

基于改进随机 Hough 变换的棉桃识别技术*

刘坤^{1,2} 费树岷¹ 汪木兰² 邢灿华² 王祝青²

(1. 东南大学自动化学院, 南京 210013; 2. 南京工程学院自动化学院, 南京 211112)

【摘要】 为准确识别自然环境中被遮挡的棉花, 提出一种基于随机 Hough 变换的棉花识别方法。为了减小运算量, 首先基于 RGB 彩色模型的 $(R-B)$ 色差通道进行图像分割, 利用区域标记获取棉花最小外接矩形区域。然后在有效区域内采用边界跟踪方法获取轮廓信息, 根据棉桃轮廓的数学模型进行随机 Hough 变换。仿真表明: 当棉花轮廓信息丢失量小于 $1/2$ 时, 识别效果良好。而且由于轮廓提取和 Hough 变换均在有效区域进行, 参数空间大大压缩, 能满足采棉机器人对目标识别精度和速度的要求。

关键词: 棉花 识别 随机 Hough 变换 区域标记 边界跟踪

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)08-0160-06

Cotton Recognition Based on Randomized Hough Transform

Liu Kun^{1,2} Fei Shumin¹ Wang Mulan² Xing Canhua² Wang Zhuqing²

(1. School of Automation, Southeast University, Nanjing 210013, China

2. College of Automation, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211112, China)

Abstract

A cotton recognition method was proposed based on Hough transform in order to recognize the hidden cotton. For reducing the computation complexity, first of all, the image was segmented by $R-B$ channel in RGB color model. The minimum external rectangle was obtained by labeling its region. Then, according to the contour information from the boundary trace, the randomized Hough transform was realized. The experimental results showed that the proposed recognition method presented good performance even the cotton contour loss rated up to 50%. It met the requirements of the precision and rating for the cotton-harvesting-robot.

Key words Cotton, Recognition, Randomized Hough transform, Region label, Boundary trace

引言

棉花空间位置的识别是采棉机器人进行棉花采摘应首先解决的关键问题, 而要解决此问题必须先将棉花图像从复杂的背景图像中提取出来, 即对实际拍摄的彩色图像进行分割。目前, 图像分割算法主要基于区域特性、边界特性和边缘特性^[1]。但由于对数据信息丢失或不完整情况的灵敏度较高, 因此要基于这 3 种特性识别被棉枝或棉叶遮挡的棉桃非常困难。Hough 变换是一种使用表决原理的参数估计技术。该方法突

出的特点是对数据的不完全性或对噪声不敏感^[2-3]。最初, Hough 变换用来检测直线^[4]和圆^[5], 后来推广到广义 Hough 变换, 来检测各种曲线^[6]。但在参数空间超过二维的情况下, 需要耗费巨大的存储空间, 耗时随之猛增, 不利于采棉机器人的实时要求。尽管文献^[7-9]已提出了一系列提高精度和快速性的改进方法, 但是基于这些方法的 Hough 变换都无法改善计算的复杂性以及空间的复杂性。因此, 本文提出一种基于边缘特性的随机 Hough 变换方法^[10-11]用于采棉机器人识别棉桃。

1 图像特征提取

采用从江苏省农科院棉花试验场实地拍摄的鲁棉 15 号棉花图像,由数码相机在自然条件下采集。用 PC 机对图像进行处理,计算机配置为奔腾 4 CPU 2.8 GHz、512 MB 内存、Windows XP 操作系统。图像为 24 位真彩色,其每一个像素的颜色值以 R (红)、 G (绿)、 B (蓝)格式存储。

图像分割前,必须先进行特征提取,获得特征数目较少且分类错误概率较小的特征向量。为了有效地实现分类识别,要对原始数据进行选择和变换,得到最能反映分类本质的特征,即图像中各个像素点的特征。对于彩色图像,必须充分利用其所包含丰富的色彩信息,选择适当的特征,以便依据特征上的差别对目标和背景进行区分。

