

基于局部滑窗技术的杨梅识别与定位方法*

吴亮生^{1,2} 雷欢¹ 陈再励¹ 马敬奇¹

(1.广东省科学院智能制造研究所, 广东 广州 510070

2.仲恺农业工程学院, 广东 广州 510225)

摘要: 针对果园环境下, 光照情况复杂、果实状态各异导致杨梅识别与定位准确率低的问题, 提出一种基于局部滑窗技术的杨梅果实识别与定位方法。首先, 采用限制对比度自适应直方图均衡化改善图像光照; 然后, 提出 CbCr 色差法, 结合最大类间方差法、形态学操作和区域生长策略, 提取杨梅果实潜在前景区域; 接着, 根据潜在前景区域提取结果, 采用局部滑窗技术, 获取杨梅果实待检测区域; 最后, 建立基于局部纹理特征的支持向量机, 结合非极大值抑制滤除低匹配度背景等干扰, 提升杨梅果实识别与定位准确率。实验表明, 该方法在果园环境下, 杨梅果实识别准确率和召回率分别为 92.51%和 90.82%, 总体耗时仅为 0.123 s, 兼顾了实时性和准确性。

关键词: 果园环境; 杨梅识别与定位; CLAHE; 局部滑窗; 纹理特征; 支持向量机

中图分类号: S24

文献标识码: A

文章编号: 1674-2605(2021)06-0006-07

DOI: 10.3969/j.issn.1674-2605.2021.06.006

0 引言

杨梅是中国特色水果, 具有较高的营养价值和经济价值^[1-2]。全球杨梅种植面积约 40 万公顷, 每年产量超过 100 万吨, 其中约 98%来自中国。杨梅成熟期短, 若不及时采摘就会落果。目前, 杨梅采摘基本由人工完成, 耗时费力。随着人口老龄化和农业劳动力的减少, 人工采摘成本逐渐增加, 大大降低了杨梅果实的市场竞争力。为及时收获杨梅, 降低采摘成本, 采用杨梅采摘机器人是必然趋势。

近年来, 为提升采摘机器人的工作性能, 国内外专家学者不断对其进行研发和改进。LING 等设计一款采用双目摄像头进行果实识别和定位的番茄采摘机器人, 采摘成功率达 87.5%^[3]。ZHAO 等研制一台苹果采摘机器人, 采用 5 自由度的机械手实现冠层果实采摘, 采摘成功率为 77%^[4]。WILLIAMS 等研制一台 4 条机械手协同作业的猕猴桃采摘机器人, 采摘成功率为 51%^[5]。以上研究表明, 采摘机器人可适应不同类型水果的采摘工作, 但采摘成功率达不到人工采摘水平。

视觉系统是采摘机器人的核心部分, 其对果实识

别与定位的精度决定了采摘机器人的成功率和效率^[6]。为此, 国内外专家学者对果实识别与定位方法进行了大量研究。PATEL 等采用 Lab 颜色空间中的 a 分量, 将成熟柑橘和背景分离, 结合边缘检测与圆形拟合的方法, 实现成熟柑橘识别, 识别准确率为 84%^[7]。ZHUANG 等采用 R-G 算子, 结合大津阈值法、形态运算法、标记控制分水岭变换法和凸包运算法, 获取成熟柑橘潜在区域, 通过柑橘纹理特征训练的支持向量机 (support vector machine, SVM) 分类器实现最终决策, 识别准确率达到 86%^[8]。雷欢等采用基于 OneCut 算法自动分割成熟杨梅前景区域, 结合标记控制分水岭和凸壳算法分离重叠果实, 实现果实的识别与定位^[9]。虽然上述研究在成熟果实识别与定位中得以应用, 但杨梅果实成熟时间短, 采摘时成熟度各不相同, 上述方法难以有效对其进行识别与定位。

随着深度学习的快速发展, 其在果实识别与定位领域应用逐步广泛。STEIN 等通过多视角摄像头进行芒果估产, 并采用 Faster RCNN 框架对芒果识别和定位^[10]。熊俊涛等采用 Faster RCNN 实现不同光照、不同尺寸的绿色柑橘识别, 识别准确率可达 93%^[11]。TAO 等分别采用 VGG16 和 ZFNet 作为 Faster RCNN

30 * 基金项目: 广州市科技计划项目 (202002020063); 广东省级农业科技创新及推广项目 (2019KJ138)。

的主干网络进行图像特征提取，实现桃子、苹果和橘子的识别^[12]。虽然基于深度学习的方法在果实识别领域获得较好性能，但其训练模型所需的样本量极大，算法复杂度高，且对硬件配置要求较高，算法实时性差，难以应用于采摘机器人。

