

杨野,杨德昌,孙红,等. 基于无人机多光谱遥感和机器学习算法的南疆棉花生物量估算[J]. 江苏农业科学,2023,51(15):179-187.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2023.15.025

基于无人机多光谱遥感和机器学习算法 的南疆棉花生物量估算

杨野¹, 杨德昌², 孙红², 孟洪兵¹, 田才耀¹, 刘成成¹, 雷定湘¹

(1. 塔里木大学信息工程学院, 新疆阿拉尔 843300; 2. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要:为探究不同生育期内植被指数对南疆棉花地上部生物量的估算潜力,利用无人机测取试验地塔河二号棉花 3 个生育期(蕾期、花铃期、吐絮期)多光谱影像数据,同时进行棉花植株生物量(地上部分干质量)的数据采集,对不同生育时期的棉花光谱及地上部生物量变化特征进行分析,选取 Pearson 相关系数法筛选出的单一植被指数和多种植被指数组合构建基于偏最小二乘法(PLSR)、支持向量机(SVM)和随机森林(RF)3 种机器学习算法的反演模型,通过决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE)对反演效果进行评定。结果表明,地上生物量在蕾期至吐絮期内持续增大,多光谱近红外波段反射率在蕾期至吐絮期内先升高后降低,花铃期的模型估算效果最佳, R^2 均 ≥ 0.68 , RMSE 均 ≤ 0.53 ; NDVI、RVI 和 GNDVI 这 3 种植被指数与棉花地上部生物量的相关性最高,相关系数均 ≥ 0.765 ,呈极显著相关关系($P < 0.01$);以植被指数组合(NDVI-RVI)为变量的支持向量机回归模型的建模效果最优。本研究探究了不同植被指数组合和不同机器学习算法建模的估算效果,证明了植被指数融合的方法在棉花不同生育时期生物量估算的可行性,为南疆棉花的生长监测提供技术支持和理论支撑。

关键词:无人机;多光谱;植被指数;地上部生物量;机器学习算法;生育时期;相关系数法

中图分类号:S127 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2023)15-0179-08

生物量是某一指定时间内在指定地域或生态系统内某种活有机体的干质量^[1],是反映作物生长状况的重要因素,准确、快速、方便地监测棉花的生物量对于预测和增产具有十分重要的作用^[2]。利用无人机遥感技术结合建模算法对作物生物量进行估算,既可以保证对大田生物量监测的高效性,同时为田间生态系统提供了保护。Sharma 等基于无人机多光谱影像获取的多种植被指数,采用偏最小二乘(PLS)、支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)和随机森林(RF)4 种机器学习算法构建燕麦生物量估测模型,决定系数 R^2 普遍低于 0.5,同时部分结果出现了过拟合现象,说明遥感技术在燕麦生物量监测方向具有一定困难^[3];David 等通过建立一元线性回归和随机森林回归模型对比预测旱地森林地上部生物量,结果表明,通过随机森林回归算法建立了最佳地上部生物量模型,与影像数

据的组合建模的 R^2 高达 0.95^[4];Anchal 等利用线性回归模型,采用 K 折交叉验证法筛选最佳植被指数,结果表明,对甜叶菊的研究中超绿指数(ExG)是生物量估测 R^2 高达 0.7 的最佳植被指数^[5];Atkinson Amorim 等利用无人机获取多光谱图像并计算植被指数(VI),然后将植被指数利用随机森林、支持向量机和 BP(back propagation)神经网络方法建模,结果表明,巴西南部小麦品种的最佳模型为人工神经网络, R^2 为 0.90,均方根误差(RMSE)为 0.83 t/hm²^[6];Shao 等证明了非线性方法的玉米地上部生物量预测精度高于线性方法,其中指数法的准确度最高,验证精度 R^2 可达 0.76, RMSE 达到 282.8 g/m²^[7];段博融合了多维数据,通过不同的机器学习算法建模,精度最高的为使用随机森林算法构建的模型,验证精度 R^2 可达 0.94, RMSE 达到 156.81 g/m²,证明 RF 模型对水稻全生育期生物量的估测效率最高^[8];吴培强等利用无人机多光谱和激光雷达数据,构建了红树林地上生物量回归模型,其中桐花树生物量回归模型预测效果最佳,决定系数 R^2 最高,达 0.83^[9];李宗鹏基于多光谱图像数据构建的植被指数,采用多元混合线性回归、支持向量机和线性岭回归 3 种基础学习模型在抽穗期

收稿日期:2022-11-08

基金项目:新疆重点产业创新发展支撑计划(编号:1121085)。

作者简介:杨野(1998—),男,河北涿州人,硕士,研究方向为农业遥感领域。E-mail:945275834@qq.com。

通信作者:杨德昌,博士,主要从事电力系统自动化方向研究。

E-mail:yangdechang@cau.edu.cn。

和开花期进行地上生物量预测,最终抽穗期线性岭回归(LRR)模型的效果最好, R^2 达到了0.58, $RMSE$ 为1 843.42 kg/hm²,开花期内SVM模型的估算精度最高, R^2 达到0.65, $RMSE$ 为2 221.42 kg/hm²[10]。

上述研究对各种作物的地上部生物量预测均取得了一定成果,然而,与水稻、小麦等粮食作物的研究过程不同,南疆棉花的生长环境要求特殊,种植的地理位置维度要求高,日照时间和水分要求充足,生长周期长且1年只成熟1次,植株成熟后叶片、根茎体积庞大,无法进行大规模采样,无形之中增加了地上部生物量研究的难度。基于当前阶段无人机遥感技术应用领域的研究,迄今为止尚未有学者系统地分析棉花地上部生物量各生育时期之间、各植被指数与不同算法之间的表现差异。综上所述,建立并筛选出最优的棉花不同生育时期、植被指数组合及机器学习算法的地上部生物量反演模型具备较高的研究价值。

本研究利用无人机多光谱遥感技术,结合南疆地区棉花不同时期地上部生物量的实测数据,筛选出不同植被指数组合,建立各种各样的生物量预测模型,然后对建立好的模型进行精度的验证和对比,为今后南疆棉花不同生育期的生长情况监测提供理论支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

