

# 无人机多光谱遥感反演花蕾期棉花光合参数研究

陈俊英<sup>1,2</sup> 陈硕博<sup>1,2</sup> 张智韬<sup>1,2</sup> 付秋萍<sup>3</sup> 边江<sup>1</sup> 崔婷<sup>1</sup>

(1. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100;

2. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100;

3. 新疆农业大学水利与土木工程学院, 乌鲁木齐 830052)

**摘要:** 光合作用对作物的生长发育、干物质的积累以及产量的形成起着至关重要的作用。为探讨遥感技术反演作物冠层光合参数的可行性,以无人机作为遥感平台,搭载6波段多光谱相机,通过采集棉花花蕾期不同时刻(09:00、11:00、13:00、15:00、17:00)冠层多光谱遥感图像,提取其冠层光谱反射率信息,并同步测定棉花冠层叶片的净光合速率( $P_n$ )、蒸腾速率( $T_r$ )、气孔导度( $G_s$ )和胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )等光合参数。通过对4种光合参数和6波段光谱反射率进行相关性分析,并分别使用一元线性回归和主成分回归、岭回归、偏最小二乘回归等多元回归方法,建立不同光合参数在不同时刻的反演模型。结果表明:净光合速率( $P_n$ )、蒸腾速率( $T_r$ )、气孔导度( $G_s$ )和胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )的最优反演模型分别为13:00的基于蓝光波段反射率的一元线性模型,15:00的基于红光波段反射率的一元线性模型,15:00的岭回归模型和15:00的基于红光波段反射率的一元线性模型,模型的决定系数 $R^2$ 均在0.5以上,验证相对误差RE均小于9%。该研究可为大范围监测作物的光合作用提供一定的参考。

**关键词:** 棉花; 花蕾期; 光合参数; 无人机; 多光谱遥感; 多元回归

**中图分类号:** S252; TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)10-0230-10

## Investigation on Photosynthetic Parameters of Cotton during Budding Period by Multi-spectral Remote Sensing of Unmanned Aerial Vehicle

CHEN Junying<sup>1,2</sup> CHEN Shuobo<sup>1,2</sup> ZHANG Zhitao<sup>1,2</sup> FU Qiuping<sup>3</sup> BIAN Jiang<sup>1</sup> CUI Ting<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. College of Water Conservancy and Civil Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China)

**Abstract:** Photosynthesis plays a vital role in crop growth, dry mater accumulation and yield formation. How to monitor it quickly and widely is still a problem so far. Taking the unmanned aerial vehicle (UAV) as the remote sensing platform, and a multispectral camera with six bands was mounted. To explore the feasibility of retrieving crop canopy photosynthetic parameters by using remote sensing technology, the cotton in budding period were studied. The camera was used to capture the image of cotton canopy at different times in one day (09:00, 11:00, 13:00, 15:00 and 17:00), of which the reflectance information was extracted. The parameters of cotton photosynthetic (net photosynthetic rate ( $P_n$ ), stomatal conductance ( $G_s$ ), intercellular carbon dioxide concentration ( $C_i$ ) and transpiration rate ( $T_r$ )) were measured at the moment when the UAV was landed. Through the correlation analysis of the four photosynthetic parameters and the six-band reflectance, the retrieving model of different photosynthetic parameters at different times was established by univariate linear regression, principal component regression (PCR), ridge regression (RR) and partial least-squares regression (PLSR), respectively. The results showed that the best retrieving models of net photosynthetic rate ( $P_n$ ), transpiration rate ( $T_r$ ), stomatal conductance ( $G_s$ ) and intercellular carbon dioxide concentration ( $C_i$ ) were the univariate linear model based on the reflectance of the blue light band at 13:00, the univariate linear model based on the reflectance of the red light band at 15:00, the ridge regression model at 15:00

收稿日期: 2018-04-09 修回日期: 2018-05-02

基金项目: 新疆科技支疆项目(2016E02105)、陕西省水利科技项目(2017slkj-7)和杨凌示范区科技计划项目(2016NY-26)

作者简介: 陈俊英(1975—),女,副教授,博士,主要从事节水农业和水土资源高效利用研究,E-mail: cjyrose@126.com

and the univariate linear model based on the red light band at 15:00, respectively. The decision coefficients ( $R^2$ ) of the models were more than 0.5, and the relative errors (RE) were less than 9%. The research result can provide a certain reference for monitoring the photosynthesis of crops in a large scale.

**Key words:** cotton; budding period; photosynthetic parameters; unmanned aerial vehicle; multispectral remote sensing; multiple regression

## 0 引言

光合作用是绿色植物合成有机物的根本来源,也是其能量代谢和物质代谢的基础,对自然生态平衡和人类生存发展意义重大<sup>[1]</sup>。如何对作物的光合作用进行及时有效地监测,进而指导农业生产措施的制定,已成为精准农业发展的客观要求和必然选择<sup>[2-3]</sup>。传统方法对作物光合参数的测定费时、费力且代表性较差,定点测定的结果往往较难反映作物在整个区域上的实际情况。近些年来,随着信息技术与光谱分析技术的发展,通过遥感技术对光合作用的监测得到了越来越深入的应用<sup>[4-10]</sup>。

前人利用遥感技术在监测植被光合作用方面的研究取得了一定的进展。在国外,CRISTIANO 等<sup>[11]</sup>利用室内光谱仪估算了不同水氮处理条件下两种牧草的光合有效辐射吸收系数 (Fraction of absorbed photosynthetically active radiation, FPAR),发现绿度归一化植被指数 (Green normalized difference vegetation index, GNDVI) 的预测效果最优。GAMON 等<sup>[12]</sup>通过卫星遥感数据计算出色素指数,很好地反映了常绿针叶林的光合作用。PENUELAS 等<sup>[13]</sup>利用基于 MODIS 的光化学植被指数 (Photochemical reflectance index, PRI) 和地面涡度相关塔的  $\text{CO}_2$  交换数据,发现二者具有常见的指数关系,从而为大尺度上监测植被光合作用提供了参考。在国内,武海巍等<sup>[14]</sup>利用自主研发的核函数 bio-selfadaption 结合便携式多光谱仪测得的可见光光谱预测了大豆植株群体的净光合速率,精度达到 80% 以上。卫亚星等<sup>[15]</sup>利用野外光谱辐射仪获得的高光谱数据估算了乌梁素海湿地芦苇的最大羧化速率,取得了较高的精度。张峰等<sup>[16]</sup>则利用野外高光谱辐射仪对玉米冠层光合能力和光合效率进行反演,发现 2 波段增强植被指数对光合参数的表征效果最优<sup>[17]</sup>。以上研究大多基于卫星遥感或者地面遥感,由于卫星遥感获取的图像不能同时满足高空间和高时间分辨率的要求,地物光谱仪扫描的范围较小且不易操作,二者在农田尺度上的应用存在一定的局限性。以无人机作为新型遥感平台,通过搭载研究所需的传感器获取目标物的图像进而反演特定参数的研究方法已越来越受关注<sup>[18-24]</sup>,而利用无人机多光谱遥感直

