

基于无人机多光谱影像的病害棉田产量损失估算

宋 勇^{1,2}, 陈 兵^{1*}, 王 琼¹, 王 静³, 赵 静¹, 孙乐鑫^{1,2}, 陈子杰^{1,2},
韩焕勇¹, 王方永¹, 傅积海¹

(1. 新疆农垦科学院棉花研究所, 石河子 832000; 2. 石河子大学农学院, 石河子 832003; 3. 新疆石河子职业技术学院水利建筑工程分院, 石河子 832003)

摘 要: 该研究利用无人机多光谱遥感影像对棉花黄萎病造成的产量损失进行估算, 为棉花黄萎病预防和防治提供依据。对病害棉田进行调查, 获取无人机多光谱影像及地面产量损失数据, 利用相关系数法及灰度值标准差法分别筛选识别病害棉株的最佳植被指数、最佳波段组合; 基于筛选的结果建立棉田综合影像(最佳波段组合与差值植被指数综合影像), 利用支持向量机径向基核函数分类法对病害棉田原始影像和综合影像进行产量空间分布分析及产量损失估算。结果表明, 无人机多光谱影像识别病害棉田的最佳植被指数、最佳波段组合分别是差值植被指数(相关系数为-0.86)、波段 B₃(550~10 nm)、B₅(656~10 nm)、B₈(800~10 nm)的波段组合(B₃-B₅-B₈) (最佳指数因子为 153.44); 综合影像较原始影像更能准确识别病害棉田产量空间分布情况(总体精度为 96.64%, Kappa 系数为 95.61%), 不同病害严重程度(健康 b₀、轻度 b₁、中度 b₂、重度 b₃、极严重 b₄) 对应棉田面积比例分别为 7.81%、23.78%、29.20%、13.92%、17.43%; 综合影像对病害棉田产量损失量估算效果最好, 不同病害严重程度(b₀、b₁、b₂、b₃、b₄) 对应棉田产量损失率分别为 0、22.80%、31.32%、49.02%、76.33%, 预估籽棉损失量达 4 260.01 kg, 损失率为 49.16%, 皮棉损失量达 2 267.18 kg, 损失率为 54.51%。与病害胁迫棉田产量损失估算值相比, 实际棉田籽棉损失率高 6.28%, 皮棉损失率高 4.48%。病害胁迫棉田产量估算值与实际棉田收获值差异不显著, 能够准确实现病害棉田产量损失估算。研究结果可为无人机遥感监测作物病害造成的产量损失提供理论依据和参考。

关键词: 棉花; 无人机; 病害; 多光谱影像; 产量损失; 估算

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.06.020

中图分类号: S562, TP79

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2022)-06-0175-09

宋勇, 陈兵, 王琼, 等. 基于无人机多光谱影像的病害棉田产量损失估算[J]. 农业工程学报, 2022, 38(6): 175-183.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.06.020 <http://www.tcsae.org>

Song Yong, Chen Bing, Wang Qiong, et al. Estimation of yield loss in diseased cotton fields using UAV multi-spectral images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(6): 175-183. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.06.020 <http://www.tcsae.org>

0 引 言

新疆是中国重要的商品棉生产基地, 近年来棉花经济价值不断提升, 种植面积处于扩增趋势。但长期受种植方式、地域以及气候特征等因素影响, 导致棉田每年发生较大面积的病虫害, 产量损失严重^[1]。据统计, 至今全世界已发现棉花病虫害 420 多种, 新疆地区已有 20 多种, 造成产量损失较为严重的病害主要是枯萎病、黄萎病等^[2-5]。利用遥感数据对主要农作物(如: 小麦、水稻、棉花等)病虫害监测研究很多, 但利用遥感技术进行作物病虫害产量损失预测的研究较少。在作物病虫害监测方面, 国内外学者通过建立网络(PSP Net)语义分割模型^[6]、偏最小二乘回归模型^[7]及线性回归模型^[8]进行小麦病害严重程度分类与预测, 其识别准确率均达到了预期;

识别水稻病害严重程度时建立随机森林模型^[9]、支持向量机模型^[10]、“光谱词袋”模型分析法及卡方-支持向量机算法^[11]实现了水稻病害的分级监测; 监测棉花病虫害时采用 logistic 监测模型^[12]与监督分类平行六面体分类法^[13]对棉田螨害、棉花黄萎病的识别效果较好。在作物产量预测方面, 国内学者使用 MODIS 数据分别构建了卷积神经网络冬小麦估产模型^[14]与多生育期冬小麦估产 CNN-GRU 模型^[15]并验证其性能, 结果显示: 两种模型均可实现冬小麦测产预报; 陶惠林等^[16]获取冬小麦挑旗期、开花期和灌浆期数码影像和高光谱数据建立的多元线性回归模型适用于冬小麦产量预测; 部分研究进行棉花产量估测时, 通过建立贝叶斯正则化 BP 神经网络估算模型^[17]、卷积神经网络和双向长短期记忆的混合模型^[18]实现了多生育期的棉花产量预估。在产量损失预测方面, 刘良云等^[19]利用小麦冠层光谱数据、TM 影像及地面数据建立小麦产量损失定量评价模型, 预测了小麦病害造成的减产幅度大于 30%; Wang 等^[20]采用近地光谱特征波段反射率和植被指数建立偏最小二乘回归对雹灾造成棉花减产情况预测效果良好。

综上所述, 前人利用遥感技术进行农作物病虫害监

收稿日期: 2021-11-30 修订日期: 2022-03-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(41961054, 41971321); 兵团领军人才计划(2019CB018); 新疆兵团英才项目联合资助;

作者简介: 宋勇, 研究方向为作物栽培生理与农业遥感应用。

Email: 1783479805@qq.com

*通信作者: 陈兵, 博士, 研究员, 研究方向为作物栽培生理与农业遥感应用。Email: zyrcb@126.com

测、产量预测及产量损失估测研究时大多采用近地遥感数据及卫星遥感数据建立相关预测模型、运用监督分类等方法进行预测病虫害发生严重度与产量情况,而采用无人机遥感技术进行病害产量损失估算的相关研究未见有系统报道。为此,本文提出了一种最佳综合分类影像与地面实测数据相结合的方法进行大田病虫害产量损失估算。通过筛选识别病害的最佳影像,借鉴前人识别棉花病害的分类方法对最佳识别影像进行分类,依据分类结果结合地面测产数据对病害造成的棉田产量损失进行估算,以直观地反映病害造成的产量损失量情况,为无人机多光谱遥感监测作物病虫害造成的产量损失提供借鉴和参考。

