

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S2.043

# 基于无人机可见光影像的玉米冠层 SPAD 反演模型研究

孟沌超<sup>1,2</sup> 赵静<sup>1,2</sup> 兰玉彬<sup>1,2</sup> 闫春雨<sup>1,2</sup> 杨东建<sup>1,2</sup> 温昱婷<sup>1,2</sup>

(1. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255049;

2. 山东理工大学国际精准农业航空应用技术研究中心, 淄博 255049)

**摘要:** 叶绿素是植物进行光合作用的重要色素,利用作物光谱、纹理信息对叶绿素进行反演,为作物的实时监测和健康状况诊断提供重要依据。以大田环境下5个不同品种四叶期、拔节期的玉米为研究对象,利用无人机获取试验区可见光影像,对土壤背景进行掩膜处理,提取25种可见光植被指数、24种纹理特征,综合分析植被指数、纹理特征与玉米冠层叶绿素相对含量(SPAD)的相关性,分别建立基于植被指数、纹理特征和植被指数+纹理特征的逐步回归(SR)、偏最小二乘回归(PLSR)和支持向量回归(SVR)模型,定量估算叶绿素相对含量。在SR模型中,植被指数+纹理特征模型与植被指数模型相同, $R^2$ 为0.7316, RMSE为2.9580, RPD为1.926,优于纹理特征模型;在PLSR模型中,植被指数+纹理特征模型较优, $R^2$ 为0.8025, RMSE为2.4952, RPD为2.284,纹理特征模型次之,植被指数模型最差;在SVR模型中,植被指数+纹理特征模型较优, $R^2$ 为0.8055, RMSE为2.6408, RPD为2.158,植被指数模型次之,纹理特征模型最差。综合分析采用基于PLSR植被指数+纹理特征模型可以实现玉米冠层SPAD快速、准确提取,为叶绿素反演提供一种新的方法,可为无人机遥感作物长势监测提供参考。

**关键词:** 玉米冠层; 无人机; 可见光影像; 叶绿素; 植被指数; 纹理特征

**中图分类号:** S513; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2020)S2-0366-09

## SPAD Inversion Model of Corn Canopy Based on UAV Visible Light Image

MENG Dunchao<sup>1,2</sup> ZHAO Jing<sup>1,2</sup> LAN Yubin<sup>1,2</sup> YAN Chunyu<sup>1,2</sup> YANG Dongjian<sup>1,2</sup> WEN Yuting<sup>1,2</sup>

(1. School of Agricultural and Food Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China

2. International Precision Agriculture Aviation Application Technology Research Center, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China)

**Abstract:** Chlorophyll is an important pigment in photosynthesis of plants. It can provide important basis for real-time monitoring and health diagnosis of crops by using crop spectral and texture information to retrieve chlorophyll. In the field environment, five different varieties of corn at four leaves stage and jointing stage were selected as the research objects. The visible light images were obtained by UAV, and the soil background was dealt with mask treatment. Totally 25 kinds of visible light vegetation index and 24 kinds of texture features were extracted. The correlation between vegetation index, texture feature and relative chlorophyll content (SPAD) of corn was comprehensively analyzed, and stepwise regression (SR), partial least squares regression (PLSR) and support vector regression (SVR) models based on vegetation index, texture feature and vegetation index + texture feature were respectively established to quantitatively estimate relative chlorophyll content. In SR model, vegetation index + texture feature model was the same as vegetation index model, which was better than texture feature model,  $R^2$  was 0.7316, RMSE was 2.9580, RPD was 1.926; in PLSR model, vegetation index + texture feature model was better, texture feature model was the second, vegetation index model was the worst,  $R^2$  was 0.8025, RMSE was 2.4952, RPD was 2.284; in SVR model, vegetation index + texture feature model was better, vegetation index model was next, texture feature model was the worst,  $R^2$  was 0.8055, RMSE was 2.6408, RPD was 2.158. Comprehensive analysis using the PLSR-based vegetation index + texture

收稿日期: 2020-08-01 修回日期: 2020-09-13

**基金项目:** 山东省引进顶尖人才“一事一议”专项经费资助项目(鲁政办字[2018]27号)和山东省农业重大应用技术创新项目(SD2019ZZ019)

**作者简介:** 孟沌超(1992—),男,硕士生,主要从事农业遥感技术与智能检测研究,E-mail: 1076845228@qq.com

**通信作者:** 赵静(1971—),女,副教授,主要从事农业遥感技术与智能检测研究,E-mail: zbceozj@163.com

feature model can achieve rapid and accurate extraction of corn SPAD, providing a new method and experience for chlorophyll inversion, and also providing a reference for UAV remote sensing growth monitoring.

**Key words:** corn canopy; UAV; visible light image; chlorophyll; vegetation index; texture feature

## 0 引言

叶绿素作为植物进行光合作用的主要色素,其含量与农作物生长状况、氮素含量、产量等有着极大的相关性,是农作物长势监测的重要指标<sup>[1-2]</sup>。传统农作物叶绿素检测方法主要有分光光度计法、高效液相色谱法和原子吸收法等,这些方法虽然准确,但步骤繁琐、对作物具有破坏性<sup>[3]</sup>。SPAD 叶绿素仪 (Soil and plant analyzer development) 是由日本开发的测定作物叶绿素相对含量的便携式仪器,可以快速、无损地测量活体叶片中的叶绿素相对含量<sup>[4]</sup>。MARENCO 等<sup>[5]</sup>研究发现 SPAD 叶绿素仪测量的叶绿素含量精度很高,与化学试验测量的结果几乎一致,所以可以用叶绿素相对含量 (SPAD) 代替叶绿素含量。该方法虽然能够准确、无损地获取叶片的 SPAD,但受检测面积的限制,很难大面积测量<sup>[6]</sup>,测量值常作为地面真值数据。

