基于 Hough 变换和连通体分析的混合圆形体检测算法

闫士举 [1] 王成焘 [1] 钱理为 [1]

摘 要 从复杂图像中准确可靠地检测圆形体是计算机视觉和智能化图像理解的关键技术之一. 现存算法存在检测精度低, 对噪声及复杂背景敏感等缺点. 本文提出一种新的混合算法. 首先采用一种改进 Hough 变换获取参数空间并生成其横切面图像; 然后对该横切面图像进行连通体分析, 检测出圆形体的尺寸和中心位置. 改进 Hough 变换重新定义了掩模及积分算子; 连通体分析则采用一种改进圆形测度. 大量实验表明所提算法具有更高检测率、检测精度和鲁棒性.

关键词 图像理解, 模式识别, Hough 变换, 连通体, 鲁棒性
中图分类号 TP391.41

A Hybrid Approach Based Hough Transform and Connected Component Analysis for Circular Objects Detection and Measurement

YAN Shi-Ju[1] WANG Cheng-Tao[1] QIAN Li-Wei[1]

Abstract It is a key technique for computer vision and image understanding to detect and measure circular objects in images. Existing algorithms possess several drawbacks such as low detecting and measuring accuracies and poor robustness to image degradation. This paper proposes a two-stage hybrid approach to solve this problem. In the first stage, a modified Hough transform is used to obtain the accumulative space of the original image; in the second stage, connected components in the horizontal cross section image of the accumulative space are analyzed to extract those corresponding circular objects. Geometric parameters of the extracted connected components are scaled up to obtain the desired center coordinates and sizes of the circular objects. Results of experiments demonstrate that the proposed approach possesses higher performance than several existing ones.

Key words Image understanding, pattern recognition, Hough transform, connected component, robustness

复杂图像中圆形体的识别与测量是计算机视觉关键问题之一. 迄今, 学者们提出了多种解决算法. Hough 变换是一种经典圆检测方法[1−7]. 标准 Hough 变换对图像噪声不敏感, 但运算效率低. 文献 [1] 提出一种两步扫描 Hough 变换算法, 仅可处理单圆图像. 文献 [2] 提出一种 Hough 变换与半径直方图分析相结合的算法, 其中的半径直方图分析处理过程复杂. 文献 [3−6] 提出基于梯度信息的 Hough 变换, 该类 Hough 变换当图像噪声严重或图像背景复杂时性能不稳定[2, 5], 其问题在于: 由于图像噪声等原因, 参数空间中会出现虚假峰并与真实峰混杂相间[7], 这使得真实峰的检测复杂、精度降低. 许多学者试图改进基于梯度 Hough 变换以提高其鲁棒性和检测精度[4, 8−12], 本文正是出于这一目的提出 Hough 变换的新改进. 另一类圆检测方法为基于取阈与连通体分析的算法[13−22]. 取阈是一种典型图像分割法[13−16], 文献 [16] 提出的方法最为经典. 采用文献 [16] 取阈法, 当图像噪声过重或对比度太小时其分割效果并不理想. 通常, 图像二值化后要进行连通体分析[17−20] 以最终检测圆形体. 文献 [21] 综合采用取阈与连通体分析检测水滴; 文献 [22] 综合采用取阈与边缘检验进行披萨饼分级. 两文献中涉及图像简单, 用文献 [16] 取阈法足以获取良好的二值化图像并用于接续的连通体分析. 然而更多图像常存在噪声、灰度不均、背景复杂等现象. 这种情况下直接采用取阈方法获取的二值化图像不足以使接续的连通体分析产生可靠的检测结果. 本文正是针对这一问题提出由 Hough 变换产生的参数空间来生成二值化图像.

收稿日期 2006-08-23 收修改稿日期 2007-01-02
Received August 23, 2006; in revised form January 2, 2007
上海市科学技术委员会科技攻关基金 (2528(3)) 资助
Supported by Key Scientific and Technological Breakthrough Fund of Science and Technology Committee of Shanghai Municipality (2528(3))
1. 上海交通大学机械与动力工程学院 上海 200240
1. School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2008.00408

1 算法描述

1.1 算法概述

首先采用本文改进 Hough 变换生成原始图像的参数空间, 然后通过二值化获取该参数空间的水平截面图像, 最后对该截面图像进行连通体分析分离出圆形体并提取其几何数据.