1 材料与方法

1.1 试验设计

本研究于 2019—2020 年在新疆石河子垦区新疆农垦科学院棉花黄萎病圃试验田(44°31'N, 85°98'E)进行。该地区气候特点为温带大陆性气候,无霜期为 168~171 d, $\geq 10^{\circ}\text{C}$ 的活动积温 3 600 $^{\circ}\text{C}$ 左右,年降水量为 125.00~207.70 mm 之间。试验区土壤为灰漠土,有机质含量 21.30 g/kg,全氮 0.15%,有效磷 55.40 mg/kg,速效钾 664 mg/kg,土层 pH 值为 7.82,电导率(EC)为 0.48 mS/cm。2 年试验方案设计一致,试验品种均为新陆早 8 号,采用膜上点播、膜下滴灌、(66+10) cm 宽窄行设计。全生育期灌水量约 6 000 m^3/hm^2 ,追施纯氮 405 kg/hm^2 , P_2O_5 210 kg/hm^2 和 K_2O 150 kg/hm^2 ,肥料全部随水施入,无底肥。其他管理措施与栽培技术一致。监测点从发病开始采用网格布点(共 66 个),用 GPS 进行定位并做标记(如图 1)。

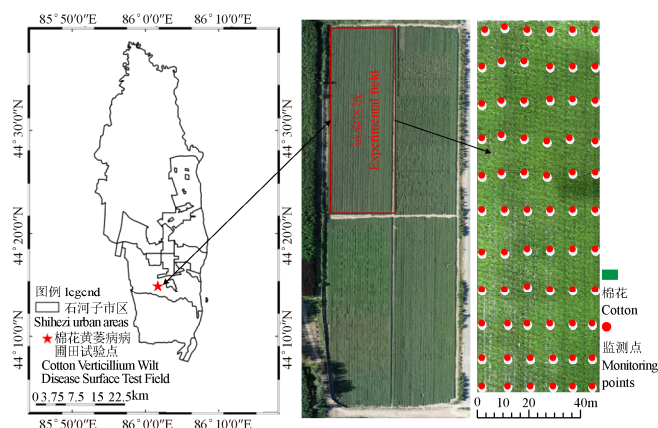


图 1 试验区位置示意图

Fig.1 Schematic diagram of the location of the test area

1.2 田间病情严重度划分

田间病情严重度调查与无人机多光谱影像数据采集同步进行。无人机多光谱影像数据采集完毕后,迅速进行地面监测点病害严重度调查,计算各个监测点病情指数进行病害严重度划分,根据棉花黄萎病测试群体的病情指数(DI),将冠层病害严重度分为 5 个等级(表 1)。

表 1 棉花黄萎病病害严重度分级标准^[21]

Table 1 Classification standard of cotton verticillium wilt disease severity

病害严重度 Disease severity	病情指数 Disease Index (DI)	病害划分标准 Disease division standard
b ₀ (健康 Health)	0	植株健康, 无病叶
b ₁ (轻度 Slight)	0 < DI ≤ 25%	1/4 以下叶片显症状, 叶片主脉间产生淡黄色或者黄色不规则病变
b ₂ (中度 Moderate)	25% < DI ≤ 50%	1/4~1/2 叶片显症状, 病斑为多数为黄色或者黄褐色, 叶片边缘略微卷枯
b ₃ (重度 Serious)	50% < DI ≤ 75%	1/2~3/4 的叶片表现病状, 有少数叶片脱落
b ₄ (极严重 Critical)	75% < DI ≤ 100%	3/4 以上叶片发病, 大多呈褐色枯斑, 棉株叶片脱落为光杆甚至死亡

根据棉花黄萎病病害严重度分级标准计算病情指数(DI, %), 计算公式为

$$DI = \frac{\sum (X \cdot f) \cdot 100}{n \cdot \sum f} \quad (1)$$

式中 X 为不同病害严重度的级数; n 为最高病害等级数; f 为各级株数。

1.3 无人机多光谱遥感影像获取

无人机为六旋翼飞行平台(HY-6X),重量 4.1 kg, 飞控电压 21.5~23 V, 续航时间约 23 min, 最大载量为 3.0 kg, 搭载的传感器是 Micro MCA12 Snap 多光谱相机。该传感器配备 1.3 兆像素的 CMOS 传感器(1 280×1 024, 像素), 每个通道是相同类型的 9.6 mm 焦距镜头, 共包含 12 个通道(T₁~T₁₂), 各通道对应的波段信息依次为: B₁(470~10 nm)、B₂(515~10 nm)、B₃(550~10 nm)、B₄(610~10 nm)、B₅(656~10 nm)、B₆(710~10 nm)、B₇(760~10 nm)、B₈(800~10 nm)、B₉(830~10 nm)、B₁₀(860~10 nm)、B₁₁(900~20 nm)、B₁₂(950~20 nm)。于 12:00 至 14:00, 选择晴朗无云、能见度高、风速低等条件时进行无人机航拍作业, 飞行设置参数旁向重叠率为 80%, 航向重叠率为 80%, 飞行高度 100 m, 飞行速度 5 m/s, 光谱分辨率为 10~20 nm, 空间分辨率为 5 cm。2019 年试验田影像获取时间为 7 月 17 日、7 月 26 日、8 月 17 日、9 月 2 日、9 月 20 日; 2020 年试验田采集多光谱影像时间为 6 月 30 日、7 月 15 日、7 月 30 日、8 月 10 日、8 月 23 日、9 月 1 日、9 月 17 日。

1.4 产量损失测定

以监测点为中心, 扩大监测点面积到 6.67 m^2 进行产量测定。通过统计小区株数、单株铃数及铃质量等指标, 根据以下公式计算产量及产量损失率。

$$Yz = n_b \cdot w_b \quad (2)$$

式中 Yz 为单位面积籽棉产量, kg/hm^2 ; n_b 为单位面积铃数; w_b 为单位面积铃质量, kg/hm^2 。

$$Yp = Yz \cdot L \quad (3)$$

式中 Yp 为单位面积皮棉产量, kg/hm^2 ; L 为衣分, %。

$$Ys = [(y_0 - y_i) / y_0] \cdot 100\% \quad (4)$$

式中 Ys 为产量损失率, %; y_0 为健康棉株单位面积产量, kg/hm^2 ; y_i 为不同严重度棉株单位面积产量, kg/hm^2 , 其

中 $i=0,1,2,3,4,5$

1.5 无人机影像数据处理

1.5.1 影像拼接

无人机多光谱影像拼接使用 Pix 4DMapper 软件完成。经软件拼接得到 12 张试验区数字正射影像，后期进行正射影像叠加、辐射校正等，校正精度达到 95%以上，预处理结束后将试验区域以外多余影像剔除。本文依据所选的传感器波段结合国内外学者利用遥感技术识别农作物病虫害的研究成果选取了 15 种植被指数^[22-27] (NDVI、RVI、DVI 等)。前人研究结果显示所选植被指数与作物病害均具有很强的相关性关系，能够很好的反映和解释病害发生的情况，但对本文研究的无人机多光谱识别棉花黄萎病的相关性强弱需要进一步分析和筛选。

1.5.2 组合波段筛选

本文筛选多光谱遥感棉花黄萎病产量损失估测的最佳波段组合借助最佳指数因子完成。最佳指数因子^[28] (Optimum Index Factor, OIF) 依据波段信息量标准差及波段间相关系数进行计算分析。最佳指数因子 (OIF 值) 越大，表明该波段组合具有最优的多光谱遥感影像数据质量。其计算公式为

$$OIF = \frac{S_1 + S_2 + S_3}{R_{12} + R_{13} + R_{23}} \quad (5)$$

式中 S_1 、 S_2 、 S_3 表示任意 3 个波段标准差， R_{12} 、 R_{13} 、 R_{23} 为 3 个波段间相关性系数。

1.5.3 影像分类及评价指标

影像分类采用监督分类支持向量机径向基核函数分类法 (Radial Basis Kernel Function, RBF)。分类模型评价指标包括：总体精度 (Overall Accuracy)、Kappa 系数。