近年来,遥感技术以快速、无损、动态的特点广泛应用于反演作物的生理化参数<sup>[7]</sup>,进而可以对农作物叶绿素含量进行监测。李媛媛等<sup>[8]</sup>基于非成像地物光谱仪的光谱数据,构建了高光谱 BP 神经网络模型,估算了乳熟期玉米叶片的 SPAD;丁希斌等<sup>[9]</sup>基于地面高光谱成像光谱数据,发现全谱 PLSR 模型估算油菜叶片 SPAD 效果好。在上述地面田间测量中,利用地物光谱仪测量的农作物冠层光谱信息反演 SPAD,每次只能获取单个样点的光谱数据<sup>[10]</sup>,检测面积有限。王丽爱等<sup>[4]</sup>基于环境减灾 HJ-1 卫星影像,分析了不同时期小麦叶片 SPAD 与植被指数的相关性,构建了随机森林回归模型。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<sup>[11]</sup>。

随着遥感技术的发展,无人机遥感技术以机动灵活、操作方便、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<sup>[12]</sup>。田明璐等<sup>[10]</sup>基于无人机高光谱数据,提取光谱参数,构建了花铃期棉花逐步回归、偏最小二乘回归的 SPAD 反演模型,发现偏最小二乘回归预测精度高。田军仓等<sup>[13]</sup>利用无人机多光谱数据,提取多光谱植被指数,发现番茄冠层中的上层 SPAD 反演模型优于中层和下层。相比于多光谱、高光谱相机,可见光相机虽然光谱信息少,

但具有影像分辨率高、成本低、处理简单等优势<sup>[14]</sup>。贺英等<sup>[2]</sup>基于开花期玉米无人机可见光影像,分析可见光植被指数与 SPAD 的相关性,分别构建了单变量回归、逐步回归和随机森林回归 SPAD 反演模型。上述研究多从光谱信息反演 SPAD,而影像本身还有丰富的纹理信息,可提取多种纹理特征,利用无人机平台搭载可见光相机在叶绿素遥感监测已经有一些应用,但基于玉米可见光影像的光谱和纹理信息构建不同 SPAD 反演模型研究报道较少,所以本文提取无人机可见光影像中的植被指数与纹理特征,比较植被指数、纹理特征和植被指数+纹理特征构建传统模型、机器学习模型的优劣,选取最佳反演模型定量估算 SPAD,以期为叶绿素反演提供一种新的方法。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验区概况

试验区位于山东省临淄区朱台镇山东理工大学生态无人农场,属温带季风气候,四季分明,光照充足,适宜自然生物的繁殖生长。试验采用鑫研 156、鲁星 5163、鲁星 617、德科 501 和登海 652 共 5 个玉米品种。每个品种平分 3 垄,每垄种植 4 行,面积为 72 m<sup>2</sup> (10 m × 7.2 m),在采样时将每个品种平均划分为 9 个试验小区 (3.3 m × 2.4 m),每个试验小区作为一个样本点,共 45 个样本点。田间管理和施肥情况按照当地大田要求,统一管理,试验区玉米四叶期和拔节期的可见光影像如图 1 所示。

### 1.2 无人机遥感影像获取

采用大疆精灵 Phantom 4 RTK 型多旋翼高精度航测无人机,该无人机适用于低空摄影测量应用,具备高性能成像系统和厘米级导航定位系统,便携易用。无人机及传感器如图 2 所示,其主要参数如表 1 所示。

为保证无人机影像的可靠性,选择晴朗无云的天气,太阳光辐射强度稳定的 11:00—13:00 进行采集。影像采集时期为 2019 年 7 月 18 日 (玉米四叶期) 和 2019 年 7 月 31 日 (玉米拔节期),两个时期飞行航线和参数相同,飞行高度为 40 m,飞行速度为 2 m/s,航向及旁向重叠度均为 85%。试验区布置定位板,获取定位板中心的经纬度和高程,作为控制点信息。利用 Pix4Dmapper 软件拼接采集的单幅

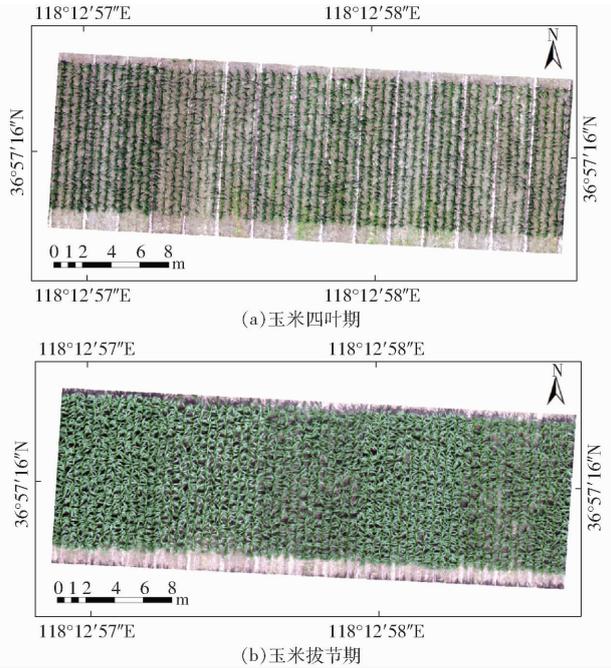


图1 玉米四叶期和拔节期可见光影像

Fig.1 Visible light images of corn at four leaves stage and jointing stage



图2 Phantom 4 RTK 型无人机及传感器

Fig.2 Phantom 4 RTK UAV and sensor

影像,通过控制点信息,提高多个时期数字正射影像(Digital orthophoto map, DOM)的几何精度。

### 1.3 叶绿素相对含量测定

采用 SPAD-502Plus 型手持式叶绿素仪同步测定玉米冠层的 SPAD。测量时,每个试验小区沿对角线方向,依次选取每一行玉米冠层的典型展开叶片,每个叶片避开叶脉,在不同的部位测量 3 次,取

