

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.039

基于无人机成像光谱仪数据的棉花叶绿素含量反演

田明璐 班松涛 常庆瑞 马文君 殷紫 王力
(西北农林科技大学资源环境学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 以棉花为目标作物,使用低空无人机平台的成像光谱仪获取地表农作物高光谱影像,利用无人机影像光谱分辨率高的特点,提取 27 个光谱参数,构建棉花叶片叶绿素相对含量 (SPAD) 的反演模型,并制作棉花叶片 SPAD 分布图。结果表明:在影像上,不同叶片 SPAD 的棉花冠层反射率有显著差异。光谱参数中,与 SPAD 相关性最高的为 $D_{R_{526}}$ 、 $D_{R_{578}}$ 、 S_{D_y} 和 D_b ,相关系数绝对值都在 0.8 以上。在各光谱参数参与建立的 SPAD 反演模型中,使用多元逐步回归和偏最小二乘回归方法的模型精度最高。对高光谱影像结合各模型制作的 SPAD 分布图进行精度分析,结果表明,使用 SPAD-PLSR 模型得到的分布图具有最佳预测效果,可以作为棉花叶片 SPAD 遥感监测的技术手段。
关键词: 棉花; 叶绿素相对含量; 低空无人机; 成像光谱仪; 遥感; 反演
中图分类号: TP79; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)11-0285-09

Estimation of SPAD Value of Cotton Leaf Using Hyperspectral Images from UAV-based Imaging Spectroradiometer

Tian Minglu Ban Songtao Chang Qingrui Ma Wenjun Yin Zi Wang Li
(College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: The development of modern technology has made hyperspectral sensors much smaller in size and lighter in weight, which can be carried by unmanned aerial vehicles (UAVs). A new type of imaging spectroradiometer based on UAV was used to acquire the hyperspectral images of cotton field, which were used to establish the regression model aiming to predict the SPAD value of cotton leaf and make its distribution map. The results showed that in the wavelength range of 720 ~ 850 nm, the reflectance had positive correlation with SPAD value. Many spectral indexes based on the hyperspectral images were significantly correlated to the SPAD value of cotton leaf on $P < 0.01$ level. The absolute correlation coefficients of four indexes, including $D_{R_{526}}$, $D_{R_{578}}$, S_{D_y} and D_b were all above 0.8. $D_{R_{526}}$, $D_{R_{578}}$, S_{D_y} and D_b were used to establish the simple regression model of SPAD respectively. All the spectral indexes whose absolute correlation coefficients with SPAD value were above 0.7 were chosen to establish the multiple regression inversion model of SPAD using multiple stepwise regression (MSR) method and partial least squares regression (PLSR) method. According to the accuracy test, both SPAD-MSR model and SPAD-PLSR model had high accuracy to predict the SPAD value of cotton leaf. The six inversion models of SPAD were used to make the distribution map of cotton leaf SPAD value. The map using SPAD-PLSR model had the best result which was the closest to real SPAD distribution. Thus this research provides a new technology to supervise the growth information of cotton and other crops.
Key words: cotton; SPAD; unmanned aerial vehicle; imaging spectroradiometer; remote sensing; inversion

收稿日期: 2016-03-16 修回日期: 2016-05-30
基金项目: 国家高技术研究发展计划 (863 计划) 项目 (2013AA102401-2)
作者简介: 田明璐 (1984—), 女, 博士生, 主要从事农业遥感及 GIS 应用研究, E-mail: tml129116@nwsuaf.edu.cn
通信作者: 常庆瑞 (1959—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事土地资源与空间信息技术研究, E-mail: changqr@nwsuaf.edu.cn

引言

叶绿素作为植物光合作用中最重要的色素,其含量与农作物健康状况、营养元素含量、最终产量等有着极为密切的关系,是评价农作物长势的重要指标^[1-2]。利用遥感技术快速、动态、无损的特点对农作物叶绿素含量进行实时监测已经成为当前农业遥感领域的研究热点。国内外学者使用各类光谱仪和高光谱传感器在不同尺度测定农作物光谱从而对农作物叶绿素含量以及叶绿素相对含量(SPAD)进行反演和预测^[3-11]。在地面田间测量中,常用非成像地物光谱仪测量农作物冠层光谱,但每次只能获取单个样点上的光谱数据;也有部分研究使用成像光谱仪获取冠层高光谱图像,成像光谱仪获取的高光谱图像具有图谱合一的优势,但因平台高度限制,不能获取大范围农田影像,且多数为倾斜影像。卫星遥感监测具有覆盖面积广的优势,但空间分辨率和光谱分辨率相对较低,反演精度难以达到精准农业的要求^[12]。近年来,无人机遥感技术迅速发展,以机动灵活、操作简便、时空分辨率高等优势而逐渐成为农情监测的又一重要手段,但目前农业无人机遥感多以普通数码相机和农业多光谱相机为主要传感器,所获取的影像数据波段少、光谱信息有限^[13-24]。本文以陕西省关中地区棉花为目标作物,使用搭载在无人机平台上的新型成像光谱仪进行遥感成像,利用获取的高光谱影像构建棉花叶片 SPAD 的遥感估算模型,以期为农作物长势监测提供新的研究手段。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

本研究田间试验布置在陕西省乾县梁山乡齐南村(东经 108°7'6",北纬 34°38'33")。该地区地处陕北黄土高原南缘与关中平原的过渡地带,属温带大陆性季风气候,半湿润易旱,年均降水量 601.6 mm,年平均气温 10.8℃;一般为一年一熟。田间试验种植的农作物为棉花。

1.2 遥感传感器与无人机平台

遥感影像获取使用的传感器为 Cubert UHD185 型成像光谱仪(简称 UHD)。UHD 是由德国 Ulm 大学和 Cubert GmbH 公司共同研发的一款全画幅、非扫描式实时成像光谱仪,其采用全画幅快照式高光谱成像技术,集高速相机易用性及高光谱精度为一体,实现了快速光谱成像而无需扫描成像(如推扫技术),可在 1/1 000 s 内得到 450~950 nm 波长范围内 137 个波段的高光谱影像,主要性能参数如

