

无人机多光谱数据可靠性分析与冬小麦产量估算研究

胡田田¹ 赵璐¹ 崔晓路¹ 张俊¹ 李澳旗¹ 王小昌²

(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. 陕西省农业宣传信息中心, 西安 710048)

摘要: 无人机多光谱遥感用于冬小麦产量预测中捕获的数据准确性不高,为指导田块尺度下冬小麦产量的精准预测,需构建高精度的冬小麦产量估算模型。本研究利用校正后的近地面高光谱数据(Field-Spec 3 型野外光谱仪获取)验证低空无人机多光谱遥感数据(大疆精灵 4 型多光谱相机获取),将通过无人机多光谱影像计算的植被指数与经验统计方法结合,采用一元回归和多元线性回归分别对抽穗期、开花期和灌浆期冬小麦进行基于单一植被指数和多植被指数组合的产量估算,其中多植被指数包括归一化差异植被指数(NDVI)、优化的土壤调节植被指数(OSAVI)、绿色归一化差值植被指数(GNDVI)、叶片叶绿素指数(LCI)和归一化差异红色边缘指数(NDRE)。结果表明,基于单一植被指数的冬小麦估产模型,一元二次回归模型精度最高,而基于 5 种植被指数的多元线性回归模型在 3 个生育时期的拟合效果均优于单植被指数模型。一元或多元回归模型在抽穗期的拟合效果最好。冬小麦基于 GNDVI 指数的一元二次回归估产模型建模集的决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)分别为 0.69、428.91 kg/hm²,验证集的 R^2 、RMSE、相对均方根误差(RRMSE)分别为 0.76、418.14 kg/hm²、11.56%。基于 5 种植被指数组合的多元线性回归估产模型建模集的 R^2 、RMSE 分别为 0.80、340.14 kg/hm²,验证集的 R^2 、RMSE、RRMSE 分别为 0.69、466.75 kg/hm²、12.90%。综上所述,大疆精灵 4 型多光谱相机捕获的数据在估算冬小麦产量方面具有广阔的应用前景;冬小麦产量估算的最适模型为基于抽穗期多植被指数组合建立的多元线性回归模型。

关键词: 冬小麦; 估产模型; 植被指数; 无人机多光谱; 野外光谱仪; 多元线性回归

中图分类号: S127; S512.1⁺1

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)12-0217-09

OSID:



Reliability Analysis of UAV Multispectral Data and Estimation of Winter Wheat Yield

HU Tiantian¹ ZHAO Lu¹ CUI Xiaolu¹ ZHANG Jun¹ LI Aoqi¹ WANG Xiaochang²

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

2. The Agricultural Publicity and Information Center of Shaanxi Province, Xi'an 710048, China)

Abstract: The accuracy of the data captured by UAV multispectral remote sensing for winter wheat yield prediction is still not high, and in order to guide the accurate prediction of winter wheat yield at the field scale, a high-precision winter wheat yield estimation model needs to be constructed. The corrected near-ground hyperspectral data (acquired by Field-Spec 3 analytical spectral devices, ASD) was used to verify the low-altitude UAV multispectral remote sensing data (acquired by DJI Phantom 4 multispectral camera, P4M), and the vegetation index calculated by the UAV multispectral image was combined with empirical statistical methods, and univariate regression and multiple linear regression were used to estimate yields based on a single vegetation index and the combination of multi-vegetation index at the panicle stage, flowering stage and filling stage, respectively. Among them, the combination of multi-vegetation index included the normalized difference vegetation index (NDVI), the optimized soil adjusted vegetation index (OSAVI), the green normalized difference vegetation index (GNDVI), the leaf chlorophyll index (LCI) and the normalized difference red edge index (NDRE). The results showed that the winter wheat yield estimation model based on a single vegetation index had the highest accuracy, while the multiple linear regression model based on five vegetation indices had better fitting effect than the

收稿日期: 2023-05-10 修回日期: 2023-07-20

基金项目: 公益性行业(农业)科研专项(201503124)

作者简介: 胡田田(1966—),女,教授,博士生导师,主要从事农业节水理论与技术研究,E-mail: hutiant@nwsuaf.edu.cn

single vegetation index model in the three growth periods. Univariate or multiple regression models fit best during the spike extraction period. The coefficients of determination (R^2), root mean square error (RMSE) of the modeling set of winter wheat based on the GNDVI index of the univariate quadratic regression yield estimation model were 0.69 and 428.91 kg/hm², respectively, and the R^2 , RMSE and relative root mean square error (RRMSE) of the validation set were 0.76, 418.14 kg/hm² and 11.56%, respectively. The R^2 , RMSE and RRMSE of modeling set of the multiple linear regression yield estimation model based on the combination of five vegetation indices were 0.80, 340.14 kg/hm², and the R^2 , RMSE and RRMSE of the validation set were 0.69, 466.75 kg/hm² and 12.90%, respectively. In summary, the data captured by the P4M had broad application prospects in estimating winter wheat yield. The optimal model for winter wheat yield estimation was a multiple linear regression model based on the combination of multiple vegetation indices at the ear pumping stage.