2 结果与分析

2.1 植被指数筛选

利用无人机多光谱影像提取监测点棉株冠层光谱反射率值构建植被指数并与病情指数进行相关性分析 (表 2)。在 0.05 显著水平下，NDWI 与病情指数呈现显著性相关，相关性较低 ($|r|=0.12$)；在 0.01 显著水平下，DVI、TVI、RDVI 与病情指数相关性较强，相关系数 $|r|$ 分别为 0.86、0.73、0.71。选择相关系数 $|r|$ 最大的 DVI ($|r|=0.86$) 作为无人机多光谱监测棉花黄萎病严重度的最佳植被指数。

2.2 最佳波段组合筛选

2.2.1 不同波段棉花黄萎病冠层灰度值标准差分析

通过 ENVI 软件提取多光谱影像地面监测点冠层灰度值后进行标准差分析。在可见光波段 ($B_1 \sim B_5$)，各波长棉株冠层灰度值标准差分别为 10.27、12.71、11.16、14.26、21.77； B_5 波段的棉株冠层灰度值标准差最大 (标准差为 21.77)，其反映的多光谱遥感影像信息量差异最大。在近红外波段 ($B_6 \sim B_{12}$)，各波长棉株冠层灰度值标准差分别为 30.54、18.37、11.41、7.66、8.56、11.22、7.56； B_6 波段的棉株冠层灰度值标准差最大 (标准差为 30.54)，该波段反映的多光谱遥感影像信息量差异最大。因此， B_5 和 B_6 分别为可见光和近红外光波段信息量差异

最大的波段。

表 2 不同植被指数与棉花黄萎病病情指数的相关性

Table 2 Correlation between different vegetation index and disease index of verticillium wilt in cotton

植被指数 Vegetation index	相关系数 Correlation coefficient	排序 Sequence	植被指数 Vegetation index	相关系数 Correlation coefficient	排序 Sequence
NDVI	-0.37**	10	SAVI	-0.70**	4
RVI	-0.27**	13	OSAVI	-0.55**	8
DVI	-0.86**	1	MSAVI	-0.68**	5
RDVI	-0.71**	3	ARI	-0.56**	7
GNDVI	-0.67**	6	EVI	-0.36**	11
RENDVI	-0.49**	9	NDWI	0.12*	15
NDGI	0.30**	12	WBI	0.16**	14
TVI	-0.73**	2			

注：**表示 0.01 水平下显著，*表示 0.05 水平下显著；NDVI 为归一化植被指数，RVI 为比值植被指数，DVI 为差值植被指数，RDVI 为重归一化植被指数，GNDVI 为绿波段归一化植被指数，RENDVI 为红边归一化植被指数，NDGI 为归一化差异绿度指数，TVI 为三角植被指数，SAVI 为土壤调节植被指数，OSAVI 为优化土壤调节植被指数，MSAVI 为修改型土壤调节植被指数，ARI 为花青素反射指数，EVI 为增强型植被指数，NDWI 为归一化差分水体指数，WBI 为水波段指数。

Note: ** means significant correlation at 0.01 level,* means significant correlation at 0.05 level; NDVI is Normalized Differential Vegetation Index, RVI is Ratio Vegetation Index, DVI is Differential Vegetation Index, RDVI is Re normalized Differential Vegetation Index, GNDVI is Green band Normalized Differential Vegetation Index, RENDVI is Red Edge Normalized Difference Vegetation Index, NDGI is Normalized Difference Greenness Index, TVI is Triangle Vegetation Index, SAVI is Soil Adjusted Vegetation Index, OSAVI is Optimize Soil Adjusted Vegetation Index, MSAVI is Modified Soil Adjusted Vegetation Index, ARI is Anthocyanin Reflex Index, EVI is Enhanced Vegetation Index, NDWI is Normalized Differential Water Index, WBI is Water Band Index.

2.2.2 不同波段间棉花黄萎病冠层灰度值相关性分析

波段间相关性系数代表了波段之间数据的重叠程度。波段间相关性越大，表示其重叠度越高，冗余信息越多，反之则越少^[28]。通过提取棉株冠层灰度值进行相关性分析可知 (表 3)：可见光波段 ($B_1 \sim B_5$) 间相关系数均值分别为 0.50、0.46、0.54、0.51、0.48，按照相关系数大小依次为 B_3 、 B_4 、 B_1 、 B_5 、 B_2 ； B_2 与其他 4 个波段的相关性最低，冗余信息最少，波段 B_1 次之。近红外波段 ($B_6 \sim B_{12}$) 间相关系数均值分别为 0.48、0.57、0.38、0.46、0.55、0.62、0.74，按照相关系数大小依次为 B_{12} 、 B_{11} 、 B_7 、 B_{10} 、 B_6 、 B_9 、 B_8 ； B_8 与其他 6 个波段的相关性最低，冗余信息较少。可见光波段 ($B_1 \sim B_5$) 与近红外波段 ($B_6 \sim B_{12}$) 之间均存在负相关关系。由此可知， B_3 和 B_8 分别为可见光和近红外光波段信息量最多和最少的波段。

2.2.3 最佳波段组合筛选

本文所选用的多光谱传感器为 12 个波段，可产生 220 个 3 波段组合。利用波段灰度值标准差值及波段间灰度值相关系数借助最佳指数因子 (OIF 值) 筛选最佳波段组合。基于 OIF 值排序前 8 的波段组合为 B_3 - B_5 - B_8 、 B_4 - B_6 - B_8 、 B_4 - B_6 - B_9 、 B_4 - B_6 - B_{10} 、 B_2 - B_3 - B_8 、 B_4 - B_5 - B_8 、 B_3 - B_6 - B_8 、 B_3 - B_5 - B_9 ，对应 OIF 值分别为 153.44、132.26、128.28、109.57、97.48、91.76、89.27、83.71，OIF 数值大小顺序为 $OIF(B_3-B_5-B_8) > OIF(B_4-B_6-B_8) > OIF(B_4-B_6-B_9) > OIF(B_4-B_6-B_{10}) > OIF(B_2-B_3-B_8) > OIF(B_4-B_5-B_8) > OIF(B_3-B_6-B_8) > OIF(B_3-B_5-B_9)$ 。综合各波段棉株冠层灰度值标准差、12 波段间棉株冠层灰度值相关系数 (表 3) 可知， B_3 - B_5 - B_8

的波段组合中 B_5 标准差较大 (标准差为 0.48), B_3 相关系数较高 (相关系数为 0.54), B_8 相关系数最低 (相关系数为 0.38), 且分别代表可见光和近红外波段区域。因此, 波段组合 B_3 - B_5 - B_8 可作为无人机多光谱遥感棉花黄萎病监测的最佳波段组合。

