



基于无人机多光谱的棉花多生育期叶面积指数反演

石浩磊¹, 曹红霞¹✉, 张伟杰¹, 朱珊¹, 何子建¹, 张泽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石河子大学农学院, 新疆石河子 832003

摘要: 【目的】叶面积指数(leaf area index, LAI)是表征作物长势、光合、蒸腾的重要指标。论文旨在研究不同生育期、多生育期无人机多光谱数据棉花 LAI 估测模型, 明确不同生育期间棉花 LAI 估测模型变化规律, 为实时掌握棉花长势并因地制宜进行田间科学管理提供依据。【方法】利用大疆精灵 4 多光谱无人机获取棉花现蕾期、初花期、结铃期、吐絮期多光谱图像和 RGB 图像。选用归一化差植被指数(NDVI)、绿度归一化差植被指数(GNDVI)、归一化差红边指数(NDRE)、叶片叶绿素指数(LCI)、优化的土壤调节植被指数(OSAVI)5 种多光谱指数和修正红绿植被指数(MGRVI)、红绿植被指数(GRVI)、绿叶指数(GLA)、超红指数(EXR)、大气阻抗植被指数(VARI)5 种颜色指数分别建立棉花各生育期及棉花生长多生育期数据集合, 结合打孔法获取地面 LAI 实测数据, 使用机器学习算法中偏最小二乘(PLSR)、岭回归(RR)、随机森林(RF)、支持向量机(SVM)、神经网络(BP)构建棉花 LAI 预测模型。【结果】覆膜棉花 LAI 随着生育期的变化呈现先增长后下降的趋势, 现蕾期、初花期、结铃期内侧棉花叶面积指数均值均显著大于外侧($P < 0.05$); 选择的指数在各时期彼此间均呈显著相关($P < 0.05$), 总体而言, 多光谱指数与颜色指数间的相关性随着生育期的进行而呈现下降趋势, 选择的指数在各时期均与棉花 LAI 相关性显著($P < 0.05$), 多光谱指数相关系数介于 0.35—0.85, 颜色指数相关系数介于 0.49—0.71, 相关系数绝对值较大的指数多为多光谱指数, 颜色指数与棉花 LAI 的相关系数绝对值较小; 估测模型性能结果显示棉花各生育期模型中多光谱指数优于颜色指数, 且各指数模型预测性能随着生育期的变化呈现一定规律性, NDVI 是预测棉花 LAI 的最优指数。从模型结果上看, RF 模型和 BP 模型在各生育期下获得了较高的估计精度。初花期 LAI 反演模型精度最高, 最优模型验证集 R^2 为 0.809, MAE 为 0.288, NRMSE 为 0.120。多生育期最优模型验证集 R^2 为 0.386, MAE 为 0.700, NRMSE 为 0.198。【结论】棉花内外侧 LAI 在现蕾期、初花期、结铃期存在显著差异。在各生育期中, RF 和 BP 模型是预测棉花 LAI 较优模型。NDVI 在各指数中表现最好, 是预测棉花 LAI 的最优指数。多生育期模型效果较单生育期明显下降, 最优指数为 GNDVI, 最优模型为 BP。本研究中预测棉花 LAI 的最优窗口期是初花期。研究结果可为无人机遥感监测棉花 LAI 提供理论依据和技术支持。

关键词: 棉花; 叶面积指数; 多光谱指数; 颜色指数; 无人机多光谱; 机器学习

Leaf Area Index Inversion of Cotton Based on Drone Multi-Spectral and Multiple Growth Stages

SHI HaoLei¹, CAO HongXia¹✉, ZHANG WeiJie¹, ZHU Shan¹, HE ZiJian¹, ZHANG Ze²

¹Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling 712100, Shaanxi; ²College of Agronomy, Shihezi University, Shihezi 832003, Xinjiang

Abstract: 【Objective】The leaf area index (LAI) is a vital indicator for evaluating crop growth, photosynthesis, and transpiration. The objective of this study is to explore the cotton LAI estimation models based on multi-spectral data from drones at different

收稿日期: 2023-07-05; 接受日期: 2023-08-23

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52179047)、国家重点研发计划(2022YFD1900401)

联系方式: 石浩磊, E-mail: sh1991118@163.com. 通信作者曹红霞, E-mail: nschx225@nwfau.edu.cn

growth stages and multiple growth stages, clarify the variation patterns of cotton LAI estimation models during different growth stages, and to provide a basis for real-time understanding of cotton growth and scientific field management tailored to local conditions. 【Method】 The DJI Elf 4 multi-spectral UAV was used to acquire multi-spectral images and RGB images of cotton at budding stage, initial flowering stage, boll setting and open-boll stages. Five multi-spectral indices, namely normalized difference vegetation index (NDVI), normalized green difference vegetation index (GNDVI), normalized difference red-edge index (NDRE), leaf chlorophyll index (LCI), optimized soil adjusted vegetation index (OSAVI), and five color indices, namely modified green-red vegetation index (MGRVI), green-red vegetation index (GRVI), green leaf algorithm (GLA), excess red index (EXR), and visible atmospherically resistant vegetation index (VARI), were selected to build a data set for each growth stage of cotton and multiple growth stages of cotton growth, respectively. Combined with the punching method to obtain actual ground LAI data, the machine learning algorithms of partial least squares regression (PLSR), ridge regression (RR), random forest (RF), support vector machine (SVM) and back propagation (BP) were used to construct a cotton LAI prediction model. 【Result】 The LAI of cotton exhibited an increasing and then decreasing pattern during the growth stage. Notably, the mean LAI values of cotton at the inner side of the budding stage, initial flowering stage, and boll setting stage were significantly greater than those at the lateral side ($P < 0.05$). The selected indices exhibited significant correlations with each other across the periods ($P < 0.05$). In general, the correlation between multi-spectral index and color index showed a decreasing trend as the growth stage progressed, and the selected indices were significantly correlated with cotton LAI in all stages ($P < 0.05$), the correlation coefficients of multi-spectral index ranged from 0.35 to 0.85, and the correlation coefficients of color index ranged from 0.49 to 0.71, and those with a larger absolute value of the correlation coefficients were mostly multi-spectral indices, while those of the correlation coefficients of color index and cotton LAI were smaller. The estimated model performance results showed that the multi-spectral index was better than the color index in the cotton growth models, the predictive performance of the index models showed certain regularity with the change of growth, and NDVI was the optimal index for predicting cotton LAI. From the model results, the RF model and BP model obtained higher estimation accuracy under each growth stage. The LAI inversion model at the initial flowering stage had the highest accuracy, with the optimal model validation set R^2 of 0.809, MAE of 0.288, and NRMSE of 0.120. The optimal model validation set for the multiple growth stages had the R^2 of 0.386, MAE of 0.700, and NRMSE of 0.198. 【Conclusion】 There are significant differences in LAI between the inner and lateral sides of cotton during the budding stage, initial flowering stage, and boll setting stage. NDVI emerged as the optimal index for predicting cotton LAI at all growth stages, with the RF and BP models demonstrating superior performance. The effectiveness of the multiple growth stages model was notably lower compared to that of the single-growth model, with the optimal index identified as GNDVI and the optimal model as BP. The initial flowering stage appeared to be the optimal window for predicting cotton LAI. These findings can provide theoretical basis and technical support for utilizing UAV remote sensing to monitor cotton LAI.

Key words: cotton; leaf area index (LAI); multi-spectral index; color index; drone multi-spectral; machine learning

0 引言

【研究意义】棉花是我国重要的经济作物，在新疆乃至全国农业经济中占据重要地位^[1]。叶面积指数（leaf area index, LAI）是反映作物长势^[2]、相关生理指标^[3]、光合效率^[4]、呼吸蒸腾作用^[5]的关键参数，在作物长势监测上具有广泛应用^[6]。研究不同生育期、多生育期无人机多光谱数据棉花 LAI 估测模型，明确不同生育期间棉花 LAI 估测模型变化规律，对实时掌握棉花长势并因地制宜进行田间科学管理具有重要意义。【前人研究进展】目前，对作物 LAI 的观测主要通过地面田间测量^[7]、作物生长模型^[8]、卫星遥感^[9]等方法。卫星遥感技术因其具有较好的时间、空间尺度优势，已成为大规模监测作物 LAI 的主要方式^[10-11]。

然而，卫星遥感技术易受自然环境影响同时其数据处理复杂，难以应对农田尺度上 LAI 的精准监测^[12]。近年来，无人机遥感信息获取技术被广泛应用于农业领域^[13-15]。其快速、高效获取农田作物信息的特征满足了精准农业和智慧农业发展的需要，应用前景广阔，发展潜力巨大^[16]。部分研究人员已经开展了基于无人机多光谱的作物生长与生理指标监测研究^[17-20]。在使用无人机遥感技术监测作物 LAI 时，主要有经验模型法和物理模型法。经验模型法是基于统计学的方法以建立某种经验模型公式，是目前实践中应用最多的方法。陶惠林等^[21]使用无人机和 ASD 光谱仪，发现使用多元线性回归的方法可以取得较好的冬小麦 LAI 预测模型；曹中盛等^[22]使用无人机获取水稻叶片数码影像，提取颜色指数和纹理特征，分析其在不同生育期