阿拉尔市位于新疆阿克苏地区境内,北起天山南麓山地,南面与塔里木河、阿克苏河、台兰河、多浪河相系,地处塔克拉玛干沙漠北面。阿拉尔市属于极端大陆性的干旱荒漠天气,季节性明显、光照充足、昼夜变化较高,但常年干燥、降水量小,地面蒸发强度较高,年平均降水量40.1~82.5 mm,平均温度9.9~11.5℃,年平均日照2 556.3~2 991.8 h。本试验地点位于阿拉尔市塔里木大学教学试验基地,试验基地的土壤是沙壤土和壤土,具有良好的透水性,有机质含量为3.15~8.13 g/kg,碱解氮含量为0.01~0.04 g/kg,速效磷含量为0.00~0.03 g/kg, pH值为7~8^[11]。

由图1可知,将试验地按照纬度平均分为5个采样点,每块采样点长和宽均为20 m,按照图中字母顺序对棉花植株进行随机采样。

1.2 多光谱数据采集

本研究多光谱数据采集选择晴朗并风力小于

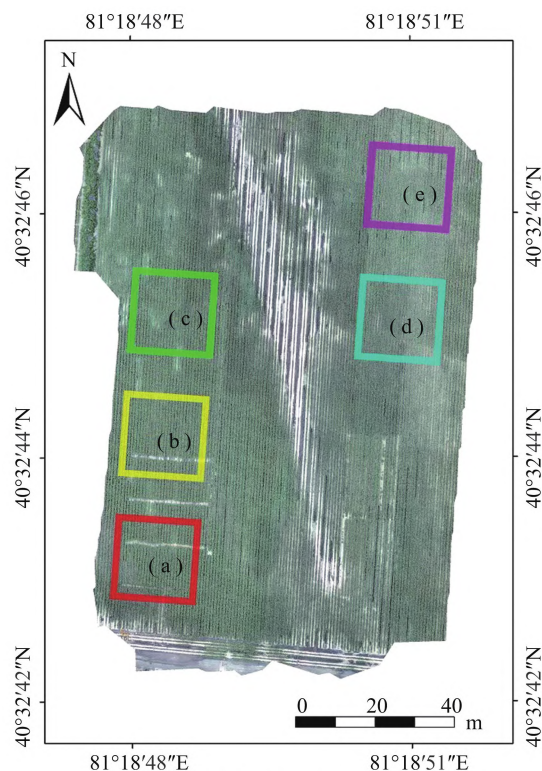


图1 研究区域采样点分布状况

三级的天气,在13:00—15:00这一光照度最高的时间段进行,采集时间分别为2022年6月29日、8月25日和9月14日,分别对应棉花冠层叶片光谱反射率变化对比显著的蕾期、花铃期和吐絮期。

选用大疆无人精灵P4M多光谱RTK版作为飞行平台,使用四旋翼设计方案,机身配置9寸快拆螺旋桨。起飞质量1 487 g,工作环境温度要求0~40℃。续航时间长达27 min,单次飞行最大作业面积0.63 km²。无人机及其机载多光谱成像系统如图2所示。

1.3 数据预处理

1.3.1 植株生物量数据预处理 在收集塔河二号棉花种植样本和测量时,由于各种因素会产生一定偏差或者错误,并且在进行数据处理前,本研究通过正态分布的 3σ 原则法剔除各生育时期的异常值,最后计算出单位面积(1 m²)内植株的地上部生物量,本试验中预处理后每生育时期50个样本,共计150个样本。

1.3.2 无人机多光谱数据预处理 无人机多光谱图像的处理包括以下步骤:首先进行镜头校正,消除图像畸变;然后辐射定标,将数字灰度值转换为反射率;最后进行大气校正,消除大气、水汽等因素的影响^[12]。本试验多光谱影像的处理使用ENVI 5.3

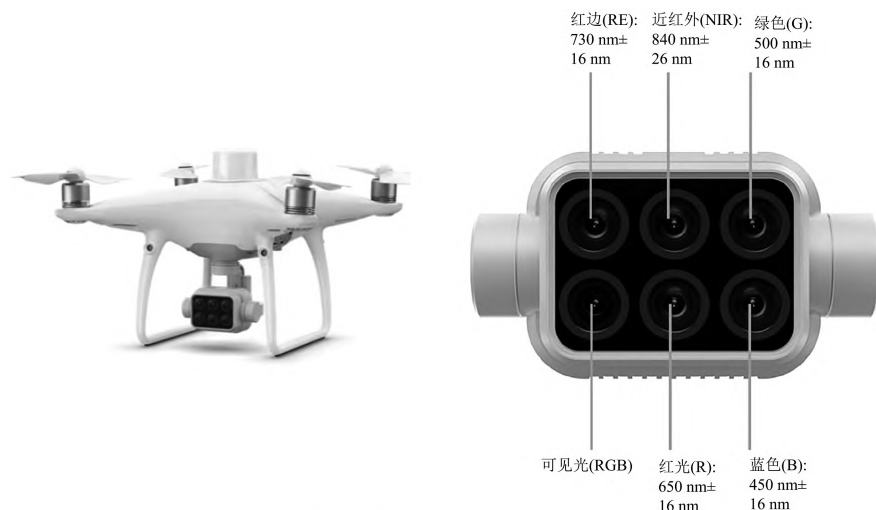


图2 无人机及其多光谱成像系统

版,先对影像进行拼接处理,得到试验区完整的灰度图后,再对各波段进行配准,获取蓝光(450 nm)、绿光(560 nm)、红光(650 nm)、红边(730 nm)和近红外(840 nm)5个波段的反射率数据。