表 3 12 个波段间棉花冠层灰度值相关系数

Table 3 Correlation coefficient of gray value of cotton canopy between 12 bands

波段 Wave bands	B_1	B_2	B_3	B_4	B_5	B_6	B_7	B_8	B_9	B_{10}	B_{11}	B_{12}
B_1	1.00											
B_2	0.71	1.00										
B_3	0.84	0.28	1.00									
B_4	0.95	0.50	0.95	1.00								
B_5	0.55	0.91	0.07	0.30	1.00							
B_6	0.27	0.76	-0.18	0.01	0.93	1.00						
B_7	0.09	0.49	0.59	0.33	-0.62	0.64	1.00					
B_8	-0.04	0.01	0.07	-0.07	0.15	0.35	0.37	1.00				
B_9	0.17	0.01	0.35	0.23	0.07	0.17	0.56	0.85	1.00			
B_{10}	0.20	-0.16	0.53	0.34	-0.19	-0.14	0.80	0.72	0.89	1.00		
B_{11}	0.45	0.14	0.81	0.65	-0.30	0.40	0.89	0.37	0.67	0.86	1.00	
B_{12}	0.70	0.60	0.82	0.75	0.72	0.90	0.45	0.56	0.75	0.72	0.93	1.00
均值 Mean	0.50	0.46	0.54	0.51	0.48	0.48	0.57	0.38	0.46	0.55	0.62	0.74

2.3 病害棉田产量损失估算

2.3.1 病害棉田产量损失的空间分布

对不同严重度棉花测产数据进行统计分析 (表 4) 可知, 不同病害严重度 ($b_0 \sim b_4$) 小区间的产量调查指标存在差异, 平均单铃质量分别为 5.20、4.80、4.70、3.90、2.70 g, 每公顷单产值分别为 6 059.25、4677.75、4 160.25、3 127.50、1 422.00 kg。极严重发病小区 (b_4) 单产值与健康小区 (b_0) 单产值相差达到 4 637.25 kg/hm²。由方差分析可知 (表 4), 不同严重度间 ($b_0 \sim b_4$) 的棉株数量差异不显著, 病害严重度 ($b_1 \sim b_4$) 小区的总铃数、单铃质量均与健康小区 (b_0) 呈显著性差异, 病害严重度 ($b_2 \sim b_4$) 小区的单株铃数与健康处理 (b_0) 小呈显著性差异, 造成了不同病害严重度间 ($b_0 \sim b_4$) 的单产值均呈显著性差异。由此可见, 不同病害严重度发病 ($b_0 \sim b_4$) 的平均小区株数、总铃数、单株铃数、单铃质量及病害严重度 ($b_0 \sim b_4$) 都将影响棉株产量。

表 4 不同严重度棉花测产数据统计

Table 4 Statistics of cotton production measurement with different severity

病害严重度 Disease severity	小区平均株数 Average number of plants /($\times 10^5$ hm ⁻²)	总铃数 Total number of bells /($\times 10^6$ hm ⁻²)	单株铃数 Number of bolls per plant	单铃质量 Single bell weight/g	单产 Yield/ (kg·hm ⁻²)
b_0	2.22ab	1.19a	6a	5.20a	6 059.25a
b_1	2.09b	1.06b	5b	4.80b	4 677.75b
b_2	2.22ab	0.99c	4bc	4.70b	4 160.25c
b_3	2.39a	0.98c	4bc	3.90c	3 127.50d
b_4	2.22ab	0.82d	3c	2.70d	1 422.00e

注: 同列中不同小写字母表示差异显著 ($P < 0.05$)。下同。

Note: Different writers in the same column indicate significant ($P < 0.05$). The same below.

根据筛选的最佳植被指数 (表 2)、最佳波段组合 (B_3 - B_5 - B_8) 及产量数据 (表 4), 利用支持向量机径向基核函数制作原始波段影像与最佳综合影像 (B_3 - B_5 - B_8 、DVI) 产量空间分布图 (图 2), 并进行影像分类精度分析及实地验证。对比不同年份影像分类精度可知 (图 2、表 5), 吐絮期、收获期的原始波段影像分类精度均低于最佳综合影像的分类精度; 2019 年吐絮期与收获期最佳综合影像的分类精度略低于 2020 年吐絮期与收获期最佳综合影像的分类精度。分类精度高的原因主要是 2020 年病害棉田受气温、土壤以及大气条件等因素影响较大, 后期病害发生较严重, 导致不同病害严重度 ($b_0 \sim b_4$) 间产量差异较大, 更有利于进行棉花产量分布分类。因此, 最佳综合影像的棉花产量空间分布图 (图 2g、2h) 能够更准确地反映棉田实际产量损失情况。

根据 2020 年吐絮期、收获期棉花产量空间分类统计不同病害严重度棉株所占百分比, 结果如图 3 所示, 由图 3 可知, 吐絮期 b_0 、 b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4 所占面积百分比分别为 7.81%、23.78%、29.20%、13.92%、17.43%; 收获期 b_0 、 b_1 、 b_2 、 b_3 、 b_4 所占面积百分比分别为 7.74%、21.17%、27.14%、18.70%、20.30%。随着生育期递进, b_0 、 b_1 以及 b_2 所占百分比均有下降趋势, b_3 与 b_4 所占百分比增加。其中, b_3 增加了 4.78 个百分点, b_4 增加了 2.87 个百分点; 对不同严重度棉株所占面积百分比进行差异性分析可知, 不同严重度棉株所占百分比之间均存在显著性差异, b_0 所占百分比与其他 (土壤及背景) 差异不显著。

根据 2020 年吐絮期、收获期棉花产量空间分类, 统计试验区实际网格面积及试验区棉花黄萎病发病面积 (图 4)。经统计计算得: 试验区实际网格面积为 1.43 hm²。吐絮期 $b_0 \sim b_4$ 面积分别为 0.11、0.34、0.42、0.20、0.25 hm²; 收获期分别为 0.10、0.29、0.37、0.27、0.29 hm²。吐絮期至收获期, b_0 、 b_1 、 b_2 面积分别减少了 0.01、0.05、0.05 hm², b_3 、 b_4 面积分别增加了 0.07、0.04 hm²。对不同严重度棉花的占地面积进行差异性分析可知, 不同严重度棉花占地面积值之间均存在显著性差异; b_0 所占面积值与其他差异性不显著。

2.3.2 病害棉田产量损失估测

利用不同严重度棉株面积统计值 (图 4) 及单产值 (表 4) 估算试验区预期籽棉收获量与皮棉收获量, 结果如表 6 所示: 随病害严重度加重, 病害面积主要集中于轻度 (b_1)、中度 (b_2)、重度 (b_3) 以及极严重 (b_4) 区域, 不同病害严重度间 ($b_0 \sim b_4$) 单产值、衣分、预期籽棉收获量及预期皮棉收获量存在显著性差异, 且随病害严重度的加重呈现递减趋势。

以预期健康 (b_0) 籽棉收获量与预期健康 (b_0) 皮棉收获量为对照 (表 6), 估算试验区收获期籽棉损失量与皮棉损失量, 结果如表 7 所示: 随着病害严重度加重, 不同严重度间 ($b_0 \sim b_4$) 籽棉损失量、籽棉损失率、皮棉损失量及皮棉损失率均呈递增趋势且差异显著。不同病害严重度 ($b_0 \sim b_4$) 造成的籽棉产量损失率分别为 0,

