

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.08.040

葡萄套袋机器人目标识别方法*

杨庆华 刘 灿 荀 一 鲍官军 王志恒 黄鹏程
(浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部/浙江省重点实验室, 杭州 310014)

摘要: 针对水平棚架栽培模式下采集的单幅葡萄果树图像,提出了结合葡萄颜色与形状特征的目标识别定位方法,获得果穗的中心线和长度特征参数。通过提取葡萄图像的 $|G-R|+|G-B|$ 色差图,利用 Sobel 算子进行边缘提取。构建葡萄果粒轮廓的数学模型进行 Hough 变换,实现葡萄果粒的初步识别。结合葡萄果穗的颜色、纹理特征以及果粒分布较为集中的特点判断 Hough 变换检测出的圆区域是否为果粒。综合利用识别出的果粒信息找到葡萄图像的外接矩形完成目标提取。对 78 幅图像进行测试,正确识别出葡萄区域的图像为 70 幅,正确识别率约为 90%。

关键词: 葡萄 套袋机器人 机器视觉 Hough 变换 识别
中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)08-0234-06

Target Recognition for Grape Bagging Robot

Yang Qinghua Liu Can Xun Yi Bao Guanjun Wang Zhiheng Huang Pengcheng
(Key Laboratory of Special Purpose Equipment and Advanced Processing Technology, Ministry of Education and Zhejiang Province, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: Aimed at the image of the simple grapevine taken in the pergola trellis, a grape recognition algorithm combined with color and texture feature of color image was suggested in order to get the center line and the length of the grape. Firstly, Sobel operation was used to get the edge of the $|G-R|+|G-B|$ chromatic aberration image. Then, berries of the grape were detected by Hough transform according to the mathematical model of the outline of the grape berries. The circles detected by the Hough transform were judged by the feature of the color and texture of grape berries and the concentrated berries. At last, the shape parameters of the grape bunch were determined by the information of the berries after judged, which was needed by bagging automation of grape. The experimental results showed that the method of grape recognition was effective in segmenting the comparison of grapes. There were totally 78 images used in test, and 70 of them were correctly recognized. The correct recognition of grapes reached to 90%.

Key words: Grape Bagging robot Machine vision Hough transform Recognition

引言

葡萄套袋的作用是将果实与外界环境隔离,防止果实受到外界环境的不良损伤,提高葡萄的外观及好果率,是我国葡萄栽培中的关键技术之一^[1]。目前葡萄套袋主要采用人工套袋操作,劳动强度大、效率低、工作繁琐,对人力资源贫乏地区的葡萄栽培

造成了很大制约,因此开发智能化的葡萄套袋机器人具有重要的实际意义。

机器视觉作为农业机器人外部传感器最大信息源,是农业机器人研究领域的关键技术之一。但由于农业对象的多样性及作业环境的复杂性,尚未有一种通用的目标识别算法^[2]。

近年来,国内外学者对苹果、橘子、番茄等形状

收稿日期: 2012-08-01 修回日期: 2012-09-07
* 国家自然科学基金资助项目(51075363)、浙江省自然科学基金杰出青年团队资助项目(R1090674)和浙江省特种装备制造和先进加工技术重点实验室开放基金资助项目(2011EM002)
作者简介: 杨庆华,教授,博士生导师,主要从事机器人研究,E-mail: zjutme@163.com

相对规则且颜色与环境差别明显的对象的识别算法研究较为成熟,但对于葡萄、荔枝等形状无特定规则,且种植环境复杂的目标作物识别算法的研究较少,其识别难度也相对较大^[3~6]。

本文结合葡萄的颜色与形状特征对水平棚架栽培模式下单幅葡萄果树图像进行识别,提取葡萄果穗中心线及果穗长度,为实现机器人套袋作业中果穗的空间定位奠定基础。

1 葡萄的水平棚架栽培模式

水平棚架式栽培方式是温度、湿度较高且雨水较多的南方地区常采用的栽培方式。它克服了自然扇形、篱架等栽培方式易造成架面紊乱、通风透光差且不易于葡萄修剪、疏粒、套袋等操作的缺点^[7]。