1.2 Hough 变换

1.2.1 Hough 变换回顾

梯度 Hough 变换通过求取掩模与梯度图像的

卷积生成参数空间. 文献 [3] 使用维数为 $(2R_{\max}+1)\times(2R_{\max}+1)$ 的掩模, 其中 $R_{\max}$ 为待测圆形体最大半径. 掩模中心坐标为 $(0,0)$. 掩模定义为一个环状矢量域, 域上的每个点均用一个单位掩模矢量表示, 图像中每个像素处的卷积值由卷积算子求取. 文献 [4] 采用了与文献 [3] 同样的掩模维数与矢量域形状, 但定义了不同的掩模矢量和卷积算子, 文献 [3] 在其卷积算子中引入了因子以使卷积结果与梯度图像的强度无关, 文献 [4] 则引入不同的因子分别用于掩模矢量和卷积算子的正规化, 以实现卷积结果与梯度图像强度无关且数值落在区间 $[-1,+1]$ 上.

1.2.2 Hough 变换新改进

本文对 Hough 变换掩模维数、矢量域形状及掩模矢量和卷积算子的表达式进行改进, 改进后掩模维数为 $(P(R_{\max})-1)\times(P(R_{\max})-1)$, 其中 $P(\cdot)$ 为一函数, 其表达式见式 (1).

$$P(R_{\max})=\begin{cases}R_{\max}, & \text{若 } (R_{\max}/2)\in\mathbf{N}\\ R_{\max}+1, & \text{否则}\end{cases}\tag{1}$$

掩模中心坐标仍为 (0, 0), 但其矢量域形状变为实心圆形. 改进掩模的维数为文献 [3−4] 中掩模维数的一半. 改进后掩模矢量及卷积算子表达式为:

$$O^2_{OA}=(O^2_{OAx},O^2_{OAy})^{\mathrm{T}}\tag{2}$$

$$O^2_{OAx}(m,n)=\begin{cases}\frac{m}{\sqrt{m^2+n^2}}, & \text{若 } \sqrt{m^2+n^2}\le\frac{P(R_{\max})}{2}\\ 0, & \text{否则}\end{cases}\tag{3}$$

$$O^2_{OAy}(m,n)=\begin{cases}\frac{n}{\sqrt{m^2+n^2}}, & \text{若 } \sqrt{m^2+n^2}\le\frac{P(R_{\max})}{2}\\ 0, & \text{否则}\end{cases}\tag{4}$$

$$Q^2_{OA}(x,y)=\sum_i\sum_j\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}(i,j)O^2_{OA}(x-i,y-j)\tag{5}$$

其中 $\boldsymbol{E}(i,j)=(E_x(i,j),E_y(i,j))$ 为梯度矢量, 两个分量 E_x 与 E_y 分别表示 X,Y 两个方向的梯度图像. 本文分别采用 Sobel 卷积算子 $\begin{pmatrix}1&2&1\\0&0&0\\-1&-2&-1\end{pmatrix}$ 和 $\begin{pmatrix}1&0&-1\\2&0&-2\\1&0&-1\end{pmatrix}$ 对原始灰度图像进行操作以获取 X,Y 两个方向的梯度图像. Sobel 卷积算子结构简单, 边缘检验结果可靠. 改进 Hough 变换的卷积算子可以表示为 X,Y 两个方向卷积算子分部之和, 如式 (6) 所示.

$$Q^2_{OA}=E_x\otimes O^2_{OAx}+E_y\otimes O^2_{OAy}\tag{6}$$

本文改进的卷积算子摒弃了文献 [3−4] 中引入的因子, 尽可能保留卷积算子各个环节原貌不加正规化. 这样, 参数空间中真实峰与虚假峰之间的高度差将保持最大, 真实峰不易为虚假峰所淹没, 算法鲁棒性得以提高; 峰、谷之间的界限最明显, 圆形体更易作为独立不粘连的连通体被分离出来, 圆形体的检测率得以提高; 谷峰之间的过渡环壁最陡峭, 分离出来的连通体与待测圆形体在尺寸与形状方面最接近, 数据提取精度得以提高. 新改进 Hough 变换的这些特点使其对噪声、灰度不均、背景复杂等各种图像恶化的敏感性最低, 圆形体检测率和数据提取精度始终保持在一个比较稳定的水平上而不随图像噪声、灰度、背景等的急剧变化而变化. 本文第 2 节采用大量实验证明改进后 Hough 变换的性能.