表1 无人机与传感器主要参数

Tab.1 Main parameters of UAV and sensor

参数	数值
影像传感器	1 英寸 CMOS;有效像素 2 000 万
影像分辨率/(像素×像素)	5 472 × 3 648
质量(含桨和电池)/g	1 391
轴距/mm	350
飞行时间/min	30
定位精度	垂直 1.5 cm + 1 ppm(RMS) 水平 1 cm + 1 ppm(RMS)

注:1 ppm 是指飞行器每移动 1 km 误差增加 1 mm。

平均值作为该叶片的 SPAD,最后取 4 个叶片的平均值作为该试验小区的 SPAD。两个时期共测定玉米冠层 SPAD 数据 90 个,随机抽取 72 个(80%)作为建模样本,构建 SPAD 反演模型;抽取 18 个(20%)作为验证样本,对构建的模型进行精度验证。

## 1.4 研究方法

### 1.4.1 影像掩膜与植被指数计算

根据前人研究,剔除土壤背景后,可以提高 SPAD 与各特征的相关性,本文采用 SVM 监督分类生成掩膜文件,对土壤背景掩膜。通过目视判读,从可见光影像中分别均匀选取 40 个典型的玉米植株样本和土壤样本,进行监督分类,生成玉米和土壤的分类影像,将玉米类转化为高精度掩膜文件,应用于可见光影像,剔除土壤背景。

植被指数是主要反映绿色植被与土壤在可见光、近红外波段反射率差异的指标,由传感器的不同波段进行数学组合运算得到,可以增强植被信息<sup>[15]</sup>。由于可见光相机没有近红外波段的信息,在借鉴前人研究的基础上,本文选用 25 种可见光植被指数,其公式及来源如表 2 所示。对可见光影像波段进行运算,得到植被指数,按照试验小区面积构建矢量文件并编号,统计每个小区所有像元的 DN 值,取平均值作为该小区的植被指数。

表2 可见光植被指数

Tab.2 Visible light vegetation index

植被指数	公式	来源	植被指数	公式	来源
$r$	$R/(R+G+B)$	*	NPCI	$(R-B)/(R+B)$	文献[21]
$g$	$G/(R+G+B)$	*	NGBDI	$(G-B)/(G+B)$	文献[22]
$b$	$B/(R+G+B)$	*	NGRDI	$(G-R)/(G+R)$	文献[23]
$R-B$	$R-B$	*	RGBVI	$(G^2-RB)/(G^2+RB)$	文献[24]
$G-R$	$G-R$	*	EXG	$2G-R-B$	文献[25]
$G-B$	$G-B$	*	EXR	$1.4R-G$	文献[26]
GRR1	$G/R$	文献[16]	EXGR	$3G-2.4R-B$	文献[27]
RGRI	$R/G$	文献[17]	VARI	$(G-R)/(G+R-B)$	文献[28]
BGRI	$B/G$	文献[18]	IPCA	$0.994 R-B +0.961 G-B +0.914 G-R $	文献[29]
BRR1	$B/R$	文献[19]	MGRVI	$(G^2-R^2)/(G^2+R^2)$	文献[30]
RBRI	$R/B$	文献[20]	INT	$(R+G+B)/3$	文献[31]
GBRI	$G/B$	文献[20]	CIVI	$0.44R-0.88G+0.39B+18.7875$	文献[32]
VDVI	$(2G-R-B)/(2G+R+B)$	文献[15]			

注:\*表示经验公式, $R$ 为红色波段像素, $G$ 为绿色波段像素, $B$ 为蓝色波段像素。

### 1.4.2 纹理特征提取

纹理即图像中含有强或弱规律性的相似图形,它是一种常见的视觉现象,重复出现在图像上的局部结构或排列规则<sup>[33]</sup>,是遥感影像的重要特征。本研究使用 ENVI 软件从 0°、45°、90°、135° 共 4 个方向提取可见光影像的纹理特征,取不同方向的平均值作为各试验小区的纹理特征。由于可见光影像只有 3 个波段,每个波段有 8 种纹理特征:均值(mean)、方差(variance, var)、同质性(homogeneity, hom)、对比度(contrast, con)、差异性(dissimilarity, dis)、熵(entropy, ent)、二阶距(second moment, sm)和相关性(correlation, cor),因此每个生育期可以提取 24 种纹理特征。各波段纹理特征如表 3 所示。

表 3 纹理特征  
Tab.3 Texture features

纹理特征	类型
红波段	mean_R、var_R、hom_R、con_R、dis_R、ent_R、sm_R、cor_R
绿波段	mean_G、var_G、hom_G、con_G、dis_G、ent_G、sm_G、cor_G
蓝波段	mean_B、var_B、hom_B、con_B、dis_B、ent_B、sm_B、cor_B

