

## Lab 色彩模型下梯度 Hough 圆变换的成熟草莓识别

闫 勇, 陈立夫, 郭坤坤, 江朝晖, 饶 元

(安徽农业大学信息与计算机学院, 合肥 230036)

**摘 要:** 自然生长状态下的草莓, 果实密集, 形状多变, 枝叶遮挡率较高, 使用机器采摘对成熟草莓的图像识别具有一定的难度。针对这个问题, 提出了 Lab 色彩模型下采用梯度 Hough 圆变换的成熟草莓识别方法。以自然生长状态下的草莓图像为研究对象, 在 Lab 色彩模型空间里对图像分割及阈值化并采用梯度 Hough 圆变换等方法, 识别成熟草莓并计算出草莓中心。试验结果表明, 对随机选取的 100 张草莓图片, 该方法识别成熟草莓的相对偏差为 1.07%, 对枝叶遮挡、成熟草莓相互遮挡等情况, 具有较好的识别效果。与传统的 Hough 变换相比, 这一方法节省了运行内存, 提高了时间效率, 能够满足机器采摘对成熟草莓识别率与定位的要求。

**关键词:** 草莓识别; Lab 色彩模型; 梯度 Hough 圆变换

中图分类号: TP391.4; S668.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-352X (2020)03-0488-06

### Ripe strawberry recognition based on gradient hough circle transform in lab color model

YAN Yong, CHEN Lifu, GUO Kunkun, JIANG Zhaohui, RAO Yuan

(School of Information and Computer, Anhui Agricultural University, Hefei 230036)

**Abstract:** Strawberries in natural growth state have characteristics of dense fruits, different shapes and high occlusion rate of branches and leaves. It is difficult to recognize ripe strawberries when implementing machine picking. In order to solve this problem, this paper proposes one approach for identifying ripe strawberries among the strawberry image in natural growth state using gradient Hough circle transformation under Lab color model. In Lab color model space, image segmentation and thresholding are performed, and gradient Hough circle transformation is used to identify ripe strawberries and calculate strawberry center. Experimental results showed that the relative deviation of identifying ripe strawberries is 1.07% for 100 randomly selected strawberry images, and it has good ability of dealing with recognition effect for branch and leaf occlusion, mutual occlusion of ripe strawberries. Compared with the traditional Hough transform, the proposed method has less demand of running memory and time, consequently, it can meet the recognition and location requirements of machine picking for ripe strawberries.

**Key words:** ripe strawberry recognition; lab color model; gradient hough circle transform

随着信息技术飞速发展, 采用智能机器人对成熟的草莓进行自动采摘已经成为提高生产力的必然要求, 而自动采摘最核心的部分就是对图像中成熟草莓的识别。但利用图像处理技术对自然生长状态下的草莓图像进行识别时, 由于果实与枝叶、果实与果实间遮挡等问题, 导致对成熟草莓识别不准确。Hough 变换作为一种图像识别的经典算法, 应用在对水果目标识别上, 取得了一系列成果。Hussin 等<sup>[1]</sup>使用 Hough 变换识别芒果, 可以检测其位置以

及数量, 但当果实遮挡较为严重时, 识别效果不佳; RIZON 等<sup>[2]</sup>使用随机 Hough 变换, 对芒果的边缘图像进行果实目标定位, 识别率高达 96.26%, 但在果实重叠严重时检测率有所下降; 谢志勇等<sup>[6]</sup>利用区域标记与 Hough 变换相结合, 适当地减少了运算; 蔡健荣等<sup>[7]</sup>采用传统的 Hough 圆变换识别遮挡和重叠的水果, 提取水果特征, 但是运算量大, 耗时久, 不适合于机器人实时采摘。

针对传统 Hough 变换具有所需内存、运行速度

收稿日期: 2019-04-18

基金项目: 安徽省重点研发计划面上攻关项目(201904a06020056)和国家级大学生创新创业训练计划项目(201810364042)共同资助。

共同第一作者简介: 闫 勇, 讲师。E-mail: yanyong2006@ahau.edu.cn; 陈立夫, 本科生。E-mail: 820090355@qq.com

