doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.020

基于无人机多光谱影像的番茄冠层 SPAD 预测研究

田军仓[1,2]　杨振峰[1]　冯克鹏[1,2]　丁新军[1]

(1. 宁夏大学土木与水利工程学院, 银川 750021; 2. 宁夏节水灌溉与水资源调控工程技术研究中心, 银川 750021)

摘要: 番茄冠层不同垂直位置叶绿素含量的精确预测是及时防控番茄病虫害、精准施肥、灌溉等田间管理的重要基础,无人机可灵活高效地获取中小区域农作物冠层光谱信息,为农业生产提供便利。基于无人机搭载多光谱传感器获取的多光谱影像数据,建立感兴趣区域,提取各波段反射率数据,计算 9 种植被指数参数与实测番茄 3 个生育期的冠层上、中、下层及冠层整体的 SPAD 值,进行相关性与敏感度分析,筛选植被指数最优变量,采用偏最小二乘、支持向量机、BP 神经网络模型进行冠层不同位置 SPAD 值的预测建模及验证。结果表明,开花坐果期,番茄冠层上层叶片的 SPAD 值高于中层和下层叶片,结果初期和结果晚期,番茄中层叶片的 SPAD 值高于上层和下层叶片;冠层上层叶片 SPAD 值与植被指数相关性程度及线性敏感程度优于冠层中层和下层叶片;基于番茄冠层上、中、下层及整个冠层 SPAD 值建立的支持向量机预测模型的 R^2 高于偏最小二乘和 BP 神经网络预测模型。因此,支持向量机预测模型可为番茄精准管理提供理论依据。

关键词: 番茄冠层; 无人机; 多光谱; 叶绿素

中图分类号: S641.2; S127　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)08-0178-11　　**OSID**:

Prediction of Tomato Canopy SPAD Based on UAV Multispectral Image

TIAN Juncang[1,2]　YANG Zhenfeng[1]　FENG Kepeng[1,2]　DING Xinjun[1]

(1. *School of Civil and Hydraulic Engineering, Ningxia University, Yinchuan* 750021, *China*
2. *Engineering Technology Research Center of Water-saving Irrigation and Water Resource Regulation in Ningxia, Yinchuan* 750021, *China*)

Abstract: Precise prediction of chlorophyll content in different vertical positions of tomato canopy is an important indicator for timely prevention and control of tomato diseases and insect pests, precise fertilization and irrigation. UAV can quickly and efficiently obtain crop canopy spectral information, which facilitates agricultural production. Aiming to predict the soil and plant analysis development (SPAD) values of different vertical positions of tomato canopy by using multispectral remote sensing images of UAV. Firstly, a UAV equipped with a multispectral camera (Sequoia) was used to obtain multispectral images of the tomato blooming and fruit setting stage, fruiting early stage and fruiting late stage. At the same time, SPAD-502Plus chlorophyll meter was used to measure the SPAD values of the upper, middle, lower and the whole canopy of tomato. The SPAD values of the three growth periods of tomato showed that the SPAD values of the upper leaves of tomato canopy were higher than those of the middle and lower leaves in the fruit setting stage, and the SPAD values of the middle leaves of tomato canopy were higher than those of the upper and lower leaves in the fruiting stage. Secondly, RTK was used to record the location of sampling points to establish region of interest (RoI) and extract the reflectivity of each band in RoI. Vegetation index was calculated according to the reflectance data. The correlation and sensitivity between SPAD values and vegetation index of tomato upper, middle, lower and the whole canopy were analyzed. Finally, the best vegetation index was selected and the prediction model of SPAD value was established. The study results were as follows: the correlation degree and linear sensitivity of SPAD values and vegetation index of the upper canopy leaves were better than those of the middle and lower canopy leaves. In the same prediction model, R^2 value of the upper and the whole canopy prediction model was higher than that of the middle and the lower canopy, so it was difficult to

收稿日期: 2019-12-27　修回日期: 2020-03-15

基金项目: 宁夏回族自治区重点研发计划重大项目(2018BBF02022)和宁夏高等学校一流学科建设项目(NXYLXK2017A03)

作者简介: 田军仓(1958—),男,教授,博士生导师,主要从事节水灌溉与水资源高效利用研究,E-mail: slxtjc163.com

accurately predict the chlorophyll content of the lower canopy only by using the canopy spectrum. The R^2 value of support vector machine (SVR) model in the upper, middle and lower layers of canopy and the whole canopy was higher than that of partial least squares (PLS) and BP neural network model. The research result provided a method basis for UAV to accurately predict tomato canopy chlorophyll.

Key words: tomato canopy; UAV; multispectral; chlorophyll

0　引言

番茄是我国北方主要栽培蔬菜之一,其市场需求大、经济效益高[1-2]。叶绿素是植被营养胁迫、叶片氮素含量、植物病虫害、农作物估产的重要反映因子[3-4],精确预测番茄冠层不同垂直位置叶绿素含量可为番茄生产提供指导。近年来,已有学者应用无人机对田块尺度的精准农业进行了相关研究[5]。无人机[6]遥感监测具有灵活性高、成本低、操作简单、作业周期短、时效性强等特点[7],在农业领域,其应用从传统的作物种植面积、区域总产、品种单产向作物健康、作物品质、土壤湿度、农业污染控制等更深层方向发展[8-9],无人机搭载各类光谱传感器技术成为精准农业的重要技术支撑。研究表明,光谱反射及透射特性与叶片及冠层叶绿素含量具有明显的相关性[10-13],光谱特性成为预测农作物叶绿素含量的重要因素。

植被净光合速率、叶绿素荧光参数及叶面积指数因叶片位置不同而呈现规律性变化[14]。叶片特性受各种条件的影响,在冠层垂直方向上表现出差异性(如光合作用)[15]。随着生长期的变化,营养物质在冠层垂直方向上转移、聚集,以维持代谢平衡[16]。TAWANDA 等[17]对多种植物冠层不同垂直位置(茎下部、中部、上部)的叶片性状及光谱特性进行研究,结果表明,冠层垂直位置对单株性状的叶片光谱特性有显著影响。谢传奇等[18]利用高光谱成像仪对灰霉病胁迫下番茄叶片叶绿素进行检测。GARA 等[19]通过采集不同时期的树冠叶片反射特性,研究了垂直树冠剖面(冠层上部、下部)生物化学和形态在 PROSPECT 模型反演叶绿素含量时影响模型性能的因素。丁永军等[20]利用光谱辐射仪采集玻璃温室环境下番茄叶片光谱信息,提取敏感波段,建立叶绿素预测模型。SCHLEMMER 等[21]基于遥感数据利用近红外绿边和红边光谱信息,分析了玉米叶片和冠层氮素与叶绿素之间的关系。陈鹏等[22]通过融合光谱与纹理信息筛选特征变量,对生育期马铃薯冠层叶绿素含量进行预测建模。

在农作物叶绿素遥感反演方法的研究中,基于物理模型的反演方法通过建立冠层光谱反射率与农作物结构参数及生化参数之间的辐射传输方程[23-25]来预测叶绿素含量,但因输入参数组合的不同,得到的冠层反射率存在差异,此外,建模复杂程度高,其应用受到限制[26]。以敏感波段及植被指数与叶绿素含量建立回归关系的经验统计模型[27-28]具有操作简单、可行性强的特点,因此,被广泛应用于农作物叶绿素定量遥感监测中。

