

# 基于梯度的区域生长和距离直方图的快速圆检测方法

蔡佳<sup>1,2</sup> 黄攀峰<sup>1,2</sup> 张彬<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>西北工业大学航天学院智能机器人研究中心, 陕西 西安 710072

<sup>2</sup>西北工业大学航天飞行动力学技术国家级重点实验室, 陕西 西安 710072

**摘要** 针对基于Hough变换类圆检测算法所需设置参数较多和基于距离直方图的算法计算量大等问题,提出了一种基于梯度的区域生长和距离直方图的快速圆检测方法(GHC)。该算法通过利用梯度模值和方向进行区域生长的方法得到若干圆弧线段支撑区域;选取圆弧线段上的三个坐标点求解该圆弧段对应的圆心和半径并求解出正方形适应区域;将每条圆弧线段上的所有点向其适应区域内各坐标点进行投影并统计距离的累加值;综合全图距离直方图,精确地求解出图像中包含各圆的圆心和半径并进行完整度校验。通过实验表明,相比基于距离直方图的圆检测算法(HBCD)和随机Hough变换算法(RHT),该法对不同尺寸、完整度的单圆或多圆均有良好的检测效果,具有较强的稳健性和较小的空间、时间复杂度。

**关键词** 测量; Hough变换; 圆检测; 区域生长; 直方图; 机器视觉

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0315001

## Fast Circle Detector Based on Region-Growing of Gradient and Histogram of Euclidean Distance

Cai Jia<sup>1,2</sup> Huang Panfeng<sup>1,2</sup> Zhang Bin<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Research Center of Intelligent Robotics, School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China

<sup>2</sup>National Key Laboratory of Aerospace Flight Dynamics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China

**Abstract** The most existing circle detectors based on Hough transform need to tune many parameters while the methods based on histogram are complex in computation and resource, thus a fast circle detector based on region-growing of gradient and histogram of Euclidean distance is presented to solve the above problems. The pixels' gradient module and direction are computed in the first step and region-growing method is implemented to generate arc support regions. Three coordinates of each arc support region (ASR) are then selected to solve the center and radius of its corresponding circle and determine a square fitting area (SFA). Afterward, the Euclidean distances between every coordinates on each ASR and each coordinate of its ASR's corresponding SFA are computed and recorded in a three dimensional accumulator. A histogram is used to count the frequency of the distances that participate in the accumulator and the parameters of each circle are acquired. A verification strategy of circular integrity is used to test the detection results. Compared with the histogram based circle detection (HBCD) and random Hough transform (RHT), experimental results indicate that the proposed algorithm is able to detect partial circles, multiple centers or circles in partial occlusion. This method has features of high speed, low consumption, wide range of application and strong anti-interference performance.

**Key words** measurement; Hough transform; circle detection; region growing; histogram; machine vision

**OCIS codes** 150.1135; 100.3008; 100.5010

收稿日期: 2014-07-24; 收到修改稿日期: 2014-10-08

基金项目: 国家自然科学基金(11272256,61005062)、西北工业大学博士论文创新基金(CX201304)

作者简介: 蔡佳(1988—),男,博士研究生,主要从事空间机器人视觉测量方面的研究。E-mail: caijia@mail.nwpu.edu.cn

导师简介: 黄攀峰(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事空间机器人学、空间遥操作、导航、制导与控制等方面的研究。E-mail: pfhuang@nwpu.edu.cn(通信联系人)

## 1 引 言

对数字图像中的基础几何图形(如直线段、圆形、三角形、四边形等)进行自动的识别是基于视觉的模式识别系统中的重要研究点<sup>[1-2]</sup>。对于基础要素的识别通常是后续高层次的图像场景理解应用的基石性工作。圆形检测是其中的一个重要研究点,因为它在实际场景的应用非常广泛,比如生物学统计中的细胞检测,汽车轮毂检测,瞳孔检测,月海圆形撞击坑识别,印刷电路板定位基准以及X射线衍射图检测等。图像中检测出的圆形可以为生物学、天文学、汽车设计及维修等提供重要的参考信息。

目前用于圆检测的算法有很多且各有侧重,主要可以归为两大类:1)基于Hough变换的算法;2)基于边缘链码的检测算法<sup>[3]</sup>。这两类方法都可以检测出图像中的圆,但Hough变换计算复杂、资源需求大,而且在处理复杂图像背景信息干扰时,会引入大量的无用累积,使算法性能大大降低,甚至无法有效提取圆。而边缘链码检测的算法更适合简单背景图像中圆的检测。

近年来有很多方法被提出以改善Hough变换的性能,如通过尽可能降低参量空间维数、减少变换点数、提升系统运行速度等<sup>[4]</sup>。Xu等<sup>[5]</sup>提出了随机霍夫变换(RHT),该算法的思想是在边缘图像中随机选取三个点映射到参数空间中的一个点,以此计算圆的参数,并对结果进行累积。RHT变换的计算量和存储量显著减少,但是算法对边缘图像的质量要求很高,一旦圆形出现变形,随机取出的三点在同一圆周上的概率就很小了,以致不能正确检测出结果。陈传虎等<sup>[6]</sup>提出了应用统计距离搜寻边缘点的方法用于人眼虹膜定位,该算法需要先利用Canny算子进行边缘检测然后进行Hough变换等后续操作。Canny算子阈值的选取会影响预处理的精确性,另外噪声和离散点会影响算法中三点的选取进而导致圆心和半径参数不准确。商飞等<sup>[7]</sup>提出了一种基于圆内接直角三角形的圆检测方法。采用向量数组结构,从图像边缘点中提取出满足条件的直角三角形,利用直角三角形的顶点信息求解圆参量。该算法避免了边缘点的随意无效累积,但由于利用了边缘信息也会受到二值化阈值的影响。Pătrăucean等<sup>[8]</sup>提出了一种新型的直线段和椭圆检测算子(ELSD)。该方法首先基于文献[9]中启发式的增长策略搜寻候选特征点,然后采用基于模型的选择方法筛选候选点,最后采用文献[10]中提出的对立推理、假设检验判定直线段和椭圆。该算法无需参数整定且判定精度较高,但在非完整轮廓情况下精度差,模型选择阶段精度有待提高,时间复杂度也较高。Basalamah<sup>[11]</sup>巧妙地提出了一种基于距离直方图的圆检测方法。该算法计算图像中每个边缘点到图像坐标系中各点的欧氏距离,采用一个三维累加器统计每个欧氏距离的出现频率。该方法可以同时找到圆心和半径,而且对非完整圆以及半遮挡圆具有很好的稳健性。但是其具有大量的无用累积,计算复杂度较高。

