

果园环境中成熟杨梅自动检测方法研究*

雷欢¹ 吴亮生^{1,2} 焦泽昱¹ 陈再励¹ 马敬奇¹ 钟震宇¹

(1.广东省科学院智能制造研究所 广东省现代控制技术重点实验室, 广东 广州 510070

2.仲恺农业工程学院, 广东 广州 510070)

摘要: 针对果园环境中自动摘果机视觉系统受光照、遮挡等影响, 导致成熟杨梅检测准确率低的问题, 提出一种基于机器视觉的成熟杨梅自动检测方法。首先, 利用 RGB 摄像头采集果园环境中的杨梅图像, 并采用基于 YUV 颜色空间 Y 分量的限制对比度自适应直方图均衡化算法对采集图像进行处理, 以补偿光照对成像质量的影响; 然后, 采用“G-R”, “2R-G-B”色差法分别提取背景和前景区域, 并通过形态学、区域生长等操作, 建立基于 OneCut 算法的前景、背景区域标记控制点集, 从而自动分割成熟杨梅区域; 最后, 针对重叠杨梅区域采用标记控制的分水岭变换方法与凸壳理论进行果实分离, 实现每颗果实区域的精确定位。通过试验验证: 该方法能准确检测果园环境中成熟的杨梅果实, 平均准确率为 93.5%, 平均召回率为 90.6%, 具有一定的实用价值。

关键词: 果园环境; 成熟杨梅检测; 限制对比度自适应直方图均衡化算法; OneCut; 分水岭变换

中图分类号: S225

文献标识码: A

文章编号: 1674-2605(2021)03-0002-07

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2021.03.002

0 引言

杨梅成熟期较短, 且果实成熟后极易腐烂与落果, 及时采摘是降低落果损失、提升果品的必然手段。随着计算机和自动控制技术的快速发展, 采用自动机械采摘方式可有效节约成本、提高采摘效率与果实品质、提升果农收入。而对成熟杨梅进行准确检测, 是实现杨梅自动采摘的前提。

目前, 基于机器视觉的自动摘果机已逐步应用于农业生产^[1], 然而因果园环境中光照强度变化、果实成簇、枝叶遮挡等因素影响, 自动摘果机视觉系统存在果实检测准确率低的问题, 制约了其在杨梅果园的实际应用。自动摘果机的研究主要是针对果实的颜色、形状、纹理等单个或多个生物特征的组合^[2-4]。从图像处理的角度分析, 果实的生物特征会因自然光照的变化引起光斑和阴影, 导致果实、叶子和背景颜色发生变化, 从而增加果实检测的错误率。针对自然光照的影响, WANG C 等提出一种改进的小波变换和基于 Retinex 的图像增强算法, 突出在各种光照条件下的图像, 并使用 K-均值聚类分割果实区域^[3]; XU L 等利用全局同态滤波对光照分布不均匀的图像进行图像

增强, 取得一定的识别效果^[4]; 赵德安等提出一种改进的夜间 R-G 色差分割方法, 分割潜在的苹果目标区域, 准确率达 83.7%^[5]; Si Y 等利用色差和色差比的方法识别苹果目标区域, 再结合随机圆环法和匹配算法定位苹果^[6]; WANG Q 等在晚上使用人造光源建立图像采集系统, 从而在均匀光线下, 精准识别红色苹果。近几年基于深度学习的果实检测方法也逐渐流行, 如 XIONG J 等提出一种基于深度学习的树上青芒果检测方法, 可较准确检测自然环境下的芒果果实^[8]。虽然基于深度学习的方法能获得较好性能, 但其训练所需的各种条件环境下的样本量较大, 而实际应用中难以采集, 且算法的训练和推理很大程度依赖于高配置硬件设备。

近十年, 专家学者对如何准确识别水果进行了大量研究, 然而针对自然光照条件下果园环境中成熟杨梅果实分割与检测的研究少之又少。本文针对成熟杨梅的检测, 提出一种基于机器视觉的果园环境中成熟杨梅的自动检测方法。在自然光照条件下, 首先, 对杨梅图像进行局部自适应图像增强; 然后, 采用色差法提取前景和背景区域, 并利用形态学、区域生长等