几乎所有现存基于 Hough 变换的算法都致力于分析参数空间中的峰值点. 实际上, 参数空间水平截面图像蕴涵的信息更利于圆形体的检测. 本文采用一幅理想单圆图像参数空间的纵剖图 (见图 1 (a)) 来示意 Hough 变换进程与参数空间形成的关系. 由式 (5) 和 (6) 可得当前像素处的卷积值实际上是 X, Y 两个分部卷积值之和: $E_x\otimes O^2_{OAx}$ 和 $E_y\otimes O^2_{OAy}$. 假设在 Hough 变换过程中掩模中心沿 X 轴方向接近圆形体中心, 掩模与该圆形体经历一个从不重叠到部分重叠再到完全重叠 (两个中心重合) 的过程, 其中掩模中重叠区域所占扇区的圆心角 θ 从 0° 逐渐增大. 如图 1 (b) 所示, θ 在 0° 到 90° 的范围内, 由式 (3)、(4) 及 Sobel 卷积算子的定义可知, 重叠区域内的所有像素均满足 $|E_x|>|E_y|$, $O^2_{OAx}>O^2_{OAy}$ 且 $E_x\otimes O^2_{OAx}<0$, $E_y\otimes O^2_{OAy}>0$, 于是有 $Q^2_{OA}=E_x\otimes O^2_{OAx}+E_y\otimes O^2_{OAy}<0$; 非重叠区域内的所有像素均满足 $|E_x|=|E_y|=0$, 使得 $Q^2_{OA}=E_x\otimes O^2_{OAx}+E_y\otimes O^2_{OAy}=0$; 最终, 整个掩模覆盖范围内有 $Q^2_{OA}\le 0$. 这导致在参数空间中首先出现一个谷, 随后掩模中心继续向圆形体中心靠近, 对应地, θ 由 90° 继续增大. θ 在 90° 之后仍有 $|E_x|>|E_y|$, $E_x\otimes O^2_{OAx}<0$, $E_y\otimes O^2_{OAy}>0$ 但 $O^2_{OAx}<O^2_{OAy}$, 这导致环形谷在继续深入一段后回升变浅. 之后, $|E_x|,|E_y|$ 之差与 O^2_{OAx},O^2_{OAy} 之差持续增大, 环形谷越来越浅, θ 增大至 180° 时, 掩模中心行至圆形体外缘, 此时环形谷刚好上升至水平面. 此后掩模中心继续向圆形体中心靠近, θ 开始大于 180° 且掩模上部分区域所覆盖的像素开始满足 $E_x\otimes O^2_{OAx}>0$, 这导致参数空间上峰的出现. 此后, 峰逐渐升高并在掩模中心与圆形体中心重合时, 峰达到最高. 用一个过峰轴线且垂直于 $X-Y$ 平面的虚拟平面截取参数空间纵剖图, 见图 1 (a), 其中有 a, b, c 三个关键点. a 点处掩模与圆开始重叠, 环形谷开始出现; b 点处掩模中心行至圆的边缘, 环形谷上升至水平面; c 点处掩模中心与圆心重合, 峰达到

最高. 对于圆形体外缘提取有意义的是 b 点, 其对应谷峰之间的过渡环. 环形谷的深度和跨度不影响圆形体的检测. 由式 (1)、(3)∼(5) 可知: 谷深及峰高随待测圆尺寸的增大而增大, 而谷的跨度与掩模维数相关, 若采用同一掩模则该跨度保持稳定. 如图 1 (a) 所示, 峰的水平截面正好对应原始图像中的圆. 基于这种关系, 待测圆的尺寸和中心坐标可通过分析该水平截面图像中的连通体获取.

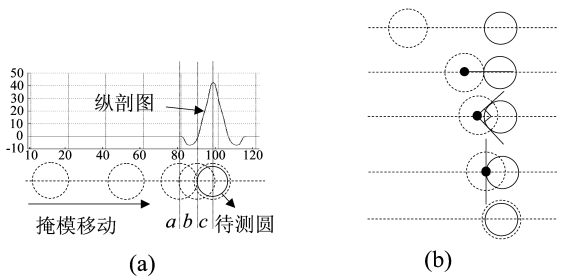


图 1 Hough 变换过程与参数空间形成关系
((a) 谷与峰的形成; (b) 掩模向圆形体靠近过程)
Fig. 1 Correlation between Hough transformation process and accumulative space formation
((a) Formation of trouph and peak; (b) Approaching of convolution kernel to circular object)

1.3 参数空间二值化与连通体分析

1.3.1 参数空间二值化

参数空间可以看作像素可取负值及非整数值的特殊图像, 采用零阈值二值化参数空间即可获取零海拔处的水平截面图像.