1.4 多光谱植被指数的选取

利用无人机遥感图像提取得到的光谱反射率能够构建多个光谱指数^[13],为探究光谱指数在棉花生物量反演中的特点,并考虑到植被指数的广泛性和实用性,本研究选择了10种多光谱植被指数进行后续的相关性分析,分别为归一化植被指数(NDVI)、差值植被指数(DVI)、比值植被指数(RVI)、增强型植被指数(EVI)、土壤调节植被指数(SAVI)、绿色归一化植被指数(GNDVI)、重归一化植被指数(RDVI)、绿色比值植被指数(GRVI)、宽动态范围植被指数(WDRVI)、修正叶绿素吸收反射率植被指数(MCARI),研究了各植被指数与实测棉花地上生物量之间的关系。各植被指数的计算公式详见表1。

2 结果与分析

2.1 光谱特征分析

由图3可知,各个时期光谱反射率在近红外波段有较为明显的不同,蕾期近红外波段的平均反射率为0.43,花铃期反射率为0.60,吐絮期则是0.52。而产生差别的最主要因素就是在生育前期(蕾期至花铃期)棉花不断生长发育,叶子的色泽也不断变深,叶面积不断增加,反射率也有一定程度的升高,同时棉花内的某些营养元素发生了变化,塔河二号棉花的地上部生物量也迅速上升;到生育后期(吐

表1 各植被指数计算公式

植被指数	计算公式
归一化植被指数(NDVI)	$(R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + R_{red})$
差值植被指数(DVI)	$R_{nir} - R_{red}$
比值植被指数(RVI)	R_{nir} / R_{red}
增强型植被指数(EVI)	$2.5 \times (R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + 6.0 \times R_{red} - 7.5 \times R_{blue} + 1)$
土壤调节植被指数(SAVI)	$(R_{nir} - R_{red}) \times (1 + L) / (R_{nir} + R_{red} + L)$
绿色归一化植被指数(GNDVI)	$(R_{nir} - R_{green}) / (R_{nir} + R_{green})$
重归一化植被指数(RDVI)	$(R_{nir} - R_{red}) / (R_{nir} + R_{red})$
绿色比值植被指数(GRVI)	R_{nir} / R_{green}
宽动态范围植被指数(WDRVI)	$(0.2R_{nir} - R_{green}) / (0.2R_{nir} + R_{green})$
修正叶绿素吸收反射率植被指数(MCARI)	$(R_{edge} - R_{red}) \cdot 0.2(R_{edge}R_{green}) / (R_{edge} / R_{red})$

注: R_{nir} 、 R_{red} 、 R_{blue} 、 R_{green} 、 R_{edge} 和 L 分别为近红外、红光、蓝光、绿光、红边波段的反射率和土壤调节指数。

絮期),棉花的叶片开始衰老,叶片颜色不再加深,叶面积不再继续变大,许多养分逐渐被成熟吐絮抽调走,造成了反射率的下降。

从图4中各时期冠层光谱及反射曲线可发现,对不同时期采样点的反射率进行对比,棉花光谱反射率仅在近红外波段差别较大,其他4个波段的反射率区别不大,同时反映出5个样地的棉花营养获取均匀,生长状况良好。各时期在蓝光波段(450 nm)的光谱反射率较低,从蓝光波段至绿光波段(560 nm)呈现出缓慢上升的趋势,而在560~650 nm之间呈现出小幅度下降的趋势,红光波段的反射率较绿光波段稍有降低。由此可见,棉花冠层叶片光谱的反射峰出现在560 nm附近,随后在650~730 nm内呈现快速上升状态,光谱的吸收谷

出现在 650 nm 周围,最后在 730 ~ 840 nm 之间急速上升,近红外波(840 nm)的反射率为 5 个波段最高。这主要是因为近红外光能够透过植物叶子内

的叶绿素,再通过叶肉组织反射,于是在红光和近红外光之间,反射率迅速升高^[14]。

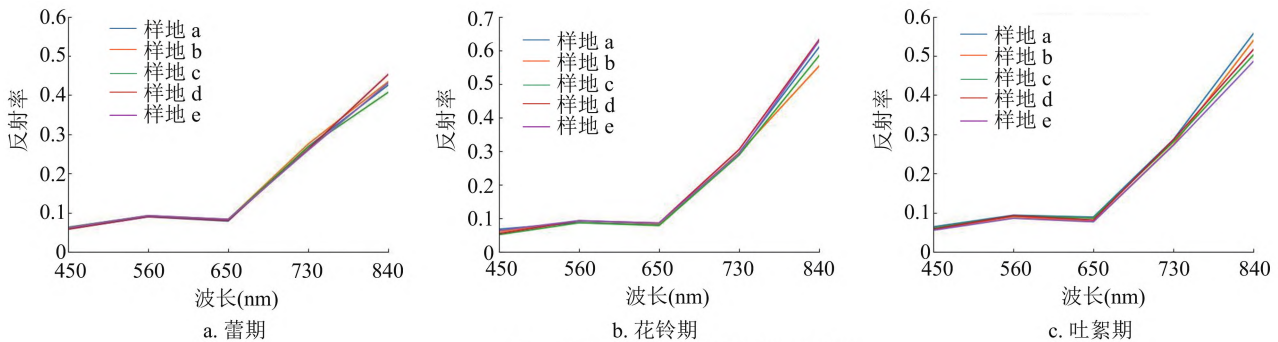


图3 各时期不同采样点的光谱反射率

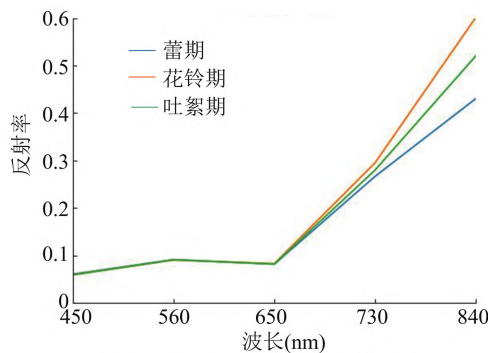


图4 不同时期的平均反射率对比

2.2 棉花生物量变化特征

作物的自然生态系统健康演变状况、植物生态环境改变情况等都可用地上部干质量变化来表现,地上部干质量可反映农作物生长与发育过程的健康状况、光合生产能力和农作物生产力^[15]。通过所采样生物量的对比(表 2)可知,棉花的主要生长发育阶段在蕾期到花铃期这一阶段,茎和叶都在这期间内得到了很充分的生长发育,到达了棉花生长发育的“青春期”,反映出棉花生长的主要时期在蕾期到花铃期之间;而棉花在花铃期到吐絮期这一时间段内生物量变化幅度减弱,在此期间棉花的茎会发育得更粗大,反映出棉花吐絮期需要棉花茎干传输更多养分提供给所结的棉桃。本研究中得到