本文提出了一种基于梯度的区域生长和距离直方图的快速非Hough圆检测方法(GHC),其通过梯度模值和方向进行区域生长的方法得到若干圆弧线段支撑区域;选取圆弧线段上的三个坐标点求解该圆弧段对应的圆心和半径;对每条圆弧线段上的所有点在其求解出的圆心坐标为中心,半径为边长的正方形适应区域(SFA)内各点进行投影并统计各距离的累加值;综合全图中各区域的距离累加信息,得到图像中包含的各圆的圆心和半径。

## 2 弧线段支撑区域的构建

### 2.1 图像的梯度表示

文献[12]提出了一种基于梯度的检测图像边缘结构的方法,其基本思想是拥有一致梯度方向的像素队列很有可能是某物体的边缘。文献[13]引入神经感知学理论设置梯度阈值极大地促进了基于梯度的检测图像边缘结构方法的发展。

在上述工作的基础上根据文献[9,14],对于给定的图像,可以得到像素 $(x, y)$ 的梯度表达式 $g_x(x, y)$ 和 $g_y(x, y)$ ,求出梯度方向 $d_n(x, y)$ 和梯度模值 $G(x, y)$ 。较小的梯度模值对应图像中灰度变化缓慢的单调区域,较大的梯度模值对应图像中具有明显分界的边缘。为了提高检测效率,将梯度模值小于阈值的像素点直接剔除。

图像中的直线段可以定义为直线支撑区域,如图1所示,其上相邻两像素点之间的梯度方向之差 $\tau$ 应满足:

$$\tau = |d_n(x_1, y_1) - d_n(x_2, y_2)| < 2\pi/n, \quad (1)$$

称其为在方向准确度为 $n$ 时两像素的梯度方向具有一致性。这里根据神经感知学理论<sup>[13]</sup>以及数值实验得出

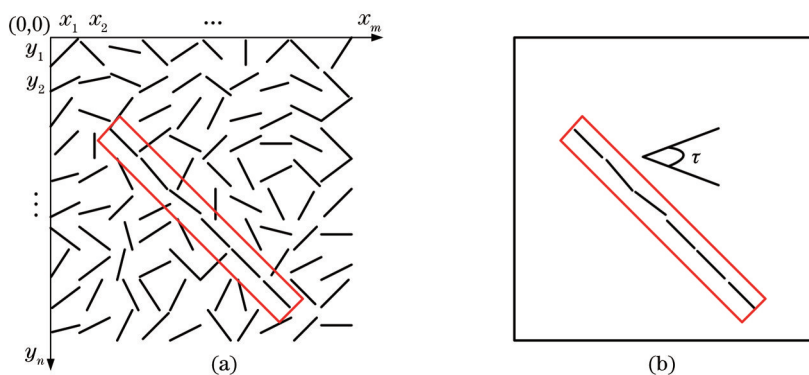


图 1 梯度方向差示意图

Fig.1 Schematic diagram of gradient direction

的结论,对于直线段  $n$  通常取 8~16。

$n$  的取值越大,对相邻两点梯度方向差要求得越严格,得到的聚集点簇就越接近直线。而这里需要得到弧线段的聚集点簇,相邻点之间梯度方向差要比直线上两点之间差值大。经过数值实验,得出在  $\tau=60^\circ$  时各类型、尺寸的弧线段上点簇聚集效果都比较好。因此这里用于生成弧线段支撑区域的  $n$  取为 6。

假设图像量化噪声为  $c$ ,理想图像为  $I$ ,观测图像为  $I'$ ,则有

$$I' = I + c, \quad (2)$$

$$\Delta I' = \Delta I + \Delta c. \quad (3)$$

如图 2 所示,根据文献[15]所述,由量化噪声引起的像素方向角度误差为

$$|\Delta\theta| = \arcsin\left(\frac{|\Delta c|}{|\Delta I'|}\right) \leq \arcsin\left(\frac{q}{\Delta I'}\right), \quad (4)$$

式中  $q$  为量化噪声误差  $\Delta c$  的上限。因为进行像素点分组生成直线支撑区域的角度最大偏差为  $\tau$ ,则有  $|\Delta\theta| < \tau$ 。梯度模值阈值  $\rho$  可以表示为

$$\rho = \Delta I' = \frac{q}{\sin \tau}. \quad (5)$$

在实际图像中,各像素点灰度量化范围是 0~255,且均为正整数。考虑到最坏情况即相邻两像素点之间的量化噪声误差分别为 +1 和 -1,上限  $q=2$ 。从而求解出像素梯度模值阈值  $\rho$ ,并将梯度模值小于  $\rho$  的像素点直接剔除。

