

基于采样约束的随机 Hough 变换圆检测算法

陈树越, 李建森, 黄 萍, 徐 来

(常州大学 信息科学与工程学院, 江苏 常州 213164)

摘 要: 为减少图像中的圆检测时间并提高圆检测精度, 提出一种随机 Hough 变换圆检测算法。以随机采样的一点作为圆直径的一个端点, 用约束候选圆直径范围的方法确定候选圆, 再将候选圆 n 等分, 对每个方向进行证据积累以判断是否为真圆, 通过聚类算法剔除错误样本点, 对真圆进行最小二乘拟合以得到更准确的圆参数, 解决由于随机采样三点而造成的大量无效采样累积问题。实验结果表明, 与 RHT 算法、ARHT 算法和 BRHT 算法相比, 该算法的检测速度更快、检测精度更高。

关键词: 采样约束; 随机 Hough 变换; 聚类算法; 最小二乘法; 圆检测; 无效累积

中文引用格式: 陈树越, 李建森, 黄 萍, 等. 基于采样约束的随机 Hough 变换圆检测算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(10): 259-263, 267.

英文引用格式: CHEN Shuyue, LI Jiansen, HUANG Ping, et al. Randomized Hough Transform Circle Detection Algorithm Based on Sampling Constraint[J]. Computer Engineering, 2017, 43(10): 259-263, 267.

Randomized Hough Transform Circle Detection Algorithm Based on Sampling Constraint

CHEN Shuyue, LI Jiansen, HUANG Ping, XU Lai

(School of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou, Jiangsu 213164, China)

[Abstract] In order to reduce the detection time and improve the accuracy of circle detection in image, a randomized Hough transform circle detection algorithm is proposed. A random sampling point is selected as an endpoint of the circle diameter and the candidate circle is determined by constraining the range of the candidate circle diameter. Then the candidate circle is divided equally into n parts and the true circle can be judged by the evidence accumulation at each direction. The error sampling points are eliminated through clustering algorithm and more accurate circle parameters can be obtained by least squares fitting on the true circle. This can solve the problem of large amounts of invalid sampling accumulation due to random three-point sampling. Experimental results show that compared with RHT algorithm, ARHT algorithm and BRHT algorithm, the proposed algorithm has faster detection speed and higher detection accuracy.

[Key words] sampling constraint; randomized Hough transform; clustering algorithm; least squares method; circle detection; invalid accumulation

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.10.043

0 概述

在计算机视觉领域中, 检测图像中的圆是一个常见方向, 在自动化检验和仪器测量领域有着广泛的应用前景。Hough 变换^[1-3]是图像处理领域从图像中识别圆的最常用方法, 其原理是把图像空间中的曲线检测问题转换成参数空间的峰值检测问题, 累加统计参数空间中的点, 最大累加值的参数即为所求圆的参数。但 Hough 变换所需要的存储空间

大, 计算耗时长, 会给实际应用带来影响。

为解决 Hough 变换带来的问题, 各种改进方案先后被许多学者提出。随机 Hough 变换(Randomized Hough Transform, RHT)^[4-7]是常用的一种改进方案。该算法随机选取 3 点, 将 3 点所确定圆的参数变为参数空间的一点, 解决了 Hough 变换所需存储空间大和计算量大的问题, 但仍会造成大量的无效积累。文献[8]提出了随机选取 4 个点, 若 4 点共圆, 则这 4 点所确定的圆为候选圆, 但由于 4 点共圆的概率较小, 仍会造成

基金项目: 国家自然科学基金“温度对 X 射线与物质相互作用的影响及其测量研究”(51176016); 江苏省产学研联合创新基金“高频条件下电子变压器参数测试的关键技术研究及开发”(BY2014037-11)。

作者简介: 陈树越(1963—), 男, 教授、博士, 主研方向为图像检测; 李建森、黄 萍、徐 来, 硕士研究生。

收稿日期: 2016-07-22 **修回日期:** 2016-11-03 **E-mail:** csyue2000@163.com

大量的无效积累。文献[9]提出了随机采样 2 个点,利用这 2 点的梯度来判断这 2 点是否为圆直径的 2 个端点,再求解圆参数,但由于梯度误差的存在,使检测精度不高。文献[10]提出以随机 Hough 变换为基础,将其置于重要性采样中,并引入了边界点搜索策略和简单可行的聚类技术。文献[11]加入了利用随机采样点梯度信息的方法。随机圆检测算法(Random Circle Detection, RCD)^[12]以及改进的 RCD 算法^[13-14]通过限制随机采样和校准圆参数在检测速度和精度上都有了提高。文献[15]提出了一种改进 RHT 算法,该算法继承了前一次的有效采样,不清空参数空间,减少了总采样次数。文献[16]提出一种有效的随机圆检测方法,提高了检测精度。