冠层不同位置的叶片特性存在差异,冠层整体叶绿素预测研究忽略了冠层不同垂直位置的叶绿素含量不同,使预测结果不能精确反映冠层垂直方向上叶绿素的变化情况,而在实际生产中,冠层不同位置的叶绿素精准预测是指导田间管理的重要依据。因此,本文基于无人机多光谱技术[29],获取番茄种植基地遥感影像,建立番茄冠层上部(TU)、中部(TM)、下部(TL)位置及整个冠层(TC)叶绿素含量预测模型。结合以往叶绿素建模方法研究[30-32],综合考虑建模可行性及预测效果,选取偏最小二乘法、支持向量机及 BP 神经网络 3 种方法进行预测建模。

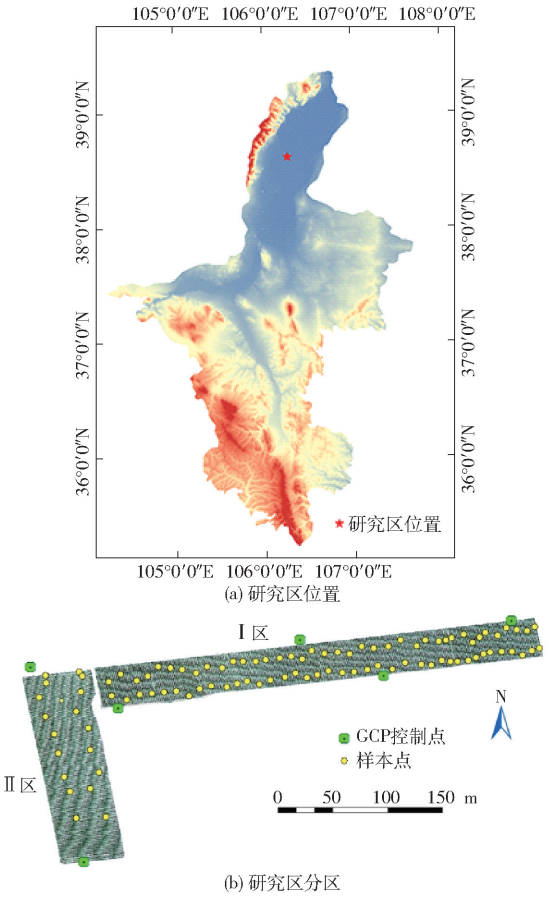
1　材料与方法

1.1　研究区概况

研究区位于宁夏回族自治区贺兰县常信乡五渠村(北纬 38°38′11″,东经 106°16′49″),属中温带干旱气候带,干旱少雨,光照条件充足,蒸发强烈。研究区分为Ⅰ、Ⅱ区,番茄均采用沟垄相间的种植方式,实验品种为 2 个水平:Ⅰ区为英冠 218;Ⅱ区为英冠 128。番茄种植行距为 80 cm,株距为 40 cm,株高在 1.6 ~ 2.5 m 之间,种植时间为 2019 年 5 月,土壤类型均为壤土,灌水量、施肥类型及施肥量等田间管理方式均无特定实验处理,Ⅰ区种植行为东西走向,Ⅱ区种植行为南北走向(图 1)。

1.2　无人机影像数据获取

无人机影像数据获取时间分别为 2019 年 7 月 12 日(坐果期)、2019 年 8 月 6 日(结果初期)和 2019 年 9 月 15 日(结果晚期),选择天气晴朗无风、太阳光照强烈的 12:00—14:00 采集图像。采用 eBee 无人机智能系统(SenseFly 公司,瑞士),搭载 Sequoia 五通道多光谱传感器,参数如表 1 所示。飞行前用灰度板辐射定标,定标反射率为 0.18,垂直地面飞行,设置飞行高度为 120 m,航向重叠率



(a) 研究区位置

(b) 研究区分区

图 1 研究概况

Fig. 1 Study area location

表 1 Sequoia 多光谱传感器参数

Tab. 1 Sequoia multispectral camera parameters

波段	波长/nm	波宽/nm	光谱分辨率/像素
绿光	550	40	8
红光	660	40	8
红边	735	10	8
近红外光	790	40	8

80%,旁向重叠率 70%,质量控制点数量为 6 个,获取正射影像图。

获取的单幅影像数据通过 Pix4D 软件的农业多光谱模板进行拼接;将带有 POS 数据的 Sequoia 多光谱图像剔除后加载到软件中,采用 UTM 投影方式,输出坐标系为 CGCS2000;导入预先布设的控制点坐标信息进行手动刺点;通过点云加密及纹理特征匹配,最终生成完整影像。

1.3 番茄叶绿素测定

研究表明,叶绿素含量与 SPAD(Soil and plant analysis development)值具有良好的相关性,SPAD 测量是叶绿素无损测量的有效方法[33]。在无人机影像获取的同时,采用 SPAD-502Plus 型手持式叶绿素测量仪进行同步测量,测量样本点的株高 H,最小值为 160 cm,最大值为 246 cm,平均值为 198.1 cm,标准差为 0.052 cm。

依番茄植株特性,取上部($2H/3 \sim H$)、中部($H/3 \sim 2H/3$)、下部($0 \sim H/3$)各 5 片新旧程度存在差异、均匀分布的叶片,使用 SPAD-502Plus 型手持式叶绿素测量仪,每个叶片测量 3 组 SPAD 值,每个部位共获得 5 组数据,求平均值作为测量数据,对每个样本点的 TU、TM、TL 测量数据求取平均值作为 TC 的 SPAD 测量值。用 RTK 工具记录样本点位置,样本点均匀布置于研究区内。共设 70 个实测样本点,每个样本点实测番茄 TU、TM、TL、TC 4 组数据,获取开花坐果期、结果初期、结果晚期 3 个生育期共 840 组数据。整个实验期内番茄 SPAD 值箱线图如图 2 所示。

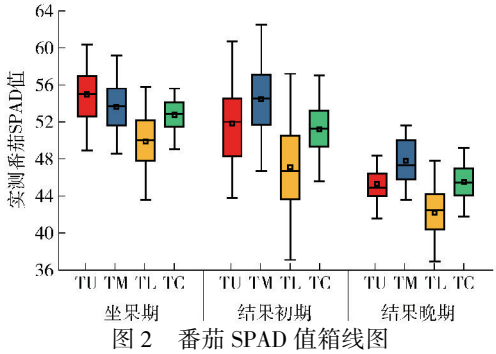


图 2 番茄 SPAD 值箱线图

Fig. 2 SPAD value box map of tomato

1.4 多光谱辐射定标

eBee 无人机在飞行准备时,搭载 Sequoia 多光谱传感器进行室外辐射定标。辐射定标时,Sequoia 多光谱传感器与灰度板垂直距离为 1.5~1.8 m,并确定无阴影遮挡灰度板,所获取的单通道反射率图像如图 3a 所示。在 Pix4D 软件合成多光谱影像时,取距灰度板外边缘 1/3 图像部分的数字量化值(DN),番茄多光谱 DN 值转换为反射率的公式为