表 1 所示。搭载 UHD 的遥感平台为八旋翼无人机,起飞质量 18 kg,净载荷不小于 8 kg,飞行速度为 0~10 m/s,单组电池续航时间约为 30 min。

表 1 UHD 主要性能参数
Tab.1 Main performance parameters of UHD

参数	取值
型号	UHD185
光谱波长范围/nm	450~950
波段数	137
采样间隔/nm	4
图像尺寸	1 000 像素×1 000 像素(全色) 50 像素×50 像素(高光谱)
积分时间/ms	0.1~1 000
机身质量/kg	0.47

1.3 影像获取与数据处理

1.3.1 高光谱影像获取

高光谱影像于 2015 年 8 月 22 日 10:00—14:00 在田间采集,天气晴朗无风,视野良好。此时棉花生长正处于花铃期,长势旺盛,能够代表生长状况。无人机飞行高度为 100 m,设定航速 6 m/s。UHD185 型成像光谱仪镜头焦距为 23 mm,视场角 15°,镜头垂直向下。每幅影像地面覆盖范围约为 22 m×22 m,地面分辨率约为 2.2 cm。根据太阳光强度设定积分时间为 1 ms,即拍摄一张高光谱影像用时 1 ms。无人机起飞之前在地面对成像光谱仪进行暗电流校正,并使用参考板进行辐射标定。图 1 为 UHD 获取的高光谱影像。

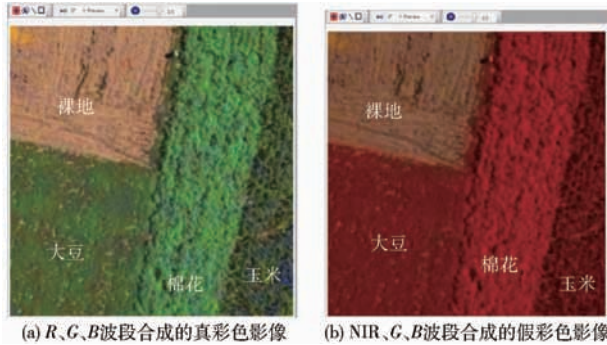


图 1 UHD 地面高光谱影像

Fig.1 Hyperspectral images acquired by UHD

1.3.2 叶片 SPAD 测量

在棉花种植区均匀取 80 个样点,使用 SPAD-502 型手持式叶绿素仪,在每个样点随机选取不同部位的 10 片棉花叶片并测定其 SPAD,每个叶片不同部位测量 5 次,最后取 10 个叶片的平均值作为该样点的 SPAD。SPAD 测量与无人机飞行测量同步进行。对获取的 80 个样点叶片的平均 SPAD,随机抽取 60 个作为建模样本,20 个作为检验样本。

1.3.3 高光谱影像处理

UHD 获取的信息为高光谱数字影像,使用与仪

器配套的软件对数字影像进行辐射校正和处理得到反射率数据,再将校正处理后的影像转换格式导入 ENVI 5.1 软件中进行解译,识别出棉花地块。根据 SPAD 地面测量对应的样点位置构建兴趣区 (Region of interest, ROI),以 ROI 范围内地物的平均反射率光谱值作为该样点棉花冠层反射率光谱,得到 80 个样点对应的高光谱数据。

1.4 光谱参数选择与建模

将地物点在不同波段的反射率数据进行线性或非线性的组合计算,可以得到各种光谱参数。光谱参数能够减弱背景信息对农作物光谱特征的影响,提高遥感反演精度^[4-6]。UHD 数据具有波段范围广、光谱分辨率高的特点,因此可以使用多

个波段构建多种光谱参数。本研究选取 28 种遥感研究中较常见的对植物叶绿素含量敏感的光谱参数,用于棉花叶片 SPAD 反演模型的构建(表 2)。

棉花叶片 SPAD 光谱参数估算模型构建方法:一元线性回归和多元逐步回归 (MSR) 模型使用 SPSS 软件,偏最小二乘回归 (PLSR) 模型使用 SIMCA-P 软件。其中 PLSR 综合使用主成分分析、典型相关分析和多元线性回归分析等方法,最大程度利用自变量数据信息进行模型的构建,具有较好的预测功能^[25-26]。使用不同方法建立模型之后,在 ENVI+IDL 环境中利用 UHD 影像对棉花叶片 SPAD 进行反演并制作监测专题图。

表 2 光谱参数及计算公式
Tab.2 Spectral indexes and formulas

光谱参数	计算公式或定义	文献序号
GNDVI	$(R_{801}-R_{550})/(R_{801}+R_{550})$	[27]
CARI	$(R_{700}-R_{670})-0.2(R_{700}+R_{670})$	[28]
TCARI	$3[(R_{700}-R_{670})-0.2(R_{700}-R_{550})(R_{700}/R_{670})]$	[29]
MCARI	$[(R_{700}-R_{670})-0.2(R_{700}-R_{550})](R_{700}/R_{670})$	[30]
OSAVI	$[(1+0.16)(R_{800}-R_{670})]/(R_{800}+R_{670}+0.16)$	[31]
TCARI/OSAVI	TCARI/OSAVI	[29]
MCARI/OSAVI	MCARI/OSAVI	[30]
MTCI	$(R_{754}-R_{709})/(R_{709}-R_{681})$	[32]
PRI	$(R_{570}-R_{531})/(R_{570}+R_{531})$	[33]
VARI _{green}	$(R_{560}-R_{670})/(R_{560}+R_{670}-R_{450})$	
VARI _{red}	$(R_{700}-1.7R_{670}+0.7R_{450})/(R_{700}+2.3R_{670}-1.3R_{450})$	[34]
VOG ₁	R_{740}/R_{720}	
VOG ₂	$(R_{734}-R_{747})/(R_{715}+R_{726})$	[35]
VOG ₃	$(R_{734}-R_{747})/(R_{715}+R_{720})$	
D _r	波长 680~760 nm 内(红边)一阶导数光谱最大值	
S _{D_r}	波长 680~760 nm 内(红边)一阶导数光谱的积分	
R _g	波长 510~560 nm 范围内光谱反射率最大值	
S _{R_g}	波长 510~560 nm 范围内光谱曲线包围的面积	
D _y	波长 560~640 nm 内(黄边)一阶导数光谱最大值	
S _{D_y}	波长 560~640 nm 内(黄边)一阶导数光谱的积分	
D _b	波长 490~530 nm 内(蓝边)一阶导数光谱最大值	[36]
S _{D_b}	波长 490~530 nm 内(蓝边)一阶导数光谱的积分	
R _g /R _r	绿峰反射率(R _g)与红谷反射率(R _r)的比值	
(R _g -R _r)/(R _g +R _r)	绿峰反射率(R _g)与红谷反射率(R _r)的归一化值	
S _{D_r} /S _{D_b}	红边面积(S _{D_r})和蓝边面积(S _{D_b})的比	
S _{D_r} /S _{D_y}	红边面积(S _{D_r})和黄边面积(S _{D_y})的比	
(S _{D_r} -S _{D_b})/(S _{D_r} +S _{D_b})	红边面积(S _{D_r})和蓝边面积(S _{D_b})的归一化值	
(S _{D_r} -S _{D_y})/(S _{D_r} +S _{D_y})	红边面积(S _{D_r})和黄边面积(S _{D_y})的归一化值	

