

改进的随机 Hough 变换的头部区域检测算法

陈昊¹ 马钺² 陈帅² 李昭月²

(中国科学院大学 北京 100049)¹

(中国科学院沈阳自动化研究所自动化研究室 沈阳 110016)²

摘要 介绍了一种基于随机 Hough 变换(RHT)的圆检测的改进算法。该算法利用梯度方向信息来确定采样的3点是否进行累积,并在获得真实圆之后采取部分删减的策略来更新边缘点集。此方法不仅解决了传统 RHT 中由于随机采样而造成的大量无效累积问题,并且有效改善了传统 RHT 方法与梯度方向 Hough 变换(GHT)算法相比最优拟合结果丢失的情况。该方法在降噪后的图像上做了实验,最优拟合结果出现概率明显提高,检测性能有了显著的改善。

关键词 随机 Hough 变换,边缘检测,Canny 算子,圆检测,梯度方向,删除系数 λ

中图分类号 TP301.6 **文献标识码** A

Improved Randomized Hough Method of Circle Detection

CHEN Hao¹ MA Yue² CHEN Shuai² LI Zhao-yue²

(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)¹

(Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)²

Abstract Proposes an improved algorithm for detecting circles which is based on randomized Hough transform. It use gradient direction information to determine whether the parameter should be accumulated or not. And after obtaining the real circle, update the fringe points muster with deleting parameter λ . The problem of useless accumulation in traditional RHT is well is well solved and improved the probability of the best according circles appearance. Tests on normal images had been taken, and this algorithm has been proved an efficient method.

Keywords Randomized Hough transform, Edge detection, Canny operator, Circle detection, Gradient direction, Deleting parameter λ

视觉人体运动分析是近年来计算机视觉领域中备受关注的前沿方向,它从包含人体的图像序列中检测、识别、跟踪人体来获取人体的运动参数,并根据运动参数对人的行为进行理解和描述。在人体检测与跟踪技术的部分应用领域中,如智能监控、客流检测等,由于图像采集设备的安装位置受到限制或者是为了尽可能避免人体间的相互遮挡等原因,只能获取检测区域的俯视图(Vertical View Image)^[1]。在这类图像中人体只有部分是可见的,难以通过对完整人体进行建模的方法获得人体的运动参数,并且一旦出现拥挤情况,人体在图像中呈现的状况将更加复杂,不仅难以建模,训练的方式也无法实现。尽管在俯视图像中人体的整体难以作为检测和跟踪的目标,但是由于人体的头部(尤其是头顶部分)通常体现得较为完整,因此头部的俯视信息(如头部轮廓、头部区域颜色分布等)可以作为人体的局部特征,用于对俯视图中的人体目标进行检测、识别与跟踪。因此头部特征的选择与提取就成为俯视图像中人体检测与跟踪的关键环节。

图像空间中的圆形目标,在参数空间中以极值的形态出现,可以在参数空间中通过提取极值的方式完成圆形目标的识别,这是利用 Hough 变换的主要思路,目前工程中应用最

广泛的两种 Hough 变换是基于梯度信息变换的圆检测 Hough 变换(GHT)和随机采样圆检测(RHT),在前者的应用过程中,为了减低算法的空间复杂度,有两种主要的解决方法:1)Gerig Hough 变换(简称 Gerig HT);2)2 阶段 Hough 变换(简称 21HT)^[2,3]。这两种方法的根本思想在于降低参数空间累加器的维数,从而降低整体 GHT 算法的空间复杂度。改进后的梯度变换圆检测(GHT)很好地提升了圆检测 Hough 变换的性能,推广了圆检测 Hough 变换在实际中的广泛应用。

1 传统 RHT 检测算法

无论上述两种变换如何降低参数空间的复杂度,两者的图像空间到参数空间的映射机制都是图像空间的一个边缘点映射到多个参数空间的累加器,其空间和时间复杂度仍然较高。针对圆检测随机 Hough 变换(下文简称为 RHT),Xu 等人在提出曲线检测的 RHT 方法后,产生了许多改进的 RHT 算法。

1.1 传统 RHT 算法基本流程

具体算法步骤如下:

本文受中国科学院重点部署项目(Y2A5140501)资助。

陈昊(1987—),男,主要研究方向为图像处理与分析,E-mail:chenhao@sia.cn;马钺(1963—),男,研究员,博士生导师,主要研究方向为计算机应用学科、公路计算机收费系统、智能交通系统、机器视觉等。

