

基于高光谱成像技术的油菜 SPAD 值 空间分布预测及最佳测量叶位

赵 琨¹ 王珺珂^{2,3} 王楚锋^{2,4} 谢田晋^{2,4} 张 建^{2,4}

1. 华中农业大学现代教育技术中心, 武汉 430070; 2. 华中农业大学资源与环境学院, 武汉 430070;

3. 长江水利委员会长江科学院空间信息技术应用研究所, 武汉 430010;

4. 农业部长江中下游耕地保育重点实验室, 武汉 430070

摘要 采集不同氮素处理水平下的油菜植株不同叶位和叶片部位的高光谱数据、SPAD 值和叶绿素含量实测值, 在筛选原始高光谱数据预处理方法的基础上, 比较基于偏最小二乘 (partial least squares, PLS) 模型和最小二乘-支持向量机 (least squares support vector machine, LS-SVM) 的 SPAD 预测模型。结果表明, 基于标准正态变量校正 (standard normal variate, SNV) 预处理方法的 LS-SVM 模型 (SNV-LS-SVM) 为最佳高光谱-SPAD 预测模型, 可准确预测油菜叶片 SPAD 值空间分布和可视化结果。基于 SPAD 空间分布结果提取不同叶位和叶片部位的 SPAD 值, 将其与对应植株和叶片位置的实测叶绿素含量进行相关性分析, 结果显示, 油菜 SPAD 值最佳测量叶位为顶四叶的顶部。

关键词 油菜; 叶绿素; 高光谱成像技术; SPAD 值; 最小二乘-支持向量机; 偏最小二乘法; 无损检测

中图分类号 TP 39.41 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2018)04-0078-07

叶绿素是植物光合作用过程中的重要色素, 其丰缺状况对植物光合作用能力、发育及营养状况有着重要的影响和指示作用^[1]。因此, 叶绿素含量的快速无损检测和最佳测量叶位选择对于了解植物生长和营养状况有着重要的意义。传统叶绿素含量的测量方法不仅费时费力, 且会损害植物叶片^[2-3]。在无损测量方法中, 利用 SPAD 仪直接测量植物相对叶绿素含量是较为通用的方法^[4]。目前已有报道采用 SPAD 仪对作物叶绿素含量进行测定, 并在此基础上对作物营养诊断最佳测量叶位的选取方法进行研究。Hu 等^[5]依据不同叶位 SPAD 值的变异系数来确定最佳测量叶位, 发现从叶尖到叶边距离的 20% 的叶位是黄瓜叶片氮素诊断的最佳位置; 但该研究结果未与表征氮素含量的定量数据进行效果评价, 其结论的准确性还值得探讨。姜继萍等^[6]根据不同叶位 SPAD 值与施氮水平间的相关性来确定最佳测量叶位, 发现主茎顶 4 叶对氮素供应丰缺的反应最为敏感, 可作为诊断水稻氮素营养状况的理想指示叶; 但该方法中的氮素施用水平难以准确表达水稻叶片中的氮素含量, 其结论的可靠性有待进

一步研究。Yuan 等^[7]利用分光光度计计算得到较为准确的叶片叶绿素值, 再依据其与 SPAD 值间的相关性来确定最佳测量叶位, 发现从叶基到先端距离的 2/3 叶位处对叶绿素含量变化较为敏感, 可以代表整个叶片的叶绿素含量。但上述研究利用的 SPAD 仪只能对叶片进行逐点测量, 这使得工作量增大, 且结果受人为因素影响严重。

为了减小劳动强度以及人为干扰影响, 近年来国内外的研究结合高光谱成像技术^[8-9], 利用线性函数^[10]、全光谱偏最小二乘回归 (partial least squares, PLS)^[11]、自适应加权法-偏最小二乘回归 (competitive adaptive reweighted sampling partial least squares regression, CARS-PLSR)^[12]等建模方法对作物叶绿素含量进行了预测, 并取得了较好的效果。但少有研究基于该技术对最佳测量叶位的选择进行探讨。因此, 本研究基于高光谱成像技术图谱合一的优点, 提出了一种油菜植株叶绿素含量最佳测量叶位选择的方法, 实现油菜 SPAD 值空间分布预测以及最佳测量叶位的确定, 旨在为油菜植株叶绿素含量的高效获取提供理论依据和方法指导。