接反演作物光合参数的研究还鲜有报道。

本文以关中地区不同水分处理下的花蕾期棉花为研究对象,通过无人机搭载的多光谱相机获取棉花花蕾期冠层每天不同时刻的六波段光谱反射率,同步测定其光合参数。对二者进行相关性分析后筛选出与光合参数相关性较高的波段作为特征波段,分别利用一元线性回归和主成分回归、岭回归、偏最小二乘回归等多元回归分析方法进行建模和验证,进而对比分析得出光合参数反演的最优模型。

## 1 材料与方 法

### 1.1 研究区概况

田间试验布置于西北农林科技大学中国旱区节水农业研究院 ( $34^{\circ}20'N$ ,  $108^{\circ}24'E$ , 海拔 525 m)。属暖湿带季风半湿润气候,年均日照时数与无霜期分别为 2 164 h、210 d,多年平均气温、降水量和蒸发量分别为  $13^{\circ}\text{C}$ 、640 mm 和 993.2 mm。试验田土壤为中壤土,田间持水率为 23% (质量含水率,下同),凋萎系数 8.6%。土壤干容重  $1.44\text{ g/cm}^3$ , 0~20 cm 土层土壤 pH 值为 8.14,有机质质量比 13.30 g/kg,全氮质量比 0.82 g/kg。

### 1.2 试验材料与设计

供试棉花品种为西北农林科技大学农学院提供的“西农棉 1008”。试验为随机区组设计,4 组水分处理上限分别为 50% 田间持水率 (Field capacity, FC)、65% FC、80% FC 和 95% FC,3 次重复,共计 12 个小区,如图 1 所示。为保证灌水均匀,采用滴灌的灌溉方式且每个小区安装水表严格控制灌水量。各小区播种 7 行,行距为 0.7 m,小区面积  $20\text{ m}^2$ 。播种时间为 2017 年 4 月 19 日。田间管理、施肥等其他措施同高产大田。

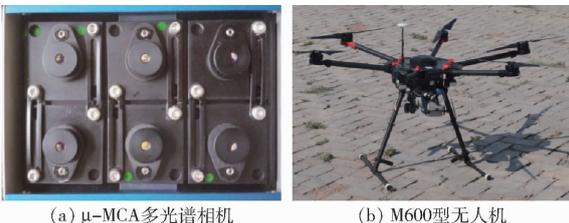
### 1.3 棉花冠层多光谱遥感图像获取

使用的遥感传感器为 Micro-MCA 多光谱相机 (简称  $\mu\text{-MCA}$ )。 $\mu\text{-MCA}$  质量轻且可远程触发,能够理想地搭载于小型无人机,实现拍摄目标地物的目的。 $\mu\text{-MCA}$  有 490、550、680、720、800、900 nm 等 6 个波段的光谱采集通道,遥感平台为深圳大疆创新科技有限公司生产的 M600 型六旋翼无人机,如图 2 所示。多光谱遥感影像于 2017 年 7 月 11—14 日采集,09:00—17:00 每 2 h 采集一次,每日采



图1 试验小区布置图

Fig. 1 Layout of testing plots

(a)  $\mu$ -MCA多光谱相机

(b) M600型无人机

图2  $\mu$ -MCA多光谱相机与M600型无人机Fig. 2  $\mu$ -MCA multispectral camera and M600 unmanned aerial vehicle

集5次。试验期间天气晴朗,棉花正处于花蕾期,长势旺盛。无人机飞行高度为50 m,多光谱相机镜头垂直向下,此时影像地面分辨率约为2.7 cm。试验田间布置参考板,对获取的遥感影像进行辐射标定。

#### 1.4 棉花冠层光合参数测定

每次遥感影像采集完毕后立即测定棉花冠层的光合参数,1 d测定5次,测定4 d。在小区内选择3株长势均一的健康植株,利用LI-6400型便携式光合仪测定棉花植株倒三叶的光合参数,具体包括净光合速率( $P_n$ ,  $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ )、蒸腾速率( $T_r$ ,  $\text{mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ )、气孔导度( $G_s$ ,  $\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ )、胞间二氧化碳浓度( $C_i$ ,  $\mu\text{mol}/\text{mol}$ )等,以3株植株的平均值作为最终观测结果。

#### 1.5 多光谱遥感图像处理与冠层光谱反射率提取

使用与多光谱相机配套的软件PixelWrench2对获取的多光谱遥感影像进行提取、配准与合成,最后导出tif格式的6波段遥感影像。将影像导入ENVI 5.3软件中进行解译,为排除土壤及阴影背景值的干扰,采用监督分类的分类方法识别棉花冠层及参考板,进而提取二者的灰度值计算得棉花冠层的6波段反射率。

#### 1.6 数据处理与建模评价

每个时刻共有48组数据,随机抽取32组数据

作为建模集,剩余16组作为验证集。对于不同时刻的棉花冠层光谱反射率信息,分别建立棉花冠层光合参数的一元线性回归、主成分回归<sup>[25-26]</sup>、岭回归<sup>[27-28]</sup>、偏最小二乘回归<sup>[29-30]</sup>等4种预测模型,对比不同时刻和建模方法的预测精度。利用验证集将模型预测值和实测值进行拟合,采用决定系数 $R^2$ 、均方根误差RMSE和相对误差RE等3个指标评价模型精度。 $R^2$ 越接近1, RMSE和RE越小说明模型效果越好。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$R_E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100\% \quad (3)$$

式中  $\hat{y}_i$ ——预测值  $y_i$ ——实测值  
 $\bar{y}$ ——平均值  $n$ ——样本个数

## 2 结果与分析

### 2.1 不同水分处理下光合参数日变化分析

4组水分处理下,花蕾期棉花冠层净光合速率( $P_n$ )、气孔导度( $G_s$ )、蒸腾速率( $T_r$ )、胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )的日变化特征如图3所示。

