

复杂背景下棉花病叶害螨图像分割方法

刁智华, 王欢, 宋寅卯^{*}, 王云鹏

(郑州轻工业学院电气信息工程学院, 郑州 450002)

摘要: 为提高棉花害螨图像分割的效果, 根据棉花害螨图像的特点, 该文提出一种在复杂背景条件下棉花害螨病斑的图像分割方法。首先利用超绿特征 2G-R-B 提取出复杂背景下彩色图像中的类病斑(具有相同红色的害螨病斑和茎秆)。然后对类病斑区域与非类病斑区域的灰度图像进行二值化处理。最后利用面积阈值法将类病斑中的害螨病斑分割出来。试验结果表明, 该算法能有效的提取出棉花害螨病斑, 准确率可达 97.83%。该研究可为复杂背景下的害螨图像的分割提供参考。

关键词: 棉花, 图像分割, 算法, 害螨, 复杂背景, 颜色特征, 面积阈值

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.05.020

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-05-0147-06

刁智华, 王欢, 宋寅卯, 等. 复杂背景下棉花病叶害螨图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(5): 147-152.
Diao Zhihua, Wang Huan, Song Yinmao, et al. Segmentation method for cotton mite disease image under complex background[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(5): 147-152. (in Chinese with English abstract)

0 引言

棉花是世界上最主要的农作物之一, 具有产量多, 分布广, 用途多等特点。在中国, 棉花是重要的经济作物, 所以抓好棉花生产, 有利于中国农业生产结构的调整。但是近些年来, 由于转基因抗虫棉的大面积种植, 棉铃虫虽得到有效地控制, 棉花害螨却大量发生。据资料显示, 棉花害螨轻度流行一般减产 5%~10%, 中度流行减产 15%~25%, 大流行减产可达 30%~70%, 严重削减了棉花的产量和品质, 因而对棉花害螨病的防治刻不容缓。在现阶段的国内农业生产中, 专家们主要以个人经验和病理学知识进行分析和判断病害的种类和严重程度。但此方法识别出来的病害主观性强、速度慢、错误率高、实时性差, 因此迫切需要一种能够去克服上述缺点的方法, 计算机机器视觉的飞速发展给其提供了可能。

目前, 已有一些国内外的学者对基于机器视觉的病虫害识别展开了研究^[1-11], Perez 等^[12]运用了

RGB RGB 模型中颜色特征因子的组合 $(G-R)/(G+R)$ 将彩色图像转化为灰度图像, 取得了不错的效果。毛罕平等^[13]在对棉花叶片的病斑分割算法中, 提出了一种基于模糊 C 均值聚类算法(FCM)的自适应分割方法, 通过聚类的有效性验证和试验确定了 FCM 中的最优聚类数和模糊加权指数, 较好的将病斑和非病斑区分割开来。Blasco 等^[14]在对柑橘皮病斑的研究中, 经过了种子的选取, 区域生长迭代法和分裂合并 3 个步骤, 将柑橘皮病斑区域很好的分割出来, 准确率在 95%左右。刘小川等^[15]在研究植物黑腐病的分割算法中, 针对图像模糊阈值分割法存在的窗口宽度自动选取困难的问题, 提出了一种直方图变换方法, 并在其基础上利用自适应模糊阈值分割法对病斑进行分割。但上述研究主要还停留在简单背景(先用人为主的方式将需要研究的目标直接从背景中提取出来, 再将目标放在单色背景下进行拍照, 最后对单色背景中的目标进行算法处理)条件下的病虫害识别阶段, 对田间复杂背景(对所需要研究的目标不进行任何人为方面的处理, 直接对含有目标和背景的图片进行算法处理)条件下的研究还很少。

本文以棉花害螨病为研究对象, 复杂背景下类病斑与非类病斑的分割和二值图像中害螨病斑与茎秆的分割为主要研究内容, 针对这两大问题提出了一种基于颜色特征和面积阈值的棉花害螨图像分割方法, 为后续实现棉花害螨的自动识别与诊断奠定了必要的基础。