收稿日期: 2018-05-14

基金项目: 国家自然科学基金项目 (31501222, 41201364); 中央高校基本科研业务费专项 (2017JC038, 2015BQ026)

赵 琨, 硕士, 研究方向: 农业信息化处理. E-mail: zhaokun1988@hotmail.com

通信作者: 张 建, 博士, 副教授, 研究方向: 作物表型获取与长势光谱诊断. E-mail: JZ@mail.hzau.edu.cn

1 材料与方 法

1.1 样 本 采 集

选取华油杂 9 号进行栽培试验,种植区域位为华中农业大学校内试验田(113°53'N),海拔小于 50 m,属于北亚热带季风性湿润气候,年均气温 15.8~17.5 ℃。试验于 2013 年 9 月 20 日播种育苗,11 月初进行移栽,在油菜移栽前全部做基肥一次性施用,种植密度为 7 500 株/667 m²。试验设置 0、45、90、180、270、360 kg/hm² 等 6 个氮肥水平,分别用 N0、N45、N90、N180、N270 和 N360 表示,其中 N0 代表不施氮肥,N45 和 N90 代表少量施氮量,N180 为正常施氮量,N270 和 N360 代表过量施氮量。植株样本采集选择在油菜八叶期进行,分别在 6 种氮素水平下选择长势均一的 3 株油菜,共计 18 株。采集每株的顶一叶至顶四叶作为实验样本,除去缺失的 4 片叶片,最后共采集到 68 片叶片样本。

1.2 油菜 SPAD 值及叶绿素含量测定

为准确分析油菜植株 SPAD 值最佳测量叶位,在标记叶序信息的基础上,对油菜叶片进行区域划分,每片叶片被分为 6 个测量部位,具体划分方式和标记部位如图 1 所示。采用日本 Konica Minolta 公司 SPAD-502 叶绿素仪测量叶片不同区域的 SPAD 值,每个区域重复测量 5 次,取平均值作为此部位的 SPAD 值。剔除有严重折叠的部位,最后获得 400 组叶片 SPAD 值。

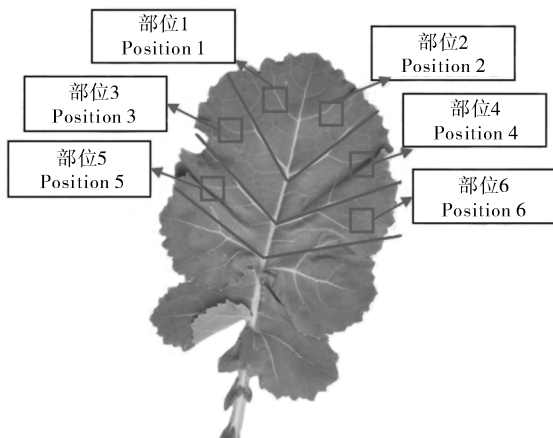


图 1 油菜叶片的 6 个 SPAD 测量部位

Fig.1 Six SPAD measurement locations of rape leaves

叶片叶绿素含量采用分光光度计法测定。为了达到叶绿素化学测定的最小叶片质量要求,本试验在油菜叶片去除中脉后,将部位 1 和部位 2 的叶片合并测得叶片顶部叶绿素含量,以此类推合并部位

3 和 4 测得中部及合并部位 5 和 6 测得基部数据。各部叶片组织裁剪称质量后放入研钵中研磨,随后加入 95% 的乙醇浸泡 24 h,再利用干净滴管吸取 3 mL 左右溶液并按照顺序滴入用 95% 的乙醇溶液冲洗过的孔板中,将孔板放入酶标仪中。取叶绿体色素提取液在波长 663 nm 和 645 nm 下测定吸光度(D_{663} 和 D_{645}),以 95% 乙醇为空白对照,每个样品重复测定 3 次,取平均值作为该部位的叶绿素含量值。

1.3 高光谱数据获取

试验采用美国 Headwall Photonics 公司 HyperSpec VNIR 高光谱成像仪,搭配 Schneider KREUZNACH 1.4/17 镜头进行油菜叶片高光谱图像采集。该光谱仪的成像光谱范围覆盖可见光和部分近红外区域(400~1 000 nm),以线扫描方式可获取空间分辨率 1 004 像素,最小光谱分辨率约为 0.8 nm,共计 753 个波段的高光谱图像。高光谱成像系统主要包括成像光谱仪、移动控制平台、计算机(接收和处理信号)、卤素灯光源等。