慢、时效性差、不能有效地处理枝叶遮挡与果实重叠等问题, 本研究提出在 Lab 色彩模型空间中对草莓图像进行梯度 Hough 圆变换、进一步识别出成熟草莓并计算其中心点坐标的方法。

## 1 研究方法

对自然生长状态下的草莓图像进行处理、识别其中成熟草莓的算法基本流程如图 1 所示。首先在 Lab 色彩模型空间中对草莓图像提取 a 通道分量并进行二值化处理, 然后利用梯度 Hough 圆变换的方法, 计算出成熟草莓的圆心及半径, 实现对成熟草莓的识别。

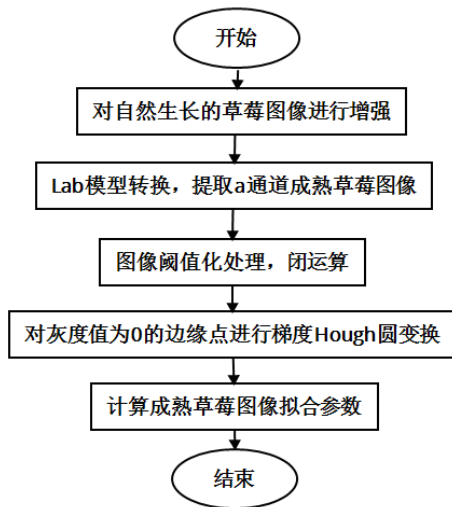


图 1 成熟草莓识别基本流程图

Figure 1 Basic flow chart of ripe strawberry recognition

### 1.1 Lab 色彩模型处理

如图 2 所示, 因成熟草莓的红色明显区别于枝叶及地膜等背景色, 故采用基于 Lab 色彩空间模型对图像进行分割。



图 2 自然生长的草莓

Figure 2 Strawberries in natural growth state

Lab 色彩模型由 L、a、b 三个要素组成, 其中 a 要素表示在红色/品红色和绿色之间的位置。选择

a 分量对原始图像进行分割, 即可得到处理后的灰度图像, 如图 3 所示。

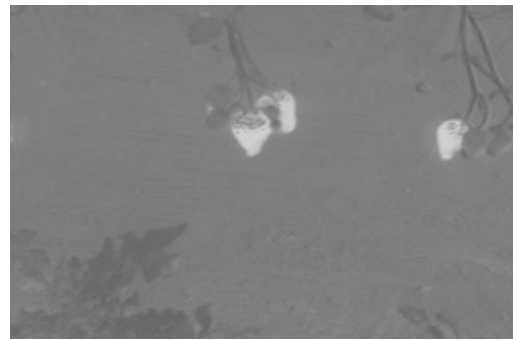


图 3 提取 a 通道后的草莓灰度图片

Figure 3 Gray image of strawberry after extracting channel



图 4 阈值化处理后的图片

Figure 4 Image after thresholding

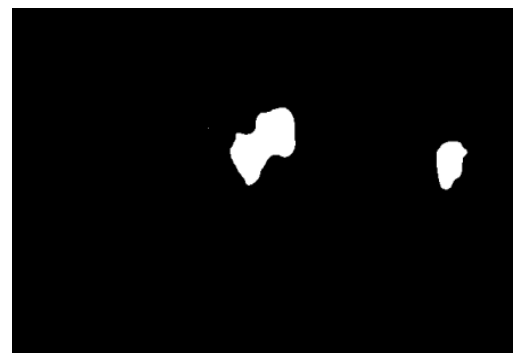


图 5 闭运算处理后图片

Figure 5 Image after close operations

在灰度图像中, 成熟草莓与背景在灰度上出现了明显的差别。因此可以对图片的灰度进行阈值化处理, 将成熟草莓的图像分割出来。

灰度阈值化是一种简单有效的分割处理, 其计算代价小速度快。阈值化是将灰度图像  $f$  转化为二值图像  $g$  (分割后的图像), 用公式表示为:

$$g(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{当 } f(i, j) > T \\ 0 & \text{当 } f(i, j) \leq T \end{cases} \quad (1)$$