收稿日期: 2012-06-04 修订日期: 2013-02-20

基金项目: 河南省教育厅项目(12B210027); 国家农业智能装备工程技术研究中心开放基金项目(KFZN2012W12-012); 郑州轻工业学院校内博士基金项目

作者简介: 刁智华(1982—), 男, 河南夏邑县人, 博士, 讲师, 主要从事农业病害识别的研究。郑州 郑州轻工业学院电气信息工程学院, 450002。Email: diaozhua@163.com

^{*}通信作者: 宋寅卯(1963—), 男, 河北人, 教授, 郑州轻工业学院电气信息工程学院副院长, 主要从事图像处理和智能检测与自动化装置方面研究。郑州 郑州轻工业学院电气信息工程学院, 450002。

1 材料与方法

采用尼康 D90 (1230 万像素) 彩色单反数码相机于 2011-06 月-07 月在新疆建设兵团第七师棉花种植地里拍摄棉花害螨病斑图像, 图像大小为 2592×1723 像素, 为了方便后续的分析, 将图像从 JPG 文件格式转化为 BMP 文件格式并储存在计算机中。拍摄时尽量使数码相机镜头与棉花病叶呈现一定角度, 以保证光照的充足, 镜头与地面的距离大约为 150 cm。本文所涉及的算法均在 Microsoft Visual C++ 6.0 环境下实现, 软件运行环境是一台配置为 Pentium(R) 2.93GHz CPU, 752MB 内存, 80GB 硬盘的计算机。本文提出如图 1 所示的算法流程图, 主要通过 3 步完成对棉花害螨病斑的分割: 复杂背景下类病斑与非类病斑区域的分割、类病斑区域与非类病斑区域的二值化处理、基于面积阈值的害螨病斑的分离。详细的算法描述见第 2 小节。

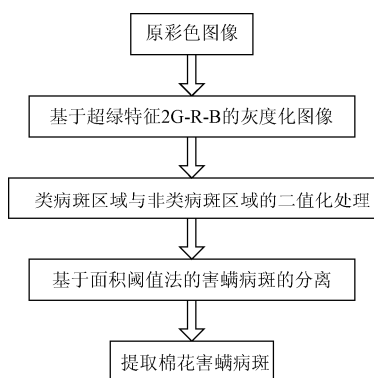


图 1 棉花害螨病斑图像分割算法流程图

Fig.1 Flowchart of segmentation algorithm for cotton mite-disease image

2 棉花害螨图像分割

2.1 复杂背景下类病斑区域与非类病斑区域的分割

在棉花害螨图像中, 棉花正常叶片、绿色杂草属于绿色植物类, 而棉花害螨病和茎秆部位呈现出红色, 属于非绿色植物类。所以, 利用这一颜色特性可进一步将原彩色图像分为两部分来处理, 即将呈现红色的病斑和茎秆部分一起归为类病斑区域, 剩余的非红色区域则划为非类病斑区域。因类病斑区域中害螨病斑与茎秆的颜色相似, 通过颜色特性很难将病斑直接提取出来。为此, 本文提出先利用颜色特征将类病斑区域从图像中分离出来, 然后再通过面积阈值法将病斑从类病斑中提取出来。

目前, 比较常用的分离绿色植物类与非绿色植物类的图像处理技术, 即利用颜色特征因子的不同组合, 如 $2G-R-B$ 、 $2R-G-B$ 、 $1.4R-G-B$ 、 $G/(R+B)$ 、 H 等已基本成熟^[16-24]。通过对原害螨图像研究分析可以发现, 绿色植物在 RGB 颜色模型下具有如下

特性: 对于同一个像素点在 R 、 G 、 B 三维颜色空间的像素值, G 维颜色空间的像素值总是大于 R 维颜色空间和 B 维颜色空间的像素值。因此, 本文采用超绿颜色特征 $2G-R-B$ 将包含红色的害螨病斑和茎秆部分从原图像中提取出来。具体的分割算法如下: 假设 (x,y) 表示像素的位置坐标, $R(x,y)$, $G(x,y)$, $B(x,y)$ 分别表示坐标点像素的三维颜色分量的灰度值, 为了后续处理的需要, 将分离后类病斑区域的像素值设置为白色(255), 非类病斑区域的像素值设置为灰色(0-255)。超绿特征 EXG 的具体表达式为:

$$EXG(x,y) = \begin{cases} 2G(x,y) - R(x,y) - B(x,y) \\ 255, & 2G(x,y) - R(x,y) - B(x,y) > 255 \\ 0, & 2G(x,y) - R(x,y) - B(x,y) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

