

基于无人机平台和图像分析的田间作物检测

闵文芳^{1,2}, 江朝晖^{1,2*}, 李想^{1,2}, 姜贯杨^{1,2}, 饶元^{1,2}

(1.农业部农业物联网技术集成与应用重点实验室,安徽 合肥 230036 2.安徽农业大学信息与计算机学院,安徽 合肥 230036)

摘要:为高效、精准、及时地获取农作物的空间分布及其面积,建立了基于无人机平台和图像分析的大田作物检测方法:采用小型四旋翼无人机搭载高性能数码相机获取作物图像后,通过图元分割和目视解译获得目标样本,提取其 21 维颜色特征和 3 维纹理特征,采用 BP 神经网络分类器和像素累加法进行作物种类识别和面积测量。试验结果表明,系统对小麦、油菜、蚕豆和大蒜的平均识别率达 86%,面积测量的平均相对误差约为 9.62%。

关键词:无人机;图像处理;作物种类识别;面积测量

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1007-1032(2017)02-0212-05

Area measurement for field crops based on UAV platform and image analysis

MIN Wenfang^{1,2}, JIANG Zhaohui^{1,2*}, LI Xiang^{1,2}, JIANG Guanyang^{1,2}, RAO Yuan^{1,2}

(1.Key Laboratory of Technology Integration and Application in Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture, Hefei 230036, China; 2.School of Information and Computer, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, China)

Abstract: In order to obtain the timely spatial distribution and the accurate area of crops efficiently, a detection method for field crop was established based on unmanned aerial vehicle(UAV) platform and image analysis. A small four rotor UAV equipped with high performance digital camera was adopted to get the crop image. The target samples were obtained through primitive segmentation and visual interpretation, to extract 21 dimensional color features and 3 dimensional texture features. BP neural network classifier and pixel accumulation method were used to identify the crop species and measure respective area. Test results show that the average recognition rate of wheat, rapeseeds, broad beans and garlic was achieved to be 86% with the average relative error of 9.62% for area measurement.

Keywords: unmanned aerial vehicle; image processing; crop identification; area measurement

高效、精准、及时地获取农作物种类的空间分布及其种植面积,有利于农情监测和作物产量估计,为农田肥水管理和农作物种植结构的优化提供参考^[1]。常规的作物识别和种植面积测量主要依靠行政逐级上报结合田间抽样调查、卫星遥感和飞机巡护等^[2-3]。行政逐级上报结合田间抽样调查方法的成本高、效率低,且易出现错报、漏报、空报等问题;卫星遥感易受自身轨道周期和天气影响,实时性和分辨率较差;飞机巡护的实时性和适应性较好,但维护和使用成本高,难以大规模、常态化使

用^[4]。利用无人机快速、成本低以及能够到达人力不及的地域的优势,获得区域的高分辨率影像后,对影像中的目标物进行自动识别与测量^[5-6],成为一种新型手段。

马瑞升等^[7]借助无人机,结合实时视频传输和计算机技术,以 RGB 值为分类依据进行聚类分析,得到基于颜色特征的烟雾识别模型,构建了微型无人机林火监测系统;李宗南等^[8]研究了基于小型无人机遥感的玉米倒伏面积提取,通过分析红、绿、蓝彩色图像中正常、倒伏玉米的纹理、色彩特征,

收稿日期: 2016-09-08

修回日期: 2017-03-10

基金项目: 农业部农业物联网技术集成与应用重点实验室开放基金项目(2016KL01);安徽省科技攻关项目(1501031102);安徽省自然科学基金项目(1508085MF110)

作者简介: 闵文芳(1992—),女,安徽宣城人,硕士研究生,主要从事农业信息处理研究,1192090271@qq.com; *通信作者,江朝晖,博士,教授,主要从事农业信息学研究,jiangzh@ahau.edu.cn

用于提取玉米倒伏面积；王利民等^[9]对无人机遥感影像采用监督分类和面向对象分类 2 种方法,对春玉米、夏玉米、苜蓿和裸土 4 种地物类型进行分类,这些研究的分类识别和面积测量精度均达到 80% 以上。