### 1.4.3 数据分析方法与模型选择

利用无人机获取试验区可见光影像,使用 SVM 监督分类生成高精度掩膜文件,去除土壤背景,然后提取可见光植被指数、纹理特征,综合分析植被指数、纹理特征与 SPAD 的相关性,筛选特征变量,将植被指数、纹理特征和植被指数 + 纹理特征在传统模型逐步回归(Stepwise regression, SR)、偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)和机器学习模型支持向量回归(Support vector regression, SVR)下建立反演模型,并通过模型比较,选择预测能力高的模型生成 SPAD 分布图。

通过分析发现,各自变量之间有严重的共线性问题,解决共线性问题的常用方法为逐步回归和偏最小二乘回归法。其中,偏最小二乘回归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,最大程度地利用自变量数据信息进行建模<sup>[10]</sup>,可以解决自变量之间的共线性问题,具有很好的预测功能。支持向量回归是一种运用统计学原理的机器学习算法,利用建模样本建立一个回归超平面,将样本逼近超平面使样本点到该平面的总偏差达到最小<sup>[34]</sup>。

### 1.4.4 精度评价指标

为验证模型的拟合和预测精度,将模型的实测值与预测值进行回归分析,选取决定系数

(Coefficient of determination,  $R^2$ )、均方根误差(Root mean square error, RMSE)和相对分析误差(Relative percent deviation, RPD)对模型进行评价。其中,决定系数  $R^2$  越大,说明模型的拟合优度越好;均方根误差 RMSE 越小,说明模型预测精度越高。相对分析误差分 3 个等级对模型预测精度进行评价,当 RPD 小于 1.4 时,表明构建的回归模型效果差,无法对样本数据预测;当 RPD 大于等于 1.4 且小于 2 时,表明构建的的回归模型效果一般,可以对样本数据做粗略的预测;当 RPD 大于等于 2 时,表明构建的回归模型预测能力较好。

## 2 结果与分析

### 2.1 SPAD 数据分析

试验测得 SPAD 数据如表 4 所示,可知玉米拔节期 SPAD 平均值大于四叶期,而标准差、方差和变异系数均小于四叶期,说明随着玉米的生长叶绿素含量增多,且离散程度降低即叶绿素分布更加均匀。建模集样本 SPAD 的变化范围为 31.650 ~ 52.575,平均值为 42.353,变异系数为 12.02%,而验证集样本 SPAD 的变化范围为 32.125 ~ 51.975,平均值为 42.529,变异系数为 13.40%,两者差异较小,经独立样本  $T$  检验,建模集和验证集 SPAD 无显著差异( $t = -0.128, df = 88, P = 0.898 > 0.05$ ),适合建模与验证。

表 4 SPAD 数据统计  
Tab.4 SPAD data statistics

数据集	样本数	最小值	最大值	平均值	标准差	方差	变异系数/%
四叶期	45	31.65	45.45	38.322	3.707	13.743	9.67
拔节期	45	40.825	52.575	46.454	2.615	6.838	5.63
建模集	72	31.650	52.575	42.353	5.092	25.931	12.02
验证集	18	32.125	51.975	42.529	5.698	32.470	13.40

### 2.2 植被指数、纹理特征与 SPAD 相关性分析

将建模集各试验小区测量的 SPAD 与植被指数、纹理特征进行相关性分析,结果如表 5 所示。由表可知,各植被指数除 INT、CIVE 外,都与 SPAD 存在极显著的关系( $P < 0.01$ );除  $b$ 、INT、CIVE 外,各植被指数与 SPAD 的相关系数绝对值均大于 0.64,尤其 G-B 和 IPCA 的相关系数较高,分别为 0.821 和 0.819。各纹理特征除 dis\_B 外,都与 SPAD 存在极显著的关系( $P < 0.01$ );除 mean\_R、hom\_R、con\_G、mean\_B、dis\_R、con\_B、var\_G、mean\_G、var\_B、dis\_G、dis\_B 外,各纹理特征与 SPAD 的相关系数绝对值均大于 0.62,尤其 cor\_G、cor\_R、cor\_B 相关系数达到 0.72 以上。由此可知,植被指数和纹理特征与

表5 植被指数、纹理特征与 SPAD 的相关系数

Tab.5 Correlation coefficient between vegetation index, texture feature and SPAD

植被指数	相关系数	植被指数	相关系数	纹理特征	相关系数	纹理特征	相关系数
G - B	0.821 **	NGRDI	0.755 **	cor_G	0.773 **	mean_R	-0.596 **
IPCA	0.819 **	RGRI	-0.754 **	cor_R	0.739 **	hom_R	-0.549 **
EXG	0.797 **	VARI	0.750 **	cor_B	0.728 **	con_G	-0.543 **
EXGR	0.777 **	EXR	-0.746 **	ent_G	0.701 **	mean_B	0.528 **
GBRI	0.771 **	r	-0.738 **	sm_G	-0.699 **	dis_R	-0.517 **
RGBVI	0.770 **	R - B	-0.662 **	sm_B	-0.683 **	con_B	-0.486 **
g	0.769 **	BRR1	0.655 **	con_R	-0.681 **	var_G	-0.399 **
VDVI	0.769 **	NPCI	-0.651 **	ent_B	0.681 **	mean_G	0.364 **
G - R	0.768 **	RBRI	-0.644 **	hom_G	-0.674 **	var_B	-0.313 **
NGBDI	0.765 **	b	0.398 **	var_R	-0.652 **	dis_G	0.312 **
BGRI	-0.758 **	INT	-0.183	sm_R	-0.635 **	dis_B	0.218
GRR1	0.757 **	CIVE	0.022	hom_B	-0.628 **		
MGRVI	0.755 **			ent_R	0.627 **		