的生物量变异系数均低于 30%,变异程度较低,间接说明本研究的各采样地棉花营养分布较为均匀。

表 2 棉花 3 个生育时期生物量的统计特征

生育期	样本数	生物量(kg/hm ²)				变异系数 (%)
		最小值	最大值	均值	标准差	
蕾期	50	2.39	6.65	3.83	0.90	23
花铃期	50	6.91	11.65	8.71	1.62	18
吐絮期	50	8.72	18.75	11.99	2.34	19

2.3 植被指数与地上部生物量的相关性分析

为提高后续建立反演模型的准确性和可靠性,本研究使用软件 SPSS 22.0 经过 Pearson 相关性分析法对比筛选出各时期与生物量相关性最高的植被指数作为模型的输入参量,结果如表 3 所示。3 个时期的 NDVI、RVI 和 GNDVI 与地上部生物量相关性最强,蕾期的相关系数为 0.782、0.882 和 0.765,花铃期的相关系数为 0.868、0.906 和 0.782,吐絮期的相关系数为 0.851、0.887 和 0.798。综上所述,本试验各时期反演模型的单一植被指数作为输入参量筛选后为 NDVI、RVI 和 GNDVI,植被指数组合筛选后为 NDVI - RVI、NDVI - GNDVI 和 NDVI - RVI - GNDVI。

表 3 不同时期生物量与植被指数的相关性分析

生育期	样本数	相关系数									
		NDVI	DVI	RVI	EVI	SAVI	GNDVI	RDVI	GRVI	WDRVI	MCARI
蕾期	50	0.782 **	0.582 *	0.882 **	0.458 *	0.501 *	0.765 **	0.525	0.612 **	0.682 **	0.578 **
花铃期	50	0.868 **	0.575 *	0.906 **	0.526 *	0.671 **	0.782 **	0.477	0.696 **	0.707 **	0.604 **
吐絮期	50	0.851 **	0.615 **	0.887 **	0.558 *	0.602 **	0.798 **	0.629 **	0.694 **	0.712 **	0.607 **

注:**表示相关性达极显著水平($P < 0.01$),*表示相关性达显著水平($P < 0.05$)。

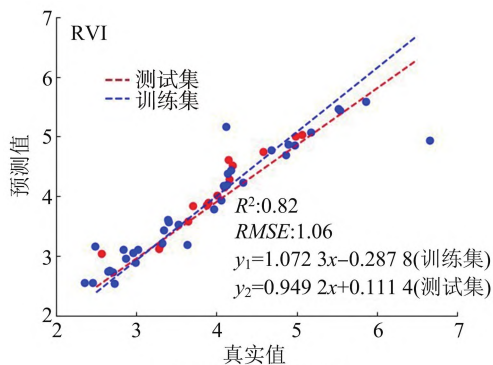
2.4 棉花地上部生物量估算模型的构建

2.4.1 数据划分 将 3 个时期筛选后的样本按比例接近 7:3 分成训练集和测试集,各生育时期经筛选后共计 50 个样本,其中 35 个用作训练集,15 个用作测试集。

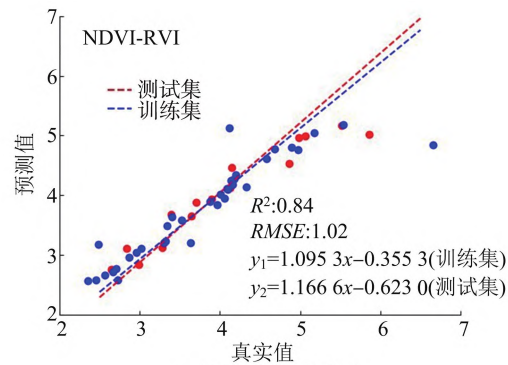
2.4.2 蕾期反演模型构建 在蕾期反演建模,将前面筛选出的单一植被指数和植被指数组合分别作为模型输入量,对棉花地上部生物量进行估算。各类植被指数模型检验结果如表 4 所示。由表 4 分析得出,以单一植被指数为模型输入参量,蕾期 3 种植被指数对应的测试集 R^2 均 ≥ 0.68 ,均值为 0.74, $RMSE$ 均 ≤ 1.42 ,均值为 1.26, SVM 模型的反演精度最佳, SVM 模型在 3 种单一植被指数的测试集 R^2 分别为 0.74、0.82 和 0.72, $RMSE$ 为 1.27、1.06 和 1.32,其中 RVI 最优。以植被指数组合为模型输入参量,蕾期 4 种植被指数组合对应的测试集 R^2 均 ≥ 0.69 ,均值为 0.74, $RMSE$ 均 ≤ 1.39 ,均值为 1.25,同样 SVM 模型的反演精度最佳, SVM 模型在 4 种植被指数组合的测试集 R^2 分别为 0.84、0.73、0.74 和 0.76, $RMSE$ 为 1.02、1.31、1.27 和 1.22,其中植被指数组合 NDVI - RVI 最优。综上所述,筛选出的植被指数组合建模精度优于单一植被指数,蕾期 SVM 模型反演效果最佳。各植被指数最优 SVM 建模结果如图 5 所示。