$$R_1 = \frac{D_{N1}}{D_{N2}} R_2 \tag{1}$$

式中 R_1——目标地物反射率

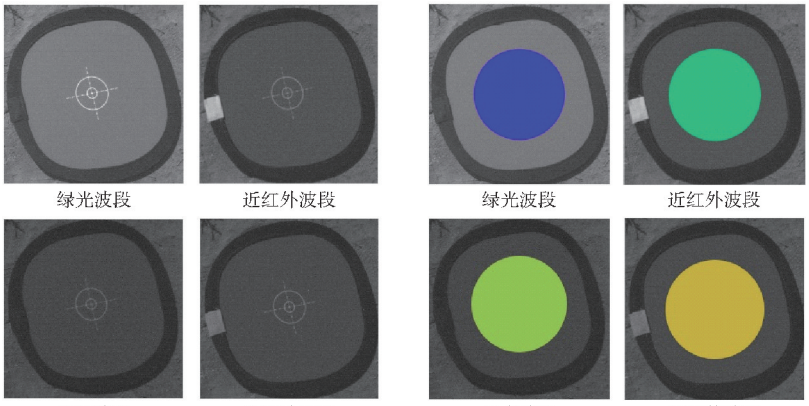
D_{N1}——目标地物数字量化值

D_{N2}——灰度板数字量化值

R_2——灰度板反射率,取 0.18

1.5 反射率提取

文献[34-35]表明,绿光、红光、近红外及红边波段均与叶绿素值具有明显的相关性。在 RTK 测量样点位置之前,设置 RTK 测量仪坐标系为 CGCS2000,标高为 2 m,布设 RTK 矩形测点,在矩形测点内实测番茄 SPAD 值。将 RTK 记录样点坐标输出并在影像图中显示,如图 4 所示。根据显示位置,在 ENVI 5.3 支持下,通过 RTK 工具记录样点位置,绘制感兴趣区域(Region of interest, RoI),RoI



(a) 单通道反射率图像　(b) DN值转换为反射率后图像

图 3　单通道反射率图像

Fig. 3　Single channel reflectivity images

尺寸为 20 像素 × 20 像素，利用 New Region of Interest 工具的计算统计功能提取各波段 RoI 反射率数据。

1.6　植被指数选取

植被指数（Vegetation index，VI）从数学角度出发能更多地反映植被特征，从而提高叶绿素反演精度[23]。结合以往研究成果，本研究选取的植被指数如表 2 所示。

1.7　多光谱植被指数变化敏感度分析

光谱敏感性分析（Sensitivity analysis，SA）是植被理化参量进行定量反演的基础[42]。为进一步研究所选取多光谱植被指数对番茄 SPAD 值变化的敏感度，假设多光谱植被指数为模型指标参数，实测番茄 SPAD 值为不确定因素，光谱参数敏感度指数计算公式为

$$S = \frac{\Delta_{SP}}{\Delta_{SPAD}} \tag{2}$$

式中　S——光谱参数敏感度指数

Δ_{SP}——多光谱植被指数变化率

Δ_{SPAD}——番茄实测 SPAD 值变化率

根据式（2）分别计算各植被指数在 TU、TM、TL、TC 位置上的敏感度指数 S。S 越接近 1，说明光谱参量对番茄 SPAD 值的线性敏感程度越好；S 越远离 1，说明光谱参量对番茄 SPAD 值的非线性敏感程度越好。

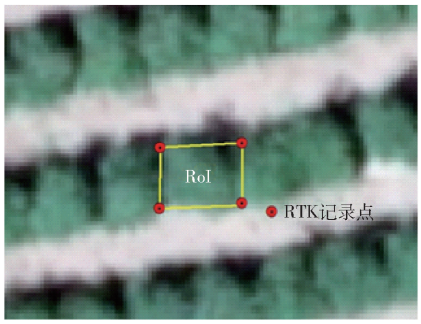


图 4　RoI 区域的建立

Fig. 4　Creating of RoI regions

表 2　多光谱植被指数

Tab. 2　Vegetation index

多光谱植被指数	计算公式	文献序号
归一化植被指数（NDVI）	$NDVI = (NIR - R_{ED})/(NIR + R_{ED})$	[36]
比值植被指数（RVI）	$RVI = NIR/R_{ED}$	[37]
叶绿素植被指数（CVI）	$CVI = (NIR/G_{reen})(R_{ED}/G_{reen})$	[38]
修正叶绿素吸收反射率植被指数（MCARI）	$MCARI = [R_{EG} - R_{ED} - 0.2(R_{EG} - G_{reen})]R_{EG}/R_{ED}$	[39]
土壤调节植被指数（OSAVI）	$OSAVI = 1.16(NIR - R_{ED})/(NIR + R_{ED} + 0.16)$	[40]
红边叶绿素指数（$CI_{red-edge}$）	$CI_{red-edge} = R_{EG}/R_{ED} - 1$	[37]
三角植被指数（TVI）	$TVI = 0.5[120(R_{EG} - G_{reen}) - 200(R_{ED} - G_{reen})]$	[41]

注：NIR、R_{ED}、G_{reen}、R_{EG}分别为近红外、红光、绿光、红边光波段信息多光谱指数。

1.8　反演建模

偏最小二乘法（Partial least squares，PLS）是 WORD 于 1983 年提出的主要用于研究因变量对于自变量回归的多元统计方法[43]。

支持向量机（Support vector machine，SVR）是一种运用统计学原理的机器算法[44]。本文采用径向基（RBF）函数，通过交叉验证最终确定惩罚因子 C 为 1.66，参数 δ 为 0.5。

BP 神经网络基于误差逆向传播算法，可实现正向传播和误差反向传播过程[45]。文中采用输入、隐含、输出 3 层结构，最终确定输入层-隐含层-输出层

结构为 9 - 16 - 1,学习速率为 0.01,迭代次数 5 000 次。

1.9 模型验证

为避免人为因素对选取模型和验证样本的影响,本文在 Matlab 平台支持下,应用 Divide 函数分别将 TU、TM、TL、TC 4 种冠层位置实测样本按照建模集∶验证集为3∶1的比例进行多次重复分割,直至分割后的建模集和验证集样本满足时空分布均匀。最终确定建模集为 158 个样本数据,验证集为 51 个样本数据,固定建模集和验证集样本数据,进行分析建模,采用决定系数 R^2(Coefficient of determination)、均方根误差(Root mean square error,RMSE)、平均相对误差(Mean relative error,MRE)评价模型反演精度。

2 结果与分析

2.1 SPAD 值与多光谱植被指数相关性分析

对表 2 所示的多光谱植被指数与番茄坐果期、结果初期、结果晚期在 TU、TM、TL、TC 4 种冠层位置上的 SPAD 值分别进行相关性分析,结果如图 5 所示。

由图 5a 可知,TU 位置上,REG、NIR、NDVI、OSAVI、$CI_{red-edge}$、TVI 与 SPAD 值的相关系数在 0.60 ~ 0.68 之间($P < 0.01$),而 RVI、CVI、MCARI 与 SPAD 值相关系数在 0.51 ~ 0.55 之间($P < 0.01$)。由图 5b 可知,TM 位置上,OSAVI 与 SPAD 值相关系数最高,为 0.68,$CI_{red-edge}$ 最低,为 0.53($P < 0.01$)。由图 5c 可知,TL 位置上,REG、NIR、NDVI、TVI 与 SPAD 值相关系数在 0.51 ~ 0.53 之间,OSAVI 最高,为 0.58($P < 0.01$),MCARI、$CI_{red-edge}$ 与 SPAD 值相关系数较低,分别为 0.40 和 0.41($P < 0.01$);由图 5d 可知,TC 位置上,除 $CI_{red-edge}$ 外,其他植被指数与 SPAD 值相关系数在 0.62 ~ 0.72 之间($P < 0.01$),REG、OSAVI 较高,分别为 0.72 和 0.71。综合比较,所选植被指数在 TC 位置上整体相关性较好,其次为 TU 和 TM 位置上,在 TL 位置上相关程度最差;OSAVI、REG、NIR、TVI 与 SPAD 值相关系数在 4 种冠层位置下最稳定;$CI_{red-edge}$ 在 TU 位置上与 SPAD 值相关性程度优于 TM、TL 和 TC 位置,CVI、MCARI、RVI 在 TC 位置与 SPAD 相关性程度较好。