如图1所示,水平棚架的高度为2 m,用水泥柱搭建,葡萄的株距为2 m,行距8 m。采用T字型整枝,超短梢修剪。这种栽培模式下的葡萄果实下垂分布在与地面平行的平面内,周围的障碍物相对较少,而且具有较宽的行距,十分有利于基于机器视觉的葡萄套袋机器人进行套袋操作。



图1 葡萄的水平棚架栽培
Fig.1 Grape in pergola trellis

2 葡萄图像的颜色空间分析

葡萄套袋是在葡萄果实坐果稳定、整穗和疏粒结束后进行,此时的葡萄果粒果皮颜色为绿色,虽然与葡萄棚架、水泥柱、地面的颜色不同,但与背景中叶子、茎等环境颜色十分相似,很难通过颜色特征直接进行目标提取,如图2所示。

提取图像的R、G、B通道以及|G-R|、|G-B|、|G-R|+|G-B|色差图进行分析比较,葡萄的|G-R|+|G-B|色差图像中边缘相对比较明显,有利于图像的边缘提取。

3 基于 Hough 变换的葡萄果实识别

通过对图2中葡萄图像颜色空间的分析可知,葡萄最大的特点是由一个个的葡萄果粒堆积在一起成穗状,虽然葡萄粒之间存在大量堆叠的情况,但是

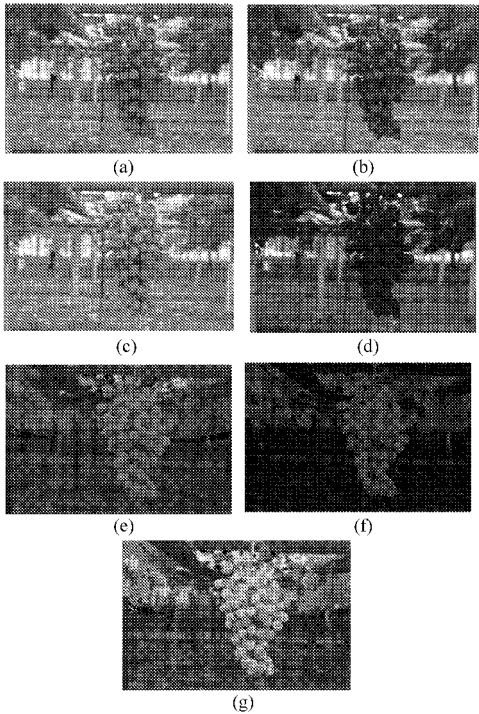


图2 原始图像及色差图

Fig.2 Grape images and chromatic aberration images

(a) 原始图像 (b) R 通道图像 (c) G 通道图像
(d) B 通道图像 (e) |G-B| 色差图 (f) |G-R| 色差图
(g) |G-R|+|G-B| 色差图

每个葡萄果粒仍可近似为球形。通过对果粒形状的圆拟合可确定果粒的圆心及半径信息,进而确定整串葡萄的参数信息。

Hough 圆检测是目前应用最为广泛的圆检测的有效方法,该方法在部分区域丢失或者断裂的状态下仍然能取得较理想的效果^[8~9]。为了尽量保留更多果粒的边缘信息,本文采用直接对图像的|G-R|+|G-B|色差图进行边缘的提取,减少果粒边缘信息的损失。同时,为了减少 Hough 变换的计算量,融合边缘的梯度方向信息进行处理。

3.1 边缘提取

图像边缘点是像素灰度具有突变的点,本文利用一阶导数来检测葡萄图像的边缘。对于葡萄图像函数 $f(x,y)$,它的梯度可以用一个向量来表示

$$\nabla f(x,y) = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \tag{1}$$

梯度的幅值

$$mag(f) = (G_x^2 + G_y^2)^{1/2} \tag{2}$$

梯度方向角

$$\theta = \arctan(G_x/G_y) \tag{3}$$

为了保证果粒检测的效果,必须选择一种能够精确抽取边缘像素梯度方向的边缘算子。Sobel 算

子对边缘方向敏感,可以提供相对精确的边缘方向估计,且具有平滑作用,可以去除一些伪边缘。由于 Sobel 算子检测出的边缘容易出现多像素宽度,故需对其进行细化处理。结合各种梯度算子的特点及本文葡萄边缘识别的要求,本文采用 Sobel 算子提取图像的一阶梯度。如图 3a 所示,葡萄果粒及其周围部分枝叶边缘处的灰度较大。利用迭代算法的自适应阈值化提取葡萄边缘,并细化多像素边缘,如图 3b 所示。同时保留图像的梯度信息用以进行基于梯度的 Hough 变换。