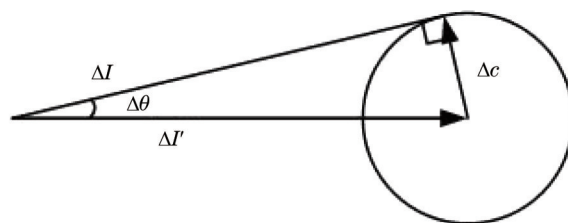


图 2 图像噪声与梯度方向角误差之间的关系示意图

Fig.2 Relationship between image noise and gradient angle error

## 2.2 梯度区域生长

弧线段支撑区域的生成采用区域生长法。通常较大梯度模值的像素点对应着较强的边缘,而且边缘中心位置处的梯度模值也会更大,所以一种符合常理的方法是从一个具有较大梯度模值的像素开始梯度区域生长。因此首先采用计算量小的伪序法<sup>[14]</sup>对图像中的各像素点梯度模值进行排序,梯度模值大的像素点优先作为初始种子点。一个支撑区域生成的流程示意图如图 3 所示。

具体地,初始条件下支撑区域为单一梯度模值较大的像素点,如图 3(a)所示,并将弧线段支撑区域方向设置为该像素点方向,同时标记该点;对像素的八连通区域进行测试,将同支撑区域方向夹角小于  $\tau$  的像素点加入弧线段支撑区域内,并对该像素点进行标记;重新计算弧线段支撑区域方向为各点方向向量的合成

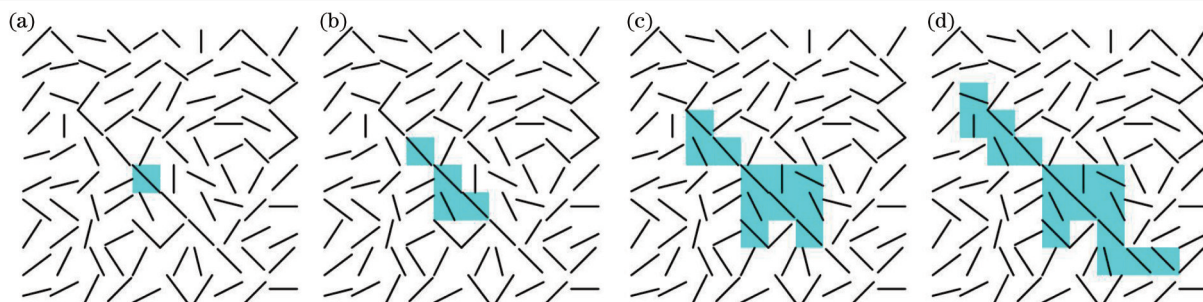


图 3 支撑区域生长示意图

Fig. 3 Growing process of a region of aligned points

方向。方向相近的像素点被分在相同的弧线段支撑区域内,如图 3(c)所示。迭代进行上述步骤,直到没有新的像素点加入弧线段支撑区域为止,如图 3(d)所示。每个像素点只能归为一个支撑区域内。经过该步骤聚合的点簇形成的支撑区域如图 4 所示。

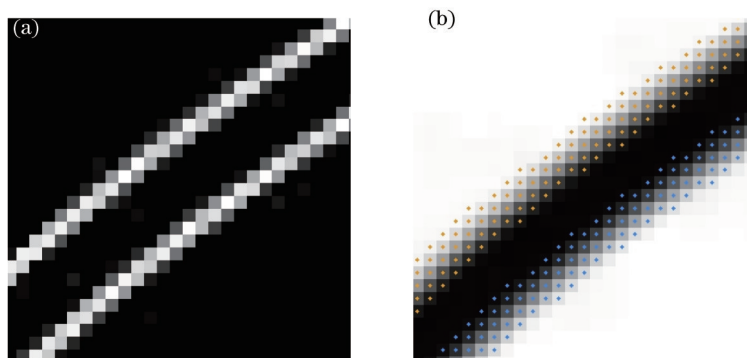


图 4 区域生长后得到弧线段支撑区域示意图。(a)梯度模值分布示意;(b)支撑区域组成点簇示意

Fig.4 Schematic diagram of ASR after region-growing. (a) Intensity distribution of image gradient; (b) region of aligned points

### 3 圆参数的确定

#### 3.1 弧线段候选区域确定

经过上述区域生长后,将得到由若干梯度方向差值小于 $60^\circ$ 的相邻点组成弧线段支撑区域。当图像中存在较短的直、曲线段时,会生成一些较小的支撑区域。这些支撑区域可能对圆心的计算造成误差,因此需要剔除这些较短的线段。定义阈值 $P$ ,统计各支撑区域点簇中的坐标点数,当其小于 $P$ 时,被认定为较短的线段,需要剔除。否则保留,作为候选圆弧线段进行下一步计算。该步骤可以减小误差也能够降低计算量。

对于示意原图像,检测出的所有弧线段支撑区域如图 5 所示。同一种颜色的点簇表示一个支撑区域上所有点簇。值得注意的是,具有一定宽度的圆弧内外边缘,因为内外点梯度方向相反,会被检测出两条不同的弧线段。

