

基于无人机遥感多光谱影像的棉花倒伏信息提取

戴建国^{1,3}, 张国顺^{1,3}, 郭 鹏², 曾宛俊¹, 崔美娜^{1,3}, 薛金利^{1,3}

(1. 石河子大学信息科学与技术学院, 石河子 832003; 2. 石河子大学理学院, 石河子 832003;
3. 兵团空间信息工程技术研究中心, 石河子 832003)

摘 要: 为在棉花发生倒伏灾害后快速获取田块尺度下的受灾信息, 该文以 2017 年 8 月 21 日强风暴雨导致大面积棉花倒伏的新疆生产建设兵团第八师 135 团的部分田块作为研究区, 由无人机遥感试验获取倒伏后的多光谱影像, 通过分析倒伏和正常棉花的光谱反射率差异提取了多种植被指数和主成分纹理特征, 结合地面调查样本建立了 3 种花铃期倒伏棉花的 Logistic 二分类模型并进行了精度评价和验证。结果表明: 棉花倒伏前后在可见光波段的反射率差异微小, 而在红边和近红外波段的反射率明显降低 0.12~0.20; 以第一主成分均值 (PCA1_mean) 建立的 Logistic 二分类纹理模型效果最优, 在测试集上分类结果的准确率为 91.30%, ROC (receiver operating characteristic) 曲线距左上角点最近, AUC (area under the roc curve) 值为 0.80。通过将该模型应用于试验区影像, 分类制图效果良好且符合棉田倒伏症状特点。该研究可为无人机多光谱遥感棉花灾损评估提供参考。

关键词: 无人机; 遥感; 多光谱; 棉花倒伏; 光谱纹理分析; Logistic 模型; 灾损评估

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.009

中图分类号: S127

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2019)-02-0063-08

戴建国, 张国顺, 郭 鹏, 曾宛俊, 崔美娜, 薛金利. 基于无人机遥感多光谱影像的棉花倒伏信息提取[J]. 农业工程学报, 2019, 35(2): 63—70. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.009 http://www.tcsae.org

Dai Jianguo, Zhang Guoshun, Guo Peng, Zeng Tiaojun, Cui Meina, Xue Jinli. Information extraction of cotton lodging based on multi-spectral image from UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(2): 63—70. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.02.009 http://www.tcsae.org

0 引 言

新疆是中国最大的优质商品棉生产基地^[1], 棉产量约占全国总产量的 67.27%。新疆地处亚欧大陆腹地, 属大陆性干旱气候, 夏季易发大风、暴雨、冰雹等气象灾害^[2], 再加上品种、土壤、水分等因素作用常常发生棉花倒伏现象^[3]。棉花发生倒伏后, 主茎或根部受机械损伤致使营养物质的吸收和输送能力减弱, 影响棉花有机物质的合成和棉株正常发育, 造成棉花产量和品质下降及影响机械收获^[3]。而灾后及时准确地获取棉花倒伏信息十分重要, 不但有助于农业生产管理部门快速采取补救措施, 尽可能地降低损失, 对于无法挽回的损失, 也可辅助保险公司快速、准确估损以进行灾后合理赔偿。

传统的倒伏信息获取方法主要是现场测量^[4]。倒伏灾害发生后, 调查人员前往受灾区域使用 GPS、卷尺等工具测量倒伏位置及面积。该方法受人为主观因素影响较大, 存在精度差、效率低等问题。现代遥感技术的发展, 为倒伏灾情快速监测提供了有效方法^[5]。该方法利用倒伏作物与正常作物在色彩、光谱和纹理等方面的差异来识别倒伏区域, 具有覆盖面积大、识别结果准确等优点。如李宗南等^[6]利用 Worldview-2 多光谱影像的均值纹理特征

建立了灌浆期倒伏玉米识别模型; 王立志等^[7]使用 HJ-1B 多光谱影像构建了基于比值植被指数 (ratio vegetation index, RVI) 差值的倒伏监测模型, 实现了区域尺度的玉米倒伏监测和灾情评估。

由于倒伏灾害一般由极端天气状况造成, 而糟糕的天气状况也严重影响卫星影像的质量, 受过境周期限制, 卫星再访时已经过去了一段时间, 用于估损已经不够准确且无法满足灾后快速评估的要求。近年来, 随着无人机系统搭载遥感平台的快速发展, 针对无人机遥感影像的数据拼接方法和技术也已成熟^[8-11], 无人机遥感在自然灾害信息快速获取及实物估损方面已展开了一定的研究^[12-13]。无人机遥感具有低成本、高时效、天气影响小等特点^[14], 非常适于作物受灾信息的快速获取。如李宗南等^[15]、董锦绘等^[16]使用电动无人机搭载数码相机获取了彩色图像, 通过分析色彩和纹理特征分别估算了倒伏玉米和倒伏小麦的面积信息。目前, 基于小型无人机遥感的作物倒伏信息提取多集中在玉米和小麦作物, 采用的方法大多为监督分类且需要专业人员的交互操作, 而棉花作物倒伏信息提取的自动化模型或方法鲜有报道。因此, 本文通过无人机遥感试验获取的多光谱影像, 分析倒伏棉花的光谱和纹理特征并建立识别模型, 为棉花倒伏信息快速提取提供方法参考。

1 数据来源

1.1 研究区概况

研究区位于新疆生产建设兵团第八师 135 团, 东经

收稿日期: 2018-09-19 修订日期: 2019-01-13

基金项目: 国家自然科学基金 (31460317)