注: \*\*表示在 0.01 水平上显著相关。

SPAD 存在高度的相关性,且相比纹理特征,植被指数的整体相关性较高。

### 2.3 逐步回归(SR)模型构建

选择相关系数大于 0.64 的植被指数和相关系

数大于 0.62 的纹理特征,分别建立 SR 模型。将植被指数和纹理特征共同建模时,发现最终模型与只对植被指数建模的模型相同。模型及建模、验证结果如表 6 所示。

表6 SR 模型及建模、验证结果

Tab.6 SR model, modeling and verification results

模型	回归方程	建模集		验证集		
		R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE	RPD
植被指数 + 纹理特征(植被指数)	$y = 0.827x_1 - 2.33$	0.673 3	2.890 3	0.731 6	2.958 0	1.926
纹理特征	$y = 177.014x_2 - 139.672x_3 + 21.169$	0.666 3	2.921 0	0.651 9	3.286 8	1.734

注:  $x_1$  为 G - B,  $x_2$  为 cor\_G,  $x_3$  为 cor\_B。

由表 6 可以看出,植被指数 + 纹理特征(植被指数)模型建模集决定系数(0.673 3)和验证集决定系数(0.731 6)均高于纹理特征模型,建模集均方根误差(2.890 3)和验证集均方根误差(2.958 0)均低于纹理特征模型,两个模型相对分析误差 RPD 均处于 1.4 ~ 2 之间,植被指数 + 纹理特征(植被指数)的 RPD 较高,说明相比于纹理特征模型,植被指数 + 纹理特征模型拟合优度好,预测精度高,但两个反演模型预测效果一般,可以对样本数据进行粗略预测。

### 2.4 偏最小二乘法回归(PLSR)模型构建

利用标准回归系数比较各自变量的重要性,根

据自变量数量尽量精简,且模型 R<sup>2</sup> 接近于 1 和 RMSE 最小的原则,去掉系数较小的自变量,然后采用非标准回归系数建立回归模型。选择相关系数大于 0.73 的植被指数和相关系数大于 0.62 的纹理特征构建 PLSR 模型。

对于植被指数,经过多次筛选,选择 G - B、IPCA、G - R、EXR 和 BGRI 共 5 个植被指数建模;对于纹理特征,选择 con\_R、ent\_R、cor\_R、ent\_G、cor\_G 和 cor\_B 共 6 个纹理特征建模;然后将优选的特征再进行筛选,最终选择 G - B、con\_R、ent\_R、cor\_R、ent\_G 和 cor\_B 共 6 个特征建模。各模型及建模、验证结果如表 7 所示。

表7 PLSR 模型及建模、验证结果

Tab.7 PLSR model, modeling and verification results

模型	回归方程	建模集		验证集		
		R <sup>2</sup>	RMSE	R <sup>2</sup>	RMSE	RPD
植被指数	$y = 10.062x_1 - 3.571x_2 - 2.341x_3 - 1.757x_4 + 425.41x_5 - 302.721$	0.698 8	17.708 2	0.712 7	17.605 4	0.324
纹理特征	$y = 0.1x_6 - 254.057x_7 + 278.472x_8 + 275.83x_9 + 124.211x_{10} -$ $338.053x_{11} - 50.36$	0.720 5	2.673 6	0.697 7	3.060 5	1.862
植被指数 + 纹理特征	$y = 0.658x_1 + 0.086x_6 - 298.298x_7 + 306.441x_8 + 261.375x_9 -$ $257.892x_{11} + 48.965$	0.770 4	2.423 1	0.802 5	2.495 2	2.284

注:  $x_1$  为 G - B,  $x_2$  为 IPCA,  $x_3$  为 G - R,  $x_4$  为 EXR,  $x_5$  为 BGRI,  $x_6$  为 con\_R,  $x_7$  为 ent\_R,  $x_8$  为 cor\_R,  $x_9$  为 ent\_G,  $x_{10}$  为 cor\_G,  $x_{11}$  为 cor\_B。

在各 PLSR 模型中, 植被指数 + 纹理特征模型建模集决定系数 (0.770 4) 和验证集决定系数 (0.802 5) 均高于纹理特征模型、植被指数模型, 建模集均方根误差 (2.423 1) 和验证集均方根误差 (2.495 2) 均低于纹理特征模型、植被指数模型, 相对分析误差 (2.284) 大于 2, 说明植被指数 + 纹理特征模型拟合优度好, 预测精度高, 能对样本数据有效预测, 纹理特征模型次之属一般模型, 可以对样本数据进行粗略预测, 植被指数模型最差, 无法对样本数

据进行有效预测。

### 2.5 支持向量回归 (SVR) 模型构建

选取 PLSR 优选特征进行 SVR 建模。基于径向基 (RBF) 核函数, 采用网格搜索法和 5 折交叉验证寻找最优惩罚参数  $c$  和核参数  $\delta$ ; 由于自变量和因变量量纲不同, 且自变量维度过多, 故进行归一化到  $[-1, 1]$  处理和降维处理, 依据累计贡献率大于 95% 的原则选择主成分, 最终模型的参数及建模、验证结果如表 8 所示。

表 8 SVR 模型的参数及建模、验证结果

Tab.8 SVR model parameters, modeling and verification results

模型	参数 $c$	参数 $\delta$	建模集		验证集		
			$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	RPD
植被指数	0.707 1	0.044 2	0.642 1	3.044 2	0.709 9	3.163 0	1.801
纹理特征	8	0.022 1	0.709 6	2.735 1	0.545 2	8.078 6	0.705
植被指数 + 纹理特征	16	0.707 1	0.720 4	2.697 3	0.805 5	2.640 8	2.158