笔者尝试采用小型四旋翼无人机搭载高性能数码相机,获取田间作物图像后,通过图元分割和目视解译获得目标样本,提取样本的颜色和纹理特征,分别采用 BP 神经网络分类器和像素累加法对农作物进行种类识别和面积测量,并与地面实测数据进行比较,以期农作物种类识别以及面积测量提供一种新的方法。

1 试验装置的结构及工作原理

检测系统装置的组成如图 1 所示。小型无人机搭载摄像机模块,结合无线传输模块和地面站处理系统,进行作物识别与农田测量。无人机为大疆“悟”INSPIRE 1 小型四旋翼无人机,摄像机为禅思 Zenmuse X3。无人机与地面站进行交互,摄像机拍摄的田间作物的实时图像经无线传输模块传至检测信息中心,检测信息中心实时执行作物识别和面积测量任务,并将结果反馈给用户。

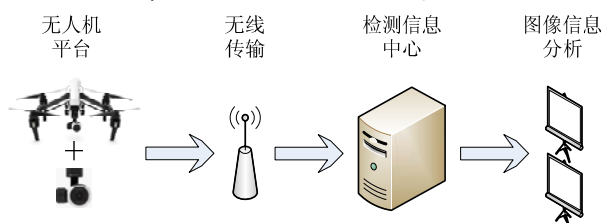


图 1 基于无人机平台的田间作物检测系统的结构

Fig.1 The system structure of area measurement for field crops based on UAV platform

2 图像信息的处理

基于无人机的航拍图像具有分辨率高、色彩鲜明的特点,将整张航拍图像分割成若干小块图像对象后,对图像对象进行逐一识别^[10]和面积预测,判断、估算每个图像对象所属的作物种类和面积,即可得到整个图像范围的作物种类和面积的分布情况。算法流程如图 2 所示。

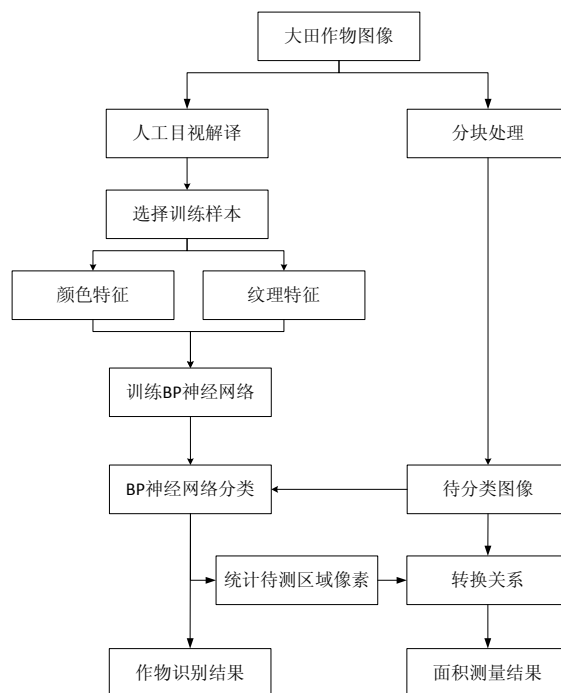


图 2 作物识别和面积测量的算法流程

Fig.2 The algorithm process of crop identification and area measurement

2.1 作物种类的识别

对于待识别的无人机航拍图像,通过人工目视解译,确定该区域所包含的作物种类;选择各类特征典型的训练样本,对训练样本进行颜色^[11]、纹理特征^[12]提取,对不同特征采取特征融合方式,进行特征向量的组合,采用 BP 神经网络分类器^[13],完成对样本的训练,得到训练后的神经网络;最后,在对无人机航拍图像经过预处理、分块步骤后,对一定像素大小的图像区域进行特征的提取与组合,通过训练后的神经网络来完成各图像块区域的分类和识别。

参照文献[14]、Kolmogorov 定理^[15]以及试验测试,确定 BP 神经网络的参数,列于表 1。

表 1 BP 神经网络分类器的参数

Table 1 The parameters of BP neural network classifier			
参数	取值	参数	取值
输入层节点	24	激励函数	{'tansig','purelin'}
输出层节点	5	迭代次数	100
隐含层层数	单隐含层	学习率	0.1
隐含层节点	20	误差目标	0.000 004