Key words: winter wheat; yield estimation model; vegetation index; UAV multispectral; analytical spectral devices; multiple linear regression

0 引言

小麦是世界上主要的粮食作物之一,小麦产量预测对于确保粮食安全和维持农业可持续发展至关重要。及时、有效地监测小麦生长是获取小麦产量信息的关键。传统的产量估算方法主要包括统计实地调查或抽样调查,耗时又费力。遥感技术作为一种非破坏性新兴技术,具有时效性高、覆盖面广、成本低等特点,广泛应用于作物生长监测和产量预测^[1]。估算作物产量方面,根据平台的不同,所获取数据的方式各异,主要有卫星、无人机或地面获取等手段^[2-4]。对于小尺度作物的监测,卫星数据获取时间长,易受分辨率和气象等多方面影响,所体现的作用不明显^[5]。Field-Spec 3 型野外光谱仪 (Analytical spectral devices, ASD) 等地面遥感手段获取的近地面实测光谱数据虽然有着高时间、高光谱分辨率的优势,但其覆盖面积有限,数据获取效率低,只能适用于较小面积试验区域,难以用于大面积的精准农业观测^[6-7]。无人机遥感具有较高分辨率,操作便捷,能够快速进行观测^[8-9],大疆精灵 4 型多光谱相机 (Phantom 4 multispectral camera, P4M) 集成了飞机、摄像头和数据处理软件,并提供了其辐射校准方法,是一种无需经验校准就能得到良好植被指数的产品^[10]。然而, P4M 在冬小麦产量预测方面获取的光谱数据准确性仍需进一步研究。

植被指数作为地表植被状况简单而有效的度量,广泛用于通过遥感进行植被监测^[10]。有研究发现,近红外波段的光谱特征可较好地反映作物单位面积的干物质量及叶片的健康程度等综合信息,是冬小麦产量预测的较为有效波段^[8,11]。由于植被在近红外波段的独特响应特性,目前大多数植被指数都是基于可见光和近红外波段的组合^[10]。归一化差异植被指数 (Normalized difference vegetation

index, NDVI) 是目前世界上使用最广泛的植被指数,在农业中, NDVI 是作物产量估计、生物量估计等最重要的参数之一^[10]。与 NDVI 相比,绿色归一化差值植被指数 (Green normalized difference vegetation index, GNDVI) 对植被叶绿素含量的变化更为敏感^[12]。优化的土壤调节植被指数 (Optimized soil-adjusted vegetation index, OSAVI) 增加了植被反射,同时抑制了图像中土壤和植被冠层的背景效应^[1]。叶片叶绿素指数 (Leaf chlorophyll index, LCI) 是叶片叶绿素含量的敏感指标,受叶面散射和内部结构变化的影响较小^[13]。归一化差异红色边缘指数 (Normalized difference red edge index, NDRE) 与作物叶片的内部结构及特性有关,能够反映作物叶片的养分和叶绿素含量^[14]。因此,可以利用 NDVI、GNDVI、OSAVI、LCI 和 NDRE 5 种植被指数进行冬小麦产量的估算研究。

众多研究表明,利用植被指数构建的经验统计模型是进行农作物估算和产量预测的有效途径^[8,15],由于其计算方便、模型简单,在作物遥感预测中被广泛应用^[16]。付虹雨等^[17]采用 P4M 获取苎麻冠层影像,利用线性回归构建的苎麻理化性状估测模型精度较高。罗小波等^[18]利用无人机搭载多光谱传感器获取地面柑橘果树影像,结合植被指数和纹理特征进行了柑橘冠层叶绿素含量估测。目前,大多数研究使用相关植被指数作为表征作物生长信息的指标,不同生长阶段的生长状态和环境条件对产量形成的影响存在显著差异^[19]。因此,作物生长监测需要考虑作物冠层随时间变化的特征,确定作物产量估算的最佳生育时期是获得准确估计结果的关键^[20]。

本文以关中地区冬小麦为研究对象,分别利用 P4M 和 ASD 采集光谱数据,通过比较两者的光谱信息,评估 P4M 获取的光谱数据准确性,并以 P4M 获取影像计算的植被指数数据作为输入变量,利用经

验统计方法建立各生育时期基于单一植被指数和多植被指数组合的冬小麦遥感估产模型,确定冬小麦产量估算的最佳模型,以期为田块尺度下冬小麦产量的精准预测提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

试验于 2021 年 10 月至 2022 年 6 月在西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室节水灌溉试验站(108°24'E,34°20'N,海拔 506 m)进行,该区地处关中平原西部,是典型的半湿润易旱区,属于暖温带季风半湿润气候区,年平均温度为 12.9℃,年平均降水量为 554 mm,年平均蒸发量为 1 500 mm,年辐射总量为 480.9 kJ/cm²,无霜期为 221 d。该试验区土壤质地为重壤土,0~100 cm 土层的田间持水率为 25%(质量含水率),凋萎系数为 8.5%。该地区地下水埋深较深,向上补给量忽略不计。

1.2 数据来源与分析

本研究数据来源于不同水氮用量冬小麦田间试验。试验设置 3 个水分水平和 4 个施氮水平,水分水平分别为:高水(W3,为控制土壤含水率 70%至 100%田间持水率所需灌水量),中水(W2,灌溉量为 W3 的 80%),低水(W1,灌溉量为 W3 的 60%);施氮水平分别为:N0(施氮 0 kg/hm²)、N1(施氮 75 kg/hm²)、N2(施氮 165 kg/hm²)、N3(施氮 270 kg/hm²)。试验采用随机区组设计,共 12 个处理,每个处理 3 次重复。小区面积为 3.6 m×5.5 m,冬小麦品种为西农 979,行距为 20 cm,密度为 187.5 kg/hm²。所用氮肥为尿素(氮质量分数 46%),配施脲酶抑制剂和硝化抑制剂,所有处理均施用 120 kg/hm² P₂O₅和 90 kg/hm² K₂O 作为基础肥料,其余的田间管理相同。

1.2.1 无人机遥感数据获取与分析

(1)数据采集

大疆精灵 4 型多光谱相机(P4M)(图 1)实现了多光谱相机与无人机深度集成,相机配备 6 个 1/2.9 英寸 CMOS 影像传感器,其中,1 个彩色传感器用于常规可见光(RGB)成像,5 个单色传感器用于包含近红外波段的多光谱成像,各传感器有效像素均为 208 万。机身顶部的多光谱光强传感器可检测 5 个波段的实时入射光强,从而对成像进行补偿,以获取更为精确的多光谱信息。P4M 飞行器标配机载 D-RTK 配合网络 RTK(Real-time kinematic,实时动态)服务可实现厘米级定位。在本研究中,