由图3可以看出,净光合速率( $P_n$ )、气孔导度( $G_s$ )、蒸腾速率( $T_r$ )三者的变化趋势基本一致,均呈现出先增加后减小的单峰变化曲线,且均在13:00—15:00有明显的下降现象,而胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )的变化却恰恰相反,呈现出先减小后增大的“凹”字形变化曲线。这是由于此时太阳辐射较

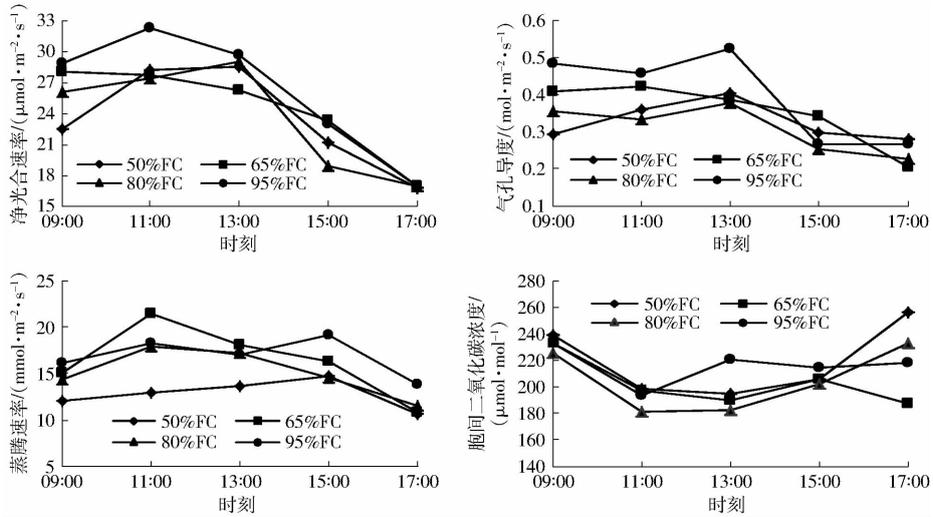


图 3 不同水分处理的花蕾期棉花冠层光合参数的日变化

Fig. 3 Diurnal variations of photosynthetic parameters of cotton canopy in bud stage with different water treatments

强、大气温度较高且湿度较低导致棉花叶片气孔一定程度的关闭,气孔导度减小使进入叶片的  $CO_2$  减少,排出的水汽亦减少,所以净光合速率 ( $P_n$ ) 和蒸腾速率 ( $T_r$ ) 均出现下降。胞间二氧化碳浓度 ( $C_i$ ) 的变化与净光合速率 ( $P_n$ ) 的变化密切相关,二者存在负相关的关系。

对于净光合速率 ( $P_n$ ),09:00 时 4 组处理差异明显,95% FC 处理的  $P_n$  较 50% FC 高 28.9%,11:00 之前 95% FC 的处理明显高于其他处理,而 13:00 以后差异逐渐缩小,17:00 时 4 组处理已基本接近一致。对于气孔导度 ( $G_s$ ),09:00 时 4 组处理差异亦十分明显,随后基本呈上升趋势,在 13:00 左右达到最大值,之后便开始下降,其中,95% FC 的处理下降的幅度最大。对于蒸腾速率 ( $T_r$ ),11:00 左右除 50% FC 外各处理达到最大值,50% FC 处理在 15:00 左右达到最大值,此时 95% FC 的处理略微回升,其他两组处理均在下降。对于胞间二氧化碳浓

度 ( $C_i$ ),09:00 时 4 组处理的差异不大,之后随着太阳辐射增强,大气温度回升,均呈现下降的趋势,在 13:00 左右降到谷底,期间 95% FC 的处理反而有所增加,之后均处于上升状态。

### 2.2 不同水分处理下冠层光谱反射率日变化分析

4 组水分处理的花蕾期棉花冠层 6 波段光谱反射率的日变化如图 4 所示。

从图 4 可以看出,棉花冠层的光谱反射率具有明显的植被特征,即在蓝光波段 (490 nm) 和红光波段 (680 nm) 有较低的反射率,处在整个波谱曲线的波谷位置,而在绿光波段 (550 nm) 出现一个波峰,在红边位置 (720 nm) 及近红外波段 (800、900 nm) 反射率较高。由于植物光合作用仅能吸收利用太阳光的可见光部分,所以对于近红外有较高的反射率,而可见光部分中的大部分蓝光、红光及少部分绿光被吸收,使得蓝光波段与红光波段的反射率较低,绿光波段的反射率略高。6 个波段处的光谱反射率在

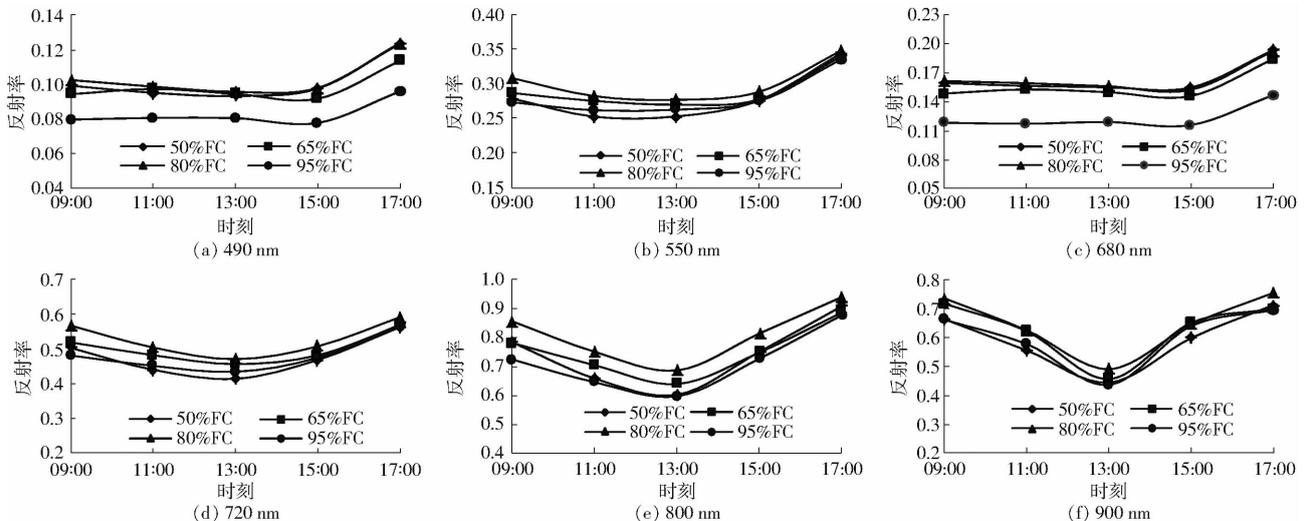


图 4 不同水分处理的花蕾期棉花冠层 6 波段光谱反射率的日变化

Fig. 4 Diurnal variations of spectral reflectance in six bands of cotton canopy in bud stage with different water treatments