(a) TU

	TU	NIR	REG	NDVI	RVI	CVI	MCARI	OSAVI	$CI_{red-edge}$	TVI
TU	1									
NIR	0.63	1								
REG	0.68	0.95	1							
NDVI	0.61	0.88	0.95	1						
RVI	0.52	0.80	0.87	0.94	1					
CVI	0.51	0.79	0.86	0.94	1.00	1				
MCARI	0.55	0.73	0.87	0.85	0.96	0.96	1			
OSAVI	0.65	0.97	0.95	0.97	0.88	0.88	0.80	1		
$CI_{red-edge}$	0.60	0.65	0.86	0.86	0.96	0.97	0.98	0.76	1	
TVI	0.63	0.89	0.93	0.93	0.93	0.93	0.94	0.93	0.90	1

(b) TM

	TM	NIR	REG	NDVI	RVI	CVI	MCARI	OSAVI	$CI_{red-edge}$	TVI
TM	1									
NIR	0.60	1								
REG	0.66	0.95	1							
NDVI	0.59	0.88	0.95	1						
RVI	0.57	0.80	0.87	0.94	1					
CVI	0.62	0.79	0.86	0.94	1.00	1				
MCARI	0.55	0.73	0.87	0.85	0.96	0.96	1			
OSAVI	0.68	0.97	0.95	0.97	0.88	0.88	0.80	1		
$CI_{red-edge}$	0.53	0.65	0.86	0.86	0.96	0.97	0.98	0.76	1	
TVI	0.65	0.89	0.93	0.93	0.93	0.93	0.94	0.93	0.90	1

(c) TL

	TL	NIR	REG	NDVI	RVI	CVI	MCARI	OSAVI	$CI_{red-edge}$	TVI
TL	1									
NIR	0.51	1								
REG	0.53	0.95	1							
NDVI	0.51	0.88	0.95	1						
RVI	0.49	0.80	0.87	0.94	1					
CVI	0.52	0.79	0.86	0.94	1.00	1				
MCARI	0.40	0.73	0.87	0.85	0.96	0.96	1			
OSAVI	0.58	0.97	0.95	0.97	0.88	0.88	0.80	1		
$CI_{red-edge}$	0.41	0.65	0.86	0.86	0.96	0.97	0.98	0.76	1	
TVI	0.53	0.89	0.93	0.93	0.93	0.93	0.94	0.93	0.90	1

(d) TC

	TC	NIR	REG	NDVI	RVI	CVI	MCARI	OSAVI	$CI_{red-edge}$	TVI
TC	1									
NIR	0.65	1								
REG	0.72	0.95	1							
NDVI	0.63	0.88	0.95	1						
RVI	0.62	0.80	0.87	0.94	1					
CVI	0.63	0.79	0.86	0.94	1.00	1				
MCARI	0.64	0.73	0.87	0.85	0.96	0.96	1			
OSAVI	0.71	0.97	0.95	0.97	0.88	0.88	0.80	1		
$CI_{red-edge}$	0.53	0.65	0.86	0.86	0.96	0.97	0.98	0.76	1	
TVI	0.64	0.89	0.93	0.93	0.93	0.93	0.94	0.93	0.90	1

图 5 不同位置处番茄光谱特征参数与 SPAD 值相关系数矩阵

Fig. 5 Matrix diagram of correlation coefficient between spectral characteristic parameters and SPAD value

2.2　多光谱植被指数敏感度分析

对所选取建模的 9 个多光谱植被指数进行 SPAD 值敏感度分析，如图 6 所示。由图可知，S 变化范围在 0.44 ~ 1.69 之间。OSAVI 在 TU、TM、TL、TC 位置上的 S 变化幅度最小，说明 OSAVI 对 SPAD 值变化线性敏感程度较好，NDVI 次之；MCARI 在 TU、TM、TL、TC 位置上的 S 变化幅度最大，说明 MCARI 对 SPAD 值变化非线性敏感程度较高，$CI_{red-edge}$ 次之。TL 位置上，各植被指数的 S 变化范围均高于 TU、TM、TC 位置。综合来看，各植被指数在各冠层位置上线性敏感度由优到差的顺序依次为 OSAVI、NDVI、REG、NIR、TVI、RV、CVI、$CI_{red-edge}$、MCARI。结合相关性分析，OSAVI、REG、NIR、TVI 与 SPAD 值的相关系数在 4 种冠层位置最稳定。因此，TU、TM、TC 位置上，本研究选取 OSAVI、NDVI、REG、NIR 4 种植被指数作为 PLS 建模的自变量，TL 位置上，各植被指数的 S 变化幅度较大，通过减少模型输入变量以提高线性回归程度，选取 OSAVI 和 NDVI 两种植被指数作为 PLS 建模的自变量。考虑到 BP、SVR 建模时为非线性映射，因此以全变量