的相关性,取得了较好的结果;付虹雨等^[23]使用无人机多光谱相机集合机器学习算法,建立了对苕麻 LAI 的估测模型。上述研究证实了无人机数据对作物 LAI 的估测潜力,但针对棉花 LAI 估测研究相对较少。田明璐等^[24]通过动态搜索相应植被指数定义所使用波段范围内的反射率极值的方法,发现以植被指数为自变量可以取得较好的棉花盛蕾期 LAI 反演模型,但该研究只探求了单一生育期的 LAI 反演效果,没有对棉花多个生育期的反演变化规律进行阐述;马怡茹等^[25]对出苗后不同天数的棉花 LAI 建立数据集实现了无人机高光谱技术对棉花 LAI 的监测,但对不同生育期棉花的 LAI 没有进行单独分析;韩建文等^[26]使用不同分辨率无人机多光谱影像数据对棉花花铃期 LAI 进行估测研究,结果表明使用 RF 算法可以实现对棉花花铃期的 LAI 高精度估测,但同样存在只针对单一生育期研究的问题。【本研究切入点】目前,应用无人机多光谱遥感对棉花不同生育期 LAI 估测变化情况的研究相对较少,棉花从现蕾期开始进入营养生长和生殖生长的并进时期,及时掌握棉花田间动态以应对长势差异变化,以此制定具体的田间管理措施是实现精准农业的需要。作物 LAI 随时间动态变化,要实现无人机在农田尺度上的 LAI 精准监测,有必要探明不同生育期作物 LAI 变化与基于无人机遥感信息所建立模型之间的响应。现有的应用无人机多光谱遥感技术监测棉花 LAI 的文献中,地面实测数据主要通过取试验区内 3 株代表性植株来代

表试验小区均值,本研究为了增加试验样本容量引入内外侧棉花概念并验证其可行性,尝试通过该方法以提升对试验小区内棉花 LAI 的反演精度。【拟解决的关键问题】结合地面实测的棉花现蕾期、初花期、结铃期、吐絮期 LAI 数据与无人机多光谱遥感数据,采用植被指数和颜色指数两种常见指数,对不同生育期棉花 LAI 采用偏最小二乘、岭回归、随机森林、支持向量机、神经网络 5 种机器学习算法建立模型,探明不同生育期以及多生育期无人机监测棉花 LAI 的变化规律,为新疆棉花田间管理提供科学依据和技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验区概况

试验于 2021 年 6—9 月在石河子市 146 团北泉镇新疆天业集团高标准农田示范区进行(85°58'13"E, 44°28'49"N)。示范区位于准噶尔盆地南缘,玛纳斯河西岸,属典型的温带大陆性气候。气候干旱,主要以灌溉农业为主,主要经济作物为棉花。区域内光热资源充足,蒸发较大。无霜期为 170 d 左右,大于 0 °C 的活动积温约为 4 100 °C,大于 10 °C 的活动积温约为 3 600 °C。年降水量在(160±40) mm。示范区毗邻蘑菇湖水库,受水库影响,试验地地下水埋深 3 m 以下,平均土壤含盐量为 12—18 g·kg⁻¹,土壤盐分类型以硫酸盐为主,种植的棉花品种为‘惠远 72’。试验地如图 1 所示。

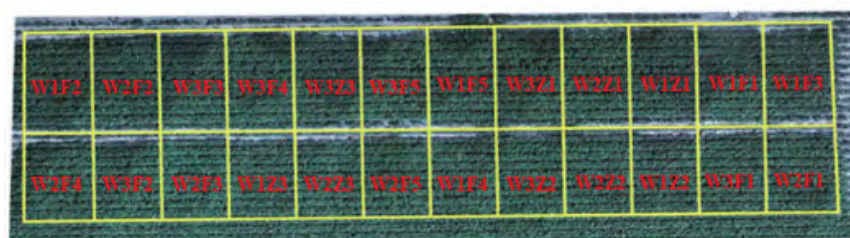


图 1 试验地概况

Fig. 1 Overview of the test site

1.2 试验设计

设置 2 个生育期灌水淋洗试验,灌溉水量均为作物需水量的 80% (80% ETc),采用地表膜下滴灌和地下滴灌相结合的灌水方式,2 个试验均设置 3 个相同的生育期淋洗水量水平,W1: 120 mm、W2: 240 mm、W3: 360 mm,且均在 3 个生育期的第 1 次灌水施加

淋洗水量。试验 1 设置 3 个地表地下交替滴灌起始时间:分别在苗期(Z1)、现蕾期(Z2)、初花期(Z3)第 1 次淋洗时开始进行异次地表地下交替滴灌(异次表示相邻两次灌水过程中一次膜下滴灌一次地下滴灌,依次交替进行),共计 9 个处理,详见表 1。试验 2 设置 5 种次灌水量在地表和地下滴灌

间的分配组合：膜下 100%+地下 0 (F1)、膜下 75%+地下 25% (F2)、膜下 50%+地下 50% (F3)、膜下 25%+地下 75% (F4)，膜下 0+地下 100% (F5)，共 15 个处理，详情见表 2。2 个试验共计 24 个小区，每个小区面积 7 m×8 m。试验水源为当地渠水。其中 ETc 根据 $ET_c=ET_0\times K_c$ 获得， ET_0 由试验区小型自动气象站数据计算获得， K_c 为作物系数，每 7 d 灌水一次。

表 1 试验 1 处理设计
Table 1 Test 1 treatment design

试验 1 Test 1	灌水量 Irrigation amount		异次地表地下交替滴灌开始时间 Start time of alternative surface/subsurface drip irrigation
	苗期、现蕾期、初花期的第 1 次灌水（淋洗水量+灌溉水量） The first irrigation at seedling stage, budding stage and initial flowering stage (Leaching water+Irrigation water)	其他生育阶段 Other growth stages	
W1Z1	40 mm+80% ET _C	80% ET _C	苗期 Seedling stage
W1Z2	40 mm+80% ET _C	80% ET _C	现蕾期 Budding stage
W1Z3	40 mm+80% ET _C	80% ET _C	初花期 Initial flowering stage
W2Z1	80 mm+80% ET _C	80% ET _C	苗期 Seedling stage
W2Z2	80 mm+80% ET _C	80% ET _C	现蕾期 Budding stage
W2Z3	80 mm+80% ET _C	80% ET _C	初花期 Initial flowering stage
W3Z1	120 mm+80% ET _C	80% ET _C	苗期 Seedling stage
W3Z2	120 mm+80% ET _C	80% ET _C	现蕾期 Budding stage
W3Z3	120 mm+80% ET _C	80% ET _C	初花期 Initial flowering stage

表 2 试验 2 处理设计
Table 2 Test 2 treatment design

试验 2 Test 2	灌水量 Irrigation amount		地表、地下滴灌水量分配（地表滴灌+地下滴灌） Surface and subsurface drip irrigation water distribution (Surface drip irrigation+Subsurface drip irrigation)
	苗期、现蕾期、初花期的第 1 次灌水（淋洗水量+灌溉水量） The first irrigation at seedling stage, budding stage and initial flowering stage (Leaching water+Irrigation water)	其他生育阶段 Other growth stages	
W1F1	40 mm+80% ET _C	80% ET _C	100%+0
W1F2	40 mm+80% ET _C	80% ET _C	75%+25%
W1F3	40 mm+80% ET _C	80% ET _C	50% +50%
W1F4	40 mm+80% ET _C	80% ET _C	25%+75%
W1F5	40 mm+80% ET _C	80% ET _C	0+100%
W2F1	80 mm+80% ET _C	80% ET _C	100%+0
W2F2	80 mm+80% ET _C	80% ET _C	75%+25%
W2F3	80 mm+80% ET _C	80% ET _C	50%+50%
W2F4	80 mm+80% ET _C	80% ET _C	25%+75%
W2F5	80 mm+80% ET _C	80% ET _C	0+100%
W3F1	120 mm+80% ET _C	80% ET _C	100%+0
W3F2	120 mm+80% ET _C	80% ET _C	75%+25%
W3F3	120 mm+80% ET _C	80% ET _C	50%+50%
W3F4	120 mm+80% ET _C	80% ET _C	25%+75%
W3F5	120 mm+80% ET _C	80% ET _C	0+100%

棉花播种时间为4月中下旬，种植方式在传统的一膜三管六行种植模式基础上，在3条地表滴灌带下方30 cm处增设地下滴灌带，具体如图2所示，棉花种植间距为10 cm，株距10 cm，宽行为70 cm，膜宽200 cm，膜间距为30 cm，其中外侧棉花主要指远离滴灌带且靠近膜间裸地的棉花，内侧棉花主要指靠近滴灌带且远离膜间裸地的棉花。

1.3 试验数据的获取与处理

1.3.1 棉花 LAI 的测定 采用传统破坏性取样打孔称重法进行 LAI 的测定^[27]，有研究表明比重法测定 LAI 具有较高的精度^[13]。分别取内侧和外侧棉花3株代表性植株地上全叶片进行打孔称重，以测定棉花 LAI^[28]。3株棉花的平均值代表采样点的均值，棉花生长的现蕾期和结铃期各采得36个样本，初花期和吐絮期各采得48个样本，多生育期共计168个样本。采集时间见表3。

