

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.017

基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦产量估算

陶惠林¹ 徐良骥² 冯海宽^{1,3} 杨贵军^{1,4} 杨小冬^{3,4} 牛亚超²

(1. 北京农业信息技术研究中心农业农村部农业遥感机理与定量遥感重点实验室, 北京 100097;

2. 安徽理工大学测绘学院, 淮南 232001; 3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097;

4. 北京市农业物联网工程技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 为了准确和高效地预测作物产量,以冬小麦为研究对象,利用无人机遥感平台搭载高光谱相机,获取了冬小麦各生育期的无人机影像。根据高光谱具有较多的光谱信息且存在特有的红边区域的特点,选取了9种植被指数和5种红边参数。首先,分析植被指数和红边参数与产量的相关性,优选5种植被指数和2种红边参数用于构建产量估算模型;然后,构建了不同生育期的3种产量估算模型:单参数线性回归模型、基于植被指数并使用偏最小二乘回归方法模型、基于植被指数结合红边参数并使用偏最小二乘回归方法模型;最后利用3种模型分别估算冬小麦产量。结果表明:4个生育期内,大部分植被指数和红边参数与产量呈现极显著相关性;拔节期、挑旗期、开花期与灌浆期构建的单参数线性回归模型中表现最佳的参数分别为 REP、 Dr/Dr_{min} 、GNDVI 与 GNDVI;利用偏最小二乘回归方法提高了产量估算精度,以植被指数结合红边参数为因子构建的模型提高了产量估算效果(优于以植被指数为因子构建的产量模型)。本研究可为无人机高光谱估算作物产量提供参考。

关键词: 冬小麦; 产量; 无人机高光谱; 遥感; 估算; 偏最小二乘

中图分类号: S127; S512.1⁺1

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2020)07-0146-10

OSID:



Winter Wheat Yield Estimation Based on UAV Hyperspectral Remote Sensing Data

TAO Huilin¹ XU Liangji² FENG Haikuan^{1,3} YANG Guijun^{1,4} YANG Xiaodong^{3,4} NIU Yachao²

(1. Key Laboratory of Quantitative Remote Sensing in Agriculture, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

2. School of Geodesy and Geomatics, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China

3. National Engineering Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China

4. Beijing Engineering Research Center for Agriculture Internet of Things, Beijing 100097, China)

Abstract: In order to predict crop yields efficiently and accurately, winter wheat was taken as the research object, a UAV remote sensing platform was used, and a hyperspectral camera was carried to obtain UAV images of each growth stage to estimate crop yields. In order to accurately predict the yield, according to the characteristics of hyperspectral with more spectral information and the unique red edge area, nine vegetation indices and five red edge parameters were selected. The correlation between vegetation indices and red edge parameters and yield was analyzed. Five vegetation indices and two red edge parameters were selected for constructing yield estimation models, and then three yield estimation models with different growth stages were constructed: single-parameter linear regression model, model based on vegetation indices using partial least squares regression method, model based on vegetation indices combined with red edge parameters and using partial least squares regression method, and using different models to estimate winter wheat yield. The results showed that most of the vegetation indices and red edge parameters of the four growing stages were very significantly correlated with yield. Single-parameter linear regression models constructed at the jointing, flagging, flowering and filling stages, with the best performing parameters being REP, Dr/Dr_{min} , GNDVI and GNDVI. The partial least squares

收稿日期: 2020-04-01 修回日期: 2020-04-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(41601346, 41871333)和广东省重点领域研发计划项目(2019B020214002)

作者简介: 陶惠林(1994—),男,研究实习员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: 15755515505@163.com

通信作者: 冯海宽(1982—),男,助理研究员,主要从事农业定量遥感研究,E-mail: fenghaikuan123@163.com

regression method was used to improve the accuracy of yield estimation. At the same time, the model constructed with the vegetation indices combined with the red edge parameters as the factor improved the yield estimation effect (better than the yield model constructed with the vegetation indices as the factor). The research result provided a reference for UAV hyperspectral to estimate crop yield in agriculture.

Key words: winter wheat; yield; UAV hyperspectral; remote sensing; estimation; partial least squares

0 引言

作为我国的主要作物之一,冬小麦在粮食系统中一直扮演着重要的角色,因此对冬小麦的研究变得愈发重要^[1-3]。作物的产量关乎国家粮食安全和人民的生活水平^[4-8],传统方式测量产量不仅耗时、耗力,还会对作物造成损坏^[9-10]。近些年,遥感技术发展迅速,凭借其具有宏观、动态、快速、准确等优点,在农业领域开始广泛应用。根据平台类型的不同,遥感技术分为卫星遥感、航空遥感和近地遥感。卫星遥感可以用于大面积的作物监测,但运行周期长,获取的影像分辨率不高,存在混合像元,不利于农业管理者进行有效的作物监测^[11-15]。近地遥感由于受高度限制,无法获取正射影像。航空遥感平台分为载人飞机和无人机,而无人机相比载人飞机更具有成本优势,还具有出色的可操作性和更高的安全性^[16-18]。对比卫星遥感和近地遥感,无人机遥感空间分辨率较高,可以生成正射影像,具有低成本、高效、测量灵活等特点,已广泛应用于农业环境监测^[19-21]。常见的无人机遥感平台携带的传感器主要分为数码相机、多光谱相机和高光谱相机,就空间分辨率和获取的波段信息而言,高光谱相机优于数码相机和多光谱相机,在农业上对作物的生长监测也更加准确。

关于无人机高光谱的产量估算主要是直接基于植被指数或基于植被指数结合回归技术来实现^[22-29]。文献[22]基于无人机高光谱影像,采用21种植被指数估算产量,发现选用的植被指数和大豆生长密切相关。文献[23]基于高光谱影像,采用不同植被指数预测玉米产量。文献[24]利用无人机遥感数据和不同植被指数估算产量,其中归一化差异植被指数估算产量能力最佳。文献[25]利用无人机高光谱数据结合不同的植被指数,并通过最小二乘法估算冬小麦产量,发现最优估算指数是EVI2 (Enhanced vegetation index without a blue band)。文献[26]证明采用人工神经网络(ANN)方法估算产量的效果优于仅基于植被指数的估算。文献[27]利用PLS-MLR和PLS-ANN估算柑橘产量,探究最佳的产量预测方法和模型的稳定性。文献[28]基于无人机高光谱影像,利用不同的回归技