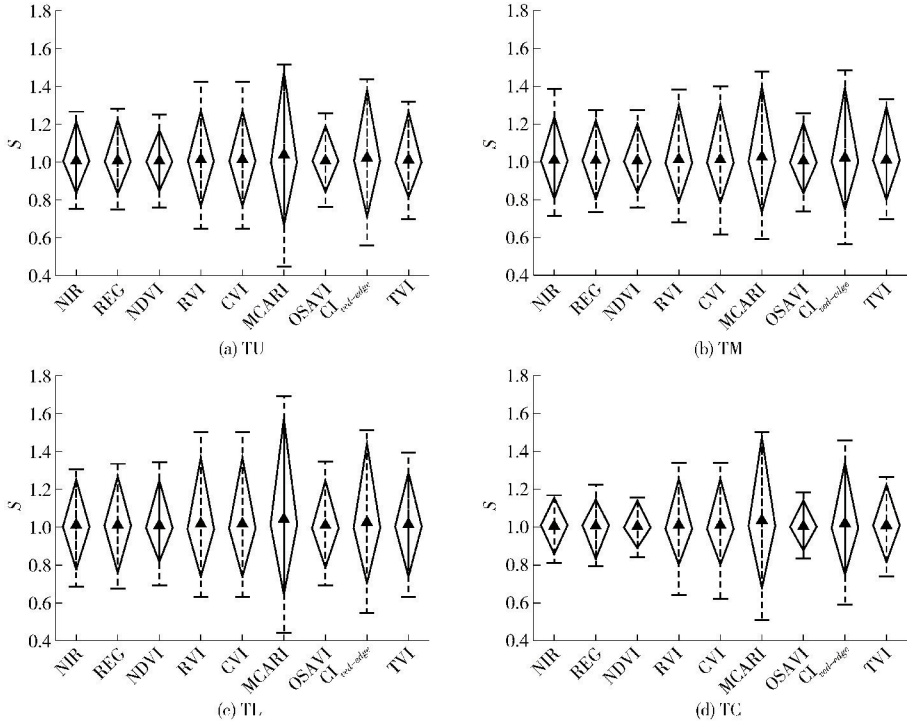


图 6　多光谱植被指数敏感度指数变化范围

Fig. 6　Sensitivity range of spectral parameters

(9 种植被指数)作为自变量进行建模。

2.3　番茄的 SPAD 值反演建模

基于植被指数的番茄冠层不同垂直位置的 SPAD 值预测建模及验证结果如表 3 所示。由表 3 可知，在 TU 位置上，SVR 模型预测结果最优，R^2、RMSE、MRE 分别为 0.68、2.84 和 0.39。在 TM 位置上，SVR 模型的 R^2 比 PLS 和 BP 模型分别高 0.11 和 0.04；RMSE 比 PLS 模型降低了 0.26，比 BP 模型高 0.18；MRE 介于两者中间。TL 位置上，SVR 模型 R^2 最高，BP 模型 RMSE 最低。TC 位置上，R^2 由大到小依次为 SVR、PLS、BP 模型，PLS 模型 RMSE 最小，为 2.22，BP 模型 MRE 最小，为 0.05。同一预测模型纵向比较，TU 和 TC 位置上 R^2 高于 TM 和 TL 位置。在 TC、TU、TM、TL 位置上 PLS 和 BP 模型 R^2 依次减小。SVR 模型在 TU 位置上的 R^2 最高，在 TM 位置上 MRE 最小，为 0.04。PLS 模型，MRE 值在 TC 位置上比 TU、TM、TL 位置分别低 0.30、0.09 和 0.18，BP 模型的 MRE 从小到大依次为 TM、TU、TC、TL。

图 7 为不同预测模型的验证结果。由图可知，TU、TM、TL、TC 位置上，SVR 模型验证集 R^2 均高于 PLS、BP 模型。在 TU、TL 位置上，BP 模型 RMSE 值均高于 PLS 和 SVR 模型，在 TM 和 TC 位置上，PLS 模型 RMSE 值最高。同一模型的验证集在不同位置比较结果为，TU 位置上验证效果最优，TL 位置上验证效果最差。不同模型之间比较，基于全变量的 SVR 模型在建模集和验证集的拟合结果最优，模型较稳定。

2.4　基于最优预测模型的番茄 SPAD 值可视化制图

根据表 2 中各植被指数计算公式，得到每个像素点的植被指数特征。根据 2.3 节可知，基于全变量构建的 SVR 模型预测能力最优。因此，将每个像

表 3 不同估算模型的 SPAD 值建模与验证结果

Tab. 3 Modeling and verification results of different estimation models for SPAD value

模型	位置	建模变量	建模集			验证集		
			R^2	RMSE	MRE	R^2	RMSE	MRE
PLS	TU	OSAVI、REG、NIR、NDVI	0.61	2.88	0.36	0.67	2.40	0.25
	TM	OSAVI、REG、NIR、NDVI	0.53	3.01	0.15	0.64	2.83	0.24
	TL	OSAVI、NDVI	0.50	3.53	0.24	0.47	3.44	0.35
	TC	OSAVI、REG、NIR、NDVI	0.62	2.22	0.06	0.65	2.01	0.11
BP	TU	全变量	0.61	3.10	0.02	0.63	2.89	0.51
	TM	全变量	0.60	2.57	0.01	0.64	2.42	0.45
	TL	全变量	0.53	3.29	0.24	0.50	3.85	0.17
	TC	全变量	0.61	2.23	0.05	0.63	1.98	0.17
SVR	TU	全变量	0.68	2.84	0.39	0.76	2.08	0.05
	TM	全变量	0.64	2.75	0.04	0.65	2.40	0.08
	TL	全变量	0.55	3.51	0.11	0.51	3.55	1.02
	TC	全变量	0.65	2.26	0.20	0.74	1.68	0.25

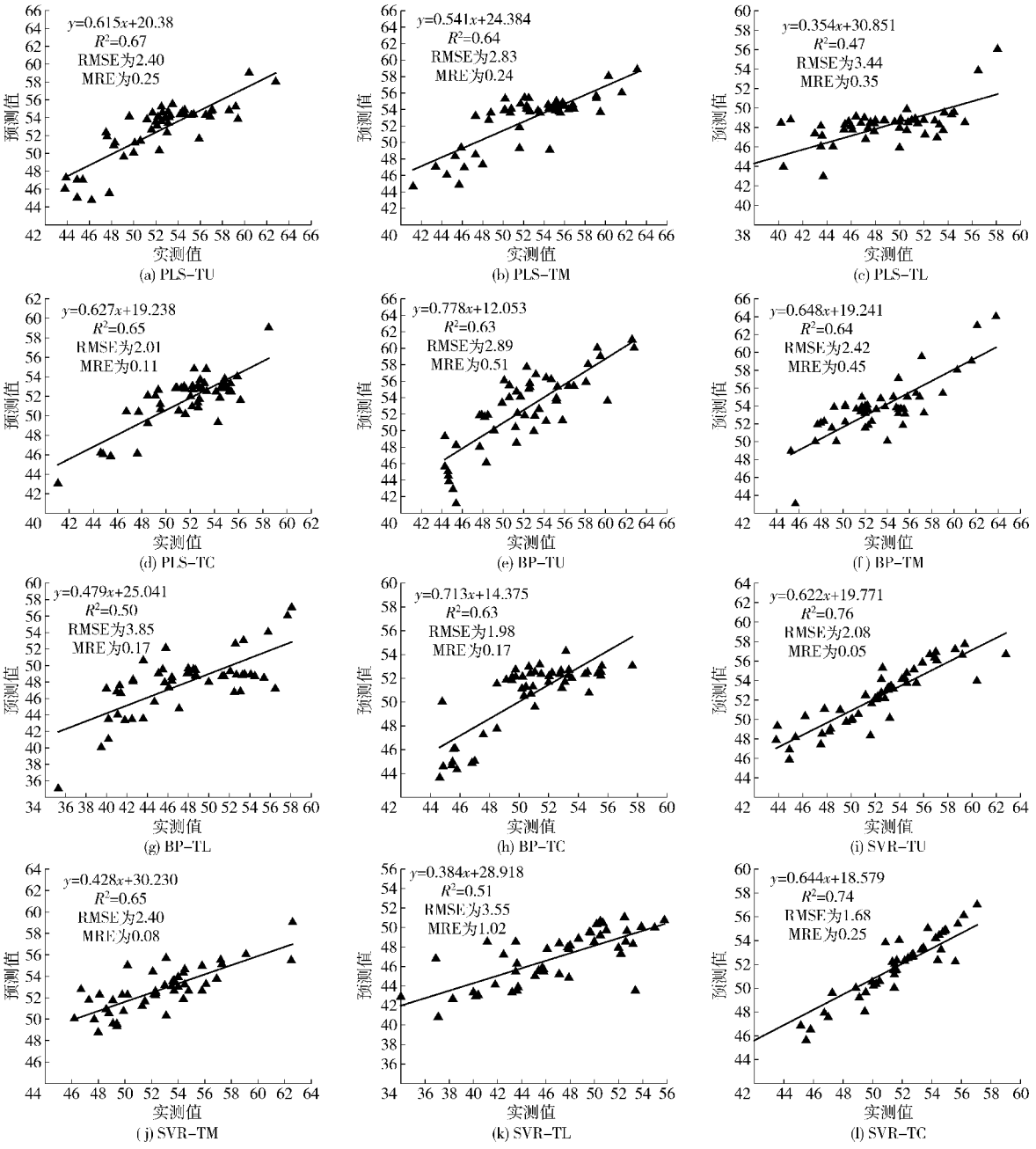


图 7 模型结果验证

Fig. 7 Model result verification

素点的植被指数特征作为模型参量代入构建的 SVR 预测模型中，从而得到每个像素点的 SPAD 值，将栅格分类显示，得到番茄 SPAD 值可视化制图，如图 8 所示，从左到右依次为开花坐果期、结果初期、结果晚期。由图可知，番茄冠层各部位叶片 SPAD 值在开花坐果期、结果初期、结果晚期总体呈现衰减趋势。总体来看，与实测番茄 SPAD 值箱线图（图 2）规律一致。在开花坐果期，番茄植株生长茂盛，营养物质向上聚集，因此，上层叶片 SPAD 值是番茄纵向生长监测的关键；在结果期，果实生产量大，且集中在中层部位，因此，中层 SPAD 值监测是及时防治番茄结果期病虫害的关键。通过番茄冠层各部位 SPAD 值可视化填图，更清晰直观地说明番茄冠层不同部位叶片 SPAD 值的差异，对更加及时准确地掌握番茄植株营养状况分布情况以及给灌水、施肥和病虫害监测等具有重要意义。