为此，本文提出一种基于局部滑窗技术的杨梅果实识别与定位方法。首先，在光照不足的情况下，采用局部自适应图像增强算法，改善图像光照情况，降低光照对后续处理的影响；然后，提出 CbCr 色差法，结合形态学和区域生长策略，实现不同成熟度杨梅果实的潜在前景区域提取；最后，提出局部滑窗技术的果实识别方法，实现杨梅果实识别与定位。

1 研究对象与方法

1.1 实验图像采集

本文以广东省广州市从化区种植的东魁杨梅为研究对象。实验图像为数码相机 IXUS 285 HS（分辨率为 5184×3888 像素）采集的不同光照情况下的杨梅图像 3423 幅，并按 8:2 随机划分为训练集和测试集，其中训练集有 2738 幅，测试集有 685 幅。为提高图像处理速度，将初始采集的图像分辨率缩放到 640×480 像素。采集的部分杨梅图像如图 1 所示。

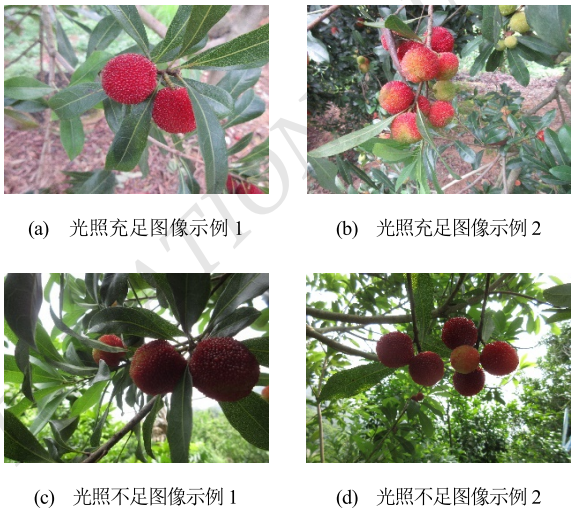


图 1 采集的部分杨梅图像示例

1.2 杨梅果实识别方法

基于局部滑窗技术的杨梅果实识别方法主要包

括图像预处理、杨梅果实潜在前景区域提取和杨梅果实识别 3 个关键步骤，流程如图 2 所示。

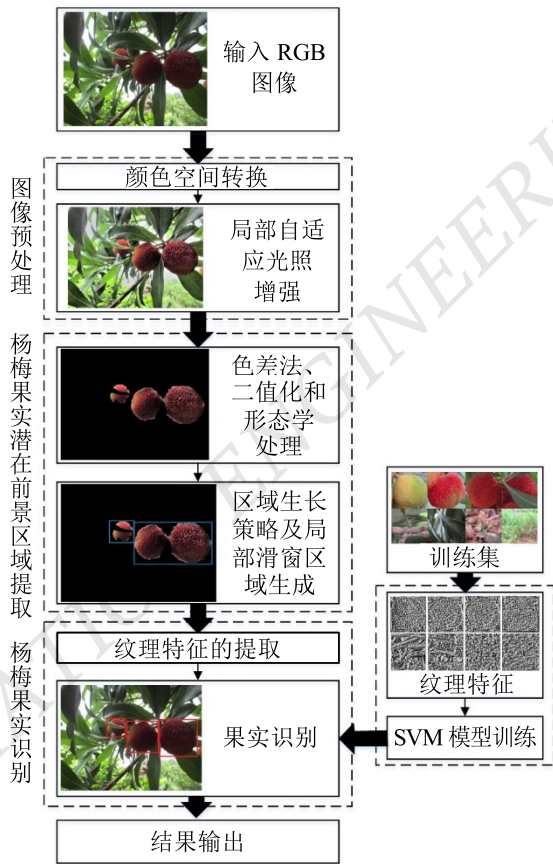


图 2 基于局部滑窗技术的杨梅果实识别流程图

1.2.1 局部自适应光照增强

果园环境下光照情况复杂，若光照不足会影响果实的识别与定位。本文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 HSV 颜色空间的亮度分量 V 进行调整。CLAHE 算法是由 REZA 等提出的光照增强方法^[13]，其步骤为：