- (1) 构造边缘点集 D , 初始化参数单元集 $P = \text{NULL}$, 循环次数 $K = 0$;
- (2) 从 D 中随机选取 3 点;
- (3) 由这 3 点联立解特征参数 p ;
- (4) 在 P 中找一个 p_c , 满足 $\|p - p_c\| \leq \delta$, 若找到则转(6); 否则转(5);
- (5) 将 p 插入 P , 其对应计数值为 1, 转(7);
- (6) 将 p_c 所对应的计数值加 1, 若小于指定阈值 n_t , 转(7); 否则转(8);
- (7) $k = k + 1$; 若 $k > k_{\max}$, 结束; 否则, 转(2);
- (8) p_c 为候选圆特征参数, 若该参数对应圆上的边缘点数 $M_{p_c} > M_{\min}$, 则转(9);
- (9) p_c 为真实圆特征参数, 将落在参数 p_c 对应特征上的点从 D 中去掉, 判断已检测到的圆的数目是否达到规定数目, 若是则结束, 否则重置 $P = \text{NULL}, K = 0$, 转(2)。

其中 k_{\max} 是规定的检测一个圆过程中所允许采样的最大循环次数。 M_{\min} 是圆所必需的最小点数, 一般设为 $2\pi\lambda$, 其中 λ 是一个固定系数。 P 是参数空间的参数单元集, 是一个动态链表结构。 M_{p_c} 为图像空间中落到候选圆上的点数。

1.2 无效累积分析及改进方法

从传统 RHT 算法的原理描述中可以看出, RHT 的主要特征是随机抽样以及参数空间中的动态联接链表, 最大的优点是图像空间到参数空间的多对一映射机制避免了 GHT 中的一对多映射的庞大计算量, 大幅度地降低了算法的时间和空间复杂度。但是 RHT 存在一点不足: 即多个圆存在时, RHT 采样点无效累积, 在随机采样点的过程中, 传统 RHT 所选采样点属于同一个圆周的的概率反比于圆周数, 即圆周数越多, 3 个采样点属于同一圆周的的概率就越小。假如设图像中 N 个目标边缘点包含 K 个周长为 L 的圆和 n 个非圆周上的点, 则有 $N = KL + n$, 则随机采样 3 点落在同一个圆周上的概率是:

$$Prob = \frac{C_k C_L^2}{C_N^3} = \frac{KL(L-1)(L-2)}{(KL+n)(KL+n-1)(KL+n-2)} \quad (1)$$

当图像中没有非圆周上的点, 即 $n = 0$, 上式可以简化为:

$$Prob = \frac{KL(L-1)(L-2)}{KL(KL-1)(KL-2)} \approx \frac{1}{K^2} \quad (2)$$

由以两式可以看出采样点落在同一圆周的的概率 $Prob$ 反比于目标圆周数, 式(1)也表明, 非圆周上的边缘点越多, 概率 $Prob$ 越小, 参数空间无效累积的概率也就越大。

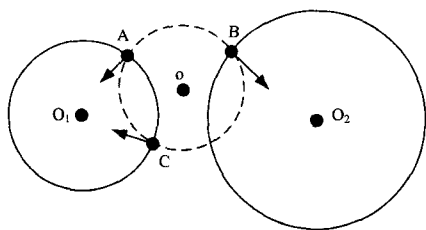


图1 无效累积

为了降低无效累积的概率, 进一步提高 RHT 的性能, 目前工程中最常用的方法是利用梯度方向信息对采样得到的 3 点进行参数空间累积操作之前对它们是否共圆进行判断, 只有通过判断的 3 点才能进行参数空间的累积操作。图 1 中 A, B, C 3 点的梯度方向如箭头所示, 虚线圆 O 是在没有梯度

方向信息时所获得的候选圆, 显然这是无效的累积, 需要重新采样; 另外还有加窗口等方法, 即在候选圆的周围加一个方形框, 其是以候选圆的直径加上一定的余量为边长, 以候选圆的圆心为中心的方形框。判断选取的采样点是否在方形框中, 是则选中完成后面的计算; 否则, 删除该点。从而达到了缩减搜索范围的目的。