在采集叶片高光谱图像时,高光谱成像仪的镜头前端和光源距离扫描平台分别为 1 700 和 300 mm,扫描平台的前进速度为 2 mm/s。为减小数据处理量,进行 6 个波段归并设置,得到高光谱数据共 126 个波段。高光谱图像采集前进行暗电流去除和白板校正处理。暗电流数据采集时盖住镜头即可,白板数据的采集通过扫描 Headwall 自带的标准白板获得,白板主要成分为氧化镁、硫酸钡。对叶片的原始光谱按照公式(1)进行辐射校正,计算公式如下:

$$I = \frac{I_0 - B}{W - B} \times R \quad (1)$$

其中, I 是样本的光谱反射率, I_0 是样本的原始光谱值, B 是暗电流信号值, W 是标准白板光谱值, R 为标准白板的参考反射率。在此基础上保持系统条件不变,将油菜叶片平铺于移动控制平台之上,逐个扫描油菜叶片,获取高光谱图像。

1.4 油菜叶片 SPAD 值反演模型

为了降低噪声对后续反演模型精度的影响,首先需要高光谱数据进行降噪处理。本研究选取 4 种常用高光谱数据预处理方法,即一阶求导(1st Der)、二阶求导(2nd Der)、标准正态变量校正(SNV)、去趋势化(Detrending),后续将选取去噪效果最好的方法作为高光谱数据预处理方法。

本研究选取偏最小二乘法(PLS)和最小二乘

支持向量机(LS-SVM) 2 种机器学习方法建立油菜叶片 SPAD 值高光谱预测模型。其中, PLS 利用留一交叉验证法依次舍去第 $i(i=1, 2, \dots, 400)$ 个样本点, 提取余下 399 个样本点的高光谱数据主成分与 SPAD 值主成分, 建立两者之间的偏最小二乘回归模型, 并计算相应的 PRESS, 来选取最优的潜在主成分个数。而 LS-SVM 则是将油菜叶片高光谱数据的 126 个波段映射到高维空间中, 通过反复训练不断调整 γ 和 σ^2 , 使得输出值与实测 SPAD 值误差和最小。为了评价模型的优劣, 模型的拟合精度采用相关系数(R)、均方根误差(root mean square error, RMSE)来度量, 其中建模集的相关系数和均方根误差为 R_c 和 $RMSE_c$, 预测集的相关系数和均方根误差为 R_p 和 $RMSE_p$ 。

1.5 油菜 SPAD 值最佳测量叶位选择

基于上述高光谱反演模型可计算得到每个叶片的 SPAD 值空间分布图。通过对每个叶片的 6 个测量部位圈选对应 SPAD 计算区域, 在该区域内取所有像素点的平均值作为该部位的 SPAD 值, 为了表述方便用 Hyper-SPAD 表示。对应地取油菜顶部、中部和基部的叶绿素实测含量平均值作为该叶位的叶绿素含量, 取顶一叶至顶四叶叶绿素含量作为该植株的叶绿素含量。对于最佳测量叶位, 需要将每个叶片 6 个测量部位的 Hyper-SPAD 值取平均后的结果, 与该植株实测叶绿素含量进行相关分析和回归分析后确定。对于最佳测量部位, 则需要在确定最佳测量叶位之后, 将其对应叶片的 SPAD 值分布。

图 1 中的 6 个测量部位分为顶部(部位 1 和 2)、中部(部位 3 和 4)和基部(部位 5 和 6), 计算对应区域的平均 Hyper-SPAD 值。在此基础上, 将其与该叶位实测叶绿素含量进行相关分析和回归分

表 1 样本的总体特征

Table 1 General characteristics of the leaves sample

项目 Item	个数 Number	均值 Mean	最大值 Maximum	最小值 Minimum	标准差 Standard deviation
建模集 Modeling set	267	48.610	60.300	18.000	5.980
预测集 Prediction set	133	48.760	57.500	16.300	6.010
总体样本 Total sample	400	48.660	60.300	16.300	5.980