- 1) 将图像 S（像素为 $M \times N$ ）分割成多个连续且不重叠的小区域（像素为 $m \times n$ ）；
- 2) 统计所有小区域的灰度直方图，并将小区域直方图的灰度等级记作 p ，出现的灰度级个数记为 K ；
- 3) 确定剪切限幅值 β 为

$$\beta = \frac{MN}{K\alpha} \quad (1)$$

式中, α 为截断系数, 是每个灰度级所允许像素的最大百分比;

4) 将超出 β 值的像素平均分布到其他灰度级中;

5) 对每个子区域进行直方图均衡化处理, 并对每个像素进行双线性插值处理, 得到新灰度。

1.2.2 杨梅果实候选区域提取

果园环境中采集的杨梅图像不仅含有杨梅果实, 还包含树枝、树叶、天空、土壤、杂草等干扰因素。色差法是分离不同对象的有效方法, 并在果实区域提取领域得到广泛应用。为保证色差法在果实区域提取中有良好表现, 需要满足果实区域内不同通道间的差

值大于背景差值的条件, 且差值越大越好^[14]。从图 3(b)、(c)可以看出, 虽然随着杨梅果实成熟度的增加, RGB 空间中 R 分量与 G、B 分量的强度差值逐渐明显, 但是成熟度较低的杨梅果实在 RGB 颜色空间中的分量值没有明显差异, 因此使用 RGB 颜色空间的色差法难以将杨梅果实从背景中有效分离。通过比较不同颜色空间各个分量间的关系, 发现 YCbCr 颜色空间中杨梅果实与其他对象在 Cr 和 Cb 上存在明显的强度差异, 如图 3(c)所示, 因此, 本文采用基于 YCbCr 颜色空间的色差法进行杨梅果实初步提取。