1 d 中均呈现出先减小后增大的趋势。其中,蓝光波段与红光波段处的反射率变化不明显,而其他4个波段处的变化均呈现“倒抛物线”型。

在蓝光波段和红光波段,95% FC 处理的棉花冠层光谱反射率明显较其他3组处理低,这可能是由于供水充足,光合作用较强,叶片吸收了更多的蓝光和绿光所致。对于其他4个波段,不同水分处理之间棉花冠层光谱反射率的差异不大,但都呈现出80% FC 处理的反射率较其他3组处理高的特征,且都在13:00左右降到最小值,900 nm 处的反射率表现得尤为明显。

表1 不同波段光谱反射率与不同时刻光合参数的相关系数( $n=48$ )

Tab. 1 Correlation coefficients of spectral reflectance in different bands and photosynthetic parameters at different times( $n=48$ )

时刻	光合参数	波长/nm					
		490	550	680	720	800	900
11:00	$P_n$	-0.848**	-0.414	-0.807**	-0.356	-0.019	0.084
	$G_s$	-0.536*	0.020	-0.595	0.153	0.491	0.616
	$C_i$	0.687*	0.674*	0.677*	0.736*	0.581	0.535
	$T_r$	-0.794**	-0.273	-0.791**	-0.242	0.030	0.102
13:00	$P_n$	-0.862**	-0.713**	-0.854**	-0.572	-0.222	0.361
	$G_s$	-0.606*	-0.237	-0.606*	-0.248	0.001	0.578*
	$C_i$	0.078	0.350	0.079	0.206	0.197	0.337
	$T_r$	-0.225	0.025	-0.265	0.068	0.238	0.280
15:00	$P_n$	-0.643*	-0.515	-0.651*	-0.504	-0.416	-0.372
	$G_s$	-0.757**	-0.410	-0.792**	-0.357	-0.287	-0.258
	$C_i$	-0.519	-0.212	-0.581*	-0.193	-0.061	-0.664*
	$T_r$	-0.805**	-0.361	-0.831**	-0.243	-0.246	0.090

注: \* 表示在 0.05 水平上显著, \*\* 表示在 0.01 水平上极显著。

数在 1 d 中不同时刻甚至出现极显著相关( $p < 0.01$ )、显著相关( $p < 0.05$ )和不相关3种情况。

与光合速率( $P_n$ )显著相关的波段较多,每个时刻都有2个或2个以上的波段与其显著相关。在11:00和13:00,蓝光波段(490 nm)和红光波段(680 nm)与净光合速率( $P_n$ )达到了极显著相关水平,且相关系数均大于0.8。对于气孔导度( $G_s$ ),3个时刻均存在显著相关的波段,而且基本集中在蓝光波段(490 nm)和红光波段(680 nm)。对于胞间二氧化碳浓度( $C_i$ ),在13:00没有与其显著相关的波段,只有11:00、15:00存在与其显著相关的波段,其中在11:00相关的4个波段均达到显著水平,且相关系数均在0.6以上。与蒸腾速率( $T_r$ )相关的波段主要为蓝光波段(490 nm)和红光波段(680 nm),但在13:00时6个波段的反射率均与其不相关。

#### 2.4 基于敏感波段光谱反射率的光合参数一元线性模型构建

通过以上的相关性分析,选择与光合参数显著

#### 2.3 光合参数与冠层光谱反射率相关性分析

由于09:00和17:00的太阳高度角过小,棉花冠层光谱反射率的变化很大程度上受到影响,光合参数已不是引起冠层光谱反射率变化的主要因素。因此仅对2017年7月11—14日11:00、13:00和15:00等3个时刻测得的12个小区的光合参数与同时刻获取的6波段光谱反射率数据进行相关性分析,结果见表1。

由表1可以看出,对于不同的光合参数,在同一时刻的敏感波段不同,相同的光合参数在1 d中不同的时刻敏感波段亦不同。同一波段对同一光合参

或极显著相关且相关性最强的波段光谱反射率作为自变量,构建该光合参数的一元线性模型并进行检验,结果见表2。

由表2可知,11:00和13:00的净光合速率( $P_n$ )预测模型的建模决定系数和验证决定系数均在0.7以上,但13:00的模型的验证均方根误差RMSE和相对误差RE较小,因此13:00的模型预测效果较优。对于气孔导度( $G_s$ ),只有15:00的模型有着较优的解释能力和预测能力。胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )的预测模型在11:00效果最优,其建模决定系数和验证决定系数均在0.6以上。而对于蒸腾速率( $T_r$ ),15:00的模型的稳定性与预测能力较11:00的略高,为监测的最优模型。

#### 2.5 基于敏感波段光谱反射率的光合参数多元线性模型构建

通过2.3节中的相关性分析,在不同时刻选取与光合参数显著和极显著相关的波段作为敏感波段

表 2 基于敏感波段光谱反射率与不同时刻光合参数的一元线性模型及验证

Tab. 2 Linear model and verification of spectral reflectance and photosynthetic parameters at different moments based on sensitive bands