1.3.2 无人机数据的获取与处理 使用大疆精灵4多光谱版一体化无人机于每次地面采样试验同期获取

棉花多光谱影像数据，同时采集蓝光（blue）、绿光（green）、红光（red）、近红外（NIR）、红边（red edge）5个波段的多光谱图像（在现蕾期和花铃期只收集了18个小区影像信息）。导入地面控制点的三维空间位置信息进行地理校正。采用DJI Terra软件生成研究区域的正射影像。DJI Terra生成包含5个多光谱指数的文件以及对应波段的DN值数据，5种多光谱指数主要包括：归一化差植被指数（NDVI）、绿度归一化差植被指数（GNDVI）、归一化差红边指数（NDRE）、叶片叶绿素指数（LCI）、优化的土壤调节植被指数（OSAVI）。将所得图像导入ENVI软件进行裁剪获取试验区大小的影像数据方便数据处理，并通过选取感兴趣区域获取棉花生长内外侧相关无人机影像数据。根据图像计算了19种相关颜色指数，进行数据预处理后最终选择5种颜色指数，分别为修正红绿植被指数（MGRVI）、红绿植被指数（GRVI）、绿叶指数（GLA）、超红指数（EXR）、大气阻抗植被指数（VARI）。文中使用的相关指数见表4。

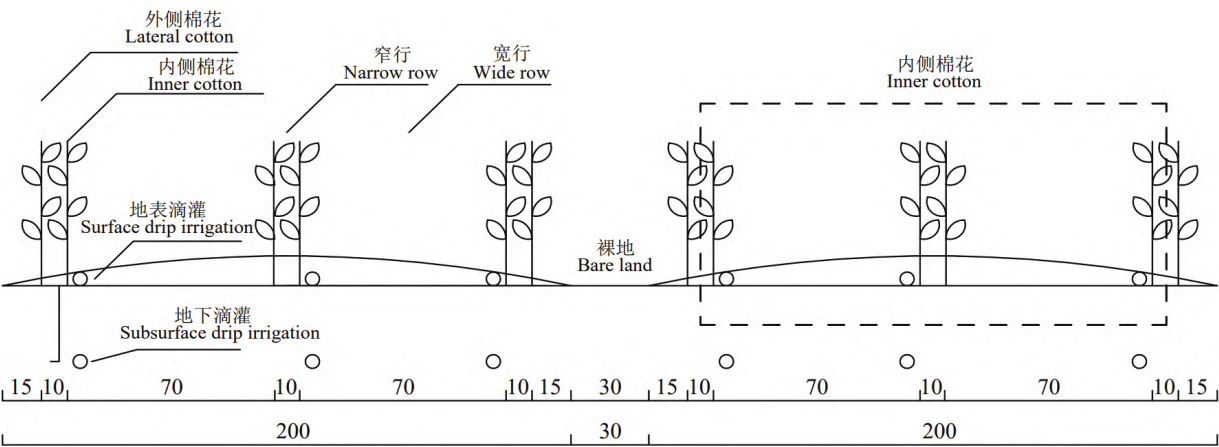


图2 小区种植示意图

Fig. 2 Schematic diagram of community planting (cm)

表3 试验数据采集时间表

Table 3 Schedule of test data acquisition

棉花生育期划分	无人机数据采集时间	棉花生长指标数据采集时间
Classification of cotton growth stage	UAV data collection time	Cotton growth indicator data collection time
现蕾期 Budding stage	2021-06-17	2021-06-17
初花期 Initial flowering stage	2021-07-19	2021-07-19
结铃期 Boll setting stage	2021-08-12	2021-08-12
吐絮期 Open-boll stage	2021-09-07	2021-09-07

表 4 相关指数计算

Table 4 Calculation of relevant indices

相关指数		计算公式	参考文献
Correlation index		Formula	Reference
多光谱指数	归一化差植被指数	$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$	[29]
	Normalized difference vegetation index (NDVI)		
	绿度归一化差植被指数	$GNDVI = \frac{NIR - Green}{NIR + Green}$	[30]
	Normalized green difference vegetation index (GNDVI)		
	归一化差红边指数	$NDRE = \frac{NIR - RedEdge}{NIR + RedEdge}$	[31]
	Normalized difference red-edge vegetation index (NDRE)		
颜色指数	叶片叶绿素指数	$LCI = \frac{NIR - RedEdge}{NIR + Red}$	[32]
	Leaf chlorophyll index (LCI)		
	优化的土壤调节植被指数	$OSAVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red + 0.16}$	[33]
	Optimized soil adjusted vegetation index (OSAVI)		
	修正红绿植被指数	$MGRVI = \frac{g^2 - r^2}{g^2 + r^2}$	[34]
	Modified green-red vegetation index (MGRVI)		
Color index	红绿植被指数	$GRVI = \frac{g - r}{g + r}$	[34]
	Green-red vegetation index (GRVI)		
	绿叶指数	$GLA = \frac{2g - r + b}{2g + r + b}$	[35]
	Green leaf algorithm (GLA)		
	超红指数	$EXR = 1.4r - g$	[36]
	Excess red index (EXR)		
	大气阻抗植被指数	$VARI = \frac{g - r}{g + r - b}$	[37]
	Visible atmospherically resistant vegetation index (VARI)		

r: RGB 图像中归一化的红色波段值 The normalized red band value in the RGB image; g: RGB 图像中归一化的绿色波段值 The normalized green band value in the RGB image; b: RGB 图像中归一化的蓝色波段值 The normalized blue band value in the RGB image

1.3.3 相关模型的构建 选取 5 种机器学习算法用以估算棉花 LAI 数据,分别为偏最小二乘(partial least squares regression, PLSR)、岭回归(ridge regression, RR)、随机森林(random forest, RF)、支持向量机(support vector machine, SVM)、神经网络(back propagation, BP)算法,以上模型通过 Python3.9 的 Scikit-learn 机器学习库构建,代码在 Pycharm2022 中实现。将试验 1 和试验 2 数据汇总,各生育期数据按照 2:1 划分为训练集和验证集,各生育期训练集和验证集的总和组成多生育期数据集,使用训练集建立模型,使用验证集来评价模型性能。在模型训练中使用了 6 折交叉验证来避免过拟合情况的出现。

1.3.4 评价指标 采用决定系数(coefficient of determination, R^2),平均绝对值误差(mean absolute error, MAE)和归一化均方根误差(normal root mean square error, NRMSE)评价模型精度^[38]。 R^2 用于评价估测值和实测值的拟合程度,其值越接近 1 则模型拟

合效果越好;MAE 和 NRMSE 用于评价估测值和实测值的实际偏差,其值越小则模型拟合效果越好。

2 结果

2.1 地面实测 LAI 结果分析

对棉花各生育期 LAI 采样结果按照内侧和外侧进行分析,并计算各采样点样本的基本特征,如表 5 所示。从总体上看,覆膜棉花 LAI 随着生育期的变化呈先增长后下降的趋势。LAI 峰值出现在初花期,初花期内外侧棉花 LAI 均值分别为 4.79 和 3.79。通过方差分析,现蕾期、初花期、结铃期内侧棉花叶面积指数均值均显著大于外侧($P<0.05$)。在各生育期样本的变异系数均大于 17%。各生育期实测棉花 LAI 的变异性较强,且内外侧差异较大。一方面说明按照内侧和外侧采样能够为接下来模型的精准反演提供数据支持,另一方面表明有必要通过内外侧区分以实现对比验区 LAI 的精准预测。

表 5 采样点 LAI 分析
Table 5 Sampling point LAI analysis

生育期	采样点	样本数	均值	方差	变异系数	显著性分析
Growth stage	Sampling point	Number of samples	Mean value	Variance	Variability coefficient (%)	Significance analysis
现蕾期	内侧 Inner	18	2.71	0.47	17.51	$P<0.05$
Budding stage	外侧 Lateral	18	2.20	0.57	25.73	
初花期	内侧 Inner	24	4.79	0.94	19.72	$P<0.05$
Initial flowering stage	外侧 Lateral	24	3.79	0.80	21.09	
结铃期	内侧 Inner	18	4.27	1.02	23.80	$P<0.05$
Boll setting stage	外侧 Lateral	18	3.51	0.81	23.19	
吐絮期	内侧 Inner	24	3.71	0.80	21.45	$0.05<P<0.1$
Open-boll stage	外侧 Lateral	24	3.29	0.75	22.87	