1.3.2 连通体标记

连通体标记是一种基本模式识别方法[17−18]. 学者们提出了多种算法[23−26]. 本文混合算法中将连通体标记与几何参数计算集成到一次图像扫描处理中.

1.3.3 几何参数计算

连通体几何参数包括: 面积、中心坐标、包围盒长宽比以及一个专门用于衡量圆度的参数 "圆度率". 文献 [24, 27−28] 给出了连通体面积和中心坐标计算方法. 包围盒长宽比可表示为: $a.r = (xr - xl)/(yb - yt)$, 其中 xl, yt, xr, yb 分别为左上角与右下角像素的行、列坐标. "圆度率" 定义为

$$r.d.r = \frac{A^2}{I_{x0} + I_{y0}} = 2\pi \tag{7}$$

$$I_{x0} = \sum_{i=1}^{k}(\frac{1}{12} + y_{i0}^2) \tag{8}$$

$$I_{y0} = \sum_{i=1}^{k}(\frac{1}{12} + x_{i0}^2) \tag{9}$$

其中 I_{x0} 和 I_{y0} 分别为连通体对其两个形心主轴的主惯性矩, $(x_{i0}, y_{i0}), 1 \le i \le k$ 为连通体中各像素相对于其形心的坐标.

由于每个连通体都是若干像素的集合, 计算中 I_{x0} 和 I_{y0} 采用了离散化处理方法, 像素可看作长度为 1 的单位正方形, 其两个形心主轴惯性矩值均为 1/12. 材料力学中, 具有相同截面积的构件由于截面形状的不同而具有不同的承载能力. 形心主惯性矩是衡量截面形状的重要指标, 截面积平方与其具有相同的量纲. 两者之比反映了截面相对于其形心的紧凑程度, 最紧凑的形状是圆形, 该比值可作为衡量截面圆形程度的指标. 标准圆的面积平方为 $A^2 = \pi^2 d^2/16$, X, Y 两个方向上的形心主惯性矩为 $I_{x0} = I_{y0} = \pi d^4/64$, 于是有 $r.d.r = A^2/(I_{x0} + I_{y0}) = 2\pi$. 其他非圆形状如椭圆和矩形的 "圆度率" 值均小于 2π, 且随长短轴之比或长宽比的增大而减小. 理想情况 (像素无穷小) 下, 一个对应圆形体的连通体的 "圆度率" 值应为 2π, 但实际上像素总有既定尺寸, 并且由于各种图像恶化的存在, 真实图像中连通体的 "圆度率" 值总是小于 2π. 因此, 必须允许 "圆度率" 一定的公差, 实验证明其取阈值 6.1 时可产生良好的检测结果. 连通体的面积、中心坐标、包围盒 xl, yt, xr, yb 值、圆度率 I_{x0}, I_{y0} 值均可随图像扫描过程递归求取.

1.3.4 连通体分析

本文综合运用包围盒长宽比 $a.r$ 及圆度率 $r.d.r$ 两个测度来判定一个连通体是否对应圆形体. 当且仅当 $r.d.r$ 大于 6.1 且 $a.r$ 落在区间 [0.8, 1.25] 上时, 认为该连通体对应原始图像中一圆形体并将其分离出来. 实际图像处理中, 分离连通体与对应圆形体的中心坐标相等. 然而, 两者面积并不一致, 而是存在特定的关系. 本文采用所提算法对一组含有直径 4 到 42 逐一像素增长单圆的图像 (共 39 幅) 进行处理, 经过 6 阶多项式拟合得式 (10) 所示的两者数量关系.

$$\begin{aligned} A_{CO} = &-0 \times A_{CC}^6 + 0 \times A_{CC}^5 - 0 \times A_{CC}^4 + 0 \times A_{CC}^3 - \\ &0.0067 \times A_{CC}^2 + 2.9126 \times A_{CC} - 261.0157 \end{aligned} \tag{10}$$

其中 A_{CC}, A_{CO} 分别为分离连通体与对应圆形体的面积. 采用所提混合算法对原始图像进行处理可直接得到分离连通体的面积数据 A_{CC}, 其经式 (10) 换算后即得对应圆形体的面积数据 A_{CO}. 式 (10) 的可靠性检验见第 2.2 节.