时刻	光合参数	模型	建模集 ( $n = 36$ )		验证集 ( $n = 12$ )		
			$R^2$	$F$	$R^2$	RMSE	RE/%
11:00	$P_n$	$Y = -323.73X_1 + 56.52$	0.72	30.20	0.73	2.500	1.5
	$G_s$	$Y = -2.65X_1 + 0.58$	0.29	4.03	0.22	0.060	16.3
	$C_i$	$Y = 483.38X_4 - 28.44$	0.68	21.53	0.65	20.120	8.9
	$T_r$	$Y = -272.29X_1 + 40.79$	0.67	20.61	0.64	2.540	4.6
13:00	$P_n$	$Y = -202.87X_1 + 45.92$	0.74	28.99	0.71	1.460	1.3
	$G_s$	$Y = -2.42X_3 + 0.75$	0.37	5.81	0.30	0.080	17.4
15:00	$P_n$	$Y = -137.50X_3 + 45.13$	0.42	7.35	0.37	3.520	2.6
	$G_s$	$Y = -3.33X_3 + 0.83$	0.63	16.83	0.59	0.056	3.2
	$C_i$	$Y = -381.43X_6 + 440.87$	0.44	7.90	0.39	27.900	14.3
	$T_r$	$Y = -93.51X_3 + 30.45$	0.69	22.25	0.66	1.380	6.6

注:  $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6$  分别指 490、550、680、720、800、900 nm 波长处的光谱反射率。 $P_n, G_s, T_r, C_i$  的 RMSE 单位分别为  $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $\text{mmol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、 $\mu\text{mol}/\text{mol}$ 。下同。

参与回归模型的构建。分别采用主成分回归、岭回归以及偏最小二乘回归等 3 种建模方法对光合参数和敏感波段反射率进行分析建模和检验, 选择出反演不同光合参数的最优模型。

### 2.5.1 主成分回归模型的构建与检验

对光合参数的敏感波段进行主成分分析, 建立 3 个时刻的 4 种光合参数的主成分回归预测模型并验证, 结果如表 3 所示。

表 3 基于敏感波段的光谱反射率与不同时刻光合参数的主成分回归模型及验证

Tab. 3 Principal component regression models and verification of spectral reflectance and photosynthetic parameters at different moments based on sensitive bands

时刻	光合参数	模型	建模集 ( $n = 36$ )		验证集 ( $n = 12$ )		
			$R^2$	$F$	$R^2$	RMSE	RE/%
11:00	$P_n$	$Y = 52.19 - 160.58X_1 - 75.00X_3$	0.71	27.81	0.74	2.580	8.6
	$C_i$	$Y = -35.59 + 636.53X_1 + 256.08X_2 + 289.94X_3 + 132.95X_4$	0.74	13.31	0.69	18.070	8.3
	$T_r$	$Y = 37.73 - 137.36X_1 - 64.11X_3$	0.68	21.05	0.64	2.530	5.2
13:00	$P_n$	$Y = 16.93 - 76.34X_1 - 30.55X_2 - 35.11X_3$	0.69	26.01	0.72	1.520	2.2
	$G_s$	$Y = 0.76 - 2.83X_1 - 1.32X_3 + 0.16X_6$	0.58	6.39	0.49	0.074	1.6
15:00	$P_n$	$Y = 48.37 - 145.89X_1 - 69.78X_3$	0.43	7.51	0.37	3.510	2.1
	$G_s$	$Y = 0.86 - 3.21X_1 - 1.54X_3$	0.61	15.95	0.57	0.058	3.2
	$C_i$	$Y = 616.61 - 1166.28X_3 - 394.58X_6$	0.86	27.51	0.83	14.200	5.2
	$T_r$	$Y = 32.52 - 98.33X_1 - 47.03X_3$	0.65	21.84	0.69	1.390	7.8

从表 3 可以看出, 11:00 和 13:00 的净光合速率 ( $P_n$ ) 预测模型的决定系数和验证决定系数均大于 15:00 的, 且 13:00 的模型的验证均方根误差 RMSE 仅为  $1.52 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ , 验证相对误差 RE 仅为 2.2%, 为净光合速率 ( $P_n$ ) 反演的最优模型。15:00 的气孔导度 ( $G_s$ ) 的模型验证相对误差 RE 比 13:00 的略大, 但其验证均方根误差 RMSE 较小且建模  $R^2$  和验证  $R^2$  均明显大于后者, 故 15:00 的模型为反演气孔导度 ( $G_s$ ) 的最优模型。15:00 的胞间二氧化碳浓度 ( $C_i$ ) 的预测模型的建模决定系数和验证决定系数大于 11:00 的, 其验证均方根误差 RMSE 为  $14.2 \mu\text{mol}/\text{mol}$ , 验证相对误差 RE 为 5.2%, 均为两个模型中的最小值, 因此为最优反演

模型。11:00 的蒸腾速率 ( $T_r$ ) 的反演模型中, 建模决定系数和验证决定系数与 15:00 的相差不大。尽管 11:00 的模型的验证均方根误差 RMSE 比 15:00 的略大, 但由于其验证相对误差 RE 仅为 5.2%, 故选择此刻的模型为蒸腾速率 ( $T_r$ ) 的最优反演模型。

### 2.5.2 不同时刻岭回归模型的构建与检验

在 R 软件中自动选择 GCV 值最小时的岭参数  $k$  进行后续的分析计算。3 个时刻的 4 种光合参数的岭回归预测模型与验证结果如表 4 所示。

从表 4 可以看出, 在 11:00 和 13:00, 净光合速率 ( $P_n$ ) 的预测模型的建模决定系数和验证决定系数比较接近, 都达到了 0.6 以上, 其中 13:00 的模型验证均方根误差 RMSE 仅为  $1.45 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ , 为

表4 基于敏感波段的光谱反射率与不同时刻光合参数的岭回归模型及验证

Tab.4 Ridge regression models and verification of spectral reflectance and photosynthetic parameters at different moments based on sensitive bands

时刻	光合参数	模型	建模集 ( $n=36$ )		验证集 ( $n=12$ )		
			$R^2$	$F$	$R^2$	RMSE	RE/%
11:00	$P_n$	$Y = 57.39 - 369.37X_1 - 22.93X_3$	0.75	30.68	0.72	2.480	1.5
	$C_i$	$Y = -58.47 + 1850.71X_1 - 1082.21X_2 - 78.30X_3 + 811.29X_4$	0.86	68.36	0.77	12.810	5.2
	$T_r$	$Y = 37.41 - 134.34X_1 - 64.41X_3$	0.68	21.05	0.65	2.520	4.7
13:00	$P_n$	$Y = 44.65 - 132.28X_1 - 3.21X_2 - 33.55X_3$	0.75	29.49	0.69	1.450	2.9
	$G_s$	$Y = 0.49 - 4.49X_1 + 0.09X_3 + 0.60X_6$	0.59	14.60	0.55	0.064	3.0
15:00	$P_n$	$Y = 47.70 - 115.02X_1 - 84.31X_3$	0.43	7.51	0.37	3.500	2.6
	$G_s$	$Y = 0.85 - 0.76X_1 - 2.96X_3$	0.63	16.82	0.59	0.056	3.0
	$C_i$	$Y = 616.61 - 1093.85X_3 - 413.03X_6$	0.89	61.12	0.84	14.000	4.0
	$T_r$	$Y = 31.44 - 46.49X_1 - 71.70X_3$	0.69	22.50	0.66	1.370	6.4