术估算冬小麦产量,预测的效果较高。

以上研究均为分析单个或多个植被指数对产量估算的影响,利用高光谱的波段信息探讨估算产量能力的研究却鲜见报道。无人机高光谱具有较多的波段,可以充分获取作物冠层信息,更能准确反映作物生理生化信息。由于无人机高光谱的多波段特点,因此具有数码相机和多光谱相机所没有的特征信息(如红边区域,此区域也包含了很多的作物信息)。本文以国家精准农业研究示范基地的冬小麦为研究对象,利用无人机高光谱遥感平台,基于植被指数、基于植被指数结合红边参数,并利用偏最小二乘回归(Partial least squares regression, PLSR)分别构建产量估算模型,评估无人机高光谱红边区域的估算产量效果,以探讨提高产量估算精度的方法,为快速、高效的作物产量监测提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验区位于北京市昌平区小汤山镇的国家精准农业研究示范基地,地处东经116°34'~117°0',北纬40°0'~40°21',该区域地势平坦,平均海拔约为36 m,属于温带半湿润大陆性季风气候,全年的平均温度为11.8℃,年降雨量为644 mm,年平均日照时数为2 684 h。

1.2 试验设计

试验选用2个品种冬小麦,分别为京麦9843(J9843)和中麦175(ZM175),同时,设置了不同的氮素和水分灌溉处理。氮素分为4种水平:N1(0 kg/hm²)、N2(195 kg/hm²)、N3(390 kg/hm²)、N4(585 kg/hm²);水分分为3种水平:W0(仅降雨)、W1(675 m³/hm²)、W2(1 012.5 m³/hm²),按正交试验设计,对以上的每种处理方式重复3次,每种处理为16个小区,共48个小区,试验区位置和设计如图1所示。

1.3 地面数据获取及处理

地面实测过程中,于冬小麦成熟期获取产量数据。为了保证采集的数据均匀和有代表性,在每个小区的对角线交点处取1 m²区域进行采样,分别获取了48个小区样本,将获取的样本放入袋

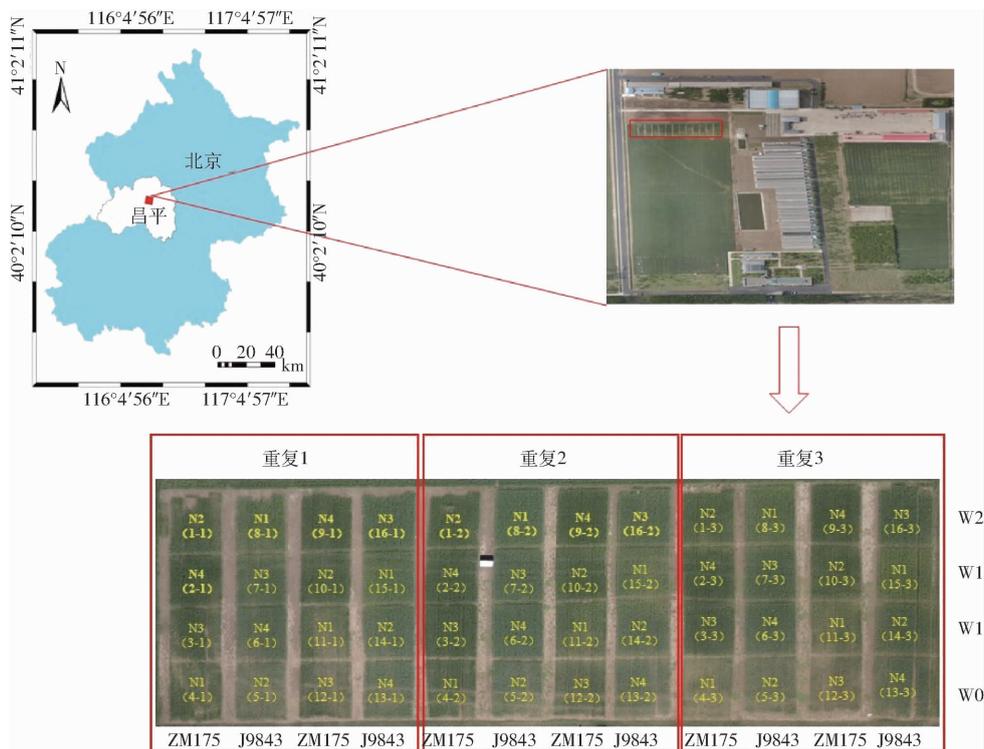


图1 研究区位置和试验设计

Fig. 1 Study area location and experimental design

中带回实验室,将样本晒至恒定质量后,称取各小区的冬小麦产量,产量单位 kg/hm^2 ,共获取 48 组产量数据。

1.4 无人机高光谱遥感数据的获取与处理

在冬小麦拔节期(2015年4月21日)、挑旗期(2015年4月26日)、开花期(2015年5月13日)和灌浆期(2015年5月22日)进行了无人机飞行试验。采用 DJI S1000 型八旋翼无人机,机身净质量 4.2 kg,载物质量 6 kg,携带 2 块 18 000 mA·h (25 V) 电池,能够持续飞行 30 min,飞行高度为 80 m,速度为 8 m/s,为了获取稳定冬小麦冠层光谱反射率,选择晴朗无云的天气,于 12:00 开始试验。搭载的传感器为 Cubert UHD185 Firefly 型成像光谱仪,简称 UHD185,主要参数如表 1 所示。

表1 成像光谱仪主要参数

Tab. 1 Main parameters of imaging spectrometer

| 参数 | 属性 |
|---------|-----------|
| 产地 | 德国 |
| 质量/kg | 0.47 |
| 光谱范围/nm | 450 ~ 950 |
| 光谱间隔/nm | 4 |

