张玉森,姚霞,田永超,等. 应用近红外光谱预测水稻叶片氮含量[J]. 植物生态学报, 2010, 34(6): 704 ~ 712.
Zhang Yusen, Yao Xia, Tian Yongchao, et al. Estimating leaf nitrogen content with near infrared reflectance spectroscopy in rice [J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2010, 34(6): 704 ~ 712. (in Chinese)

16 梁亮,杨敏华,臧卓. 基于小波去噪与 SVR 的小麦冠层含氮率高光谱测定[J]. 农业工程学报, 2010, 26(12): 248 ~ 253.
Liang Liang, Yang Minhua, Zang Zhuo. Determination of wheat canopy nitrogen content ratio by hyperspectral technology based on wavelet denoising and support vector regression [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(12): 248 ~ 253. (in Chinese)

17 Valentina Ulissi, Francesca Antonucci, Paolo Benincasa, et al. Nitrogen concentration estimation in tomato leaves by VIS – NIR non-destructive spectroscopy [J]. Sensors, 2011, 11(6): 6 411 ~ 6 424.

18 Jan G P W Clevers, Lammert Kooistra. Using hyperspectral remote sensing data for retrieving canopy chlorophyll and nitrogen content [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(2): 574 ~ 583.

19 张喜杰,李民赞. 基于反射光谱的温室黄瓜叶片磷素含量分析与预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(10): 2 404 ~ 2 408.
Zhang Xijie, Li Minzan. Analysis and estimation of the phosphorus content in cucumber leaf in greenhouse by spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(10): 2 404 ~ 2 408. (in Chinese)

20 潘蓓,赵庚星,朱西存,等. 基于高光谱的苹果树冠层磷素状况估测模型研究[J]. 红外, 2012, 33(6): 27 ~ 31.
Pan Bei, Zhao Gengxing, Zhu Xicun, et al. Estimation of phosphorus content in apple tree canopy based on hyperspectrum [J]. Infrared, 2012, 33(6): 27 ~ 31. (in Chinese)

21 林芬芳,丁晓东,付志鹏,等. 基于互信息理论的水稻磷素营养高光谱诊断[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(9): 2 467 ~ 2 470.
Lin Fenfang, Ding Xiaodong, Fu Zhipeng, et al. Application of mutual information to variable selection in diagnosis of phosphorus nutrition in rice [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(9): 2 467 ~ 2 470. (in Chinese)

(2) PDA 程序中设计基于状态机的软件架构和基于队列的数据交换和管理方法,占用系统资源少、便于增添 GPS 输出语句类型、实时性好。此方法可以集成应用于其他类似测控领域。

参 考 文 献

1 Trimble Navigation Ltd. EZ-Steer system for the EZ-Guide plus lightbar reference guide, Ver. 3.00[M]. Trimble Navigation Ltd., 2006.

2 Ismail W I W, Hudzari R M, Saufi M K M, et al. Computer-controlled system for autonomous tractor in agricultural application [J]. Journal of Food Agriculture & Environment, 2012, 10(2):350 ~ 356.

3 罗锡文, 张智刚, 赵祚喜, 等. 东方红 X-804 拖拉机的 DGPS 自动导航控制系统[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 139 ~ 145.

Luo Xiwen, Zhang Zhigang, Zhao Zuoxi, et al. Design of DGPS navigation control system for Dongfanghong X-804 tractor [J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(11): 139 ~ 145. (in Chinese)

4 车艳双, 李民赞, 郑立华, 等. 基于 GPS 和 PDA 的移动智能农田信息采集系统开发[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 109 ~ 114.

Che Yanshuang, Li Minzan, Zheng Lihua, et al. Development of a movable farm-data acquisition system with PDA and GPS [J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(2): 109 ~ 114. (in Chinese)

5 Trimble Navigation Ltd. Getting started guide-Trimble SPS852 modular GPS receiver, Ver4.41A[M]. Trimble Navigation Ltd., 2011.

6 李秀娟, 陈明恩. 应用蓝牙技术的多通道数据采集与传输系统[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2009, 41(5): 165 ~ 168.

Li Xiujuan, Chen Ming'en. Multi-channel data acquisition and transmission system based on bluetooth technology [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2009, 41(5): 165 ~ 168. (in Chinese)

7 鲁力, 张波. 嵌入式 TCP/IP 协议的高速电网络数据采集系统[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(2): 405 ~ 409.

Lu Li, Zhang Bo. High-speed power grid data acquisition system based on embedded TCP/IP protocol [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(2): 405 ~ 409. (in Chinese)

8 Trimble Navigation Ltd. Getting started guide: Trimble Recon handheld computer getting started guide (WM6) [M]. 2008.

9 National Instrument Corporation. Getting started with the LabVIEW PDA module for Windows Mobile, Ver. 8.5[M]. National Instrument Corporation, 2007.

10 张小龙, 李亮, 陈彬, 等. 拖拉机轮胎中心位置通用传感器安装支架设计与试验[J]. 农业机械学报, 2012, 43(9): 190 ~ 196.

Zhang Xiaolong, Li Liang, Chen Bin, et al. Design of general sensor installation bracket on tractor tire center position [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(9): 190 ~ 196. (in Chinese)

(上接第 207 页)

22 石吉勇, 邹小波, 赵杰文, 等. 基于近红外光谱的设施栽培水果黄瓜磷元素亏缺初期快速诊断[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(12): 3 264 ~ 3 268.

Shi Jiyong, Zou Xiaobo, Zhao Jiewen, et al. Rapid diagnostics of early phosphorus deficiency in mini-cucumber plants under protected cultivation by near infrared spectroscopy [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(12): 3 264 ~ 3 268. (in Chinese)

23 王磊, 白由路, 杨俐苹. 春玉米磷素营养的光谱响应及诊断[J]. 植物营养及肥料学报, 2007, 13(5): 802 ~ 808.

Wang Lei, Bai Youlu, Yang Liping. Spectral response and diagnosis of phosphorus nutrition in corn [J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2007, 13(5): 802 ~ 808. (in Chinese)

24 Wold S, Sjostrom M, Eriksson L. PLS-regression: a basic tool of chemometrics [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory System, 2001, 58(2): 109 ~ 130.

25 Vapnik V N. Statistical learning theory [M]. New York: Wiley, 1998: 1 ~ 50.

26 de Jong S. Simpls: an alternative approach to partial least squares regression [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1993, 18(3): 251 ~ 263.

27 李民赞. 光谱分析技术及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006.

28 Dhanoa M S, Lister S J, Sanderson R, et al. The link between multiplicative scatter correction (MSC) and standard normal variate (SNV) transformations of NIR spectra [J]. Journal of Near Infrared Spectroscopy, 1994, 2(1): 43 ~ 47.

29 Candolfi A, de Maesschalck R, Jouan-Rimbaud D, et al. The influence of data pre-processing in the pattern recognition of excipients near-infrared spectra [J]. Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis, 1999, 21(1): 115 ~ 132.

30 Wold S, Antti H, Lindgren F. Orthogonal signal correction of near-infrared spectra [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1998, 44(1): 175 ~ 185.

31 Savitzky A, Golay M J E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures [J]. Analytical Chemistry, 1964, 36(8): 1 627 ~ 1 639.