22.80%, 31.32%, 49.03%, 76.33%, 其中 b_3 产量损失率接近 50.00%, b_4 产量损失率大于 75.00%。与籽棉产量损

失率相比, 皮棉产量损失率更为严重, b_3 产量损失率达 60.93%, b_4 产量损失率达 83.89%。

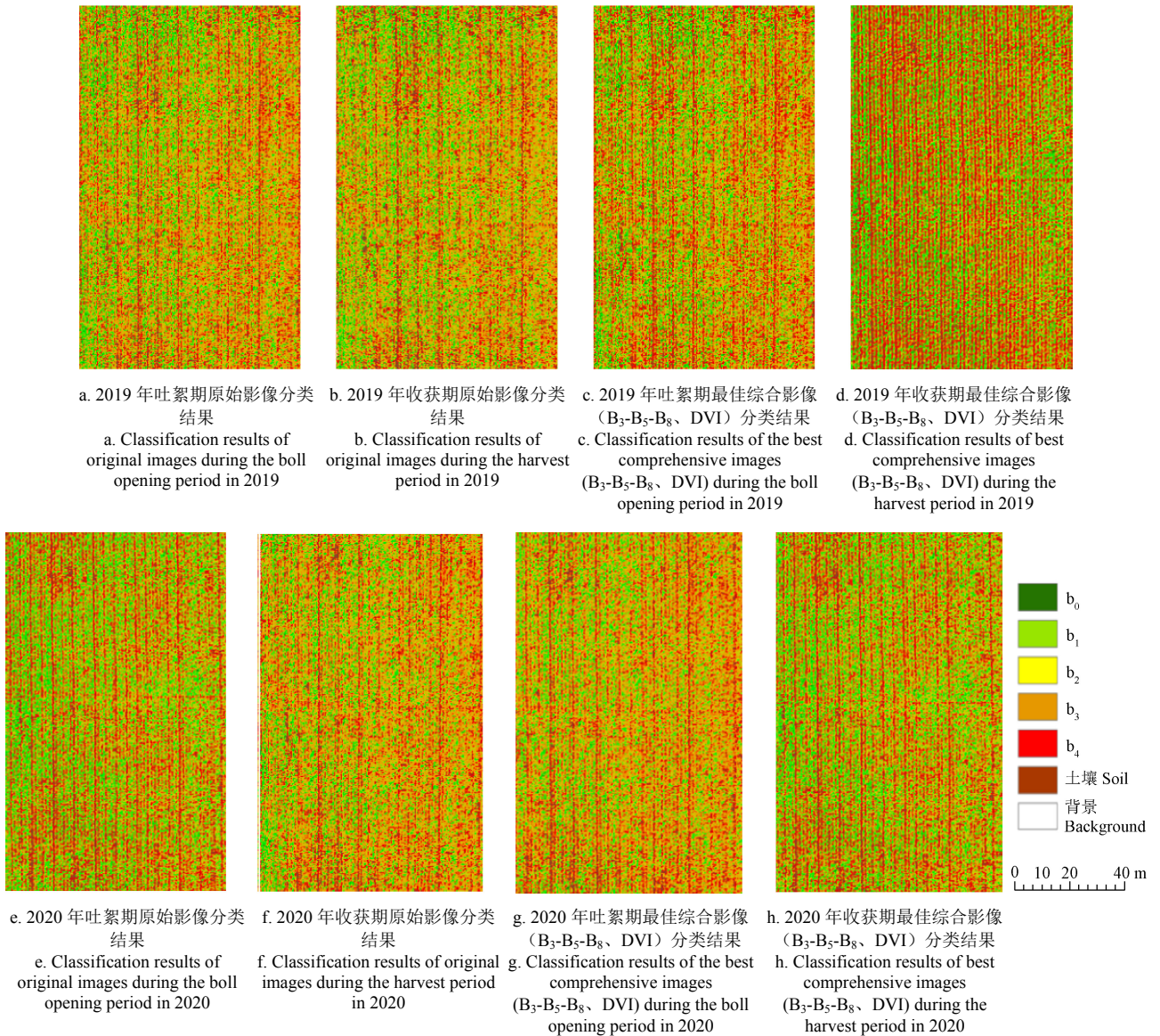


图 2 吐絮期及收获期的不同影像分类结果

Fig.2 Classification results of different images at the boll opening period and the harvest period

表 5 基于 SVM-RBF 分类法的棉花产量空间分布图分类精度统计

Table 5 Statistics on classification accuracy of cotton yield spatial distribution map based on Support Vector Machine Radial Basis Kernel Function(SVM-RBF) classification

年份 Year	影像类型 Image type	影像获取时间 Acquisition time	总体分类精度 Classification accuracy/%	Kappa 系数 Kappa coefficient/%
2019	原始波段影像	吐絮期	85.21	84.58
		收获期	76.21	70.24
	最佳综合影像 (B_3 - B_5 - B_8 、DVI)	吐絮期	94.56	92.91
		收获期	91.77	89.23
2020	原始波段影像	吐絮期	90.24	97.50
		收获期	61.65	53.51
	最佳综合影像 (B_3 - B_5 - B_8 、DVI)	吐絮期	96.64	95.61
		收获期	92.90	90.75

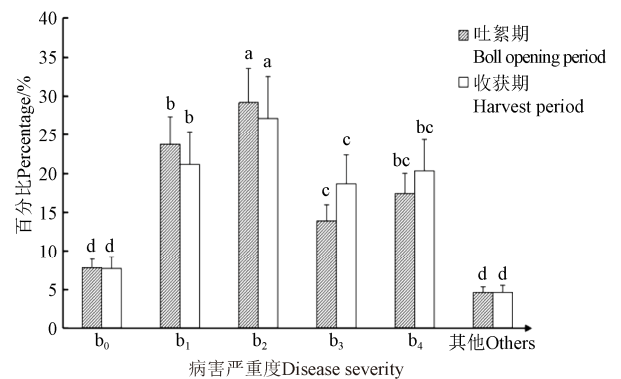


图 3 不同严重度棉花黄萎病面积统计
Fig.3 Area ratio of cotton milticillium with different severity

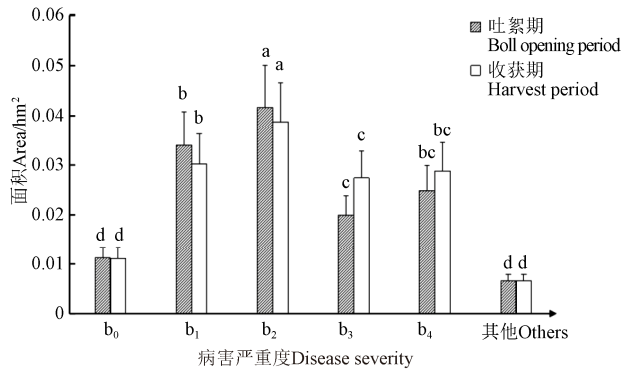


图4 不同严重度棉花黄萎病面积统计值

Fig.4 Cotton Verticillium area statistics of different severity

表6 不同严重度棉花产量预期收获值

Table 6 Expected harvest value of cotton yield of different severity

病害严重度 Disease severity	面积统计值 Area statistics /hm ²	单产 Yield / (kg·hm ⁻²)	衣分 Ginning out turn/%	预期籽棉收获量 Expected seed cotton yield /kg	预期皮棉收获量 Expected lint yield /kg
b ₀	0.10 d	6 059.25 a	47.94 a	666.52 d	319.93 b
b ₁	0.29 b	4 677.75 b	45.15 ab	1 403.33 b	633.60 a
b ₂	0.37 a	4 160.25 c	42.07 bc	1 622.50 a	682.59 a
b ₃	0.27 c	3 127.50 d	36.29 cd	844.43 c	306.44 b
b ₄	0.29 bc	1 422.00 e	32.90 d	412.38 e	135.67 c