P4M 采集图像时,多光谱相机获取植被对光的反射信号生成图像,同时多光谱光强传感器获取入射光的信号值。反射率是植被反射光量与入射光量的比值。



图 1 P4M 及其光谱波段

Fig.1 P4M and its spectral bands

分别于冬小麦抽穗期(2022 年 4 月 18 日)、开花期(2022 年 5 月 1 日)和灌浆期(2022 年 5 月 16 日)进行多光谱影像数据采集,相机朝向为沿航线方向,拍照模式为等时间间隔,飞行速度为 1.1 m/s,飞行高度为 30 m,地面分辨率为 1.6 cm/像素,航线重叠率和旁向重叠率为 85%,航线生成模式为区内模式,云台俯仰角度设置为-90°。为保证光谱数据免受外界环境的干扰,整个测定过程均在晴朗无云、风速低于 3 级、无较大噪声的条件下进行,并选择在北京时间 11:00—14:00 期间完成。

(2)数据预处理

将 P4M 拍摄的图像数据导入软件大疆智图(DJI Terra)进行初始化处理,生成研究区域的高分辨率正射影像;然后将正射影像导入软件 ENVI 5.3,绘制感兴趣区域并提取影像的平均灰度(Digital number, DN)值。

1.2.2 近地面遥感数据获取与分析

(1)数据采集

在无人机飞行期间,采用 Field-Spec 3 型背挂式野外高光谱波谱仪(ASD)同步采集冬小麦冠层高

光谱反射率。仪器测定波长范围为 350 ~ 1 830 nm, 其中, 波长 350 ~ 1 000 nm 光谱分辨率为 3 nm, 采样间隔为 1.4 nm; 波长 1 000 ~ 1 830 nm 分辨率为 10 nm, 采样间隔为 2 nm, 仪器自动将采样数据插值为 1 nm 间隔输出, 光纤长度为 1.5 m, 视场角 25°。测定时保证光纤探头垂直向下, 距冠层顶部约 1 m。每小区取 2 个采样点, 每个采样点重复采集 3 次, 取其平均值作为该小区的光谱反射值。测量过程中, 及时进行 opt 优化和标准板校正。

(2)数据预处理

采用软件 ViewSpecPro 6.2 对 ASD 采集的原始光谱数据进行预处理, 剔除异常值后求光谱平均值得到冬小麦冠层的反射率数据。

1.2.3 冬小麦产量数据获取

于冬小麦成熟收获期, 在每个小区内随机选取 2 个 1 m²长势均匀且具有代表性的区域进行测产, 自然晾晒至恒定质量后脱粒称量, 得到该小区冬小麦产量。

1.2.4 无人机遥感和近地面遥感比较方法

分别建立 P4M 和 ASD 光谱信息和植被指数的拟合关系, 使用线性回归来表征 ASD 和 P4M 之间的光谱差异^[10]。拟合优度由决定系数 R^2 评价, R^2 越接近于 1, 说明拟合优度越好。

基于获取的光谱数据提取绿、红、红边以及近红外波段的光谱信息, 并利用植被指数公式^[12-13, 21-23]计算 NDVI、OSAVI、GNDVI、LCI、NDRE 5 种光谱指数。

1.2.5 估产模型的构建与评价

将冬小麦产量数据从小到大进行排序, 每 3 个中选取中间的一个作为验证集样本, 共计 10 个 (33%), 剩余样本作为建模集样本, 共计 20 个 (67%)。利用皮尔逊相关性分析筛选各生育时期最优光谱指数作为自变量, 以冬小麦实测产量作为因变量, 分别利用对数函数、指数函数、幂函数、一元线性回归和一元二次回归构建基于单一植被指数的冬小麦产量估测模型。将 NDVI、OSAVI、GNDVI、LCI、NDRE 5 种植被指数作为输入变量, 利用多元线性回归模型构建多植被指数组合的冬小麦产量预测模型。

采用决定系数 (Coefficient of determination, R^2)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 和相对均方根误差 (Relative root mean square error, RRMSE) 评估模型性能。其中 R^2 越接近 1, RMSE 越小, 模型拟合度越高^[24-25]; RRMSE 与样本量无关, RRMSE 小于等于 10%, 模型预测精度极好; RRMSE 大于 10% 且小于等于 20%, 模型预测精度较好; RRMSE 大于 30%, 模型预测精度较差。

2 结果与分析

2.1 低空无人机遥感与近地面遥感比较

2.1.1 光谱信息的一致性

通过绘制 ASD 和 P4M 获取的近似等效光谱带 (绿色、红色、近红外和红边) 光谱信息的散点图进行一致性比较 (图 2)。其中, 地物光谱仪使用光谱反射率, P4M 使用图像的 DN 值。