在各 SVR 模型中, 植被指数 + 纹理特征模型建模集决定系数 (0.720 4) 和验证集决定系数 (0.805 5) 均高于纹理特征模型、植被指数模型, 建模集均方根误差 (2.697 3) 和验证集均方根误差 (2.640 8) 均低于纹理特征模型、植被指数模型, 相对分析误差 (2.158) 大于 2, 说明植被指数 + 纹理特征模型能对

样本数据有效预测, 植被指数模型属一般模型, 纹理特征模型最差, 无法对样本数据进行有效预测。

### 2.6 模型比较分析

各回归模型中优选模型验证结果如图 3 和表 9 所示。对于建模集, PLSR 植被指数 + 纹理特征模型的决定系数 (0.770 4) 最高, 均方根误差 (2.423 1)

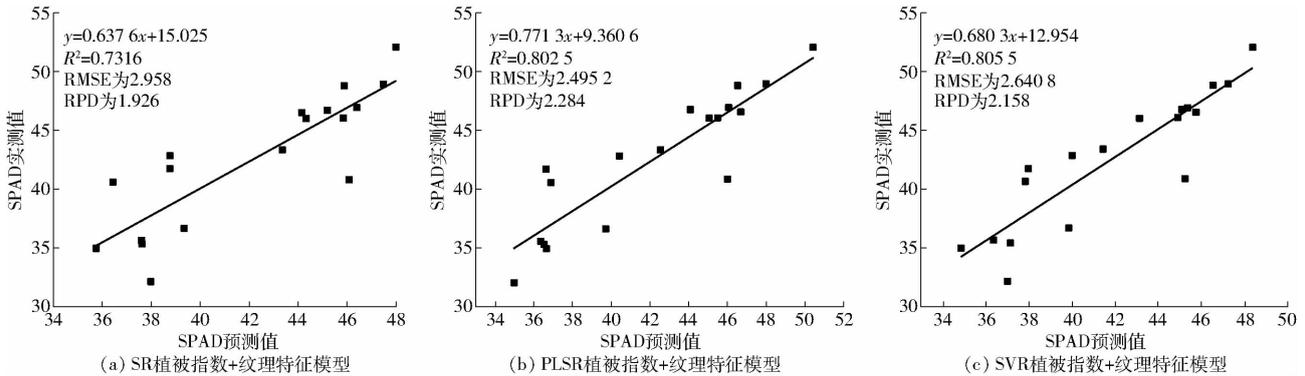


图 3 反演模型验证结果

Fig.3 Validation results of inversion model

表 9 优选模型的建模及验证结果

Tab.9 Modeling and verification results of optimal model

模型	建模集		验证集		
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	RPD
SR 植被指数 + 纹理特征	0.673 3	2.890 3	0.731 6	2.958 0	1.926
PLSR 植被指数 + 纹理特征	0.770 4	2.423 1	0.802 5	2.495 2	2.284
SVR 植被指数 + 纹理特征	0.720 4	2.697 3	0.805 5	2.640 8	2.158

最小; 对于验证集, SVR 植被指数 + 纹理特征模型的决定系数与 PLSR 植被指数 + 纹理特征模型相差较小且均高于 SR 植被指数 + 纹理特征模型, SVR

植被指数 + 纹理特征模型的均方根误差稍高于 PLSR 植被指数 + 纹理特征模型且均低于 SR 植被指数 + 纹理特征模型, PLSR 植被指数 + 纹理特征模型和 SVR 植被指数 + 纹理特征模型的相对分析误差均大于 2 而 SR 植被指数 + 纹理特征模型相对分析误差小于 2, 说明前者拟合优度好, 都能精准对样本有效预测, 而后者属于一般模型, 考虑到 SVR 建模相对复杂, 模型运行时间长等问题, 所以最终选择 PLSR 植被指数 + 纹理特征模型作为 SPAD 反演模型。

### 2.7 SPAD 制图

根据 2.4 节构建的 PLSR 植被指数 + 纹理特征回归模型, 读取可见光影像矩阵, 计算公式中相应的

植被指数和纹理特征,通过波段运算得到 SPAD 分布图。以拔节期玉米冠层 SPAD 分布图(图 4)为例,图中上半部分为 5 个玉米品种的试验区,5 个玉米品种整体 SPAD 较高,其中最右侧登海 652 明显高于其他品种,这与实际测量结果相一致;为增加对比,加入图 4 下半部分受害的玉米区域,受害玉米的部分区域 SPAD 明显低于其他部分,符合实际调查情况。