表 4 基于不同植被指数的蕾期多种模型检验结果

植被指数	模型算法	训练集		测试集	
		R^2	$RMSE$	R^2	$RMSE$
NDVI	PLSR	0.73	1.31	0.71	1.34
	SVM	0.79	1.16	0.74	1.27
	RF	0.71	1.37	0.75	1.25
RVI	PLSR	0.72	1.32	0.79	1.15
	SVM	0.77	1.20	0.82	1.06
	RF	0.73	1.31	0.79	1.17
GNDVI	PLSR	0.75	1.24	0.68	1.42
	SVM	0.77	1.20	0.72	1.32
	RF	0.78	1.17	0.70	1.37
NDVI - RVI	PLSR	0.79	1.15	0.79	1.16
	SVM	0.77	1.19	0.84	1.02
	RF	0.74	1.28	0.80	1.12
NDVI - GNDVI	PLSR	0.75	1.25	0.72	1.30
	SVM	0.71	1.36	0.73	1.31
	RF	0.70	1.37	0.69	1.39
RVI - GNDVI	PLSR	0.78	1.17	0.72	1.32
	SVM	0.70	1.38	0.74	1.27
	RF	0.72	1.33	0.70	1.29
NDVI - RVI - GNDVI	PLSR	0.78	1.17	0.70	1.31
	SVM	0.74	1.26	0.76	1.22
	RF	0.68	1.40	0.71	1.34



a. 最优单一植被指数



b. 最优植被指数组合

图5 蕾期基于最优植被指数的 SVM 模型

2.4.3 花铃期反演模型构建 在花铃期反演建模,将前面筛选出的单一植被指数和植被指数组合分别作为模型输入量,对棉花地上部生物量进行估算。各类植被指数模型检验结果如表 5 所示。由表 5 分析得出,以单一植被指数为模型输入参量,花铃期 3 种植被指数对应的测试集 R^2 均 ≥ 0.68 ,均值为 0.75, $RMSE$ 均 ≤ 0.53 ,均值为 0.45, SVM 模型的反演精度最佳, SVM 模型在 3 种单一植被指数的测

试集 R^2 分别为 0.79、0.86 和 0.77, $RMSE$ 为 0.41、0.32 和 0.39,其中 RVI 最优。以植被指数组合为模型输入参量,花铃期 4 种植被指数对应的测试集 R^2 均 ≥ 0.72 ,均值为 0.78, $RMSE$ 均 ≤ 0.49 ,均值为 0.41,同样 SVM 模型的反演精度最佳, SVM 模型在 4 种植被指数组合的测试集 R^2 分别为 0.87、0.78、0.81 和 0.82, $RMSE$ 为 0.31、0.42、0.39 和 0.38,其中 NDVI - RVI 最优。

表 5 基于不同植被指数的花铃期多种模型检验结果

植被指数	模型算法	训练集		测试集	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
NDVI	PLSR	0.75	0.45	0.71	0.50
	SVM	0.77	0.43	0.79	0.41
	RF	0.71	0.51	0.68	0.53
RVI	PLSR	0.81	0.39	0.82	0.38
	SVM	0.87	0.31	0.86	0.32
	RF	0.79	0.41	0.73	0.47
GNDVI	PLSR	0.75	0.45	0.70	0.51
	SVM	0.80	0.40	0.77	0.39
	RF	0.72	0.49	0.70	0.51
NDVI - RVI	PLSR	0.81	0.40	0.82	0.37
	SVM	0.88	0.32	0.87	0.31
	RF	0.79	0.41	0.73	0.47
NDVI - GNDVI	PLSR	0.79	0.41	0.75	0.45
	SVM	0.82	0.38	0.78	0.42
	RF	0.77	0.43	0.72	0.49
RVI - GNDVI	PLSR	0.76	0.44	0.79	0.42
	SVM	0.83	0.37	0.81	0.39
	RF	0.71	0.50	0.73	0.47
NDVI - RVI - GNDVI	PLSR	0.80	0.40	0.80	0.40
	SVM	0.82	0.38	0.82	0.38
	RF	0.75	0.46	0.78	0.42

综上所述,筛选出的植被指数组合建模精度优于单一植被指数,花铃期 SVM 模型反演效果最佳。各植被指数最优 SVM 建模结果如图 6 所示。

2.4.4 吐絮期反演模型构建 在吐絮期反演建模,将前面筛选出的单一植被指数和植被指数组合分别作为模型输入量,对棉花地上部生物量进行估算。各类植被指数模型检验结果如表 6 所示。由表 6 得出,以单一植被指数为模型输入参量,吐絮期 3 种植被指数对应的测试集 R^2 均 ≥ 0.70 ,均值为 0.76, RMSE 均 ≤ 1.85 ,均值为 1.37, SVM 模型的反演精度最佳, SVM 模型在 3 种单一植被指数的测试集 R^2 分别为 0.80、0.83 和 0.75, RMSE 为 1.08、0.84 和 1.47,其中 RVI 最优。以植被指数组合为模型输入参量,吐絮期 3 种植被指数对应的测试集 R^2 均 ≥ 0.71 ,均值为 0.78, RMSE 均 ≤ 1.77 ,均值为 1.24,同样 SVM 模型的反演精度最佳, SVM 模型在 4 种植被指数组合的测试集 R^2 分别为 0.85、0.81、0.80 和 0.82, RMSE 为 0.71、0.98、1.07 和 0.94,其中 NDVI - RVI 最优。综上所述,筛选出的植被指数组合建模精度优于单一植被指数,吐絮期 SVM 模型反演效果最佳。各植被指数最优 SVM 建模结果如图 7 所示。