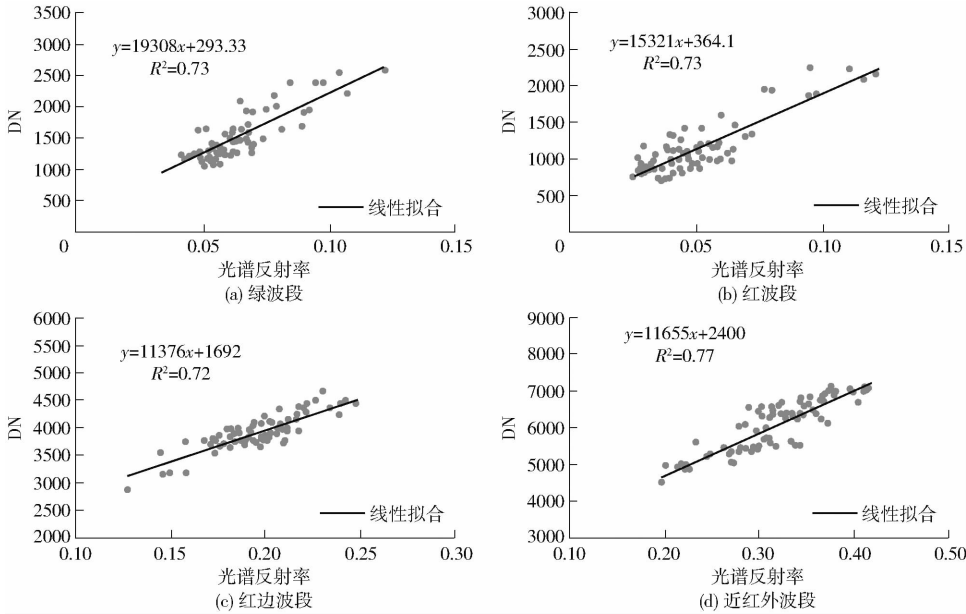


图 2 ASD 和 P4M 的光谱信息比较

Fig. 2 Comparison of spectral information for ASD and P4M

ASD 和 P4M 的光谱信息在近似相等的 4 个频带中相关性较好, R^2 均在 0.70 以上。其中, 光谱信

息在近红外波段的决定系数最高, 为 0.77, 其次是红波段和绿波段, 红边波段的相关性略低于其他 3

个波段。这些结果表明,P4M 和 ASD 的光谱信息呈现出高度的一致性。

2.1.2 植被指数的一致性

通过比较基于 ASD 和 P4M 光谱信息计算的 NDVI、OSAVI、GNDVI、LCI、NDRE 5 种植被指数(图 3),可以发现 P4M 和 ASD 的植被指数高度相

关。在 5 个植被指数中,GNDVI 的决定系数最高,为 0.839 0,其次是 LCI 和 OSAVI,而 NDVI 和 NDRE 的相关性相对较低,但是 5 个植被指数的决定系数 R^2 均在 0.80 以上。表明 P4M 与 ASD 的植被指数偏差较小,P4M 可以提供高精度的植被指数产品。

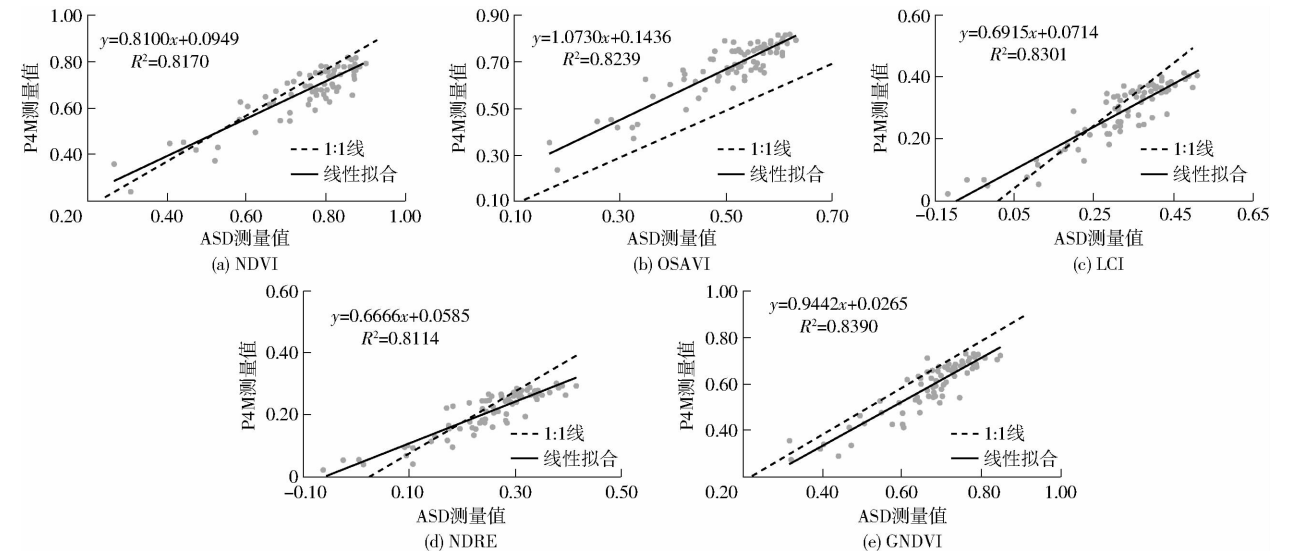


图 3 基于 ASD 和 P4M 光谱信息的植被指数比较
Fig. 3 Comparison of vegetation indices based on ASD and P4M spectral information

通过比较分析 P4M 和 ASD 获取的光谱信息和 5 种植被指数的相关性,发现两者高度相关,P4M 具有较高的准确性,因此本研究直接利用 P4M 光谱信息计算的植被指数估算冬小麦产量。

2.2 冬小麦产量数据的变异性分析

采用箱形图分析冬小麦产量数据集发现(图 4),产量数据集的最小值、下四分位数、中位数、上四分位数、最大值分别为 1 635.00、2 874.25、3 565.00、4 077.50、4 805.00 kg/hm²,数据呈正态分布,离散程度小。