三者中的最小值,因此选择为净光合速率( $P_n$ )的最优监测模型。在15:00,气孔导度( $G_s$ )的预测模型的建模决定系数和验证决定系数均大于13:00的,其验证均方根误差RMSE和验证相对误差RE均在合理的范围之内,因此选择15:00的模型为气孔导度( $G_s$ )的最优监测模型。15:00的胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )的预测模型的建模决定系数和验证决定系数均大于11:00的,尽管此刻的验证均方根误差RMSE和验证相对误差RE较11:00的略大,但整体来看,15:00的预测模型仍占优,选择此模型作为胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )最优监测模型。在11:00,蒸腾速

率( $T_r$ )的预测模型中的建模决定系数和验证决定系数与15:00的几乎相同。尽管11:00的模型的验证均方根误差RMSE比15:00的略大,但由于其验证相对误差RE仅为4.7%,故选择11:00的模型为蒸腾速率( $T_r$ )的最优监测模型。

### 2.5.3 偏最小二乘回归模型的构建与检验

本文的分析在R软件环境下实现,通过使用留一交叉验证计算预测值误差平方和(PRESS),jack.test函数检验回归系数的显著性。3个时刻4种光合参数的偏最小二乘回归模型及验证结果如表5所示。

表5 基于敏感波段的光谱反射率与不同时刻光合参数的偏最小二乘回归模型及验证

Tab.5 Partial least squares regression models and verification of spectral reflectance and photosynthetic parameters at different moments based on sensitive bands

时刻	光合参数	模型	建模集 ( $n=36$ )		验证集 ( $n=12$ )		
			$R^2$	$F$	$R^2$	RMSE	RE/%
11:00	$P_n$	$Y = 52.47 - 162.86X_1 - 73.90X_3$	0.71	27.84	0.73	2.570	8.5
	$C_i$	$Y = -37.92 + 639.66X_1 + 245.19X_2 + 286.24X_3 + 144.06X_4$	0.75	29.53	0.71	17.970	6.9
	$T_r$	$Y = 37.67 - 136.85X_1 - 64.03X_3$	0.68	21.05	0.65	2.530	5.2
13:00	$P_n$	$Y = 46.79 - 80.28X_1 - 27.96X_2 - 36.24X_3$	0.73	26.69	0.70	1.510	3.5
	$G_s$	$Y = 0.62 - 2.61X_1 - 1.20X_3 + 0.38X_6$	0.56	12.51	0.51	0.067	2.3
15:00	$P_n$	$Y = 49.96 - 145.50X_1 - 80.03X_3$	0.43	7.52	0.37	3.520	1.4
	$G_s$	$Y = 0.90 - 3.40X_1 - 1.71X_3$	0.62	15.99	0.58	0.057	3.3
	$C_i$	$Y = 621.21 - 1101.86X_3 - 418.75X_6$	0.89	61.62	0.85	14.000	4.4
	$T_r$	$Y = 32.49 - 96.88X_1 - 47.78X_3$	0.65	21.87	0.68	1.380	7.3

从表5可以看出,11:00和13:00的净光合速率( $P_n$ )的预测模型的建模决定系数和验证决定系数都达到了0.7以上,其中13:00的验证均方根误差RMSE与验证相对误差RE均为两者中的最小值,分别为1.51  $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 和3.5%,因此13:00的模型反演花蕾期棉花的净光合速率( $P_n$ )效果最优。15:00的气孔导度( $G_s$ )的预测模型的建模决定系数和验证决定系数都较13:00的大,其验证均方根误差RMSE较13:00的小,因此此刻的模型具有

较高的参考价值。15:00的胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )的预测模型的建模决定系数和验证决定系数均大于其他时刻,达到了0.8以上,同样具有较小的验证均方根误差RMSE与验证相对误差RE,因此为预测胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )的最优模型。对于蒸腾速率( $T_r$ ),11:00和15:00的预测模型的建模决定系数和验证决定系数都接近0.7,尽管11:00的验证均方根误差RMSE略大,但考虑到其验证相对误差RE仅为5.2%,故仍选择此模型作为最优模型。

## 2.6 基于无人机多光谱信息的光合参数最优反演模型

通过对表 2~5 的分析可见,对于净光合速率( $P_n$ )和气孔导度( $G_s$ ),分别在 13:00 和 15:00 利用不同建模方法得到的预测模型的反演效果较优。对

于胞间二氧化碳浓度( $C_i$ ),11:00 的一元线性模型和 15:00 的多元回归模型反演效果较优。对于蒸腾速率( $T_r$ ),15:00 的一元线性模型和 11:00 多元回归模型的反演效果较优。为了进一步对比选择最优反演模型,将 4 种模型的统计参数列于表 6。

表 6 光合参数的不同建模效果对比

Tab. 6 Comparison of different modeling effects of photosynthetic parameters

光合参数	时刻	建模方法	建模集 ( $n=36$ )		验证集 ( $n=12$ )		
			$R^2$	$F$	$R^2$	RMSE	RE/%
$P_n$	13:00	一元线性	0.74	28.99	0.71	1.46	1.3
		主成分回归	0.69	26.01	0.72	1.52	2.2
		岭回归	0.75	29.49	0.69	1.45	2.9
		偏最小二乘回归	0.73	26.69	0.70	1.51	3.5
$G_s$	15:00	一元线性	0.63	16.83	0.59	0.056	3.2
		主成分回归	0.61	15.95	0.57	0.058	3.2
		岭回归	0.63	16.82	0.59	0.056	3.0
		偏最小二乘回归	0.62	15.99	0.58	0.057	3.3
$C_i$	11:00	一元线性	0.68	21.53	0.65	20.12	8.9
		主成分回归	0.86	27.51	0.83	14.20	5.2
	15:00	岭回归	0.89	61.12	0.84	14.00	4.0
		偏最小二乘回归	0.89	61.62	0.85	14.00	4.4
$T_r$	15:00	一元线性	0.69	22.25	0.66	1.38	6.6
		主成分回归	0.68	21.05	0.64	2.53	5.2
	11:00	岭回归	0.68	21.05	0.65	2.52	4.7
		偏最小二乘回归	0.68	21.05	0.65	2.53	5.2