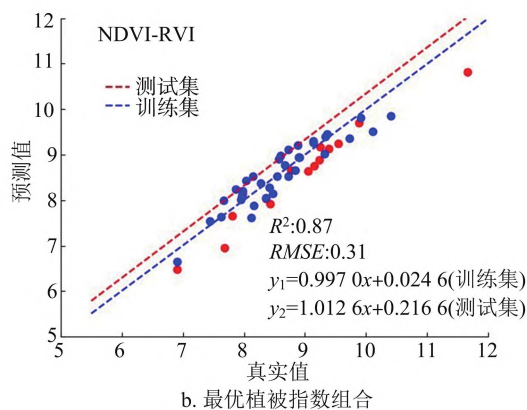
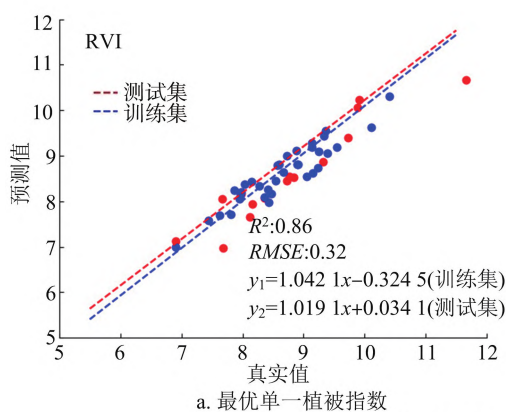


图6 花铃期基于最优植被指数的 SVM 模型

3 讨论与结论

在前人的地上部生物量研究分析中,多是以单一光谱信息(单一植被指数或波段等)作为输入参量建立地上部生物量的经验模型,这些方法在实践过程中具有一定的局限性^[16]。通过本研究可以证明,利用多植被指数融合的不同时期南疆棉花地上部生物量的估算方法是可行可靠的,对南疆地区精

准农业的推广和普及是有意义的。

利用 ENVI 软件提取不同生育期光谱波段的反射率,在 5 个不同波段反射率变化上部分结果与苏维等不同采样日期和不同生物量下的冠层高光谱反射率的曲线特征^[17-18]相似,从蓝光波段至绿光波段缓慢上升,而在绿光波段至红光波段小幅度下降,红光波段至红边波段快速上升,近红外波段内急速上升。除此之外,本研究发现,3 个生育时期

表 6 基于不同植被指数的吐絮期多种模型检验结果

植被指数	模型算法	训练集		测试集	
		R^2	RMSE	R^2	RMSE
NDVI	PLSR	0.79	1.13	0.75	1.47
	SVM	0.80	1.05	0.80	1.08
	RF	0.75	1.45	0.71	1.79
RVI	PLSR	0.75	1.45	0.79	1.15
	SVM	0.82	0.88	0.83	0.84
	RF	0.81	0.97	0.79	1.14
GNDVI	PLSR	0.70	1.85	0.74	1.55
	SVM	0.77	1.30	0.75	1.47
	RF	0.68	2.02	0.70	1.85
NDVI - RVI	PLSR	0.82	0.88	0.80	1.07
	SVM	0.87	0.53	0.85	0.71
	RF	0.77	1.29	0.79	1.15
NDVI - GNDVI	PLSR	0.83	0.80	0.81	0.99
	SVM	0.84	0.74	0.81	0.98
	RF	0.78	1.21	0.77	1.31
RVI - GNDVI	PLSR	0.79	1.13	0.75	1.48
	SVM	0.84	0.73	0.80	1.07
	RF	0.72	1.70	0.71	1.77
NDVI - RVI - GNDVI	PLSR	0.75	1.45	0.72	1.72
	SVM	0.80	1.04	0.82	0.94
	RF	0.71	1.77	0.72	1.71

和同时期内 5 个样地反射率仅在近红外波段体现出差异性,说明了南疆棉花在同一生长环境内叶片对蓝光、绿光和红光的反射效率基本相同,仅对近红外光线的反射作用有所区别。

利用 Pearson 相关系数法筛选植被指数,植被指数经过筛选后的部分结果与陶惠林等的结论^[19-21]相似,NDVI 和 GNDVI 与生物量的相关性较好。除此之外,本研究还发现,RVI 与棉花地上部生物量的相关系数较高(3 个生育期分别为 0.882、0.906、0.887),取得了很好的效果,蕾期的植被指数相关性最差,花铃期的植被指数相关性最好,间接证明了植被指数的相关系数与棉花叶片的成熟程度有关,也证明了在本研究光谱的各波段中,近红外波段、红光波段和绿光波段对于相关性的贡献较大,反映出植被指数建立反演模型预处理的必要性。同时,本研究通过正态分布的 3σ 原则法筛选出各生育时期的单位面积内地上部生物量,相比于花铃期和吐絮期,蕾期的棉花长势差异性较大,变异系数较高,这可能是由于在蕾期至花铃期棉花处于高速生长的状态,受到基因和生长环境不同的影响,导致了生长状况出现差异。在 3 个时期的地上部变化趋势与邓江等主要时期生物量统计结论^[22]

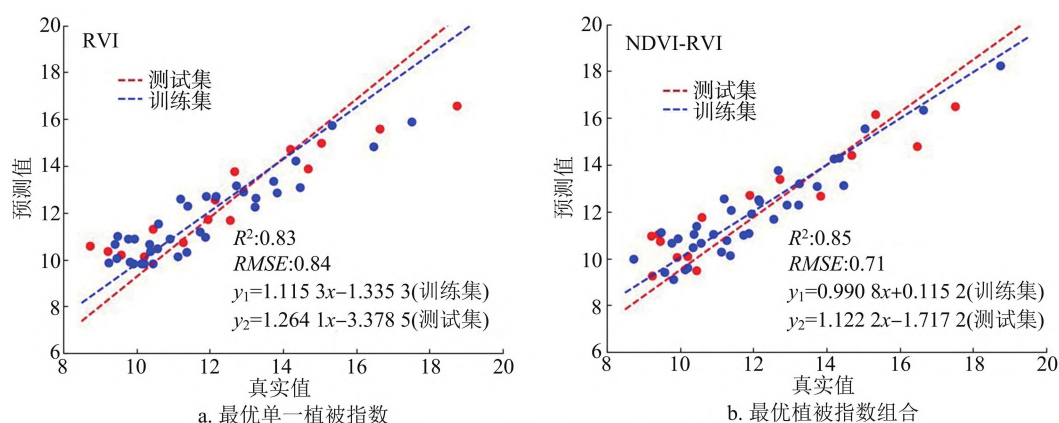


图7 吐絮期基于最优植被指数的 SVM 模型

类似,其中蕾期至花铃期为棉花生长的主要时期,生物量增长速度最快。

将筛选出的植被指数分别以单一植被指数和植被指数组合作为输入利用机器学习算法建模,从模型的反演精度来讲,本研究中 SVM 模型在各个时期各个模型的建模精度均为最优,说明了在 PLSR、SVM 和 RF 的棉花地上部生物量估算模型中,支持向量机回归法为最适合进行棉花地上部生物量估