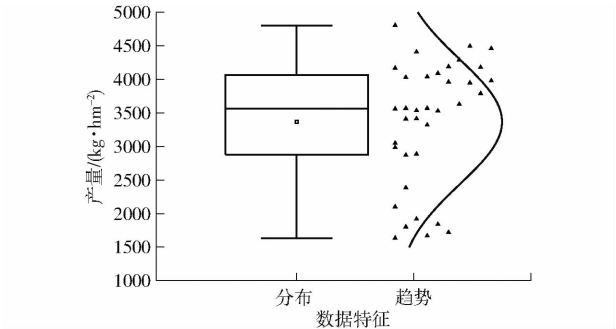


图 4 冬小麦产量数据分布
Fig. 4 Distribution of winter wheat yield data

2.3 植被指数和产量相关性分析

冬小麦产量数据与不同生育时期植被指数相关性分析结果如表 1 所示。从表 1 可知,冬小麦产量与 3 个生育时期植被指数的相关性均达到极显著水

表 1 不同生育期的植被指数与小麦产量的相关性分析
Tab.1 Correlation between vegetation indices and yields at different growth stages

生育期	NDVI	OSAVI	GNDVI	LCI	NDRE
抽穗期	0.832 **	0.832 **	0.838 **	0.828 **	0.827 **
开花期	0.803 **	0.803 **	0.814 **	0.812 **	0.819 **
灌浆期	0.779 **	0.779 **	0.751 **	0.718 **	0.714 **

注:**表示在 0.01 水平上显著相关,n=36。

平($P<0.01$),且相关系数在 0.70 以上,可以用来对冬小麦产量进行估测。另外从抽穗期到灌浆期,各植被指数与冬小麦产量的相关性呈现出逐渐降低的趋势。

不同生育时期的植被指数与产量间的相关性表现为:在抽穗期,GNDVI 相关性最高,其次是 NDVI 和 OSAVI;在开花期,NDRE 的相关性最高,其次是 GNDVI 和 LCI;在灌浆期,NDVI 和 OSAVI 相关性最高,其次是 GNDVI。可以发现,3 个生育期内,GNDVI 与产量的相关性均较高。

2.4 冬小麦产量估算模型的建立

根据皮尔逊相关性分析结果(表 1),在构建各生育时期基于单植被指数的冬小麦估产模型时,抽穗期、开花期和灌浆期的模型输入变量依次为 GNDVI、NDRE 和 NDVI。不同估产模型结果见表 2。

表 2 不同模型建模及验证结果

Tab.2 Modeling and validation results of different models

生育期	植被指数	模型	建模集		验证集		
			R^2	RMSE/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	R^2	RMSE/($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	RRMSE/%
抽穗期	GNDVI	对数函数	0.69	428.80	0.76	419.35	11.59
		指数函数	0.64	474.22	0.67	491.36	13.58
		幂函数	0.66	449.03	0.71	456.84	12.63
		一元线性回归	0.68	431.55	0.74	429.70	11.88
		一元二次回归	0.69	428.91	0.76	418.14	11.56
		多元线性回归	0.80	340.14	0.69	466.75	12.90
开花期	NDRE	对数函数	0.61	480.88	0.81	419.50	11.60
		指数函数	0.55	520.61	0.79	391.16	10.81
		幂函数	0.60	485.37	0.81	379.97	10.50
		一元线性回归	0.60	485.57	0.81	379.58	10.49
		一元二次回归	0.61	480.71	0.82	388.95	10.75
		多元线性回归	0.63	465.38	0.77	405.47	11.21
灌浆期	NDVI	对数函数	0.59	494.38	0.75	414.15	11.45
		指数函数	0.51	551.42	0.65	495.87	13.71
		幂函数	0.54	534.33	0.70	458.56	12.68
		一元线性回归	0.55	514.75	0.72	448.71	12.40
		一元二次回归	0.63	464.92	0.81	371.42	10.27
		多元线性回归	0.70	423.67	0.70	463.22	12.80

从表 2 可以看出,3 个生育期中,抽穗期的植被指数与产量的回归效果最优。综合考虑回归模型 R^2 、RMSE 和 RRMSE,各生育时期基于单植被指数的产量预测模型均以一元二次回归模型拟合精度最高。其中,抽穗期以 GNDVI 所建模型效果最好;开花期以 NDRE 所建模型效果最好;灌浆期以 NDVI

所建模型效果最好。各生育时期多元线性回归模型及一元二次回归模型建模集和验证集结果见图 5。可以发现不同生育时期基于多植被指数组合 (NDVI、OSAVI、GNDVI、LCI、NDRE) 所建产量估测模型精度明显优于同时期只考虑单个植被指数所建模型,而且以抽穗期多个植被指数组合所建产量估