注:R₇₀₀表示波长为 700 nm 处的光谱反射率,其余类似。

2 结果与分析

2.1 UHD 影像棉花冠层光谱特征

图 2 为 UHD 影像上棉花叶片不同 SPAD 对应

的冠层反射率光谱曲线,可以看出:①UHD 影像上棉花光谱曲线呈现出典型的植被特征,在可见光区域 550 nm 和 680 nm 处有一定的反射峰和吸收谷,720~900 nm 的近红外波段为显著的高反射范围。

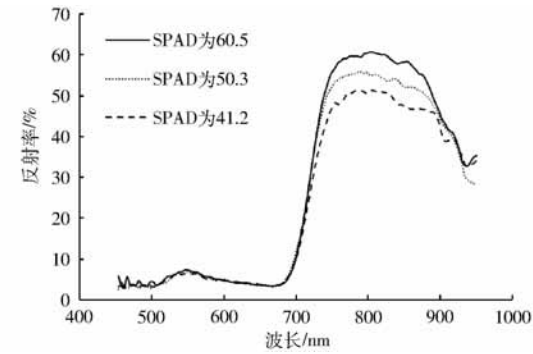


图2 棉花叶片不同 SPAD 值对应的冠层反射率光谱
Fig.2 Canopy reflectance spectrums of different cotton leaves SPAD values

②波长 450 ~ 500 nm 的蓝光波段和 900 ~ 950 nm 近红外波段由于处于仪器测量范围边界,光谱曲线表现出较强的噪声,并且在 850 ~ 950 nm 波段内反射

率呈急剧下降的趋势。③棉花叶片不同 SPAD 的冠层反射率在波长 500 ~ 720 nm 的可见光波段差异不明显,但在 720 ~ 850 nm 近红外波段有显著差异,具体表现为 SPAD 越高,反射率越高。

2.2 棉花叶片 SPAD 与光谱参数相关性及其模型构建

将棉花叶片 SPAD 与对应的 UHD 影像上原始反射率光谱、一阶微分光谱以及各种光谱参数进行相关性分析。样本数 n 为 60 时对应显著水平 0.01 的相关系数临界值为 $\pm 0.330\ 10$,表 3 列出了其中相关系数绝对值高于 0.5 的光谱参数。由此表明 SPAD 与大部分光谱参数的相关性呈极显著水平,其中 $D_{R_{526}}$ 和 $D_{R_{578}}$ 分别为棉花冠层原始光谱在 526 nm 和 578 nm 处的一阶微分值,与 SPAD 的相关系数高达 0.8 以上,相关性极其显著。

表 3 光谱参数与棉花叶片 SPAD 相关系数

Tab.3 Correlation coefficients between spectral indexes and cotton leaf SPAD value					
光谱参数	相关系数	光谱参数	相关系数	光谱参数	相关系数
$D_{R_{526}}$	-0.817 6 **	$VARI_{red}$	-0.642 9 **	D_b	-0.802 5 **
$D_{R_{578}}$	0.814 0 **	VOG_1	0.707 8 **	S_{D_b}	-0.768 7 **
CARI	-0.636 1 **	VOG_2	-0.694 6 **	R_g/R_r	-0.776 9 **
TCARI	-0.694 1 **	VOG_3	-0.697 4 **	$(R_g - R_r)/(R_g + R_r)$	-0.772 7 **
TCARI/OSAVI	-0.671 2 **	MCARI	-0.625 2 **	S_{D_r}/S_{D_b}	0.711 8 **
MCARI/OSAVI	-0.612 2 **	GNDVI	0.597 9 **	S_{D_r}/S_{D_y}	0.769 5 **
MTCI	0.713 6 **	D_r	-0.504 1 **	$(S_{D_r} - S_{D_b})/(S_{D_r} + S_{D_b})$	0.553 9 **
PRI	-0.650 3 **	D_y	0.519 5 **	$(S_{D_r} - S_{D_y})/(S_{D_r} + S_{D_y})$	0.603 5 **
$VARI_{green}$	-0.727 3 **	S_{D_y}	-0.803 6 **	R_g	-0.647 5 **

注:样本数 n 为 60, * 通过 0.01 水平显著性检验, * 通过 0.05 水平显著性检验。

模型的构建采用以下方法:①以棉花叶片 SPAD 为因变量,分别选取与 SPAD 相关系数 0.8 以上的光谱参数 ($D_{R_{526}}$ 、 $D_{R_{578}}$ 、 S_{D_y} 、 D_b) 作为自变量,构建单变量的一元线性回归模型,分别记为 SPAD - $D_{R_{526}}$ 、SPAD - $D_{R_{578}}$ 、SPAD - S_{D_y} 、SPAD - D_b 。②以棉花叶片 SPAD 为因变量,选取与 SPAD 相关系数 0.7 以上的各个光谱参数作为自变量,使用多元逐步回归和偏最小二乘回归方法构建多元回归模型,分别记为 SPAD - MSR 和 SPAD - PLSR。经多次试验,根据测定系数 R^2 最接近 1、残差平方和 RMSE 最小并且自变量数目尽量精简的原则,在 SPAD - MSR 模型中最终选取 $D_{R_{526}}$ 、 S_{D_r}/S_{D_b} 、 VOG_1 3 个参数作为自变量;在 SPAD - PLSR 模型中,同时考虑累积交叉验证值 $Q^2 > 0.5$ 的条件^[37],最终选取 $D_{R_{526}}$ 、 $D_{R_{578}}$ 、 S_{D_y} 、 D_b 、 S_{D_b} 、 S_{D_r}/S_{D_y} 、 VOG_1 7 个参数作为自变量。

