

# 基于光谱特征和生理特征的番茄磷营养诊断方法

李美清 李晋阳 毛罕平

(江苏大学现代农业装备与技术教育部重点实验室, 镇江 212013)

**摘要:** 为提高番茄磷营养水平检测精度, 针对目前基于光谱分析的作物磷营养水平检测精度较低以及磷的光谱反射率受叶绿素和花青素影响的问题, 提出了结合番茄样本光谱特征和生理特征的番茄磷营养水平诊断策略。以自行培育的 25%、50%、75%、100%、150% 5 个梯度水平的磷营养胁迫水培番茄样本为研究对象, 分别利用光谱分析仪和叶绿素仪采集不同磷营养水平番茄叶片的光谱数据和 SPAD 值, 并对叶片花青素含量进行测定, 提取各样本在不同波长下的光谱反射率和生理特征 (SPAD 值和花青素含量) 作为番茄磷营养诊断的特征变量, 基于最小二乘支持向量机建立诊断模型, 通过改进粒子群优化算法获取支持向量机的最优参数。将 120 个番茄样本随机分为训练集和测试集分别进行实验。结果表明, 采用本文的建模方法结合番茄样本光谱特征和生理特征能够建立精度较高的番茄磷营养水平预测模型, 高于对比的其他方法, 其相关系数和均方根误差分别为 0.961 1 和 0.461, 诊断效果较好, 为番茄磷素的快速检测提供了新思路。

**关键词:** 番茄; 磷; 光谱; 营养诊断; 支持向量回归

**中图分类号:** S123; TP79      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2016)03-0286-06

## Tomatoes Phosphorus Nutrition Diagnosis Based on Spectral and Physiological Characteristics

Li Meiqing Li Jinyang Mao Hanping

(Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology, Ministry of Education, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract:** In order to improve detection precision of crop phosphorus (P) nutrition level, in view of the problem that the present detection precision of crop phosphorus nutrition level based on spectral analysis is low and the spectral reflectance of phosphorus was influenced by both chlorophyll and anthocyanin, a phosphorus nutrition diagnosis strategy was proposed by fusing spectrum characteristics and physiological characteristics of tomato samples. With five levels (25%, 50%, 75%, 100% and 150%) of P nutrition stress samples cultivated by soilless cultivation mode as the research objects, reflectance spectra of different nutrient deficiency greenhouse tomato leaves was acquired by spectrum analyzer as well as the SPAD values of tomato leaves were obtained by SPAD-502. In addition, anthocyanin contents in leaves were determined. By using the spectral reflectance data under four characteristic wavelengths and physiological characteristics (anthocyanin content and SPAD value) as characteristic variables for tomato phosphorus nutrition diagnosis, the P nutrition diagnosis model was built based on least squares support vector machine (LS-SVM). An improved particle swarm optimization (IPSO)—adaptive inertial weight particle swarm optimization (AIWPSO) was designed to search the optimum values of SVM parameters for improving the search efficiency and avoiding getting lock in the local optimization. The proposed method with reflectance spectral and physiological characteristics (model 1) was compared with other three

收稿日期: 2015-09-08    修回日期: 2015-11-09

**基金项目:** “十二五”国家科技支撑计划项目(2014BAD08B03)、江苏大学高级人才基金项目(13JDG077)、江苏省博士后基金项目(1402076B)和江苏高校优势学科建设工程项目(苏政办发[2014]37号)

**作者简介:** 李美清(1975—), 女, 讲师, 主要从事植物营养与检测技术研究, E-mail: lmqljy@163.com

different models. For model 2, the method was same as the model 1 with the spectral features data only, model 3 was traditional LS – SVM which the optimum values of SVM parameters were obtained by cross validation of spectral and physiological characteristics data and model 4 was same as the model 3 with the spectral features data only. The results showed that the correlation coefficient and root mean square error of P were 0.961 1 and 0.461, respectively, higher than those of other methods presented in the experiments. It can be concluded that the accuracy of P nutrition prediction model of tomato was improved by combing spectral characteristics with physiological features. The LS – SVM model with IPSO can acquire better parameters than traditional LS – SVM model based on cross validation. The combination of spectral and physiological characteristics data with the proposed algorithm was proved to be a powerful diagnosis tool for P nutrition status in tomato, and provided a new idea for the rapid detection of tomato P nutrient content.