算的方法。本研究部分结果较刘杨等在不同算法建模方面部分结论^[23]相似,在 PLSR 与 RF 算法的生物量模型对比中 PLSR 的反演效果较好。而在 3 个时期中,植被指数组合输入模型估算精度均优于单一植被指数输入模型,这是由于棉花在生长发育阶段及成熟阶段的叶片光谱数值与生物量的相关性较好,可参考性增大,同时在一定程度上避免了单一植被指数在部分极端条件下对地上部生物量

的预测不确定性影响,增强了地上部生物量估算的农学解释机制,从而提升了模型的精度^[24-25]。

本试验同时也存在一定的不足之处:(1)在进行本研究的野外采集过程中,样点的布设与收集都在农田中完成,不同样地的棉花由于光照、土壤肥力等因素,导致不同地块所采棉花地上部生物量会有一定差异,应考虑尽可能更多的样品数目^[26]。(2)不同研究人员对不同农作物品种、理化参数的收集、地理位置、气候环境及光谱数据测定均不一致,使得棉花生物量的反演结果也存在差异,数据结果相互共享性无法得到保证^[27]。因此,系统地研究在各种试验条件下对地上部分生物量统计形成的影响,建立规范的试验流程至关重要^[28]。(3)本研究只对塔河二号棉花这一类研究对象进行试验,未来需要寻找更丰富的农作物品种进行新一轮的研究。

综上所述,本研究对南疆棉花(塔河二号)在 3 个生育期下的光谱变化和地上部生物量变化状况进行了数据分析,并将无人机遥感多光谱技术应用于南疆的棉花地上部生物量预测中,采用单一植被指数和多植被指数融合的方式,构建 3 个生育期的棉花地上部生物量反演模型,为实现棉花生物量的无损监测,也为观察棉花生长状况提出了一种新方法。蕾期、花铃期、吐絮期的原始光谱反射率主要区别在于近红外波段(840 nm),蕾期近红外波段反射率平均值为 0.42,在花铃期达到峰值,反射率均值为 0.60,吐絮期再次减小,反射率均值为 0.51。蕾期生物量的均值为 3.83 kg/m²,花铃期生物量均值为 8.71 kg/m²,吐絮期生物量达到峰值,均值为 11.99 kg/m²。基于无人机多光谱的植被指数 NDVI、RVI 和 GNDVI 与棉花地上部生物量极显著相关($P < 0.01$)且相关系数最大,蕾期 3 个植被指数的相关系数为 0.782、0.882、0.765,花铃期 3 个植被指数的相关系数为 0.868、0.906、0.782,吐絮期 3 个植被指数的相关系数为 0.851、0.887、0.798。输入以单一植被指数和 3 种植被指数的组合,构建的 PLSR、SVM 和 RF 估算模型中,SVM 模型反演精度最佳;在棉花 3 个生育时期中花铃期的模型反演效果最佳,测试集 R^2 均值为 0.75, RMSE 均值为 0.45;棉花 3 个生育时期中(蕾期、花铃期和吐絮期)植被指数组合(NDVI-RVI 最佳)所建模型模型精度优于单一植被指数所建模型精度,此结果在不同机器学习算法中均得到较好的验证。

参考文献:

- [1] Shen G Z, Liao J J, Guo H D, et al. Poyang Lake wetland vegetation biomass inversion using polarimetric RADARSAT - 2 synthetic aperture radar data[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2015, 9 (1): 096077.
- [2] Liu J G, Pattey E, Miller J R, et al. Estimating crop stresses, aboveground dry biomass and yield of corn using multi - temporal optical data combined with a radiation use efficiency model [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114 (6): 1167 - 1177.
- [3] Sharma P, Leigh L, Chang J, et al. Above - ground biomass estimation in oats using UAV remote sensing and machine learning [J]. Sensors, 2022, 22 (2): 601.
- [4] David R M, Rosser N J, Donoghue D N M. Improving above ground biomass estimates of Southern Africa dryland forests by combining Sentinel - 1 SAR and Sentinel - 2 multispectral imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 282: 113232.
- [5] Anchal S, Bahuguna S, Priti, et al. Non - destructive method of biomass and nitrogen (N) level estimation in *Stevia rebaudiana* using various multispectral indices [J]. Geocarto International, 2022, 37 (22): 6409 - 6421.
- [6] Atkinson Amorim J G, Schreiber L V, de Souza M R Q, et al. Biomass estimation of spring wheat with machine learning methods using UAV - based multispectral imaging [J]. International Journal of Remote Sensing, 2022, 43 (13): 4758 - 4773.
- [7] Shao G M, Han W T, Zhang H H, et al. Estimation of transpiration coefficient and aboveground biomass in maize using time - series UAV multispectral imagery [J]. The Crop Journal, 2022, 10 (5): 1376 - 1385.
- [8] 段博. 基于无人机多光谱影像的水稻生长参数提取和估产 [D]. 武汉: 武汉大学.
- [9] 吴培强, 任广波, 张程飞, 等. 无人机多光谱和 LiDAR 的红树林精细识别与生物量估算 [J]. 遥感学报, 2022, 26 (6): 1169 - 1181.
- [10] 李宗鹏. 基于无人机多源光谱遥感影像预测冬小麦地上生物量和产量研究 [D]. 郑州: 河南农业大学, 2022.
- [11] 王式琴. 基于高光谱的棉花叶片氮素变化特征及估算建模研究 [D]. 阿拉尔: 塔里木大学, 2021.
- [12] 包玲. 阴影的掩膜和内陆水体的遥感提取 [D]. 南京: 南京师范大学, 2014.
- [13] 杨宁, 崔文轩, 张智韬, 等. 无人机多光谱遥感反演不同深度土壤盐分 [J]. 农业工程学报, 2020, 36 (22): 13 - 21.
- [14] 毕志博. 基于高光谱的水稻叶片叶绿素含量反演方法研究 [D]. 沈阳: 沈阳农业大学, 2019.
- [15] 刘金然. 基于无人机遥感影像的棉花主要生长参数反演 [D]. 济南: 山东师范大学, 2019.
- [16] 王来刚, 贺佳, 郑国清, 等. 基于无人机多光谱遥感的玉米 FPAR 估算 [J]. 农业机械学报, 2022, 53 (10): 202 - 210.
- [17] 苏维, 张泽, 侯彤瑜, 等. 基于无人机冠层高光谱的滴灌棉田地上部生物量估测 [J]. 农机化研究, 2021, 43 (11): 177 - 183.