* 基金项目: 广州市科技计划项目(202002020063); 广东省级乡村振兴战略专项资金项目(2019KJ138)。

操作生成用于分割的标记控制点；最后，结合 OneCut 算法和分水岭变换方法，提取每颗成熟杨梅果实区域，实现果园环境中成熟杨梅的准确检测。

1 成熟杨梅检测流程

果园环境中成熟杨梅的检测流程如图 1 所示。

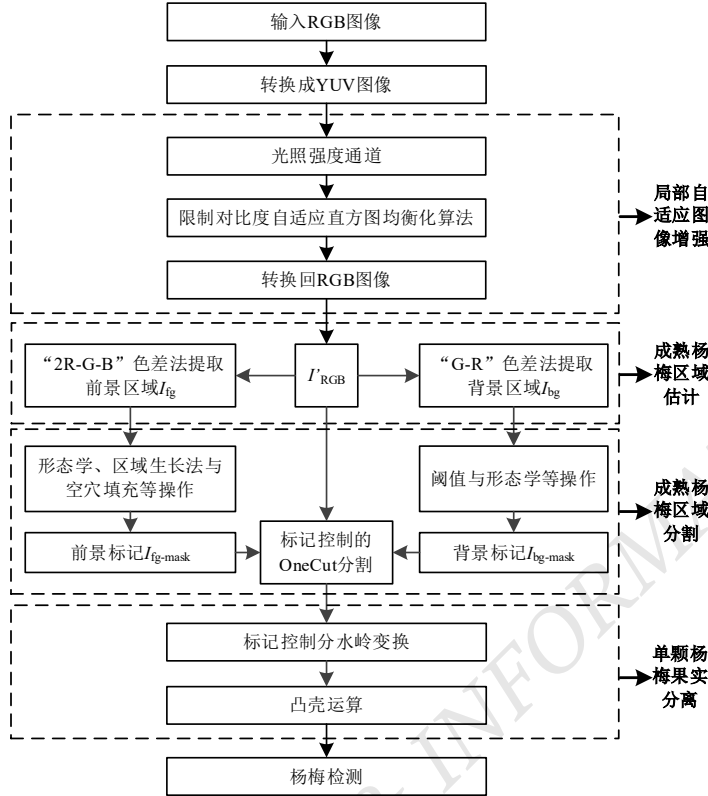


图 1 成熟杨梅检测方法流程图

果园环境中成熟杨梅的检测流程主要包括 4 部分：

- 1) 局部自适应图像增强，基于 YUV 颜色空间 Y 分量，采用限制对比度自适应直方图均衡化（contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE）算法对杨梅图像进行局部自适应图像增强，以补偿自然场景下光照影响；
- 2) 成熟杨梅区域估计，通过 RGB 颜色空间通道色差法提取图像前景和背景区域，实现成熟杨梅区域初步提取；
- 3) 成熟杨梅区域分割，利用形态学和区域生长法对前景和背景区域进行标记，采用标记控制的 OneCut 算法对杨梅图像进行处理，实现成熟杨梅区域分割；
- 4) 单颗杨梅果实分离，采用分水岭变换方法对重叠果实进行分离，并利用凸壳运

算对果实缺失区域进行估计，实现杨梅检测。

2 杨梅图像光照补偿

在果园环境中采集数据时，杨梅图像质量会受光照不均、拍摄角度等条件影响。在处理光照分布不均匀的图像时，传统直方图均衡化算法可能使图像部分区域“过度曝光”，而 CLAHE 算法在补偿光照影响的同时改善局部过度曝光问题。该算法将图像分割为大小相同的多个子块，对每个子块进行直方图均衡化，即设置裁剪像素，并将超出设定像素范围的灰度值均匀分配到各像素点，从而改善图像灰度值分配不均的情况，提高图像清晰度。本文为了不改变图像色彩信息而改善图像亮度，仅提取 YUV 颜色空间的 Y 分量用于图像增强，具体算法过程如下：