不同光谱参数与 SPAD 的回归模型如表 4 所示,各个模型方程均达到极显著水平(显著性概率 $P < 0.01$),说明参与回归模型建立的各光谱参数都显著包含可估测 SPAD 的信息。其中基于多变量的

SPAD - MSR 模型和 SPAD - PLSR 模型的精度要高于单变量回归模型。图 3 为 SPAD 的模型估测值与实测值散点图,结合表 3 可以看出,SPAD - PLSR 模型的建模决定系数 ($R^2 = 0.733\ 1$) 和验证决定系数 ($R^2 = 0.708\ 1$) 均高于其他模型,表现出较高的建模精度;其次是 SPAD - MSR 模型,建模 R^2 为 0.721 1,验证 R^2 为 0.652。

2.3 模型检验

利用 20 个检验样本的 SPAD 实测值和各模型估测值进行拟合分析,使用拟合方程的决定系数 R^2 、均方根误差 (RMSE)、相对误差 (REP) 和回归方程斜率检验模型估测能力和精度, R^2 和斜率越接近 1, RMSE 和 REP 越小,表明模型精度越高。检验结果如表 5、图 4 所示,6 个模型中,采用多个光谱参数为自变量的 SPAD - MSR 模型和 SPAD - PLSR 模型精度较高,其中 SPAD - MSR 模型有着较高的 R^2 (0.863 1) 和较低的 REP (4.020 5%), 而 SPAD - PLSR 模型有更低的 RMSE (1.840 7) 和更接近 1 的回归方程斜率 (0.999 8)。2 种模型对 SPAD 的预测

表 4 棉花叶片 SPAD 反演模型

模型	模型表达式	R^2	RMSE
SPAD - D_{R526}	$y = -112.3x_1 + 71.967$	0.668 5	4.483 9
SPAD - D_{R578}	$y = 199.98x_2 + 73.668$	0.662 6	4.523 8
SPAD - S_{D_y}	$y = -4.3106x_3 + 74.848$	0.645 8	4.635 2
SPAD - D_b	$y = -97.991x_4 + 72.151$	0.644 1	4.647 2
SPAD - MSR	$y = -99.604x_1 - 0.872x_6 + 40.102x_7 + 23.467$	0.721 1	4.110 8
SPAD - PLSR	$y = -67.92x_1 + 48.7937x_2 - 0.112x_3 - 4.484x_4 + 2.399x_5 + 0.622x_6 + 33.13x_7 + 7.934$	0.733 1	4.255 1

注: y 为 SPAD, x_1 为 D_{R526} , x_2 为 D_{R578} , x_3 为 S_{D_y} , x_4 为 D_b , x_5 为 S_{D_b} , x_6 为 S_{D_r}/S_{D_y} , x_7 为 VOG_1 。

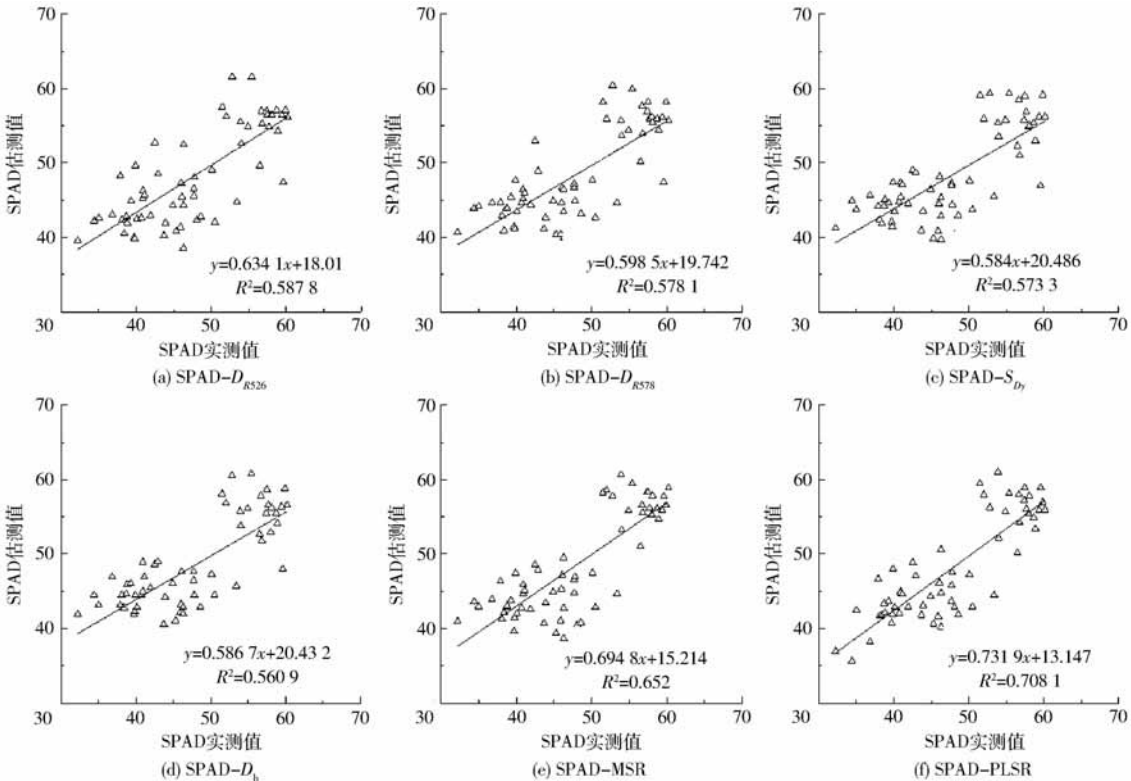


图 3 建模样本棉花叶片 SPAD 估测值与实测值拟合结果

Fig. 3 Regression results of estimated and measured cotton leaf SPAD values (samples for modeling)