作者简介: 戴建国, 副教授, 主要从事农业信息化和遥感技术研究。

Email: daijianguo2002@sina.com

85°16′, 北纬 44°53′, 平均海拔约为 360 m。该区域干燥少雨, 蒸发量大, 光照时间长、热量充足, 属典型的温带大陆性气候^[3]。年平均温度 7.5~8.2℃, 年日照时长 2 318~2 732 h, 年平均降雨量 180~270 mm。土壤类型为碱性砂土, 质地疏松且含盐量低, 非常适宜农作物生长。主要以棉花、玉米、小麦、甜菜、西葫芦和苜蓿等作物为主, 葡萄、西瓜、红枣、香梨等瓜果为辅。

1.2 数据获取

2017 年 8 月 21 日研究区突发强风暴雨天气, 致使该区域发生了大面积棉花倒伏。研究小组于 2017 年 8 月 23 日由无人机获得了部分倒伏棉田的多光谱数据, 作为此次研究的主要数据源。飞行平台为 CW-20 固定翼无人机系统, 该机翼展 2.6 m, 机身长 1.6 m, 最大起飞质量 12 kg, 巡航速度 20 m/s, 最大续航时间 1.5 h。传感器采用 Parrot sequoia 多光谱相机, 该传感器包含绿光、红光、红边、近红外共 4 个多光谱通道和 1 个 RGB 原色通道, 配备 GPS 和辐照度传感器, 相机参数如表 1。拍摄当天, 天气晴朗、地面风速小于 4 级, 满足航摄要求。拍摄前, 在航摄区内调查倒伏状况, 并布设 80 个采样标记点。航摄时, 手动拍摄辐射靶标以校准传感器辐射模型, 设置飞行航高 150 m, 航线 9 条, 航线总长 17.75 km, 无人机航线如图 1 所示。航向重叠度 80%, 旁向重叠度 70%, 曝光方式为定距曝光, 最终获取了 363 组多光谱航摄原始图像。

表 1 Parrot sequoia 相机参数
Table 1 Parrot sequoia camera parameters

波段名称 Band name	波长 Wavelength/nm	波段宽度 Band width/nm	分辨率 Resolution/pixel
绿 Green	550	40	1 280×960
红 Red	660	40	1 280×960
红边 Red_edge	735	10	1 280×960
近红外 NIR	790	40	640×480

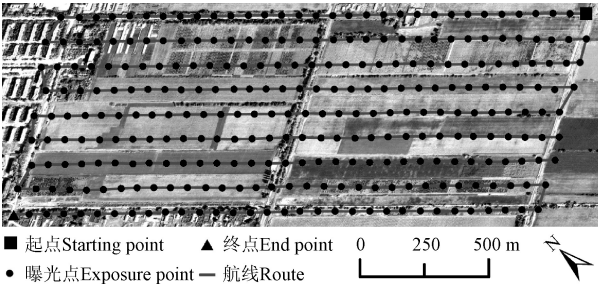


图 1 无人机航线图
Fig.1 UAV route map

1.3 数据预处理

多光谱影像数据的预处理工作主要由原始图像筛选、POS 数据准备、影像拼接和辐射校准共 4 部分组成。为了减少拼接工作量以及保证拼接后的影像质量, 对航摄原始图像进行筛选, 去除姿态角过大、航线转弯处以及质量不佳的图像。使用筛选后的 290 组多光谱原始图像, 使用农业多光谱模板进行影像拼接, 整个拼接工作流程由 Pix4Dmapper 软件完成^[17]。最后, 结合地面拍摄

的辐射靶标标准反射率进行辐射校准, 得到地表反射率影像。处理后影像的空间分辨率为 21.86 cm, 以 TIFF 格式存储 Green、Red、Red_edge 和 NIR 通道的反射率信息, 数据类型为浮点型, 椭球模型为 WGS 1984, 投影方式为 UTM zone 45N。本研究为了获取尽可能多且具有代表性的典型倒伏数据, 选取的感兴趣区 (region of interest, ROI) 幅宽长约 1.8 km, 宽约 0.5 km, 感兴趣区假彩色图像见图 2 所示。

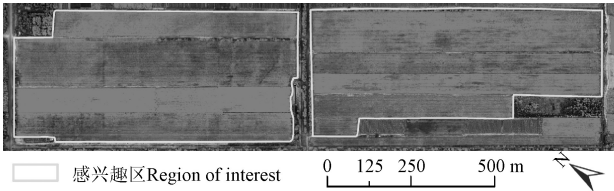


图 2 感兴趣区假彩色图像
Fig.2 False color image of ROI

2 倒伏棉花提取方法

2.1 研究方案

首先对比分析倒伏与正常棉花的光谱反射率差异, 构建多种植被指数和主成分纹理特征, 为提取倒伏棉花信息提供特征选择依据; 然后基于特征重组使用向前逐步法进行特征筛选并建立 Logistic 二分类回归模型; 最后, 结合地面调查样本和人工判读对模型分类效果进行评价, 从而优选基于无人机多光谱影像的棉花倒伏信息提取方法。技术路线如图 3 所示。

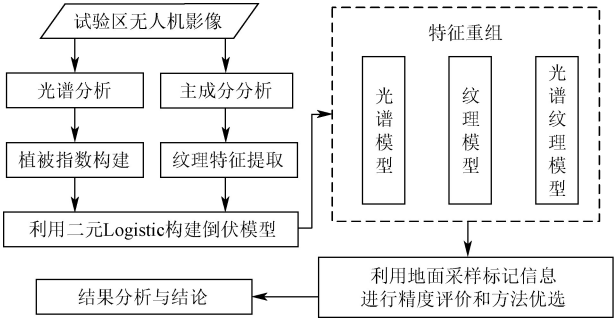


图 3 棉花倒伏提取流程图
Fig.3 Workflow of cotton lodging extraction

2.2 光谱分析

对预处理之后的多光谱影像, 叠加倒伏和正常棉花地面调查点的 GPS 位置。为了便于衡量倒伏棉花的光谱差异和提取相关的植被指数, 选取影像中明显标识的土壤提取其光谱反射率, 在 Excel 中进行均值化处理并建立光谱反射率曲线图, 结果见图 4。可以看出, 在绿波段 (530~570 nm) 反射率基本相同, 在红波段 (640~680 nm) 倒伏棉花的反射率略高于正常棉花约 0.015, 然而在红边波段 (730~740 nm) 和近红外波段 (770~810 nm) 倒伏棉花的反射率明显低于正常棉花约 0.12~0.20。