图 2a 为采集到的 1 幅原彩色图像样本, 图 2b 是通过上述的超绿分割算法所处理后的结果图。图 2b 中, 白色像素区域为呈现红色的类病斑区域, 包括害螨病斑以及茎秆部分, 灰色像素区域则为非类病斑区域, 包括绿色叶片和杂草。试验分割结果表明, 采用超绿颜色特征 $2G-R-B$ 能较好的将病斑、茎秆等非绿色植物类从绿色植物类中分开, 满足下一步的处理需要。



a. 原始图像 Original image b. 分割结果 Segmentation result

图 2 原棉花害螨彩色图像及超绿算法分割结果

Fig.2 Original color image of cotton mite-disease and segmentation result based on EXG

2.2 类病斑区域与非类病斑区域的二值化处理

经过超绿分割算法处理后, 得到灰度值不一的灰度图像, 为了进一步验证类病斑区与非类病斑区在灰度特性上的差异, 给出了图 2b 中图像所对应的灰度级直方图, 如图 3 所示。

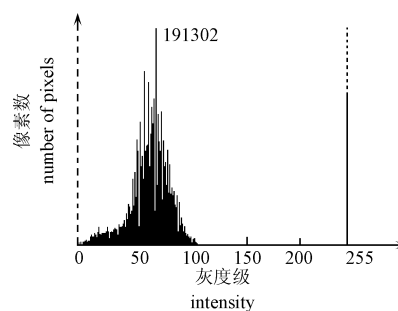


图 3 灰度直方图

Fig.3 Gray histogram

通过图3对应的灰度级直方图可以发现, 图像由2个不同灰度值区域的双峰所组成: 1) 灰度值小于120的非类病斑区域; 2) 灰度值等于255的类病斑区域, 为了方便后续处理的需要, 迫切须将类病斑区和非类病斑区完全正确分割。根据灰度直方图所显示的双峰特性, 对该类图像通常采用阈值分割的方法将目标从背景中提取开来。阈值分割是一种传统的图像分割算法, 因其实现简单、性能稳定且具有较高的运算效率等成为图像分割中最基本和应用最广泛的分割技术, 其中阈值的选取是图像阈值分割中最关键的技术。为了将类病斑区域从图中提取出来并显示黑色, 本文采取单阈值分割的方法对超绿算法处理后的图像进行分割。具体的分割算法为: 假设输入图像为 $f(x,y)$, 输出图像为 $g(x,y)$, 选取阈值为 T , 则具体的单阈值分割关系如式(2)所示:

$$g(x,y) = \begin{cases} 255, & f(x,y) < T \\ 0, & f(x,y) > T \end{cases} \quad (2)$$

选取合适的阈值 T 则处理后的结果为图4所示。



图4 单阈值分割的分割结果

Fig.4 Segmentation result based on single threshold

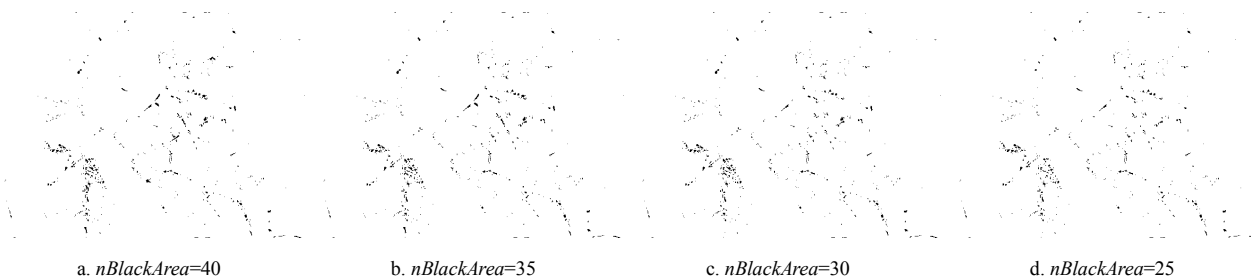


图5 不同面积阈值 $nBlackArea$ 的分割效果比较

Fig.5 Comparison of segmentation results with different area threshold $nBlackArea$