表 5 棉花叶片 SPAD 估算模型精度检验

Tab.5 Accuracy test of cotton leaf SPAD value inversion models				
模型	R^2	RMSE	REP/%	回归方程斜率
SPAD - D_{R526}	0.811	2.658 0	5.337 4	0.983 6
SPAD - D_{R578}	0.789 4	2.824 8	5.672 3	0.985 4
SPAD - S_{D_y}	0.700 7	3.241 9	6.509 8	0.987 8
SPAD - D_b	0.597 2	3.417 3	6.862 1	0.974 0
SPAD - MSR	0.863 1	1.859 7	4.020 5	0.996 2
SPAD - PLSR	0.846 6	1.840 7	4.066 9	0.999 8

能力需要在使用高光谱影像对 SPAD 进行反演估算时进行进一步检验。

2.4 棉花叶片 SPAD 高光谱影像反演

分别使用 6 个模型对获取的高光谱影像各像元进行解算,得到各试验地块棉花叶片 SPAD 反演估

算结果(图 5)。为了对估算图结果精度进行检验,随机在影像上选取 20 个样点,将 SPAD 实测值和估算值进行拟合分析(图 6),在 RMSE 最小、斜率和 R^2 最接近 1 的情况下,拟合结果越接近 1:1 线(图中虚线),表明估测结果越精确。可以看出,6 个模型检验中,SPAD - PLSR 模型的回归斜率(0.990 6)和决定系数($R^2 = 0.873 4$)都最接近 1,均方根误差最小(RMSE 为 1.920 7),反演估测填图结果精度最高。结合图 5,比较各个模型估测图上 SPAD 的统计特征(表 6),可以看出:SPAD - D_{R526} 模型和 SPAD - D_b 模型对 SPAD 的估算值整体偏低;SPAD - D_{R578} 模型对 SPAD 的估算值整体偏高;SPAD - S_{D_y} 模型对 SPAD 的估算值分布过于集中,没有反映出不同区域 SPAD 的差异;SPAD - MSR 模型对 SPAD 的估算值分布较为离散,存在对高值过于高估和对低值过

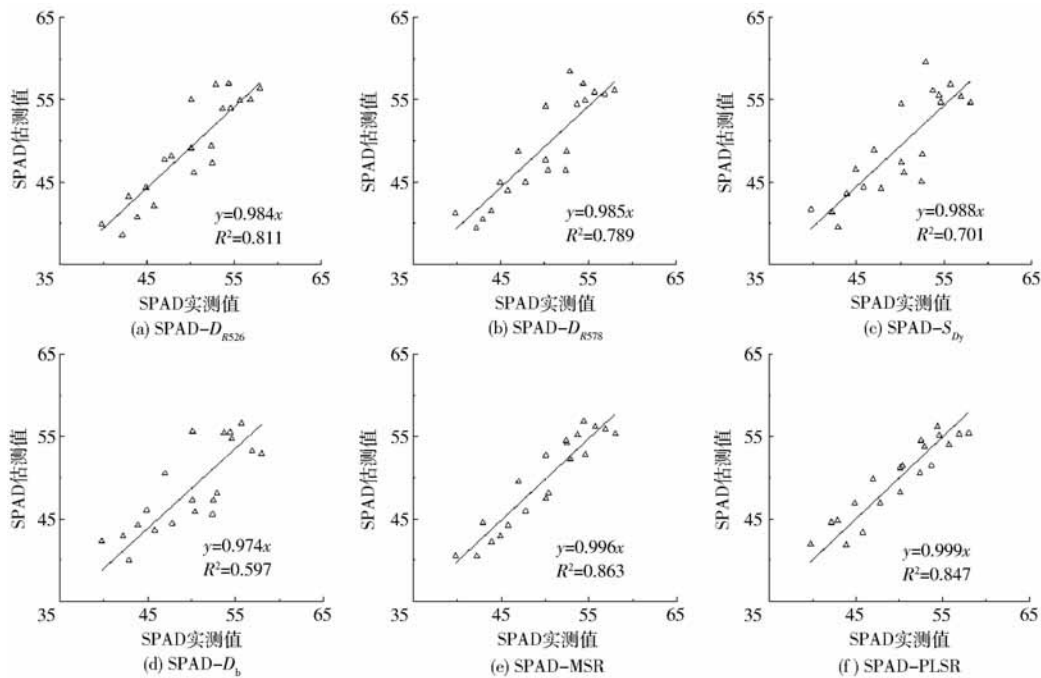


图 4 检验样本棉花叶片 SPAD 估测值与实测值拟合结果

Fig. 4 Regression results of estimated and measured cotton leaf SPAD values (samples for validating)

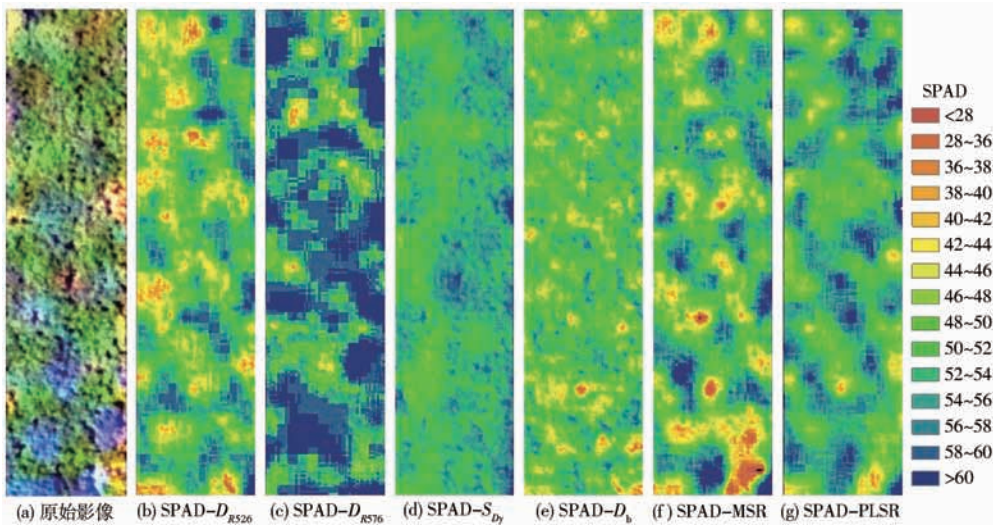


图 5 不同模型棉花叶片 SPAD 值反演估测图

Fig. 5 Distribution maps of different cotton leaf SPAD values by different models