8 月下旬该区域棉花正处于花铃期, 此时棉花叶片面积较大、分布密集且已封垄。正常棉花冠层在绿、红波段的反射率较低, 而在红边、近红外波段的反射率较高。

当发生倒伏后，棉花冠层结构倒塌，叶片对冠层反射率的贡献比减小，导致倒伏棉花与正常棉花在红边和近红外波段出现明显的降低。基于倒伏后的光谱差异特征，可以构建植被指数来提取倒伏区域。

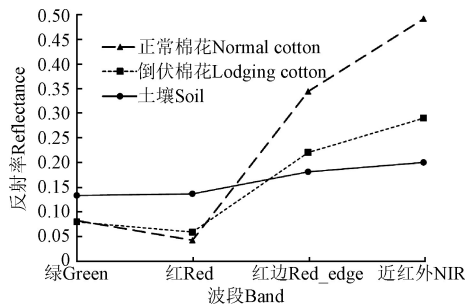


图 4 反射率光谱曲线

Fig.4 Reflectance spectrum curve

通过借鉴前人研究和相关农学知识，本文选取了 10 种植被指数，分别为：比值植被指数（ratio vegetation index, RVI）^[18]、差值植被指数（difference vegetation index, DVI）^[19]、归一化植被指数（normalized difference vegetation index, NDVI）^[20]、绿波段归一化植被指数（green normalized difference vegetation index, GNDVI）^[21]、垂直植被指数（perpendicular vegetation index, PVI）^[22]、土壤调节植被指数（soil-adjusted vegetation index, SAVI）^[23]、优化土壤调节植被指数（optimize soil-adjusted vegetation index, OSAVI）^[24]、修正土壤调节植被指数（modified soil-adjusted vegetation index, MSAVI）^[25]、三角植被指数（triangular vegetation index, TVI）^[26]和归一化差异绿度指数（normalized difference greenness index, NDGI）^[27]。

2.3 纹理分析

棉花倒伏主要表现在冠层结构的破坏，因此可以借助于纹理特征来描述。为了降低数据冗余，使用 ENVI 软件对多光谱数据进行主成分分析（principal component

analysis, PCA），以获取包含数据信息量较多的前 2 个主成分分量。基于灰度共生矩阵（gray level co-occurrence matrix, GLCM）^[28]计算纹理特征，包含 2 个主成分分量的均值（mean）、方差（variance）、协同性（homogeneity）、对比度（contrast）、相异性（dissimilarity）、信息熵（entropy）、二阶矩（second moment）和相关性（correlation）共 16 项纹理特征。综合考虑精度与效率，滤波的窗口设置为 5×5，空间相关性矩阵 *X* 和 *Y* 的变化量均为 1，灰度质量级为 64。最后统计了倒伏和正常棉花的 16 项纹理特征的均值和均方根误差，并计算变异系数（coefficient of variation, CV）和相对差异系数（relative difference, RD），结果见表 2。

$$CV = \frac{SD}{MN} \times 100\% \tag{1}$$

$$RD = \frac{MN_1 - MN_2}{MN_2} \times 100\% \tag{2}$$

式中 CV 为变异系数（%），SD 为标准差；MN 为样本均值；RD 为相对差异系数（%）；MN₁ 和 MN₂ 分别为倒伏棉花和正常棉花的样本均值。特征统计结果见表 2。由表 2 可知，各项纹理特征的变异系数和相对差异系数有较大的差异。在倒伏棉花中，变异系数最小的为第二主成分信息熵 6.34%，最大的为第二主成分相关性 139.83%；在正常棉花中，变异系数最小的为第一主成分信息熵 5.79%，最大的为第二主成分相关性 131.69%；倒伏和正常棉花的相对差异系数最小的为第二主成分信息熵 1.97%，最大的为第一主成分均值 57.94%。由于变异系数是衡量特征内离散程度的指标，相对差异系数是衡量特征间差异程度的指标，而特征内差异越小、特征间差异越大表明该特征的分类能力越强。依据以上原则，对各特征的变异系数和相对差异系数排序评选，得到第一主成分均值、第一主成分信息熵、第一主成分协同性、第二主成分均值和第二主成分协同性共 5 项纹理特征可以作为倒伏提取模型的变量。

表 2 倒伏、正常棉花的纹理特征统计
Table 2 Statistics of texture features of lodging and normal cotton