将获取的无人机高光谱进行预处理,主要包括影像校正、影像拼接和反射率提取。在进行高光谱影像校正时,需要将影像的 DN (Digital number) 值转换为地表反射率^[29]。利用德国 Cubert Cube-Pilot 软件将不同生育期的全色图像和高光谱图像,生成

融合后的高光谱影像,生成的影像空间分辨率为 2 cm;再通过俄罗斯 Agisoft PhotoScan 软件完成高光谱影像的拼接工作。

1.5 研究方法

1.5.1 分析方法

利用偏最小二乘回归 (Partial least squares regression, PLSR) 方法构建不同生育期的产量估算模型。PLSR 结合了主成分分析和典型相关分析的特点,特别当变量个数较多时,存在多重相关性,而观测变量数据较少时,利用 PLSR 建立的模型具有传统的典型回归分析所没有的优点。通过将自变量和因变量标准化,得到相关系数矩阵和主成分对,建模中采用了数据降维技术,并且可以消除多个变量的共线性问题,将多个自变量减少为几个互不相关的潜变量^[30-31]。

1.5.2 植被指数选取

目前对植被指数的研究众多,在已有的研究成果上,选取了 MSR、NDVI、OSAVI、TCARI、MCARI、EVI2、GNDVI、RVI、LCI 共 9 种与产量相关的植被指数^[32-43],构建植被指数与产量之间的遥感监测模型。

1.5.3 红边参数选取

由于叶绿素吸收、叶片和冠层散射的作用,在 670 ~ 750 nm 波段范围,植被的光谱反射率从低值迅速增加到较高值,此区域被称为红边区域^[44]。为了研究红边区域对作物产量估算的影响,选取了

5 个红边参数进行产量模型构建。分别选取了红边位置(REP)、红边振幅(Dr)、最小振幅(Dr_{\min})、红边振幅/最小振幅(Dr/Dr_{\min}) 和红边面积(SDr)。红边位置为 680 ~ 750 nm 范围光谱最大一阶微分的波长^[45]; 红边振幅为红边位置的一阶微分^[46]; 最小振幅为最小红边振幅^[41]; 红边面积为红边区域的所有光谱一阶微分的和^[47]。

1.5.4 模型精度验证

为了构建产量的估算模型, 使用不同生育期的重复 1 和重复 2 小区作为建模集样本, 剩余重复 3 小区作为验证集样本, 即选用每个生育期的 2/3 样本建模(32 个样本), 剩余 1/3 样本验证(16 个样本)。为了评价所构建的产量模型, 选取了决定系数(Coefficient of determination, R^2)、均方根误差(Root mean squared error, RMSE) 和标准均方根误差(Normalized root mean squared error, NRMSE) 3 种评价指标来验证模型精度^[48]。 R^2 越大说明模型的拟合效果越好, RMSE 与 NRMSE 越小说明模型预测的精度越高。

2 结果分析

2.1 植被指数、红边参数和产量相关性分析

将选取的植被指数、红边参数分别与冬小麦产量进行相关性分析, 得到不同生育期的相关性分析结果(样本数 $n = 48$), 如表 2 所示。从表 2 可知, 对于植被指数, 从拔节期到灌浆期, 大部分植被指数与产量相关性表现为逐渐增强, 并且大部分植被指数与产量为极显著相关(0.01 水平显著)。拔节期 TCARI 为显著相关, OSAVI、MCARI 和 EVI2 无显著相关, 剩余植被指数都为极显著相关; 挑旗期除 MCARI 外, 其余植被指数均表现为 0.01 水平显著相关; 开花期大部分植被指数和产量之间的相关性增强, 其中 TCARI 为无显著相关, MCARI 为显著相关; 灌浆期植被指数和红边参数与产量相关性变高, 对于植被指数, 相关性表现和开花期相似, TCARI 表现无显著相关, MCARI 表现显著相关。

大部分红边参数与产量为极显著相关(0.01 水平显著)。拔节期除 Dr 和 SDr 为无显著相关外, 剩余红边参数都为极显著相关; 挑旗期红边参数中 Dr 表现 0.05 水平显著相关, SDr 表现无显著相关; 开花期红边参数中仅 Dr_{\min} 为无显著相关, 其余红边参数均为极显著相关; 灌浆期红边参数均表现为极显著相关。

分析不同生育期的植被指数以及红边参数与产量的相关性: 拔节期相关系数绝对值最高为 0.511,

对应的是红边参数 REP; 挑旗期相关系数绝对值最大为 Dr_{\min} , 为 0.740; 开花期相关性系数最大为 0.776, 为植被指数 GNDVI; 灌浆期也是 GNDVI 的相关系数绝对值最高, 为 0.793。

表 2 不同生育期植被指数、红边参数与产量相关系数
Tab. 2 Correlation between vegetation indices, red edge parameters and yield at different growth stages

| 参数 | 拔节期 | 挑旗期 | 开花期 | 灌浆期 |
|----------------|-----------|-----------|----------|-----------|
| LCI | 0.457 ** | 0.663 ** | 0.755 ** | 0.782 ** |
| GNDVI | 0.446 ** | 0.650 ** | 0.776 ** | 0.793 ** |
| NDVI | 0.400 ** | 0.614 ** | 0.712 ** | 0.743 ** |
| MSR | 0.400 ** | 0.628 ** | 0.748 ** | 0.758 ** |
| RVI | 0.399 ** | 0.640 ** | 0.751 ** | 0.753 ** |
| TCARI | -0.340 * | -0.613 ** | 0.008 | -0.077 |
| OSAVI | 0.219 | 0.491 ** | 0.698 ** | 0.720 ** |
| MCARI | -0.123 | -0.250 | 0.325 * | 0.356 * |
| EVI2 | 0.095 | 0.392 ** | 0.679 ** | 0.698 ** |
| REP | 0.511 ** | 0.371 ** | 0.398 ** | 0.521 ** |
| Dr | 0.039 | 0.296 * | 0.652 ** | 0.692 ** |
| Dr_{\min} | -0.418 ** | -0.740 ** | -0.141 | -0.428 ** |
| Dr/Dr_{\min} | 0.489 ** | 0.733 ** | 0.451 ** | 0.772 ** |
| SDr | 0.061 | 0.269 | 0.639 ** | 0.659 ** |