**Key words:** tomato; phosphorus; spectrum; nutrition diagnosis; support vector regression

引言

磷是番茄生长所需的大量元素之一,是植物生长代谢过程中不可缺少的元素,它以多种方式参与作物体内的生理过程,对作物的正常生长和稳定产量有重要作用<sup>[1]</sup>。番茄是深受全球消费者喜爱的农产品之一,其生长过程中若对植株营养情况误判,会造成缺素或营养过剩,降低作物品质,同时传统施肥方式又会导致肥料浪费或者环境面源污染<sup>[2]</sup>。因此,磷素诊断是确保番茄营养水平的关键环节。目前,对作物氮素的快速检测方法比较成熟,但在作物磷、钾的营养检测方面还不够深入<sup>[3-4]</sup>。OSBORNE 等<sup>[5]</sup>用光谱诊断玉米氮磷营养时指出,在玉米生长早期,而且在缺磷较为严重时,用光谱可进行植物体内磷含量的诊断,但在晚期或土壤中磷浓度较高时,不适合磷的诊断,这表明该方法不能对轻度缺磷进行诊断。然而,由于缺磷的症状相当复杂,大多数作物缺磷的症状不明显,一旦出现明显症状,作物早已遭受了缺磷的危害,此时即使施用磷肥挽救也为时已晚。据 AL ABBAS 等<sup>[6]</sup>和 MILTON 等<sup>[7]</sup>的研究,植物磷营养元素的多少对光谱特性有较大影响,但其影响不像氮营养水平那样一致,这是因为植物轻度缺磷时,叶绿素浓度有可能提高,但在严重缺磷时,叶片光谱分析才能用于水稻磷营养诊断<sup>[8-9]</sup>,因此该方法不适合轻度缺磷诊断。韩小平等<sup>[10]</sup>利用光谱技术对不同施磷水平下番茄叶片光谱信息的变化规律进行了研究,结果表明检测精度较低。刘红玉等<sup>[11]</sup>采用光谱和图像技术进行特征层的信息融合,建立了多信息融合的番茄氮磷钾诊断模型,结果表明磷的检测精度仍较低。植物缺磷时,体内易产生花青素<sup>[12-13]</sup>,同时叶绿素浓度有可能提高<sup>[14-15]</sup>,磷的光谱反射率受它们的双重影响,因而叶片光谱分析较为复杂<sup>[16]</sup>。如果将磷的光

谱信息和花青素及叶绿素含量信息相结合,有可能提高植株磷的营养诊断准确性。考虑到多数作物生育前期磷吸收量大,占总吸收量的 60% ~ 70%,如果苗期缺磷,即使后期再补充,也很难挽回苗期缺磷所造成的损失,苗期缺磷对作物品质和产量具有重要影响。

本文以生育前期水培番茄植株为研究对象,以光谱分析为研究手段,通过将番茄叶片花青素及叶绿素含量信息和磷的光谱特征信息相结合,建立磷营养诊断模型,旨在实现对番茄磷营养水平的快速检测和早期诊断,提高磷营养诊断的准确性。

1 实验与方法

1.1 样本培育

实验样本的培育于 2015 年 3—7 月在江苏大学现代农业装备与技术省部共建重点实验室 Venlo 型温室中进行,培育品种为辽宁省农业科学院蔬菜研究所培育的 L-402。采用珍珠岩栽培模式。营养液选用山崎配方<sup>[17]</sup>。在保证其他营养元素均衡的情况下,对所缺的某种元素进行精确控制,以获取不同磷素胁迫的样本。幼苗期浇灌正常营养液,待植株长出 4 ~ 5 片真叶后转为缺素培育。样本分为 5 个水平进行处理,分别为标准配方中磷元素质量的 25%、50%、75%、100% 和 125%。其中 100% 是番茄正常生长所需要的质量分数。每个水平设置 4 个重复。