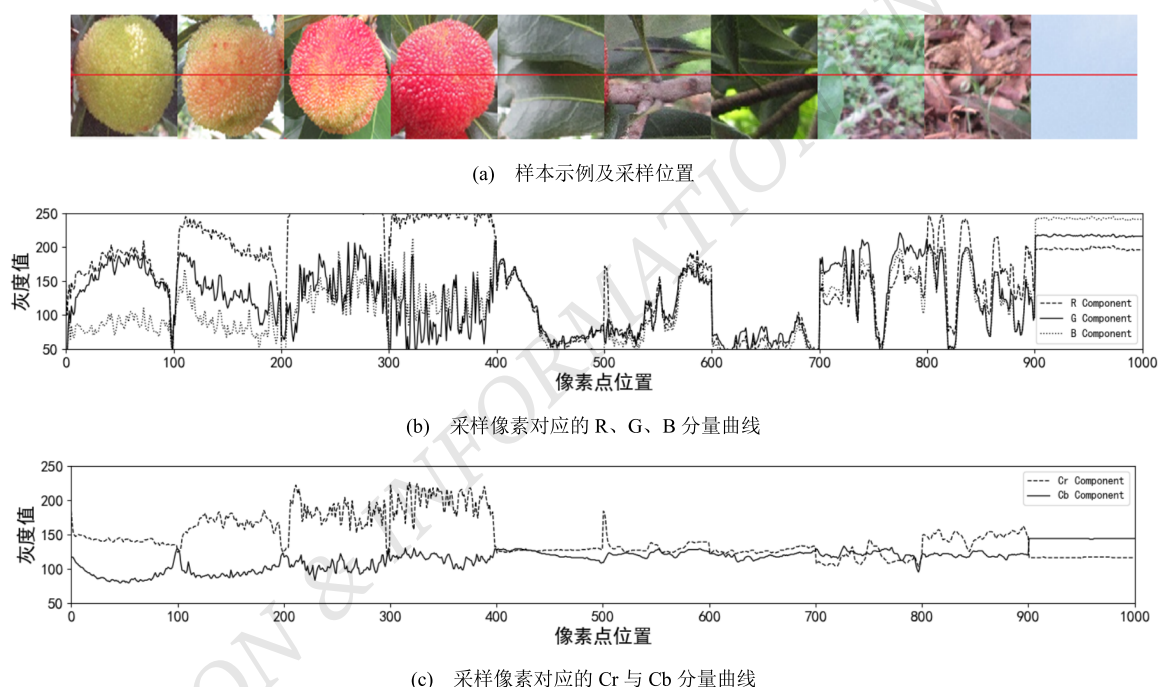


图 3 杨梅和背景区域的 YCbCr 分量统计

利用 Otsu 算法^[15]对基于 YCbCr 颜色空间的色差法提取的杨梅果实图像二值化。获取的二值图像中存在大量噪声, 去除噪声过程如图 4 所示。

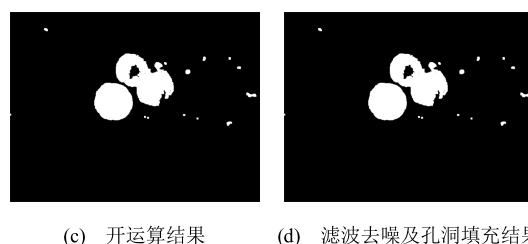
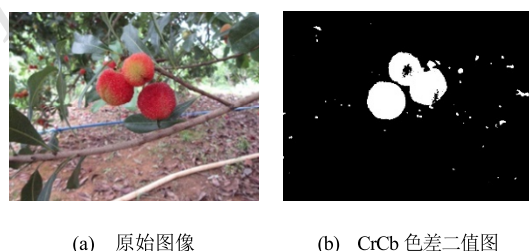


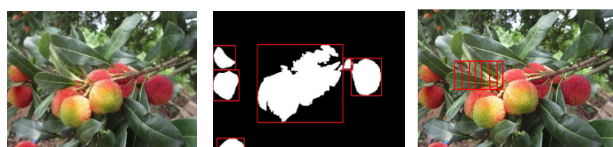
图 4 去噪处理过程

首先, 对二值化后的图像执行开运算, 减小噪声区域面积、平滑感兴趣区域的轮廓; 然后, 将二值图

像中面积较小的连通域从分割结果中剔除；最后，通过孔洞填充算法，去除潜在区域内的孔洞。

1.2.3 局部滑动窗口方法

大部分杨梅果实为成簇生长，使用传统的彩色图像识别技术难以准确识别。滑动窗口方法具有较强的通用性，广泛应用于目标识别与定位任务。然而，滑动窗口方法需要对数十万个位置进行搜索和分类，算法效率较低。为此，提出局部滑动窗口方法，流程如图5所示。



(a) 杨梅果实原始图像 (b) 杨梅果实潜在区域分割图及所搜范围 (c) 滑动窗口的搜索过程

图5 杨梅果实搜索范围及滑动窗口过程

杨梅自动采摘往往只考虑视场中一定距离内的果实对象。通过分析杨梅果实图像，关注的杨梅果实只占整体图像的一部分，如图5(b)所示。因此，在滑动窗口搜索过程中可以忽略背景区域，从而提升滑动窗口的搜索效率。

1.2.4 杨梅果实识别

采用滑动窗口方法的一个重要问题是搜索窗口中是否包含杨梅果实，这需要对搜索窗口进行准确分类。建立基于局部二值模式 (local binary pattern, LBP) 的 SVM 分类模型，实现搜索窗口的准确分类。纹理特征可有效描述图像中物体的表面性质，不同对象的表面纹理结构各不相同。LBP 是一种局部纹理描述子，广泛应用于基于机器视觉的对象检测或识别领域。

LBP 可通过式(2)提取。

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{i=1}^n s[I(i) - I(c)] \times 2^i \quad (2)$$

式中， i 为 (x_c, y_c) 8 个采样点中的第 i 个采样点； $I(i)$ 为边界像素点中第 i 个点的灰度值； $I(c)$ 为中心像素的灰度值； $s(x)$ 表示为

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

由式(2)可知，基于 LBP 的特征值均在 0~255 之间，因此输入样本的最终特征维数为 256。利用提取的 LBP 特征，建立基于线性核的 SVM 分类模型。杨梅果实样本中提取的 LBP 特征如图6所示。

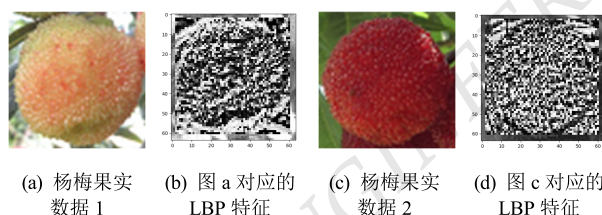


图6 杨梅果实的 LBP 特征

1.2.5 评价标准

为了对杨梅果实识别性能进行定量客观评价，采用精确率 (P)、召回率 (R) 和 $F1$ 作为衡量算法优劣的评价指标。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (6)$$