通过对棉花的不同颜色模型进行统计分析得到:任何一种颜色模型都不能准确地将棉桃从背景图像中有效地识别出来^[12-14],而利用 RGB 彩色模型的 $R-B$ 色差进行识别,可以有效地将棉桃从背景图像中分离出来。本文以 $R-B$ 色差作为特征实现图像分割。

2 棉桃轮廓模型

由于不同成熟度的棉桃轮廓存在一定差异,如:未成熟棉桃轮廓近似为圆形,而成熟棉桃由 4 个近似扇形构成。所以建立一个标准、统一而准确的棉桃轮廓数学模型相当困难。为了计算方便,适应计算机视觉速度要求,以圆形近似表示棉桃的形状轮廓,则棉桃的轮廓在图像中的参数方程为

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad (1)$$

式中 a 、 b ——棉桃图像形心坐标

r ——棉桃的轮廓半径

3 图像处理

3.1 图像预处理

对图像进行 Hough 变换前先要对图像进行预处理,取出图像的 $R-B$ 色差,对此特征通道进行自动对比度增强,增大图像中各对象的 $R-B$ 差异;采用固定阈值进行二值化,得到初步目标图像,为了防止噪声的干扰,应对图像进行平滑处理。这里采用数学形态学开、闭运算结合的方式去除噪声。先进行开运算然后做闭运算后的平滑图像如图 1 所示。

3.2 区域标记与轮廓获取

如果直接对分割后的图像进行边缘信息提取,获取棉桃的轮廓信息,并在整个图像空间进行 Hough 变换进行棉桃识别,能得到理想的处理结果。

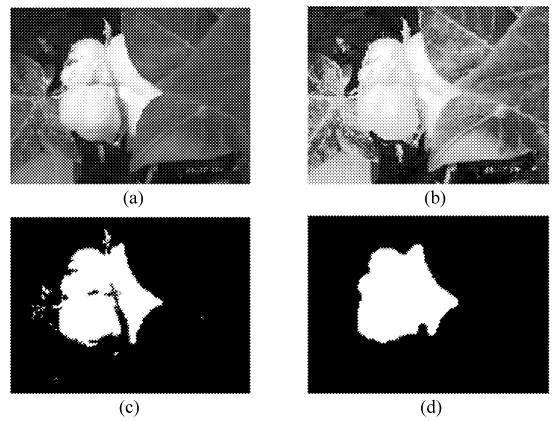


图 1 棉花图像预处理结果

Fig. 1 Pretreated results of the cotton image

(a) 原图 (b) 对比度增强后的图像 (c) 二值图像 (d) 平滑图像

但由于参数空间大,运算量非常大,耗费时间长。为此,先对分割后的图像进行区域标记,获取有效图像信息区域(棉桃肯定在这个区域中),然后在这些区域中进行轮廓提取和 Hough 变换以识别棉桃。

3.2.1 区域标记

坐标为 (x, y) 的像素 p 两个水平和两个垂直的相邻像素集合记为 $N_4(p)$,称为 4 邻域。 p 的对角像素集合记为 $N_d(p)$, $N_4(p)$ 和 $N_d(p)$ 的并集是 p 的 8 个邻域像素,记为 $N_8(p)$,称为 8 邻域。若 $q \in N_4(p)$,则像素 p 和 q 称为 4 连接。同样,若 $q \in N_8(p)$,则像素 p 和 q 称为 8 连接。若在像素 p 和 q 之间存在一条完全由棉桃像素组成的连接路径,该路径可以是 4 连接方式,也可以是 8 连接方式。对于任意前景像素 p ,与其相连的所有前景像素集合成为包含 p 的连接分量。连接分量性质取决于所选的邻接方式,邻接方式决定了图像中连接分量的数量。选择 8 邻接方式来标记目标矩阵。图像中不同连接分量(针对图像中有多个棉桃的情况,不同连接分量对应于不同棉桃图像)中的像素被分配给一个唯一的整数,该整数的范围是从 1 到连接分量的总数。换言之,标记值为 1 的像素属于第 1 个连接分量(第 1 个棉桃);标记值为 2 的像素属于第 2 个连接分量(第 2 个棉桃);依此类推。背景像素标记为零。通过分别查找标记值为非零的各个连接分量,即可找到图像中的棉桃区域。