2.2 相关性分析

为了阐明各指数间及与棉花 LAI 的相关关系，对各个生育期及多生育期多光谱指数和颜色指数间以及各指数与棉花 LAI 进行了相关性分析，分析结果如图 3 所示。

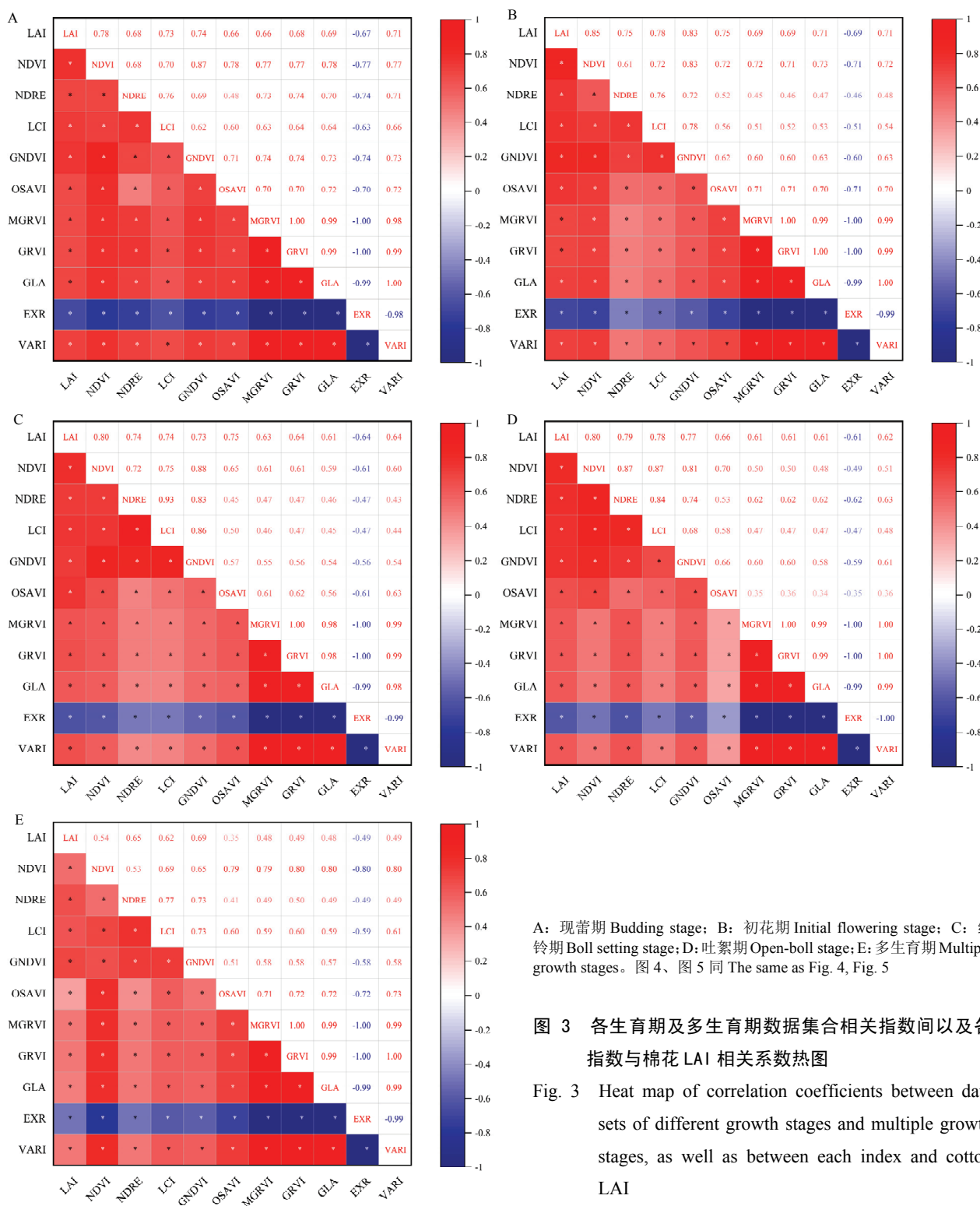
选择的指数在各时期彼此间均呈现显著相关 ($P<0.05$)。总体而言，多光谱指数与颜色指数间的相关性随着生育期的进行而呈现下降趋势，在现蕾期多光谱指数与颜色指数的相关性最强，相关系数介于 0.63—0.85。对于多光谱指数，NDVI 与 GNDVI 在各生育期的相关系数介于 0.81—0.88，两者相关性最强；OSAVI 与 NDRE 在各生育期的相关系数介于 0.48—0.53，两者相关性最弱。各多光谱指数间相关关系随生育期变化而波动。对于颜色指数，在各生育期间各颜色指数间相关性极强，且各颜色指数间相关性不随生育期的变化而变化。对于多生育期数据集，多光谱指数 NDVI 与 OSAVI 的相关性最强，且 NDVI 与各颜色指数间相关性最强。颜色指数间相关性极强，且差异不明显。多光谱指数间的相关性随着生育期变化而变化在一定程度上说明多光谱指数具有反映棉花生长发育不同阶段的潜力，显然颜色指数不具备这样的特征，后续的结果分析也印证了这一假设。

选择的指数在各时期均与棉花 LAI 存在显著性 ($P<0.05$)，多光谱指数相关系数介于 0.35—0.85，颜色指数相关系数介于 0.49—0.71，相关系数绝对值较大的指数多为多光谱指数，颜色指数与棉花 LAI 的相关系数绝对值较小。在棉花初花期出现了多光谱指数和颜色指数相关系数的最大值，相关系

数分别为 0.85 (NDVI) 与 0.71 (GLA)。在多生育期 LAI 集合上，颜色指数和多光谱指数相关系数较各生育期低，其中 OSAVI 相关性最大，为 0.69。在各个数据集中，多光谱指数与棉花 LAI 相关系数 $NDVI>GNDVI>LCI\approx NDRE>OSAVI$ ，颜色指数间差异不明显。综上所述对于同一生育期不同指数，多光谱指数与 LAI 的相关性优于可见光指数。对于不同生育期同一指数，多光谱指数与 LAI 的相关性随生育期的变化而变化，除 OSAVI 外其余多光谱指数的相关性在初花期和吐絮期要高于现蕾期和结铃期，OSAVI 指数与 LAI 相关性最大值出现在初花期和结铃期，多光谱指数相关性变化程度较为明显，颜色指数与 LAI 的相关性几乎不随生育期的变化而变化。

2.3 建模结果分析

为了建立和评价不同指数对棉花 LAI 的估测模型，并探究不同生育期的模型变化规律，使用 5 种机器学习算法构建了各数据集的棉花 LAI 的估测模型，基于不同指数与机器学习算法建立模型的验证集合结果如图 4 所示。从选用指数上看，棉花各生育期模型中多光谱指数优于颜色指数，且各指数模型预测性能随着生育期的变化呈现规律性。对于多光谱指数，从现蕾期到初花期各指数模型预测性能均呈现上述趋势，在现蕾期后各指数模型性能规律性开始变化。NDVI、GNDVI、OSAVI 模型预测性能在现蕾期后随着生育期的变化呈下降趋势；LCI 模型预测性能逐渐上升；NDRE 模型预测性能产生波动。在现蕾期和初花期拟合效果上， $NDVI>GNDVI>OSAVI>NDRE>LCI$ ，在结铃期和吐絮期拟合效果上， $NDVI>LCI$



A: 现蕾期 Budding stage; B: 初花期 Initial flowering stage; C: 结铃期 Boll setting stage; D: 吐絮期 Open-boll stage; E: 多生育期 Multiple growth stages. 图 4、图 5 同 The same as Fig. 4, Fig. 5

图 3 各生育期及多生育期数据集合相关指数间以及各指数与棉花 LAI 相关系数热图

Fig. 3 Heat map of correlation coefficients between data sets of different growth stages and multiple growth stages, as well as between each index and cotton LAI

>NDRE>GNDVI>OSAVI。对于颜色指数：各颜色指数在各生育阶段上拟合效果较差且差异不明显，在现蕾期与结铃期各模型间出现了较大的波动，在初花期和吐絮期较为平稳。总体上决定系数 R^2 介于 0.1—

0.5。在多生育期数据集合拟合效果上，多光谱指数表现为 GNDVI>LCI>NDRE>NDVI>OSAVI。各颜色指数则表现为拟合效果接近，且均优于多光谱指数 GNDVI。