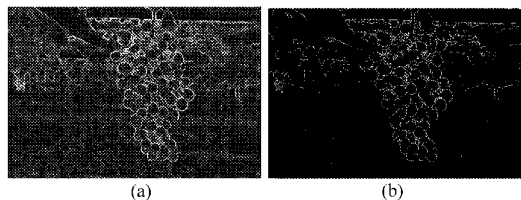


图 3 葡萄边缘提取示意图

Fig. 3 Edge detection of grape

(a) 葡萄一阶梯度图 (b) 葡萄边缘图

3.2 葡萄果粒轮廓数学模型

葡萄果粒轮廓形状存在差异,但都近似为圆形,为计算方便将葡萄果粒的轮廓近似为半径在一定范围内的圆。葡萄果粒的轮廓在图像坐标系下的参数方程为

$$\begin{cases} x = a + r_i \cos \theta \\ y = b + r_i \sin \theta \end{cases} \quad (4)$$

式中 θ ——边缘处的梯度方向角

a, b ——葡萄果粒轮廓的圆心坐标

r_i ——葡萄果粒轮廓的半径

3.3 Hough 变换识别葡萄果粒

Hough 变换实际上就是利用图像坐标空间中的每一个点可以对参数空间的参数集合进行投票表决,获得多数表决票的参数即为所求的特征参数。

图 3b 所示的葡萄图像边缘点数量较多,直接在参数空间进行三维数组 $A(a, b, r_i)$ 累加需要庞大的计算量,使得葡萄检测的实时性降低。本文采用结合图像边缘梯度方向信息的优化后的 Hough 圆检测方法^[9]。在一定的误差范围内,可认为葡萄果粒圆轮廓的圆心位于图像边缘的梯度方向上,利用边缘的梯度方向信息可以把圆轮廓测量的累加矩阵沿着边缘的梯度方向进行累加,从而大大减少了计算量,提高算法的实时性^[10],葡萄果粒区域识别算法的主要步骤为:①初始化累加数组。②扫描边缘图中每个非零像素点,在半径区域范围内,结合式(3)得出的梯度方向角信息,利用式(4)计算可能存在圆心在图像坐标系中的坐标 a, b 的值,并在对应的累加器单元上加 1。③检测累加数组中的局部最大

值,并在极大值邻域进行加权平均,获得有效的极大值点。④检测所有圆的圆心之间的距离及半径大小,圆心距离小于阈值且半径相似的圆视为同一个圆。⑤记录有效的极大值点所在的坐标信息及对应的半径信息。

Hough 变换的结果如图 4 所示。边缘点的梯度由于葡萄周围存在大量的枝叶等噪声的干扰形成虚假方向,且葡萄果粒的堆叠严重,其轮廓并非是完全的圆,对果粒检测的准确性造成一定的影响。图 4a 为累加数值的分布图,峰值最高的点即为轮廓最近似为圆的圆心所在坐标。图 4b 中葡萄区域内的检测出的圆与果粒形状基本相同,但是部分检测出的圆位于非葡萄区域。因此,必须对 Hough 变换检测出的圆区域进行判断分类,一类是葡萄果粒,另一类则为周围环境背景。