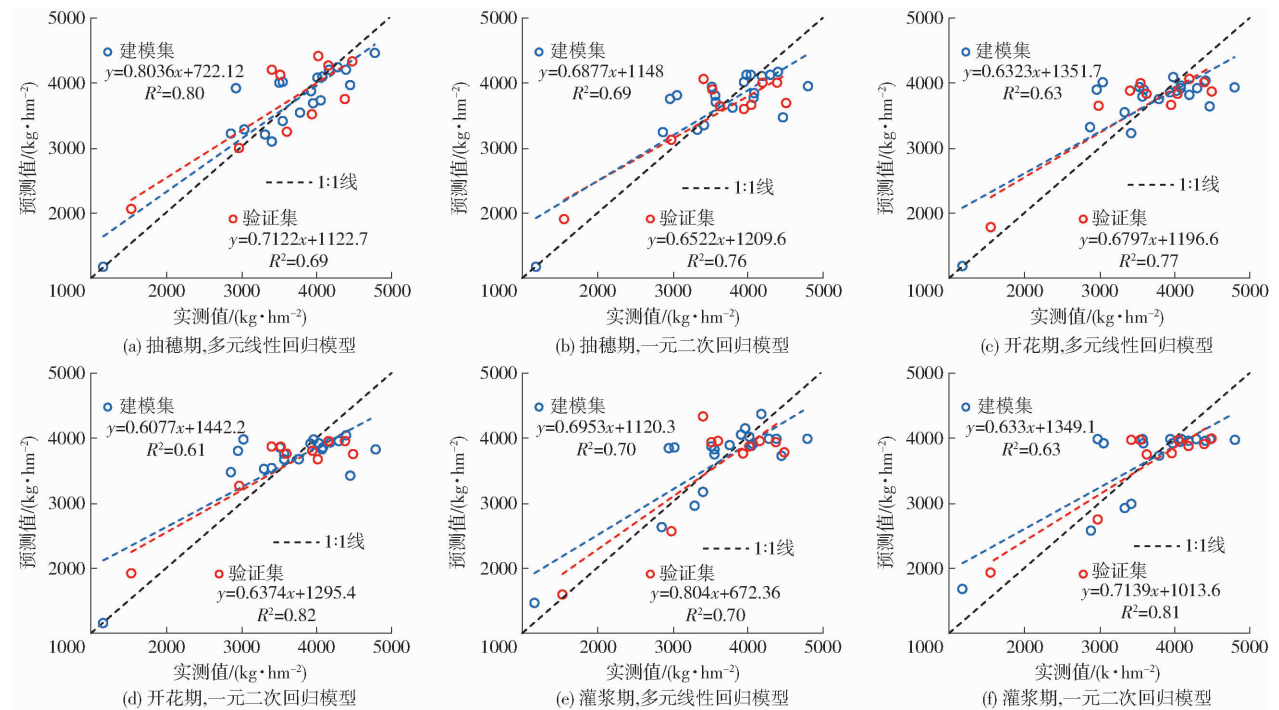


图 5 不同生育期基于多元线性回归模型和一元二次回归模型的建模集和验证集结果散点图

Fig.5 Scatter plots of modeling and validation sets results at different growth periods based on multiple linear regression models and univariate quadratic regression models

测模型表现最好。

不同生育期各参数构建的产量估算模型表现差异较大,考虑到 GNDVI 在 3 个生育时期均与产量呈现较高相关性(表 1),分别对 3 个生育期的 GNDVI 进行一元二次回归建模,模型建模集和验证集结果见表 3 和图 6。基于 GNDVI 在 3 个生育期构建的一元二次回归估产模型的 R^2 均在 0.58 以上,且 RRMSE 均在 12% 以下,说明模型拟合度和精度较好,使用 GNDVI 单一指标在冬小麦全生育期进行产量估算具备可行性和可靠性。

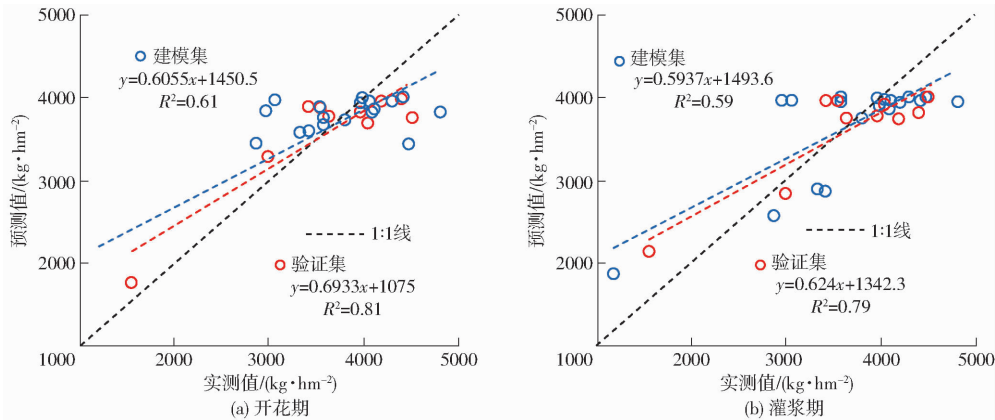


图 6 不同生育期基于 GNDVI 的一元二次回归模型建模集和验证集结果散点图

Fig. 6 Scatter plots of modeling and validation sets results of different growth stages based on univariate quadratic regression model of GNDVI

3 讨论

在 P4M 和 ASD 植被指数的比较(图 3)中发现两者植被指数之间存在细微差异。这是由于 2 种传感器的光谱响应函数存在一定差异^[10],且 NDVI、OSAVI、GNDVI、LCI、NDRE 5 种植被指数是不同波段反射率的组合,它们的值是由绿色、红色、红边和近红外波段的反射率决定的。但仍可以看出两者植被指数具有良好的一致性,由此说明,虽然用户无法直接从 P4M 图像中获得反射率,但仍然可以获得高质量的植被指数产品。前人研究发现,各生长阶段与产量相关性最高的植被指数不同,各生育时期构建的冬小麦估产模型精度差异较大,说明植被指数对产量的敏感性及其评估性能易受到生长阶段的影响^[26]。本研究发现,对于本文所研究的几个生长阶段,GNDVI 与产量相关性均较好,且构建的冬小麦估产模型精度较高,这对多阶段相同单一植被指数的筛选或者植被指数组合的确定具有参考价值。

肖璐洁等^[16]对不同水分条件下冬小麦产量进行估算,发现利用冬小麦孕穗期和抽穗期光谱反射率计算植被指数,预测冬小麦产量最为可靠有效;王飞龙等^[27]基于相对光谱变量估算多时期水稻产量,结果显示从分蘖期到孕穗期水稻相对光谱变量与产

表 3 不同生育期基于 GNDVI 的一元二次回归模型建模及验证结果

Tab.3 Modeling and validation results of different growth stages based on univariate quadratic regression model of GNDVI					
生育期	建模集		验证集		
	R^2	RMSE/ ($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	R^2	RMSE/ ($\text{kg}\cdot\text{hm}^{-2}$)	RRMSE/ %
抽穗期	0.69	428.91	0.76	418.14	11.56
开花期	0.61	482.07	0.81	373.60	10.33
灌浆期	0.59	489.20	0.79	409.72	11.33