由于茎秆的面积要大于害螨病斑的面积, 为了更好的消除与图像信息无关的茎秆, 本试验由大到小分别选取面积阈值 $nBlackArea$ 为 40、35、30、25, 则经上述算法所处理后的结果为图5所示。从各图中可以明显看出: 当阈值选为 40 和 35 的时候, 虽然所有的病斑都被保留, 但有些小面积的茎秆还依然存在, 分割效果一般; 而当阈值等于 25 时, 虽然所有茎秆都被去除掉, 但有些害螨病斑也相应的

从图4可以看出, 黑色像素就是包括害螨病斑以及茎秆的类病斑区域, 白色背景则为与研究对象无关的非类病斑区域。试验结果表明, 采用单阈值分割算法能够很好的将类病斑区域完全正确的分割出来, 为后续害螨病斑的完整提取做了必要的准备。

2.3 基于面积阈值法的害螨病斑与茎秆的分割

通过对大量的棉花害螨图像样本的研究可以发现, 其害螨病的发病部位一般在绿色叶片上, 棉花的茎秆则是独立存在的。而从图5可以看出, 利用超绿颜色特征 $2G-R-B$ 和单阈值分割算法所提取出的害螨病斑以及茎秆部分分布在图片中的各个角落, 杂乱无章且极无规律。但通过对二值图像的进一步放大研究可以看出, 被分割后的图像是由大量的, 独立的8连通区域所构成, 且单个茎秆的连通区域普遍要比单个害螨病斑的连通区域大很多, 利用这一特点, 即可将图像分为2类区域来表示, 一类为害螨病斑所组成的小连通区域, 另一类则为棉花茎秆所组成的大连通区域。根据2类区域在面积(像素个数)上的差异性, 采用面积阈值分割法, 通过选取中间阈值, 将大于阈值的茎秆区域全部都消除掉, 而小于阈值的害螨病斑区则完整的保留下来。具体的分割算法为: 假设每个8连通黑色区域的面积设为 S , 面积阈值为 $nBlackArea$ 。具体的面积阈值关系式为:

$$S = \begin{cases} 255, & S > nBlackArea \\ 0, & S < nBlackArea \end{cases} \quad (3)$$

被缩小甚至消除, 分割结果仍然不理想; 只有当阈值等于 30 时, 害螨病斑不仅能被完整的保留下来, 而且茎秆也被很好的消除掉, 分割效果较好。

为了进一步验证该面积阈值法的有效性和可靠性, 本文参照 George 的评价方法^[25], 再根据自身图像的特点, 统计出了实际病斑区域和提取病斑区域的大小关系, 试验结果列于表1中。

表 1 面积阈值法处理后的试验结果

面积阈值 <i>nBlackArea</i>	实际病斑面积 Actual disease spot area	提取病斑面积 Extracted disease spot area	误提取率 Error extraction rate/%
40	27 469	28 164	2.5
35	27 469	28 073	2.2
30	27 469	26 947	1.9
25	27 469	26 809	2.8

在上述图表中, 将误提取率定义为:

$$\text{误提取率} = \frac{\text{提取病斑面积} - \text{实际病斑面积}}{\text{实际病斑面积}} \times 100\%$$

(4)