其中  $f(i, j)$  为灰度图中坐标为  $(i, j)$  的像素点的灰度值,  $g(i, j)$  为相应像素点二值化以后的灰度值。由

于成熟的草莓颜色为红色,为达到较好的分割效果,将阈值  $T$  设定为 160。阈值化处理之后如图 4 所示。

由于草莓果实生熟交错,未成熟草莓或枝叶会遮挡成熟草莓,使得分割出的成熟草莓图像在边缘出现内凹或中间出现空洞。采用闭运算对图像进行处理,填补边缘内凹或中间空洞,使得被分割出图像更符合成熟草莓的原始形态。如图 5 所示。

### 1.2 梯度 Hough 圆变换的草莓识别

由于成熟草莓的轮廓差异很大。经观察发现,成熟的草莓约 3/4 左右轮廓与圆相似,因此用圆来近似表示草莓的形状轮廓<sup>[2]</sup>。假设草莓图像上存在一点  $(a, b)$  为草莓的圆心坐标,则草莓轮廓参数方程为:

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r_0^2 \tag{2}$$

其中  $a, b$  为成熟草莓拟合圆心坐标,  $r_0$  为草莓圆形轮廓的半径。

梯度 Hough 圆法是将圆形检测分为两个主要步骤:计算圆心坐标和计算半径长度。

采用 Canny 边缘检测法,找出成熟草莓轮廓上的像素点。



图 6 梯度反向的交点

Figure 6 Intersection point of gradient reversal

对边缘上面的每一个灰度非 0 的像素点,使用 Sobel 算子计算出其梯度。梯度计算公式如下:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \tag{3}$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \tag{4}$$

其中,  $G$  为边缘点总梯度,  $G_x$  为边缘点在  $x$  方向上的梯度,  $G_y$  为边缘点在  $y$  方向上的梯度,  $\theta$  为梯度方向。

遍历二值图像当中的灰度非 0 点即成熟草莓图像点,沿着梯度反方向画线段,将两条及两条以上的线段经过的点在累加器中计数,计数最大的即为最有可能的圆心点。如图 6,某些梯度反方向方向线段的交点即为可能的圆心。

根据得到的所有圆心,计算所有边缘点到圆心的距离;若某个距离出现足够多,则可认为这是一个满足条件的圆。



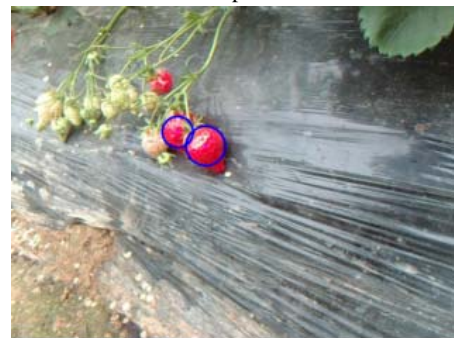
a. 枝叶遮挡的草莓

a. Strawberries covered with branches and leaves



b. 相互分离的草莓

b. Strawberries separated from each other



c. 相互遮挡的草莓

c. Strawberries in mutual shelter



d. 逆光下的草莓

d. Strawberries in the backlight

图 7 4 种条件下成熟草莓识别结果

Figure 7 Recognition results of ripe strawberries under four conditions

由于草莓的轮廓图像是一个类圆,不是标准的圆,所以相同半径值的投票值中的峰值可能会有多

个, 针对这种情况, 先求出最大峰值<sup>[10]</sup>下的所有符合条件的半径值所对应的圆; 其次, 遍历圆周上的像素点, 与草莓轮廓上的每一个像素点进行比对, 找到误差最小的两个点并记录; 最后计算此圆与草莓轮廓的总体误差。而对于所有峰值半径所对应的圆均采用上述方法, 并对结果进行排序, 选择总体误差最小的一个圆作为最终所求得的圆。