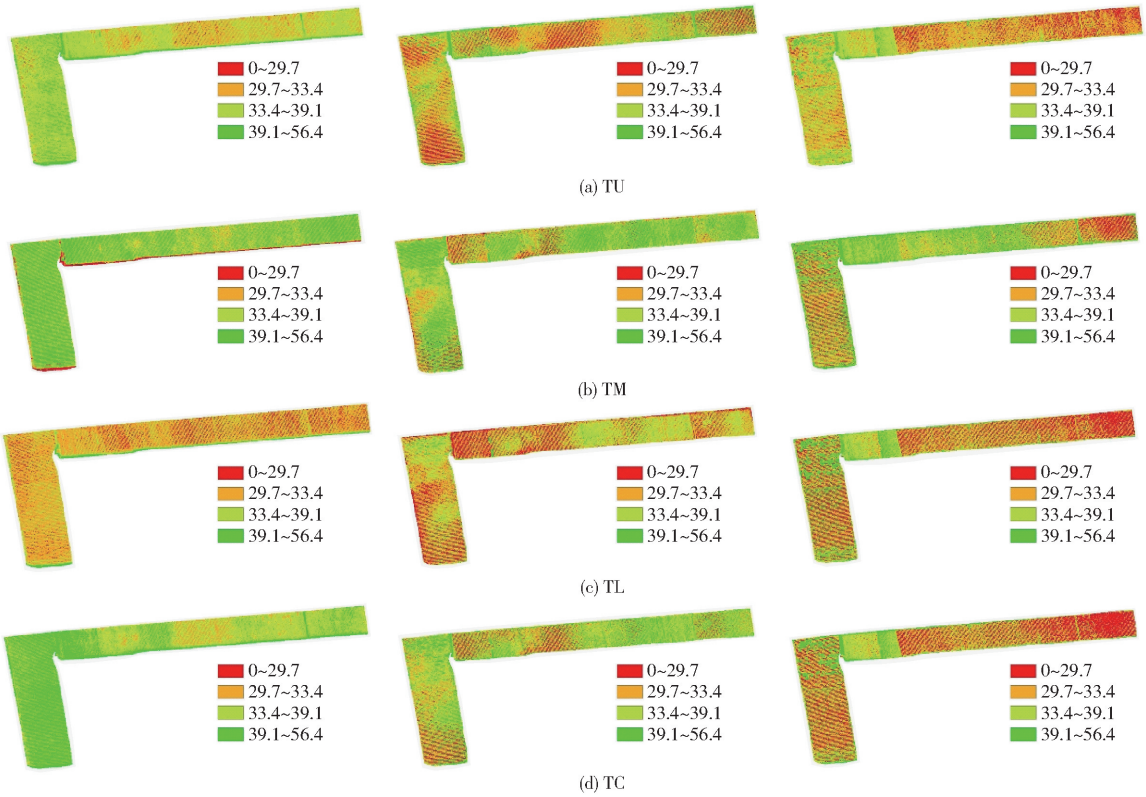


图 8　番茄冠层不同部位 SPAD 值分布图

Fig. 8　SPAD distributions in different parts of tomato canopy

2.5　讨论

（1）本文研究结果显示，无人机多光谱植被指数 OSAVI、REG、NIR、NDVI 与番茄冠层不同垂直位置上的 SPAD 值均具有良好的相关性及线性敏感度，并且随着冠层位置降低，其与对应的 SPAD 值相关性程度及线性敏感度也依次减小，原因可能是番茄株高较高，行距、株距较小，随着冠层高度降低，叶片透光能力减弱，使得下层叶片对光谱信息的贡献较小。后续研究可以考虑用倾斜摄影等方法实现光谱信息在垂直位置上的分层，进而增强垂直地面获取的光谱信息对冠层不同垂直位置叶片生理特性预测的精确性。

（2）SVR 模型将低维的非线性关系在高维空间中线性映射，因而具有较好的鲁棒性[46]。在番茄冠层不同位置上用 SPAD 值预测建模，SVR 模型较 BP 神经网络和 PLS 模型的 R^2 高，主要原因是 SVR 模型通过交叉验证得到的惩罚因子 C 和参数 δ 使得模型拟合情况最优；BP 模型受到隐含层不确定性和样本数量（建模集 158 个样本，预测集 51 个样本）的影响，在一定程度上影响了 BP 模型学习及预测能力；对于多元回归，即使添加一个不显著的自变量，模型 R^2 都会增大，产生过拟合现象[31]，本文通过敏感度分析筛选少数几个 PLS 模型建模变量，建模变量的数量成为 PLS 模型的 R^2 较低的主要原因。

3　结论

（1）开花坐果期，番茄冠层上层叶片的 SPAD 值高于中层和下层叶片，结果初期和结果晚期，番茄中层叶片的 SPAD 值高于上层和下层叶片。

（2）所选取的光谱植被指数与番茄 SPAD 值的相关性在 TU 和 TC 位置上优于 TM 和 TL 位置，OSAVI、REG、NIR、TVI 与 SPAD 值的相关性在不同冠层位置上均最高。

（3）光谱参数线性敏感度分析表明，各光谱植

被指数在 TU、TM、TL、TC 冠层位置上线性敏感度由优到差依次为 OSAVI、NDVI、REG、NIR、TVI、RVI、CVI、$CI_{red-edge}$、MCARI。

(4)同一模型不同冠层位置上的 SPAD 值预测的 R^2 由大到小依次为 TU、TM、TL,表明利用冠层光谱信息预测冠层上、中、下层 SPAD 值的精确性依次降低。

(4)采用筛选变量的 PLS 模型、全变量的 SVR 模型及 BP 模型对番茄 SPAD 值进行预测建模,结果表明:SVR 模型结果最优,在 TU、TM、TL、TC 位置上,R^2 分别为 0.68、0.64、0.55、0.65,RMSE 分别为 2.84、2.75、3.51、2.26。

参 考 文 献

[1] 刘中良,高俊杰,谷端银,等. 施氮量对设施基质栽培番茄品质、产量及养分吸收的影响[J]. 干旱区资源与环境,2019,33(7):163 - 167.
LIU Zhongliang, GAO Junjie, GU Duanyin, et al. Effects of nitrogen fertilizer levels on quality, yield and nutrient absorption of substrate cultivation tomato in solar greenhouse[J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2019,33(7):163 - 167. (in Chinese)

[2] 邢英英,张富仓,张燕,等. 膜下滴灌水肥耦合促进番茄养分吸收及生长[J]. 农业工程学报,2014,30(21):70 - 80.
XING Yingying, ZHANG Fucang, ZHANG Yan, et al. Irrigation and fertilization coupling of drip irrigation under plastic film promotes tomato's nutrient uptake and growth[J]. Transactions of the CSAE,2014,30(21):70 - 80. (in Chinese)

[3] PENG Y, GITELSON A A. Application of chlorophyll-related vegetation indices for remote estimation of maize productivity[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2011, 151(9):1267 - 1276.