量相关性逐渐增加并在孕穗期达到最大之后逐渐减小;王来刚等^[28]融合多源时空数据研究冬小麦产量预测模型时,在分析特征变量与冬小麦产量时间相关性模式上发现,遥感参数 SIF 和 SIF 与产量的相关性在 4 月达到最高峰,随后相关性降低。在本研究中,抽穗期的植被指数与冬小麦产量的相关性最好,其估产模型精度也最高,这与前人的研究结果^[16,27-28]相似。抽穗期估产模型效果最好,这可能是由于进入抽穗期后,作物群体状况已趋于稳定^[8],此时利用光谱指数进行估产效果最好。与抽穗期相比,开花期和灌浆期估产模型精度较差,原因可能是在作物生长后期,冠层叶片和茎秆的营养物质逐渐向籽粒转移,叶片叶绿素含量下降,基于近红外波段的植被指数与籽粒干物质积累过程的相关性下降,导致估产模型精度在作物生长后期有所下降^[16,26]。

基于单因素变量构建冬小麦估产模型时,一元二次回归模型效果最佳。这是因为作物产量受到众多因素的影响,植被指数与产量呈现复杂的非线性关系^[26]。但由于植被指数在不同生长阶段的多样性,单个植被指数并不能完全包含估算作物产量所需要的全部信息^[29],因此,使用多个植被指数来捕捉农业作物特征更为合理。在本研究中,基于多个

植被指数组合的多元线性回归模型在 3 个生育时期的精度均最高,这也佐证了在考虑构建产量估算模型的变量时,多因素模型的估算精度远高于单因素模型^[30]。

作物产量的形成是一系列复杂的生物学过程,受多种因素制约,未来将进一步扩大试验时间和空间尺度,确定植被指数的最佳组合,获得不同时期产量估算的通用模型,以实现作物估产在时空上的稳定性和可靠性,为推动现代农业发展提供技术支持。

4 结 论

(1)对大疆精灵 4 型多光谱相机和 Field-Spec 3 型高光谱波谱仪采集的光谱信息及计算的植被指

数进行了一致性比较,发现 P4M 数据精度较高。多光谱波段组合的光谱指数(NDVI、OSAVI、GNDVI、LCI、NDRE)与冬小麦产量相关性都达到极显著水平,可以对冬小麦产量进行准确拟合。

(2)在 3 个生育期中,抽穗期的植被指数与冬小麦产量的相关性最好,估产模型精度最高,说明抽穗期是估算冬小麦产量的最佳生育时期。

(3)利用 NDVI、GNDVI、OSAVI、LCI、NDRE 5 种光谱指数建立多种回归模型,一元二次回归方程的拟合精度优于其他一元回归方程,并以 GNDVI 所建模型在作物产量估算上效果最佳。多元线性回归模型比一元回归模型能更好地拟合作物产量,可作为研究区最适合的估产模型。

参 考 文 献

[1] DENG Q Z, WU M X, ZHANG H Y, et al. Winter wheat yield estimation based on optimal weighted vegetation index and BHT-ARIMA model[J]. Remote Sensing,2022,14(9):1994.

[2] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦产量估算[J]. 农业机械学报,2020,51(7):146-155. TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Winter wheat yield estimation based on UAV hyperspectral remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(7):146-155. (in Chinese)

[3] ZHOU W M, LIU Y J, ATA-UI-KARIM S T, et al. Integrating climate and satellite remote sensing data for predicting county-level wheat yield in China using machine learning methods[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2022,111:102861.

[4] TANABE R, MATSUI T, TANAKA T S. Winter wheat yield prediction using convolutional neural networks and UAV-based multispectral imagery[J]. Field Crops Research,2023,291:108786.

[5] 陶惠林,冯海宽,杨贵军,等. 基于无人机数码影像和高光谱数据的冬小麦产量估算对比[J]. 农业工程学报,2019,35(23):111-118. TAO Huilin, FENG Haikuan, YANG Guijun, et al. Comparison of winter wheat yields estimated with UAV digital image and hyperspectral data[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(23):111-118. (in Chinese)

[6] 蒋琦. 基于无人机遥感影像的水稻生物量估测研究[D]. 武汉:武汉大学,2021. JIANG Qi. Remote estimation of rice above ground biomass with unmanned aerial vehicle data[D]. Wuhan:Wuhan University, 2021. (in Chinese)

[7] 杨凯,沈渭寿,刘波,等. 那曲典型草地植被光谱特征分析[J]. 遥感技术与应用,2014,29(1):40-45. YANG Kai, SHEN Weishou, LIU Bo, et al. Research on spectral reflectance characteristics for Naqu typical grassland[J]. Remote Sensing Technology and Application,2014,29(1):40-45. (in Chinese)

[8] 张威,潘剑君,李勇,等. 基于冠层光谱特征的冬小麦产量估算研究[J]. 土壤通报,2015,46(1):169-176. ZHANG Wei, PAN Jianjun, LI Yong, et al. Research on estimation of grain yield of winter wheat based on canopy spectrum characteristics[J]. Chinese Journal of Soil Science,2015,46(1):169-176. (in Chinese)

[9] 张菊,房世波,刘汉湖. 基于微波数据与光学数据集成的机器学习技术在作物产量估算中的应用[J]. 地球信息科学学报,2021,23(6):1082-1091. ZHANG Ju, FANG Shibo, LIU Hanhu. Machine learning approach for estimation of crop yield combining use of optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of Geo-information Science,2021,23(6):1082-1091. (in Chinese)

[10] LU H, FAN T X, GHIMIRE P, et al. Experimental evaluation and consistency comparison of UAV multispectral minisensors[J]. Remote Sensing,2020,12(16):2542.