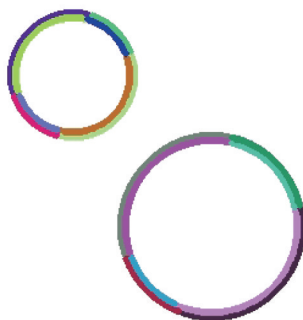


图 5 确定的圆弧线段支撑区域示意图

Fig.5 Schematic diagram of determined ASR

### 3.2 圆心和半径的确定

文献[16]中描述了一种根据圆周上若干点确定圆心半径的方法。在一系列边缘点中随机选取3个具有不同梯度方向的坐标点  $E_i, E_j, E_k$ 。构建梯度方向直线方程  $L_i, L_j, L_k$ , 分别表达为

$$\begin{cases} L_i: y - g_i x - y_i + g_i x_i = 0 \\ L_j: y - g_j x - y_j + g_j x_j = 0 \\ L_k: y - g_k x - y_k + g_k x_k = 0 \end{cases}, \quad (6)$$

如果这3点位于同一圆周上,则必然两两相交于同一点。直线  $L_i$ 和  $L_j$ 交点  $P_{ij}$ 可表达为

$$P_{ij} = \left( \frac{y_i - y_j - g_i x_i + g_j x_j}{g_j - g_i}, \frac{g_j y_i - g_i y_j - g_i g_j x_j + g_i g_j x_i}{g_j - g_i} \right). \quad (7)$$

该交点与直线  $L_k$ 之间的欧式距离  $D(P_{ij}, L_k)$ 为

$$D(P_{ij}, L_k) = \frac{|y_i^* - g_k x_i^* - y_k + g_k x_k|}{\sqrt{g_k^2 + 1}}. \quad (8)$$

理想情况下  $D(P_{ij}, L_k)$ 应该等于0。定义阈值  $\varepsilon_1$ , 如果  $D(P_{ij}, L_k) < \varepsilon_1$ ,  $P_{ij}$ 被视为一个圆心的候选点。对所有边缘点进行如是操作后可以得到1个候选圆心  $P_1, P_2, \dots, P_l$ 。然后分别计算每条梯度方向直线  $L_j$ 与每个候选圆心  $P_i$ 之间的欧氏距离  $D(P_i, L_j)$ :

$$D(P_i, L_j) = \frac{|y_i^* - g_j x_i^* - y_j + g_j x_j|}{\sqrt{g_j^2 + 1}}. \quad (9)$$

通过对该距离累计空间进行处理,可以获得圆心和半径参数。可以看出这一方法计算步骤繁琐,计算量较大,阈值选取较多。为了进一步简化计算流程和阈值设置,设计了如下策略用于精确确定圆心和半径。

对于每一个弧线段支撑区域,选取其两个端点  $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ 和一个中间点  $(x_3, y_3)$ ,由三点确定该圆弧对应的圆方程,解得圆心和半径参数  $(a, b, r)$ 。

由三点联立圆形方程可以得到

$$\begin{cases} (x_1 - a)^2 + (y_1 - b)^2 = r^2 \\ (x_2 - a)^2 + (y_2 - b)^2 = r^2 \\ (x_3 - a)^2 + (y_3 - b)^2 = r^2 \end{cases}, \quad (10)$$

代入数值,可求出  $(a, b, r)$ 具体数值。

因为圆弧线段支撑区域内点数较多,并未经过细化,直接选用三个点求解出的圆心和半径存在一定的误差。但是可以利用  $(a, b, r)$ 构建出一个包含真实圆心的适应区域。借鉴文献[11]距离直方图思想,采取仅在此适应区域内投影的策略,能够极大地减少计算量,提高算法速度。

具体地,以圆心  $(a, b)$ 为中心,以半径  $r$ 的一半为边长构建一个  $r/2 \times r/2$ 正方形区域  $Q(r/2, r/2)$ 。然后计算该圆弧线段支撑区域内每一点  $(x_i, y_i)$ 到该正方形区域内每一点  $Q(x_j, y_j)$ 之间的欧式距离  $D_{is}(i, j)$ :

$$D_{is}(i, j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}, \quad (11)$$

式中  $(x_i, y_i)$ 代表圆弧线段支撑区域上的任意一点坐标,  $(x_j, y_j)$ 代表正方形区域内任意一点坐标。统计出正方形适应区域  $Q$ 内各点依次与圆弧线段支撑区域上各点的欧氏距离计算频次。对图像中确定出的每一个圆弧线段支撑区域都进行这样的统计。如果图像中有圆形存在,其由若干个圆弧线段支撑区域拼接而成,其上所有点到实际圆心处距离为半径的频次一定是最大的。由此可以统计出图像中的圆心坐标  $(x_c, y_c)$ 及其对应的半径  $r_c$ 。

如图 6(a)所示,圆弧段支撑区域上选取的3点分别用“\*”坐标表示,这3点求解出的该圆弧段对应的圆心坐标用“o”表示,直线段表示半径  $r$ ,正方形即为由  $(a, b, r)$ 构建出的适应区域。将该圆弧段支撑区域上所有坐标点像正方形适应区域内每一点投影。用一个三维累加器统计欧氏距离分布规律,最后综合整幅图像的结果确定出若干真实圆心坐标。图 6(a)中“+”处即为最终的圆心。可见  $(a, b, r)$ 构建出的区域能够极好地包含真实圆心,且范围极小。图 6(b)显示了整幅图像坐标系中各点距离累计强度。可以看到计算距离时集中在

各个正方形适应区域内,远比整幅图像空间小得多。到图像坐标系上某点的欧式距离相同的点越多,该点处亮度越强。由此幅图也可以看出有两个区域产生了聚集,形成了两个极值点,此两点也即两个圆心坐标。最终的检测结果见图 6(c)。