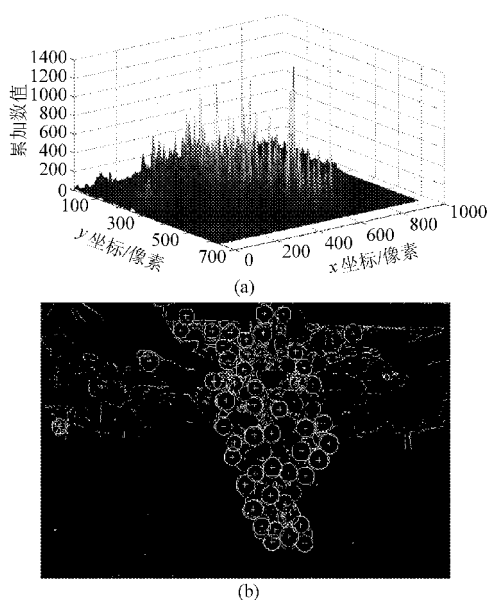


图 4 累加数值分布和 Hough 变换结果

Fig. 4 Results of Hough transform and cumulative value distribution

(a) 累加数值分布 (b) Hough 变换结果

4 果粒识别判断

4.1 果粒区域分析及特征提取

利用葡萄的 $|G-R| + |G-B|$ 色差图像对果粒区域信息进行统计分析。

为了得到更多的果粒区域信息,利用 Hough 变换检测出圆的圆心坐标及半径值。

$$(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 \leq r_i^2 \quad (5)$$

式中 x_i, y_i ——Hough 变换检测出第 i 个圆的圆心坐标

求出所有满足式(5)的坐标值,进行灰度直方图统计分析。

葡萄果粒的颜色相近,且表面纹理相对均匀

(图 2g),提取果粒的平均亮度和平均对比度信息作为葡萄果粒判断的特征。

平均亮度

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \tag{6}$$

平均对比度

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 p(z_i)} \tag{7}$$

式中 L ——灰度级数 z_i ——第 i 个灰度级
 $p(z_i)$ ——归一化直方图灰度级分布中灰度为 z_i 的概率

对大量葡萄 $|G-R|+|G-B|$ 色差图像平均亮度和平均对比度的分析结果表明,葡萄果粒的平均亮度分布比较集中,平均对比度相对较小;非葡萄果粒一类落在地面及树枝上则亮度明显较小,另一类落在天空及部分叶子上,则其亮度相对较高,同时非葡萄果粒区域的平均对比度相对较大,如图 5 所示。

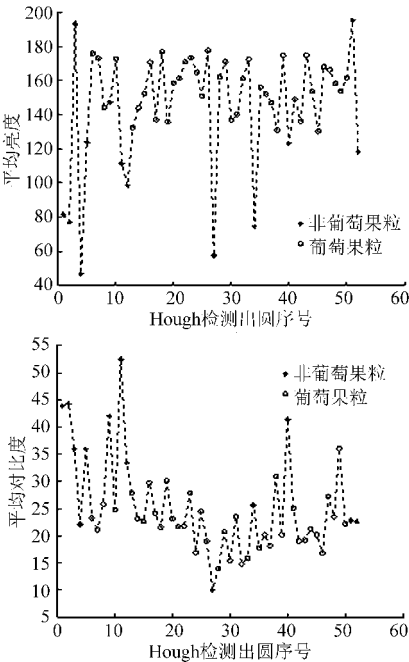


图 5 Hough 检测出圆的平均亮度和对比度分布
Fig. 5 Distribution of mean brightness and contrast

4.2 果粒的初次判断

结合果粒的平均亮度和对比度特点对果粒进行初步判别。葡萄果粒的平均亮度介于最大阈值和最小阈值之间,平均对比度存在阈值上限。

采集到的图像受光照因素的影响较大,固定的亮度上下限将对果粒的判断造成较大的误差。而利用 Hough 变换检测出的圆绝大多数是葡萄果粒且葡萄果粒的亮度变化较小,故首先对检测出的圆的平均亮度进行从小到大的排列,并统计所有检测出圆的个数为 N ,去除平均亮度最大和最小的点各 $N/3$ 个。对剩下的圆求其亮度均值。亮度上下限分