由于累加器中的圆心可能存在多个峰值的情况(即线段经过某几个点的数量相同), 所以对每个圆心, 都进行上述操作, 得到所有圆的半径, 再进行筛选, 得到最后唯一确定的草莓圆形。

选取在阳光充足的晴天作为拍摄试验照片的最佳时间, 使用分辨率为 2 560×960、60 帧基线大小可调的 3D 双目视觉摄像头对大棚中的成熟的草莓进行拍摄。

图 7 是四种情况下经 Lab 色彩模型转换结合梯度 Hough 算法识别成功并标注的成熟草莓。

## 2 试验结果及分析

对于采摘机器人来说, 草莓的中心位置计算精度是衡量采摘质量的一大指标。由于梯度 Hough 圆变换求出的是草莓轮廓拟合圆的圆心, 可以引入了一个相对偏差作为草莓识别的误差<sup>[6]</sup>, 用来衡量识别效果。公式如下:

$$E = \frac{D}{S} \quad (5)$$

上式中参数:  $E$  为相对偏差,  $D$  为草莓图像中心与梯度 Hough 变换拟合圆心的距离,  $S$  为草莓图像的面积。

试验过程中, 随机选取了 100 张自然生长状态下的草莓照片, 其中成熟草莓人工计数为 295 个。利用本研究方法对成熟草莓进行识别, 识别成功的相对偏差区间分布如表 1 所示。

表 1 相对偏差区间频数分布表

Table 1 The table of Relative deviation interval distribution

试验组别 The experimental group	草莓个数/个 The Number of strawberries	相对偏差/% Relative deviation
1	32	0.1~0.3
2	55	0.3~0.5
3	154	0.5~0.7
4	40	0.7~0.9
5	3	0.9~1.1
6	1	1.1~1.3
7	2	1.3~1.5
8	1	1.5~1.7
9	2	1.7~1.9
10	1	1.9~2.1

表 2 成熟草莓识别结果

Table 2 Recognition results of ripe strawberries

图片编号 Number of pictures	草莓中心点坐标 Center point coordinates of strawberry	拟合圆心坐标 Coordinates of fitting center	拟合圆半径/像素 Fitting radius of circles	坐标误差 Coordinate error
1	(322,264)	(316, 256)	14	(6,8)
	(224, 184)	(224, 182)	18	(0,2)
2	(306, 235)	(304, 230)	17	(2,5)
	(355, 220)	(358, 218)	21	(-3,2)
	(168, 196)	(170, 190)	16	(-2,6)
3	(360, 254)	(361, 266)	24	(1,-12)
	(334, 203)	(332, 198)	19	(2,5)
4	(265, 140)	(268, 136)	19	(-3,4)
	(179, 47)	(182, 44)	16	(-3,3)
	(318, 239)	(315, 241)	12	(3,-2)
5	(312, 245)	(318, 240)	18	(-6,5)
	(320, 244)	(313, 237)	24	(7,7)
6	(556, 190)	(556, 188)	17	(0,2)
	(553, 187)	(560, 183)	26	(-7,4)
7	(299, 164)	(306, 166)	30	(-7,2)
8	(285, 201)	(286, 198)	21	(-1,3)
	(225, 84)	(226, 86)	14	(-1,-2)
9	(126, 334)	(120, 338)	21	(6,-4)
	(259, 369)	(258, 364)	15	(1,5)
10	(269, 128)	(270, 132)	18	(-1,-4)

续表 2 Continued table 2

图片编号 Number of pictures	距离/像素 Distance/pixel	图像面积/像素×像素 Area of image/pixel×pixel	相对偏差/% Relative deviation	运行时间/s Running time
1	10	615.752	1.624	0.173
	2	1 017.876	0.196	
2	5.385	907.920	0.593	0.148
	3.606	1 385.442	0.260	
3	6.325	804.248	0.787	0.177
	12.042	1 809.557	0.665	
4	5.385	1 134.115	0.474	0.146
	5	1 134.115	0.441	
5	4.243	804.248	0.530	0.177
	3.606	452.389	0.798	
6	7.810	1 017.876	0.767	0.164
	9.899	1 809.557	0.547	
7	2	907.920	0.220	0.166
	8.062	2 123.717	0.380	
8	7.280	2 827.433	0.257	0.145
	3.162	1 385.442	0.228	
9	2.236	615.752	0.363	0.145
	7.211	1 385.442	0.520	
10	5.009	706.858	0.709	0.144
	4.123	1 017.876	0.405	