杨国亮,王吉祥,聂子玲. 基于改进型 YOLOv5s 的番茄实时识别方法[J]. 江苏农业科学,2023,51(15):187-193.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2023.15.026

基于改进型 YOLOv5s 的番茄实时识别方法

杨国亮,王吉祥,聂子玲

(江西理工大学电气工程与自动化学院,江西赣州 341000)

摘要:针对现有番茄检测精度低、没有品质检测和部署难度高等问题,提出基于 YOLOv5s 改进的番茄及品质实时检测方法,并与原始 YOLOv5 模型及其他经典模型进行对比研究。结果表明,针对番茄大小不同的问题,采用 K-Means++ 算法重新计算先验锚框提高模型定位精度;在 YOLOv5s 主干网络末端添加 GAM 注意力模块,提升模型检测精度并改善鲁棒性;应用加权双向特征金字塔网络(BiFPN)修改原有结构,完成更深层次的加权特征融合;颈部添加转换器(transformer),增强网络对多尺度目标的检测能力。改进后的 YOLOv5s 番茄识别算法检测速度达到 72 帧/s。在测试集中对番茄检测均值平均精度(mAP)达到 93.9%,分别比 SSD、Faster-RCNN、YOLOv4-Tiny、原始 YOLOv5s 模型提高 17.2、13.1、5.5、3.3 百分点。本研究提出的番茄实时检测方法,在保持检测速度的同时,可降低背景因素干扰,实现复杂场景下对番茄的精准识别,具有非常好的应用前景,为实现番茄自动采摘提供相应技术支持。

关键词:番茄检测;YOLOv5s;K-means++;GAM 注意力模块;加权双向特征金字塔

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-1302(2023)15-0187-07

番茄作为世界上非常重要的蔬菜作物,每年全球的总产量可以达到 1.7 亿 t,其在蔬菜作物中常常位居前列。我国新鲜番茄的出产量常年居于全球首位,经过加工后的番茄产量则名列全球第二或第三^[1]。随着我国社会老龄化程度的不断加深,用工

难问题也日渐凸现了出来。在番茄生产及销售链中,采摘工作是一个非常重要的环节,目前采摘工作仍然是以人工采摘为主,无论是工作环境还是劳动强度都不尽人意,用时和用工成本也居高不下,番茄自动采摘应运而生^[2-3]。国内外对果蔬自动采摘的研究大同小异,先通过深度学习进行图像识别和定位,再通过执行机构进行采摘^[4]。提高对番茄及其品质的检测,对采摘效率和存储运输都有非常重要的意义。

由于计算机科学的进步,基于卷积式神经网络的深度学习得以蓬勃发展。和传统机器学习相比,

收稿日期:2022-11-28

基金项目:江西省教育厅科技计划(编号:GJJ190450、GJJ180484)。

作者简介:杨国亮(1973—),男,江西宜春人,博士,教授,主要从事人工智能和模式识别研究。E-mail:ygliang30@126.com。

通信作者:王吉祥,硕士研究生,主要从事模式识别研究。E-mail:1661270181@qq.com。

[18]易翔,张立福,吕新,等. 基于无人机高光谱融合连续投影算法估算棉花地上部生物量[J]. 棉花学报,2021,33(3):224-234.

[19]陶惠林,冯海宽,徐良骥,等. 基于无人机高光谱遥感数据的冬小麦生物量估算[J]. 江苏农业学报,2020,36(5):1154-1162.

[20]周萌,韩晓旭,郑恒彪,等. 基于参数化和非参数化法的棉花生物量高光谱遥感估算[J]. 中国农业科学,2021,54(20):4299-4311.

[21]石雅娇,陈鹏飞. 基于无人机高光谱影像的玉米地上生物量反演[J]. 中国农学通报,2019,35(17):117-123.

[22]邓江,谷海斌,王泽,等. 基于无人机遥感的棉花主要生育时期地上生物量估算及验证[J]. 干旱地区农业研究,2019,37(5):55-61,69.

[23]刘杨,冯海宽,黄珏,等. 基于无人机高光谱特征参数和株高估算马铃薯地上生物量[J]. 光谱学与光谱分析,2021,41

(3):903-911.

[24]Dong J W, Xiao X M, Wagle P, et al. Comparison of four EVI-based models for estimating gross primary production of maize and soybean croplands and tallgrass prairie under severe drought[J]. Remote Sensing of Environment,2015,162:154-168.

[25]Majasalmi T, Rautiainen M, Stenberg P. Modeled and measured fPAR in a boreal forest: validation and application of a new model[J]. Agricultural and Forest Meteorology,2014,189/190:118-124.

[26]李龙伟. 基于时间序列遥感数据的毛竹林物候监测、分类和地上生物量估测研究[D]. 杭州:浙江农林大学,2020.

[27]朱吉祥. 基于光谱信息的夏玉米水氮状况诊断及产量评估[D]. 泰安:山东农业大学,2021.

[28]赵涵. 杨树水力学特性与生长速率及生物量的关系[D]. 杨凌:西北农林科技大学,2021.