[4] 徐晋,蒙继华. 农作物叶绿素含量遥感估算的研究进展与展望[J]. 遥感技术与应用,2016,31(1):74 - 85.
XU Jin, MENG Jihua. Overview on estimating crop chlorophyll content with remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016,31(1):74 - 85. (in Chinese)

[5] 魏鹏飞,徐新刚,李中元,等. 基于无人机多光谱影像的夏玉米叶片氮含量遥感估测[J]. 农业工程学报,2019,35(8):126 - 133.
WEI Pengfei, XU Xin'gang, LI Zhongyuan, et al. Remote sensing estimation of nitrogen content in summer maize leaves based on multispectral images of UAV[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(8):126 - 133. (in Chinese)

[6] 吕厚谊. 无人机发展与无人机技术[J]. 世界科技研究与发展,1998(6):113 - 116.

[7] 戴建国,薛金利,赵庆展,等. 利用无人机可见光遥感影像提取棉花苗情信息[J]. 农业工程学报,2020,36(4):63 - 71.
DAI Jianguo, XUE Jinli, ZHAO Qingzhan, et al. Extraction of cotton seedling growth information using UAV visible light remote sensing images[J]. Transactions of the CSAE,2020,36(4):63 - 71. (in Chinese)

[8] 唐华俊. 农业遥感研究进展与展望[J]. 农学学报,2018,8(1):167 - 171.
TANG Huajun. Progress and prospect of agricultural remote sensing research [J]. Journal of Agriculture, 2018,8(1): 167 - 171. (in Chinese)

[9] 苏仁忠. 遥感技术在农业信息化中的应用[J]. 农业工程,2018,8(6):45 - 47.
SU Renzhong. Application of remote sensing technology in agricultural informatization [J]. Agricultural Engineering, 2018, 8(6):45 - 47. (in Chinese)

[10] ASNER G P, MARTIN R E, ANDERSON C B, et al. Quantifying forest canopy traits: imaging spectroscopy versus field survey[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 158:15 - 27.

[11] GITELSON A A, KEYDAN G P, MERZLYAK M N. Three-band model for noninvasive estimation of chlorophyll, carotenoids, and anthocyanin contents in higher plant leaves[J]. Geophysical Research Letters, 2006, 33(11):L11402.

[12] 丁希斌,刘飞,张初,等. 基于高光谱成像技术的油菜叶片 SPAD 值检测[J]. 光谱学与光谱分析,2015,35(2):486 - 491.
DING Xibin, LIU Fei, ZHANG Chu, et al. Prediction of SPAD value in oilseed rape leaves using hyperspectral imaging technique [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(2): 486 - 491. (in Chinese)

[13] 阮伟利,牛铮. 利用统计和物理模型反演植被叶片生化组分[J]. 遥感信息,2003(4):5 - 8,47.
RUAN Weili, NIU Zheng. Retrieving foliar biochemical components with statistical and physical models [J]. Remote Sensing Information, 2003(4): 5 - 8, 47. (in Chinese)

[14] 衡亚蓉,李晓,贺利,等. 基于上部叶片叶绿素荧光参数的小麦产量预测与评价[J]. 麦类作物学报,2018,38(6):701 - 709.
HENG Yarong, LI Xiao, HE Li, et al. Prediction and evaluation of yield using chlorophyll fluorescence parameters of upper leaves [J]. Journal of Triticeae Crops, 2018,38(6):701 - 709. (in Chinese)

[15] COBLE A P, VANDERWALL B, MAU A, et al. How vertical patterns in leaf traits shift seasonally and the implications for modeling canopy photosynthesis in a temperate deciduous forest[J]. Tree Physiology, 2016,36(9):1077 - 1091.

[16] HIKOSAKA K. Leaf canopy as a dynamic system: ecophysiology and optimality in leaf turnover[J]. Annals of Botany, 2005, 95(3):521 - 533.

[17] TAWANDA G, ROSHANAK D, ANDREW S, et al. Impact of vertical canopy position on leaf spectral properties and traits across multiple species[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2):346 - 363.

[18] 谢传奇,何勇,李晓丽,等. 基于高光谱技术的灰霉病胁迫下番茄叶片 SPAD 值检测方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,

2012,32(12):3324 – 3328.
XIE Chuanqi, HE Yong, LI Xiaoli, et al. Study of detection of SPAD value in tomato leaves stressed by grey mold based on hyperspectral technique[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(12): 3324 – 3328. (in Chinese)
[19] GARA T, DARVISHZAEH R, SKIDMORE A, et al. Evaluating the performance of prospect in the retrieval of leaf traits across canopy throughout the growing season[J/OL]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2019. DOI:10.1016/j.jag.2019.101919.
[20] 丁永军,张晶晶,孙红,等. 玻璃温室环境下番茄叶绿素含量敏感光谱波段提取及估测模型[J]. 光谱学与光谱分析,2017,37(1):194 – 199.
DING Yongjun, ZHANG Jingjing, SUN Hong, et al. Sensitive bands extraction and prediction model of tomato chlorophyll in glass greenhouse[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(1): 194 – 199. (in Chinese)
[21] SCHLEMMER M, GITELSON A, SCHEPERS J, et al. Remote estimation of nitrogen and chlorophyll contents in maize at leaf and canopy levels[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 25:47 – 54.
[22] 陈鹏,冯海宽,李长春,等. 无人机影像光谱和纹理融合信息估算马铃薯叶片叶绿素含量[J]. 农业工程学报,2019,35(11):63 – 74.
CHEN Peng, FENG Haikuan, LI Changchun, et al. Estimation of chlorophyll content in potato using fusion of texture and spectral features derived from UAV multispectral image[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(11):63 – 74. (in Chinese)
[23] JACQUEMOUDS S, BARET F. Prospect: a model of leaf optical properties spectral [J]. Remote Sensing of Environment, 1990, 34 : 75 – 91.
[24] FÉRET J B, GITELSON A A, NOBLE S D, et al. PROSPECT-D: towards modeling leaf optical properties through a complete lifecycle[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 193:204 – 215.
[25] 施润和,庄大方,牛铮,等. 基于辐射传输模型的叶绿素含量定量反演[J]. 生态学杂志,2006,25(5):591 – 595.
SHI Runhe, ZHUANG Dafang, NIU Zheng, et al. Quantitative inversion of chlorophyll content based on radiative transfer model [J]. Chinese Journal of Ecology,2006, 25(5): 591 – 595. (in Chinese)
[26] 李月,何宏昌,王晓飞,等. 农作物冠层光谱分析及反演技术综述[J]. 测绘通报,2019(9):13 – 17.
LI Yue, HE Hongchang, WANG Xiaofei, et al. Review on crop canopy spectral analysis and retrieval [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(9): 13 – 17. (in Chinese)
[27] GITELSON A A, GRITZ Y, MERZLYAK M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves [J]. Journal of Plant Pysiology,2003,160(3):271 – 282.
[28] 赵祥,刘素红,王培娟,等. 基于高光谱数据的小麦叶绿素含量反演[J]. 地理与地理信息科学,2004,20(3):36 – 39.
ZHAO Xiang, LIU Suhong, WANG Peijuan, et al. A method for inverting chlorophyll content in wheat using hyperspectral data [J]. Geography and Geo-Information Science, 2004,20(3): 36 – 39. (in Chinese)
[29] 顾军林. 大数据在农业无人机上的应用研究[J]. 农机化研究,2019,41(4):213 – 217.
GU Junlin. Application research of big data in agricultural UAVS [J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2019, 41(4): 213 – 217. (in Chinese)
[30] 吉海彦,王鹏新,严泰来. 冬小麦活体叶片叶绿素和水分含量与反射光谱的模型建立[J]. 光谱学与光谱分析,2007,27(3):514 – 516.
JI Haiyan, WANG Pengxin, YAN Tailai. Estimations of chlorophyll and water content in live leaf of winter wheat with reflectance spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007,27(3): 514 – 516. (in Chinese)
[31] 刘京,常庆瑞,刘淼,等. 基于 SVR 算法的苹果叶片叶绿素含量高光谱反演[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(8):260 – 265,272.
LIU Jing, CHANG Qingrui, LIU Miao, et al. Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for apple leaves based on support vector regression algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(8): 260 – 265, 272. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20160837&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.08.034. (in Chinese)
[32] 依尔夏提·阿不来提,白灯莎·买买提艾力,买买提·沙吾提,等. 基于高光谱和 BP 神经网络的棉花冠层叶绿素含量联合估算[J]. 光学学报,2019,39(9):372 – 380.
ERSHAT Ablet, BAIDENGSHA Maimaitiaili, MAMAT Sawut, et al. Combined estimation of chlorophyll content in cotton canopy based on hyperspectral parameters and back propagation neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2019,39(9):372 – 380. (in Chinese)
[33] 程志庆,张劲松,孟平,等. 杨树叶片叶绿素含量高光谱估算模型研究[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(8):264 – 271.
CHENG Zhiqing, ZHANG Jinsong, MENG Ping, et al. Hperspectral estimation model of chlorophyll content in poplar leaves[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(8): 264 – 271. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20160837&flag = 1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.08.037. (in Chinese)
[34] CORTI M, CAVALLI D, CABASSI G, et al. Does remote and proximal optical sensing successfully estimate maize variables? A review[J]. Eur. J. Agron. ,2018,99:37 – 50.
[35] STÉPHANE J, WOUT V, FRÉDÉRIC B, et al. PROSPECT + SAIL models: a review of use for vegetation characterization