注: * 表示 0.05 水平显著, ** 表示 0.01 水平显著。

2.2 单参数估算模型建立

根据表 2 的相关性结果, 可以发现在不同生育期, 植被指数 LCI、GNDVI、NDVI、MSR、RVI 都呈现极显著相关, 红边参数 REP 和 Dr/Dr_{\min} 也表现为极显著, 说明这 7 个参数在冬小麦各个生育期都有较强的相关性。将这 7 个参数分别与产量之间建立线性关系, 结果如表 3 所示。根据表 3, 从拔节期到灌浆期, 开花期和灌浆期中的植被指数与产量的回归效果优于拔节期和挑旗期。而红边参数与产量的回归关系变化无规律。拔节期建模的 R^2 最大为 0.20, 对应的是 REP 和 Dr/Dr_{\min} , 比较 RMSE 和 NRMSE, 同时验证 REP 的 R^2 最大, 所以 REP 估算产量效果较好。挑旗期建模和验证 R^2 最高的为 Dr/Dr_{\min} , 分别为 0.51 与 0.64, RMSE 与 NRMSE 最低, 此生育期估算产量效果最好的参数为 Dr/Dr_{\min} 。开花期 GNDVI 估算产量效果最好, 建模 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.55、901.63 kg/hm² 与 14.77%。灌浆期 GNDVI 在建模中表现最佳, 其 R^2 为此生育期最高值, RMSE 和 NRMSE 为最低值, 建模 R^2 、RMSE 和 NRMSE 分别为 0.53、929.49 kg/hm² 与 15.22%。不同生育期各参数构建的产量估算模型表现差异较大, 这是由于植被指数和红边参数在各生育期与产量的敏感性不同, 导致对产量估算的效果也不一样。

表3 植被指数、红边参数与产量的回归关系

Tab. 3 Regression relationship between vegetation indices, red edge parameters and yield

| 生育期 | 植被指数 | 建模 ($n = 32$) | | | 验证 ($n = 16$) | | |
|-----|----------------------|-----------------|---|---------|-----------------|---|---------|
| | | R^2 | RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$) | NRMSE/% | R^2 | RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$) | NRMSE/% |
| 拔节期 | LCI | 0.12 | 1 268.37 | 20.77 | 0.45 | 1 016.63 | 19.27 |
| | GNDVI | 0.11 | 1 273.68 | 20.86 | 0.45 | 1 016.80 | 19.27 |
| | NDVI | 0.07 | 1 300.18 | 21.30 | 0.42 | 1 048.44 | 19.87 |
| | MSR | 0.07 | 1 298.96 | 21.28 | 0.38 | 1 080.90 | 20.49 |
| | RVI | 0.08 | 1 295.60 | 21.22 | 0.35 | 1 104.55 | 20.94 |
| | REP | 0.20 | 1 204.70 | 19.73 | 0.41 | 1 054.67 | 19.99 |
| | Dr/Dr _{min} | 0.20 | 1 207.45 | 19.78 | 0.31 | 1 139.30 | 21.59 |
| 挑旗期 | LCI | 0.36 | 1 077.05 | 17.64 | 0.62 | 846.19 | 16.04 |
| | GNDVI | 0.35 | 1 092.58 | 17.90 | 0.62 | 846.39 | 16.04 |
| | NDVI | 0.30 | 1 131.48 | 18.53 | 0.59 | 879.93 | 16.68 |
| | MSR | 0.32 | 1 116.02 | 18.28 | 0.61 | 856.04 | 16.23 |
| | RVI | 0.34 | 1 097.37 | 17.97 | 0.61 | 855.40 | 16.21 |
| | REP | 0.11 | 1 271.49 | 20.83 | 0.19 | 1 237.81 | 23.46 |
| | Dr/Dr _{min} | 0.51 | 944.40 | 15.47 | 0.64 | 820.71 | 15.56 |
| 开花期 | LCI | 0.52 | 939.76 | 15.39 | 0.64 | 829.71 | 15.73 |
| | GNDVI | 0.55 | 901.63 | 14.77 | 0.67 | 791.41 | 15.00 |
| | NDVI | 0.43 | 1 016.44 | 16.65 | 0.61 | 861.46 | 16.33 |
| | MSR | 0.47 | 985.08 | 16.13 | 0.71 | 745.47 | 14.13 |
| | RVI | 0.48 | 978.15 | 16.02 | 0.72 | 721.03 | 13.67 |
| | REP | 0.17 | 1 228.62 | 20.12 | 0.11 | 1 297.79 | 24.60 |
| | Dr/Dr _{min} | 0.13 | 1 261.81 | 20.67 | 0.29 | 1 161.90 | 22.02 |
| 灌浆期 | LCI | 0.49 | 961.39 | 15.75 | 0.79 | 634.90 | 12.03 |
| | GNDVI | 0.53 | 929.49 | 15.22 | 0.80 | 621.99 | 11.79 |
| | NDVI | 0.43 | 1 018.16 | 16.68 | 0.73 | 717.31 | 13.60 |
| | MSR | 0.46 | 992.62 | 16.26 | 0.79 | 634.20 | 12.02 |
| | RVI | 0.46 | 992.89 | 16.26 | 0.80 | 621.17 | 11.77 |
| | REP | 0.23 | 1 184.95 | 19.41 | 0.26 | 1 181.53 | 22.40 |
| | Dr/Dr _{min} | 0.51 | 943.87 | 15.46 | 0.70 | 749.71 | 14.21 |