2.2 叶片高光谱数据特征

针对每个叶片的测量部位, 通过在 ENVI 中圈选感兴趣区域(ROI)提取获取 SPAD 仪测量位置对应的高光谱图像, 获得该区域对应的平均光谱信息。图 3 显示的是 400 个测量部位的平均相对反射率光

谱曲线。由图 3 可知, 所有部位的相对反射率光谱曲线走势基本相近。但因叶绿素对蓝光和红光反射作用弱, 而对绿光和近红外光反射作用强, 所以油菜叶片在 500~520、670~700 nm 2 个波段范围内形成 2 个吸收峰, 在 540~570、700~800 nm 形成 1 个

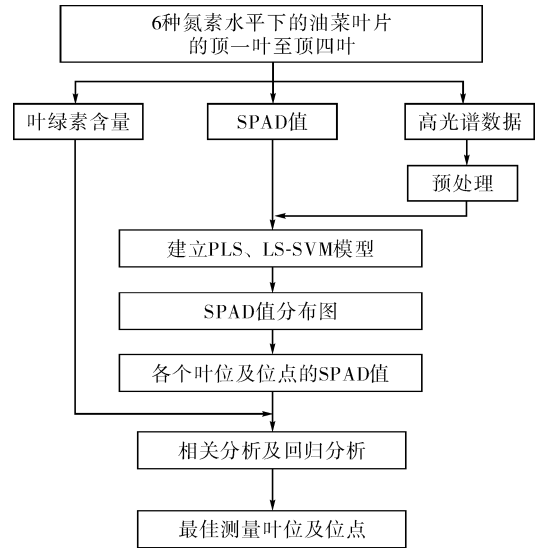


图 2 技术路线图

Fig.2 Technology road map

2 结果与分析

2.1 叶片 SPAD 数据分布特征

在建立基于高光谱图像的油菜叶片 SPAD 值反演模型前, 400 组油菜叶片各部位 SPAD 值被随机分为 3 组, 其中 2 组作为建模集, 剩余 1 组作为预测集。样本集各统计指标如表 1 所示, 结果显示建模集和预测集与总体样本分布一致, 可用于后续建模处理。

谱曲线。由图 3 可知, 所有部位的相对反射率光谱曲线走势基本相近。但因叶绿素对蓝光和红光反射作用弱, 而对绿光和近红外光反射作用强, 所以油菜叶片在 500~520、670~700 nm 2 个波段范围内形成 2 个吸收峰, 在 540~570、700~800 nm 形成 1 个

反射峰。由于光谱数据在 900~1 000 nm 波段内含有较大的噪声,本研究选择 400~900 nm 波段范围内的相对反射率曲线作为样本的光谱数据。

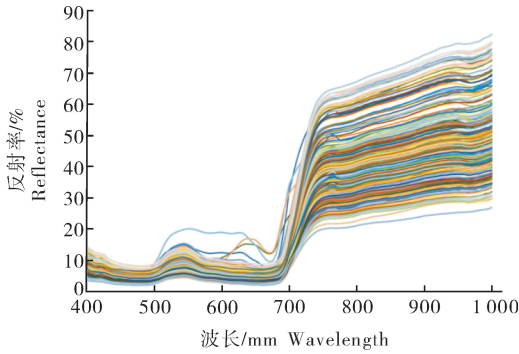


图 3 油菜各叶片不同部位的相对反射率光谱曲线

Fig.3 Average reflectance of rape leaf

2.3 光谱数据预处理方法评价与筛选

本研究采用 PLS 方法分别建立原始和预处理后的油菜叶片光谱数据和 SPAD 测量数据的预测模型,根据预测集的 R_p 和 $RMSEP$ 筛选出最佳预处理方法(表 2)。由表 2 可知,经 SNV 预处理的光谱数据对油菜八叶期叶片 SPAD 值的预测获得了较好的结果。因此,将基于 SNV 预处理后的光谱数据进行后续处理。

表 2 原始和经预处理后光谱与 SPAD 之间的预测结果

Table 2 Accuracy of PLS model based on original and preprocessing hyperspectral with SPAD data