上述原棉花图像只有 1 个棉桃,因此最大连接分量即为 1。调用 $\text{find}()$ 函数确定属于连接分量 1 的所有像素的行索引和列索引。利用索引矩阵的数据确定棉桃的质心和最小外接矩阵,这样就将图像分解成多个有效图像区域,棉桃分布在各个有效图像区域中。由于参数范围减小了,运算量也随着减小,处理速度得到提高,但标注效果没有受到任何影响。结果如图 2 所示。

3.2.2 轮廓获取

棉桃的有效区域确定后,提取有效区域中的棉桃轮廓信息并保存起来,用于 Hough 变换识别有效区域的棉桃。为了减少有效区域扫描的次数,进一步减少运算量,采用边界跟踪的方法获取轮廓信息。

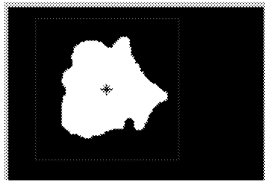


图2 棉桃的有效区域标注

Fig.2 Labeling of the contributing region of the cotton image

边界跟踪过程如图3

所示,图中黑点表示边界点,白点为图像的内部点。跟踪的初始点是最右下方的黑点(即最下一行最右的黑点),跟踪的初始方向设定为左上方45°。跟踪开始后,初始点沿初始跟踪方向检测是否该方向有黑点(检测距离为1个像素),因为该方向有边界点,保存初始点,将检测到的点作为新的初始点。在原来检测方向基础上,逆时针旋转90°作为新的跟踪方向,不是目标点则沿顺时针旋转45°,沿新跟踪方向继续检测,直到找到黑像素目标点,然后将跟踪方向逆时针旋转90°作为新的跟踪方向。重复上述方法,不断改变跟踪方向,直到找到新的边界点。找到新边界点后,保存旧边界点,将新检测到的点作为新初始点,直到检测点回到最开始的检测点为止。带有跟踪边界的棉桃图像如图4所示。

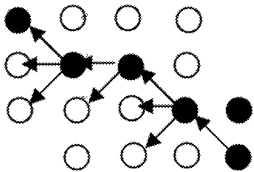


图3 边界跟踪示意图
Fig.3 Boundary trace



图4 带有跟踪边界的棉桃图像
Fig.4 Cotton image with the trace boundary

4 改进随机 Hough 变换

Hough 变换实质是将图像空间具有一定关系的像元进行聚类^[15],寻找能把这些像元用某一解析形式联系起来的参数空间累对应点。但是,在参数空间超过二维时,这种变换的时间消耗和所需存储空间的急剧增大,使得这种变换仅仅在理论分析上可行,而在实际应用中几乎是不可能实现的。

为了克服上述缺陷, Xu 等提出了随机 Hough 变换^[16-18](randomized Hough transform, 简称 RHT),在图像空间随机选取不共线的3个点映射成参数空间的1个点,是多到一的映射,从而避免了传统 Hough 变换一到多映射的庞大计算量。为