1) 将采集的 RGB 图像转换为 YUV 颜色空间图像，提取 YUV 图像中代表亮度的 Y 通道；

2) 将 Y 通道图像划分为大小相同的若干子块，并对分割好的每个子块进行直方图裁剪，计算该子块的像素平均值，如式 (1) 所示：

$$N_{ave} = \frac{N_x \times N_y}{N_{xy}} \quad (1)$$

式中， N_{ave} 为像素平均值； N_x 为 x 方向像素个数； N_y 为 y 方向像素个数； N_{xy} 为该子块区域的灰度级个数；

3) 对比度受限值计算公式为

$$C = N_c N_{ave} \quad (2)$$

式中 N_c 为像素裁剪系数；

4) 以裁剪系数 N_c 为标准对子块区域进行处理，计算裁剪处理后的像素个数 S ，并将像素平均分配，即平均分配后的像素 N_v 公式为

$$N_v = \frac{S}{N_{xy}} \quad (3)$$

5) 利用式(4)找出裁剪过后超出设定像素范围的像素值, 并重新分配;

$$L = \frac{L_G}{S} \quad (4)$$

式中, L 为分配剩余像素数步长, L_G 为灰度范围长度;

6) 将子块进行直方图均衡化, 并利用线性差值算法解决子块间产生的影响;

7) 通过上述步骤得到校正后的强度量 Y' , 结合原始图像 YUV 颜色空间的 U, V 分量, 获得由 U, V, Y' 通道共同组成的 YUV 颜色空间图像; 再通过 YUV 颜色空间变换回 RGB 颜色空间, 生成图像增强后的彩色图像 I'_{RGB} 。

3 成熟杨梅分割与定位

果园中采集的杨梅图像一般包含几种遮挡的自然场景, 如树叶、树枝、树干、草地、天空等。虽然可利用单个颜色分量或各个颜色分量的特征关系进行图像分割而得到不同目标, 但杨梅果实面积偏小且生长位置众多, 导致图像背景中也存在形态各异的杨梅, 采用简单的颜色分割无法在不改变前景区域杨梅形态的同时去除背景的“杨梅噪点”。TANG M 提出的 OneCut 算法基于图论分割方法^[9], 具有反映全局图像属性的能力^[10], 通过使用一次图切割即可获得硬分割结果。OneCut 算法采用快速全局最优二元分割技术, 明确最小化目标和背景颜色分布之间的表观重叠。提供一个包围感兴趣目标的矩形包围盒, 矩形包围盒外面的像素使用硬性约束分配为背景。采用一次图切割最小化公式(式(5))表达的能量函数, 实现目标分割。

$$E(S) = |\bar{S} \cap R| - \beta \|\theta^S - \theta^{\bar{S}}\|_{L_1} + \lambda |\partial S| \quad (5)$$

$$\text{其中} \begin{cases} |\partial S| = \sum w_{pq} |s_p - s_q| \\ w_{pq} = \frac{1}{\|p - q\|} \cdot e^{\frac{-\Delta t^2}{2\sigma^2}} \\ \sigma^2 = \frac{1}{N_n(p,q) \in n(I)} \sum \|p - q\|^2 \\ \Delta t^2 = \|p - q\|^2 \\ \beta = \beta_{\text{img}} = \frac{|R|}{-\|\theta^R - \theta^{\bar{R}}\|_{L_1} + |\Omega|/2} \cdot \beta' \end{cases}$$

式中, 第一项是包围盒 R 的 1 个标准膨胀; 第二项是表观重叠惩罚项; 最后一项是对比敏感平滑项; 为包围盒相对应的二元掩码; $S \subseteq \Omega$ 为一个分割段; $1_s = \{s_p | p \in \Omega\}$ 为 $S \subseteq \Omega$ 的特征函数; N_n 为 $n(I)$ 集合的元素个数; $n(I)$ 为图像 I 中相邻的像素集合; β' 是一个全局参数。

传统的 OneCut 算法需要人工交互, 无法满足摘果机自动检测的需求。为此, 本文提出基于标记控制 OneCut 算法的杨梅前景区域自动检测方法。首先, 利用“2R-G-B”色差法获取前景图像 I_{fg} , 利用“G-R”色差法获取背景图像 I_{bg} , 如图 2 所示; 然后, 采用 Ostu 阈值化对 I_{fg} 和 I_{bg} 进行分割, 得到 I'_{fg} 和 I'_{bg} 二值图; 接着, 利用形态学操作腐蚀、膨胀、开闭操作、区域生长法以及空穴填充消除二值图像中的背景噪声及空穴, 得到前景标记的二值图 $I_{fg\text{-mask}}$, 同时对背景图像采用形态学腐蚀操作提取出背景标记的二值图 $I_{bg\text{-mask}}$; 最后, 以 $I_{fg\text{-mask}}$ 为前景标记控制点, 以 $I_{bg\text{-mask}}$ 为背景标记控制点, 采用 OneCut 算法对杨梅图像进行精细分割, 得到杨梅果实区域分割图像。果实区域分割与定位示意图如图 3 所示。