于低估的情况,且有较多异常值的出现;SPAD - PLSR 模型对 SPAD 的估算值分布与实测值最为接近,具有较高的反演精度。这是因为高光谱影像上普遍存在同谱异物和同物异谱的现象,SPAD - D_{R526} 、SPAD - D_{R578} 、SPAD - S_{Dy} 和 SPAD - D_b 4 个基于单变量的模型由于使用光谱信息有限,不能有效排除背景地物的干扰和上述现象,因而在生成反演估测图时通过模型估算的棉花 SPAD 存在较大的误差。而 SPAD - MSR 和 SPAD - PLSR 模型则使用了多个光谱参数作为自变量,更大程度上利用了光谱信息,大大减少了因同谱异物和同物异谱现象造成的误差,因此预测结果更接近真实值。进一步对比 2 个多变量模型,SPAD - MSR 模型使用逐步回归算

法,变量之间的共线性会降低模型精度和预测性能;而 SPAD - PLSR 模型由于使用了偏最小二乘回归算法,能够消除变量之间共线性影响,并通过主成分分析最大程度利用光谱信息,因此取得了最佳的建模精度和最好的估测效果。

3 讨论

目前,使用高光谱数据建立经验模型反演农作物各项理化参数已经可以获得精度较高的结果,但常用的获取高光谱信息的光谱仪或不能对目标物成像,或因成像系统复杂而只能在地表使用。本研究使用新型光谱成像仪通过无人机平台在中低空尺度上获取高空间分辨率和高光谱分辨率的区域农作物

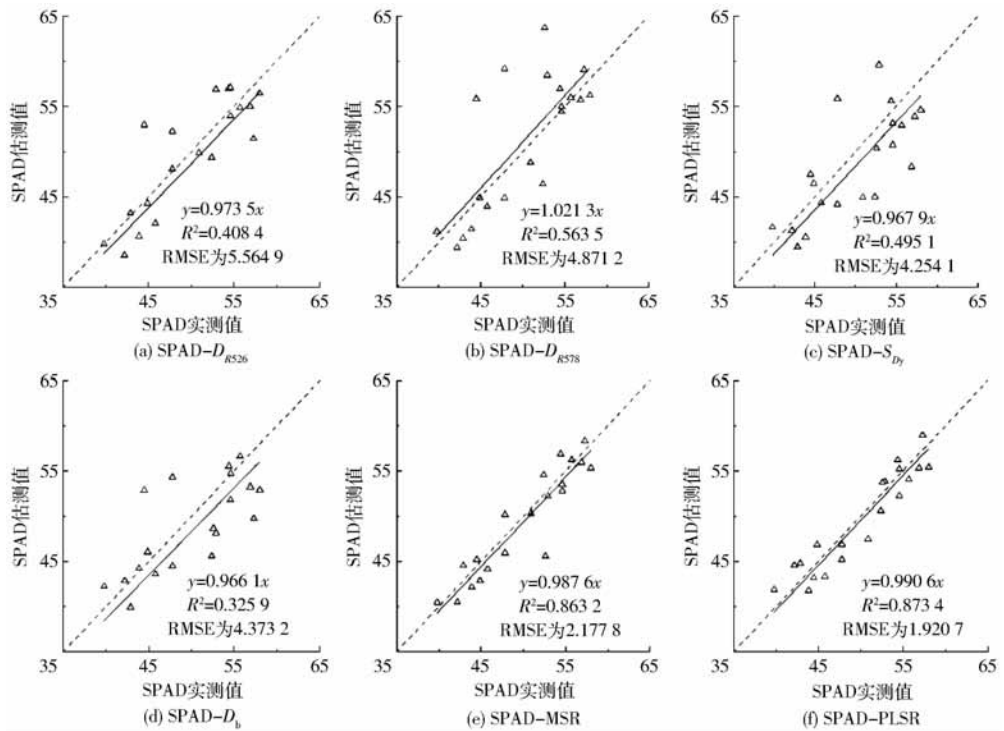


图 6 不同模型填图结果 SPAD 估测值与实测值拟合结果

Fig. 6 Regression results of estimated and measured cotton leaf SPAD values in different distribution maps

表 6 不同模型估算图上棉花叶片 SPAD 统计特征

Tab. 6 Statistical characteristics of cotton leaf SPAD value in different distribution maps

模型	最小值	最大值	平均值	中位数	标准差	峰度	偏度
SPAD 实测值	32.2	65	50.7	52.4	10.808 6	-1.332 8	-0.186 94
SPAD - D_{R526}	26.4	69	45.7	45.7	12.359 0	-1.199 4	-0.001 25
SPAD - D_{R578}	33.7	87.2	60.4	60.4	15.533 5	-1.199 9	-0.000 04
SPAD - S_{Dy}	42.4	64	53.2	53.3	6.265 3	-1.200 1	-0.000 20
SPAD - D_b	27.5	59.6	43.6	43.6	9.318 4	-1.200 1	9.17×10^{-5}
SPAD - MSR	20.4	75	47.7	48.7	16.021 2	-1.200 0	9.08×10^{16}
SPAD - PLSR	36.6	68.7	52.7	53.7	11.165 1	-1.199 6	0.000 11

影像,并用于反演棉花叶片叶绿素含量 (SPAD),取得了较好的结果,为空、地立体化农情监测提供了新的数据来源和技术手段,为真正的应用遥感技术监测农作物长势提供了有力支撑。