2 实验结果与讨论

本文进行了大量的实验以测试所提混合算法的性能, 其中 Hough 变换采用维数为 19×19 像素的卷积掩模. 微机硬件配置为: Intel Pentium III CPU, 734 MHz basic frequency, 256 MB EMS memory; 操作系统采用 Windows XP 2002 version.

表 1　两种算法检测精度对比
Table 1　Comparison of detection and measurement accuracies of two algorithms

实际直径 (像素数)	实际面积 (像素数)	实际中心坐标	检测面积 (混合算法 1)	面积误差 (混合算法 1)	检测坐标 (混合算法 1)	坐标误差 (混合算法 1)	检测面积 (混合算法 2)	面积误差 (混合算法 2)	检测坐标 (混合算法 2)	坐标误差 (混合算法 2)
12	172	(99.5, 99.5)	144	0.1628	(99.2417, 100.5000)	1.0328	170	0.0116	(99.4337, 99.5000)	0.0663
13	177	(98, 98)	154	0.1299	(98.3182, 98.3247)	0.4546	177	0	(98.0508, 98.0565)	0.0760
21	373	(98, 98)	-	-	-	-	368	0.0134	(98.0304, 97.9834)	0.0346
22	432	(99.5, 99.5)	399	0.0764	(99.3860, 99.7744)	0.2971	431	0.0023	(99.5151, 99.5336)	0.0368
36	1052	(99.5, 99.5)	-	-	-	-	1060	0.0076	(99.4547, 99.5217)	0.0502
37	1061	(98, 98)	1002	0.0556	(97.8064, 98.0230)	0.1950	1055	0.0057	(98.0028, 98.0540)	0.0541
38	1160	(99.5, 99.5)	1088	0.0621	(99.2270, 99.3943)	0.2927	1162	0.0017	(99.4441, 99.4880)	0.0572
39	1177	(98, 98)	-	-	-	-	1172	0.0042	(97.9215, 97.9787)	0.0813
平均误差				0.0873		0.3750		0.0084		0.0796

表 2　两种算法鲁棒性对比
Table 2　Comparison of robustness of two algorithms

测试图像	实际圆形体数	检测数, 误检数 (混合算法 3)	检测率, 误检率 (混合算法 3)	检测数, 误检数 (混合算法 2)	检测率, 误检率 (混合算法 2)
001	127	117, 2	92.13%, 1.57%	126, 0	99.21%, 0%
002	221	75, 0	33.94%, 0%	220, 0	99.55%, 0%
003	73	64, 0	87.67%, 0%	71, 0	97.26%, 0%
004	101	52, 0	51.49%, 0%	90, 0	89.11%, 0%
005	108	36, 0	33.33%, 0%	100, 0	92.60%, 0%
006	/	11, /	/, /	122, /	/, /
007	/	13, /	/, /	84, /	/, /
008	/	11, /	/, /	88, /	/, /
009	/	7, /	/, /	59, /	/, /
平均值			59.71%,1.57%		95. 55%, 0%

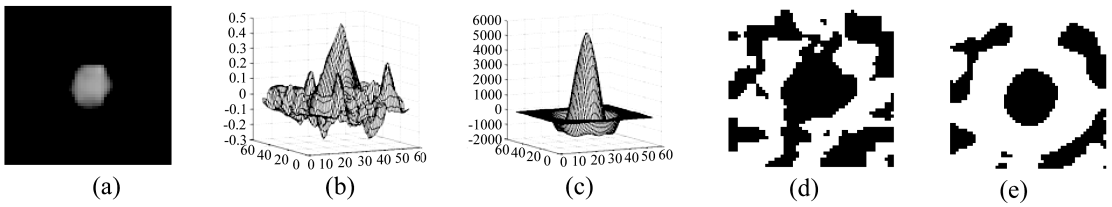


图 2　Hough 变换改进前后对比 ((a) 原始图像 001; (b) 采用文献 [4] Hough 变换获取的图像 001 参数空间; (c) 采用本文改进 Hough 变换获取的图像 001 参数空间; (d) (b) 的横截面图像; (e) (c) 的横截面图像