[J]. Remote Sensing of Environment,2009,113(Supp. 1):556 - 566.

[36] ROUSE J W, HASS R H, DEEING D W, et al. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation[M]. Texas A&M University: Remote Sensing Center,1974.

[37] 于丰华,许童羽,郭忠辉,等. 基于红边优化植被指数的寒地水稻叶片叶绿素含量遥感反演研究[J]. 智慧农业, 2020, 2(1):77 - 86.
YU Fenghua, XU Tongyu, GUO Zhonghui, et al. Remote sensing inversion of chlorophyll content in rice leaves in cold region based on optimization red-edge vegetation index (ORVI)[J]. Smart Agriculture, 2020,2(1):77 - 86. (in Chinese)

[38] VINCINI M, FRAZZI E, D'ALESSIO P. A broad-band leaf chlorophyll vegetation index at the canopy scale[J]. Precision Agriculture, 2008, 9(5):303 - 319.

[39] DAUGHTRY C T, WALTHALL C L, KIM M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. Remote Sensing of Environment,2000,74(2): 229 - 239.

[40] RONDEA U, STEVE N, BARE T. Optimization of soil—adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996,55(2): 95 - 107.

[41] HABOUDANE D, MILLER J R, PATTEY E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(3):337 - 352.

[42] 赵恒谦,张文博,朱孝鑫,等. 煤炭矿区植被冠层光谱土地复垦敏感性分析[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(6):1858 - 1863.
ZHAO Hengqian, ZHANG Wenbo, ZHU Xiaoxin, et al. Sensitivity analysis of vegetation canopy spectral land reclamation in coal mining areas [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019,39(6): 1858 - 1863. (in Chinese)

[43] 余晓娅,张玉钧,殷高方,等. 基于偏最小二乘回归的藻类荧光光谱特征波长选取[J]. 光学学报,2014,34(9):302 - 307.
YU Xiaoya, ZHANG Yujun, YIN Gaofang, et al. Selecting the characteristic wavelength of algae fluorescence spectrum based on partial least square regression [J]. Acta Optica Sinica, 2014,34(9): 302 - 307. (in Chinese)

[44] 严欣荣,张美曼,郑亚雄,等. 基于 Sentinel - 2 的丛生竹林信息提取方法比较及分布特征[J]. 生态学杂志,2020,39(3): 1056 - 1066.
YAN Xinrong, ZHANG Meiman, ZHENG Yaxiong, et al. Cluster bamboo forest information extraction methods comparison and distribution characteristics based on Sentinel - 2 [J]. Chinese Journal of Ecology,2020,39(3):1056 - 1066. (in Chinese)

[45] 乔浪,张智勇,陈龙胜,等. 基于无人机图像的玉米冠层叶绿素含量检测与分布研究[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(增刊):182 - 186.
QIAO Lang, ZHANG Zhiyong, CHEN Longsheng, et al. Chlorophyll content detection and distribution research of maize canopy based on UAV image[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.):182 - 186. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 2019s028&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.028. (in Chinese)

[46] 梁栋,杨勤英,黄文江,等. 基于小波变换与支持向量机回归的冬小麦叶面积指数估算[J]. 红外与激光工程,2015, 44(1):335 - 340.
LIANG Dong, YANG Qinying, HUANG Wenjiang, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on wavelet transform and support vector machine regression [J]. Infrared and Laser Engineering, 2015,44(1): 335 - 340. (in Chinese)

(上接第 177 页)

[23] XIONG X, DUAN L, LIU L, et al. Panicle-seg: a robust image segmentation method for rice panicles in the field based on deep learning and superpixel optimization[J]. Plant Methods,2017,13(1):104.

[24] 李昂,王洋,曹英丽,等. 基于无人机高清数码影像的水稻产量估算[J]. 沈阳农业大学学报,2017,48(5):629 - 635.
LI Ang, WANG Yang, CAO Yingli, et al. Rice yield estimation based on high-definition digital image of UAV[J]. Journal of Shenyang Agricultural University,2017,48(5):629 - 635. (in Chinese)

[25] 井然,邓磊,赵文吉,等. 基于可见光植被指数的面向对象湿地水生植被提取方法[J]. 应用生态学报,2016,27(5):1427 - 1436.
JING Ran, DENG Lei, ZHAO Wenji, et al. Object-oriented aquatic vegetation extracting approach based on visible vegetation indices[J]. Chinese Journal of Applied Ecology,2016,27(5):1427 - 1436. (in Chinese)

[26] 杨涛,张森林. 一种基于 HSV 颜色空间和 SIFT 特征的车牌提取算法[J]. 计算机应用研究,2011(10):3937 - 3939, 3976.
YANG Tao, ZHANG Senlin. Approach of vehicle plate extraction based on HSV color space and SIFT feature[J]. Application Research of Computers,2011(10):3937 - 3939,3976. (in Chinese)