1.2 实验仪器

采用美国 ASD 公司 (Analytical spectral devices) 的 FieldSpec 3 光谱仪采集近红外光谱,其采样间隔分别为 1.4 nm (350 ~ 1 000 nm)、2 nm (1 000 ~ 2 500 nm),光谱分辨率分别为 3 nm (350 ~ 1 000 nm)、10 nm (1 000 ~ 2 500 nm),采用频率 10 Hz。测定范围为 350 ~ 2 500 nm,探头视场角为 8°;光源采用与光谱仪配套的卤素灯。分析软件采用 ASD ViewSpecPro,

Unscrambler v9.2 和 Matlab 7.0。

1.3 光谱采集

光谱仪经过充分预热和黑白场标定后,每个叶片取不同位置测量 5 次,取平均值作为最终测量结果。光谱实验样本为 120 个,采集时间为 08:00,统一选择每株倒 5 叶,将采下的叶片迅速装入自封袋封好并进行现场编号后放入专用植物保鲜箱,立即带回实验室进行光谱采集和化学值的测定。5 个不同磷营养水平样本的原始光谱如图 1 所示。

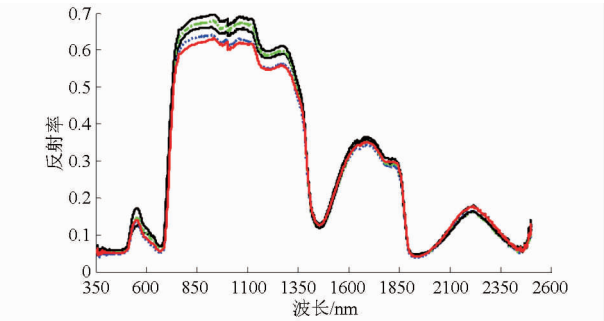


图 1 不同磷样本原始光谱曲线

Fig.1 Raw spectra of different phosphorus deficiency samples

1.4 化学值含量测定

叶绿素采用 SPAD-502 型叶绿素仪在温室中测定。每个叶片选取 5 个测量点,每个测量点测量 3 次,以平均值作为最终测量值。

磷含量采用钼锑抗吸光光度法,该方法适用于磷含量较低的植物样品测定。

花青素含量测定采用分光光度计法。将采摘番茄叶片剪成小碎片并混合均匀后,取约 0.2 g 叶片放入三角瓶中,加 10 mL 盐酸乙醇溶液(8.3 mL 浓盐酸用质量分数 95% 乙醇稀释成 1 L),在 60℃ 水浴中加 10 mL 提取液浸提 30 min,把溶液倒入 25 mL 容量瓶中,再加 5 mL 提取液浸提 15 min,把溶液倒入 25 mL 容量瓶中,再加 5 mL 提取液浸提 15 min,把溶液倒入 25 mL 容量瓶中,共浸提 1 h,最后定溶到 25 mL。以 0.1 mol/L 的盐酸乙醇溶液作参比液,采用紫外-可见分光光度计(Model Cary 100 型; Varian Inc., Palo Alto, 美国)测定提取液在 530、620、650 nm 波长下的光密度。光密度计算公式为

$$V_{OD\lambda} = V_{OD530} - V_{OD620} - 0.1(V_{OD650} - V_{OD620}) \quad (1)$$

花青素含量为

$$A_n = 10^6 V V_{OD\lambda} / (\varepsilon m) \quad (2)$$

式中  $\varepsilon$ ——花青素摩尔消光系数,取  $4.62 \times 10^6$   
 $m$ ——取样质量,g  
 $V$ ——提取液总体积,mL