为进一步减少圆检测时间并提高圆检测精度,本文提出一种采样约束的随机 Hough 变换算法。该算法用减少随机采样点数和约束候选圆直径范围的方法确定候选圆,再将候选圆 n 等分,对每个方向进行证据积累以判断是否真圆,解决 RHT 算法中由于随机采样三点而造成大量无效累积的问题,减少采样次数和证据积累次数,加快算法的执行速度。通过聚类算法对圆上的错误点进行剔除和拟合,以得到更精确的圆参数。

1 随机 Hough 变换算法

针对 Hough 变换在圆检测中的不足,提出了随机 Hough 变换。随机 Hough 变换采用随机采样不共线的 3 个点的方式,计算出对应的圆参数,并且采用的是多对一的映射方式,判断候选圆存在的条件是积累次数大于阈值,然后通过证据积累验证候选圆的真实性。

圆的曲线方程为:

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

在随机采样过程中,随机采样 3 个边缘点 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$, 代入圆方程式(1), 可得方程组, 求解下述方程组, 可得到圆的参数 (a, b, r) 。

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

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

$$r = \sqrt{(x_i - a)^2 + (y_i - b)^2}, i = 1 \text{ 或 } 2 \text{ 或 } 3$$

根据选取的 3 点确定圆参数, 然后求图像中的

边缘点到圆心的距离 d , 若 $|d - r| < \varepsilon$, 即 d 与 r 近似, 则该点在圆上。统计 (a, b, r) 所确定的圆上的边缘点数是否满足阈值, 若满足, 则此候选圆为真圆; 若不满足, 则此候选圆为假圆。如果已检测真实圆的数量达到要求, 则结束; 否则, 从边缘点集中删除所确定圆上的点, 再重新随机选取 3 个点重新检测, 直到全部真实圆完毕。

2 基于采样约束的改进算法

在原随机 Hough 变换基础上, 基于采样约束采取下述 3 个方面的改进, 可降低无效采集和无用累积的次数, 使算法性能更加优越。

2.1 候选圆的确定

RHT 算法在复杂图像中检测圆时, 会受到噪声的干扰, 使随机采样成功的概率变小, 这样无效采样的数量会大大增加, 也会造成大量无效累积。假设某图像有 N 个圆, 每个圆上都有 q 个点, 另外还有 m 个非圆上点, 则随机采样 3 点落在同一个圆上的概率为:

$$P_1 = \frac{NC_q^3}{C_{Nq+m}^3} = \frac{Nq(q-1)(q-2)}{(Nq+m)(Nq+m-1)(Nq+m-2)} \quad (3)$$

而随机采样一点在圆上的概率为:

$$P_2 = \frac{NC_q^1}{C_{Nq+m}^1} = \frac{Nq}{Nq+m} \quad (4)$$

由式(3)和式(4)可知, 当 $m = 0$, 即图像中无噪声点时, $P_1 = \frac{1}{N^2}$, $P_2 = 1$, P_1 小于 P_2 ; 当 m 远大于 0,

即图像背景复杂, 有较多噪声点时, P_2 要远大于 P_1 ; 由上可知随机采样 1 点要远比随机采样 3 点的概率大, 因此减少随机采样的点数可以更容易找到圆, 即显著减小无效采样率。

设随机采样一点 (x_1, y_1) , 以此点为圆直径的一个端点, 令其直径的取值范围是 $[R_{\min}, R_{\max}]$, 则圆直径另一个端点 (x_2, y_2) 的位置一定在以点 (x_1, y_1) 为中心、半径为 $R_{\min}$ 的圆内接正方形和半径为 $R_{\max}$ 的圆外接正方形之间, 如图 1 所示。