Fig. 2　Comparison of Hough transforms (HTs) ((a) The original image 001; (b) Accumulative image of original image 001 with the HT of [4]; (c) Accumulative image of original image 001 with the modified HT; (d) Section image of (b); (e) Section image of (c))

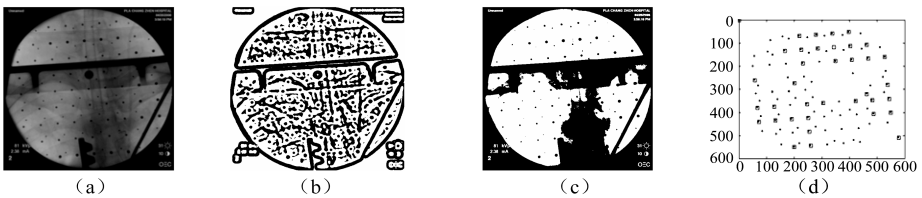


图 3　算法检测率对比 ((a) 原始图像 004; (b) 采用本文改进 Hough 变换获取的 004 横截面图像; (c) 采用文献 [16] 取阈方法获取的 004 横截面图像; (d) 两种算法圆形体检测率对比示意图) ("□": 采用基于文献 [16] 取阈方法的混合算法检测出的圆形体; ".": 采用本文所提算法检测出的圆形体)

Fig. 3　Comparison of detection rates ((a) The original image 004; (b) Binarized accumulative image of image 004 with our modified CHT; (c) Binarized image of image 004 with thresholding method of [16]; (d) Detection rate schematics of image 004 with the two algorithms) ("□": Circular objects detected with the algorithm based on thresholding method of [16]; ".": Circular objects detected with the proposed algorithm)

2.1 参数空间对比

分别采用文献 [4] Hough 变换和本文改进 Hough 变换对两幅真实图像进行处理, 其中一幅处理结果如图 2 (见上页) 所示. 图 2 表明本文改进 Hough 变换生成的参数空间峰形更光滑、谷峰对比更显著、虚假峰抑制程度更高, 且其横截面图像中圆形连通体可被清晰分离. 而采用文献 [4] Hough 变换生成的参数空间横截面图像中, 圆形连通体与其他连通体相互粘连.

2.2 检测精度对比

采用基于文献 [4] Hough 变换与第 1.3 节所述连通体分析的混合算法和本文所提算法对 39 幅合成图像进行处理, 其中圆形体的检测面积由对应分离连通体的面积由式 (10) 换算得到. 图像通过对第 1.3.4 节中所用图像添加均值为 0, 局部方差为 0.05 的高斯白噪声得到. 算法检测精度如表 1 (见上页) 所示. 表 1 中 "混合算法 1" 表示文献 [4] 中 Hough 变换与第 1.3 节所述连通体分析的混合算法; "混合算法 2" 表示本文所提混合算法. 为节省空间, 表 2 中仅列出 8 幅图像的数据, "-" 表示对应圆形体未成功检测.

表 1 表明本文所提算法的两个精度指标值均远小于基于文献 [4] Hough 变换的混合算法. 本文所提算法的圆面积检测误差与圆心位置识别误差平均值分别为 0.0084 和 0.0796, 而基于文献 [4] Hough 变换的混合算法对应的指标值为 0.0873 和 0.3750.

2.3 鲁棒性对比

分别采用基于文献 [16] 取阈方法的混合算法和本文所提算法对 9 幅真实图像进行处理. 001 ∼ 005 为标志物 X 光图像, 001 和 002 呈现显著灰度不均, 003 ∼ 005 背景显著复杂; 006 ∼ 009 为星云星团红外图像, 均同时含有明显噪声和复杂背景. 表 2 对比了两种算法的检测率和误检率, "/" 表示对应图像中圆形体的具体数目未知. 表 2 中 "混合算法 3" 表示基于文献 [16] 取阈方法的混合算法; "混合算法 2" 表示本文所提混合算法.

表 2 表明本文所提算法平均检测率要远高于基于文献 [16] 取阈方法的混合算法, 前者为 95.55%, 而后者为 59.71%. 表 2 还表明本文所提算法平均误检率要低于基于文献 [16] 取阈方法的混合算法, 前者为 0, 而后者为 1.57%. 检测率和误检率从不同角度反映了算法的鲁棒性. 图 3 (见上页) 为图像 004 中圆形体的检测结果.