预处理方法 Pre-processing method	建模集 Modeling set		预测集 Prediction set	
	R_c	$RMSE_c$	R_p	$RMSEP$
	原始光谱 Original spectrum	0.739	4.019	0.738
一阶求导 1 st Der	0.741	4.011	0.762	3.902
二阶求导 2 nd Der	0.756	3.904	0.742	4.057
标准正态变量校正 SNV	0.733	4.059	0.762	3.932
去趋势化 Detrending	0.657	4.499	0.654	4.546

2.4 建模与分析

基于 SNV 光谱预处理结果,分别采取 PLS 和 LS-SVM 方法基于高光谱数据建立 SPAD 反演模型。在 LS-SVM 建模过程中,采用径向基函数(RBF)作为核函数,经过反复训练,获取通过交互验证(cross validate)的两步网格搜索法(grid search)得到的 γ 和 σ^2 这 2 个参数的最优组合。预测模型精度如表 3 所示。从表 3 可知,LS-SVM 非线性模型精度优于 PLS 线性模型。因此,本研究选择 SNV-LS-SVM 预测模型基于高光谱数据反演油菜

八叶期叶片的 SPAD 值。

表 3 基于高光谱数据的 SPAD 值反演模型结果

Table 3 Result of SPAD value prediction model based on hyperspectral data

模型 Model	建模集精度 Modeling set accuracy		预测集精度 Prediction set accuracy	
	R_c	$RMSE_c$	R_p	$RMSEP$
	SNV-PLS	0.733	4.059	0.762
SNV-LS-SVM	0.844	3.205	0.844	3.227

2.5 叶片 SPAD 值可视化

基于 SNV-LS-SVM 反演模型可计算得到 SPAD 值的空间分布结果。从同一油菜植株不同叶位分析,以 N45 施氮水平下的油菜植株为例(图 4)。由图 4 可清晰分辨叶片和叶脉等部分,叶片从顶一叶至顶四叶,叶片有从绿变黄的趋势,即 Hyper-SPAD 值在降低。其原因是当油菜处在八叶期时,营养物质源源不断地从下往上输送,在顶一叶中积累了大量的营养物质来合成叶绿素,使得叶片呈现偏绿的状态,而顶四叶的营养物质相对较少,所以整个叶片略微偏黄。从不同氮素处理水平同一叶位分析,以顶一叶为例(图 5),由图 5 可知,在 N0 即不施氮肥水平下,Hyper-SPAD 值偏低,整个叶片呈现发黄的状态,随着施氮水平的升高,叶片的颜色也由黄色变为绿色,说明叶片叶绿素含量也随之增加。但值得注意的是在 N270 和 N360 水平下,由于氮肥施用量过量,叶片叶绿素浓度呈不升反降的趋势。

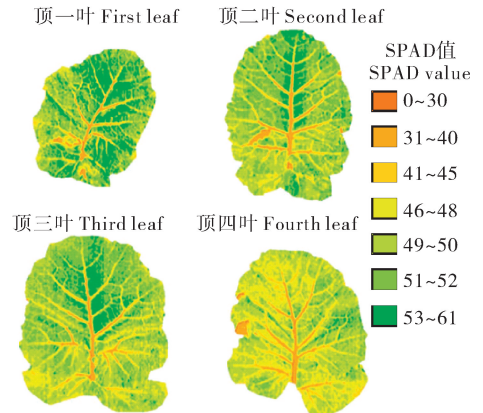


图 4 N45 施氮水平下顶一至顶四叶 SPAD 分布图

Fig.4 SPAD map of the first four fully expanded leaves from the top under N45

2.6 基于 SPAD 分布图的最佳测量叶位的选择

1) 油菜植株 SPAD 值最佳测量叶位。基于 SPAD 空间分布图可提取顶部 4 叶所有测量部位像素点的 Hyper-SPAD 值,取平均值作为该叶位叶片 Hyper-SPAD 值,将其与植株叶绿素含量进行相关