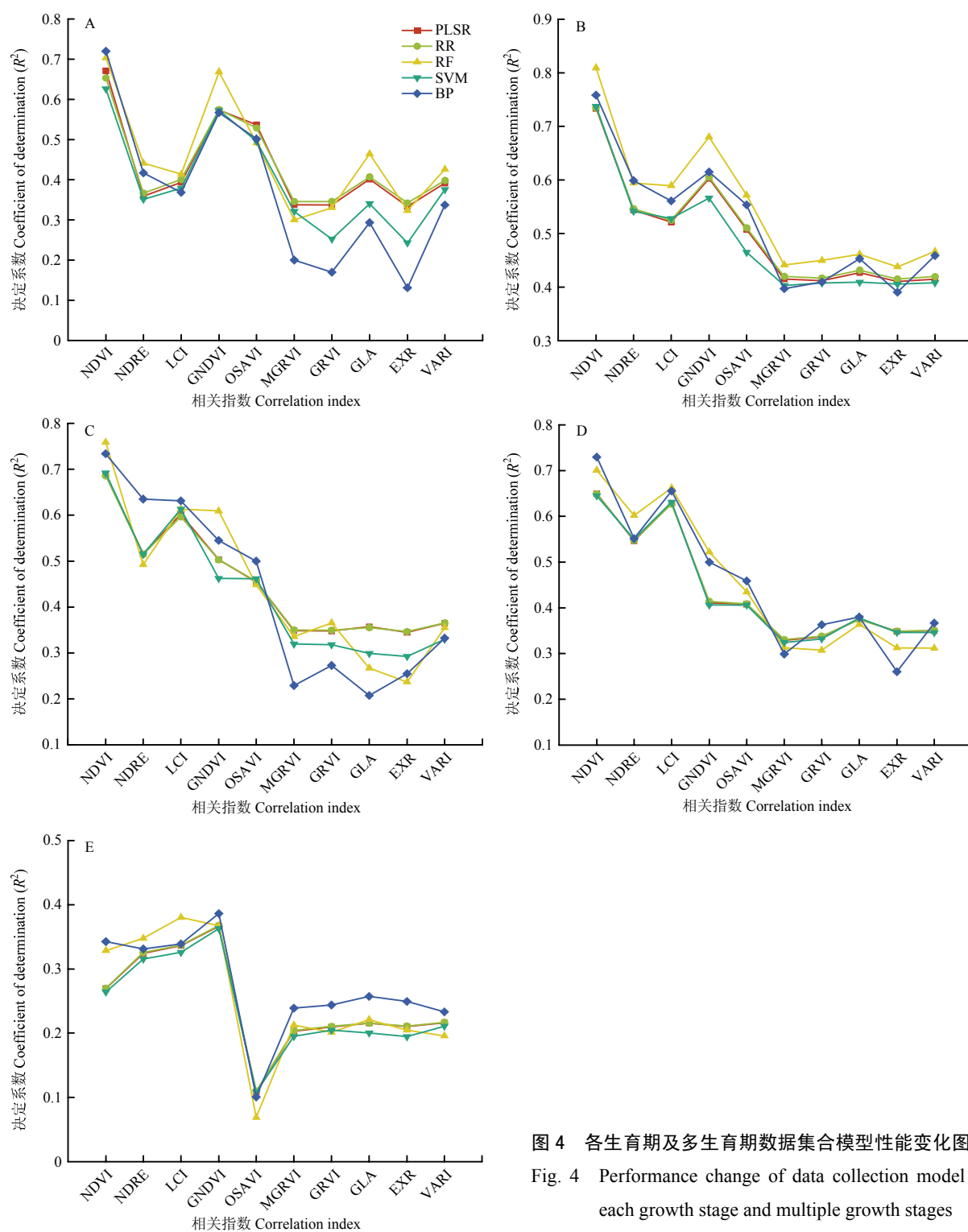


图 4 各生育期及多生育期数据集模型性能变化图

Fig. 4 Performance change of data collection model for each growth stage and multiple growth stages

从模型结果上看, RF 模型和 BP 模型在各生育期下获得了较高的估计精度。不同生育期下棉花 LAI 的反演最优模型如表 6 所示。在各生育期最优指数均为 NDVI, 现蕾期和吐絮期的 LAI 最佳估计模型为 BP, 现蕾期最优模型验证集 R^2 为 0.720, MAE 为 0.239,

NRMSE 为 0.163, 吐絮期最优模型验证集 R^2 为 0.730, MAE 为 0.371, NRMSE 为 0.180。初花期和结铃期的 LAI 最佳估计模型为 RF, 初花期最优模型验证集 R^2 为 0.809, MAE 为 0.288, NRMSE 为 0.120, 结铃期最优模型验证集 R^2 为 0.746, MAE 为 0.398, NRMSE

为 0.147。对棉花 LAI 最优预测模型出现在棉花的初花期, 最优模型预测性能相较现蕾期提高 12.37%, 较结铃期提高 8.45%, 较吐絮期提升 10.82%。对于同一生育期相同指数, 不同算法模型在预测性能上产生一定的差异性, RF 与 BP 拟合效果均较好且较为相近, 其余 3 种算法拟合效果差异不明显。对于不同的生育期, 同一多光谱指数所构建的模型反演效果有差异,

但初花期构建模型的反演精度优于其他生育期。在多生育期拟合效果上, 较各生育期预测模型性能出现了明显下降, 最优指数为 GNDVI, 最优估测模型为 BP, 模型验证集 R^2 为 0.386, MAE 为 0.700, NRMSE 为 0.198。

由图 5 分析可知, 各最优模型算法拟合回归曲线斜率均小于 1, 这表明算法在棉花 LAI 偏小时估测结

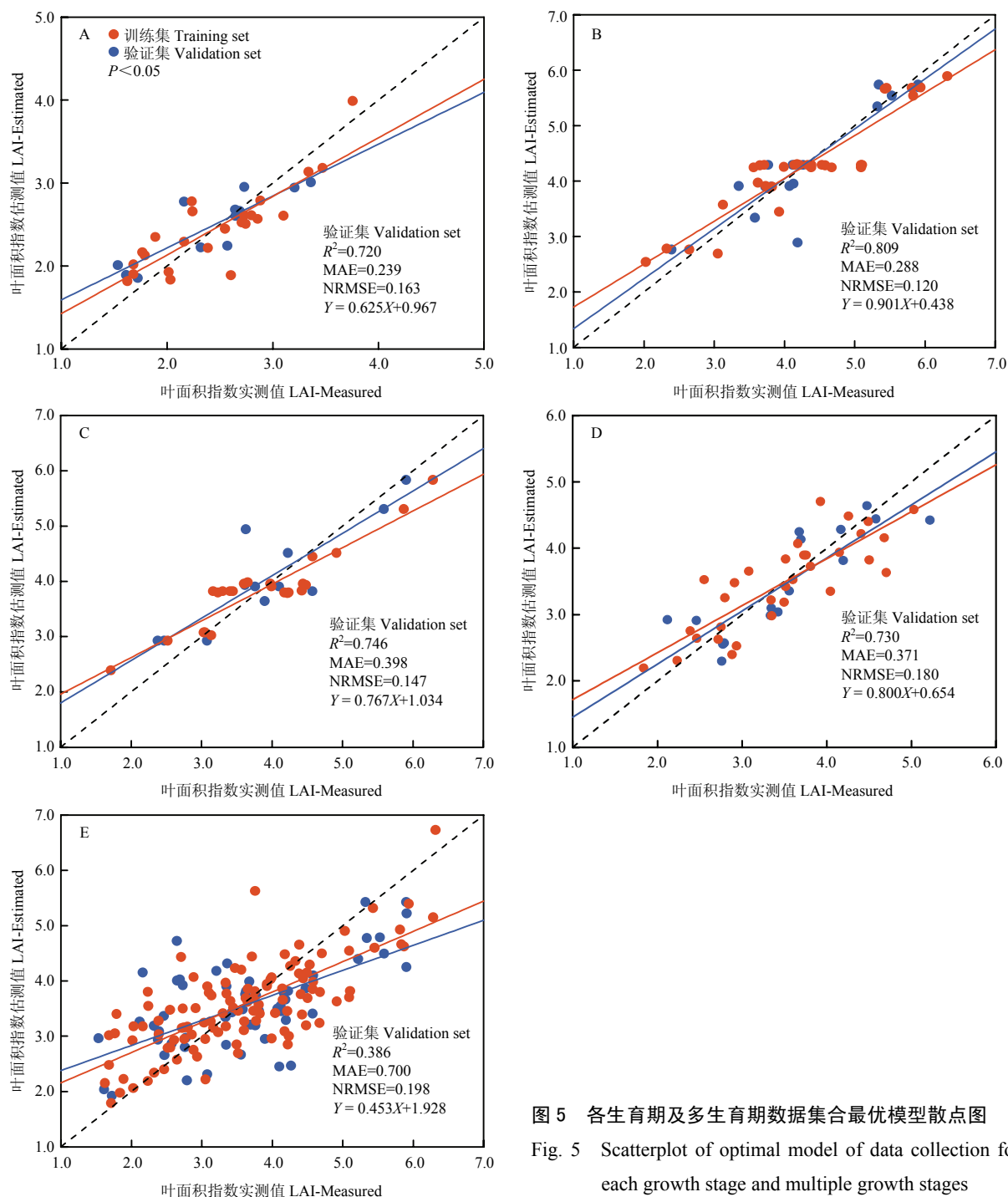


图 5 各生育期及多生育期数据集最优模型散点图

Fig. 5 Scatterplot of optimal model of data collection for each growth stage and multiple growth stages

表 6 各生育期和多生育期最优模型
Table 6 Optimal model for each growth stage and multiple growth stages

生育期 Growing stage	最优指数 Optimal index	最优模型 Optimal model	训练集 Training set			验证集 Validation set		
			R^2	MAE	NRMSE	R^2	MAE	NRMSE
现蕾期 Budding stage	NDVI	BP	0.708	0.276	0.101	0.720	0.239	0.163
初花期 Initial flowering stage	NDVI	RF	0.841	0.338	0.167	0.809	0.288	0.120
结铃期 Boll setting stage	NDVI	RF	0.811	0.375	0.180	0.746	0.398	0.147
吐絮期 Open-boll stage	NDVI	BP	0.682	0.361	0.200	0.730	0.371	0.180
多生育期 Multiple growth stages	GNDVI	BP	0.549	0.565	0.549	0.386	0.700	0.198

果偏大，在棉花 LAI 偏大时的估测结果偏小。初花期基于 NDVI 的 RF 模型验证集斜率最接近 1，该模型的预测性能最佳。

3 讨论

3.1 内外侧棉花 LAI 差异性分析

棉花的 LAI 随生育期的变化而变化，呈现先增加后降低的趋势，本研究中初花期棉花 LAI 达到峰值。内外侧棉花的长势状况受土壤水分、盐分状况、根系分布情况等多种因素影响^[39-40]。新疆多为盐渍土，内侧棉花盐分淋洗效果较好且土壤水分含量较高，膜下滴灌对外侧棉花淋洗效果较差，且远离滴灌带的膜间土壤处于积累盐分的过程，这些原因会导致外侧棉花受到的胁迫大于内侧，引起内外侧棉花生长的不均匀并进一步影响棉花产量^[39,41]。胁迫差异导致同一膜内不同位置的棉花 LAI 产生显著差异，在本研究中外侧棉花的 LAI 在现蕾期、初花期、结铃期显著低于内侧棉花，在棉花正射影像图中也可以观察到类似于条带状的差异性。在本研究中区分内外侧棉花并以此建立数据集以增加样本数量并通过方差分析验证了差异性的存在，一方面为进一步构建反演模型提供了数据支撑，另一方面棉花在现蕾期开始进入营养生长和生殖生长的并进时期，在此后及时精准掌握田间差异并采取一定的田间管理措施可以缓解内外侧棉花产量差异，如有研究表明提高灌水频率可以在一定程度上缓解膜内棉花生长的内外差异^[41]。同时也提示使用合适的取样方法在一定程度上能够更好地反映试验区内作物长势的真实情况。精准农业是未来农业的发展趋势，在通过遥感技术对棉田进行分析时，充分考虑到棉花种植时内侧与外侧差异是有必要的。