[11] 董超,赵庚星,宿宝巍,等. 基于无人机多光谱影像的冬小麦返青期变量施氮决策模型研究[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(11):3599-3605. DONG Chao, ZHAO Gengxing, SU Baowei, et al. Decision model of variable nitrogen fertilizer in winter wheat returning green stage based on UAV multi-spectral images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2019,39(11):3599-3605. (in Chinese)

[12] 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.

[13] PU R L, GONG P, YU Q. Comparative analysis of EO-1 ALI and Hyperion, and Landsat ETM+ data for mapping forest crown closure and leaf area index[J]. Sensors,2008,8(6):3744-3766.

[14] 宋晓,许端阳,黄绍敏,等. 基于地面观测光谱数据的冬小麦冠层叶片氮含量反演模型[J]. 应用生态学报,2020,31(5):

1636 – 1644.

SONG Xiao, XU Duanyang, HUANG Shaomin, et al. Nitrogen content inversion of wheat canopy leaf based on ground spectral reflectance data[J]. Chinese Journal of Applied Ecology,2020,31(5):1636 – 1644. (in Chinese)

[15] IHUOMA S O, MADRAMOOTOO C A. Recent advances in crop water stress detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2017,141:267 – 275.

[16] 肖璐洁,杨武德,冯美臣,等. 基于高光谱植被指数的冬小麦估产模型[J]. 生态学杂志,2022,41(7):1433 – 1440.

XIAO Lujie, YANG Wude, FENG Meichen, et al. Development of winter yield estimation models based on hyperspectral vegetation indices[J]. Chinese Journal of Ecology,2022,41(7):1433 – 1440. (in Chinese)

[17] 付虹雨,王薇,卢建宁,等. 基于无人机多光谱遥感和机器学习的苕麻理化性状估测[J]. 农业机械学报,2023,54(5):194 – 200,347.

FU Hongyu, WANG Wei, LU Jianning, et al. Estimation of ramie physicochemical property based on UAV multi-spectral remote sensing and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(5):194 – 200,347. (in Chinese)

[18] 罗小波,谢天授,董圣贤. 基于无人机多光谱影像的柑橘冠层叶绿素含量反演[J]. 农业机械学报,2023,54(4):198 – 205.

LUO Xiaobo, XIE Tianshou, DONG Shengxian. Estimation of citrus canopy chlorophyll based on UAV multispectral images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(4):198 – 205. (in Chinese)

[19] ZOU X C, MOTTUS M. Sensitivity of common vegetation indices to the canopy structure of field crops[J]. Remote Sensing, 2017, 9(10):994.

[20] LI Y, REN Y Z, GAO W L, et al. Analysis of influencing factors on winter wheat yield estimations based on a multisource remote sensing data fusion[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2021, 37(5): 991 – 1003.

[21] HABOUDANE D, MILLER J R, PATTEY E, et al. Hyperspectral vegetation indices and novel algorithms for predicting green LAI of crop canopies: modeling and validation in the context of precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2003,90(3):337 – 352.

[22] ZARCO-TEJADA P, MILLER J, MORALES A, et al. Hyperspectral indices and model simulation for chlorophyll estimation in open-canopy tree crops[J]. Remote Sensing of Environment,2004,90(4):463 – 476.

[23] SIMS D A, GAMON J A. Relationships between leaf pigment content and spectral reflectance across a wide range of species, leaf structures and developmental stages[J]. Remote Sensing of Environment,2002,81(2 – 3):337 – 354.

[24] 张智韬,周永财,杨帅,等. 剔除土壤背景的冬小麦根域土壤含水率遥感反演方法[J]. 农业机械学报,2021,52(4):197 – 207.

ZHANG Zhitao, ZHOU Yongcai, YANG Shuai, et al. Inversion method for soil water content in winter wheat root zone with eliminating effect of soil background[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(4):197 – 207. (in Chinese)

[25] 向友珍,李汪洋,台翔,等. 基于无人机遥感图像纹理与植被指数的土壤含盐量反演[J]. 农业机械学报,2023,54(8):201 – 210.

XIANG Youzhen, LI Wangyang, TAI Xiang, et al. Inversion of soil salt content based on texture feature and vegetation index of UAV remote sensing images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(8):201 – 210. (in Chinese)

[26] 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 acrial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the CSAE,2018,34(11):78 – 86. (in Chinese)

[27] 王飞龙,王福民,胡景辉,等. 基于相对光谱变量的无人机遥感水稻估产及产量制图[J]. 遥感技术与应用,2020,35(2):458 – 468.

WANG Feilong, WANG Fumin, HU Jinghui, et al. Estimation and mapping rice yield using UAV-hyperspectral imager based relative spectral variates[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020,35(2):458 – 468. (in Chinese)

[28] 王来刚,郑国清,郭燕,等. 融合多源时空数据的冬小麦产量预测模型研究[J]. 农业机械学报,2022,53(1):198 – 204,458.

WANG Laigang, ZHENG Guoqing, GUO Yan, et al. Prediction of winter wheat yield based on fusing multi-source spatio-temporal data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(1):198 – 204,458. (in Chinese)

[29] 王晶晶,李长硕,卓越,等. 基于多时相无人机遥感生育时期优选的冬小麦估产[J]. 农业机械学报,2022,53(9):197 – 206.

WANG Jingjing, LI Changshuo, ZHUO Yue, et al. Yield estimation of winter wheat based on optimization of growth stages by multi-temporal UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(9):197 – 206. (in Chinese)

[30] FU Z P, JIANG J, GAO Y, et al. Wheat growth monitoring and yield estimation based on multi-rotor unmanned aerial vehicle [J]. Remote Sensing,2020,12(3):508.