从表 1 中可以看出, 害螨的实际面积即类病斑区域的大小是一定的, 当面积阈值 *nBlackArea* 的数值不断减小时, 提取出的病斑面积也就越来越少, 这是因为有大于这些面积阈值的茎秆或者病斑都被分割掉了, 假设类病斑区域中最大的 8 连通区域的面积为 *Smax*, 最小的为 *Smin*, 则可以分为以下几种情况: 1) 当 *nBlackArea* > *Smax* 时, 则类病斑区域的图像中没有像素被分割掉; 2) 当 *nBlackArea* ≤ *Smax* 时, 则介于 *Smax* 和 *nBlackArea* 数值之间的茎秆甚至病斑都会被去除掉; 3) 当 *nBlackArea* < *Smin* 时, 图像中所有的像素都会被分割掉, 所以选取适当的 *nBlackArea* 是能否把茎秆分割掉的关键。从表 1 中进一步分析可以发现, 当 *nBlackArea* > 35 时, 提取病斑面积大于实际病斑面积且误提取率也不断增加, 说明有些小面积的茎秆没有被分割掉; 而当 *nBlackArea* < 30 时, 提取病斑面积小于实际病斑面积且误提取率同样在不断增大, 这说明部分有用的病斑连同茎秆一起被分割掉了, 所以最优的 *nBlackArea* 数值应选为 30。当 *nBlackArea* = 30 时, 害螨病斑的误提取率分别为 1.9% 和 2.2%, 即正确的分割率为 98.1% 和 97.8%。

3 验证试验

为了验证本文算法对棉花害螨病斑分割的有效性和通用性, 对 30 幅棉花害螨彩色图像进行分割试验, 统计的误提取率如表 2 所示。

表 2 分割算法处理后的试验结果

序号 Number	误提取率 Error extraction rate/%	序号 Number	误提取率 Error extraction rate/%	序号 Number	误提取率 Error extraction rate/%
1	2.5	11	2.4	21	2.0
2	2.1	12	2.3	22	2.3
3	2.3	13	1.9	23	2.1
4	2.6	14	2.0	24	1.8
5	2.4	15	2.4	25	2.4
6	1.9	16	2.3	26	2.3
7	2.2	17	2.1	27	2.0
8	2.0	18	1.9	28	1.9
9	2.1	19	2.5	29	2.3
10	1.8	20	2.4	30	2.2

通过统计可知, 30 幅棉花害螨病斑的平均误提取率为 2.17%, 即平均正确提取率为 97.83%。符合分割要求。

4 讨论

利用病斑与茎秆在面积大小上的差异, 采用面积阈值法将茎秆去除。目前, 很多专家学者对植物病斑的分割算法, 做了大量的研究。任艳娜在分割水稻的重叠病斑中, 提出了一种基于像素概率模型的水稻病斑分割方法, 但此种基于概率模型的分割算法具有运算量大、实时性差, 而且不适合处理分辨率高和像素多的图像; 马旭选用了无监督的模糊 C 均值方法分割玉米大病斑, 不过基于模糊聚类的分割算法具有收敛速度慢, 对初始化数据敏感以及必须确定分割的区域数目等缺点; 吕福香在提取甜瓜的形态信息中, 运用数学形态学中开、闭以及重构运算去除了甜瓜图像里的毛刺, 但是数学形态学也有其不足之处: 由于是 2 维卷积运算, 所以处理速度较慢, 结构元素的选取没有一个统一的标准, 彩色形态学的理论还不是很成熟等; 刘树文利用模糊 BP 神经网络模型以及模糊隶属度地表示方法研究了 26 种葡萄常见病害, 不过, 神经网络系统也并非十全十美, 例如, 训练样本的时间较长、神经网络会学习过度、需要的数据量很大等。而本文所运用的面积阈值法基本上克服了上述所有分割方法的缺点, 并且还具有较强的实时性和鲁棒性。

5 结论

针对棉花害螨图像的特点, 本文提出一种基于颜色特征和面积阈值的害螨图像分割算法, 该算法将超绿特征 2G-R-B、单阈值分割和面积阈值这 3 种算法有机的结合在一起, 较好并完整的获得了害螨病斑。结论如下:

1) 本研究实现了在复杂背景条件下, 棉花害螨病斑图像的正确分割, 相较于简单背景的研究而言, 该算法更具有实用性;

2) 根据害螨病斑的颜色特性, 采用超绿和单阈值相结合的分割算法, 有效的将复杂背景下棉花害螨彩色图像转化为只有类病斑的二值图像, 克服了传统 EXG + *autothreshold* 算法, 诸如对光照敏感、相对错误率高、计算复杂等方面的影响, 具有计算简单、对光照变化不明显等优点;