研究发现,在建立的多个回归模型中,使用与 SPAD 相关性高的单个光谱参数进行 SPAD 建模,可获得较高的建模精度和单点验证精度,但用于区域影像反演估测生成 SPAD 分布图时效果并不理想 (如 SPAD - D_{R526} 模型);而使用多个光谱参数的模型在 SPAD 估测图时效果较好 (SPAD - PLSR 模型)。这是因为作物叶片叶绿素含量的差异体现在反射率光谱从可见光到近红外的多个波段上,尽管 SPAD - D_{R526} 、SPAD - D_{R578} 、SPAD - S_{Dy} 和 SPAD - D_b 4 个模型中的各个参数与 SPAD 相关性较高,但其他波段参与构建的光谱参数对 SPAD 的影响也不可忽视,因此同时采用多个光谱参数构建的 SPAD - MSR 模型和 SPAD - PLSR 模型具有更好的反演效

果。参与叶绿素反演建模的光谱信息过少会导致建立的模型缺乏稳定性,容易受到背景信息的干扰而得到错误的结果;但另一方面,参与建模的光谱信息过多会导致模型的复杂度上升,易用性降低。因此在使用高光谱数据影像建模和填图过程中,需要在参数选取和模型的精度、稳定性之间达到平衡。

此外,农作物叶片 SPAD 遥感反演尚没有统一的标准模型,同种作物的最佳 SPAD 反演模型会因生育期、品种、长势、使用的传感器、甚至种植地点的不同而不同。由于受到天气、设备、技术等多方面影响和限制,未能获取更多生育期的高光谱影像数据,本文所得的反演估测模型也受限于本次测量结果。

目前对低空无人机高光谱成像遥感在农作物长势监测中的应用研究还处于探索阶段,仪器定标、高光谱高分辨率影像中光谱信息的提取和利用等方面都需要更加深入的研究;仪器自身性能也需要不断加强和完善,例如高精度实时地理坐标获取与记录,

信噪比提高,近红外波段噪声消除等。

4 结 论

(1)棉花叶片 SPAD 不同,其冠层光谱反射率在 720 ~ 850 nm 的近红外波段有显著差异,SPAD 越高反射率越强,两者之间呈现正相关关系;根据 UHD 影像构建的多种光谱参数与棉花叶片 SPAD 之间在 0.01 水平上极显著相关,其中相关系数绝对值高于 0.8 的光谱参数有 $D_{R_{526}}$ 、 $D_{R_{578}}$ 、 S_{D_y} 、 D_b 等。

(2)分别用光谱参数构建 SPAD 的一元回归模型($SPAD - D_{R_{526}}$ 、 $SPAD - D_{R_{578}}$ 、 $SPAD - S_{D_y}$ 、 $SPAD - D_b$),选用相关系数绝对值大于 0.7 的光谱参数通

过多元逐步回归和偏最小二乘回归方法构建 SPAD 估测的多元回归模型($SPAD - MSR$ 、 $SPAD - PLSR$),各种模型方程的决定系数 R^2 达到 0.644 1 ~ 0.733 1,残差平方和 RMSE 在 4.110 8 ~ 4.647 2 之间。其中 $SPAD - MSR$ 和 $SPAD - PLSR$ 两种模型具有很高的精度,检验模型决定系数 R^2 分别为 0.863 1 和 0.942 2,回归方程斜率分别为 0.996 2、0.999 8。

(3)应用 6 种模型对研究区高光谱影像进行 SPAD 反演估测,得出田间棉花叶片的 SPAD 分布图,其中 $SPAD - PLSR$ 模型对 SPAD 的估算值与实测值更为接近,具有较高的反演精度,可以作为棉花生长过程叶绿素等长势信息监测的主要方法。

参 考 文 献

1 秦占飞,常庆瑞,申建,等. 引黄灌区水稻红边特征及 SPAD 高光谱预测模型[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2016,41(9):1168-1175.
QIN Zhanfei, CHANG Qingrui, SHEN Jian, et al. Red edge characteristics and SPAD estimation model using hyperspectral data for rice in Ningxia irrigation zone[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016,41(9):1168-1175. (in Chinese)

2 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)

3 王丽爱,马昌,周旭东,等. 基于随机森林回归算法的小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业机械学报,2015,46(1):259-265.
WANG Liai, MA Chang, ZHOU Xudong, et al. Estimation of wheat leaf SPAD value using RF algorithmic model and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(1):259-265. (in Chinese)

4 李粉玲,王力,刘京,等. 基于高分一号卫星数据的冬小麦叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业机械学报,2015,46(9):273-281.
LI Fenling, WANG Li, LIU Jing, et al. Remote sensing estimation of SPAD value for wheat leaf based on GF-1 data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(1):273-281. (in Chinese)

5 梁亮,杨敏华,张连蓬,等. 基于 SVR 算法的小麦冠层叶绿素含量高光谱反演[J]. 农业工程学报,2012,28(20):162-171.
LIANG Liang, YANG Minhua, ZHANG Lianpeng, et al. Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for wheat canopy based on support vector regression algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2012,28(20):162-171. (in Chinese)

6 张东彦,刘镭源,宋晓宇,等. 应用近地成像高光谱估算玉米叶绿素含量[J]. 光谱学与光谱分析,2011,31(3):771-775.
ZHANG Dongyan, LIU Rongyuan, SONG Xiaoyu, et al. A field-based pushbroom imaging spectrometer for estimating chlorophyll content of maize[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011,31(3):771-775. (in Chinese)

7 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.
XIE Jing, CHEN Shi, WANG Junke, et al. Research on SPAD value prediction and distribution of the rice leaf based on hyperspectral imaging technique[J]. Journal of Huazhong Normal University: Natural Sciences, 2014,48(2):269-273. (in Chinese)

8 朱西存,赵庚星,姜远茂,等. 基于高光谱红边参数的不同物候期苹果叶片的 SPAD 值估测[J]. 红外,2011(12):31-38.
ZHU Xicun, ZHAO Gengxing, JIANG Yuanmao, et al. Estimation of SPAD value of apple leaf in different phenophase based on hyperspectral red edge parameter[J]. Infrared, 2011(12):31-38. (in Chinese)

9 YODER B J, PETTIGREW-CROSBY R E. Predicting nitrogen and chlorophyll content and concentrations from reflectance spectra (400 ~ 2 500 nm) at leaf and canopy scales[J]. Remote Sensing of Environment, 1995,53(3):199-211.

10 HABOUDANE D, MILLER J R, TREMBLAY N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2002,81(2):416-426.

11 HUNT E R, DORAISWAMY P C, MCMURTREY J E, et al. A visible band index for remote sensing leaf chlorophyll content at the canopy scale[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013,21:103-112.