指标 Index	倒伏棉花 Lodging cotton			正常棉花 Normal cotton			相对差异系数 Relative difference/%
	均值 Mean MN	标准差 Standard deviation SD	变异系数 Coefficient of variation CV/%	均值 MN	标准差 SD	变异系数 CV/%	
第一主成分均值 PCA1_mean	18.73	4.01	21.42	29.57	3.46	11.69	57.94
第一主成分方差 PCA1_variance	4.37	4.25	97.22	5.31	3.41	64.22	21.58
第一主成分协同性 PCA1_homogeneity	0.42	0.11	26.02	0.39	0.11	28.54	7.88
第一主成分对比度 PCA1_contrast	5.15	3.07	59.67	6.63	4.25	64.11	28.74
第一主成分相异性 PCA1_dissimilarity	1.73	0.54	31.26	1.97	0.67	34.29	14.00
第一主成分信息熵 PCA1_entropy	2.80	0.31	11.13	2.91	0.17	5.79	3.96
第一主成分二阶矩 PCA1_second moment	0.07	0.04	51.01	0.06	0.01	22.38	18.04
第一主成分相关性 PCA1_correlation	0.34	0.23	68.83	0.40	0.28	70.94	17.77
第二主成分均值 PCA2_mean	12.87	2.99	23.26	19.16	2.62	13.68	48.92
第二主成分方差 PCA2_variance	2.53	1.17	46.12	2.87	1.47	51.43	13.37
第二主成分协同性 PCA2_homogeneity	0.44	0.07	16.90	0.43	0.08	17.65	2.87
第二主成分对比度 PCA2_contrast	4.39	2.16	49.31	4.55	2.02	44.46	3.85
第二主成分相异性 PCA2_dissimilarity	1.61	0.37	23.27	1.65	0.39	23.30	2.88
第二主成分信息熵 PCA2_entropy	2.74	0.17	6.34	2.80	0.20	7.28	1.97
第二主成分二阶矩 PCA2_second moment	0.07	0.02	22.14	0.07	0.02	24.55	5.67
第二主成分相关性 PCA2_correlation	0.16	0.22	139.83	0.18	0.23	131.69	9.13

2.4 模型构建

二元 Logistic 回归分类模型建立过程简单、使用方便, 通过与参数估计相结合既能筛选变量又能获得很好的模型解释, 并且在处理定性变量时具有很好的预测准确度和实用推广性。考虑到模型的建立复杂度和使用效率, 本文使用光谱和纹理特征重组建立二元 Logistic 回归分类模型。把倒伏棉花标记为 1, 正常棉花标记为 0, 将因变量的范围限定在[0,1]范围内。设棉花发生倒伏的条件概率为 P , 把 P 的某个函数 $f(P)$ 假设为变量的函数形式, 进行 logit 变换构建二元 Logistic 线性回归模型^[29]。

$$f(P) = \ln \frac{P}{1-P} \quad (3)$$

Logistic 线性回归模型:

$$f(P) = \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \dots + \alpha_i X_i + \dots \quad (4)$$

求解 P 可得:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha_0 + \sum_{i=1}^m \alpha_i X_i)}} \quad (5)$$

式中 $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_m$ 为回归系数; X_1, X_2, \dots, X_m 为回归自变量。

在试验区共布设 80 个采样标记点, 其中有效棉花采样点 68 个 (30 个倒伏, 38 个正常), 另外 12 个采样点被毁坏或无效采集。在 ENVI 软件中分别统计采样点的 10 项植被指数和 5 项主成分纹理特征作为样本集。采用 5 折交叉验证, 使用向前逐步法分别建立光谱变量、纹理变量以及光谱纹理综合变量的二分类 Logistic 回归模型。在筛选变量过程中, 所有变量依据比检验的概率大小依次进入方程, 并依据条件参数似然比检验剔除变量。

2.5 精度评价

为了检验二元 Logistic 模型在样本集的精度, 通过测试集和验证集的实际观测结果与模型分类结果进行比较。本文选取精确率 (Pre)、准确率 (Acc) 作为精度评价指标^[29], 计算多次试验精确率和准确率平均值作为分类精度的最终估计。

$$\text{Pre} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (6)$$

$$\text{Acc} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{TN} + \text{FN}} \quad (7)$$

式中 TP 表示将正例划分为正例数; FP 表示将负例划分为正例数; TN 表示将负例划分为负例数; FN 表示将正例划分为负例数。

为进一步验证模型的可行性, 分别将光谱模型、纹理模型、光谱纹理模型基于像元级别应用到试验区影像。采用视觉效果评估定性评价倒伏识别效果, 同时结合人工判读结果绘制 ROC (receiver operating characteristic) 曲线^[30]并计算 AUC (area under the roc curve) 值^[31]定量评价模型优劣。其中 ROC 曲线可反映出拟合数据与实测数据之间的关系, 曲线中纵轴为真正类率, 即实际倒伏比例累加量; 横轴为假正类率, 即误识别为倒伏的比例累加量; 即 ROC 曲线越靠近纵轴、越远离横轴表示模型的拟合效果越好。而 AUC 值则是 ROC

曲线下与坐标轴围成的面积, 是度量分类模型性能的一个标准, 其越接近 1, 模型的分类性能越好。

3 结果与分析

3.1 二分类 Logistic 模型

在训练样本集上建立的光谱模型、纹理模型和光谱纹理模型的回归系数 α_i 及 Wald 统计^[32]见表 3。具体的二分类 Logistic 回归模型为

$$P_{\text{Spectral}} = \frac{1}{1 + e^{-(34.898\text{GNDVI} - 1.163\text{TVI})}} \quad (8)$$

$$P_{\text{Texture}} = \frac{1}{1 + e^{-(0.486\text{PCA1_mean} - 12.146)}} \quad (9)$$

$$P_{\text{Spectral-texture}} = \frac{1}{1 + e^{-(0.252\text{PCA1_mean} - 20.135\text{DVI})}} \quad (10)$$