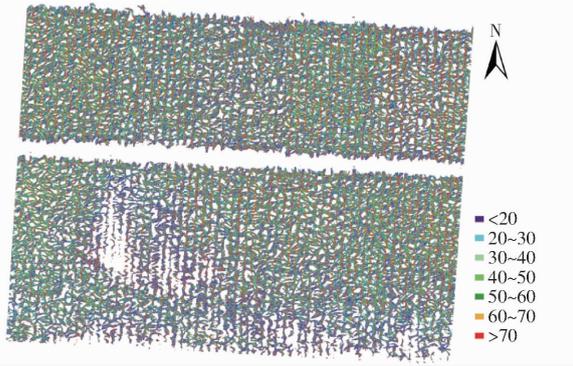


图 4 拔节期玉米冠层 SPAD 分布图

Fig.4 SPAD distribution map of corn canopy at jointing stage

### 3 讨论

本研究从无人机可见光影像的光谱、纹理信息入手,提取了影像中可见光植被指数、纹理特征,探究植被指数、纹理特征和植被指数+纹理特征构建 SPAD 反演模型的效果。研究发现,在 SR 植被指数+纹理特征模型中,建模时剔除了纹理特征,这可能由于纹理特征与 SPAD 相关性相对较低。在 PLSR 和 SVR 模型中,植被指数+纹理特征模型明显优于单一纹理特征模型或单一植被指数模型,且两反演模型预测精度较高,这主要由于综合特征既包含了光谱信息和纹理信息,从多角度提取了 SPAD 相关参数。这与陈鹏等<sup>[35]</sup>利用无人机多光谱影像植被指数和纹理特征,对多时期马铃薯冠层叶绿素含量进行预测建模,万亮等<sup>[36]</sup>基于无人机可见光影像植

被指数和纹理特征,对多生育期水稻含水量进行预测建模,刘畅等<sup>[37]</sup>在无人机多光谱影像中对冬小麦生物量估测的研究结论相一致。

纹理与影像的空间分辨率有极大的相关性,本研究虽然证明无人机玉米可见光影像纹理信息反演叶绿素的可行性,但不同作物适宜空间分辨率提取的纹理信息效果最优并没有探讨。再者,本研究机器学习仅采用支持向量回归算法,并未考虑其他算法,如随机森林算法、BP 神经网络算法等,以上将是后续研究的重点。

### 4 结论

(1)玉米四叶期 SPAD 的平均值(38.322)小于拔节期的平均值(46.454),且四叶期变异系数(9.67%)大于拔节期的变异系数(5.63%),说明随着玉米生长叶绿素逐渐增加,分布差异变小。

(2)利用可见光影像提取的可见光植被指数、纹理特征与 SPAD 有良好的相关性,大部分植被指数相关系数绝对值达到 0.7 以上,尤其 G-B 和 IPCA 的相关系数较大,分别为 0.821 和 0.819,而大部分纹理特征相关系数绝对值达到 0.6 以上,相比与纹理特征,植被指数整体相关性高。

(3)基于植被指数、纹理特征和植被指数+纹理特征分别构建了逐步回归(SR)、偏最小二乘回归(PLSR)和支持向量回归(SVR)模型。在 SR 模型中,植被指数+纹理特征模型与植被指数模型相同,优于纹理特征模型,但相对分析误差均处于 1.4~2,构建的回归模型效果一般;在 PLSR 和 SVR 模型中,植被指数+纹理特征模型均优于单一的纹理特征模型或植被指数模型,相对分析误差均大于 2,预测样本效果较好。综合分析采用 PLSR 植被指数+纹理特征模型可以快速准确反演 SPAD( $R^2$ 为 0.8025, RMSE 为 2.4952, RPD 为 2.284),生成 SPAD 分布图,为玉米的田间管理提供指导。

### 参 考 文 献

- [1] 秦占飞,常庆瑞,申健,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]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2016, 41(9): 1168-1175. (in Chinese)
- [2] 贺英,邓磊,毛智慧,等. 基于数码相机的玉米冠层 SPAD 遥感估算[J]. 中国农业科学, 2018, 51(15): 66-77.  
HE Ying, DENG Lei, MAO Zhihui, et al. Remote sensing estimation of canopy SPAD value for maize based on digital camera[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(15): 66-77. (in Chinese)
- [3] 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)

- [4] 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/OL]. 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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1):259-265. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20150136&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150136&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.01.036. (in Chinese)
- [5] MARENCO R A, ANTEZANAVERA S A, NASCIMENTO H C S. Relationship between specific leaf area, leaf thickness, leaf water content and SPAD-502 readings in six Amazonian tree species[J]. Photosynthetica, 2009, 47(2): 184-190.
- [6] PAGOLA M, ORTIZ R, IRIGOYEN I, et al. New method to assess barley nitrogen nutrition status based on image colour analysis; comparison with SPAD-502[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 65(2): 213-218.
- [7] 贾丹, 陈鹏飞. 低空无人机影像分辨率对冬小麦氮浓度反演的影响[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 164-169.  
JIA Dan, CHEN Pengfei. Effect of low-altitude UAV image resolution on inversion of winter wheat nitrogen concentration[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7):164-169. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20200719&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200719&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.019. (in Chinese)
- [8] 李媛媛, 常庆瑞, 刘秀英, 等. 基于高光谱和 BP 神经网络的玉米叶片 SPAD 值遥感估算[J]. 农业工程学报, 2016, 32(16):135-142.  
LI Yuanyuan, CHANG Qingrui, LIU Xiuying, et al. Estimation of maize leaf SPAD value based on hyperspectrum and BP neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(16): 135-142. (in Chinese)
- [9] 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)
- [10] 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.  
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. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20161139&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20161139&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.039. (in Chinese)
- [11] 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 农业遥感研究现状与展望[J/OL]. 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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247-260. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20150237&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150237&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.037. (in Chinese)
- [12] 赵静, 杨焕波, 兰玉彬, 等. 基于无人机可见光图像的夏季玉米植被覆盖度提取方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 232-240.  
ZHAO Jing, YANG Huanbo, LAN Yubin, et al. Extraction method of summer corn vegetation coverage based on visible light image of unmanned aerial vehicle [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 232-240. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20190527&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190527&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.027. (in Chinese)
- [13] 田军仓, 杨振峰, 冯克鹏, 等. 基于无人机多光谱影像的番茄冠层 SPAD 预测研究[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(8):178-188.  
TIAN Juncang, YANG Zhenfeng, FENG Kepeng, et al. Prediction of tomato canopy SPAD based on UAV multispectral image [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 178-188. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20200820&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200820&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.020. (in Chinese)
- [14] 杨焕波, 赵静, 兰玉彬, 等. 基于无人机可见光遥感和阈值法的玉米植被覆盖度提取[J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2020, 49(2): 283-288.  
YANG Huanbo, ZHAO Jing, LAN Yubin, Vegetation coverage extraction of corn field based on visible light remote sensing and threshold method[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2020, 49(2): 283-288. (in Chinese)
- [15] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 152-159.  
WANG Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 152-159. (in Chinese)
- [16] GAMON J A, SURFUS J S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer[J]. New Phytologist, 1999, 143(1):105-117.
- [17] VERRELST J, SCHAEPMAN M E, KOETZ B, et al. Angular sensitivity analysis of vegetation indices derived from CHRIS/PROBA data[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2341-2353.
- [18] SELLARO R, CREPY M, TRUPKIN S A, et al. Cryptochrome as a sensor of the blue/green ratio of natural radiation in