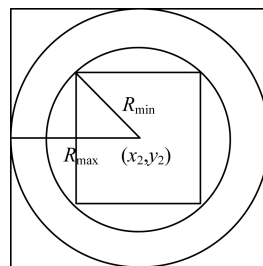


图 1 点 (x_2, y_2) 的范围

由图 1 可知, 点 (x_2, y_2) 的坐标分别满足:

$$\begin{aligned} \frac{R_{\min}}{\sqrt{2}} &< |x_2 - x_1| < R_{\max} \\ \frac{R_{\min}}{\sqrt{2}} &< |y_2 - y_1| < R_{\max} \end{aligned} \quad (5)$$

若点 (x_2, y_2) 符合式(5)的限制条件, 则认为点 (x_2, y_2) 是该候选圆直径的另一端点, 可得该候选圆参数为:

$$\begin{aligned} a &= \frac{|x_1 - x_2|}{2}, b = \frac{|y_1 - y_2|}{2} \\ r &= \frac{\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}}{2} \end{aligned} \quad (6)$$

2.2 判断候选圆为真圆的方法

为了减少随机 Hough 变换时验证的点数, 在验证候选圆上的点时, 可以只考虑一些特殊方向上的点, 而不用考虑所有点。这样可减少计算次数。

将候选圆划分成 n 等份, 确定各搜索方向是否存在与圆心 (a, b) 距离为 r 的点 $p(p_x, p_y)$, 点 p 满足 $|\sqrt{(p_x - a)^2 + (p_y - b)^2} - r| < \delta$ 。设 A_5 为其中某一个搜索方向, 与圆心距离为 r 的一点, 取以 A_5 点为中心大小为 3×3 的窗口, 如图 2 所示。

A_1	A_2	A_3
A_4	A_5	A_6
A_7	A_8	A_9

图 2 以 A_5 点为中心的 3×3 窗口

如果以 A_5 点为中心的 3×3 窗口内至少存在 1 个边缘点, 则认为该搜索方向与圆心距离为 r 的边缘点存在, 将该候选圆的有效计数加 1, 并将窗口内的所有边缘点加入到圆点集中。令确认候选圆为真实圆的阈值 $M_t = \lambda \times n$ (λ 为比例系数, n 为等分候选圆的个数), 若该候选圆的有效计数大于阈值 M_t , 便可确定当前候选圆为真圆, 否则为假圆。

2.3 检测点聚类

通过上述检测方法可以检测到属于圆周上的 n 个点, 使用聚类方法对圆点集进行聚类划分并且进行错误样本剔除。

常用聚类方法^[17]有模糊 C 均值聚类方法 (Fuzzy C-Means, FCM)、K 均值聚类方法, 在此使用 FCM 算法^[18-19]。

将圆上的 n 个点 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 分为 c 个模糊组, 并基于近邻准则使用欧式距离得到聚类中心, 使得非相似性指标的价值函数达到最小。FCM 的价值函数的一般化形式为:

$$\min J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik} (d_{ik})^2 \quad (7)$$

其中, u_{ik} 表示样本 x_k 在第 i 类中的隶属度; d_{ik} 为样本 x_k 到第 i 类聚类中心的欧式距离, 且满足:

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k; 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n, \forall i \quad (8)$$

由式(7)可以求出聚类中心和隶属矩阵, 由最后的隶属矩阵确定圆上的点所属的类, 从而得到聚类结果。然后对聚类结果进行拟合, 拟合方法使用最小二乘法。最后由式(2)得到圆参数 (a, b, r) 。

2.4 改进算法的流程

本文算法描述如下:

步骤 1 将所有边缘点存储至集合 D , 循环次数 $k=0$ 。

步骤 2 从 D 中随机选取一个点 d_1 。

步骤 3 取 D 中的一点 d_2 , d_1 与 d_2 满足式(5), 并且以这 2 点为直径端点确定圆参数 p_c , 该圆的有效计数大于阈值 M_t , 直至点 d_2 存在或 D 中点取完。若点 d_2 存在, 转步骤 5; 否则, 转步骤 4。