2.3 基于植被指数、植被指数结合红边参数的产量估算模型构建

为了评价 PLSR 和植被指数以及植被指数结合红边参数估算产量的能力,利用表 3 中选取的 5 个植被指数和 2 个红边参数,通过 PLSR 方法构建冬小麦不同生育期的基于植被指数与植被指数结合红边参数的产量估算模型,估算精度分别见表 4 和表 5。由表 4 和表 5 可以看出,4 个生育期中,开花期的产量估算表现为最佳 ($R^2 = 0.74$, RMSE 为 684.49 kg/hm^2 , NRMSE 为 11.21%)。对于基于植被指数结合红边参数的产量估算,从拔节期到开花期, R^2 表现为一直增加, RMSE 和 NRMSE 一直减小;从开花期到灌浆期, R^2 表现为开始减小, RMSE 和 NRMSE 开始增加, 4 个生育期的产量估算表现和基于植被指数的产量估算表现一致。其中不同生育期,开花期的 R^2 最高, RMSE 和 NRMSE 最低, 此生育期的产量估算精度最高 ($R^2 = 0.80$, RMSE 为 595.90 kg/hm^2 , NRMSE 为 9.76%), 为最佳的估算

表 4 基于植被指数的产量估算精度

Tab. 4 Yield estimation accuracy based on vegetation indices

| 生育期 | R^2 | RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$) | NRMSE/% |
|-----|-------|---|---------|
| 拔节期 | 0.44 | 1 007.92 | 16.51 |
| 挑旗期 | 0.64 | 806.37 | 13.21 |
| 开花期 | 0.74 | 684.49 | 11.21 |
| 灌浆期 | 0.66 | 788.78 | 12.92 |

表 5 基于植被指数和红边参数的产量估算精度

Tab. 5 Yield estimation accuracy based on vegetation indices and red edge parameters

| 生育期 | R^2 | RMSE/($\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$) | NRMSE/% |
|-----|-------|---|---------|
| 拔节期 | 0.47 | 983.28 | 16.11 |
| 挑旗期 | 0.68 | 762.81 | 12.49 |
| 开花期 | 0.80 | 595.90 | 9.76 |
| 灌浆期 | 0.70 | 745.51 | 12.21 |

产量时期。对比基于植被指数和基于植被指数结合红边参数的产量估算效果,均表现出开花期的产量

估算效果最佳,同时不同生育期的基于植被指数结合红边参数的产量估算精度高于基于植被指数的产量估算精度。

为了验证基于植被指数和基于植被指数结合红边参数估算产量的精度,利用验证集数据进行验证,得到基于植被指数以及基于植被指数和红边参数的不同生育期产量实测值与预测值的关系,如图2、3所示。根据图2、3,比较基于植被指数的产量实测值与预测值关系,4个生育期产量模

型的 R^2 也是先增加后降低,在开花期达到最高, RMSE和NRMSE的变化为先降低后增加,模型评价指标的变化趋势和估算产量精度模型一致,说明了模型验证效果较好。比较基于植被指数和红边参数的实测值与预测值关系,从拔节期到开花期产量模型的 R^2 、RMSE和NRMSE的变化和基于植被指数一致,另外基于植被指数和红边参数的验证效果优于基于植被指数,这个结果和产量估算精度保持一致。

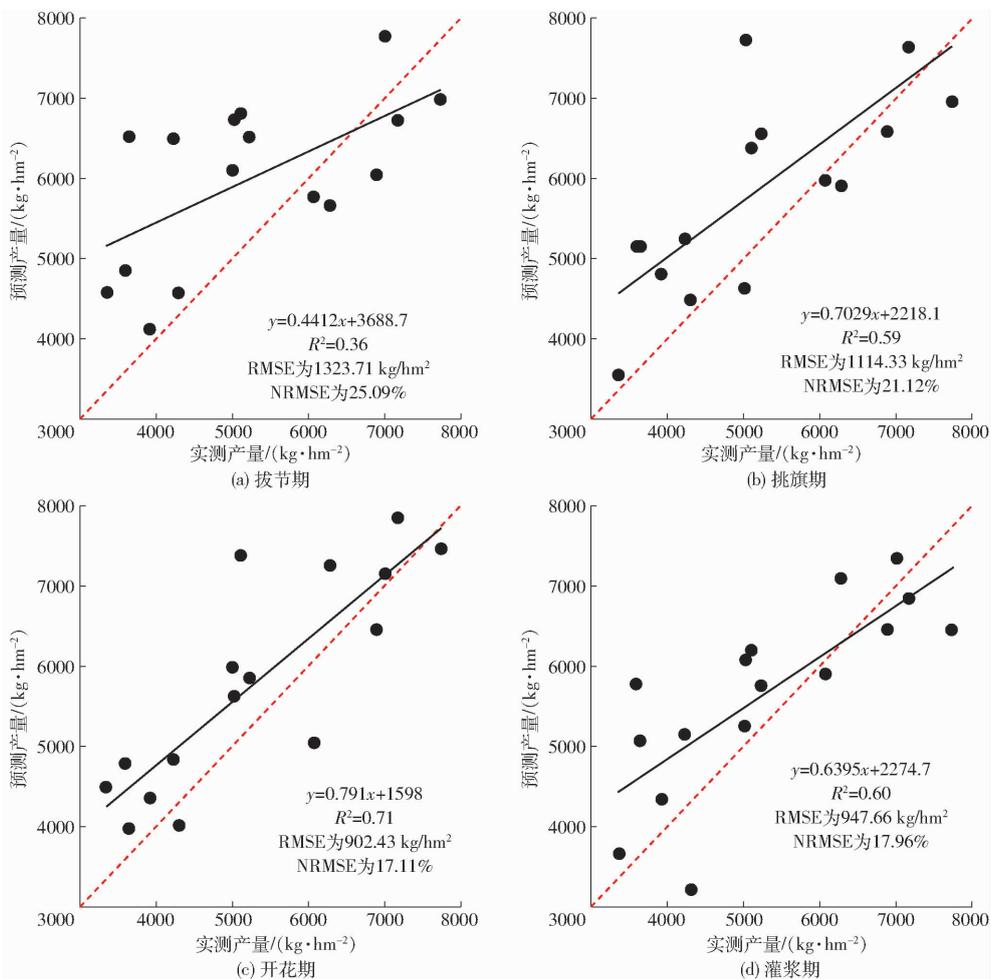


图2 基于植被指数的冬小麦不同生育期产量实测值与预测值关系

Fig. 2 Relationships between measured and predicted yields of winter wheat at different growth stages based on vegetation indices