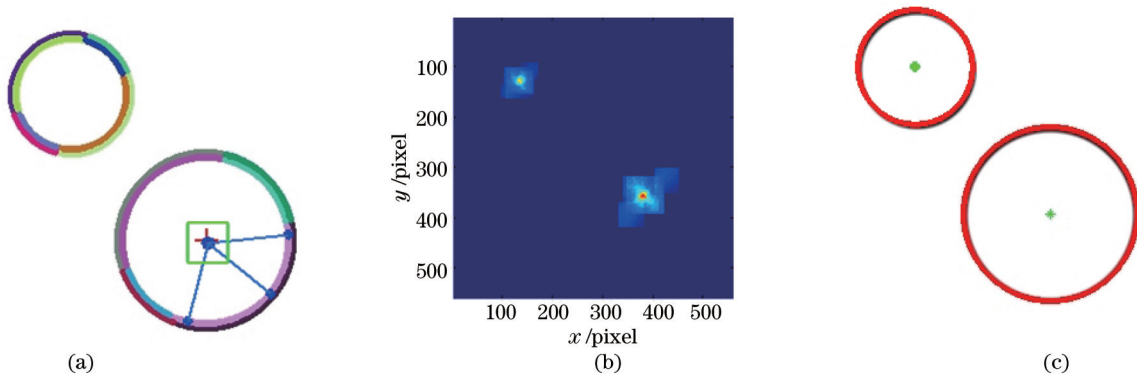


图 6 圆参数( $a, b, r$ )确定策略示意图。(a)正方形适应区域确定示意图;(b)距离累计强度示意图;(c)圆形检测最终结果  
Fig.6 Determining process of circle parameters. (a) Schematic diagram of SFA; (b) accumulator space of Euclidean distance; (c) result of circle detection

由三维累加器中数值分布统计后峰值点,并对该圆形区域内进行非极大值抑制,从而将圆环内外圆形合并归一。

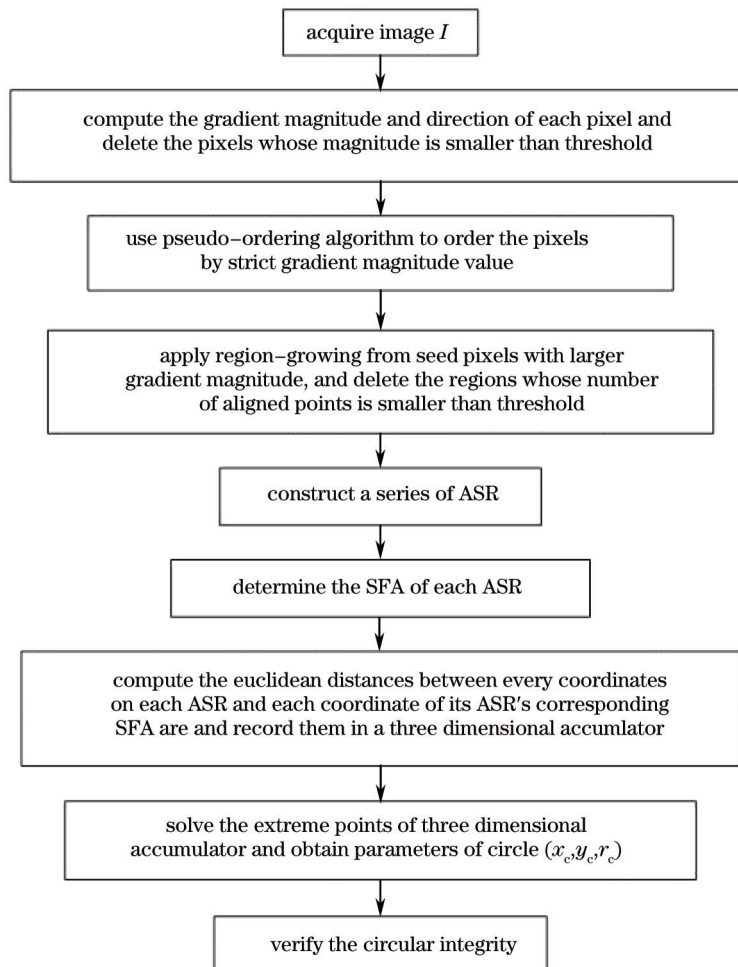


图 7 GHC 算法流程图  
Fig.7 Algorithm flowchart of GHC

### 3.3 圆形完整度校验策略

对于检测出的圆形,由于图像中存在干扰和误检测等因素,在有些场合需要对其进行校验,判断正确性。可用的方法包括计算圆形的圆形性(圆度)以及组成圆形各段圆弧的弧度之和等。在此,这里提出一种简单可靠的方法,即利用数字图像中各点均为离散分布的特征,由圆参数 $r_c$ 计算出理想圆形的周长 $S=2\pi r_c$ 。圆周的长度 $S$ 就代表了组成圆周的坐标点数。在求解 $(x_c, y_c, r_c)$ 的过程中会得到与该 $r_c$ 对应的坐标点个数 $N$ 。比较 $S$ 与 $N$ 的大小即可简要判断圆形完整性及真实性。

综上所述,这里提出的算法流程描述如下:1)利用图像梯度信息进行区域生长,形成弧线段候选区域;2)估算各弧线段对应的圆心和半径并确定正方形适应区域;3)将所有检测出的弧段上各点向各自适应区域内所有坐标点进行投影,对欧氏距离进行直方图统计。由整幅图像的距离直方图信息可以精确获取其中的圆形参数并进行圆形度校验。完整的算法流程如图7所示。