由表 3 入选变量与回归参数表可知, 所有模型入选变量均达到了极显著性水平 (Sig<0.05), 且各模型入选变量的标准误差 (S.E) 和 Wald 检验 (wals) 具有以下特点: 标准误差最小的是纹理模型, 最大的是光谱模型, 而光谱纹理模型介于两者之间; Wald 检验最大的是纹理模型, 最小的是光谱模型, 而光谱纹理模型介于两者之间。由于标准误差反映样本均值对总体均值的变异程度, 从而反映均值波动的情况, 值越小表示总体样本波动越小。Wald 检验测量无约束估计量与约束估计量之间的距离, 值越大表示该特征的影响越显著。因此, 标准误差的值越小、Wald 检验的值越大所对应的特征样本越能反映实际情况。依据以上原则对 Logistic 二分类模型的入选变量进行评价, 结果显示纹理模型最能反映实际的倒伏状况, 其次为光谱纹理模型, 而光谱模型效果最差。

表 3 入选变量及回归参数
Table 3 Selected features and regression parameters

回归模型 Regression model	入选特征 Selected features			
	特征 Features	回归系数 Regression coefficient	标准误差 Standard error	Wald 检验 Wald test
光谱模型 Spectral model	GNDVI	34.898	8.607	12.743
	TVI	-1.163	0.286	12.575
纹理模型 Texture model	PCA1_mean	0.486	0.129	14.192
	Constant	-12.146	3.242	14.038
光谱-纹理模型 Spectral-texture model	PCA1_mean	0.252	0.068	13.801
	DVI	-20.135	5.402	13.896

注: GNDVI 是绿波段归一化植被指数, TVI 是三角植被指数, PCA1_mean 是第一主成分均值纹理; DVI 是差值植被指数。

Note: GNDVI is green normalized difference vegetation index, TVI is triangular vegetation index, PCA1_mean is mean texture of the first principal component, and DVI is difference vegetation index.

3.2 预测精度评价

基于交叉验证的结果, 将精确率和准确率平均值作为 3 种模型最终的精度评价指标, 计算结果见表 4。在所有数据集上, 精确率和准确率在数值上近似相等且具有相同的趋势, 表明分类样本分布均衡, 可以使用准确率来评估各模型的分类精度。从表中可以看出, 3 种模型分类准确率均达到了 85% 以上, 其中, 纹理模型的分类精度最高, 光谱纹理模型的分类精度次之, 光谱模型的分类精度相对最低。

表 4 二分类 Logistic 模型分类精度

Table 4 Classification accuracy of binary Logistic model

回归模型 Regression model	训练集 Training set		测试集 Test set	
	精确率 Pre/%	准确率 Acc/%	精确率 Pre/%	准确率 Acc/%
	Pre/%	Acc/%	Pre/%	Acc/%
光谱模型 Spectral model	89.00	88.89	87.31	86.96
纹理模型 Texture model	93.00	93.33	91.30	91.30
光谱纹理模型 Spectral-texture model	91.60	91.11	87.12	89.70

3.3 分类精度验证

为了验证二分类 Logistic 模型的对倒伏棉花的分类效果, 在 ENVI 软件中实现倒伏识别模型在像元级别的应用, 并制作试验区的倒伏分类图, 如图 5 所示。

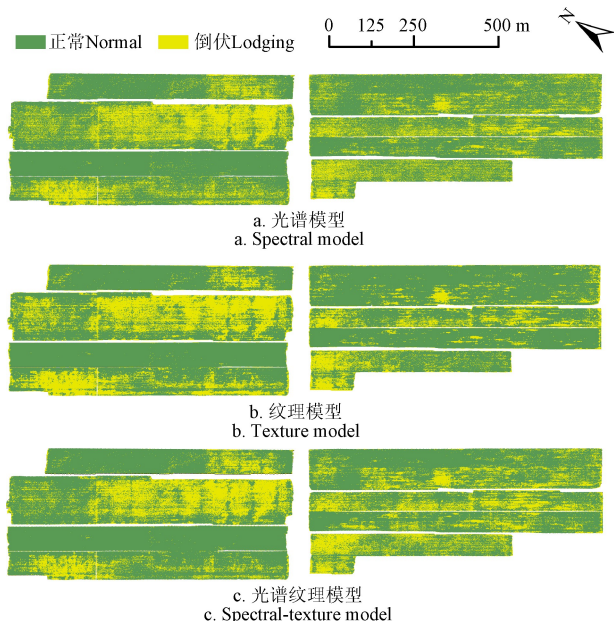


图 5 倒伏棉花 Logistic 二分类图

Fig.5 Classification of lodging cotton Logistic binary

从目视效果来看, 纹理模型二分类图中倒伏棉花的空间聚集性高且“椒盐斑块”最少, 行种植纹理特征明显; 光谱模型二分类图中倒伏棉花的空间聚集性低且“椒盐斑块”最多, 像元特征明显; 而光谱纹理特征介于以上两者之间, 在体现其纹理特征的同时引入了光谱的“椒盐”特征。由于该时期棉花植株正处于生长旺盛的阶段, 叶片尺寸较大且分布密集, 已完全封垄。当外力因素致使棉花植株发生倒伏, 由于冠层结构的崩塌, 棉花植株发生倾斜、相互覆盖, 因此棉花倒伏具有连片发生的特点, 在空间具有一定的纹理特征。结合倒伏模型分类图和棉花植株的倒伏特点, 视觉效果评估结果表明纹理模型的倒伏二分类效果最好, 连片性发生的特点明显; 光谱模型的倒伏二分类效果最差, “椒盐”特征明显且与实际倒伏状况差异较大; 而光谱纹理模型的二分类效果介于以上两者之间。视觉效果评估与样本集精度预测的结论相吻合。