2.2 作物种植面积的测量

无人机所配航拍相机是禅思 X 系列 Zenmuse X3 相机, 具有对焦点无穷远的特点, 因而图像测量中可忽略镜头畸变的影响。

采用光学图像测量技术中的像素累加法, 测量目标作物种植区域的面积^[16]。首先通过作物识别, 分离出各类作物的待测种植区域, 再统计待测区域内的像素点个数, 通过标定像素当量与拍摄高度之间的转换关系, 换算求出待测种植区域的实际面积。由于像素当量与拍摄距离之间的转换关系不固定, 其主要随着拍摄相机的镜头分辨率参数的变化而变化, 因此采用试验测试的方法拟合函数, 获得转换关系 $y = \frac{2046.8}{x}$, x 表示拍摄高度, y 表示像素当量。

1) 从不同高度(5、10、15、20、25、30、35、40 m)拍摄由多个 0.3 m×0.3 m 方块组成的地块。

2) 利用图像测量软件(Digimizer)测量固定高度, 拍摄图片不同位置处相同物理长度的像素长度, 取多次试验的平均值作为该高度的像素当量。

3) 针对不同高度所对应的像素当量, 利用回归方法进行拟合。

3 系统运行试验结果与分析

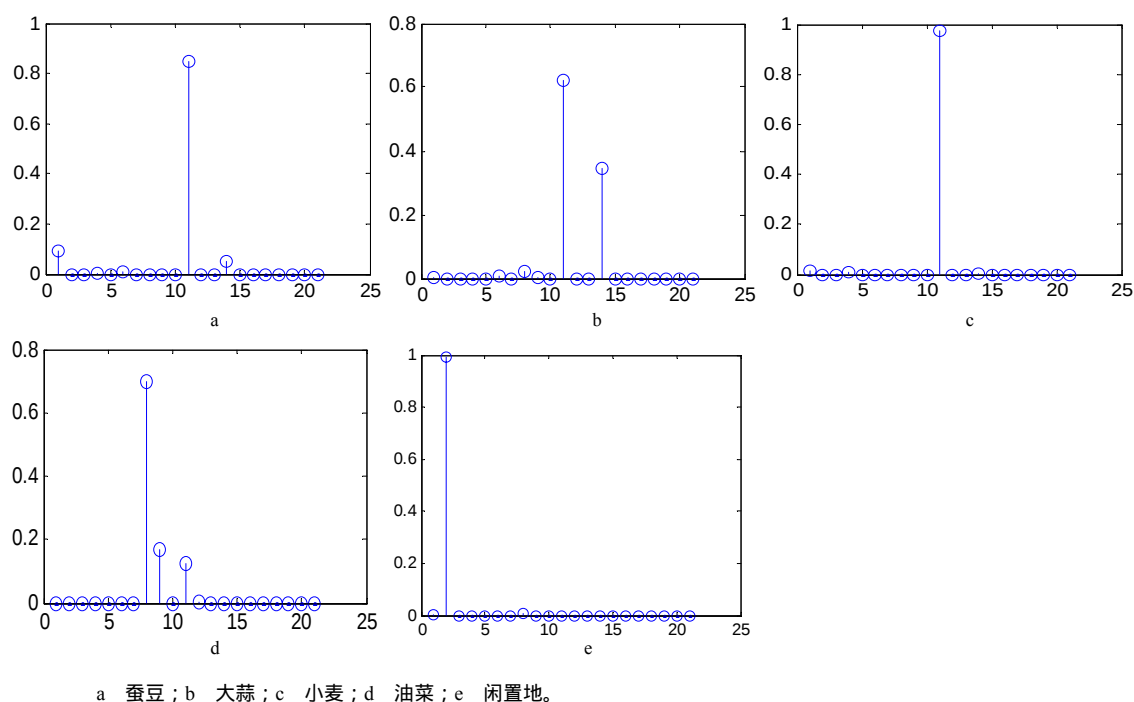
以安徽农业大学农萃园为中心进行试验, 航拍时间为 2016 年 4 月 7 日, 无人机飞行高度为 10~40 m, 拍摄区域面积为 120~150 m², 获取包含多种作物的系列图像。