步骤 4 $k = k + 1$, 若 $k > K_{\max}$, 结束; 否则, 转步骤 2。

步骤 5 p_c 为真圆的参数, 判断已检测到的圆是否已达到规定的数目, 若是, 结束; 否则, 转步骤 2。

上述算法流程如图 3 所示。

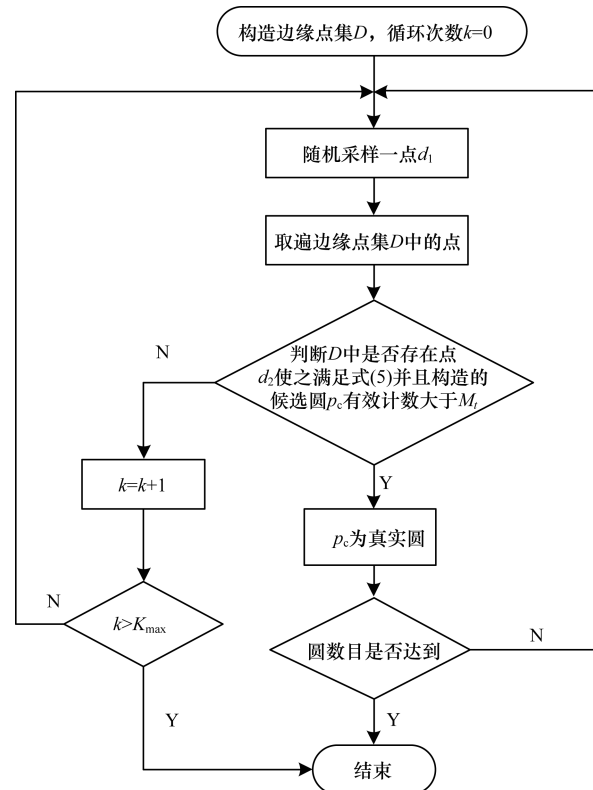


图 3 改进算法流程

3 实验与结果分析

为了验证本文算法的检测效果,实验使用公用图像^[3,15]进行了对比实验。首先对图像进行预处理,消除图像中的噪声以及增强图像的边缘。然后对预处理后的图像进行边缘检测。本文采用的边缘检测算子为 Canny 算子,因为与其他边缘检测算子相比,Canny 边缘检测算子具有较高的检测率和定位精度。最后用 RHT 算法、文献[10]的 ARHT 算法、文献[15]的 BRHT 算法和本文算法对边缘图像进行圆检测,再分析数据对比结果。

实验共分为 3 组。图 4 为原图像,图 5 为图 4 经过 RHT 算法处理后的结果图,图 6 为图 4 经过 ARHT 算法处理后的结果图,图 7 为图 4 经过 BRHT 算法处理后的结果图,图 8 为图 4 经过本文算法处理后的结果图,图 9 为图 4(a)中的圆用 4 种算法检测结果的放大图。