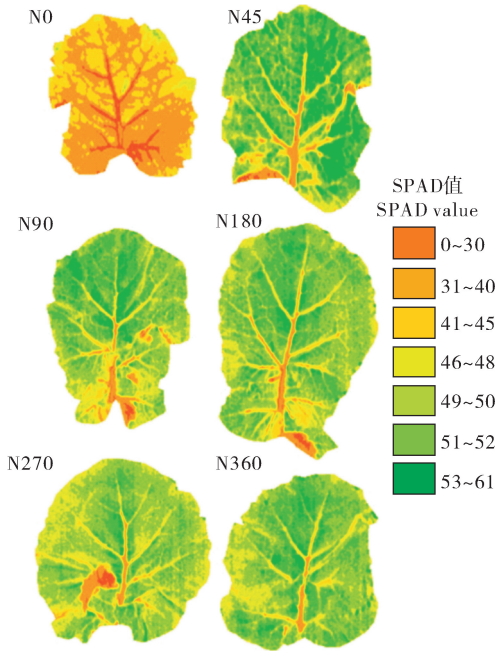


图 5 顶一叶在 6 种氮素水平下的 SPAD 分布图
Fig.5 SPAD map of the first leaf from the top under six nitrogen levels

分析(表 4)和回归分析(表 5)。表 4 显示,顶四叶 SPAD 值与植株叶绿素 a、叶绿素 b、叶绿素(a+b)含量相关性最高,表明油菜植株顶四叶能较好地预测叶绿素含量,能较好代表油菜植株的叶绿素水平,据此判定 SPAD 值最佳测量叶位为顶四叶。同时由不同叶位 Hyper-SPAD 值和叶绿素浓度之间建立的二次回归方程可知,顶四叶与油菜叶绿素浓度之间可以获得最佳预测效果。

2) 油菜叶片 SPAD 值最佳测量部位。基于 SPAD 空间分布图提取顶四叶上、中、下对应测量部位像素点的 Hyper-SPAD 值,取其平均值作为该叶片部位的 Hyper-SPAD 值。并将该结果与叶片对应叶绿素含量结果展开相关分析,表 6 表明,顶四叶顶部 Hyper-SPAD 值与叶绿素 a、b、(a+b)含量相关性相对较高,说明顶四叶顶部是油菜叶片 SPAD 值的最佳测量部位。由表 7 可知,在油菜叶片不同测量部位 Hyper-SPAD 值和叶绿素浓度之间建立的二次回归方程中,叶片顶部与油菜叶绿素浓度之间可以获得最佳预测效果。综上所述,油菜顶四

表 4 不同叶位 SPAD 值与植株叶绿素含量相关系数

Table 4 Correlation between SPAD value and plant chlorophyll concentration

指标 Target	顶一叶 First leaf	顶二叶 Second leaf	顶三叶 Third leaf	顶四叶 Fourth leaf
叶绿素 a Chlorophyll a	0.737	0.831	0.851	0.857
叶绿素 b Chlorophyll b	0.756	0.843	0.862	0.865
叶绿素(a+b) Chlorophyll (a+b)	0.744	0.836	0.857	0.862

表 5 不同叶位 SPAD 值与植株叶绿素含量的回归方程

Table 5 Regression equation between SPAD value and plant chlorophyll concentration

指标 Target	叶位 Leaf position	回归方程 Quadratic regression equation	R^2
叶绿素 a Chlorophyll a	顶一叶 First leaf	$y = -76.912x^2 + 102.84x + 17.664$	0.957
	顶二叶 Second leaf	$y = -84.352x^2 + 117.96x + 10.781$	0.970
	顶三叶 Third leaf	$y = -78.777x^2 + 111.76x + 11.687$	0.973
	顶四叶 Fourth leaf	$y = -122.99x^2 + 175.18x - 11.067$	0.975
叶绿素 b Chlorophyll b	顶一叶 First leaf	$y = -752.48x^2 + 302.85x + 21.412$	0.971
	顶二叶 Second leaf	$y = -834.57x^2 + 351.79x + 14.833$	0.986
	顶三叶 Third leaf	$y = -780.83x^2 + 334.11x + 15.484$	0.989
	顶四叶 Fourth leaf	$y = -1229.2x^2 + 527.16x - 5.333$	0.990
叶绿素(a+b) Chlorophyll (a+b)	顶一叶 First leaf	$y = -44.747x^2 + 77.624x + 18.352$	0.963
	顶二叶 Second leaf	$y = -48.976x^2 + 88.943x + 11.610$	0.975
	顶三叶 Third leaf	$y = -45.722x^2 + 84.256x + 12.477$	0.978
	顶四叶 Fourth leaf	$y = -71.555x^2 + 132.33x - 9.903$	0.980