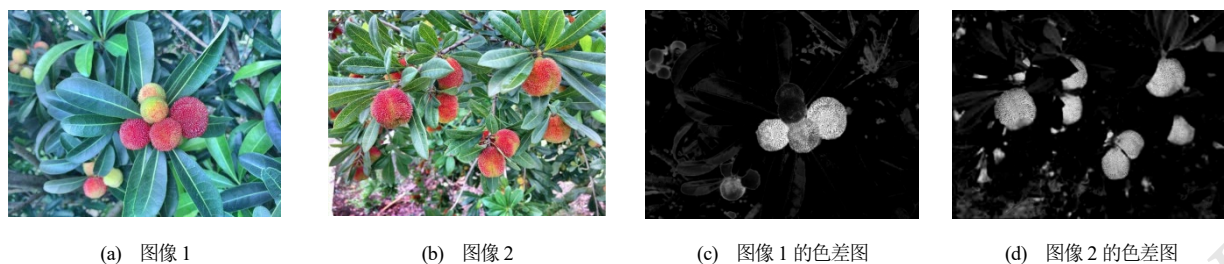


图 2 杨梅果实的色差分割图

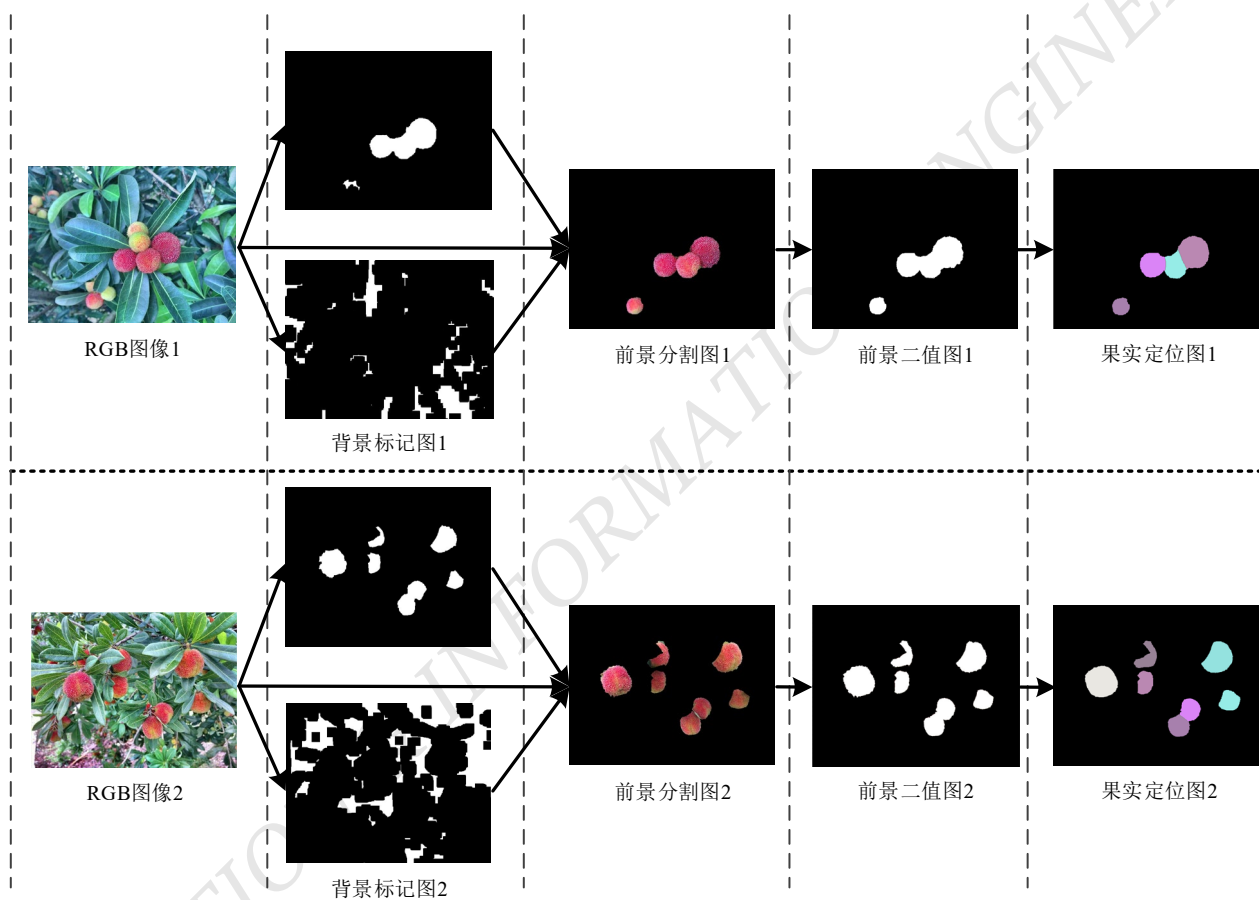


图 3 杨梅前景区域分割与定位示意图

杨梅因聚集生长，导致图像中的杨梅有重叠或遮挡情况发生。分水岭变换是基于拓扑理论的数学形态学的分割方法，对微弱边缘具有良好的响应。但传统分水岭算法对图像中的噪声、物体表面细微的灰度变化，会产生过度分割现象。本文采用标记控制的分水岭变换^[11]进行单颗杨梅果实分割，其中前景目标的标记控制点是从前景区域找到局部极大值而得。针对因

遮挡不全的果实采用凸壳理论进行处理，最终实现每颗成熟杨梅位置的精准检测。

4 实验及结果分析

在 2018 年 5 月杨梅成熟期，用手机拍摄广州从化某天然杨梅果园图像作为实验图像。果园中杨梅树均为规则种植，在不同天气时距离杨梅果实 15 cm ~

35 cm 处采集图像, 图像分辨率为 3264×2448, 包括遮挡和光照不均等情况的成熟及非成熟杨梅图像。实验在 Windows10 操作系统 Visual Studio Code 环境下, 基于 python-opencv 和 numpy 开源库, 采用 python 语言编程完成。实验平台硬件配置: Intel(R) Core(TM) i7-9750H; 16.0 GB 内存; Nvidia Geforce GTX 1660 Ti。

为验证本文方法的有效性, 对成熟杨梅果实检测质量进行定量客观评价, 采用准确率 (precision) 和召回率 (recall) 和 F-measure 作为衡量算法优劣的评价指标^[12], 其计算公式为

$$precision_k = \frac{\sum_{(x,y)} Gt_k(x,y)Dt_k(x,y)}{\sum_{(x,y)} Dt_k(x,y)} \quad (6)$$

$$recall_k = \frac{\sum_{(x,y)} Gt_k(x,y)Dt_k(x,y)}{\sum_{(x,y)} Gt_k(x,y)} \quad (7)$$

$$F-measure_k = \frac{2 \cdot precision_k \cdot recall_k}{precision_k + recall_k} \quad (8)$$