表7 不同病害严重度造成的棉花产量损失统计

Table 7 Statistics on cotton yield loss caused by different disease severity

病害严重度 Disease severity	籽棉损失量 Seed cotton loss/kg	籽棉产量损失率 Seed cotton loss rate/%	皮棉损失量 Cotton loss/kg	皮棉产量损失率 Cotton yield loss rate/%
b ₀	0.00 e	0.00 e	0.00 e	0.00 e
b ₁	417.17 d	22.80 d	239.40 d	27.29 d
b ₂	735.65 c	31.32 c	447.34 c	39.73 c
b ₃	812.17 b	49.02 b	483.99 b	60.93 b
b ₄	1 330.82 a	76.33 a	914.12 a	83.89 a

根据不同严重度棉田产量损失情况(表7),估算试验田(包括b₀~b₄)棉花产量损失量及损失率,其结果如图5所示:无病害侵染条件下预期健康棉田收获籽棉产量估算值为8 664.76 kg,皮棉产量估算值为4 159.09 kg;病害胁迫棉田收获籽棉产量估算值为4 949.16 kg,收获皮棉产量估算值为2 078.23 kg;实际棉田收获籽棉产量4 404.75 kg,收获皮棉产量为1 871.23 kg。病害胁迫棉田籽棉产量估算值比无病害侵染条件下预期健康棉田籽棉产量估算值减少3 715.60 kg,损失率为42.88%,皮棉减少1 891.91 kg,损失率为50.03%;实际棉田籽棉收获量比预期健康棉田籽棉产量估算量相比减产4 260.01 kg,损失率为49.16%,皮棉减产2 267.18 kg,损失率为54.51%。对比病害胁迫棉田籽棉产量估算值、皮棉产量估算值,实际棉田籽棉损失率高6.28%,皮棉损失率高4.48%;同时,健康棉田产量估算值与病害胁迫棉田产量估算值、实际产量收获值均存在显著性差异;病害侵染条件下棉花产量估算值与实际收获值无显著差异,能够较好地反映棉田产量损失情况,可以准确实现产量损失估算。

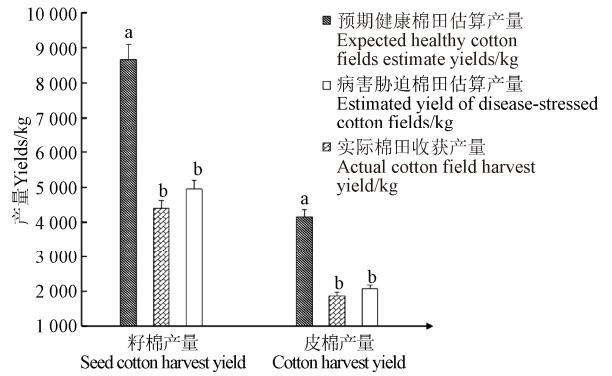


图5 棉花产量统计

Fig.5 Cotton yield statistics

3 讨论

本文通过提取不同生育期无人机多光谱棉花黄萎病影像信息,利用相关系数法筛选出最佳植被指数DVI ($|r|=0.86$),结果与Wang等^[20]研究冰雹对棉花损伤的产量损失预测筛选的植被指数(NDVI、RVI、DVI)具有一致性,可能是雹灾后棉花冠层变化与病害棉花冠层光谱特征变化具有相似性的缘故。参考赵庆展等^[28]研究方法,利用灰度值标准差法结合相关性分析法筛选最佳光谱波段组合,筛选的最佳波段组合(B₃-B₅-B₈)结果与其不一致(最佳波段组合为B₁-B₆-B₁₂),原因可能是本文的分类目标主要是不同严重度棉株与裸土,而赵庆展等^[28]研究的分类目标包括树木、裸土、植被等所致。

利用监督分类支持向量机径向基核函数对不同原始波段影像、最佳波段组合与DVI综合影像进行分类时,结果显示基于支持向量机径向基核函数的最佳波段组合与DVI综合分类影像分类精度较高,能够更加准确地进行产量损失估算。而陈兵等^[21]基于卫星遥感的棉花黄萎病严重度分类结果表明平行六面体监督分类法分类精度最高,可能是本文使用的无人机多光谱影像的分辨率高于卫星影像的分辨率,支持向量机径向基核函数分类法更适用于分辨率较高的遥感影像所致,也可能是本文采用的分类影像是经过筛选处理后得到的最佳影像,而陈兵等^[21]的研究采用的分类影像是原始影像,分类影像类型不同或是分类对象不同(本文研究对象为产量损失,陈兵等研究对象为病害严重度)导致。利用不同影像进行病害棉田产量分类制图时,通过对比原始波段影像、综合影像分类精度结果,综合影像分类精度较高,与赵庆展等^[28]分类结果相一致。

利用棉田产量分布图进行产量损失估算时,本文采用无人机多光谱最佳综合分类影像及地面测产数据进行产量损失估算得到了较为准确、直观的产量损失结果,该结果与刘良云等^[19]研究结果相一致,其病害造成的减产幅度均大于30%。无人机飞行高度、速度、纵向和横向重叠率、空间分辨率及光谱数据的质量也会对试验结果造成影响。因此,本研究在采集数据的过程中始终保证使用相同的无人机和多光谱传感器,保证了数据的可靠性。提出的最佳综合分类影像与地面实测数据相结合

估算棉花病害产量损失的方法, 不仅有助于精准了解当年病害发生对棉花造成的经济损失, 并为来年可能发生的病害及造成的病害产量损失进行预测, 便于提前制定预防和防治方法做参考, 从而将损失降至最低。但在数据分析过程中, 忽略了土壤类型、天气信息及地理因素等, 致使研究结果精度受限。在以后的研究中将考虑采用多因素融合(如: 土壤类型、天气信息及地理因素等)试验来提高无人机多光谱影像反演棉花黄萎病造成的产量损失的准确性。本研究主要关注棉花黄萎病造成的产量损失估算, 该方法可应用于类似作物的产量预测及病害造成的产量损失估算。

4 结 论

本文利用无人机多光谱遥感技术结合地面调查数据、产量数据对病害造成的产量损失量进行了估测, 得出以下结论:

1) 无人机多光谱影像识别病害棉田可以选择相关系数最大的 DVI 作为最佳植被指数, B_5 (656~10 nm) 和 B_6 (710~10 nm) 波段是信息量差异最大的波段, B_3 (550~10 nm) 和 B_8 (800~10 nm) 分别为可见光和近红外光波段信息量最多和最少的波段, B_3 、 B_5 、 B_8 作为无人机多光谱遥感棉花黄萎病监测的最佳波段组合。

2) 吐絮期至收获期, 病害严重度为健康、轻度和中度的面积分别减少了 0.01、0.05 和 0.05 hm^2 , 重度和极严重的面积分别增加了 0.07 和 0.04 hm^2 。吐絮期分类精度指标均大于收获期, 最佳综合影像分类精度均大于原始波段影像, 最佳综合影像的棉花产量空间分布图能够更准确地反映棉田实际产量损失情况。

3) 利用综合影像分类图对病害棉田产量损失量估算效果最好。单产值随病害加重呈现出明显递减趋势, b_0 ~ b_4 造成的籽棉产量损失率分别为 0, 22.80%, 31.32%, 49.02%, 76.33%; 皮棉产量损失率更为严重, b_3 产量损失率达 60.93%, b_4 产量损失率达 83.89%。对比病害胁迫棉田籽棉产量估算值、皮棉产量估算值, 实际棉田籽棉损失率高 6.28%, 皮棉损失率高 4.48%, 说明病害胁迫棉田产量估算值能够较好地反映棉田产量损失情况, 可以准确实现病害产量损失估算。

[参 考 文 献]

[1] 杨忠娜, 唐继军, 喻晓玲. 新疆棉花产业对国民经济的影响及对策研究[J]. 农业现代化研究, 2013, 34(3): 298-302.
Yang Zhongna, Tang Jijun, Yu Xiaoling. Xinjiang cotton industry present situation and countermeasure research[J]. Research of Agricultural Modernization, 2013, 34(3): 298-302. (in Chinese with English Abstract)

[2] 杨德松, 姬华, 王星, 等. 影响新疆棉叶螨发生因素的研究[J]. 中国棉花, 2004, 31(6): 10-11.
Yang Desong, Ji Hua, Wang Xing, et al. Research on the factors affecting the occurrence of cotton spider mite in

Xinjiang[J]. China Cotton, 2004, 31(6): 10-11. (in Chinese with English Abstract)

[3] 彭军, 马艳, 崔金杰. 棉叶螨综合防治技术概述[J]. 中国棉花, 2007, 34(6): 11-13.
Peng Jun, Ma Yan, Cui Jinjie. Overview of the integrated control technology of cotton spider mite[J]. China Cotton, 2007, 34(6): 11-13. (in Chinese with English Abstract)

[4] 赵立新, 侯发东, 吕正超, 等. 基于迁移学习的棉花叶部病虫害图像识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(7): 184-191.
Zhao Lixin, Hou Fudong, Lyu Zhengchao, et al. Image recognition of cotton leaf diseases and pests based on transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(7): 184-191. (in Chinese with English Abstract)

[5] 徐娅, 谢建成, 杨星勇. 棉花黄萎病生物防治研究进展[J]. 安徽农业科学, 2019, 47(2): 18-22.
Xu Ya, Xie Chengjian, Yang Xingyong. Research progresses on biological control of cotton verticillium wilt[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2019, 47(2): 18-22. (in Chinese with English Abstract)

[6] Pan Q, Gao M F, Wu P B, et al. A deep-learning based approach for wheat yellow rust disease recognition from unmanned aerial vehicle images[J]. Sensors, 2021, 21(19): 6540-6540.

[7] Guo A T, Huang W J, Dong Y Y, et al. Wheat yellow rust detection using UAV based hyper-spectral technology[J]. Remote Sensing, 2021, 13(1): 123-145.

[8] 郭伟, 朱耀辉, 王慧芳, 等. 基于无人机高光谱影像的冬小麦全蚀病监测模型研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 162-169.
Guo Wei, Zhu Yaohui, Wang Huifang, et al. Monitoring model of winter wheat take-all based on UAV hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 162-169. (in Chinese with English Abstract)

[9] 孔繁昌, 刘焕军, 于滋洋, 等. 高寒地区粳稻穗颈瘟的无人机高光谱遥感识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 68-75.
Kong Fanchang, Liu Huanjun, Yu Ziyang, et al. Identification of japonica rice panicle blast in alpine region by UAV identification of japonica rice panicle blast in alpine region by UAV[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(22): 68-75. (in Chinese with English Abstract)

[10] Zhang G S, Xu T Y, Tian Y W, et al. Assessment of rice leaf blast severity using hyper-spectral imaging during late vegetative growth[J]. Australasian Plant Pathology, 2020, 49(5): 571-578.

[11] Huang S P, Qi L, Ma X, et al. Hyper-spectral image analysis based on BoSW model for rice panicle blast grading[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 118: 167-178.