别为亮度均值上下偏差 30,如图 6 所示。

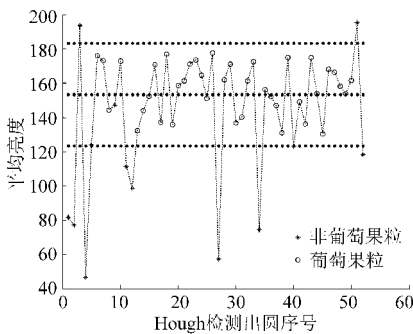


图 6 平均亮度的上下限
Fig. 6 Bounds of mean brightness

经大量试验表明,平均对比度阈值取 35 能有效地排除一部分非葡萄果粒的圆。

果粒初次判断后的结果如图 7 所示,经过平均亮度和对比度判断后,所有非果粒圆被全部去除,留下的圆都位于葡萄区域内(图 7a);但是由于部分非果粒圆位于葡萄的叶子上,其平均亮度和对比度均与葡萄相似而未被去除,同时也会产生误判,将部分葡萄果粒去除(图 7b)。

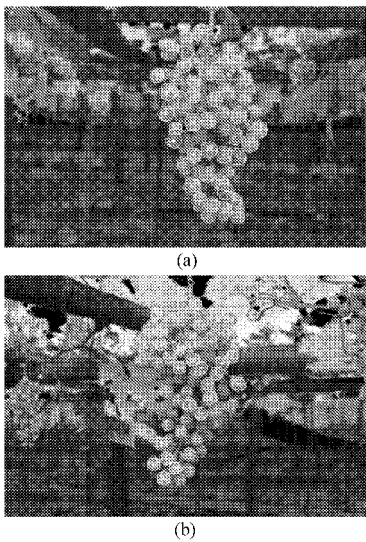


图 7 果粒初次判断后结果

Fig. 7 Results after first judgment on berries
(a) 所有非果粒圆去除 (b) 部分非果粒圆未去除

4.3 果粒区域的二次判断

Hough 检测出的圆经过初次判断后,大多数的非果粒的圆已被去除,剩下的圆基本都位于果粒区域,少数位于非葡萄区域。利用剩下的圆,取圆心横坐标的均值作为葡萄的中心线,由图可知此时葡萄的中心线位置已经相对比较准确。对于巨峰、维多利亚等果粒形状为圆锥形的葡萄,其最大宽度约为果粒直径的 8~9 倍,因此对所有经过初次判断后的果粒进行距中心线的距离判断。

若果粒与中心线的水平距离不大于 $8.5\bar{r}$,则认为其是葡萄果粒,其中 $\bar{r}$ 表示初次判断后剩下圆的

平均半径。

检测结果如图 8 所示,葡萄区域外的圆其平均亮度与果粒相似,但其距中心线距离相对较远,通过第二次检测可被有效地排除。

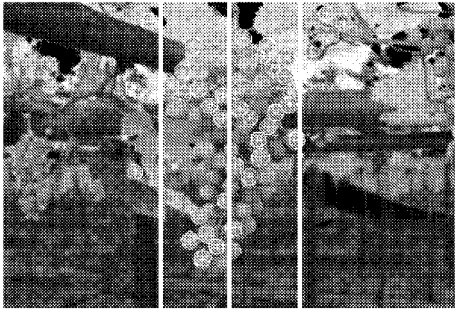


图 8 果粒二次判断后视图

Fig. 8 Results after second judgment on berries

4.4 套袋参数信息的确定

根据葡萄手工套袋要求,套袋时将果袋从葡萄底部向上拉起,至果柄处封袋,套袋后的葡萄果穗位于果袋的中央,即果袋的中心线与葡萄果穗的中心线重合。因此,实现自动化套袋过程,必须得到葡萄的中心线位置和果穗的长度等参数。

为了确定葡萄套袋所需的参数信息,逐个扫描识别出的葡萄果粒的圆心坐标及半径值,确定横坐标和纵坐标为最大值和最小值的 4 个果粒圆,分别表示为 $O_1(x_{\min}, y_1)$, 半径为 r_1 ; $O(x_{\max}, y_2)$, 半径为 r_2 ; $O_3(x_3, y_{\min})$, 半径为 r_3 ; $O_4(x_4, y_{\max})$, 半径为 r_4 。葡萄果穗的外接矩形 4 个顶点为: $(x_{\min} - r_1, y_{\min} - r_3)$ 、 $(x_{\max} + r_2, y_{\min} - r_3)$ 、 $(x_{\max} + r_2, y_{\max} + r_4)$ 和 $(x_{\min} - r_1, y_{\max} + r_4)$, 如图 9 所示。葡萄果穗的中心线位置为