2.4 产量分布

比较基于植被指数、基于植被指数和红边参数的产量模型,其中在开花期,基于植被指数和红边参数构建的产量估算模型最佳,利用此生育期的产量模型,生成基于植被指数和红边参数的冬小麦开花期产量预测分布图,见图4。从图4可知,重复1、重复2和重复3区域产量分布差异明显,其中重复2区域产量高于重复1和重复3区域,而重复1区域也高于重复3区域,与施肥与水分处理有关,整体上,开花期产量分布范围是3 500~9 000 kg/hm²。

根据实际测量的产量结果,重复2区域产量高于重复1和重复3区域,并且开花期实测产量主要为3 500~9 000 kg/hm²,结果和基于产量估算模型预测得的产量分布一致,说明了估算产量模型可行。

3 讨论

目前,估算作物产量大多为利用卫星遥感或实地测量的方式获取,卫星遥感技术可以监测大区域的作物产量,但空间分辨率低,对于小区域的产量分布监测效果不明显;地面测量消耗大量人力物力,不

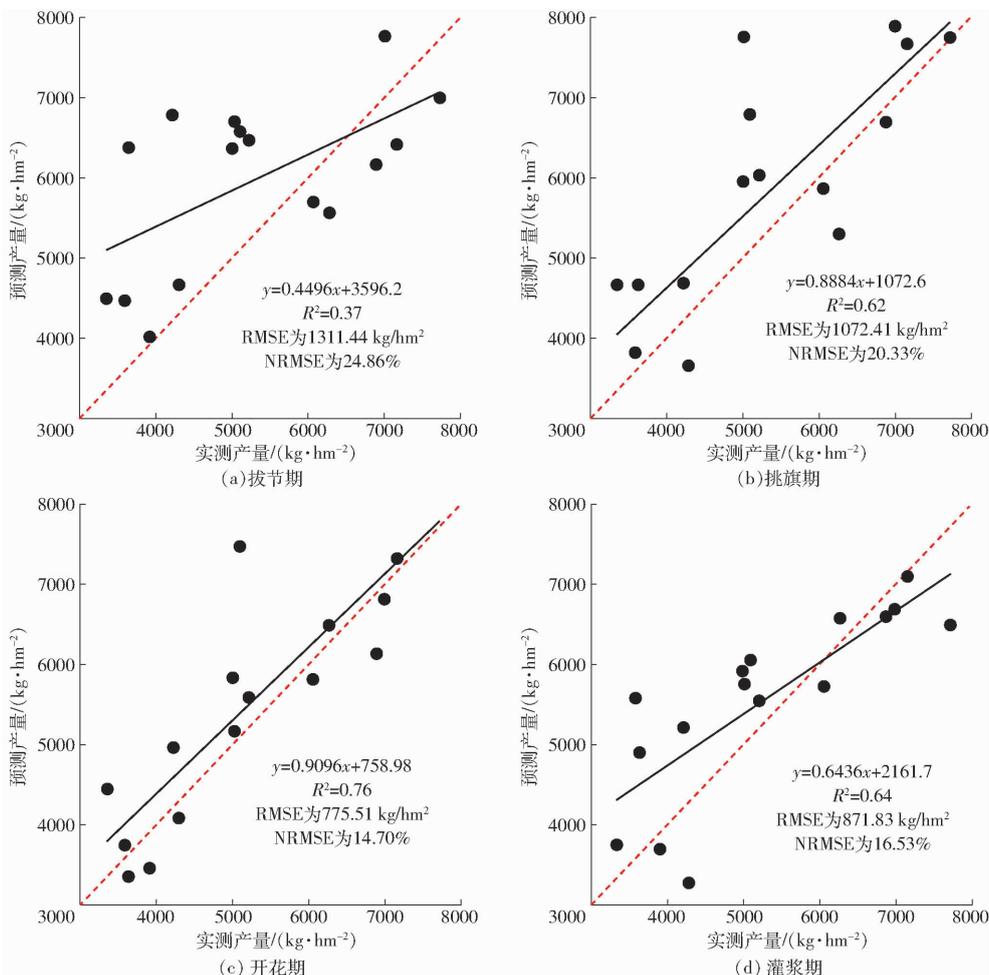


图3 基于植被指数和红边参数的冬小麦不同生育期产量实测值与预测值关系

Fig. 3 Relationships between measured and predicted winter wheat yields at different growth stages based on vegetation indices and red edge parameters

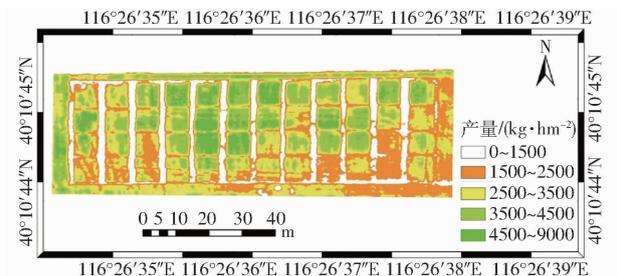


图4 开花期产量预测分布图

Fig. 4 Distribution of yield prediction at flowering stage

能高效地监测产量。本文基于无人机获取数据具有高效和较高的空间分辨率的特点,同时根据高光谱具有多波段的特征,利用无人机高光谱获取了冬小麦不同生育期的影像数据,融入了高光谱的特有波段区域(红边区域),获取了较好的产量估算效果,为作物产量的准确和快速估算提供了新的方法。

3.1 基于单个植被指数或红边参数的产量估算

不同生育期的植被指数,大部分都与产量之间表现为极显著相关,随着生育期,植被指数与产量的相关性增强;而红边参数在不同生育期与产量的相关性也主要呈极显著,但从拔节期到灌浆期,相关性

变化无规律。原因可能是选取的植被指数在各个生育期对产量敏感性较高,红边参数中有个别与产量敏感性较好。正是因为敏感性不同,所以在构建产量模型时需要对参与建模的植被指数和红边参数进行挑选。利用挑选出的植被指数和红边参数构建产量估算模型,发现单个的植被指数或红边参数的产量估算效果有较大差异,拔节期、挑旗期和灌浆期中都是单个的红边参数表现为最佳的产量估算效果,而仅仅开花期单个植被指数表现为最佳,说明了红边参数对作物产量预测有很强的能力。文献[49]证明了红边参数能够很好地反演作物的LAI。而本文发现了红边参数对冬小麦有很好的产量估算效果,这就意味着红边参数不仅可以预测LAI,还可以预测产量,更好地探究了红边参数与作物产量之间的关系,为提高作物产量的估算精度提供一种新的方法。