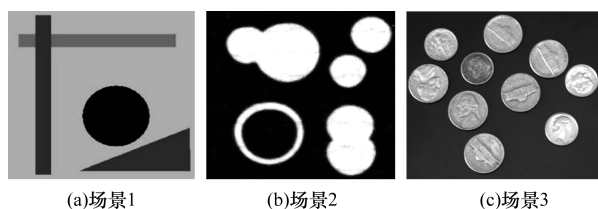


图 4 原图像

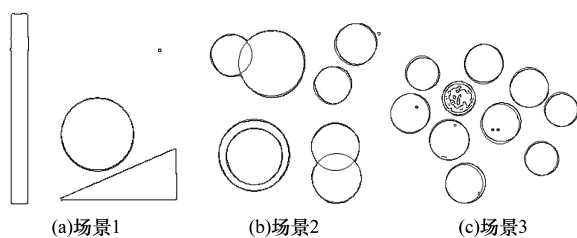


图 5 RHT 算法检测结果

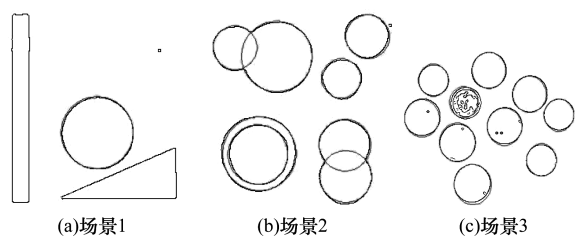


图 6 ARHT 算法检测结果

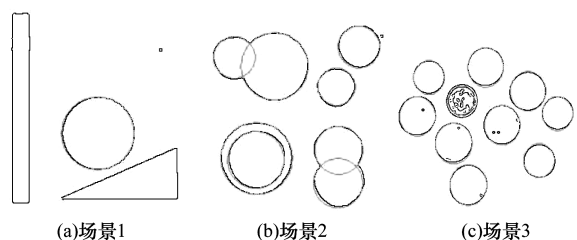


图 7 BRHT 算法检测结果

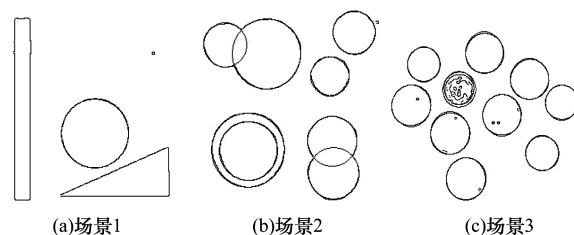


图 8 本文算法检测结果

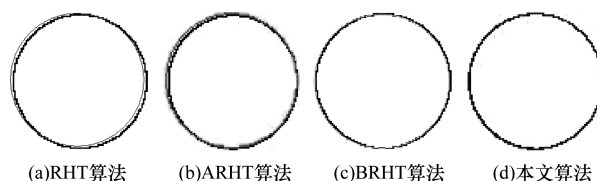


图 9 4 种算法结果放大图

从图 5~图 8 中可以看出,图 4 中的圆均能被这 4 种算法较好地检测出来。由图 9 的放大结果可见,4 种算法的拟合圆均与目标圆发生一定程度的偏离,尤其是 RHT 算法对目标圆检测的偏离较大。在下述定量化对比实验中,由于 4 种算法对采样点的选择有随机性,因此在做算法对比时,均对图 4 中的测试图像做 20 次运算,然后取其均值得到实验结果。

3.1 算法耗时分析

实验环境为 Matlab R2014a,计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i3-4170 CPU @ 3.70 GHz,4 GB RAM。

表 1 是对图 4 中的 3 个场景,用 RHT 算法、ARHT 算法、BRHT 算法和本文算法检测图像所耗费的时间对比。从中可以看出,本文算法耗费时间明显比 RHT 算法、ARHT 算法以及 BRHT 算法少。另外,ARHT 算法相对于 RHT 算法和 BRHT 算法运算速度快,在速度提高率上本文算法只与 ARHT 算法做了对比。其中的运算速度提高率的计算方式为:速度提高率 = (ARHT 算法耗时/本文算法耗时) / 本文算法耗时 × 100%。

表 1 4 种算法所耗费的时间和速度提高率

场景序号	RHT 算法 耗时/s	ARHT 算法 耗时/s	BRHT 算法 耗时/s	本文算法 耗时/s	速度 提高率/%
1	0.493	0.120	0.152	0.084	42.86
2	1.968	0.654	1.515	0.411	56.93
3	2.995	0.571	0.906	0.443	28.90

从表 1 实验结果可见,对图 4 中的 3 个场景,本文算法运算速度与 ARHT 算法相比,速度分别提高了 42.86%、56.93% 和 28.90%,平均提高了 42.90%,由此可见本文算法可大大减少计算量。

3.2 算法准确性分析

在算法准确性分析上,对图 4(b) 场景 2 进行实验。表 2 是 4 种算法对其检测圆的参数结果。表 3 是 4 种算法检测误差的统计,可由表 2 得到,参照文献[16],标准参数为 Hough 变换检测得到

的参数。从表 2 和表 3 中的数据可知,4 种算法均能检测出圆的圆心位置与半径大小,但本文算法的平均误差最小,即本文算法比另外 3 种算法的精确度更高,由此可见本文算法提高了检测精度。

表 2 4 种算法的圆参数对比

圆序号	RHT 算法	ARHT 算法	BRHT 算法	本文算法
1	(175.83,192.79,32.95)	(175.32,193.21,32.83)	(174.29,195.82,32.38)	(174.80,194.38,31.94)
2	(64.01,109.99,46.09)	(63.64,108.31,45.53)	(63.46,108.04,45.33)	(62.53,108.87,44.66)
3	(35.22,222.82,28.71)	(35.49,221.14,27.61)	(35.69,222.68,26.40)	(35.62,222.46,27.14)
4	(92.23,193.01,25.84)	(91.53,191.29,24.22)	(91.55,192.79,25.88)	(91.20,191.96,24.90)
5	(185.44,83.79,48.71)	(186.54,84.53,48.43)	(188.79,84.26,48.96)	(186.57,84.19,47.60)
6	(187.82,84.07,37.19)	(186.37,85.31,38.27)	(186.60,84.54,38.34)	(186.60,85.18,37.57)
7	(218.11,196.98,34.37)	(217.45,195.74,33.52)	(218.54,196.26,32.45)	(216.34,195.87,33.03)
8	(51.05,55.28,29.08)	(52.37,55.43,28.32)	(51.33,55.01,28.48)	(51.44,55.22,28.10)