## 4 仿真条件与结果分析

为了更好地说明所提出的GHC算法性能,对其进行了大量的测试,并且引入基于距离直方图的圆检测方法(HBCD)<sup>[11]</sup>和随机Hough变换(RHT)<sup>[15]</sup>作为对照,对8幅不同场景的自然/非自然图像进行了检测和记录,平均分辨率为500 pixel×500 pixel。算法结果均在CPU为Intel Xeon 5130,2.00 GHz,内存为2 GB的HP xw6400工作站上运行得到。操作系统为Windows XP SP3,开发工具为Matlab R2012b。如图8所示,图8(a1)~(a4)的图像为单个完整自然图像原图及验证所提出的GHC算法、HBCD算法以及RHT算法进行检测的结果。图8(b1)~(b4)、(c1)~(c4)、(d1)~(d4)的图像验证了及算法对非完整、半遮挡自然、非自然图像检测的结果。图8(e1)~(e4)的图像验证了算法对医学虹膜图像检测的结果。编号f的图像验证了算法对复杂背景中多圆图像的检测结果。图8(g1)~(g4)、(h1)~(h4)的图像验证了算法对复杂背景中同心圆图像进行检测的结果。

从图8中8幅图像的检测结果来看,GHC和HBCD原理类似,所以检测结果也类同。而RHT采用了不同原理的检测方式,因而在多幅图像中出现了不同的结果。对于图8(a1),GHC和HBCD都很好检测出了其中仅存的单个圆形,定位准确。但是由于边缘检测后圆形内外有一定离散点干扰存在,RHT检测出了多个虚假圆形。对于图8(b1)、(c1)、(d1),GHC和HBCD也都很好地检测出了其中的单个非完整或者半遮挡的圆形,定位准确,但是未检测出图8(c1)中的同心小半圆;在图8(b1)中由于存在干扰,RHT检测出了一个虚假圆形;图8(c1)中较好地检测出两个同心半圆,但是最大的半圆却未能检测出;图8(d1)中完美检测出半遮挡圆形。对于图8(e1),三者都较好地检测出其中完整的虹膜图像。对于图8(f1),GHC给出了5个圆检测结果,而RHT只检测出复杂背景中的3个,HBCD则只给出了包含点数最多的圆形。图8(g1)背景复杂色调单一,GHC准确地检测出其中的两个同心圆,但因为其经过边缘检测后圆周内部存在干扰点簇,造成了RHT检出了虚假圆形。对于图8(h1),GHC和RHT都能很好地检测出其中含有的多个同心圆。但环形数字的存在造成了RHT误检测虚假圆形。这两幅图中HBCD只绘出了包含点数最多的圆形,但其理论上也是可以检测同心圆形。

GHC、HBCD和RHT这三种算法对8幅图像的检测时间记录在表1中。可以看出所提出的GHC算法的检测时间都小于HBCD。对于图8(b1)、(c1)、(d1)、(e1),GHC算法检测时间最短,RHT其次,HBCD最长。而对图8(a1)、(f1)、(g1)、(h1),RHT算法检测时间最短,GHC其次,HBCD最长。结合检测效果来看,GHC算法较HBCD和RHT均具有一定优势,检测速度上也有一定提升。

表1 各算法时间消耗对比(单位: s)

Table 1 Execution-time comparison (unit: s)

Item	Fig.8(a1)	Fig.8(b1)	Fig.8(c1)	Fig.8(d1)	Fig.8(e1)	Fig.8(f1)	Fig.8(g1)	Fig.8(h1)
GHC	2.82	4.47	3.30	3.17	1.41	4.38	6.16	7.93
HBCD	12.60	23.00	8.48	20.01	1.57	9.36	19.26	37.01
RHT	1.46	9.93	3.37	14.95	4.13	0.62	4.11	5.56

为了验证算法中提出的圆形校验策略,表2中分别记录了GHC对各图像检测过程中的圆形半径和具有该半径距离的圆周上点数(每幅图像中只记录了单个最大圆)。从图8(a1)、(e1)、(f1)、(g1)、(h1)可以看出,其中