式中, $Gt_k(x,y)$ 为已标记好的第 k 个成熟杨梅区域的真值图像; $Dt_k(x,y)$ 为杨梅果实检测后第 k 个成熟杨梅的二值图像。

由于人工标记的成熟杨梅真值图像是根据杨梅在图中的实际呈现所标记, 不会对遮挡成熟杨梅区域进行估计标记, 因此本文方法的性能测试是以分水岭操作后、凸壳运算前的二值图像与人工标记的真值图像进行计算, 以客观反映算法分割效果。为评估与对比成熟杨梅检测性能, 将本文方法分别与基于直方图均衡化与色差图的 OneCut 分割方法 (简称 HCO)、基于 CLAHE 与色差图的分水岭分割方法 (简称 CCW) 进行对比, 其性能测试结果如表 1 所示。其中, 果实序号分别为图 2(a)、图 2(b) 中图像横坐标方向上成熟杨梅的排序号。

表 1 实验方法的性能测试结果

果实序号	本文方法			HCO		CCW	
	Precision	Recall	F-measure	Precision	Recall	Precision	Recall
1	0.963	0.965	0.964	0.952	0.961	0.972	0.329
2	0.962	0.981	0.971	0.927	0.958	0.954	0.856
3	0.965	0.884	0.923	0.942	0.931	0.958	0.875
4	0.928	0.973	0.95	0.934	0.957	0.927	0.863
5	0.975	0.972	0.973	0.912	0.886	0.986	0.773
6	0.835	0.867	0.851	0.782	0.81	0.923	0.721
7	0.87	0.816	0.842	0.795	0.768	0.892	0.694
8	0.964	0.825	0.889	0.892	0.828	0.835	0.799
9	0.957	0.854	0.903	0.896	0.819	0.933	0.817
10	0.956	0.961	0.958	0.917	0.891	0.961	0.783
11	0.911	0.873	0.892	0.855	0.849	0.926	0.778
平均值	0.935	0.906	0.920	0.891	0.878	0.933	0.753