表 6 顶四叶不同部位 SPAD 值与叶片叶绿素含量的相关系数

Table 6 Correlation between SPAD value and leaf chlorophyll concentration in different leaf position

指标 Target	顶部 Top	中部 Middle	基部 Base
叶绿素 a Chlorophyll a	0.908	0.899	0.885
叶绿素 b Chlorophyll b	0.903	0.894	0.880
叶绿素(a+b) Chlorophyll(a+b)	0.908	0.898	0.885

表 7 顶四叶不同部位 SPAD 值与叶片叶绿素含量的回归方程

Table 7 Regression equation between SPAD value and leaf chlorophyll concentration in different leaf position

指标 Target	部位 Position	回归方程 Quadratic regression equation	R^2
叶绿素 a Chlorophyll a	顶部 Top	$y = -88.855x^2 + 107.38x + 18.700$	0.994
	中部 Middle	$y = -92.03x^2 + 109.59x + 18.300$	0.970
	基部 Base	$y = -102.67x^2 + 120.53x + 15.153$	0.973
叶绿素 b Chlorophyll b	顶部 Top	$y = -1004.3x^2 + 352.12x + 20.259$	0.971
	中部 Middle	$y = -1041x^2 + 359.47x + 19.875$	0.986
	基部 Base	$y = -1166.6x^2 + 396.45x + 16.827$	0.989
叶绿素(a+b) Chlorophyll(a+b)	顶部 Top	$y = -52.787x^2 + 82.287x + 19.061$	0.963
	中部 Middle	$y = -54.704x^2 + 84.01x + 18.661$	0.975
	基部 Base	$y = -61.118x^2 + 92.481x + 15.532$	0.978

叶与其顶部 SPAD 值与叶绿素含量相关性和回归方程精度较其他部位稍好且稳定,建议作为油菜叶绿素诊断的最佳叶位及部位。

3 讨论

本研究应用高光谱成像技术实现了油菜八叶期的叶片 SPAD 值快速无损检测及最佳测量叶位选择。通过高光谱成像技术获取油菜叶片的可见-近红外波段(400~1 000 nm)光谱信息,对高光谱数据进行预处理,建立了线性(PLS)模型和非线性(LS-SVM)模型。其中,偏最小二乘法(PLS)是一种将大量光谱共线变量变换到少量相互独立主成分的数量

据压缩方法,该方法通过留一交叉验证法来筛选预测残差平方和(PRESS)最小时的主成分个数。它结合了主成分分析、相关性分析和多元回归分析的特点,对自变量存在多重相关的回归问题具有良好的解决能力^[13]。最小二乘-支持向量机(LS-SVM)则是利用核函数将样本非线性地映射到高维线性特征空间中,不断调整核函数中的 2 个参数错误惩罚因子 γ 和核函数的宽度 ρ^2 ,使得输出值与实测值的误差平方和最小。结果表明,油菜叶片 SPAD 预测最优模型为 SNV-LS-SVM 模型,其建模集精度为 $R_c = 0.844 4$ 和 $RMSE_c = 3.205 1$,预测集精度为 $R_p = 0.843 7$ 和 $RMSE_p = 3.226 8$,该结果表明非线性模型能更好的反映高光谱数据与 SPAD 值之间的关系,在油菜 SPAD 值的快速预测处理中表现出了较好的稳定性和一致性。

此外本研究基于 SNV-LS-SVM 反演模型,实现了油菜叶片 SPAD 值空间分布的可视化表达,并基于 SPAD 空间分布图提取各个叶位和位点的 SPAD 值,与植株和叶片叶绿素含量进行相关分析和回归分析。结果表明,油菜顶四叶顶部可作为 SPAD 值的最佳测量叶位。本研究结论证明了基于高光谱成像技术的油菜叶片 SPAD 值空间分布预测及最佳测量叶位选择是可行的,为高光谱成像技术在油菜叶片叶绿素快速获取过程中的最佳指示叶选择提供了理论基础和方法依据。