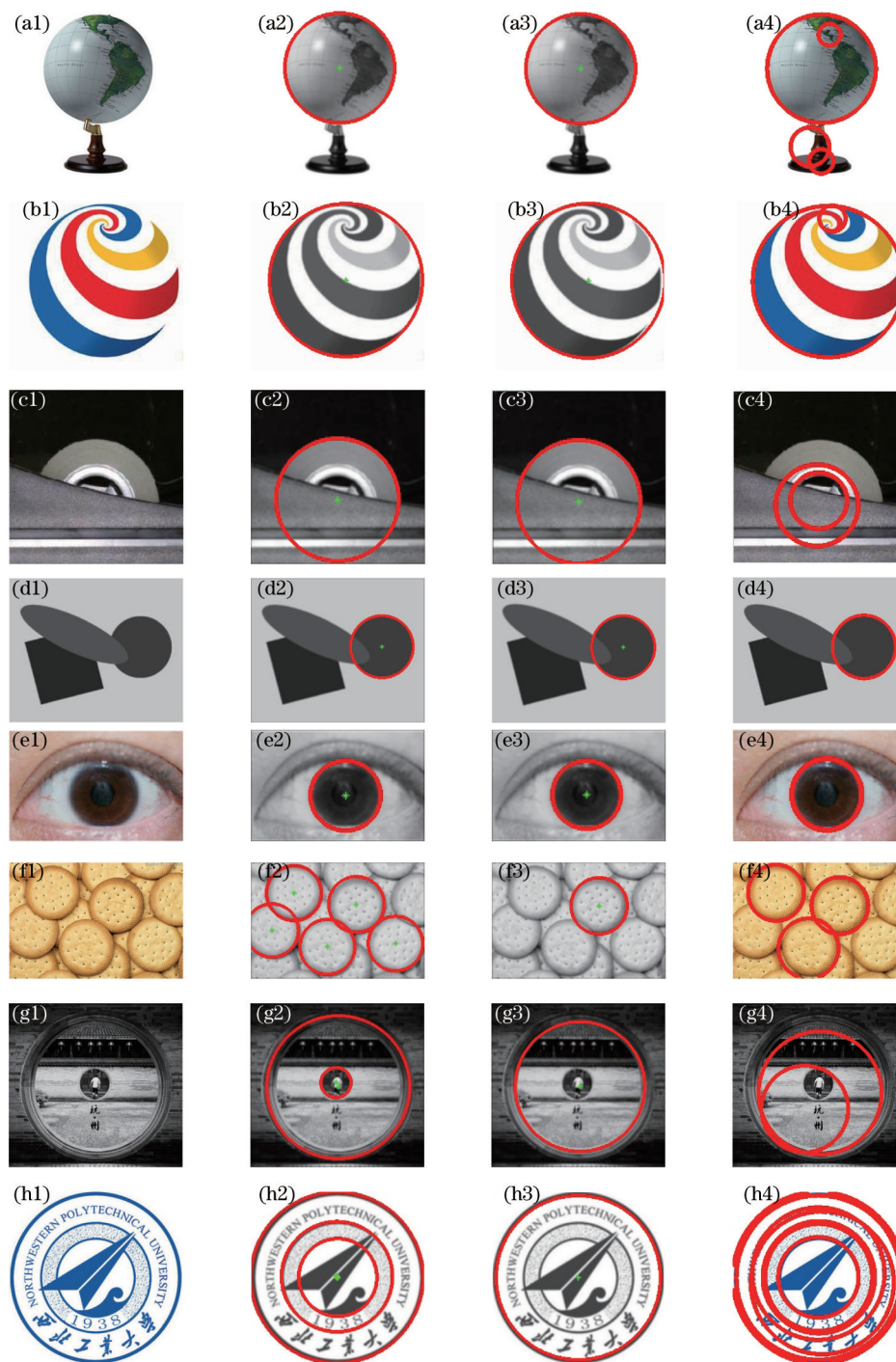


图 8 不同算法下圆形检测结果对比

Fig.8 Comparison of circle detection results by different methods

所含的最大圆理论上均为完整圆形。而从GHC算法的记录结果来看,完整度分别为89%、92%、93%、88%、97%,与主观观测结果相吻合。其中的误差主要由于圆弧段模糊和区域生长误差造成的。而对于图8(b1)、(c1)、(d1),计算出的完整度分别为64%、42%、84%。而实际的主观观测来看,图8(b1)是非完整圆,(c1)、(d1)是半遮挡圆,完整度与客观数值相符。说明提出的校验策略简单可靠,保真度较高。

为了验证算法对图像中噪声的稳健性,对处理前的同一幅图像分别添加高斯噪声、泊松噪声、斑点噪声和椒盐噪声并对ASR探测以及探测结果进行了对比检测试验,结果如图9所示。由图中结果可见所提算法对各种噪声具有较强的稳健性,能够准确检测出其中包含的圆形。这是因为噪声的存在并不会对算法中关键的弧



线段区域检测带来较大的影响。由各图的弧线段检测结果图也能看出,对于图中极短的弧线段,噪声也许有一些干扰,但是对于较长的弧线段,噪声不会产生较大的影响,因此保证了算法检测的稳健性和准确性。

表2 圆形完整性校验验证结果

Table 2 Results of verification strategy of circular integrity

Item	Fig.8(a1)	Fig.8(b1)	Fig.8(c1)	Fig.8(d1)	Fig.8(e1)	Fig.8(f1)	Fig.8(g1)	Fig.8(h1)
Radius	76	109	74	57	38	41	107	120
Perimeter	477	684	464	357	238	257	671	753
Number of points	425	438	198	302	217	238	591	729
Circular integrity	89%	64%	42%	84%	92%	93%	88%	97%

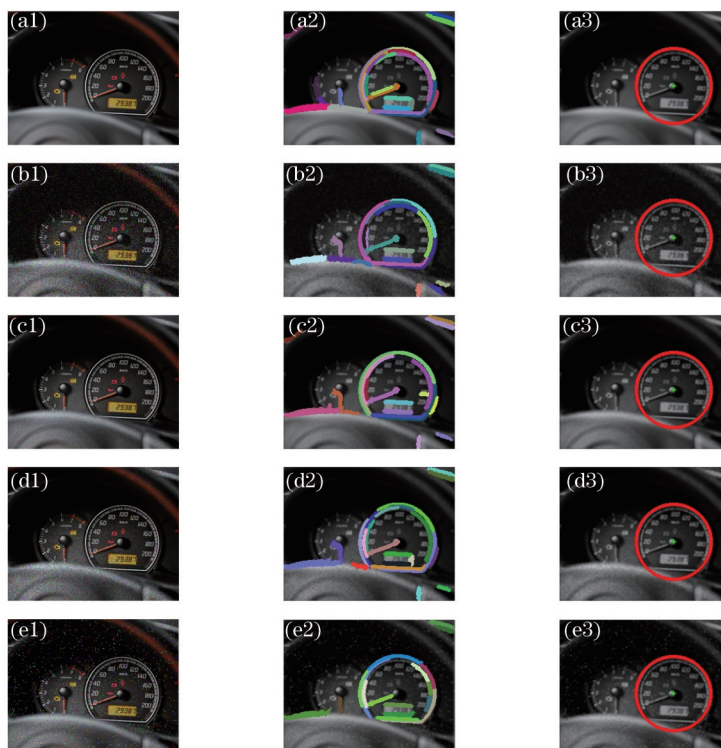


图9 对含不同噪声图像检测结果对比。(a1)~(a3)无噪声;(b1)~(b3)高斯噪声;(c1)~(c3)泊松噪声;(d1)~(d3)斑点噪声;(e1)~(e3)椒盐噪声