式中  $V_{OD530}$ 、 $V_{OD620}$  和  $V_{OD650}$  表示 530 nm、620 nm、650 nm 波长下的光密度。

2 数据分析与处理

2.1 特征光谱的提取

采集番茄叶片在波长 350 ~ 2 500 nm 范围内近红外全光谱信息,共 2 151 个波长,为消除信息冗余并降维,采用主成分分析(PCA)法提取叶片特征光谱。主成分分析是一种数据降维方法,在不丢失信息的前提下,对高维变量空间进行降维处理。经 PCA 转换后,磷的前 3 个主成分的贡献率分别为 79.2%、15.4% 和 2.91%,累积贡献率大于 97%,基本上反映了原多维数据指标的信息,从而可以用这 3 个互不相关的主成分表征原始光谱信息。磷的前 3 个主成分的权重系数曲线如图 2 所示。

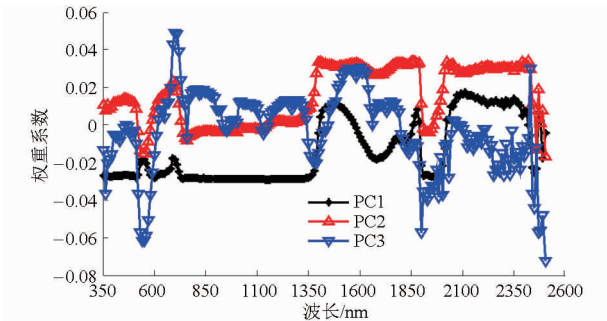


图 2 主成分转换后缺磷光谱的 3 个主成分权重系数曲线

Fig.2 Three main components weight coefficient of phosphorus deficiency after PCA conversion

通过对比分析后,提取权重系数曲线的主要波峰和波谷,得到 4 个特征波长:454、695、738、1 398 nm。

2.2 模型建立与结果分析

2.2.1 模型建立

支持向量机(SVM)在解决小样本、非线性、高维数、局部最小值等模式识别中具有特别优势,SVM 根据应用场合不同可分为支持向量分类(SVC)和支持向量回归(SVR)。本文采用前文提取的 4 个光谱特征和叶绿素含量、花青素含量对番茄磷营养水平建立模型,其输入特征维数为 6,常用回归建模方法难以获得较为准确的回归诊断模型,因此采用 RBF 核函数,即

$$K(x, x_i) = \exp(-g(x - x_i)^2) \quad (3)$$

SVR 模型性能的关键在于参数选择。RBF 核函数的 SVM 参数包括边界函数  $C$  和核宽度  $g$ 。核宽度  $g$  和输入样本的范围有关,传统参数寻优采取交叉验证(Cross validation)法,以预测结果最优意义下的 SVM 为最优模型,但其过程繁琐,搜索范围较小。粒子群优化算法能在更大范围内优选出最佳参数  $C$  和  $g$ ,搜索效率高,可获得更优模型<sup>[18]</sup>。

粒子群优化(PSO)算法采用全局和局部迭代组

合策略。迭代过程开始时进行全局搜索。随着搜索粒子的集中,搜索过程从全局变为局部搜索。在每次迭代中,各粒子速度根据当前速度和位置调整,直到达到最终目标为止。PSO 算法迭代过程中,粒子更新速度和位置计算式分别为

$$v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 (p_i^k - x_i^k) + c_2 r_2 (p_g^k - x_i^k) \quad (4)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (5)$$

式中  $c_1、c_2$ ——加速度系数,用于保持种群多样性  
 $\omega$ ——惯性因子  
 $r_1、r_2$ ——均匀分布在 $[0, 1]$ 区间的 2 个独立随机数  
 $v_i^k、x_i^k$ ——第  $k$  次迭代中第  $i$  个粒子的速度分量和位置分量  
 $p_i^k$ ——第  $k$  次迭代中第  $i$  个粒子的局部最优位置  
 $p_g^k$ ——整个粒子群的全局最优位置