使用目视判别获得整个试验区倒伏与正常棉花的感兴趣区, 对倒伏识别结果进行 ROC 曲线分析, 绘制的 ROC 曲线见图 6。

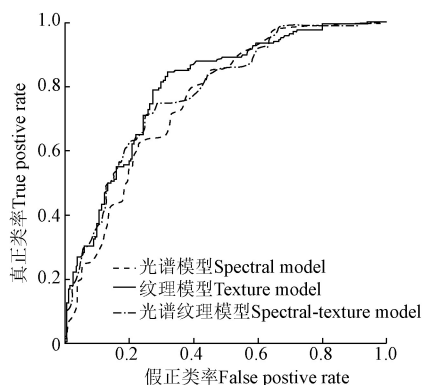


图 6 棉花倒伏模型 ROC 曲线

Fig.6 ROC (receiver operating characteristic) curves of cotton lodging model

由图 6 可知, 距离左上角点最近的 ROC 曲线为纹理模型, 计算 AUC 值为 0.80; 距离左上角点最远的 ROC 曲线为光谱模型, 计算 AUC 值为 0.76; 光谱纹理模型介于两者之间, 计算 AUC 值为 0.78。结果表明, 纹理模型的倒伏分类精度最高, 光谱纹理模型次之, 光谱模型分类精度最低。

4 讨论

本研究使用的复合翼电动无人机搭载微型多光谱传感器数据获取系统具有操作简便、安全性高、续航时间长、空间和光谱分辨率高等特点, 在农田信息调查中具有独特优势。复合翼电动无人机起降过程均采用旋翼结构自动化完成, 具有很高的安全性, 适用于复杂地形和无跑道的地区; 搭载的 Sequoia 多光谱相机具有精度高、尺寸小和轻量化的特点, 光谱通道专门为农业领域定制, 经辐射校正后可获得定量光谱信息, 可准确地用于作物信息调查。该数据获取系统可支撑区域作物种植信息调查的需要, 解决了传统方法投入高、效率低、难以满足快速调查的应用需求等不足之处, 实现了对突发性灾害的快速响应。

本文通过分析花铃期正常和倒伏棉花在无人机遥感多光谱影像上的特征, 然后基于差异较大的特征建立了二分类 Logistic 模型, 最后评估了该方法提取棉花倒伏的精度, 初步证实了无人机多光谱遥感在棉花倒伏信息提取方面的巨大潜力。同时, 本文所构建的棉花倒伏提取方法在通用性上具有以下特点: 1) 棉花从播种到现蕾阶段个体较小、功能叶少、主茎脆软, 通风条件好。在遇大风易折断造成植株死亡, 而倒伏的现象少有发生。而在盛花期和铃期棉花逐渐结铃, 棉花叶片多、叶面积大且已封垄。正常与倒伏棉花相比, 由品种和种植模式引起的冠层光谱和纹理差异基本可以忽略, 因此该方法在提取不同品种和种植模式的棉花倒伏信息方面具有普适性; 2) 基于图像统计和特征筛选建立的二元 Logistic 模型估算了棉花倒伏的可能性, 通过阈值划分提取倒伏方法具有自适应图像的特点。与传统监督分类方法相比, 省去了人工勾选样本的过程, 减少了误差的引入。

棉花植株倒伏是在生长状态、群体生理指标以及环

境参数等因素综合作用下产生的, 因此倒伏程度在空间上的差异较大。本研究主要在冠层尺度对棉花倒伏信息的提取做了初步的尝试, 关于倒伏程度分析和倒伏等级划分方面并未涉及。而不同的倒伏严重程度对后续恢复和生长发育有很大影响。因此在今后的研究工作中, 需要在倒伏程度定量衡量和分级方面作进一步深入研究, 以实现更为精确的灾损评估。

5 结 论

1) 棉花发生倒伏后冠层结构崩塌, 在光谱和纹理特征方面均表现出一定差异。在光谱方面, 可见光波段反射率差异微小, 而在红边和近红外波段的反射率差异显著, 降低约 0.12~0.2; 在纹理方面, 主成分分析和灰度共生矩阵计算的第一主成分均值、第一主成分信息熵、第一主成分协同性、第二主成分均值和第二主成分协同性纹理特征能够很好的表征棉花倒伏后的纹理差异, 适合作为构建分类模型的输入变量。

2) 基于二分类 Logistic 模型构建的光谱模型、纹理模型和光谱纹理模型均可实现倒伏棉花的信息提取, 由第一主成分均值和常量构建的纹理模型效果最优。在测试集上分类结果的准确率为 91.30%, 模型应用制图效果良好, 且符合棉花倒伏的连片性特点, 是棉花倒伏灾害监测的最佳模型。

[参 考 文 献]