3.2 基于植被指数和红边参数的PLSR方法产量估算

通过PLSR方法,分别构建基于植被指数、基于植被指数和红边参数的产量模型,发现利用PLSR

构建的产量模型优于单个植被指数或单个红边参数构建的模型。文献[50]发现了多个植被指数结合PLSR方法能够很好地估算作物参数,估算效果强于仅单个植被指数的估算。文献[51]也证明了利用PLSR方法能够很好地提高反演作物叶绿素含量的精度。这些结果和本研究保持一致,通过PLSR冬小麦产量估算效果得到了提高,但也发现了红边参数对估算产量精度的影响,将植被指数结合红边参数估算产量,在不同生育期,基于植被指数和红边参数的产量模型都优于基于植被指数的模型,并且均提高了估算精度,说明了红边参数对作物产量估算有积极的促进作用,能够很好地用于预测作物产量。

在以后的研究中,应该探究更多的波段信息,分析不同的波段信息下冬小麦的产量估算效果,另外还可以试验不同的作物,验证基于无人机高光谱条件下不同作物下的产量估算能力。

4 结束语

在不同生育期,植被指数和红边参数与产量的相关性差异明显,但大部分都呈现极显著相关。利用优选的植被指数和红边参数建立不同生育期的单参数产量估算模型,拔节期、挑旗期、开花期和灌浆期的最佳产量估算参数分别为REP、Dr/Dr_{min}、GNDVI与GNDVI,对应的建模 R^2 分别为0.20、0.51、0.55和0.53。基于植被指数或植被指数结合红边参数,并利用PLSR构建各生育期的产量估算模型,均在开花期表现最佳(R^2 分别为0.74和0.80),与基于植被指数和基于植被指数结合红边参数的产量模型相比,使用PLSR提高了产量估算精度。同时,基于植被指数结合红边参数的产量估算模型在冬小麦不同生育期均表现出优于基于植被指数的产量模型。

参 考 文 献

- [1] 丛振涛,王舒展,倪广恒,等. 气候变化对冬小麦潜在产量影响的模型模拟分析[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2008, 48(9): 1426-1430.
CONG Zhentao, WANG Shuzhan, NI Guangheng, et al. Simulation of the impact of climate change on winter wheat production [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2008, 48(9): 1426-1430. (in Chinese)
- [2] 林瑞余,蔡碧琼,柯庆明,等. 不同水稻品种产量形成过程的固碳特性研究[J]. 中国农业科学, 2006, 39(12): 2441-2448.
LIN Ruiyu, CAI Biqiong, KE Qingming, et al. Characteristics of carbon fixation in different rice cultivars during yield formation process [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2006, 39(12): 2441-2448. (in Chinese)
- [3] 屈莎,李振海,邱春霞,等. 基于开花期氮素营养指标的冬小麦籽粒蛋白质含量遥感预测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(12): 186-193.
QU Sha, LI Zhenhai, QIU Chunxia, et al. Remote sensing prediction of winter wheat grain protein content based on nitrogen nutrition index at anthesis stage [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(12): 186-193. (in Chinese)
- [4] WANG L, TIAN Y, YAO X, et al. Predicting grain yield and protein content in wheat by fusing multi-sensor and multi-temporal remote-sensing images [J]. Field Crops Research, 2014, 164(8): 178-188.
- [5] NOURELDIN N A, ABOELGHAR M A, SAUDYH S, et al. Rice yield forecasting models using satellite imagery in Egypt [J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences, 2013, 16(1): 125-131.
- [6] 任建强,陈仲新,唐华俊,等. 基于遥感信息与作物生长模型的区域作物单产模拟[J]. 农业工程学报, 2011, 27(8): 257-264.
REN Jianqiang, CHEN Zhongxin, TANG Huajun, et al. Crop yield simulation based on crop growth model and remote sensing data [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(8): 257-264. (in Chinese)
- [7] MUELLER N D, GERBER J S, JOHNSTON M, et al. Closing yield gaps through nutrient and water management [J]. Nature, 2012, 490(7419): 254-257.
- [8] KEFAUVER S C, VICENTE R, VERGARA O, et al. Comparative UAV and field phenotyping to assess yield and nitrogen use efficiency in hybrid and conventional barley [J]. Frontiers in Plant Science, 2017, 8: 1733.
- [9] 姚阔,郭旭东,南颖,等. 植被生物量高光谱遥感监测研究进展[J]. 测绘科学, 2016, 41(8): 48-53.
YAO Kuo, GUO Xudong, NAN Ying, et al. Research progress of hyperspectral remote sensing monitoring of vegetation biomass assessment [J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(8): 48-53. (in Chinese)
- [10] REYNOLDS C A, YITAYEW M, SLACK D C, et al. Estimating crop yields and production by integrating the FAO crop specific water balance model with real-time satellite data and ground-based ancillary data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(18): 3487-3508.
- [11] 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)