针对待分类的图像, 经过人工目视解译, 确定航拍区域存在蚕豆、大蒜、小麦、油菜、闲置地几类地物。对于存储的数字图像集, 依次选取每类作物的典型图像作为训练样本(图 3), 采用 HSV 空间颜色直方图的方法进行颜色特征的提取匹配^[17], 获得 21 维的颜色直方图特征向量, 如图 4 所示。采用灰度共生矩阵(GLCM)^[18]指标提取纹理特征。为了减少 GLCM 的计算量, 将 256 阶图像灰度级量化为 16 级, 且确定统计的距离 d 和方向 θ 分别是 1 m 和 0°水平方向、45°夹角方向、90°垂直方向以及 135°夹角方向。计算熵、对比度、相关性统计量的均值作为最终的纹理特征向量, 如表 2 所示。



图 3 地物的训练样本

Fig.3 The training samples



a 蚕豆; b 大蒜; c 小麦; d 油菜; e 闲置地。

图 4 训练样本的颜色直方图

Fig.4 The color histogram of training samples

表 2 训练样本的纹理特征统计量

Table 2 The statistics of the texture features for training samples			
地块种类	熵	对比度	相关性
蚕豆	3.742 1	2.092 4	0.178 1
大蒜	4.221 6	5.134 1	0.097 3
小麦	3.411 4	1.876 2	0.257 3
油菜	4.229 0	4.060 6	0.105 3
闲置地	2.430 5	0.701 5	0.671 5

以人工测量的面积和人工目视分辨每个小块的作物类别作为实际数据，依据文献[19]，分别以识别准确度和相对误差作为衡量作物识别和面积测量精度的指标。

按照像素大小为 40*40(pixel)分割处理 作物识别、面积测量的结果和准确度如图 5 和表 3 所示。参照文献[19]，表 3 中 $TN+FP$ 表示被系统正确识别类型的小块数量， $TP+FN$ 表示被系统错误识别类型的小块数量。

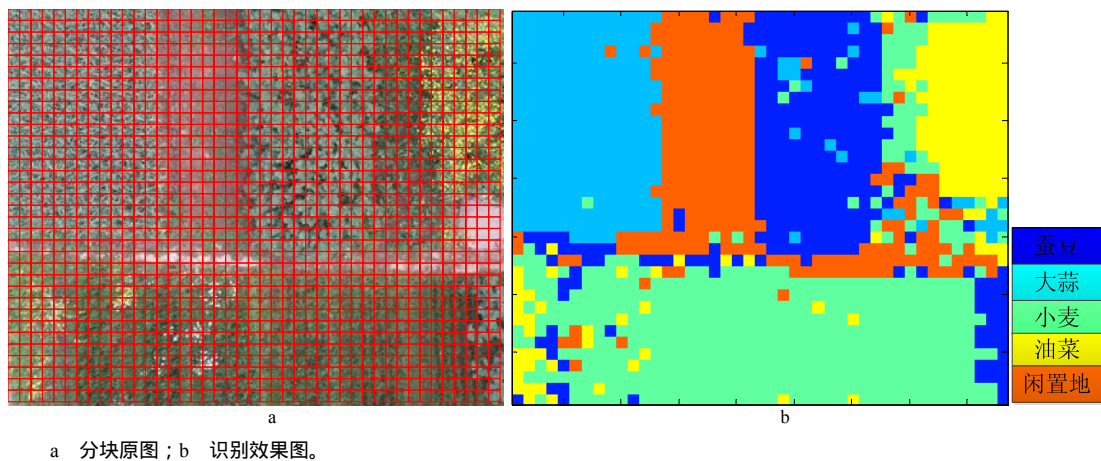


图 5 作物识别结果

Fig.5 The results of crop identification

表 3 作物种类的识别和面积测量的统计结果

Table 3 The statistical result of crop identification and area measurement						
作物	$TN+FP$	$TP+FN$	准确度/ %	预测 面积/ m^2	实测 面积/ m^2	相对 误差/%
蚕豆	64	250	79.6	30.17	24.27	24.31
大蒜	29	233	88.9	25.18	23.76	5.98
小麦	50	468	90.3	49.78	46.75	6.48
油菜	22	127	85.2	14.32	14.57	1.72