- [1] 卢秀茹, 贾肖月, 牛佳慧. 中国棉花产业发展现状及展望[J]. 中国农业科学, 2018, 51(1): 26—36.
Lu Xiuru, Jia Xiaoyue, Niu Jiahui. The present situation and prospects of cotton industry development in China[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(1): 26—36. (in Chinese with English abstract)
- [2] 吴美华, 王怀军, 孙桂丽, 等. 新疆农业气象灾害成因及其风险分析[J]. 干旱区地理, 2016, 39(6): 1212—1220.
Wu Meihua, Wang Huaijun, Sun Guili, et al. Formation and risk analysis of meteorological disasters in Xinjiang[J]. Arid Land Geography, 2016, 39(6): 1212—1220. (in Chinese with English abstract)
- [3] 邹陈, 李新建, 杨举芳, 等. 石河子棉区棉株倒伏的气象因子分析[J]. 中国沙漠, 2008, 28(5): 891—895.
Zou Chen, Li Xinjian, Yang Jufang, et al. Meteorological factors effecting cotton lodge in Shihezi cotton region of Northern Xinjiang[J]. Journal of Desert Research, 2008, 28(5): 891—895. (in Chinese with English abstract)
- [4] 李明, 黄愉淇, 李绪孟, 等. 基于无人机遥感影像的水稻种植信息提取[J]. 农业工程学报, 2018, 34(4): 108—114.
Li Ming, Huang Yuqi, Li Xumeng, et al. Extraction of rice planting information based on remote sensing image from UAV[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2018, 34(4): 108—114. (in Chinese with English abstract)
- [5] 陈雯, 武威, 孙成明, 等. 无人机遥感在作物监测中的应用与展望[J]. 上海农业学报, 2016, 32(2): 138—143.
Chen Wen, Wu Wei, Sun Chengming, et al. Application and prospect of UAV remote sensing in crop monitoring[J]. Acta Agriculturae Shanghai, 2016, 32(2): 138—143. (in Chinese with English abstract)
- [6] 李宗南, 陈仲新, 任国业, 等. 基于 Worldview-2 影像的玉米倒伏面积估算[J]. 农业工程学报, 2016, 32(2): 1—5.
Li Zongnan, Chen Zhongxin, Ren Guoye, et al. Estimation of maize lodging area based on Worldview-2 image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2016, 32(2): 1—5. (in Chinese with English abstract)
- [7] 王立志, 顾晓鹤, 胡圣武, 等. 基于多时相 HJ-1B CCD 影像的玉米倒伏灾情遥感监测[J]. 中国农业科学, 2016, 49(21): 4120—4129.
Wang Lizhi, Gu Xiaohe, Hu Shengwu, et al. Remote sensing monitoring of maize lodging disaster with multi-temporal HJ-1B CCD image[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2016, 49(21): 4120—4129. (in Chinese with English abstract)
- [8] 刘婷婷, 张惊雷. 基于 ORB 特征的无人机遥感图像拼接改进算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(2): 193—197.
Liu Tingting, Zhang Jinglei. Improved image stitching algorithm based on ORB features by UAV remote sensing [J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(2): 193—197. (in Chinese with English abstract)
- [9] 郑庆河, 杨明强, 蒋楠, 等. 无人机航空遥感图像的多分辨率拼接方法[J]. 西安邮电大学学报, 2017, 22(2): 53—59.
Zheng Qinghe, Yang Mingqiang, Jiang Nan, et al. A multi-resolution mosaic method used for unmanned aerial vehicle(UAV) remote sensing image[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2017, 22(2): 53—59. (in Chinese with English abstract)
- [10] 金鼎坚, 支晓栋, 王建超, 等. 面向地质灾害调查的无人机遥感影像处理软件比较[J]. 国土资源遥感, 2016, 28(1): 183—189.
Jin Dingjian, Zhi Xiaodong, Wang Jianchao, et al. Comparison of UAV remote sensing imagery processing software for geological disasters monitoring[J]. Remote Sensing For Land & Resources, 2016, 28(1): 183—189. (in Chinese with English abstract)
- [11] 宋建辉, 闫蓓蕾. 基于 SIFT 的无人机航拍图像快速拼接技术研究[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(2): 230—234.
Song Jianhui, Yan Beilei. Research on rapid mosaic technology of UAV aerial image based on SIFT[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(2): 230—234. (in Chinese with English abstract)
- [12] 孙刚, 黄文江, 陈鹏飞, 等. 轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 1—17.

- Sun Gang, Huang Wenjiang, Chen Pengfei, et al. Advances in UAV-based multispectral remote sensing applications[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 1—17. (in Chinese with English abstract)
- [13] 叶伟林, 宿星, 魏万鸿, 等. 无人机航测系统在滑坡应急中的应用[J]. 测绘通报, 2017(9): 70—74.
- Ye Weilin, Su Xing, Wei Wanhong, et al. Application of uav aerial photograph system in emergency rescue and relief for landslide[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(9): 70—74. (in Chinese with English abstract)
- [14] 吴永亮, 陈建平, 姚书朋, 等. 无人机低空遥感技术应用[J]. 国土资源遥感, 2017, 29(4): 120—125.
- Wu Yongliang, Chen Jianping, Yao Shupeng, et al. Application of UAV low-altitude remote sensing[J]. Remote Sensing For Land & Resources, 2017, 29(4): 120—125. (in Chinese with English abstract)
- [15] 李宗南, 陈仲新, 王利民, 等. 基于小型无人机遥感的玉米倒伏面积提取[J]. 农业工程学报, 2014, 30(19): 207—213.
- Li Zongnan, Chen Zhongxin, Wang Limin, et al. Area extraction of maize lodging based on remote sensing by small unmanned aerial vehicle[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(19): 207—213. (in Chinese with English abstract)
- [16] 董锦绘, 杨小冬, 高林, 等. 基于无人机遥感影像的冬小麦倒伏面积信息提取[J]. 黑龙江农业科学, 2016(10): 147—152.
- Dong Jinhui, Yang Xiaodong, Gao Lin, et al. Information extraction of winter wheat lodging area based on UAV remote sensing image[J]. Heilongjiang Agricultural Sciences, 2016(10): 147—152. (in Chinese with English abstract)
- [17] 李忠强, 王瀚宇, 刘婷婷, 等. 基于 Pix4Dmapper 的无人机数据自动化处理技术探讨[J]. 海洋科学, 2018, 42(1): 39—44.
- Li Zhongqiang, Wang Hanyu, Liu Tingting, et al. Investigation of Pix4Dmapper automatic data-processing technology in unmanned aerial vehicles[J]. Marine Sciences, 2018, 42(1): 39—44. (in Chinese with English abstract)
- [18] Pearson R L, Miller L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie[J]. Remote Sensing of Environment, VIII, 1972, 45(2): 7—12.
- [19] Bouman B A M. Accuracy of estimating the leaf area index from vegetation indices derived from crop reflectance characteristics, a simulation study[J]. International Journal of Remote Sensing, 1992, 13(16): 3069—3084.
- [20] Rouse J W. Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation[R]. USA: NTRS, 1972.
- [21] 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.
- [22] Richardson A J. Distinguishing vegetation from soil background information[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1977, 43(12): 1541—1552.
- [23] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295—309.
- [24] Genevieve Rondeaux, Steven M, Frederic Baret. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95—107.
- [25] An V D, Gulinck Hubert. Classification and quantification of green in the expanding urban and semi-urban complex: Application of detailed field data and IKONOS-imagery[J]. Ecological Indicators, 2011, 11(1): 52—60.
- [26] Broge N H, Leblanc E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density[J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 76(2): 156—172.
- [27] Gamon J A, Penuelas J, Field C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency [J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 41(1): 35—44.
- [28] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. Studies in Media and Communication, 1973, 3(6): 610—621.
- [29] 杜谦, 范文, 李凯, 等. 二元 Logistic 回归和信息量模型在地质灾害分区中的应用[J]. 灾害学, 2017, 32(2): 220—226.
- Du Qian, Fan Wen, Li Kai, et al. Geohazard susceptibility assessment by using binary logical regression and information value model[J]. Journal of Catastrophology, 2017, 32(2): 220—226. (in Chinese with English abstract)
- [30] Alatorre L C, Sanchezandres R, Cirujano S, et al. Identification of mangrove areas by remote sensing: The ROC curve technique applied to the Northwestern Mexico Coastal Zone using Landsat imagery[J]. Remote Sensing, 2011, 3(8): 1568—1583.
- [31] 汪云云, 陈松灿. 基于 AUC 的分类器评价和设计综述[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(1): 64—71.
- Wang Yunyun, Chen Songcan. A survey of evaluation and design for AUC based classifier[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2011, 24(1): 64—71. (in Chinese with English abstract)
- [32] Gudicha D W, Tekle F B, Vermunt J K. Power and sample size computation for Wald tests in latent class models[J]. Journal of Classification, 2016, 33(1): 30—51.