了降低内存需求,采用动态链表结构,只对多到一映射所得到的参数分配单元进行累计,从而与传统 Hough 变换相比,降低了内存需求,同时使 RHT 具有参数空间无限大、参数精度任意高等优点。若将圆的方程表示为^[18]

$$2xa + 2yb + d^2 = x^2 + y^2 \quad (2)$$

其中

$$d^2 = r^2 - a^2 - b^2$$

用 D 代表图像中所有边缘点的集合,从 D 中随机选取3个像素,3个不在同一直线上的点确定一个圆。取 $d_i = (x_i, y_i)$, $i = 1, 2, 3$,则该3点确定的圆心与半径为

$$a_{123} = \frac{\begin{vmatrix} x_2^2 + y_2^2 - (x_1^2 + y_1^2) & 2(y_2 - y_1) \\ x_3^2 + y_3^2 - (x_1^2 + y_1^2) & 2(y_3 - y_1) \end{vmatrix}}{4[(x_2 - x_1)(y_3 - y_1) - (x_3 - x_1)(y_2 - y_1)]} \quad (3)$$

$$b_{123} = \frac{\begin{vmatrix} 2(x_2 - x_1) & x_2^2 + y_2^2 - (x_1^2 + y_1^2) \\ 2(x_3 - x_1) & x_3^2 + y_3^2 - (x_1^2 + y_1^2) \end{vmatrix}}{4[(x_2 - x_1)(y_3 - y_1) - (x_3 - x_1)(y_2 - y_1)]} \quad (4)$$

$$r_{123} = \sqrt{(x_i - a_{123})^2 + (y_i - b_{123})^2} \quad (i = 1, 2, 3) \quad (5)$$

确定候选圆 c_{ijk} 的圆心与半径后,进行证据积累过程,RHT 的方法为取遍 D 中的点 $d_l = (x_l, y_l)$ 。如果 $d_{l \rightarrow ijk} = \left| \sqrt{(x_l - a_{ijk})^2 + (y_l - b_{ijk})^2} - r_{ijk} \right| < \delta$ (δ 为一个阈值)则表示 d_l 在圆 c_{ijk} 上,计数器加1。取完后,如果计数器大于某个自定义的阈值,则确定该圆为真实圆。随机 Hough 变换算法的具体步骤如下:

(1) 存储所有边缘点 $d_i = (x_i, y_i)$ 至边缘点集 D ,循环次数 $k = 0$,失败次数 $f = 0$,阈值失败最大次数 f_{\max} ,集合中最少个数 m ,边缘厚度 t ,真实圆的阈值 p , n 为 D 中像素数。

(2) 如果 $f > f_{\max}$ 或者 $n < m$ 则结束;否则从 D 中随机挑选3个点 d_i, d_j, d_k 。求 $D = D - \{d_i, d_j, d_k\}$ 。

(3) 利用式(3)~(5)计算这3个点确定的圆的参数 r, a, b ,则 $r_1 = r + t$ 。

(4) 取 d_l ,若 $a - r_1 < x_l < a + r_1$ 且 $b - r_1 < y_l < b + r_1$ 则计算 $d_{l \rightarrow ijk}$,若 $d_{l \rightarrow ijk} < \delta$,则 $k = k + 1, D = D - \{d_l\}$;否则 $f = f + 1$,令 $l = l + 1$ 。直至取完 D 中所有像素。

(5) 如果 $k > p$,则结束,否则将 d_l 归还,转至步骤(2)。

5 仿真结果

仿真采用 Matlab 语言实现。主要针对各种棉花图像分别应用常规 Hough 变换、标准的 RHT 算法和改进算法进行棉花识别。并对数据进行对比分析。其中,由于常规 Hough 变换检测时间较稳定,对每幅图像只进行 1~2 次测试;随机采样导致 RHT 算法检测时间不稳定,对每幅图像进行 3~5 次重复测试。利用提出的改进 RHT 算法对棉桃的识别结果如图 5~10 所示。识别速率对比如表 1 所示。识别实验主要分为 3 种情况:① 欠成熟棉桃的识别。被检测的图像都是 256×256 像素的 24 位真彩色图像,此时的棉桃轮廓更接近于圆形;如图 5、6 所示。② 成熟棉桃的识别被检测的 2 幅图像都是 $256 \times$