式中， TP 为真正例，即正确识别的杨梅果实个数； FN 为假负例，即未正确识别的杨梅果实个数； FP 为假正例，即错误识别的杨梅果实个数。

2 实验与结果分析

实验在 Windows10 操作系统下，所有算法均采用 python 语言实现。电脑硬件配置：Intel(R) Core(TM) i7-9750H(2.60 GHz) CPU；16.0 GB RAM；Nvidia Geforce GTX 1660Ti。

2.1 光照增强算法性能评估

光照不足的图像通过直方图均衡化 (histogram equalization, HE) 和 CLAHE 处理后的结果如图7所示。



图 7 光照不足情况下 2 种光照补偿结果示例

由图 7 可以看出：图 7(c) 的图像对比度显著大于图 7(b)，杨梅果实的亮度明显提升；但图 7(b) 中出现部分区域过曝的情况。这是因为 HE 直接将全局亮度直方图进行均衡化，而 CLAHE 将图像分割成多个子区域，并对不同子区域执行直方图均衡化，解决了均衡化过程中对比度变化幅度过大的问题。因此，本文采用 CLAHE 进行图像预处理，能在一定程度上改善图像的光照情况，降低算法对环境亮度的敏感度。

2.2 杨梅果实潜在区域提取结果

图 7(c) 经过 RGB 颜色空间的 RG 色差、RB 色差和 YCbCr 颜色空间的 CbCr 色差处理后分别如图 8 所示。

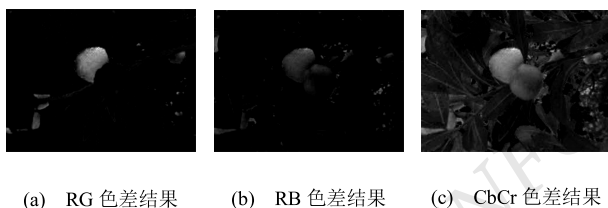


图 8 不同色差法结果对比

由图 8 可以看出：RG 色差无法将未成熟的杨梅果实与背景区分，这是由于未成熟杨梅果实颜色为青色，在 RGB 空间中青色的 R 通道与 G 通道颜色差异小，导致未成熟杨梅果实的 R 通道与 G 通道的差值和背景基本无差异；对比 RB 色差和 CbCr 色差结果，CbCr 色差图的杨梅果实和背景的对比度明显比 RB 色差图高，CbCr 色差图更有利于后续杨梅果实潜在区域提取。

2.3 杨梅果实识别结果性能评价

在果园环境中，果实的分布状态是影响果实识别准确率的重要原因。为测试本文方法的有效性，对测试集进行测试并统计不同分布状态的果实识别结果，如表 1 所示。

表 1 不同分布状态果实识别结果

果实分布状态	$P/\%$	$R/\%$	$F1/\%$
无遮挡	94.86	93.93	94.39
轻微遮挡	90.37	89.65	90.01
严重遮挡	83.17	82.35	82.75

由表 1 可以看出，随着果实遮挡程度增加，识别准确率逐步降低。

不同分布状态的杨梅果实识别结果如图 9 所示。

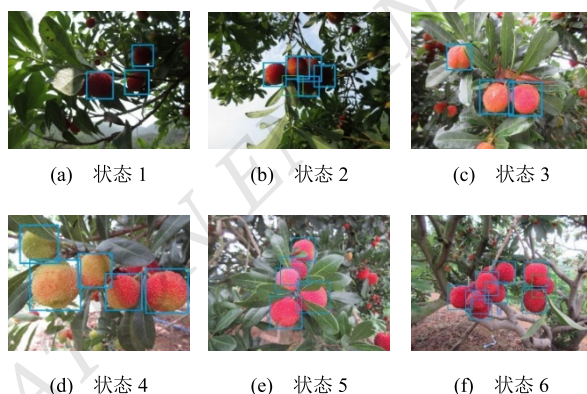


图 9 不同状态的杨梅果实识别结果

由图 9 可以看出，本文方法在不同光照条件下，能准确识别无遮挡、轻微遮挡和严重遮挡的杨梅果实。

为评价本文方法的性能，选择 3 种果园环境的果实识别方法进行对比，结果如表 2 所示。

表 2 3 种果实识别方法结果比较

方法	$P/\%$	$R/\%$	$F1/\%$	平均检测时间/ms
方法 1 ^[16]	91.74	91.23	91.38	283
方法 2 ^[8]	87.07	85.27	86.67	97
方法 3 ^[17]	88.12	89.46	88.87	154
本文方法	92.51	90.82	91.65	123