由相对偏差区间分布图可知, 平均相对偏差为 1.07%。相对偏差总体主要集中在 0.5%~0.7% 左右。有 10 个数据相对偏差超过 0.9%, 主要是由于对应的 10 个草莓本身形状与标准圆形差别较大, 所以在根据其边缘轮廓拟合圆心坐标时偏差较远。另有 4 个成熟草莓未识别成功, 其主要原因是这些成熟草莓位置比较远, 在图片上对应的像素点比较少。

在上述 100 张照片中, 随机抽取 10 张不同情况下的草莓图片, 其相对偏差计算结果如表 2 所示。

其中编号为 1,3,7 的图片是枝叶遮挡的情况, 平均相对偏差为 0.847%; 编号为 5、6 的图片是多个草莓分离的情况, 平均相对偏差为 0.466%; 编号为 2,4,8 的图片是草莓间相互遮挡的情况, 平均相对偏差为 0.430%; 编号为 9, 10 的图片是光线较差的情况, 平均相对偏差为 0.545%。这几种不同情况下的成熟草莓识别的相对偏差趋势基本符合事实。针对不同情况下的草莓识别, 梯度 Hough 圆变换的所需要的时间均在毫秒级, 且相互之间相差不大。由此可见利用梯度 Hough 变换识别草莓所需要的时间非常短。

### 3 讨论与结论

本研究提出了基于梯度 Hough 变换的成熟草莓识别算法, 算法首先通过 Lab 色彩模型与阈值化处理提取出草莓的轮廓信息, 然后采用梯度 Hough 变换完成了成熟草莓的精确定位。

通过实地采集了一批成熟草莓的图片, 并对草莓的位置信息进行了数据标注, 做了多组对比试验来验证了算法的有效性。根据上述试验中不同情况下的草莓识别的效果, 可看出本研究提出的算法具有很强的稳定性和精确性。在草莓遮挡导致轮廓不完整以及光线较差的情况下, 仍能获得较低的相对偏差。

本研究提出的算法采用了梯度 Hough 变换对累加数组的降维, 大大降低了计算所需的内存空间与时间。传统的 Hough 圆变换需要将(x,y)映射到 a-b-r 的三维参数空间, 而图像上的一个轮廓点(x,y), 在 a-b-r 的参数空间中对应一个圆锥, 多个轮廓点就对应多个圆锥, 在轮廓半径 r 不变的情况下, 若干组轮廓点对应三维空间上的多个圆之间存在交点, 则可以认为这若干组轮廓点在同一圆上。这种方法需要给定一个三维累加器, 对于轮廓点计算圆心的方法所需要的算法时间复杂度为  $O(n^3)$ , 空间复杂度为  $O(n^3)$ 。而本研究提出的梯度 Hough 圆变换则利用了图像的梯度信息, 即对轮廓方程进行求导:

$$2(x-a)+2(y-b)\frac{dx}{dy}=0 \quad (6)$$

从上述式子可以看出, 梯度 Hough 圆变换将参数空间由三维减少到只有圆心坐标的二维空间, 即只需一个二维累加数组。针对每个轮廓点计算圆心坐标的时间复杂度为  $O(n^2)$ , 空间复杂度为  $O(n^2)$ 。所以相比较传统 Hough 圆变换而言, 梯度 Hough