Fig.9 Comparison of circle detection results dealing with different noises. (a1)~(a3) Without noise; (b1)~(b3) Gaussian noise; (c1)~(c3) Poisson noise; (d1)~(d3) speckle noise; (e1)~(e3) salt & pepper noise

## 5 结 论

受基于距离直方图的圆检测算法和基于梯度的直线段检测方法的启发,本文提出了一种基于梯度的区域生长和距离直方图的圆形检测算法。该算法首先利用图像梯度信息进行区域生长,形成弧线段候选区域;然后估算各弧线段对应的圆心和半径并确定正方形适应区域;最后将所有检测出的弧段上各点向各自适应区域内所有坐标点进行投影,对欧氏距离进行直方图统计。由整幅图像的统计信息可以精确获取其中的圆形信息。该法所需设置参数较少;通过适应区域的应用极大地减少了无用的距离计算和累加,同时提高了求解圆参数的精度;对不同尺寸、完整度的单圆或多圆均有良好的检测效果。实验证明该算法具有较强的稳健性和较小的空间、时间复杂度。未来还需要对较小尺寸的圆形检测不佳的问题以及对同心圆的检测进一步研究。

## 参 考 文 献

1 Ding Weili, Li Yong, Wang Wenfeng, *et al.*. Depth estimation of urban road image based on contour understanding [J]. Acta Optica

- Sinica, 2014, 34(7): 0715001.  
丁伟利, 李 勇, 王文锋, 等. 基于轮廓特征理解的城市道路图像深度估计[J]. 光学学报, 2014, 34(7): 0715001.
- 2 Zhao Lianjun, Liu Enhai, Zhang Wenming, *et al.*. Feature extraction of target based on global information [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(4): 0415002.  
赵连军, 刘恩海, 张文明, 等. 利用全局信息提取靶标特征的方法[J]. 光学学报, 2014, 34(4): 0415002.
- 3 Yang Na, Chen Houjin, Li Zhilin, *et al.*. A new algorithm of the circle detection in a complex background image [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2010, 34(2): 67–70.  
杨 娜, 陈后金, 李志林, 等. 复杂背景图像中圆检测的新算法[J]. 北京交通大学学报, 2010, 34(2): 67–70.
- 4 Ao Lei, Tan Jiubin, Cui Jiwen, *et al.*. Fast and precise center location for circle target of CCD laser autocollimator [J]. Acta Optica Sinica, 2007, 27(2): 253–258.  
敖 磊, 谭久彬, 崔继文, 等. 一种快速高精度激光 CCD 自准直仪目标中心的定位方法[J]. 光学学报, 2007, 27(2): 253–258.
- 5 Xu L, OJA E. Randomized Hough transform (RHT): basic mechanisms, algorithms, and computational complexities [J]. CVGIP: Image Understanding, 1993, 57(2): 131–154.
- 6 Chen Chuanhu, Zou Dexuan, Liu Haikuan. Iris location algorithm by counting distances [J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(11): 2516–2522.  
陈传虎, 邹德旋, 刘海宽. 应用统计距离实现虹膜定位[J]. 光学精密工程, 2012, 20(11): 2516–2522.
- 7 Shang Fei, Wang Fenggui, Tian Di, *et al.*. A method for circle detection based on right triangles inscribed in a circle [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4): 739–743.  
商 飞, 王丰贵, 田 地, 等. 一种基于圆内接直角三角形的圆检测方法[J]. 光学学报, 2008, 28(4): 739–743.
- 8 V Pătruțean, P Gurdjos, R G Von Gioi. A Parameterless Line Segment and Elliptical Arc Detector with Enhanced Ellipse Fitting [M]// Andrew Fitzgibbon, Svetlana Lazebnik, Pietro Perona, *et al.*. Computer Vision—ECCV 2012. Berlin: Springer, 2012. 572–585.
- 9 R G Von Gioi, J Jakubowicz, J M Morel, *et al.*. LSD: A fast line segment detector with a false detection control [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(4): 722–732.
- 10 A Desolneux, L Moisan, J M Morel. From Gestalt Theory to Image Analysis: a Probabilistic Approach [M]. Berlin: Springer, 2007.
- 11 S Basalamah. Histogram based circle detection [J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2012, 12(8): 40–43.
- 12 A Desolneux, L Moisan, J M Morel. Meaningful alignments [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(1): 7–23.
- 13 A Desolneux, L Moisan, J M Morel. Computational gestalts and perception thresholds [J]. Journal of Physiology—Paris, 2003, 97(2): 311–324.
- 14 Qin Xunhui, Ma Rong, Fu Weiping, *et al.*. A line segments detection algorithm based on grad [J]. Acta Photonica Sinica, 2012, 41(2): 205–209.  
覃勋辉, 马 戎, 付维平, 等. 一种基于梯度的直线段检测算法[J]. 光子学报, 2012, 41(2): 205–209.
- 15 A Desolneux, S Ladjal, L Moisan, *et al.*. Dequantizing image orientation [J]. IEEE Trans Transactions Image Processing, 2002, 11(10): 1129–1140.
- 16 K L Chung, Y H Huang, J P Wang, *et al.*. Fast randomized algorithm for center-detection [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(8): 2659–2665.

栏目编辑: 何卓铭