3) 该算法能较好地完成对棉花害螨病斑图像的分割, 平均分割准确率可达 97.83%, 为后续病害的特征提取以及自动识别提供了参考。

[参 考 文 献]

- [1] Chun-Chleh. Yang, Shiy.O.Prasher, Jacques-Andre. Landry, K.Robert. A vegetation localization algorithm for precision farming[J]. Biosystems engineering, 2002, 81(2): 137—146.
- [2] George.E.Meyer, Joan.Camargo.Nero, David.D.Jones, Timothy.W.Hindman. Intensified fuzzy clusters for classifying plant, soil, and residue regions of interest from color images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 42(3): 161—180.
- [3] Woebbecke D M, Meyer G E, K.Von. Bargen, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue and lighting conditions[J]. Transactions of the ASAE, 1995, 38(1): 259—269.
- [4] Steward B L, Tian L E. Machine-Vision weed density estimation for real-time, outdoor lighting conditions[J]. Transactions of the ASAE, 1999, 42(6): 1897—1909.
- [5] 田有文, 李天来. 基于支持向量机的黄瓜病叶彩色图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(43): 461—463. Tian Youwen, Li Tianlai. Color image segmentation of cucumber disease leaf using support vector machines[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(43): 461—463. (in Chinese with English abstract)
- [6] 袁媛, 李淼, 梁青. 基于水平集的作物病叶图像分割方法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(2): 208—212. Yuan Yuan, Li Miao, Liang Qing. Segmentation method for crop disease leaf images with complex background[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(2): 208—212. (in Chinese with English abstract)
- [7] Camargo A, Smith J S. Image pattern classification for the identification of disease causing agents[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2009, 66(2): 121—125.
- [8] 张艳诚, 毛罕平, 胡波. 作物病害图像中重叠病斑分离算法[J]. 农业机械学报, 2008, 9(2): 112—115. Zhang Yancheng, Mao Hanping, Hu Bo. Separate algorithm for overlapping spots in crop disease image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2008, 9(2): 112—115. (in Chinese with English abstract)
- [9] Tang L, Tian L E, Steward B L, et al. Texture-based weed classification using Gabor wavelets and neural network for real-time selective herbicide applications[J]. ASAE, 1999, Paper No. 993036.
- [10] Guili Xu, Fengling Zhang, Syed Ghafoor Shah. Use of leaf color images to identify nitrogen and potassium deficient tomatoes[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(11): 1584—1590.
- [11] 赖军臣, 李少昆, 汤秀娟, 等. 基于 G-MRF 模型的玉米叶斑病害图像的分割[J]. 中国农业科学, 2010, 43(7): 1363—1369. Lai Junchen, Li Shaokun, Tang Xiujuan. Image segmentation method for sugarcane diseases based on color and shape features[J]. Scientia Agricultural Sinica, 2010, 43(7): 1363—1369. (in Chinese with English abstract)
- [12] Perez A J, Lopez F, Benlloch J V, et al. Color and shape analysis techniques for weed detection in cereal fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 25(3): 197—212.
- [13] 毛罕平, 张艳诚, 胡波. 基于模糊 C 均值聚类的作物病害叶片图像分割方法研究[J]. 农业工程学报, 2008, 24(9): 136—140. Mao Hanping, Zhang Yancheng, Hu Bo. Segmentation of crop disease leaf images using fuzzy c-means clustering algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2008, 24(9): 136—140. (in Chinese with English abstract)
- [14] Blasco J, Aleixos N. Computer vision detection of peel defects in citrus by means of a region oriented segmentation algorithm [J]. Journal of Food Engineering, 2007, 81(3): 535—543.
- [15] 刘小川, 艾娇燕, 唐纪良, 等. 基于自适应模糊阈值的植物黑腐病叶片病斑的分割[J]. 中国图像图形学报, 2009, 14(7): 1334—1340. Liu Xiaochuan, Ai Jiaoyan, Tang Jiliang. The segmentation of black rot lesion of cruciferous plant based on self-adaptive fuzzy threshold[J]. Journal of image and Graphics, 2009, 14(7): 1334—1340. (in Chinese with English abstract)
- [16] 赵进辉, 罗锡文, 周志艳. 基于颜色与形状特征的甘蔗病害图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2008, 39(3): 100—103. Zhao Jinhui, Luo Xiwen, Zhou Zhiyan. Image segmentation method for sugarcane diseases based on color and shape features[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2008, 39(3): 100—103. (in Chinese with English abstract)
- [17] Camargo A, Smith J S. An image-processing based algorithm to automatically identify plant disease visual symptoms[J]. Biosystem Engineering, 2009, 102(1): 9—21.
- [18] Huang Kuo-yi. Application of artificial neural network for detecting Phalaenopsis seeding diseases using color and texture features[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2007, 57(1): 3—11.
- [19] Tobias Baum, Udo Seiffert. HyphArea-Automated analysis of spatiotemporal fungal patterns[J]. Journal of Plant Physiology, 2011, 168(1): 72—78.
- [20] Juan Ignacio Arribas, Gonzalo V Sánchez-Ferrero, Gonzalo Ruiz-Ruiz. Leaf classification in sunflower crops by computer vision and neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 78(1): 9—18.
- [21] Xavier P. Burgos-Artizzu, Angela Ribeiro, Maria Guijarro. Real-time image processing for crop/weed discrimination in maize fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 75(2): 337—346.