由于粒子群标准算法容易陷入局部最优,本文采用自适应惯性权重的 PSO 算法(Adaptive inertial weight particle swarm optimization, AIWPSO),该算法中惯性因子  $\omega$  在迭代过程中动态变化,以拓展在迭代中不断缩小的种群搜索空间,使粒子跳出局部最优位置,在更大空间搜索,从而得到全局最优解,该算法的有效性在文献[19-21]已得到验证,自适应惯性权重表达式为<sup>[19]</sup>

$$\omega^{k+1} = \begin{cases} \max(\omega^k - \Delta\omega, \omega_{\min}) & (v_{ave}^{k+1} > v_{ideal}^{k+1}) \\ \min(\omega^k + \Delta\omega, \omega_{\max}) & (v_{ave}^{k+1} < v_{ideal}^{k+1}) \end{cases} \quad (6)$$

式中  $v_{ave}^{k+1}、v_{ideal}^{k+1}$ ——第  $k+1$  次迭代中粒子的平均速率和期望单位理想速率  
 $\omega^k$ ——第  $k$  次迭代的权重  
 $\omega_{\min}$ ——最小权重  
 $\Delta\omega$ ——相邻 2 次迭代中权重的变化量

本研究中 PSO 初始参数为: $\Delta\omega = 0.05, \omega_{\min} = 0.1, \omega_{\max} = 0.9, c_1 = c_2 = 1.496$ ,最大迭代次数为 1 000,速度最大值  $v_{\max} = 3, \omega$  从 0.9 线性变化到 0.07。 $C、g$  的搜索范围均为  $[2^{-4}, 2^4]$ ,步长为 0.05。

在 Matlab 环境下,利用 libsvm 工具箱,对 5 个磷营养水平的番茄样本进行基于自适应惯性权重 PSO 优化的最小二乘支持向量机(Least square support vector machine, LS-SVM)建模,将 5 个水平的番茄样本共 120 个随机分为测试集和训练集,取 98 个作为训练集,将剩余的 22 个样本作为测试集,具体算法流程见图 3。

2.2.2 结果分析

分别利用本文算法所得模型及其他方法所得模

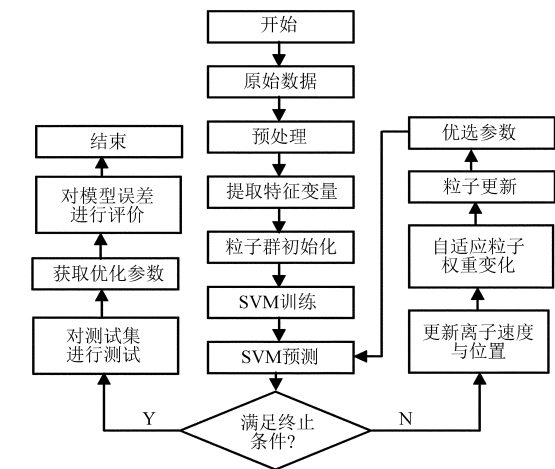


图3 算法流程图  
Fig. 3 Flow chart of algorithm

型对测试集进行预测,然后将预测结果进行对比分析。表 1 给出了 4 种不同模型对应的 SVR 模型参数和预测结果,相应的预测值和测量值的关系如图 4 所示。模型 1 采用本文方法,输入特征向量为番茄 4 个特征波长下的光谱反射率和 SPAD 值、花青素含量;模型 2 与模型 1 类似,不同之处在于输入特征向量仅为番茄的 4 个特征波长下的光谱反射率;模型 3 采用交叉验证训练的 LS-SVM 方法,输入特征向量同模型 1;模型 4 采用的训练方法和输入特征向量分别与模型 3 和模型 2 相同。

| 表 1 SVR 模型参数及预测结果                                |         |       |         |       |      |      |
|--------------------------------------------------|---------|-------|---------|-------|------|------|
| Tab.1 SVR model parameters and prediction result |         |       |         |       |      |      |
| 模型<br>序号                                         | 训练集     |       | 测试集     |       | $C$  | $g$  |
|                                                  | $R$     | RMSE  | $R$     | RMSE  |      |      |
| 1                                                | 0.961 1 | 0.461 | 0.952 6 | 0.483 | 15.0 | 0.70 |
| 2                                                | 0.940 3 | 0.498 | 0.928 9 | 0.514 | 14.0 | 0.60 |
| 3                                                | 0.915 4 | 0.650 | 0.900 4 | 0.697 | 13.5 | 0.66 |
| 4                                                | 0.900 3 | 0.785 | 0.898 7 | 0.845 | 14.5 | 0.69 |