256 像素的 24 位真彩色图像,此时的棉桃轮廓不太规则,如图 7、8 所示。③ 有遮挡情况下的棉桃识别,此时棉桃轮廓不完整,如图 9、10 所示。

由仿真结果可以看出,采用改进的随机 Hough 变换能够稳定地检测到图像中常规状态下棉桃所在

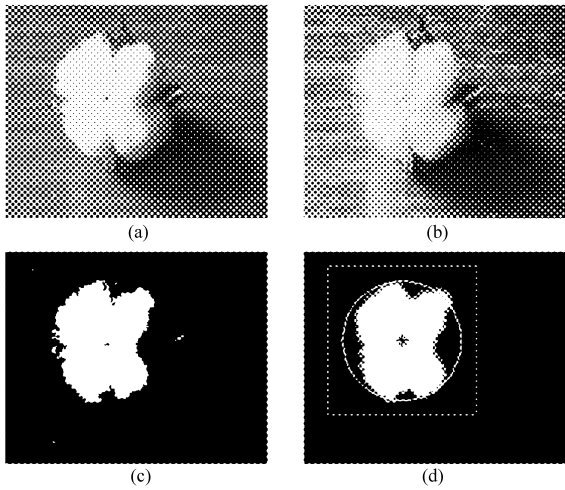


图 5 欠成熟棉桃的识别(俯视)

Fig. 5 Recognition of the immature cotton (look down)

(a) 原图 (b) 对比度增强后的图像

(c) 二值图像 (d) 随机 Hough 变换识别的图像

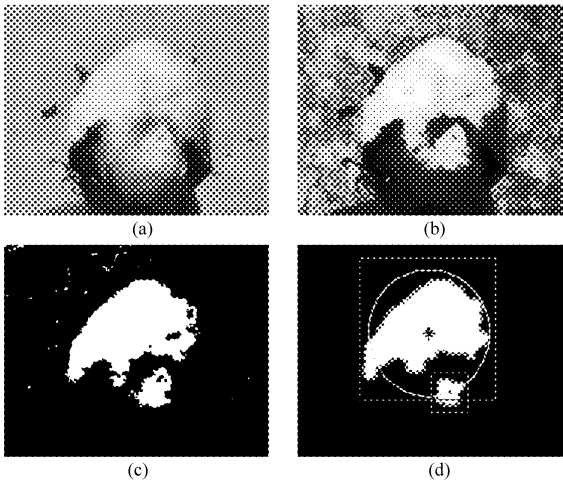


图 6 欠成熟棉桃的识别(侧视)

Fig. 6 Recognition of the immature cotton (side-glance)

(a) 原图 (b) 对比度增强后的图像

(c) 二值图像 (d) 随机 Hough 变换识别的图像

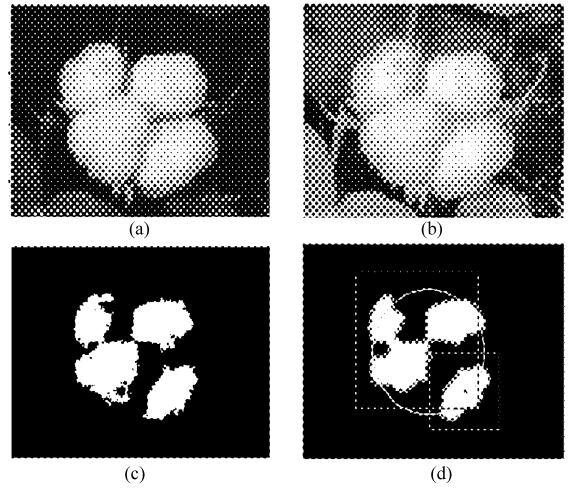


图 7 成熟棉桃的识别(无阴影)

Fig. 7 Recognition of the mature cotton (without shadow)