由图 5 可以看出，识别效果图能够较好地反映出作物的分布情况。对于小麦种植区域中掺杂的油菜、蚕豆区域，系统也能较好地加以区分。系统没有较好地将某些包含杂草或杂物的闲置地识别出来，但却识别出图像中间的水泥地，这可能与特征样本的选取有直接关系，提示应加强选取特征样本的代表性。

对小麦的种类识别准确度最大，达 90.3%，蚕豆的种类识别准确度最小，为 79.6%。经过计算，测量面积的整体平均预测相对误差为 10.40%，测量的总面积与实际面积仅相差 6.81 m^2 。

试验中观察到，当改变拍摄高度时，航拍图像

中作物的清晰度会随之变化，但几乎不影响图像识别作物、预测面积的准确度和误差；当按照像素大小为 20*20(pixel)分割图像时，通过统计得出整体平均识别准确率为 70.04%，相较于本次试验作物识别准确度要差，可以看出，分割图像的大小尺寸对整体的识别准确度有一定的影响。

4 讨论

本试验结果表明：系统有较好的监测能力，能够较准确地完成作物类型的识别和面积测量，且运行成本低、机动灵活、传输速度快。对无人机航拍图像进行准确的目视解译后，可获得有效的作物类型信息，建立无人机图像自动识别知识库，提高图像理解的自动化程度和智能化水平，逐步提高作物识别分类精度，准确度高达 90.3%；无人机航拍图像可进行自动准确的种植面积测量，整体平均相对误差为 10.4%。

后续在充分了解作物物候的基础上，增加不同时期的拍摄次数，通过冠层叶片或花的特征，增加测量作物的冠层、茎粗、株高等性状参数，为监测

农作物长势及估产提供可靠依据。

参考文献:

- [1] DUVEILLER G, DEFOURNY P. A conceptual framework to define the spatial resolution requirements for agricultural monitoring using remote sensing[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(11): 2637-2650.
- [2] 丁娅萍. 基于微波遥感的旱地作物识别及面积提取方法研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2013.
- [3] 朱秀芳, 贾斌, 潘耀忠, 等. 不同特征信息对 TM 尺度冬小麦面积测量精度影响研究[J]. 农业工程学报, 2007, 23(9): 122-129.
- [4] 李德仁, 李明. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2014, 39(5): 505-513.
- [5] 顾留碗, 吴见, 邓凯, 等. 基于反射光谱的江淮分水岭区域典型农作物识别[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2015, 41(5): 569-574.
- [6] 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.
- [7] 马瑞升, 杨斌, 张利辉, 等. 微型无人机林火监测系统的设计与实现[J]. 浙江农林大学学报, 2012, 29(5): 783-789.
- [8] 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.
- [9] 王利民, 刘佳, 杨玲波, 等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18): 136-145.
- [10] 唐晏. 基于无人机采集图像的植被识别方法研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2014.
- [11] 江朝晖, 杨春合, 周琼, 等. 基于图像特征的越冬期冬小麦冠层含水率检测[J]. 农业机械学报, 2015, 46(12): 260-267.
- [12] 祁钊, 江朝晖, 杨春合, 等. 基于图像技术的玉米叶部病害识别研究[J]. 安徽农业大学学报, 2016, 43(2): 325-330.
- [13] 张德丰. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.
- [14] AITKENHEAD M J, DALGETTY I A, MULLINS C E, et al. Weed and crop discrimination using image analysis and artificial intelligence methods[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2003, 39(3): 157-171.
- [15] KŮRKOVÁ V. Kolmogorov's theorem and multilayer neural networks[J]. Neural Networks, 1992, 5(3): 501-506.
- [16] 白娜. 光学图像测量技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2011.
- [17] 李伟, 胡艳侠, 吕岑. 基于 HSV 空间的玉米果穗性状的检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2017, 43(1): 112-116.
- [18] Kekre H B, Thepade S D, Sarode T K, et al. Image retrieval using texture features extracted from GLCM, LBG and KPE[J]. International Journal of Computer Theory and Engineering, 2010, 2(5): 695-700.
- [19] 张良均, 杨坦, 肖刚, 等. MATLAB 数据分析与挖掘实战[M]. 北京: 机械出版社, 2015.

责任编辑: 罗慧敏

英文编辑: 吴志立