12 史舟,梁宗正,杨媛媛,等. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报,2015,46(2):247-259.
SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(2):247-259. (in Chinese)

13 BARETH G, AASEN H, BENDIG J, et al. Low-weight and UAV-based hyperspectral full-frame cameras for monitoring crops: spectral comparison with portable spectroradiometer measurements[J]. Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation, 2015(1):69-79.

14 刘峰,刘素红,向阳. 园地植被覆盖度的无人机遥感监测研究[J]. 农业机械学报,2014,45(11):250-257.

- LIU Feng, LIU Suhong, XIANG Yang. Study on monitoring fractional vegetation cover of garden plots by unmanned aerial vehicles [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11):250–257. (in Chinese)
- 15 乔红波, 周益林, 自由路, 等. 地面高光谱和低空遥感监测小麦白粉病初探[J]. 植物保护学报, 2006, 33(4):341–344. QIAO Hongbo, ZHOU Yilin, BAI Youlu, et al. The primary research of detecting wheat powdery mildew using in-field and low altitude remote sensing[J]. Acta Phytophylacica Sinica, 2006, 33(4):341–344. (in Chinese)
- 16 祝锦霞, 陈祝炉, 石媛媛, 等. 基于无人机和地面数字影像的水稻氮素营养诊断研究[J]. 浙江大学学报:农业与生命科学版, 2010, 36(1):78–83. ZHU Jinxia, CHEN Zhulu, SHI Yuanyuan, et al. Diagnoses of rice nitrogen status based on spectral characteristics of leaf and canopy[J]. Journal of Zhejiang University: Agric. & Life Sci., 2010, 36(1):78–83. (in Chinese)
- 17 冷伟锋, 王海光, 胥岩, 等. 无人机遥感监测小麦条锈病初探[J]. 植物病理学报, 2012, 42(2):202–205. LENG Weifeng, WANG Haiguang, XU Yan, et al. Preliminary study on monitoring wheat stripe rust with using UAV[J]. Acta Phytopathologica Sinica, 2012, 42(2):202–205. (in Chinese)
- 18 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18):136–145. WANG Limin, LIU Jia, YANG Lingbo, et al. Applications of unmanned aerial vehicle images on agricultural remote sensing monitoring[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18):136–145. (in Chinese)
- 19 李宗南, 陈仲新, 王利民, 等. 基于小型无人机遥感的玉米倒伏面积提取[J]. 农业工程学报, 2014, 30(19):207–213. LI Zongnan, CHEN Zhongxin, WANG Limin, et al. Area extraction of maize lodging based on remote sensing by small unmanned aerial vehicle[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(19):207–213. (in Chinese)
- 20 高林, 杨贵军, 王宝山, 等. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究[J]. 中国生态农业学报, 2015, 23(7):868–876. GAO Lin, YANG Guijun, WANG Baoshan, et al. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(7):868–876. (in Chinese)
- 21 杨贵军, 李长春, 于海洋, 等. 农用无人机多传感器遥感辅助小麦育种信息获取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(21):184–190. YANG Guijun, LI Changchun, YU Haiyang, et al. UAV based multi-load remote sensing technologies for wheat breeding information acquirement[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(21):184–190. (in Chinese)
- 22 BENDIG J, BOLTEN A, BARETH G. Introducing a low-cost mini-uav for - and multispectral-imaging[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, 36(B1):345–349.
- 23 BENDIG J, YU K, AASEN H, et al. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley[J]. International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation, 2015, 39:79–87.
- 24 ZAMAN-ALLAH M, VERGARA O, ARAUS J L, et al. Unmanned aerial platform-based multi-spectral imaging for field phenotyping of maize[J]. Plant Methods, 2015, 11(1):1–10.
- 25 王纪华, 黄文江, 劳彩莲, 等. 运用 PLS 算法由小麦冠层反射光谱反演氮素垂直分布[J]. 光谱学与光谱分析, 2007, 27(7):1319–1322. WANG Jihua, HUANG Wenjiang, LAO Cailian, et al. Inversion of winter wheat foliage vertical distribution based on canopy reflected spectrum by partial least squares regression method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2007, 27(7):1319–1322. (in Chinese)
- 26 刘秀英, 王力, 宋荣杰, 等. 黄绵土风干过程中土壤含水率的光谱预测[J]. 农业机械学报, 2015, 46(4):266–272. LIU Xiying, WANG Li, SONG Rongjie, et al. Prediction of soil moisture content in air-drying loess using spectral data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4):266–272. (in Chinese)
- 27 GITELSON A A, KAUFMAN Y J, MERZLYAK M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS–MODIS[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3):289–298.
- 28 TAPP P D, SIWAK C T. The use of high spectral resolution bands for estimating absorbed photosynthetically active radiation (A par) [C]//Proceedings of Symposium on Physical Measurements & Signatures in Remote Sensing, 1994:415–434, 3–4.
- 29 HABOUDANE D, MILLER J R, TREMBLAY N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2):416–426.
- 30 DAUGHTRY C S 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.
- 31 RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2):95–107.
- 32 DASH J, CURRAN P J. Evaluation of the MERIS terrestrial chlorophyll index (MTCI)[J]. Advances in Space Research, 2004, 39(1):100–104.
- 33 GAMON J A, PENUELAS J, FIELD C B. Anarrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency[J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 41(1):35–44.
- 34 GITELSON A A, STARK R, GRITS U, et al. Vegetation and soil lines in visible spectral space: a concept and technique for remote estimation of vegetation fraction[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(13):2537–2562.
- 35 VOGELMANN J E, ROCK B N, MOSS D M. Red edge spectral measurements from sugar maple leaves[J]. International Journal of Remote Sensing, 1993, 14(8):1563–1575.
- 36 黄敬峰, 王福民, 王秀珍. 水稻高光谱遥感试验研究[M]. 杭州:浙江大学出版社, 2010:25–31.
- 37 NITISH Bhushan, ANURAG Rathore. Use of multivariate data analysis for generating process understanding from manufacturing data of biotech process[J]. Proc Indian Natn Sci Acad, 2011, 77(2):133–142.