由表 1 可以看出: 相比于 HCO, 本文方法的平均准确率、平均召回率分别高出 4.4%, 2.8%, 可知利用 CLAHE 进行光照补偿后, 改善了杨梅果实区域图像

质量, 有利于后续成熟杨梅分割; 相比于 CCW, 本文方法的平均准确率提升了约 2%, 且平均召回率高出 15.3%, 明显优于 CCW; 结合图 3 所示, 可知利用

基于标记控制点的 OneCut 算法进行自动分割处理后,能明显改善果实边界较模糊的成熟杨梅尤其是略带黄绿色的成熟杨梅区域的分割效果,提升成熟杨梅检测方法的适用性。

5 结语

为了自动水果采摘系统能够准确识别成熟杨梅,本文设计一种果园环境中基于机器视觉的成熟杨梅自动检测方法。首先,利用基于 YUV 颜色空间 Y 分量的 CLAHE,增强原始图像对比度,减弱光照噪声对成熟杨梅图像质量的影响;其次,利用色差法分别得到前景和背景标记图,结合基于标记控制点的 OneCut 算法自动提取更精准的前景区域,有效避免背景中未成熟杨梅果实、枝叶遮挡等干扰;最后,通过试验验证该方法的有效性,可在果园环境中有效检测并分割出成熟杨梅,平均准确率达 93.5%,平均召回率达 90.6%,具有较强的鲁棒性和适用性,可用于成熟杨梅自动采摘检测,且对于其他果实分割与检测具有一定的借鉴意义。

参考文献

[1] LINKER R, COHEN O, NAOR A. Determination of the number of green apples in RGB images recorded in orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 81: 45-57.

[2] WEI X, JIA K, LAN J, et al. Automatic method of fruit object extraction under complex agricultural background for vision system of fruit picking robot[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014,125(19):5684-5689.

[3] WANG C, TANG Y, ZOU X, et al. A robust fruit image segmentation algorithm against varying illumination for vision system of fruit harvesting robot[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2017, 131: 626-631.

[4] XU L, LV J. Recognition method for apple fruit based on SUSAN and PCNN[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(6):7205-7219.

[5] 赵德安,刘晓洋,陈玉,等.果树采摘机器人夜间识别方法[J].农业机械学报,2015,46(3):15-22.

[6] SI Y, LIU G, FENG J. Location of apples in trees using stereoscopic vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 112:68-74.

[7] WANG Q, NUSKE S, BERGERMAN M, et al. Automated crop yield estimation for apple orchards[C]//—Proceedings of International Symposium of Experimental Robotics. Springer International Publishing, 2013,88: 745-758.

[8] 熊俊涛,刘振,林睿,等.自然环境下树上绿色芒果的无人机视觉检测技术[J].农业机械学报,2018,4:45-52.

[9] TANG M, GORELICK L, VEKSLER O, et al. GrabCut in One Cut[C]//International Conference on Computer Vision, Sydney: IEEE, 2013:1769-1776.

[10] CAMILUS K S, GOVINDAN V K. A review on graph based segmentation[J]. International Journal of Image Graphics & Signal Processing, 2012, 4(5):1-13.

[11] JUNG C, KIM C. Segmenting clustered nuclei using h-minima transform-based marker extraction and contour parameterization[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2010, 57(10), 2600-2604.

[12] CHANG H H, ZHUANG A H, VALENTINO D J, et al. Performance measure characterization for evaluating neuroimage segmentation algorithms[J]. Neuroimage, 2009, 47(1):122-135.

Study on Automatic Detection Method of Mature Bayberry in Orchard Environment

Lei Huan¹ Wu Liangsheng^{1,2} Jiao Zeyu¹ Chen Zaili¹ Ma Jingqi¹ Zhong Zhenyu¹

(1.Guangdong Key Laboratory of Modern Control Technology, Institute of Intelligent Manufacturing, Guangdong Academy of Science, Guangzhou 510070, China 2.Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510225, China)

(下转第 26 页)