由表 2 可以看出：方法 2 杨梅果实的检测准确率和召回率均较低，这是因为其使用标记分水岭算法分割成簇的杨梅果实，而成簇的杨梅果实颜色相近，果实与果实之间难以形成梯度差，导致成簇的杨梅果实难以分离；方法 3 采用聚类算法生成超像素，而未成熟杨梅果实与树叶、草地等颜色相近，导致杨梅果实

前景区域欠分割,影响识别效果,此外,超像素块的分类耗时较多,导致方法3的平均检测时间较高;方法1和本文方法的杨梅果实识别准确率和召回率均较高,但本文方法的平均检测时间远小于方法1。

3 结论

本文提出基于局部滑窗技术的杨梅识别与定位方法,主要结论如下:

- 1) 基于 HSV 空间的 CLAHE 光照增强算法能有效增强背景的对比度,降低光照对后续处理的影响;
- 2) 在光照补偿基础上,本文采用 CbCr 色差方法、Otsu 算法、区域生长策略有效解决图像的欠分割问题,提升杨梅前景区域提取的准确率;
- 3) 本文提出的基于局部滑窗技术的杨梅识别与定位方法,兼顾了准确率和识别率,平均识别率为 92.51%,对严重遮挡果实的识别准确率仍能达到 83.17%,且算法运行时间仅用 0.123 s。

参考文献

- [1] QIU Y, SHEN B, GUO X, et al. Effects of foliar nutrition on leaf photosynthesis and fruit quality of Chinese bayberry[J]. Journal of Fruit Science, 2019,26:902-906.
- [2] FANG Z, BHANDARI B. Comparing the efficiency of protein and maltodextrin on spray drying of bayberry juice[J]. Food Research International, 2012,48(2):478-483.
- [3] LING X, ZHAO Y S, GONG L, et al. Dual-arm cooperation and implementing for robotic harvesting tomato using binocular vision[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2019,114:134-143.
- [4] ZHAO D A, LV J D, JI W, et al. Design and control of an apple harvesting robot[J]. Biosystems Engineering, 2011,110(2):112-122.
- [5] WILLIAMS H A M, JONES M H, NEJATI M, et al. Robotic kiwifruit harvesting using machine vision, convolutional neural networks, and robotic arms[J]. Biosystems Engineering, 2019, 181:140-156.
- [6] 王丹丹,宋怀波,何东健.苹果采摘机器人视觉系统研究进展[J].农业工程学报,2017,33(10):59-69.
- [7] PATEL H N, JAIN R K, JOSHI M V. Automatic segmentation and yield measurement of fruit using shape analysis[J]. International Journal of Computer Applications in Technology, 2012, 45(7):19-24.
- [8] ZHUANG J J, LUO S M, HOU C J, et al. Detection of orchard citrus fruits using a monocular machine vision-based method for automatic fruit picking applications[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018,152:64-73.
- [9] 雷欢,吴亮生,焦泽昱,等.果园环境中成熟杨梅自动检测方法研究[J].自动化与信息工程,2021,42(3):9-14,26.
- [10] STEIN M, BARGOTI S, UNDERWOOD J. Image based mango fruit detection, localisation and yield estimation using multiple view geometry[J]. Sensors(Basel), 2016,16(11):1915.
- [11] 熊俊涛,刘振,汤林越,等.自然环境下绿色柑橘视觉检测技术研究[J].农业机械学报,2018,49(4):45-52.
- [12] TAO Y, ZHOU J, WANG K, et al. Rapid detection of fruits in orchard scene based on deep neural network[C]//2018 Detroit, Michigan July 29 - August 1, 2018.
- [13] REZA A M. Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement[J]. Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology, 2004,38(1):35-44.
- [14] ZHAO D A, LIU, X Y, CHEN Y, et al. Image recognition at night for apple picking robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(3):15-22.
- [15] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1979,9(1):62-66.
- [16] TAN K, LEE W S, H GAN, et al. Recognising blueberry fruit of different maturity using histogram oriented gradients and colour features in outdoor scenes[J]. Biosystems Engineering, 2018,176:59-72.
- [17] LIU X Y, ZHAO D A, JIA W K, et al. A method of segmenting apples at night based on color and position information[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,122:118-123.

Bayberry Identification and Location Method Based on Local Sliding Window Technique

Wu Liangsheng^{1,2} Lei Huan¹ Chen Zaili¹ Ma Jingqi¹

(1. Institute of Intelligent Manufacturing, Guangdong Academy of Science/Guangdong Key Laboratory of Modern Control Technology, Guangzhou 510070, China 2. Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510225, China) (下转第 48 页)