$$x = (x_{\min} + r_1 + x_{\max} + r_2) / 2 \tag{8}$$

果穗长度为

$$L = y_{\max} + r_4 - y_{\min} - r_3 \tag{9}$$

至此完成葡萄果穗的识别和套袋参数的提取。

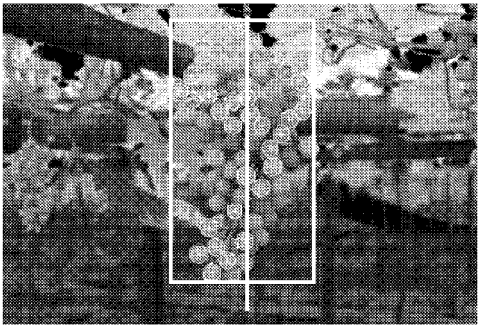


图 9 葡萄参数的确定

Fig. 9 Extraction of grape parameters

4.5 识别算法的评价指标

对于套袋机器人而言,套袋的质量不仅与果穗中心线和长度识别的绝对误差有关,而且与葡萄果

穗的大小也有关。在保证相同的套袋质量时,葡萄果穗较大则识别绝对误差可以允许大些,故识别误差用相对偏差来描述。

果穗中心线相对偏差

$$v = \frac{|x_m - x_n|}{W} \times 100\% \tag{10}$$

果穗长度相对偏差

$$u = \frac{|L_m - L_n|}{L_n} \times 100\% \tag{11}$$

式中 x_m ——算法测出的中心线坐标
 x_n ——人工检测出的中心线坐标
 W ——人工检测出的葡萄宽度
 L_m ——算法检测出的果穗长度
 L_n ——人工检测出的果穗长度

5 试验结果和分析

5.1 试验与结果

试验图像采集于上海交通大学葡萄种植科教示范基地,采集时间为 5 月中下旬,葡萄品种为巨峰、维多利亚等。水平棚架下的葡萄果实与枝叶分离,不在同一架面上且果穗近似在同一个高度。用佳能数码相机(EOS 500D 型)在自然光条件下拍摄,拍摄高度可视棚架高度的不同做适当调整,使相机能从葡萄正面进行水平拍摄,物距为 1 m 左右,采用这种拍摄角度和距离是为了尽量模拟葡萄套袋机器人单目相机安装的位置和拍摄角度;同时为了降低图像处理的时间,将原图像的分辨率设置为 630 像素 $\times$ 950 像素。

试验用计算机为英特尔酷睿 i5 处理器,主频 2.67 GHz,内存 2 GB,操作系统为 Microsoft Windows 7,所用软件为 Matlab R2010a 图像编程软件。

利用上述算法得到葡萄果穗的外接矩形,并确定果穗的中心线及果穗的长度,同时记录人工目测葡萄的果穗长度、宽度和中心线位置等信息。(在识别程序运行开始和结束处分别加入计时函数,用于统计识别时间。)部分试验数据如表 1 所示。

识别成功的定义:由于巨峰、维多利亚等品种使用的套袋宽度为 20 cm 左右,而套袋期间的葡萄宽度为 10 cm 左右,且封袋处可位于果柄上方 2 cm 左右的位置。中心线相对偏差 v 小于 30% 且果穗长度的相对偏差 u 小于 10% 可满足农艺套袋要求,并将此定义为图像识别成功。