- [12] 崔美娜, 戴建国, 王守会, 等. 基于无人机多光谱影像的棉叶螨识别方法[J]. 新疆农业科学, 2018, 55(8): 1457-1466.
Cui Meina, Dai Jianguo, Wang Shouhui, et al. Research on identification method of mite infection cotton based on of UAV multi-spectral image[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2018, 55(8): 1457-1466. (in Chinese with English Abstract)
- [13] Wang Q, Chen B, Wang J B. Four supervisor classification methods for monitoring cotton field of verticillium wilt using TM image[J]. The Journal of Animal & Plant Sciences, 2015, 25(3): 5-12.
- [14] 周亮, 慕号伟, 马海姣, 等. 基于卷积神经网络的中国北方冬小麦遥感估产[J]. 农业工程学, 2019, 35(15):119-128.
Zhou Liang, Mu Haowei, Ma Haijiao, et al. Remote sensing estimation on yield of winter wheat in North China based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(15): 119-128. (in Chinese with English Abstract)
- [15] 赫晓慧, 罗浩田, 乔梦佳, 等. 基于 CNN-RNN 网络的中国冬小麦估产[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 124-132.
He Xiaohui, Luo Haotian, Qiao Mengjia, et al. Yield estimation of winter wheat in China based on CNN-RNN network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(17): 124-132. (in Chinese with English Abstract)
- [16] 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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(23): 111-118. (in Chinese with English Abstract)
- [17] Xu W C, Chen P C, Zhan Y L, et al. Cotton yield estimation model based on machine learning using time series UAV remote sensing data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information, 2021, 104(1):102-115.
- [18] 戴建国, 蒋楠, 薛金利, 等. 基于 CNN-BiLSTM 的棉花产量预测方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(17): 152-159.
Dai Jianguo, Jiang Nan, Xue Jinli, et al. Method for predicting cotton yield based on CNN-BiLSTM[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(17): 152-159. (in Chinese with English Abstract)
- [19] 刘良云, 宋晓宇, 李存军, 等. 冬小麦病害与产量损失的多时相遥感监测[J]. 农业工程学报, 2009, 25(1): 137-143.
Liu Liangyun, Song Xiaoyu, Li Cunjun, et al. Monitoring and evaluation of the diseases of and yield winter wheat from multi-temporal remotely-sensed data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(1): 137-143. (in Chinese with English Abstract)
- [20] Wang L, Liu Y, Wen M, et al. Using field hyper-spectral data to predict cotton yield reduction after hail damage[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 190.
- [21] 陈兵, 王克如, 李少昆, 等. 棉花黄萎病疑似病田的卫星遥感监测:以 TM 卫星影像为例[J]. 作物学报, 2012, 38(1): 129-139.
Chen Bing, Wang Keru, Li Shaokun, et al. Monitoring cotton field with suspected verticillium wilt using satellite remote sensing with TM satellite image as an example[J]. Acta Agronomica Sinica, 2012, 38(1): 129-139. (in Chinese with English Abstract)
- [22] 陈兵, 李少昆, 王克如, 等. 病害胁迫下棉花叶片色素含量高光谱遥感估测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(2): 421-425.
Chen Bing, Li Shaokun, Wang Keru, et al. Study on hyperspectral estimation of pigment contents in leaves of cotton under disease stress[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(2): 421-425. (in Chinese with English Abstract)
- [23] 田庆久, 闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展, 1998(4): 10-16.
Tian Qingjiu, Min Xiangjun. Research progress on vegetation index[J]. Advances in Earth Science, 1998(4): 10-16. (in Chinese with English Abstract)
- [24] Mirik M, Ansley R J I, Michels G J, et al. Spectral vegetation indices selected for quantifying Russian wheat aphid (*Diuraphis noxia*) feeding damage in wheat (*Triticum aestivum* L.) [J]. Precision Agriculture, 2012, 13(4): 501-516.
- [25] Penuelas J, Filella I. Visible and near-infrared reflectance techniques for diagnosing plant physiological status[J]. Trends Plant Science, 1998, 3(4): 151-156.
- [26] Phadikar S, Sil J, Das A K. Vegetative indices and edge texture based shadow elimination method for rice plant images[C]. International Conference on Radar, Communication and Computing (ICRCC). New York :Institute Electrical and Electronics Engineers, 2012:1-5.
- [27] Naidu R A, Perry E M, Pierce F J, et al. The potential of spectral reflectance technique for the detection of grapevine leaf roll associated virus-3 in two red-berried wine grape cultivators[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 66(1): 38-45.
- [28] 赵庆展, 刘伟, 尹小君, 等. 基于无人机多光谱影像特征的最佳波段组合研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(3): 242-248, 291.
Zhao Qingzhan, Liu Wei, Yin Xiaojun, et al. Selection of optimum bands combination based on multi-spectral images of UAV[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 242-248,291. (in Chinese with English Abstract)

Estimation of yield loss in diseased cotton fields using UAV multi-spectral images

Song Yong^{1,2}, Chen Bing^{1*}, Wang Qiong¹, Wang Jing³, Zhao Jing¹, Sun Lexin^{1,2}, Chen Zijie^{1,2}, Han Huanyong¹, Wang Fangyong¹, Fu Jihai¹

(1. *Xinjiang Academy of Agricultural and Reclamation Science, Shihezi, 832000, China*; 2. *Agricultural College, Shihezi University, Shihezi, 832003, China*; 3. *Water Conservancy Construction Engineering, Xinjiang Shihezi Vocational Technical College, Shihezi, 832003, China*)

Abstract: Verticillium wilt has been one of the most common high-risk diseases of cotton in recent years. A huge threat can be posed to the stable production of cotton fields in Xinjiang, one of the most important commodity cotton production bases in China. However, the annual area of verticillium wilt disease in cotton fields is ever increasing and resulting in serious yield losses, due to the long-term influence of planting modes, geographical, and climate characteristics. Most traditional measurements for the yield loss present time-consuming, labor-intensive, large errors, one-sidedness. It is a high demand to accurately estimate the yield loss caused by the diseases. Fortunately, the Unmanned Aerial Vehicle (UAV) multi-spectral data can be combined with the ground survey data for the comprehensive characteristics of high accuracy. In this study, a systematic investigation was conducted to estimate the yield loss in the diseased cotton fields using the UVA multi-spectral images. An experiment was carried out in the cotton verticillium wilt disease nursery (44°31'N, 85°98'E) of Xinjiang Academy of Agricultural Sciences, Shihezi Reclamation District, Xinjiang in China in 2020. The gray desert soil was collected in the study area, with an organic matter content of 21.30 g/kg, a soil layer pH of 7.82, and electrical conductivity (EC) of 0.48 mS/cm. Taking the test variety as Xinluzao 8, the specific procedure was set: the on-demand sowing was adopted on the film, the drip irrigation under the film, (66 +10) cm wide and narrow row design, while the cotton plants were manually capped on July 5, and sprayed by drones on September 6 and September 13 Defoliant, and finally harvested by the cotton picker on October 13th. The ground monitoring points were arranged in a grid format (66 in total) from the beginning of the disease, in order to collect the disease severity data. The output was then measured in the later period. The monitoring point was taken as the center during the production measurement (cotton harvest period), and the area of the monitoring point was expanded to 6.67m² for the yield measurement. The UAV data acquisition was consistent with the acquisition time of ground monitoring points. The correlation coefficient method was used to screen the optimal vegetation index for the diseased cotton plants, according to the UAV multi-spectral images of diseased cotton fields and ground yield loss data. The gray value standard deviation method was also used to screen the optimal band combination. As such, the comprehensive cotton field image was established, including the best band combination and DVI comprehensive image. The support vector machine radial basis kernel function classification was used to analyze the spatial distribution of the original image and the comprehensive image of the diseased cotton field, further estimate the yield loss. The results show that the best vegetation index and the best band combination were DVI (correlation coefficient $|r|=0.86$) and B₃-B₅-B₈ (optimum index factor was 153.44) for the UAV multi-spectral image identification of diseased cotton fields. The comprehensive image accurately identified the spatial distribution of diseased cotton fields, where the accuracy of the bolling period was the highest (overall accuracy was 96.64%, Kappa coefficient was 95.61%). In the different disease severity (health b₀, slight b₁, moderate b₂, serious b₃, and critical b₄) corresponding to the cotton field, the area ratios were 7.81%, 23.78%, 29.20%, 13.92%, and 17.43%, compared with the original image. Consequently, the comprehensive image performed the best to estimate the yield loss of diseased cotton fields. The different disease severity (b₀, b₁, b₂, b₃, and b₄) corresponded to 0.00%, 22.80%, 31.32%, 49.02%, and 76.33%, respectively. It was estimated that the loss of seed cotton was 4260.01 kg, and the loss rate was 49.16%, and the loss of lint cotton was 2267.18 kg, and the loss rate was 54.51%. Compared with the estimated yield loss of cotton fields under disease stress, the actual loss rate of seed cotton in cotton fields was 6.28% higher, and the loss rate of lint cotton was 4.48% higher. The estimated value of disease-stressed cotton field yield is not significantly different from the actual harvest value of cotton field, which can accurately estimate the yield loss of diseased cotton field. Therefore, it is possible to accurately estimate the yield loss of diseased cotton fields using the integrated UAV image. The finding can provide a strong reference for the estimation of yield loss caused by similar diseases.

Keywords: cotton; UAV; disease; multi-spectral image; yield loss; estimation