注:表中  $R$  为相关系数, RMSE 为均方根误差。

通过对比可知,模型 1 训练集预测值和测量值的相关系数和均方根误差分别为 0.961 1 和 0.461,预测效果最佳。

3 结论

- (1)将番茄样本的叶绿素、花青素信息与光谱特征相结合,提高了番茄磷营养水平诊断准确性。
- (2)采用基于自适应惯性权重的粒子群优化 LS-SVM 的建模方法对测试集样本进行预测,准确性高于传统的基于交叉验证寻优的 LS-SVM,其相关系数和均方根误差分别为 0.961 1 和 0.461,表明了本文方法在番茄磷营养诊断中的有效性。

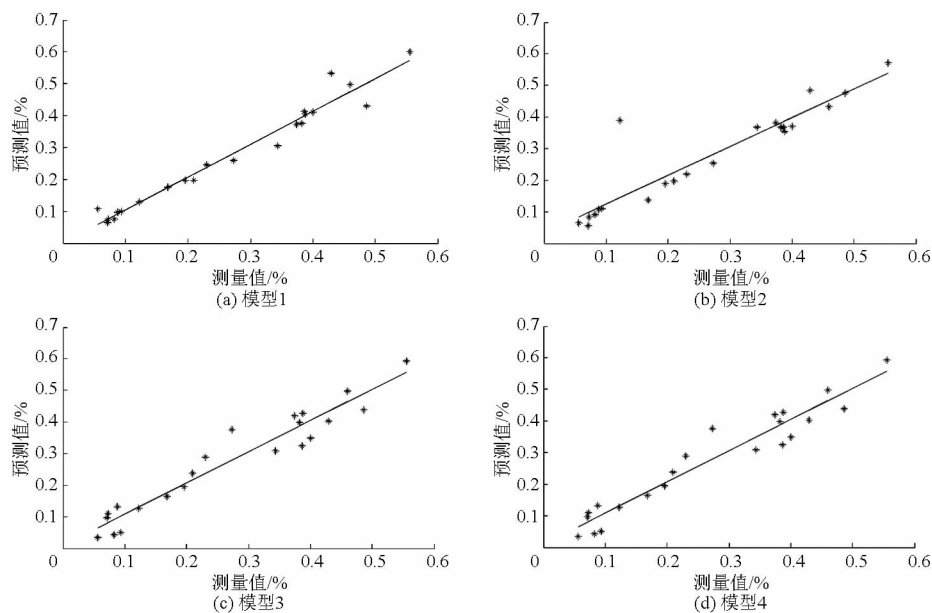


图 4 番茄叶片磷含量预测值与测量值之间的相关性

Fig. 4 Correlation between predicted and measured values of phosphorus in tomato leaf

(3)结合番茄光谱特征和生理特征的支持向量机建模方法是番茄磷营养水平诊断的有效途径,为番茄磷营养水平的快速、无损、准确诊断提供了新思路。

参 考 文 献

1 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(19): 2467 – 2470.  
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(19): 2467 – 2470. (in Chinese)

2 朱文静,毛罕平,李青林,等. 偏振-高光谱多维光信息的番茄叶片营养诊断[J]. 光谱学与光谱分析, 2014, 34(9): 2500 – 2505.  
ZHU Wenjing, MAO Hanping, LI Qinglin, et al. Study on the polarized reflectance-hyperspectral information fusion technology of tomato leaves nutrient diagnoses[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2014, 34(9): 2500 – 2505. (in Chinese)

3 BLACK T M, SCHEPERS J S, VARVEL G E, et al. Nitrogen deficiency detection using reflected shortwave radiation from irrigated corn canopies [J]. Agronomy Journal, 1996, 88(7): 1 – 5.