参 考 文 献

- [1] 李庆波,黄彦文,张广军,等.基于可见-近红外光谱的植物叶绿素含量无损检测方法研究[J].光谱学与光谱分析,2009,29(12):3275-3278.
- [2] 李得孝,郭月霞,员海燕,等.玉米叶绿素含量测定方法研究[J].中国农学通报,2005,21(6):153-155.
- [3] 崔勤,李新丽,翟淑芝.小麦叶片叶绿素含量测定的分光光度计法[J].安徽农业科学,2006,34(10):2063.
- [4] 谢静,陈适,王珺珂,等.基于高光谱成像技术的水稻叶片 SPAD 值及其分布问题研究[J].华中师范大学学报(自然科学版),2014,48(2):269-273.
- [5] HU J, LI C, WEN Y, et al. Spatial distribution of SPAD value and determination of the suitable leaf for N diagnosis in cucumber[J]. IOP conference series: earth and environmental science, 2018, 108(2): 022001.
- [6] 姜继萍,杨京平,杨正超,等.不同氮素水平下水稻叶片及相邻叶位 SPAD 值变化特征[J].浙江大学学报(农业与生命科学版),2012,38(2):166-174.
- [7] YUAN Z, CAO Q, ZHANG K, et al. Optimal leaf positions for

- SPAD meter measurement in rice[J]. *Frontiers in plant science*, 2016, 7(139): 1-10.
- [8] 吴伟斌, 余耀烽, 洪添胜, 等. 柑橘树冠层叶密度高光谱信息反演试验分析[J]. *华中农业大学学报*, 2017, 36(1): 47-54.
- [9] 马驿, 汪善勤, 李岚涛, 等. 基于高光谱的油菜叶面积指数估计[J]. *华中农业大学学报*, 2017, 36(2): 69-77.
- [10] 牛鲁燕, 郑纪业, 张晓艳, 等. 基于成像高光谱的苹果叶片叶绿素含量估测模型研究[J]. *江西农业学报*, 2018(2): 100-104.
- [11] LIU F, ZHANG C, HE Y. Prediction of SPAD value in oilseed rape leaves using hyperspectral imaging technique[J]. *Spectroscopy and spectral analysis*, 2015, 35(2): 486-491.
- [12] 赵艳茹, 余克强, 李晓丽, 等. 基于高光谱成像的南瓜叶片叶绿素分布可视化研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(5): 1378-1382.
- [13] 付苗苗, 刘梅英, 牛智有, 等. 基于近红外光谱法的水稻秸秆可溶性糖快速检测[J]. *华中农业大学学报*, 2016, 35(2): 115-121.

Hyperspectral imaging technology based prediction of spatial distribution of SPAD value of rapeseed and optimal measurement of leaf position

ZHAO Kun¹ WANG Junke^{2,3} WANG Chufeng^{2,4} XIE Tianjin^{2,4} ZHANG Jian^{2,4}

1. *Modern Education Technology Center, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;*
 2. *College of Resources and Environment, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China;*
 3. *Spatial Information Technology Application Department, Yangtze River Scientific Research Institute, Wuhan 430010, China;*
 4. *Key Laboratory of Arable Land Conservation (Middle and Lower Reaches of Yangtze River) Ministry of Agriculture, Wuhan 430070, China*

Abstract The hyperspectral images, SPAD and chlorophyll content from different part of leaf of different rapeseed plants under different nitrogen levels were collected. The methods of preprocessing hyperspectral data were calculated and compared. The PLS (partial least squares) and LS-SVM (least squares support vector machine) methods were used to build prediction model of rapeseed leaf SPAD. The results showed that the result of LS-SVM prediction model based on the SNV (standard normal variate) processing method named as SNV-LS-SVM was the best. The map of rapeseed leaf spatial distribution SPAD was constructed according the best prediction model. The SPAD value extracted from SPAD map of different rapeseed plants and positions was analyzed with chlorophyll content. The results showed that leaf on the top part of fourth rapeseed plant was the optimal measurement position. This paper combines the advantage of hyperspectral imaging technique and the non-destructive SPAD measurement method. The methods proposed realized the predicting SPAD spatial distribution of rapeseed leaf and the optimizing measurement position identification. It will provide a theoretical basis and methodological guidance for efficiently detecting chlorophyll content in rapeseed plant.

Keywords rapeseed; chlorophyll; hyperspectral imaging; SPAD value; least squares support vector machine; partial least squares; non-destructive testing

(责任编辑:陆文昌)