- [22] 林晓燕, 刘文耀, 陈晓东. 杨树病害孢子的图像识别技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(4): 364—366. Lin Xiaoyan, Liu Wenyue, Chen Xiaodong. Spore image recognition of poplar disease[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2003, 24(4): 364—366. (in Chinese with English abstract)
- [23] 陈佳娟, 纪寿文, 李娟. 采用计算机视觉进行棉花虫害程度的自动测定[J]. 农业工程学报, 2001, 17(2): 157—160. Chen Jiajuan, Ji Shouwen, Li Juan. Automatic measurement of danger degree of cotton insect pests using computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2001, 17(2): 157—160. (in Chinese with English abstract)
- [24] 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.
- [25] George E M, Joao Camargo Neto. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. Computer and Electronics in Agriculture, 2008, 63(2): 282—293.

Segmentation method for cotton mite disease image under complex background

Diao Zhihua¹, Wang Huan¹, Song Yinmao^{1*}, Wang Yunpeng¹

(1. College of electric and information engineering, Zhengzhou University of light industry, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: According to the properties of cotton disease image, we propose a segmentation method under the condition of complex background for improvement on segmentation precision of cotton mite disease image. The proposed algorithm is comprised of three main steps. First, we extract the analogous disease spots (disease spots and stems with red color) from green plants by Excess green feature 2G-R-B, then some different gray-scale images would be obtained. Second, the targets would be extracted from the background by thresholding according to the double-peak feature presented in the gray Histogram of the gray-scale images. After this procedure, we can get the binary image that contained only analogous disease spots. According to the further amplification researches on the binary images of the large quantities of cotton mite disease image samples, we can find that the segmented images are constituted by a large number of independent 8-connected region, and the connected region of stems are larger than cotton mite disease spots'. On the basis of this feature, the image can be grouped into two categories in order to remove the stems from the whole analogous disease spots in the binary image: the one is small connected region composed by cotton disease spots; and the other is large connected region composed by cotton stems. Finally, compare the disease spots' area with stems' and then segmented binary images by using area thresholding. By observing the segmentation results in different thresholding values, select a optimal one to eliminate stem regions that larger than the value. On the contrary, the cotton mite disease area that smaller than the value will be remained. The experiment results show that this algorithm is of effective in segmenting cotton disease spot, and the correctness rate of the algorithm can reach 98.1%. At last, In order to test the validity and generality of this proposed method, 30 color images of cotton mite-disease are picked out to segment by the proposed algorithm, a split plot with repeated measures in the error extraction rate was used as the experimental design. From the statistics, we can know that the average error extraction rate of 30 color images of cotton mite-disease is 2.17%, the average correct extraction rate could reach 97.83%. This proposed algorithm combined 2G-R-B、single threshold and area thresholding to segment the disease spots from image with complex background plays well. It can lay a foundation for automatic identification of cotton mite disease.

Key words: cotton, image segmentation, algorithms, mite disease, complex background, color features, area thresholding