圆变换的时空复杂度大大降低。

目前在计算机视觉领域逐渐成为热点的图像识别算法是卷积神经网络, 它可以根据训练出来的模型对测试的图片进行识别, 识别率可达 98% 以上。然而此方法在模型训练阶段需要准备大量的图片做训练集, 并且还需要高达数十万次甚至上百万次的神经网络训练才可得到较好的模型; 这对计算机的硬件配置要求非常高, 并且训练时间较长。而本研究提出的梯度 Hough 圆变换与之相较而言, 对硬件配置要求不高, 且易于实现。

综上所述, 本研究提出的成熟草莓识别算法, 降低了计算的时间和空间复杂度, 对硬件配置要求不高易于实现, 具有较强的稳定性, 能满足采摘机器人对草莓采摘定位和响应时间的要求。

此外, 研究中还注意到, 采集图片时草莓距离摄像头过远会使其的成像面积减少, 以及成熟草莓形状与圆相差较大时, 这两种情况都将会影响成熟草莓的识别与定位。如图 8 所示。



图 8 拟合失败的草莓图像

Figure 8 Strawberry image with failed fitting

图 8 中左侧和右侧的成熟草莓由于遮挡, 造成草莓形状不规则, 加上多个草莓相邻, 使得闭运算处理时, 得到的轮廓被识别成了单个草莓, 造成识别错误。此外, 右侧草莓还由于高光反射引起的灰度值突变, 造成识别错误。

针对上述情况, 将在后续的工作中进一步研究解决。

## 参考文献:

[1] HUSSIN R , JUHARI M R , KANG N W , et al. Digital

Image Processing Techniques for Object Detection From Complex Background Image[J]. Procedia Eng, 2012, 41:340-344.

[2] RIZON M , YUSRI N A N , KADIR M F A , et al. Determination of mango fruit from binary image using randomized Hough transform[C]//Eighth international conference on machine vision (ICMV 2015). Barcelona: International Society for Optics and Photonics, 2015.

[3] CHANDRASEKAR L , DURGA G. Implementation of Hough Transform for image processing applications[C]//2014 international conference on communication and signal processing. Melmaruvathur, India: IEEE, 2014: 843-847.

[4] CHIA A Y S , LEUNG M K H , ENG H L , et al. Ellipse detection with hough transform in one dimensional parametric space[C]//2007 IEEE international conference on image processing. San Antonio: IEEE, 2007.

[5] LESTRIANDOKO N H , SADIKIN R. Circle detection based on hough transform and Mexican Hat filter[C]//2016 international conference on computer, control, informatics and its applications (IC3INA). Tangerang: IEEE, 2016.

[6] 谢志勇, 张铁中, 赵金英. 基于 Hough 变换的成熟草莓识别技术[J]. 农业机械学报, 2007, 38(3): 106-109.

[7] 蔡健荣, 周小军, 李玉良, 等. 基于机器视觉自然场景下成熟柑橘识别[J]. 农业工程学报, 2008, 24(1): 175-178.

[8] 房爱青, 李长勇, 黄艳华, 等. 草莓采摘机器人的草莓定位算法研究[J]. 现代制造技术与装备, 2016(10): 90-92.

[9] 项荣. 开放环境中番茄的双目立体视觉识别与定位[D]. 杭州: 浙江大学, 2013.

[10] 吴庆岗, 张卫国, 常化文, 等. 基于梯度 Hough 变换的遮挡苹果目标定位[J]. 浙江农业学报, 2017, 29(6): 1009-1016.

[11] 谢忠红, 姬长英, 郭小清, 等. 基于改进 Hough 变换的类圆果实目标检测[J]. 农业工程学报, 2010, 26(7): 157-162.

[12] 韩涛, 杨洋. 基于 Hough 变换的图像目标检测与识别[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(2): 412-416.

[13] 卢冠男. 基于机器视觉的工业机器人抓取系统的研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2017.

[14] 艾广, 张金敏, 王思明, 等. 基于 Hough 变换的挡键丢失故障识别方法[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(3): 90-94.

[15] 方政, 胡晓辉, 陈永, 等. 基于计算机视觉的成熟番茄识别研究[J]. 农机化研究, 2016, 38(8): 31-35.