表 3 4 种算法的检测误差对比

圆序号	RHT 算法	ARHT 算法	BRHT 算法	本文算法
1	(0.83,1.21,0.95)	(0.32,0.79,0.83)	(0.71,1.82,0.38)	(0.20,0.38,0.06)
2	(1.01,0.99,1.09)	(0.64,0.69,0.53)	(0.46,0.96,0.33)	(0.47,0.13,0.34)
3	(0.78,0.82,1.71)	(0.51,0.86,0.61)	(0.31,0.68,0.60)	(0.38,0.46,0.14)
4	(1.23,1.01,0.84)	(0.53,0.71,0.78)	(0.55,0.79,0.88)	(0.20,0.04,0.10)
5	(1.56,1.21,0.71)	(0.46,0.47,0.43)	(1.79,0.74,0.96)	(0.43,0.81,0.40)
6	(0.82,0.93,0.81)	(0.63,0.31,0.27)	(0.40,0.46,0.34)	(0.40,0.18,0.43)
7	(1.11,0.98,1.37)	(0.45,0.26,0.52)	(1.54,0.26,0.55)	(0.66,0.13,0.03)
8	(0.95,0.72,1.08)	(0.37,0.57,0.32)	(0.67,0.99,0.48)	(0.56,0.78,0.10)
平均误差	(1.04,0.98,1.07)	(0.49,0.58,0.54)	(0.80,0.84,0.57)	(0.41,0.36,0.20)

4 结束语

本文提出了一种基于采样约束的随机 Hough 变换圆检测算法,解决了 RHT 算法中由于随机采样 3 点而造成大量无效累积的问题。该算法利用改进的随机 Hough 变换算法检测圆,找到圆的具体位置和大小,用聚类算法对圆上的错误点进行剔除和拟合,可以得到更精确的圆参数。实验数据显示,本文算法与 ARHT 算法相比,检测速度平均提高了 42.90%。结果表明,本文算法在检测速度上有显著提高,在检测精度上也有所改善。今后将进一步研究如何将此改进算法应用于直线或其他曲线检测中。

参考文献

- [1] HART P E. How the Hough Transform Was Invented[J]. IEEE Signal Processing Magazine,2009,26(6):8-22.
- [2] ZHU Guiying, ZHANG Rrulin. Circle Detection Using Hough Transform[J]. Computer Engineering and Design, 2008,29(6):1462-1464.
- [3] 王红茹,丁 文. 一种改进的基于对称性的 Hough 变换圆检测算法[J]. 微电子学与计算机,2014,31(6):121-124.
- [4] XU Lei,OJA E,KULTANAN P. A New Curve Detection Method:Randomized Hough Transform(RHT)[J]. Pattern Recognition Letters,1990,11(5):331-338.
- [5] XU Lei,OJA E,KULTANAN P. Randomized Hough Transform(RHT): Basic Mechanisms, Algorithms, and Computational Complexities[J]. Computer Vision and Image Understanding,1993,57(2):131-138.
- [6] 徐培智,徐贵力,黄 鑫. 基于随机 Hough 变换的人头检测[J]. 计算机工程,2012,38(1):199-200.
- [7] 刘 进,马 梁,刘忠训,等. 基于随机 Hough 变换的零基线正弦曲线检测[J]. 计算机工程,2010,36(15):1-3.
- [8] 张兵权,王建峰,卢 军. 一种新的对随机 Hough 变换改进的检测圆的方法[J]. 计算机工程与应用,2006,42(18):53-54.
- [9] 黎自强,滕弘飞. 广义 Hough 变换:多个圆的快速随机检测[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2006,18(1):27-33.
- [10] 付 琰,卢荣胜,夏瑞雪,等. 基于重要性采样的随机 Hough 变换圆检测算法[J]. 电子测量技术,2012,35(5):45-48.
- [11] 束志林,戚飞虎. 一种新的随机 Hough 快速圆检测算法[J]. 计算机工程,2003,29(6):87-88.
- [12] CHEN Teh-chuan, CHUNG Kuo-liang. An Efficient Randomized Algorithm for Detecting Circles[J]. Computer Vision and Image Understanding,2001,83(2):172-190.
- [13] CHUNG Kuo-liang, HUANG Yonghuai. Speed up the Computation of Randomized Algorithms for Detecting Lines, Circles, and Ellipses Using Novel Tuning and LUT-based Voting Platform[J]. Applied Mathematics and Computation,2007,190(1):132-149.