从表 6 可以看出,净光合速率( $P_n$ )的一元线性模型有较高的建模决定系数和验证决定系数,分别为 0.74 和 0.71,而且一元线性模型的 RMSE 较小,仅为  $1.46 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ ,且验证相对误差 RE 最小,故一元线性模型最优。气孔导度( $G_s$ )的一元线性模型和岭回归模型的建模效果和预测能力基本等同,但由于一元线性模型仅包含一个敏感波段,简单易行,可操作性强,因此为最优模型。对于胞间二氧化碳浓度( $C_i$ ),15:00 的多元线性回归模型明显优于 11:00 点的一元线性模型,其中岭回归模型的验证相对误差 RE 仅为 4%,为三者中的最小值,因此为最优反演模型。蒸腾速率( $T_r$ )的 3 种多元线性回归模型精度评价参数在 11:00 几乎相同,而 15:00 的一元线性模型的建模决定系数和验证决定系数都较其他 3 组模型大,且验证均方根误差 RMSE 为四者中的最小值,因此 15:00 的一元线性模型为蒸腾速率( $T_r$ )的最优反演模型。

## 3 讨论

利用遥感技术对作物的光合作用进行大面积监测对现代农业生产管理极具指导意义。本文运用无人机遥感平台结合多光谱相机组成的遥感监测系统,相比卫星遥感有使用机动灵活、图像分辨率高的

优点,相比地面遥感有监测范围广、工作效率高的优点,是未来精准农业发展的要求和趋势。由于作物的光合作用特性通常以净光合速率( $P_n$ )、气孔导度( $G_s$ )、胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )和蒸腾速率( $T_r$ )等光合参数来反映,本研究对花蕾期棉花的 4 种光合参数与多光谱 6 波段光谱反射率进行相关性分析后,剔除二者相关系数较小和不显著相关的波段,防止过多自变量的引入产生过度拟合的问题,进而利用多种回归分析方法建立了 4 种光合参数的反演模型,均取得了较高的精度。经过对比发现,引入多元自变量后建立的模型的拟合优度不一定都比一元线性模型的高,这是由于其同时考虑了样本个数和自变量个数的影响,用调整后的决定系数来评价模型拟合度的缘故。后续的研究可根据需要选择对应的最优模型获取某一光合参数的信息。然而这些参数的最优监测模型会因作物的生长阶段、品种、气候、甚至所使用的传感器而异。本文所得的反演估测模型也仅限于本次测量结果,模型在棉花其他生育阶段和其他地区的适用性还有待进一步探索。

## 4 结论

(1)不同水分处理下的花蕾期棉花冠层光合参数的变化趋势基本一致,其中净光合速率( $P_n$ )、气

孔导度( $G_s$ )和蒸腾速率( $T_r$ )呈现先增加后减小的近似抛物线变化,胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )则恰恰相反,表现出先减小后增加的反向抛物线变化。

(2)多光谱6个波段的反射率在1d中均呈现先减小后增大的趋势,蓝光波段(490 nm)和红光波段(680 nm)表现出较低的反射率,变化不明显,绿光波段(550 nm)、红边波段(720 nm)和两个近红外波段(800、900 nm)变化趋势比较明显。

(3)通过对4种不同光合参数和6个波段光谱反射率的相关性分析发现,每一种光合参数都有与其敏感的波段,部分相关系数达到了0.8以上,说明

通过遥感反演作物的光合参数可行。

(4)以敏感波段的光谱反射率为自变量,构建3个时刻4种光合参数的一元线性模型和主成分回归、岭回归模型、偏最小二乘回归等多元线性回归模型。对比发现,净光合速率( $P_n$ )反演的最优模型为13:00的基于蓝光波段反射率的一元线性模型,气孔导度( $G_s$ )反演的最优模型为15:00的基于红光波段反射率的一元线性模型,胞间二氧化碳浓度( $C_i$ )反演的最优模型为15:00的岭回归模型,蒸腾速率( $T_r$ )反演的最优模型为15:00的基于红光波段反射率的一元线性模型。