2.4 效率检验

分别采用三种算法对该 9 幅图像进行处理. 第一种为文献 [3] 算法, 其中所用 CHT 卷积掩模的内外直径分别为 15 与 39; 第二种为二值化与连通体分析混合算法, 其中二值化采用文献 [16] 取阈方法, 连通体分析采用本文所提的方法; 第三种为本文所提算法. 表 3 对比了三种算法的平均执行时间. 表 3 中 "混合算法 4" 表示基于文献 [16] 的混合算法; "混合算法 2" 表示本文所提算法. 由表 3 可见所提算法的执行效率要低于前两种算法, 主要是引入了参数空间水平截面图像的检验和连通体分析过程. 鉴于执行效率方面的限制, 本文所提算法可用于对目标识别鲁棒性和数据提取精度要求高但对处理速度要求较低的场合.

表 3 三种算法执行效率对比

Table 3 Comparison of running efficiencies of three different algorithms

测试图像	平均执行时间 文献 [3] 算法	平均执行时间 (混合算法 4)	平均执行时间 (混合算法 2)
001	90.5800	110.8710	159.1390
002	37.4440	51.5070	70.0400
003	33.2880	49.6380	61.3680
004	34.1890	48.4980	62.7500
005	34.1290	56.4150	66.7160
006	71.1020	109.2990	139.6210
007	53.0260	85.5430	107.3840
008	48.2600	87.6440	107.8150
009	50.9930	99.0500	110.9200

3 结论

本文提出一种混合圆形体检测算法, 首先采用改进的 Hough 变换获取参数空间, 然后对参数空间水平截面图像进行连通体分析以检测出圆形体并提取其几何参数. 改进的 Hough 变换中对掩模矢量和积分算子进行了重新定义, 对于参数空间提出其水平截面图像分析方法. 连通体分析中定义了一种新测度对连通体的圆度进行衡量. 本文采用大量合成图像及真实图像进行实验. 结果表明新改进 Hough 变换生成的参数空间质量更高、更易于接续处理; 存在图像噪声的情况下, 本文算法比基于文献 [4] Hough 变换的混合算法检测精度更高; 存在图像噪声、灰度不均、复杂背景的情况下, 本文算法的鲁棒性优于基于文献 [16] 取阈方法的混合算法.

References

1 Goneid A, Gindi S E, Sewisy A. A method for the Hough transform detection of circles and ellipses using a one-dimensional array. In: Proceedings of IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Piscataway, USA: IEEE, 1997. 3154−3157

2 Ioannou D, Huda W, Laine A F. Circle recognition through a 2D Hough transform and radius histogramming. *Image and Vision Computing*, 1999, **17**(1): 15−26

3 Atherton T J, Kerbyson D J. Size invariant circle detection. *Image and Vision Computing*, 1999, **17**(11): 795−803

4 Orazio T D, Guaragnella C, Leo M, Distante A. A new algorithm for ball recognition using circle Hough transform and neural classifier. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(3): 393−408

5 Davies E R. Truncating the Hough transform parameter space can be beneficial. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(1): 129−135

6 Yuen H K, Proncen J, Lllingworth J, Kittler J. Comparative study of Hough transform methods for circle finding. *Image and Vision Computing*, 1990, **8**(1): 71−77

7 Kierkegaard P. A method for detection of circular arcs based on the Hough transform. *Machine Vision and Applications*, 1992, **5**(4): 249−263

8 Jimenez A R, Ceres R, Pons J L. A vision system based on a laser range-finder applied to robotic fruit harvesting. *Machine Vision and Applications*, 2000, **11**(6): 321−329

9 Khanna V, Phalguni G, Hwang C J. Finding connected components in digital images by aggressive reuse of labels. *Image and Vision Computing*, 2002, **20**(8): 557−568

10 Bennet N, Burridge R, Saito N. A method to detect and characterize ellipses using the Hough transform. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, **21**(7): 652−657

11 Goulermas J Y, Liatsis P. Genetically fine-tuning the Hough transform feature space for the detection of circular objects. *Image and Vision Computing*, 1998, **16**(9): 615−625

12 Olson C F. Constrained Hough transforms for curve detection. *Computer Vision and Image Understanding*, 1999, **73**(3): 329−345

13 Chan F H Y, Lam F K, Zhu H. Adaptive thresholding by variational method. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(3): 468−473