(下转第 267 页)

4 结束语

为改进边界全局检测算法的不足,本文以背景显著性检测为出发点,引入同步更新超像素的方法,使得显著目标更加突出,从而在效率和绝对误差上都有较好的效果。本文方法的不足之处是时间性能还有待进一步提高,在不同的数据集上尚存在一定的局限性。这将是下一步的研究重点。

参考文献

- [1] 张巧荣. 利用背景先验的显著性检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(2): 165-173.
- [2] PERAZZI F, KRAHENBUHL P, PRITCH Y, et al. Saliency Filters: Contrast Based Filtering for Salient Region Detection[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2012: 733-740.
- [3] MARCHESOTTI L, CIFARELLI L, CSURKA G. A Framework for Visual Saliency Detection with Applications to Image Thumbnailing[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 2232-2239.
- [4] DING Yuanyuan, XIAO Jing, YU Jingyu. Importance Filtering for Image Retargeting Computer Vision & Pattern Recognition, 2011, 42(7): 89-96.
- [5] MARCHESOTTI L, CIFARELLI C, CSURKA G. A Framework for Visual Saliency Detection with Applications to Image Thumbnailing[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 2232-2239.
- [6] CHENG Mingming, ZHANG Guoxin, MITRA N J, et al. Global Contrast Based Salient Region Detection[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 409-416.
- [7] RAHTU E, KANNALA J, SALO M, et al. Segmenting Salient Objects from Images and Videos[C]//Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2010: 366-379.
- [8] TONG Na, LU Huchuan, ZHANG Ying, et al. Salient Object Detection via Global and Local Cues[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(10): 3258-3267.
- [9] 陈征, 张艳邦, 张芬, 等. 基于背景模型的显著性目标检测算法[J]. 内江科技, 2014, 35(10): 69-70.
- [10] YANG Chuan, ZHANG Lihe, LU Huchuan, et al. Saliency Detection via Graph-based Manifold Ranking[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 3166-3173.
- [11] WEI Yichen, WEN Fang, ZHU Wangjiang, et al. Geodesic Saliency Using Background Priors[C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2012: 29-42.
- [12] ZHU Wangjiang, LIANG Shuang, WEI Y, et al. Saliency Optimization from Robust Background Detection[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2014: 2841-2821.
- [13] 蒋寓文, 谭乐怡, 王守觉. 选择背景优先的显著性检测[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(1): 130-136.
- [14] QIN Yao, LU Huchuan, XU Yiqun, et al. Saliency Detection via Cellular Automata[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 110-119.
- [15] LIU Tie, SUN Jian, ZHENG Nanning, et al. Learning to Detect a Salient Object[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(2): 353-367.
- [16] YAN Qiong, XU Li, SHI Jianping, et al. Hierarchical Saliency Detection[J]. Computer Vision & Pattern Recognition, 2013, 38(4): 1155-1162.
- [17] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. Slic superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2281.

编辑 顾逸斐

(上接第263页)

- [14] 金燕, 周勇亮, 陈彪. 随机圆检测算法的采样约束和参数校准策略[J]. 光电工程, 2012, 39(5): 86-90.
- [15] 周勇亮, 金燕, 何萍, 等. 随机 Hough 变换圆检测累计加速算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(4): 574-580.
- [16] CHUANG Kuo-liang, HUANG Yonghuai, SHEN Shiming. Efficient Sampling Strategy and Refinement Strategy for Randomized Circle Detection[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(1): 252-263.
- [17] 孙吉贵, 刘杰, 赵连宇. 聚类算法研究[J]. 软件学报, 2008, 19(1): 48-61.
- [18] CAI Weiling, CHEN Songcan, ZHANG Daoqiang. Fast and Robust Fuzzy c-Means Clustering Algorithms Incorporating Local Information for Image Segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825-833.
- [19] 贾瑗玮. 基于划分的聚类算法研究综述[J]. 电子设计工程, 2014, 22(23): 38-41.

编辑 顾逸斐