4 张晓东,毛罕平,程秀花,等. 基于 PCA – SVR 的油菜氮素光谱特征定量分析模型[J]. 农业机械学报, 2009, 40(4): 161 – 161.  
ZHANG Xiaodong, MAO Hanping, CHENG Xiuhua, et al. Rape nitrogen content spectral character models based on PCA – SVR method [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(4): 161 – 161. (in Chinese)

5 OSBORNE S L, SCHEPERS J S, FRANCIS D D, et al. Detection of phosphorus and nitrogen deficiencies in corn using spectral radiance measurements [J]. Agronomy Journal, 2002, 94(6): 1215 – 1221.

6 AL ABBAS A H, BARR R, HALL J D, et al. Spectra of normal and nutrient deficient maize leaves [J]. Agronomy Journal, 1974, 66(1): 16 – 20.

7 MILTON N M, EISWERTH B A, AGER C M. Effect of phosphorus deficiency on spectral reflectance and morphology of soybean plants [J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 36(2): 121 – 127.

8 PACUMBABA JR R O, BEYL C A. Changes in hyperspectral reflectance signatures of lettuce leaves in response to macronutrient deficiencies[J]. Advance in Space Research, 2011, 48(1): 32 – 42.

9 ZHANG Xiaolei, LIU Fei, HE Yong, et al. Detecting macronutrients content and distribution in oilseed rape leaves based on hyperspectral imaging[J]. Biosystem Engineering, 2013, 115(1): 56 – 65.

10 韩小平,程鹏飞,宋海燕,等. 基于水培番茄叶光谱信息的施磷水平鉴别模型研究[J]. 中国食品学报, 2013, 13(4): 180 – 184.  
HAN Xiaoping, CHENG Pengfei, SONG Haiyan, et al. Model development for predicting phosphorous fertilization based on spectral information from tomato leaves under hydroponic cultivation [J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2013, 13(4): 180 – 184. (in Chinese)

11 刘红玉,毛罕平,朱文静,等. 基于高光谱的番茄氮磷钾营养水平快速诊断[J]. 农业工程学报, 2015, 31(增刊 1): 212 – 220.  
LIU Hongyu, MAO Hanping, ZHU Wenjing, et al. Rapid diagnosis of tomato N – P – K nutrition level based on hyperspectral

technology [J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(Supp.1): 212 – 220. (in Chinese)

12 CHEN M J, LI J, DAI X, et al. Effect of phosphorus and temperature on chlorophylla contents and cell sizes of *scenedesmus obliquus* and *microcystis aeruginosa* [J]. Journal of Limnology, 2011, 12(2): 187 – 192.

13 BOWN H E, MASON E G, CLINTON P W, et al. Chlorophyll fluorescence response of *Pinus radiata* clones to nitrogen and phosphorus supply[J]. Ciencia E Investigacion Agraria, 2009, 4(3): 451 – 464.

14 MARCHIVE C, YEHANDAI-RESHEFF S, GERMAIN A, et al. Abnormal physiological and molecular mutant phenotypes link chloroplast polynucleotide phosphorylase to the phosphorus deprivation response in *Arabidopsis* [J]. Plant Physiology, 2009,151(10): 905 – 924.

15 CAI H G, CHU Q, YUAN L X, et al. Identification of quantitative trait loci for leaf area and chlorophyll content in maize (*Zea mays*) under low nitrogen and low phosphorus supply [J]. Molecular Breeding, 2012, 30(1): 251 – 266.

16 王磊,白由路. 基于光谱理论的作物营养诊断研究进展[J]. 植物营养与肥料学报,2006,12(6): 902 – 912.

WANG Lei, BAI Youlu. Research advance on plant nutrition diagnosis based on spectral theory [J]. Plant Nutrition and Fertilizer Science, 2006,12(6): 902 – 912. (in Chinese)

17 余文贵,赵统敏. 番茄栽培新技术[M]. 福州:福建科学技术出版社, 2010.