(a) 原图 (b) 对比度增强后的图像

(c) 二值图像 (d) 随机 Hough 变换识别的图像

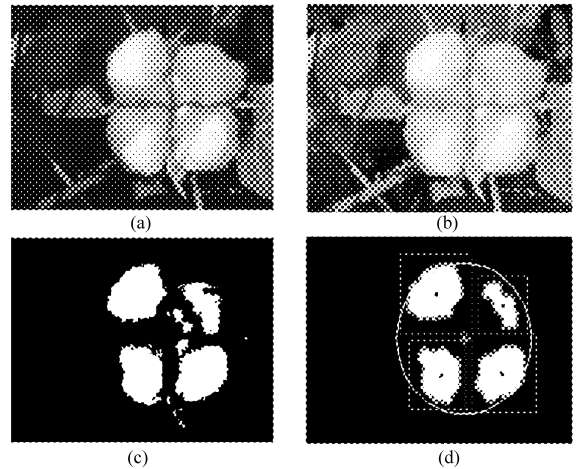


图 8 成熟棉桃的识别(有阴影)

Fig. 8 Recognition of the mature cotton (with shadow)

(a) 原图 (b) 对比度增强后的图像

(c) 二值图像 (d) 随机 Hough 变换识别的图像

表 1 棉桃识别时间对比

Tab. 1 Comparison of the time consumption s

图像	常规 Hough 变换时间	随机 Hough 变换时间
图 5	1.87	1.32
图 6	1.73	1.21
图 7	1.46	1.04
图 8	1.38	0.93
图 9	2.12	1.87
图 10	1.08	0.79

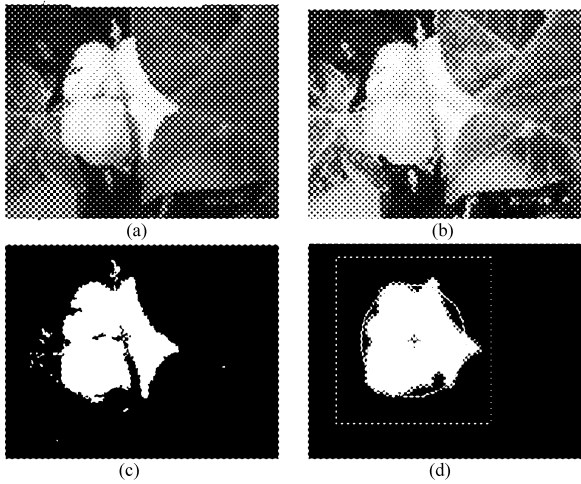


图9 遮挡情况下棉桃的识别(遮挡一侧)

Fig.9 Recognition of the cotton in the case where the cotton is sheltered (shelter one side)

(a) 原图 (b) 对比度增强后的图像

(c) 二值图像 (d) 随机 Hough 变换识别的图像

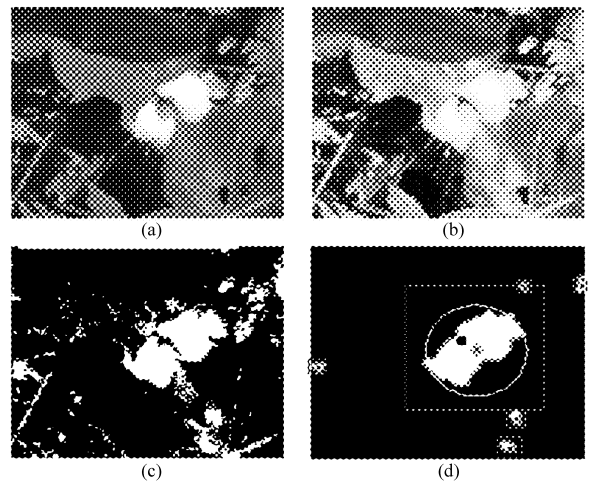


图10 遮挡情况下棉桃的识别(双侧遮挡)

Fig.10 Recognition of the cotton in the case where the cotton is sheltered (shelter both sides)