试验结果:对采集到的 78 幅葡萄图像进行识别,准确识别葡萄区域的图像为 70 幅,识别失败 8 幅,识别时间大约为 3.8 s。

表 1 葡萄果穗中心线和长度识别结果

Tab.1 Inspection results of center line and length of grape

序号	人工检测结果			图像识别结果		评价系数	
	果穗长度 /像素	果穗宽度 /像素	中心线位置 /像素	果穗长度 /像素	中心线位置 /像素	长度相对偏差 u /%	中心线相对偏差 v /%
1	519	310	540	523	538	0.77	0.64
2	510	240	390	499	385	2.15	2.08
3	550	300	280	536	305	2.54	8.33
4	475	243	475	489	476.5	2.94	0.61
5	470	260	480	469	488	0.21	3.07
6	480	250	320	475	311	1.04	3.60
7	495	275	570	480	557	3.03	4.72
8	460	240	710	475	680	3.26	12.50
9	430	220	330	480	251.5	11.62	35.68
10	410	205	500	401	490.5	2.19	4.63

5.2 试验结果分析

此次试验识别的成功率约为 90%, 识别失败的 8 幅图像主要表现为部分非果粒圆区域与葡萄颜色、纹理相似而未被去除, 使得人工目测中心线与算法识别出的中心线偏移量较大或果穗长度偏差较大。识别失败的主要原因有: ①葡萄果粒堆叠严重, 果粒边缘信息部分丢失严重, 尤其是葡萄中央部位的果粒边缘。②基于梯度信息的 Hough 变换检测圆的方法本身存在精度问题及背景存在大量枝叶等干扰, 使得很多非果粒圆被检测出来。③叶子和果粒颜色相似, 基于平均亮度和对比度的一次判定无法完全去除非果粒圆, 基于果粒到中心线距离的二次判断有时会受到果粒的分布影响而产生错误的

判断。

为进一步提高识别的成功率, 在套袋机器人设计时可在摄像头的对面安装一块背景板, 从而减少背景环境对葡萄识别的影响。

6 结束语

提出了一种结合图像颜色和形状特征的葡萄识别算法。算法首先通过 Hough 变换对果粒区域进行识别, 然后根据葡萄果粒区域的平均亮度、平均对比度及果粒到中心线的距离判断检测出的圆区域是否为果粒区域。该方法可以比较有效地通过果粒的识别确定整串葡萄的位置, 进而实现葡萄、荔枝等形状不规则, 重叠严重的穗状果实的识别。

参 考 文 献

1 姬延伟. 葡萄套袋技术[J]. 北方果树, 2011(1): 16 ~ 17.

2 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.
Cai Jianrong, Zhou Xiaojun, Li Yuliang, et al. Recognition of mature oranges in natural scene based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(1): 175 ~ 178. (in Chinese)

3 Kondo N, Monta M, Shibano Y, et al. Basic studies on robot to work in vineyard (part 2)[J]. Journal of the Japanese Society of Agricultural Machinery, 1994, 56(1): 45 ~ 53.

4 Chamelat R, Rosso E, Choksuriwong A, et al. Grape detection by image processing [C]//IECON 2006-32nd Annual Conference on IEEE Industrial Electronics, 2006: 3 697 ~ 3 702.

5 Manuel J C S Reis, Raul M, Carlos P, et al. A low-cost system to detect bunches of grapes in natural environment from color images[C]//Proceedings of Advance Concepts for Intelligent Vision Systems, (LNCS, Vol 6915) 2011: 92 ~ 102.

6 田锐, 郭艳玲. 基于机器视觉的葡萄自动识别技术[J]. 东北林业大学学报, 2008, 36(11): 95 ~ 97.
Tian Rui, Guo Yanling. Automactic identification techniques of grape based on computer vision[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2008, 36(11): 95 ~ 97. (in Chinese)

7 芮东明, 张锐方, 汪智明, 等. 葡萄水平棚架式栽培技术规程[J]. 江苏农业科学, 2011, 39(4): 167 ~ 168.

8 姚敏. 数字图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.

9 Peng T, Balijepalli A, Gupta S K, et al. Algorithms for on-line monitoring of micro-spheres in an optical tweezers-based assembly cell[J]. ASME Journal of Computing and Information Science in Engineering, 2007, 7(4): 330 ~ 338.

10 瞿钧, 甘岚. 梯度 Hough 变换在圆检测中的应用[J]. 华东交通大学学报, 2007, 24(1): 101 ~ 104.
Qu Jun, Gan Lan. The application of grads Hough trasformation in circle detection[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2007, 24(1): 101 ~ 104. (in Chinese)