#### 参 考 文 献

- CARDONA T. Evolution of photosynthesis[M]. Hoboken, NJ:John Wiley & Sons, Inc., 2017.
- WALTER A, FINGER R, HUBER R, et al. Opinion: smart farming is key to developing sustainable agriculture[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2017,114(24):6148-6150.
- Al-GAADI K A, HASSABALLA A A, ELKAMIL T, et al. Prediction of potato crop yield using precision agriculture techniques[J]. Plos One, 2016,11(9):1-16.
- VERRELST J, TOL C V D, MAGNGNI F, et al. Evaluating the predictive power of sun-induced chlorophyll fluorescence to estimate net photosynthesis of vegetation canopies: a SCOPE modeling study[J]. Remote Sensing of Environment, 2016,176:139-151.
- GUANTER L, ZHANG Y, JUNG M, et al. Global and time-resolved monitoring of crop photosynthesis with chlorophyll fluorescence. [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2014,111(14):1327-1333.
- STRACHAN I B, PATTEY E, SALUSTRO C, et al. Use of hyperspectral remote sensing to estimate the gross photosynthesis of agricultural fields[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2008,34(3):333-341.
- GAMON J A, KOVALCHUK O, WONG C Y S, et al. Monitoring seasonal and diurnal changes in photosynthetic pigments with automated PRI and NDVI sensors[J]. Biogeosciences, 2015,12(3):2947-2978.
- LOBATO A, GONCALVES-VIDIGAL M C, FILHO P V, et al. Relationships between leaf pigments and photosynthesis in common bean plants infected by anthracnose[J]. New Zealand Journal of Crop & Horticultural Science, 2010,38(1):29-37.
- DILLEN S Y, DE BEECK M O, HUFKENS K, et al. Seasonal patterns of foliar reflectance in relation to photosynthetic capacity and color index in two co-occurring tree species, Quercus rubra and Betula papyrifera[J]. Agricultural & Forest Meteorology, 2012,160(4):60-68.
- PORCARCASTELL A, TYSTJARVI E, ATHERTON J, et al. Linking chlorophyll a fluorescence to photosynthesis for remote sensing applications: mechanisms and challenges[J]. Journal of Experimental Botany, 2014,65(15):4065-4095.
- CRISTIANO P M, POSSE G, DI BELLA C M, et al. Uncertainties in fPAR estimation of grass canopies under different stress situations and differences in architecture[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010,31(15):4095-4109.
- GAMON J A, HUEMMERICH K F, WONG C Y, et al. A remotely sensed pigment index reveals photosynthetic phenology in evergreen conifers[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2016,113(46):13087-13092.
- PENUELAS J, GARBULSKY M F, FILELLA I. Photochemical reflectance index (PRI) and remote sensing of plant CO<sub>2</sub> uptake[J]. New Phytologist, 2011,191(3):596-599.
- 武海巍, 于海业, 田彦涛, 等. 基于核函数与可见光光谱的大豆植株群体净光合速率预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2016,36(6):1831-1836.  
WU Haiwei, YU Haiye, TIAN Yantao, et al. Prediction model on net photosynthetic rate of soybean plant groups based on kernel function and visible light spectrum[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016,36(6):1831-1836. (in Chinese)
- 卫亚星, 王莉雯. 乌梁素海湿地芦苇最大羧化速率的高光谱遥感[J]. 生态学报, 2017,37(3):841-850.  
WEI Yaxing, WANG Liwen. Maximum carboxylation rates of reed in the Wuliangshuhai wetland using hyperspectral remote sensing[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017,37(3):841-850. (in Chinese)
- 张峰, 周广胜. 玉米农田冠层光合参数的多光谱遥感反演[J]. 植物生态学报, 2014,38(7):710-719.  
ZHANG Feng, ZHOU Guangsheng. Estimating canopy photosynthetic parameters in maize field based on multi-spectral remote sensing[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2014,38(7):710-719. (in Chinese)
- JIANG Z, HUETE A R, DIDAN K, et al. Development of a 2-band enhanced vegetation index without a blue band[J]. Remote Sensing of Environment, 2008,112(10):3833-3845.

- 18 刘建刚, 赵春江, 杨贵军, 等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展[J]. 农业工程学报, 2016, 32(24): 98 - 106. LIU Jiangan, ZHAO Chunjiang, YANG Guijun, et al. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(24): 98 - 106. (in Chinese)
- 19 李德仁, 李明. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(5): 505 - 513. LI Deren, LI Ming. Research advance and application prospect of unmanned aerial vehicle remote sensing system[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(5): 505 - 513. (in Chinese)
- 20 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数[J]. 农业工程学报, 2016, 32(21): 102 - 108. TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Use of hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer to estimate cotton leaf area index[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(21): 102 - 108. (in Chinese)
- 21 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 等. 基于无人机成像光谱仪数据的棉花叶绿素含量反演[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 285 - 293. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20161139&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20161139&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.039. TIAN Minglu, BAN Songtao, CHANG Qingrui, et al. Estimation of SPAD value of cotton leaf using hyperspectral images from UAV based imaging spectroradiometer[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 285 - 293. (in Chinese)
- 22 张智韬, 王海峰, 韩文霆, 等. 基于无人机多光谱遥感的土壤含水率反演研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 173 - 181. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180223&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180223&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.023. ZHANG Zhitao, WANG Haifeng, HAN Wenting, et al. Inversion of soil moisture content based on multispectral remote sensing of UAVs[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 173 - 181. (in Chinese)
- 23 王海峰, 张智韬, 付秋萍, 等. 低空无人机多光谱遥感数据的土壤含水率反演[J]. 节水灌溉, 2018(1): 90 - 94, 102. WANG Haifeng, ZHANG Zhitao, FU Qiuping, et al. Inversion of soil moisture content based on multispectral remote sensing data of low altitude UAV[J]. Water Saving Irrigation, 2018(1): 90 - 94, 102. (in Chinese)
- 24 刘雪峰, 吕强, 何绍兰, 等. 柑橘植株冠层氮素和光合色素含量近地遥感估测[J]. 遥感学报, 2015, 19(6): 1007 - 1018. LIU Xuefeng, LÜ Qiang, HE Shaolan, et al. Estimation of nitrogen and pigments content in citrus canopy by low-altitude remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2015, 19(6): 1007 - 1018. (in Chinese)
- 25 员玉良, 盛文溢. 基于主成分回归的茎直径动态变化预测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(1): 306 - 314. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20150143&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150143&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.01.043. YUN Yuliang, SHENG Wenyi. Prediction of stem diameter variations based on principal component regression [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1): 306 - 314. (in Chinese)
- 26 胡馨月, 高明希, 任玉, 等. 基于主成分回归的温度分布反演研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(10): 2789 - 2793. HU Xinyue, GAO Mingxi, REN Yu, et al. Study on inversion of temperature distribution based on principal component analysis [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(10): 2789 - 2793. (in Chinese)
- 27 张曼, 刘旭华, 何雄奎, 等. 岭回归在近红外光谱定量分析及最优波长选择中的应用研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(5): 1214 - 1217. ZHANG Man, LIU Xuhua, HE Xiongkui, et al. Study on the application of ridge regression to near-infrared spectroscopy quantitative analysis and optimum wavelength selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(5): 1214 - 1217. (in Chinese)
- 28 张智韬, 兰玉彬, 郑永军, 等. 影响大豆 NDVI 的气象因素多元回归分析[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 188 - 193. ZHANG Zhitao, LAN Yubin, ZHENG Yongjun, et al. Multiple regression analysis of soybean NDVI affected by meteorological factors[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 188 - 193. (in Chinese)
- 29 于雷, 洪永胜, 耿雷, 等. 基于偏最小二乘回归的土壤有机质含量高光谱估算[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 103 - 109. YU Lei, HONG Yongsheng, GENG Lei, et al. Hyperspectral estimation of soil organic matter content based on partial least squares regression[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(14): 103 - 109. (in Chinese)
- 30 王圆圆, 李贵才, 张立军, 等. 利用偏最小二乘回归从冬小麦冠层光谱提取叶片含水量[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(4): 1070 - 1074. WANG Yuanyuan, LI Guicai, ZHANG Lijun, et al. Retrieval of leaf water content of winter wheat from canopy hyperspectral data using partial least square regression[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(4): 1070 - 1074. (in Chinese)