- arabidopsis[J]. *Plant Physiology*, 2010, 154(1): 401 - 409.
- [19] 魏全全, 李岚涛, 任涛, 等. 基于数字图像技术的冬油菜氮素营养诊断[J]. *中国农业科学*, 2015, 48(19): 3877 - 3886.  
WEI Quanquan, LI Lantao, REN Tao, et al. Diagnosing nitrogen nutrition status of winter rapeseed via digital image processing technique[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2015, 48(19): 3877 - 3886. (in Chinese)
- [20] 张培松, 孙毅明, 郭澎涛, 等. 基于数字图像分析技术的橡胶树叶片氮含量预测[J]. *热带作物学报*, 2015, 36(12): 2120 - 2124.  
ZHANG Peisong, SUN Yiming, GUO Pengtao, et al. Study on predicting nitrogen content of rubber tree leaf by digital image analysis[J]. *Chinese Journal of Tropical Crops*, 2015, 36(12): 2120 - 2124. (in Chinese)
- [21] PENUÉLAS J, GAMON J A, FREDEEN A L, et al. Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen- and water-limited sunflower leaves[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 135 - 146.
- [22] WOEBBECKE D M, MEYER G E, BARGEN K V, et al. Plant species identification, size, and enumeration using machine vision techniques on near-binary images[J]. *Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering*, 1993, 1836:208 - 219.
- [23] HUNT E R, CAVIGELLI M, CST D, et al. Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status[J]. *Precision Agriculture*, 2005, 6(4): 359 - 378.
- [24] 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 and Geoinformation*, 2015, 39: 79 - 87.
- [25] WOEBBECKE D M, MEYER G E, VON BARGEN K, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions[J]. *Transactions of the ASAE*, 1995, 38: 259 - 269.
- [26] MEYER G E, HINDMAN T W, LAKSMI K. Machine vision detection parameters for plant species identification [J]. *Proceedings of SPIE; the International Society for Optical Engineering*, 1999, 3543: 327 - 335.
- [27] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2): 282 - 293.
- [28] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, et al. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76 - 87.
- [29] SABERIOON M M, AMIN M S M, ANUAR A R, et al. Assessment of rice leaf chlorophyll content using visible bands at different growth stages at both the leaf and canopy scale [J]. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 2014, 32(10):35 - 45.
- [30] NIE Sheng, WANG Cheng, DONG Pinliang, et al. Estimating leaf area index of maize using airborne discrete-return LiDAR data[J]. *Remote Sensing Letters*, 2016, 7(2):111 - 120.
- [31] AHMAD I S, REID J F. Evaluation of colour representations for maize images [J]. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 1996, 63(3):185 - 195.
- [32] GUIJARRO M, PAJARES G, RIOMOROS I, et al. Automatic segmentation of relevant textures in agricultural images [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 75(1):75 - 83.
- [33] 龚红菊, 姬长英. 基于图像处理技术的麦穗产量测量方法[J]. *农业机械学报*, 2007, 38(12): 116 - 119.  
GONG Hongju, JI Changying. Estimating yield of wheat spike with its texture features based on image processing technology [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2007, 38(12): 116 - 119. (in Chinese)
- [34] 王炜, 林命遇, 马钦忠, 等. 支持向量机及其在震灾预报中的应用前景[J]. *西北地震学报*, 2006, 28(1): 78 - 84.  
WANG Wei, LIN Mingzhou, MA Qinzong, et al. Support vector machines and its application future in earthquake prediction [J]. *Northwestern Seismological Journal*, 2006, 28(1): 78 - 84. (in Chinese)
- [35] 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)
- [36] 万亮, 岑海燕, 朱姜蓬, 等. 基于纹理特征与植被指数融合的水稻含水量无人机遥感监测[J]. *智慧农业*, 2020, 2(1): 58 - 67.  
WAN Liang, CEN Haiyan, ZHU Jiangpeng, et al. Using fusion of texture features and vegetation indices from water concentration in rice crop to UAV remote sensing monitor[J]. *Smart Agriculture*, 2020, 2(1): 58 - 67. (in Chinese)
- [37] 刘畅, 杨贵军, 李振海, 等. 融合无人机光谱信息与纹理信息的冬小麦生物量估测[J]. *中国农业科学*, 2018, 51(16):3060 - 3073.  
LIU Chang, YANG Guijun, LI Zhenhai, et al. Biomass estimation in winter wheat by UAV spectral information and texture information fusion[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2018, 51(16): 3060 - 3073. (in Chinese)