(a) 原图 (b) 对比度增强后的图像

(c) 二值图像 (d) 随机 Hough 变换识别的图像

的轮廓圆,并且相对于常规的 Hough 变换,检测耗时更短。由图 9、10 可以看出,当棉桃被棉枝或棉叶遮挡时,只要棉桃轮廓信息丢失量小于 $1/2$,该方法都能很好地将棉桃识别出来。但由于成熟棉桃轮廓不是一个标准的圆,用圆来拟合棉桃轮廓存在一定的误差,而且棉桃成熟度越高,误差将越大。由于棉桃反光或表面有杂质,导致图像分割后存在一定的孔洞,边界跟踪获取的棉桃轮廓信息存在一定的噪声。对被遮掩等不完整的棉桃进行人工补偿,存在一定的误差。但相对于整个棉桃来说,识别误差较小,能够满足机器视觉系统的要求。

6 结束语

利用 $R-B$ 色差作为棉花图像的彩色模型,采

用数学形态学的开、闭运算平滑图像,然后通过区域标记获取有效信息区域,再利用边界跟踪方法获取棉桃基本轮廓用于改进随机 Hough 变换。由于先进行了区域标记,使 Hough 变换在区域的外接矩阵中进行,大大减少了计算量;而在随机 Hough 变换时,利用同心圆上不平行两弦的中垂线交于圆心的几何性质,减少了计算量,同时,考虑到圆肯定在其外接正方形之内,在证据累积的过程中,没有取遍边界集中的所有点来计算 $d_{l \rightarrow ijk}$,从而加快了处理速度。无论是成熟或欠成熟的棉桃,还是被棉枝、棉叶等遮挡的棉桃,只要图像轮廓信息丢失量小于 $1/2$,该方法均能快速、准确地将棉桃识别出来。

参 考 文 献

- 1 Castleman K R. Digital image processing[M]. Beijing:Prentice Hall Inc.,2000.
- 2 Milan Sonka, Vaclav H lavac, Roger Boyle. 图像处理、分析与机器视觉[M]. 2版. 艾海舟,武勃,译. 北京:人民邮电出版社,2003.
- 3 Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理[M]. 阮秋琦,阮宇智,译. 北京:电子工业出版社,2004.
- 4 Song Jiqiang, Lyu M R. A Hough transform based line recognition method utilizing both parameter space and image space [J]. Pattern Recognition,2005,38(4): 539~552.
- 5 Rizon M, Yazid H, Saad P. A comparison of circular object detection using Hough transform and chord intersection[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Geometric Modeling and Imaging, 2007: 115~120.
- 6 Pui-Kin Ser, Wan-Chi Siu. A new generalized Hough transform for the detection of irregular objects[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 1995,6(3): 256~264.
- 7 Kavallieratou E, Fakotakis N, Kokkinakis G. Skew angle estimation for printed and handwritten documents using the Wigner-ville distribution[J]. Image and Vision Computing, 2002,20(11):813~824.
- 8 Pal U, Chaudhuri B B. An improved document skew angle estimation technique [J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(8): 899~904.