- [12] DU M, NOGUCHI N. Multi-temporal monitoring of wheat growth through correlation analysis of satellite images, unmanned aerial vehicle images with ground variable[J]. IFAC-Papers on Line, 2016, 49(16): 5-9.
- [13] WHEELER T, VON B J. Climate change impacts on global food security[J]. Science, 2013, 341(6145): 508-513.
- [14] YU N, LI L, SCHMITZ N, et al. Development of methods to improve soybean yield estimation and predict plant maturity with an unmanned aerial vehicle based platform[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 187: 91-101.
- [15] BERNI J, ZARCOTEJADA P J, SUAREZ L, et al. Thermal and narrowband multispectral remote sensing for vegetation monitoring from an unmanned aerial vehicle[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2009, 47(3): 722-738.
- [16] 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. Agricultural remote sensing monitoring application based on UAV image[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18):136-145. (in Chinese)
- [17] ZHANG C, KOVACS J M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review[J]. Precision Agriculture, 2012, 13(6): 693-712.
- [18] 李冰, 刘榕源, 刘素红, 等. 基于低空无人机遥感的冬小麦覆盖度变化监测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(13): 160-165.
LI Bing, LIU Rongyuan, LIU Suhong, et al. Monitoring vegetation coverage variation of winter wheat by low-altitude UAV remote sensing system[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(13):160-165. (in Chinese)
- [19] 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):35-46.
- [20] EVERAERT J. The use of unmanned aerial vehicles (UAVs) for remote sensing and mapping[J]. Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2008, 144:1187-1191.
- [21] JAKOB G, JOHANNA L, WILHELM C. Combined spectral and spatial modeling of corn yield based on aerial images and crop surface models acquired with an unmanned aircraft system[J]. Remote Sensing, 2014, 6(11):10335-10355.
- [22] 赵晓庆, 杨贵军, 刘建刚, 等. 基于无人机电载高光谱空间尺度优化的大豆育种产量估算[J]. 农业工程学报, 2017, 33(1): 110-116.
ZHAO Xiaoqing, YANG Guijun, LIU Jian'gang, et al. Estimation of soybean breeding yield based on optimization of spatial scale of UAV hyperspectral image[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(1):110-116. (in Chinese)
- [23] GOEL P K, PRASHER S O, LANDRY J A, et al. Hyperspectral image classification to detect weed infestations and nitrogen status in corn [J]. Transactions of the ASAE, 2003, 46(2):539-550.
- [24] GONG Y, DUAN B, FANG S, et al. Remote estimation of rapeseed yield with unmanned aerial vehicle (UAV) imaging and spectral mixture analysis[J]. Plant Methods, 2018, 14(1): 1-14.
- [25] 朱婉雪, 李仕冀, 张旭博, 等. 基于无人机遥感植被指数优选的田块尺度冬小麦估产[J]. 农业工程学报, 2018, 34(11): 78-86.
ZHU Wanxue, LI Shiji, ZHANG Xubo, et al. Estimation of winter wheat yield using optimal vegetation indices from unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(11): 78-86. (in Chinese)
- [26] UNO Y, PRASHER S O, LACROIX R, et al. Artificial neural networks to predict corn yield from compact airborne spectrographic imager data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2005, 47(2):149-161.
- [27] 叶旭君, SAKAI J, 何勇. 基于机载高光谱成像的柑橘产量预测模型研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(5): 1295-1300.
YE Xujun, SAKAI J, HE Yong. Development of citrus yield prediction model based on airborne hyperspectral imaging[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(5): 1295-1300. (in Chinese)
- [28] TAO H, FENG H, XU L, et al. Estimation of the yield and plant height of winter wheat using UAV-based hyperspectral images[J]. Sensors, 2020, 20(4): 1231.
- [29] TURNER D, LUCIEER A, WALLACE L. Direct georeferencing of ultrahigh-resolution UAV imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(5): 2738-2745.
- [30] 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)
- [31] 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 leaf area index based on wavelet transform and support vector machine regression in winter wheat[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(1): 335-340. (in Chinese)
- [32] WU C, NIU Z, TANG Q, et al. Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: modeling and validation [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2008, 148(8-9):1230-1241.
- [33] CHEN J M. Evaluation of vegetation indices and a modified simple ratio for boreal applications[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2014, 22(3): 229-242.
- [34] PENUELAS J, ISLA R, FILELLA I, et al. Visible and near-infrared reflectance assessment of salinity effects on barley[J].

- Crop Science, 1997, 37(1):198-202.
- [35] HASEGAWA K, MATSUYAMA H, TSUZUKI H, et al. Improving the estimation of leaf area index by using remotely sensed NDVI with BRDF signatures[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(3): 514-519.
- [36] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95-107.
- [37] 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.
- [38] JIANG Z, HUETE A R, DIDAN K, et al. Development of a two-band enhanced vegetation index without a blue band[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(10): 3833-3845.
- [39] 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.
- [40] APARICIO N, VILLEGAS D, CASADESUS J, et al. Spectral vegetation indices as non-destructive tools for determining durum wheat yield[J]. Agronomy Journal, 2000, 92(1): 83-91.
- [41] JORDAN C F. Derivation of leaf area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663-666.
- [42] SCHLERF M, ATZBERGER C, HILL J. Remote sensing of forest biophysical variables using HyMap imaging spectrometer data[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 95(2): 177-194.
- [43] DATT B. A new reflectance index for remote sensing of chlorophyll content in higher plants: tests using eucalyptus leaves[J]. Journal of Plant Physiology, 1999, 154(1): 30-36.
- [44] HORLER D N H, DOCKRAY M, BARBER J. The red edge of plant leaf reflectance[J]. International Journal of Remote Sensing, 1983, 4(2): 273-288.
- [45] DAWSOON P, CURRAN P J. Technical note a new technique for interpolating the reflectance red edge position [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19(11): 2133-2139.
- [46] 冯伟, 朱艳, 姚霞, 等. 利用红边特征参数监测小麦叶片氮素积累状况[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 194-201. FENG Wei, ZHU Yan, YAO Xia, et al. Monitoring nitrogen accumulation in wheat leaf with red edge characteristics parameters[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(11): 194-201. (in Chinese)
- [47] FILELLA I, PENUELAS J. The red edge position and shape as indicators of plant chlorophyll content, biomass and hydric status[J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15(7): 1459-1470.
- [48] 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)
- [49] 高林, 杨贵军, 于海洋, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 113-120. GAO Lin, YANG Guijun, YU Haiyang, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(22): 113-120. (in Chinese)
- [50] 陶惠林, 冯海宽, 杨贵军, 等. 基于无人机成像高光谱影像的冬小麦 LAI 估测[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 176-187. TAO Huilin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Leaf area index estimation of winter wheat based on UAV imaging hyperspectral imagery[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 176-187. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200119&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.019. (in Chinese)
- [51] 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. 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?flag=1&file_no=20161139&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.039. (in Chinese)