18 刘伟,刘长虹,郑磊. 基于支持向量机的多光谱成像稻谷品种鉴别[J]. 农业工程学报,2014,30(10):145 – 151.

LIU Wei, LIU Changhong, ZHENG Lei. Discrimination in varieties of rice seeds with multispectral imaging using support vector machine [J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(10): 145 – 151. (in Chinese)

19 IWASAKI N, YASUDA K, UENO G. Dynamic parameter tuning of particle swarm optimization [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2006, 1(4):353 – 363.

20 GUDISE V G, VENAYAGAMOORTHY G K. Comparison of particle swarm optimization and backpropagation as training algorithms for neural networks[C]//Proceedings of the 2003 IEEE, Swarm Intelligence Symposium, 2003: 110 – 117.

21 PENG X, VENAYAGAMOORTHY G K, CORZINE K A. Combined training of recurrent neural networks with particle swarm optimization and backpropagation algorithms for impedance identification[C]//Proceedings of the 2007 IEEE, Swarm Intelligence Symposium, 2007:9 – 15.

---

(上接第 248 页)

19 刘春红,赵春晖,张凌雁. 一种新的高光谱遥感图像降维方法[J]. 中国图象图形学报,2005,10(2):218 – 222.

LIU Chunhong, ZHAO Chunhui, ZHANG Lingyan. A new method of hyperspectral remote sensing image dimensional reduction [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(2): 218 – 222. (in Chinese)

20 谭玉敏,夏玮. 基于最佳波段组合的高光谱遥感影像分类[J]. 测绘与空间地理信息,2014,37(4):19 – 22.

TAN Yumin, XIA Wei. Optimum band combination based hyperspectral remote sensing image classification[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2014, 37(4): 19 – 22. (in Chinese)

21 张磊,邵振峰. 改进的 OIF 和 SVM 结合的高光谱遥感影像分类[J]. 测绘科学,2014,39(11):114 – 117,66.

ZHANG Lei, SHAO Zhenfeng. Hyperspectral remote sensing image classification based on improved OIF and SVM algorithm[J]. Science of Surveying and Mapping, 2014, 39(11): 114 – 117, 66. (in Chinese)

22 姜小光,王长耀,王成. 成像光谱数据的光谱信息特点及最佳波段选择——以北京顺义区为例[J]. 干旱区地理,2000, 23(3):214 – 220.

JIANG Xiaoguang, WANG Changyao, WANG Cheng. Optimum band selection of hyperspectral remote sensing data[J]. Arid Land Geography, 2000, 23(3): 214 – 220. (in Chinese)

23 董梅,苏建东,杨举田,等. 大区域无人机影像快速无缝拼接方法[J]. 测绘科学,2014,39(11):129 – 132.

DONG Mei, SU Jiandong, YANG Jutian, et al. A fast seamless image mosaic method for UAV images in large areas[J]. Science of Surveying and Mapping, 2014, 39(11): 129 – 132. (in Chinese)

24 马娜,胡云锋,庄大方,等. 基于最佳波段指数和 J – M 距离可分性的高光谱数据最佳波段组合选取研究——以环境小卫星高光谱数据在东莞市的应用为例[J]. 遥感技术与应用,2010,25(3):358 – 365.

MA Na, HU Yunfeng, ZHUANG Dafang, et al. Determination on the optimum band combination of HJ – 1A hyperspectral data in the case region of Dongguan based on optimum index factor and J – M distance[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2010, 25(3): 358 – 365. (in Chinese)

25 李石华,王金亮,陈姚,等. 多光谱遥感数据最佳波段选择方法实验研究[J]. 云南地理环境研究,2005,17(6):31 – 35.

LI Shihua, WANG Jinliang, CHEN Yao, et al. Experimental studies about methods on optimal bands selection of multispectrum remote sensing datasets[J]. Yunnan Geographic Environment Research,2005,17(6):31 – 35. (in Chinese)