- 9 Chandan Singh, Nitin Bhatia, Amandeep Kaur. Hough transform based fast skew detection and accurate skew correction methods[J]. *Pattern Recognition*, 2008,41(12):3 528 ~ 3 546.
- 10 Lei Xu, Randomized Hough transform (RHT): Basic mechanisms, algorithms, and computational complexities [J]. *CVGIP: Image Understanding*, 1993(57):131 ~ 154.
- 11 Young C N, Zou Jujia. Adaptive circular object detection [C]. 2nd International Conference on Signal Processing and Communication Systems, ICSPCS 2008, 15 - 17 Dec. 2008:1 - 6.
- 12 王勇,沈明霞,姬长英. 基于颜色信息和形状特征的蜜桃识别方法[J]. *农业机械学报*,2007,38(11):76 ~ 79,87.
Wang Yong, Shen Mingxia, Ji Changying. Using color data and shape properties for cotton fruit recognition[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2007, 38(11):76 ~ 79, 87. (in Chinese)
- 13 王勇,沈明霞,姬长英. 基于色差信息的田间成熟棉花识别[J]. *浙江农业学报*,2007,19(5):385 ~ 388.
Wang Yong, Shen Mingxia, Ji Changying. Study on the recognition of mature cotton based on the chromatic aberration in natural outdoor scenes[J]. *Acta Agriculture Zhejiangensis*, 2007,19(5): 385 ~ 388. (in Chinese)
- 14 Slaughter D C, Harrell R C. Discriminating fruit for robotic harvest using colour in natural outdoor scenes[J]. *Transactions of the ASAE*, 1989,32(3): 757 ~ 763.
- 15 Qiang Ji, Haralick R M. Error propagation for the Hough transform[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2001,22(6 ~ 7): 813 ~ 823.
- 16 Xu L, Oja E, Pekka Kultanen. A new curve detection method: randomized Hough transform (RHT) [J]. *Pattern Recognition Letters*,1990,11(5):331 ~ 338.
- 17 Xu L, Oja E, Kultanen P. Randomized Hough transform (RHT): basic mechanisms, algorithms, and computational complexities[J]. *Comput Vision Graphics Image Process: Image Understanding*,1993,57(2):131 ~ 154.
- 18 Teh-Chuan Chen, Kuo-Liang Chung. An efficient randomized algorithm for detecting circles[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2001,83(2):172 ~ 190.

~~~~~  
(上接第 159 页)

- 4 杨蜀秦,宁纪锋,何东健. BP 神经网络识别玉米品种的研究[J]. *西北农林科技大学学报*,2004,32(增刊):189 ~ 192.  
Yang Shuqin, Ning Jifeng, He Dongjian. Identification of corn breeds by BP neural network[J]. *Journal of Northwest Sci-Tech University of Agriculture and Forestry*,2004,32(Supp.):189 ~ 192. (in Chinese)
- 5 应义斌,成芳,马俊福. 基于最小矩形法的柑桔横径实时检测方法研究[J]. *生物数学学报*,2004,19(3):352 ~ 356.  
Ying Yibin, Cheng Fang, Ma Junfu. Real-time sizeinspection of citrus with minimum enclosing rectangle method[J]. *Journal of Biomathematics*,2004,19(3):352 ~ 356. (in Chinese)
- 6 应义斌,景寒松,马俊福,等. 计算机视觉技术在黄花梨尺寸和果面缺陷检测中的应用[J]. *农业工程学报*,1999,15(1):197 ~ 200.  
Ying Yibin, Jing Hansong, Ma Junfu, et al. Application of machine vision to detecting size and surface defect of Huanghua pear[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*,1999,15(1):197 ~ 200. (in Chinese)
- 7 Miller B K, Delwiche M J. Peach defect detection with machine vision[J]. *Transactions of the ASAE*,1991,34(6):2 588 ~ 2 597.
- 8 Panigrahi S, Misra M K, Bern C, et al. Background segmentation and dimensional measurement of corn germplasm[J]. *Transactions of the ASAE*,1995,38(1): 291 ~ 297.
- 9 Panigrahi S, Misra M K, Willson S. Evaluations of fractal geometry and invariant moments for shape classification of corn germplasm[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*,1998, 20(1):1 ~ 20.
- 10 赵杰文,刘木华,杨国彬. 基于 HIS 颜色特征的田间成熟番茄识别技术[J]. *农业机械学报*,2004,35(5):122 ~ 124.  
Zhao Jiewen, Liu Muhua, Yang Guobin. Discrimination of mature tomato based on HIS color space in natural outdoor scenes [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*,2004,35(5):122 ~ 124. (in Chinese)
- 11 陈英,廖涛,林初靠,等. 基于计算机视觉的葡萄检测分级系统[J]. *农业机械学报*,2010,41(3):169 ~ 172.  
Chen Ying, Liao Tao, Lin Chukao, et al. Grape inspection and grading system based on computer vision[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2010,41(3):169 ~ 172. (in Chinese)