Information extraction of cotton lodging based on multi-spectral image from UAV remote sensing

Dai Jianguo^{1,3}, Zhang Guoshun^{1,3}, Guo Peng², Zeng Tiaojun¹, Cui Meina^{1,3}, Xue Jinli^{1,3}

(1. College of Information Science & Technology, Shihezi University, Shihezi 832003, China;

2. College of Science, Shihezi University, Shihezi 832003, China;

3. Geospatial Information Engineering Research Center, Xinjiang Production and Construction Corps, Shihezi 832003, China)

Abstract: Extracting crop lodging information, such as spatial location and area, is very critical to agricultural disaster assessment and agricultural insurance claim. It is hard work to measure the lodging information using traditional methods such as a ground survey. A survey method using remote sensing techniques can quickly and efficiently obtain crop lodging information, but it is limited by the lack of timely and available satellite remote sensing data. In recent years, the application of unmanned aerial vehicles (UAV) develop rapidly in the agricultural field, which makes UAV equipped with image sensors become a portable, stable and efficient crop survey tool with the characteristics of low cost, high timeliness, and small weather impact. A few scholars have measured the lodging area of wheat and corn crops using visible or multispectral images. However, studies using UAV multispectral images to survey cotton lodging information have not been published. Therefore, a survey method of cotton lodging using multi-spectral image was derived from UAV remote sensing experiment which was carried out in the 135th Regiment of the 8th Division of Xinjiang Production and Construction Corps on August 23 of 2017. In this study, the spectral characteristics of lodging and normal cotton were first analyzed and summarized, and a series of vegetation indices were calculated. 16 texture features of the first two components were calculated according to gray level co-occurrence matrix (GLCM) after principal component analysis (PCA), and the optimal texture features were selected in terms of the coefficient of variation (CV) and the relative difference (RD). The result showed that it was apparently different between lodging and normal cotton in spectral curves and texture features. Compared with normal cotton, the difference in reflectance of the lodging cotton in the visible wavebands was small, while was significant in the red and near-infrared bands, in which the reflectance dropped about 0.12-0.20. The main reason for this phenomenon might be the collapse of the cotton canopy structure. Mean of the first principal component (PCA1_mean), PCA1_entropy, PCA1_homogeneity, PCA2_mean, and PCA2_homogeneity texture features had the lower CV and higher RD, which were very suitable for classification of normal and lodging cotton. Then, 10 vegetation indices and 5 texture features of the measured samples were calculated as characteristics index, and the training set and test set were divided. Forward stepwise was used to select the best features on the data set. Binary Logistic models on lodging and normal cotton classification were constructed with different features combination, including spectral model, texture model, and spectral-texture model. The prediction accuracies of the classification models were evaluated by ground survey samples. All classification models had a good classification effect on lodging and normal cotton. Among them, the texture model constructed with the PCA1_mean had the highest precision, and the classification accuracy on the test set was 91.30%. The classification accuracies of spectral-texture model and spectral model were following, but the classification accuracy was also more than 85%. Finally, the classification models were applied to the multi-spectral image at the pixel level, and 3 thematic classification maps were created. Compared with the visual interpretation results, the texture model has the best classification effect. The “salt-and-pepper plaque” of the thematic map was the least, and the lodging crop had the characteristic of aggregation occurring in space. The ROC(receiver operating characteristic) curve was closest to the upper left corner and the calculated AUC(area under the ROC curve) value was 0.80. According to the results of the study, we may safely draw the conclusion that the method to extract lodging cotton information using the multi-spectral image of UAV remote sensing based on optimum texture features is accurate. The lodging classification has a high accuracy of mapping, which is basically consistent with the actual lodging in the field.

Keywords: unmanned aerial vehicle; remote sensing; multi-spectral; cotton lodging; spectral and texture analysis; Logistic model; disaster loss assessing