3.2 相关指数相关性分析

当引入的指数较多时，可以通过相关性分析对指

数进行初步筛选以提升拟合模型的效率^[42-43]。NDVI 在各生育期与 LAI 的相关性均最高，这与前人研究结果一致^[44-45]。在多生育期集合中，GNDVI 相关性最好，结合建模结果来看，这可能与 GNDVI 在各生育期建模结果差异不明显有关。同时，在多生育期数据集中，多光谱指数 OSAVI 与 LAI 的相关性低于颜色指数。总体而言，LAI 与多光谱指数相关性较强，与颜色指数相关性较弱，这与前人的研究结果一致^[46]。通过图 3 可以观察到颜色指数在各生育期内相关性极强，最小的相关系数达到了 0.98，这种颜色指数间的强相关性在前人的研究中也有所体现^[47]。各时期多光谱指数之间的差异性大于颜色指数，在应对 LAI 随生育期变化层面上作出了更为明显的反馈，进一步说明多光谱相机可以更好揭示棉花生长发育过程中的变化，同时也解释了本文中基于多光谱指数建立的模型要优于颜色指数建立的模型。

3.3 棉花 LAI 模型分析

与前人利用无人机遥感技术反演农作物的研究相比^[21,23-24]，本研究使用不同生育期的多光谱指数及颜色指数对棉花 LAI 进行估测，使用机器学习算法选取多个生育阶段最优模型。在研究中 4 个生育期模型验证集的 R^2 介于 0.720—0.809，充分证明了使用无人机遥感技术对棉花多生育期 LAI 反演的潜力。所得出的模型在训练集和验证集上 R^2 均有一定提升，且为棉花多个生育期的 LAI 监测提供了理论支撑。棉花 LAI 监测模型的性能是随生育期变化的过程，相关指数与建模方法在特定时期取得较好效果，这与作物的生长发育密切相关。有研究认为叶绿素含量的变化会影响作物的光合能力，进而引起作物叶片的可见光吸收能力改变，影响相关指数的数值变化，从而在一定程度上影响不同生育期的 LAI 预测能力^[21]。在本研究中对棉花 LAI 监测的最佳生育期在棉花初花期，有研究将

棉花花期和结铃期并称为花铃期，此时是棉花生长的关键时期，以往基于无人机遥感的对棉花相关生理生长参数的研究往往基于这一时期^[48-49]。使用多光谱遥感技术监测作物 LAI 的过程中普遍会出现相关指数过饱和的问题，这在一定程度上制约了 LAI 预测模型性能的提升，有研究证实图像纹理指标与多光谱指数相结合可以在一定程度提升 LAI 预测性能^[26]。在本研究中多生育期数据集反演效果相较于单一生育期并不理想，并不能通过建立多生育期数据集的方式来实现对任一时期棉花 LAI 的监测，相较于前人使用高光谱相机进行全生育期研究的多生育期的棉花 LAI 反演模型的 R^2 下降近 20%^[25]，高光谱相机在精度方面优于多光谱相机，且高光谱数据处理方式的多样性在一定程度上导致了两者反演模型差异的出现。本文所建立的多生育期模型较差一方面可能因为各指数在各生育期拟合结果本身存在差异性，另一方面可能因为区分内外侧后增大了样本的差异性。通过图 5 观察到验证集合斜率小于 1 说明了模型在 LAI 偏小或偏大时会产生较大的误差进而影响模型的预测结果。通过图 4 不难看出，各个生育期的相关指数相关性差异并不明显，棉花 LAI 却始终处于动态变化的阶段，这种变化不匹配的差异性可能导致了棉花多生育期数据集预测性能的下降，限制基于多光谱指数对棉花 LAI 经验模型的建立^[50]。在多生育期数据集上，GDNVI 在指数中表现最好，OSAVI 表现最差，GDNVI 在 LAI 的预测上具有更好的变化适应性。颜色指数在各生育期和多生育期数据集内表现平稳，GLA 是相对优秀的颜色指数，但总体上颜色指数拟合效果较差。

机器学习算法已被广泛应用于无人机影像对农作物 LAI 的研究^[51-52]。本文采用的 5 种机器学习算法包括了在处理多数据问题上有优势的偏最小二乘；能够有效减少数据过拟合的岭回归算法；以及被广泛应用于处理非线性问题的 SVM、RF、BP 算法。通过图 4 可以看到，选用适当的算法在一定程度上有助于提升棉花 LAI 的监测性能^[53]。在多光谱指数上 5 种机器学习算法对于 LAI 均有很好的预测性能，其中 RF 模型和 BP 模型取得结果较好，其余 3 种模型效果差异不明显，这与前人研究结果一致^[17,53]。SVM 算法在抗干扰性上存在一定劣势，这可能是限制该算法模型效果的原因^[54]。偏最小二乘回归和岭回归具有较高的稳定性，但是预测能力较 RF 和 BP 模型有差异。这种现象存在的原因可能是偏最小二乘回归和岭回归主要用于处理多元线性回归问题，RF 和 BP 算法可以较好地处

理非线性的拟合问题^[55]。先进的机器学习算法可以有效提高遥感反演精度^[56]。在颜色指数上，5 种机器学习算法对于 LAI 的预测性能均较差且差异不大，单通过颜色指数无法获得棉花 LAI 的优秀反演模型。多光谱指数与颜色指数模型在现蕾期和结铃期表现出较初花期和吐絮期更大的不同模型间的波动，这可能与对应生育期的样本容量变化有关，样本容量的增大使得各模型之间的差异性缩小同时更为稳定。各最优拟合模型算法回归斜率均小于 1，这表明算法在处理棉花 LAI 偏小时估测结果偏大，在棉花 LAI 偏大时的估测结果偏小，该现象是使用机器学习算法针对作物 LAI 预测而出现的普遍现象，这一现象也存在于前人研究中^[25]。本文仅使用了一年的棉花试验数据，且计算指数相对较少，缺少对无人机影像信息的纹理分析，未来应当考虑结合无人机纹理特征，并进一步增加样本数量，同时结合多年试验数据，开拓覆膜棉花 LAI 的最优估测模型并提升模型适应性。

4 结论

试验区内外侧棉花 LAI 存在显著性差异。棉花 LAI 的估测模型随着生育期的变化而变化，在各生育期内 NDVI 是估测棉花 LAI 的最优指数，BP 模型与 RF 模型均能够取得较优的估测效果。多生育期数据集对棉花 LAI 估测效果较差，最优指数为 GNDVI，最优模型为 BP，最优模型验证集 R^2 为 0.386，MAE 为 0.700，NRMSE 为 0.198。本研究中估测棉花 LAI 最优窗口期在初花期，多光谱指数和颜色指数均得到了最优的估测效果，最优指数为 NDVI，最优模型为 RF，最优模型验证集 R^2 为 0.809，MAE 为 0.288，NRMSE 为 0.120。使用先进的机器学习算法能够获得较好的棉花 LAI 估测精度。

参考文献 References

- [1] 邓金剑. 美国限制进口新疆棉花：供应链与产业链之争. 国际经济合作, 2021(5): 79-89.
DENG J J. Analyzing on the implications of U.S.'s restrictions on importing cotton produced in Xinjiang and proposed countermeasures. Journal of International Economic Cooperation, 2021(5): 79-89. (in Chinese)
- [2] 马新明, 张娟娟, 席磊, 刘合兵, 高项飞. 基于叶面积指数(LAI)的小麦变量施氮模型研究. 农业工程学报, 2008, 24(2): 22-26.
MA X M, ZHANG J J, XI L, LIU H B, GAO X F. Variable nitrogen fertilization model of wheat based on LAI. Transactions of the

- Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(2): 22-26. (in Chinese)
- [3] 鱼欢, 杨改河, 王之杰. 不同施氮量及基追比例对玉米冠层生理性状和产量的影响. 植物营养与肥料学报, 2010, 16(2): 266-273.
- YU H, YANG G H, WANG Z J. Nitrogen rate and timing considerations on yield and physiological parameters of corn canopy. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2010, 16(2): 266-273. (in Chinese)
- [4] 吕丽华, 陶洪斌, 夏来坤, 张雅杰, 赵明, 赵久然, 王璞. 不同种植密度下的夏玉米冠层结构及光合特性. 作物学报, 2008, 34(3): 447-455.
- LÜ L H, TAO H B, XIA L K, ZHANG Y J, ZHAO M, ZHAO J R, WANG P. Canopy structure and photosynthesis traits of summer maize under different planting densities. Acta Agronomica Sinica, 2008, 34(3): 447-455. (in Chinese)
- [5] 王健, 蔡焕杰, 陈凤, 陈新民. 夏玉米田蒸发蒸腾量与棵间蒸发的试验研究. 水利学报, 2004(11): 108-113.
- WANG J, CAI H J, CHEN F, CHEN X M. Experimental study on evapotranspiration and soil evaporation in summer maize field. Journal of Hydraulic Engineering, 2004(11): 108-113. (in Chinese)
- [6] VINA A, GITELSON A A, NGUY-ROBERTSON A L, PENG Y. Comparison of different vegetation indices for the remote assessment of green leaf area index of crops. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3468-3478.
- [7] 吴伟斌, 洪添胜, 王锡平, 彭万喜, 李震, 张文昭. 叶面积指数地面测量方法的研究进展. 华中农业大学学报, 2007, 26(2): 270-275.
- WU W B, HONG T S, WANG X P, PENG W X, LI Z, ZHANG W Z. Advance in ground-based LAI measurement methods. Journal of Huazhong Agricultural University, 2007, 26(2): 270-275. (in Chinese)
- [8] THORP K R, DEJONGE K C, KALEITA A L, BATCHELOR W D, PAZ J O. Methodology for the use of DSSAT models for precision agriculture decision support. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 64(2): 276-285.
- [9] 贾玉秋, 李冰, 程永政, 刘婷, 郭燕, 武喜红, 王来刚. 基于 GF-1 与 Landsat-8 多光谱遥感影像的玉米 LAI 反演比较. 农业工程学报, 2015, 31(9): 173-179.
- JIA Y Q, LI B, CHENG Y Z, LIU T, GUO Y, WU X H, WANG L G. Comparison between GF-1 images and Landsat-8 images in monitoring maize LAI. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(9): 173-179. (in Chinese)
- [10] JI J Y, LI X J, DU H Q, MAO F J, FAN W L, XU Y X, HUANG Z H, WANG J Y, KANG F F. Multiscale leaf area index assimilation for Moso bamboo forest based on Sentinel-2 and MODIS data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2021, 104: 102519.
- [11] DONG T F, LIU J, LIU J G, HE L M, WANG R, QIAN B D, MCNAIRN H, POWERS J, SHI Y C, CHEN J M, SHANG J L. Assessing the consistency of crop leaf area index derived from seasonal Sentinel-2 and Landsat 8 imagery over Manitoba, Canada. Agricultural and Forest Meteorology, 2023, 332: 109357.
- [12] SUN X K, YANG Z Y, SU P Y, WEI K X, WANG Z G, YANG C B, WANG C, QIN M X, XIAO L J, YANG W D, ZHANG M J, SONG X Y, FENG M C. Non-destructive monitoring of maize LAI by fusing UAV spectral and textural features. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1158837.
- [13] HASAN U, SAWUT M, CHEN S S. Estimating the leaf area index of winter wheat based on unmanned aerial vehicle RGB-image parameters. Sustainability, 2019, 11(23): 6829.
- [14] ZHU W X, REZAEI E E, NOURI H, SUN Z G, LI J, YU D Y, SIEBERT S. UAV-based indicators of crop growth are robust for distinct water and nutrient management but vary between crop development phases. Field Crops Research, 2022, 284: 108582.
- [15] BUTHELEZI S, MUTANGA O, SIBANDA M, ODINDI J, CLULOW A D, CHIMONYO V G P, MABHAUDHI T. Assessing the prospects of remote sensing maize leaf area index using UAV-derived multi-spectral data in smallholder farms across the growing season. Remote Sensing, 2023, 15(6): 1597.
- [16] 冯文斌. 基于无人机多光谱遥感的夏玉米长势监测及产量估测[D]. 泰安: 山东农业大学, 2022.
- FENG W B. Summer maize growth monitoring and yield estimation by UAV-based multispectral remote sensing[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2022. (in Chinese)
- [17] 刘帅兵, 金秀良, 冯海宽, 聂臣巍, 白怡, 余汛. 基于无人机多源遥感的玉米 LAI 垂直分布估算. 农业机械学报, 2023, 54(5): 181-193, 287.
- LIU S B, JIN X L, FENG H K, NIE C W, BAI Y, YU X. Vertical distribution estimation of maize LAI using UAV multi-source remote sensing. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 181-193, 287. (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. 农业机械学报, 2023, 54(4): 198-205.
- LUO X B, XIE T S, DONG S X. Estimation of citrus canopy chlorophyll based on UAV multispectral images. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 198-205. (in Chinese)
- [19] 聂松伟. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦长势指标监测[D]. 乌鲁

- 木齐: 新疆农业大学, 2022.
- NIE S W. Monitoring of winter wheat growth index based on UAV multi-spectral remote sensing[D]. Urumqi: Xinjiang Agricultural University, 2022. (in Chinese)
- [20] 张佑铭. 基于多源遥感数据的猕猴桃园 LAI 反演研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2022.
- ZHANG Y M. Leaf area index inversion in kiwifruit orchard based on multi-source remote sensing data[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2022. (in Chinese)
- [21] 陶惠林, 冯海宽, 杨贵军, 杨小冬, 刘明星, 刘帅兵. 基于无人机成像高光谱影像的冬小麦 LAI 估测. 农业机械学报, 2020, 51(1): 176-187.
- TAO H L, FENG H K, YANG G J, YANG X D, LIU M X, LIU S B. Leaf area index estimation of winter wheat based on UAV imaging hyperspectral imagery. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 176-187. (in Chinese)
- [22] 曹中盛, 李艳大, 黄俊宝, 叶春, 孙滨峰, 舒时富, 朱艳, 何勇. 基于无人机数码影像的水稻叶面积指数监测. 中国水稻科学, 2022, 36(3): 308-317.
- CAO Z S, LI Y D, HUANG J B, YE C, SUN B F, SHU S F, ZHU Y, HE Y. Monitoring rice leaf area index based on unmanned aerial vehicle (UAV) digital images. Chinese Journal of Rice Science, 2022, 36(3): 308-317. (in Chinese)
- [23] 付虹雨, 王薇, 卢建宁, 岳云开, 崔国贤, 余玮. 基于无人机多光谱遥感和机器学习的苧麻理化性状估测. 农业机械学报, 2023, 54(5): 194-200, 347.
- FU H Y, WANG W, LU J N, YUE Y K, CUI G X, SHE W. Estimation of ramie physicochemical property based on UAV multi-spectral remote sensing and machine learning. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 194-200, 347. (in Chinese)
- [24] 田明璐, 班松涛, 常庆瑞, 由明明, 罗丹, 王力, 王烁. 基于低空无人机成像光谱仪影像估算棉花叶面积指数. 农业工程学报, 2016, 32(21): 102-108.
- TIAN M L, BAN S T, CHANG Q R, YOU M M, LUO D, WANG L, WANG S. Use of hyperspectral images from UAV-based imaging spectroradiometer to estimate cotton leaf area index. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(21): 102-108. (in Chinese)
- [25] 马怡茹, 吕新, 易翔, 马露露, 祁亚琴, 侯彤瑜, 张泽. 基于机器学习的棉花叶面积指数监测. 农业工程学报, 2021, 37(13): 152-162.
- MA Y R, LÜ X, YI X, MA L L, QI Y Q, HOU T Y, ZHANG Z. Monitoring of cotton leaf area index using machine learning. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(13): 152-162. (in Chinese)
- [26] 韩建文, 冯春晖, 彭杰, 王彦宇, 史舟. 不同分辨率无人机多光谱影像的棉花叶面积指数估测研究. 棉花学报, 2022, 34(4): 338-349.
- HAN J W, FENG C H, PENG J, WANG Y Y, SHI Z. Estimation of leaf area index of cotton from unmanned aerial vehicle multispectral images with different resolutions. Cotton Science, 2022, 34(4): 338-349. (in Chinese)
- [27] 胡清阳, 曹红霞, 何子建, 丁邦新, 张焜. 淋洗定额与覆盖方式对北疆棉花生长和产量的影响. 灌溉排水学报, 2022, 41(5): 27-33.
- HU Q Y, CAO H X, HE Z J, DING B X, ZHANG Y. Combined effect of drip irrigation amount and straw mulch on growth and yield of cotton in salinized soils in northern Xinjiang. Journal of Irrigation and Drainage, 2022, 41(5): 27-33. (in Chinese)
- [28] 何子建, 史文娟, 杨军强. 膜下滴灌间作盐生植物棉田水盐运移特征及脱盐效果. 农业工程学报, 2017, 33(23): 129-138.
- HE Z J, SHI W J, YANG J Q. Water and salt transport and desalination effect of halophytes intercropped cotton field with drip irrigation under film. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(23): 129-138. (in Chinese)
- [29] CARLSON T N, RIPLEY D A. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. Remote Sensing of Environment, 1997, 62(3): 241-252.
- [30] GITELSON A A, MERZLYAK M N, LICHTENTHALER H K. Detection of red edge position and chlorophyll content by reflectance measurements near 700 nm. Journal of Plant Physiology, 1996, 148(3/4): 501-508.
- [31] FITZGERALD G J, RODRIGUEZ D, CHRISTENSEN L K, BELFORD R, SADRAS V O, CLARKE T R. Spectral and thermal sensing for nitrogen and water status in rainfed and irrigated wheat environments. Precision Agriculture, 2006, 7(4): 233-248.
- [32] ZEBARTH B J, YOUNIE M, PAUL J W, BITTMAN S. Evaluation of leaf chlorophyll index for making fertilizer nitrogen recommendations for silage corn in a high fertility environment. Communications in Soil Science and Plant Analysis, 2002, 33(5/6): 665-684.
- [33] STEVEN M D. The sensitivity of the OSAVI vegetation index to observational parameters. Remote Sensing of Environment, 1998, 63(1): 49-60.
- [34] BENDIG J, YU K, AASEN H, BOLTE A, BENNETT S, BROSCHEIT J, GNYP M L, BARETH G. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible, and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley. International

- Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 39: 79-87.
- [35] LOUHAICHI M, BORMAN M M, JOHNSON D E. Spatially located platform and aerial photography for documentation of grazing impacts on wheat. *Geocarto International*, 2001, 16(1): 65-70.
- [36] MEYER G E, NETO J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2): 282-293.
- [37] GITELSON A A, KAUFMAN Y J, STARK R, RUNDQUIST D. Novel algorithms for remote estimation of vegetation fraction. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 76-87.
- [38] 范军亮, 王涵, 廖振棋, 戴裕琰, 余江, 冯涵龙. 基于纹理-颜色特征与植被指数融合的冬小麦 LAI 估测. *农业机械学报*, 2023, 54(7): 347-359.
- FAN J L, WANG H, LIAO Z Q, DAI Y L, YU J, FENG H L. Winter wheat leaf area index estimation based on texture-color features and vegetation indices. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(7): 347-359. (in Chinese)
- [39] 柴付军, 李光永, 张琼, 程鸿, 李富先, 李旌胜, 季枫. 灌水频率对膜下滴灌土壤水盐分布和棉花生长的影响研究. *灌溉排水学报*, 2005, 24(3): 12-15.
- CHAI F J, LI G Y, ZHANG Q, CHENG H, LI F X, LI J S, JI F. Study on effects of irrigation frequency on moisture and salt regime and growth of cotton under mulch-film drip irrigation. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2005, 24(3): 12-15. (in Chinese)
- [40] 王允喜, 李明思, 蓝明菊. 膜下滴灌土壤湿润区对田间棉花根系分布及植株生长的影响. *农业工程学报*, 2011, 27(8): 31-38.
- WANG Y X, LI M S, LAN M J. Effect of soil wetting pattern on cotton-root distribution and plant growth under plastic mulched drip irrigation in field. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(8): 31-38. (in Chinese)
- [41] 张琼, 李光永, 柴付军. 棉花膜下滴灌条件下灌水频率对土壤水盐分布和棉花生长的影响. *水利学报*, 2004(9): 123-126.
- ZHANG Q, LI G Y, CHAI F J. Effect of mulched drip irrigation frequency on soil salt regime and cotton growth. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2004(9): 123-126. (in Chinese)
- [42] 何嘉晨, 何敬, 王彬, 苟静, 林远杨, 刘刚. 基于无人机高光谱影像的水稻叶绿素含量反演. *四川农业大学学报*, doi: 10.16036/j.issn.1000-2650.202205194.
- HE J C, HE J, WANG B, GOU J, LIN Y Y, LIU G. Inversion of chlorophyll content in rice based on UAV hyperspectral imagery. *Journal of Sichuan Agricultural University*, doi: 10.16036/j.issn.1000-2650.202205194. (in Chinese)
- [43] 董建康, 连懿, 赵之江, 张虎, 冯晨阳. 基于卷积神经网络和特征选择的无人机多光谱影像林地提取方法. *天津师范大学学报(自然科学版)*, 2022, 42(4): 64-71.
- DONG J K, LIAN Y, ZHAO Z J, ZHANG H, FENG C Y. Woodland extraction from UAV multispectral image based on convolution neural network and feature selection. *Journal of Tianjin Normal University (Natural Science Edition)*, 2022, 42(4): 64-71. (in Chinese)
- [44] 苏伟, 王伟, 刘哲, 张明政, 边大红, 崔彦宏, 黄健熙. 无人机影像反演玉米冠层 LAI 和叶绿素含量的参数确定. *农业工程学报*, 2020, 36(19): 58-65.
- SU W, WANG W, LIU Z, ZHANG M Z, BIAN D H, CUI Y H, HUANG J X. Determining the retrieving parameters of corn canopy LAI and chlorophyll content computed using UAV image. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(19): 58-65. (in Chinese)
- [45] 高林, 杨贵军, 王宝山, 于海洋, 徐波, 冯海宽. 基于无人机遥感影像的大豆叶面积指数反演研究. *中国生态农业学报*, 2015, 23(7): 868-876.
- GAO L, YANG G J, WANG B S, YU H Y, XU B, FENG H K. Soybean leaf area index retrieval with UAV (unmanned aerial vehicle) remote sensing imagery. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2015, 23(7): 868-876. (in Chinese)
- [46] ZHANG J Y, QIU X L, WU Y T, ZHU Y, CAO Q, LIU X J, CAO W X. Combining texture, color, and vegetation indices from fixed-wing UAS imagery to estimate wheat growth parameters using multivariate regression methods. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 185: 106138.
- [47] 运彬媛, 张昊, 翟勇全, 马健祯, 姬丽, 李稼润, 金学兰, 贾彪. 基于土壤氮素水平的玉米冠层 SPAD 值估算方法. *生态学杂志*, <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1148.Q.20230510.1735.007.html>.
- YUN B Y, ZHANG H, ZHAI Y Q, MA J Z, JI L, LI J R, JIN X L, JIA B. Estimation method for canopy SPAD values of maize based on soil nitrogen level. *Chinese Journal of Ecology*, <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1148.Q.20230510.1735.007.html>. (in Chinese)
- [48] 闫成川, 曲延英, 陈全家, 武红旗, 张博, 彭海垒, 陈琴. 基于无人机多光谱影像的棉花 SPAD 值及叶片含水量估测. *农业工程学报*, 2023, 39(2): 61-67.
- YAN C C, QU Y Y, CHEN Q J, WU H Q, ZHANG B, PENG H L, CHEN Q. Estimation of cotton SPAD value and leaf water content based on UAV multispectral images. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2023, 39(2): 61-67. (in Chinese)
- [49] 张静, 郭思梦, 韩迎春, 雷亚平, 邢芳芳, 杜文丽, 李亚兵, 冯璐.

- 基于无人机 RGB 图像的棉花产量估算. 中国农业科技导报, 2022, 24(11): 112-120.
- ZHANG J, GUO S M, HAN Y C, LEI Y P, XING F F, DU W L, LI Y B, FENG L. Estimation of cotton yield based on unmanned aerial vehicle RGB images. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 2022, 24(11): 112-120. (in Chinese)
- [50] MA Y R, ZHANG Q, YI X, MA L L, ZHANG L F, HUANG C P, ZHANG Z, LV X. Estimation of cotton leaf area index (LAI) based on spectral transformation and vegetation index. *Remote Sensing*, 2022, 14(1): 136.
- [51] 张东彦, 韩宣宣, 林芬芳, 杜世州, 张淦, 洪琪. 基于多源无人机影像特征融合的冬小麦 LAI 估算. 农业工程学报, 2022, 38(9): 171-179.
- ZHANG D Y, HAN X X, LIN F F, DU S Z, ZHANG G, HONG Q. Estimation of winter wheat leaf area index using multi-source UAV image feature fusion. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2022, 38(9): 171-179. (in Chinese)
- [52] 王靖, 彭漪, 刘小娟, 莫佳才, 梁婷. 基于无人机多光谱数据的水稻 LAI 反演与应用. 中国农业大学学报, 2021, 26(12): 145-156.
- WANG J, PENG Y, LIU X J, MO J C, LIANG T. Inversion and application of rice LAI based on UAV multispectral data. *Journal of China Agricultural University*, 2021, 26(12): 145-156. (in Chinese)
- [53] YAN P C, HAN Q S, FENG Y M, KANG S Z. Estimating LAI for cotton using multisource UAV data and a modified universal model. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4272.
- [54] 张建华, 冀荣华, 袁雪, 李慧, 祁力钧. 基于径向基支持向量机的棉花虫害识别. 农业机械学报, 2011, 42(8): 178-183.
- ZHANG J H, JI R H, YUAN X, LI H, QI L J. Recognition of pest damage for cotton leaf based on RBF-SVM algorithm. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, 42(8): 178-183. (in Chinese)
- [55] 邵亚杰, 汤秋香, 崔建平, 李晓娟, 王亮, 林涛. 融合无人机光谱信息与纹理特征的棉花叶面积指数估测. 农业机械学报, 2023, 54(6): 186-196.
- SHAO Y J, TANG Q X, CUI J P, LI X J, WANG L, LIN T. Cotton leaf area index estimation combining UAV spectral and textural features. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(6): 186-196. (in Chinese)
- [56] 向友珍, 安嘉琪, 赵笑, 金琳, 李志军, 张富仓. 基于无人机多光谱遥感的大豆生长参数和产量估算. 农业机械学报, 2023, 54(8): 230-239.
- XIANG Y Z, AN J Q, ZHAO X, JIN L, LI Z J, ZHANG F C. Soybean growth parameters and yield estimation based on UAV multispectral remote sensing. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(8): 230-239. (in Chinese)

(责任编辑 岳梅)