14 Nq H F. Automatic thresholding for defect detection. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Image and Graphics. Piscataway, USA: IEEE, 2004. 532−535

15 Sauvola J, Pietikakinen M. Adaptive document image binarization. *Pattern Recognition*, 2000, **33**(2): 225−236

16 Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, **9**(1): 62−66

17 Khanna V, Gupta P, Hwang C J. Finding connected components in digital images by aggressive reuse of labels. *Image and Vision Computing*, 2002, **20**(8): 557−568

18 Yang Y, Zhang D. A novel line scan clustering algorithm for identifying connected components in digital images. *Image and Vision Computing*, 2003, **21**(5): 459−472

19 Haralick R M. *Real Time/Parallel Computing Image Analysis*. New York: Plenum Press, 1981. 54−68

20 Shan Z Y, Yue G H, Liu J Z. Automated histogram-based brain segmentation in T1-weighted three-dimensional magnetic resonance head images. *Neuroimage*, 2002, **17**(3): 1587−1598

21 Sudheer K P, Panda R K. Digital image processing for determining drop sizes from irrigation spray nozzles. *Agricultural Water Management*, 2000, **45**(2): 159−167

22 Du C J, Sun D W. Shape extraction and classification of pizza base using computer vision. *Journal of Food Engineering*, 2004, **64**(4): 489−496

23 Chang F, Chen C J, Lu C J. A linear-time component-labeling algorithm using contour tracing technique. *Computer Vision and Image Understanding*, 2004, **93**(2): 206−220

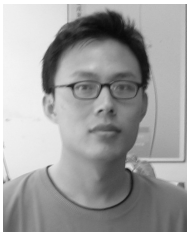
24 Gonzales R C, Woods R E. *Digital Image Processing (Second Edition)*. New Jersey: Prentice-Hall, 2002. 16−25

25 Guerra C. *Vision and Image Processing Algorithms and Theory of Computation Handbook*. Boca Raton: CRC Press, 1999. 56−78

26 Verikas A, Malmqvist K, Bergman L. Detecting and measuring rings in banknote images. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2005, **18**(3): 363−371

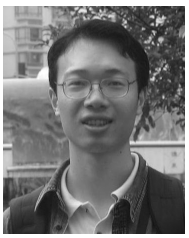
27 Chung K L, Huang H L, Chen I C. New two-phase spatial data structures with applications to binary images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2003, **14**(2): 97−113

28 Samet H. *Applications of Spatial Data Structures: Computer Graphics, Image Processing and Gis*. New York: Addison-Wesley, 1989. 89−123



闫士举 上海交通大学机械与动力工程学院生物医学制造与生命质量工程研究所博士研究生, 1999 年本科毕业于西安交通大学, 2004 年研究生毕业于河北科技大学. 主要研究方向为医学图像处理, 模式识别, 图像变形校正与相机校准.
E-mail: yanshijv@sjtu.edu.cn
(**YAN Shi-Ju** Ph. D. candidate at Institute of Biomedical Manufacturing and Life Quality Engineering, School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University. He received his bachelor degree from Xi′an Jiaotong University in 1999 and his master degree from Hebei University of Science and Technology in 2004. His research interest covers medical image processing, pattern recognition, image distortion correction, and camera calibration.)

王成焘 上海交通大学机械与动力工程学院生物医学制造与生命质量工程研究所教授, 1962 年本科毕业于上海交通大学. 主要研究方向为人类个体生命质量与机械工程, 人类群体生命质量与机械工程. 本文通信作者.
E-mail: trib@sjtu.edu.cn
(**WANG Cheng-Tao** Professor at Institute of Biomedical Manufacturing and Life Quality Engineering, School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University. He received his bachelor degree from Shanghai Jiao Tong University in 1962. His research interest covers human individual life quality and mechanical engineering, human population life quality, and mechanical engineering. Corresponding author of this paper.)



钱理为 上海交通大学机械与动力工程学院生物医学制造与生命质量工程研究所博士研究生, 2003 年本科毕业于上海交通大学. 主要研究方向为计算机视觉与模式识别.
E-mail: qianliwei@sjtu.edu.cn
(**QIAN Li-Wei** Ph. D. candidate at Institute of Biomedical Manufacturing and Life Quality Engineering, School of Mechanical Engineering, Shanghai Jiao Tong University. He received his bachelor degree from Shanghai Jiao Tong University in 2003. His research interest covers computer vision and pattern recognition.)