1.3 传统 RHT 算法最优拟合结果丢失分析

由图 2 可知, 俯视视角下, 人体头部轮廓在大部分情况下是类圆形, 即多段圆弧连接组成的不规则圆形, 在图 2 中 O 为头部轮廓(实线曲线), 3 点 A, B, C 采样过后得到真实圆 O_1 , 但 O_1 与 O 之间的重合圆弧段是点 A 附近的圆弧段, O_2 是当采样点在 A 点附近的圆弧段采样时得到的候选圆, 但根据传统 RHT 算法的要求, 在确认 O_1 为真实圆后, 删除重合点, O_2 就无法成为真实圆, 从而进入到最佳拟合结果确认阶段。在这种情况下, RHT 相比于 GHT, 由于采用随机采样机制导致存在头部拟合结果较多, 提取出拟合较差的圆形轮廓的概率通常远高于拟合较好的圆形轮廓的缺点, 最佳拟合结果有可能在上述情况下被丢弃了, 先前的研究及实验表明, 该种情况存在的概率较大。当找到真实圆 $C_{\text{真实}}$ 后, 将删除边缘点集 D 中落在 $C_{\text{真实}}$ 上的点集 $D_{\text{删除}}$, 更新边缘点集 D , 重置参数单元集 P , 进行下次采样。但是, 由于在下次采样过程中边缘点集 D 的更新, 使大量的候选圆(可能存在最优拟合结果)因被删除点集 $D_{\text{删除}}$ 的缺失, 导致候选圆在参数单元集 P 中累积计数值 v 无法达到指定阈值 n_t 而无法成为真实圆, 就无法进入下步最优拟合结果确认阶段, 从而导致最优拟合结果的丢失。

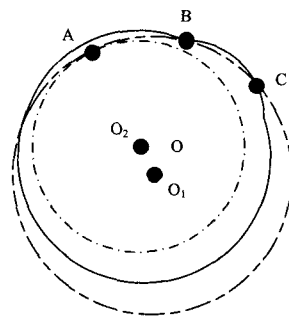


图2 拟合结果丢失

2 一种改进的 RHT 算法

2.1 改进思想

采样点的无效累积主要是因为采样点分别属于不同的轮廓区域; 最优拟合结果出现的可能性低是由于头部轮廓不是真正的圆形, 而是不规则圆形。所以我们用梯度方向的方法来判断, 在采样得到 3 点进行参数空间累积之前对它们是否可能共圆进行判断, 只有通过了验证的 3 点才能够进行下一步判断。

在得到真实圆 $C_{\text{真实}}$ 后, 进行了过分删除边缘点的操作, 在本文的改进算法中, 我们对传统算法中即将删除的点集 $D_{\text{删除}}$ 进行了部分保留, 给出了一个删除系数 λ (λ 为 0~1 之间的常数, 具体由实验部分确认), 随机删除 $\lambda D_{\text{删除}}$ 个边缘点, 更新边缘点集 D , 进行下次采样操作。由于采取了随机删除策略, 因此提高了最优拟合结果出现的可能性和实验结果的精度。

2.2 一种改进的 RHT 检测算法

在传统的 RHT 算法中,在得到真实圆之后从边缘点集 D 中删除了轮廓上与真实圆重合的点,而最优拟合结果有很大的概率被传统算法删掉,造成最优拟合结果丢失。因此,我们提出一种改进的 RHT 算法:

1)对原图像进行去噪等预处理;

2)运用 Canny 算子检测得到边缘图像,初始化边缘点集 D ,并计算边缘点集 D 中每个点的梯度方向 ∇f ,初始化参数单元集 $P=NULL$;

3)在点集 D 中随机选取 3 点,判断这 3 点的法线方向与梯度方向的角度之差是否在允许范围内,是,则转 4);否则转 2);

4)计算 3 点所确定的圆的参数 $p(a,b,r)$,搜索参数单元集 P ,若 $\|p-p_c\|, \delta$ 是允许的误差范围,则将对应参数单元 p_c 的计数值 v 加 1,若 v 值达到指定阈值 n_i (一般很小,本文取为 2),则 p_c 对应的圆成为候选圆 $C_{候}$;

5)计算边缘点集 D 中落在 $C_{候}$ 上的点数 m_x ,若 m_x 大于构成圆所需的最小点数 m_{min} ,则认为 $C_{候}$ 为真实圆 $C_{真实}$,记录此时落在该 $C_{真实}$ 上的所有属于边缘点集 D 的点,形成点集 $D_{真实}$;

6)随机删除点集 $D_{真实}$ 中 $\lambda D_{真实}$ 个点, λ 为删除系数是 0~1 的某个值,将剩下的点重新放入边缘点集 D ,更新边缘点集 D ,将 P 置为空,并返回 3);

7)当随机采样次数 k 大于采样数阈值 k_{min} 时,若 P 中没有参数单元 p_c 对应计数 v 达到 n_i ,则认为 D 中没有共圆点,算法结束。

3 实验结果

实验是在 2G 内存,处理器主频为 2.0GHz,64 位处理器 PC 机上进行的,所处理的图片是经过简单减噪处理后的实际拍摄图片,实现语言是 C++,我们分别选取了值为 0.3 和 0.7 作为删减系数来完成实验。处理时间对比如表 1 所列,实验结果如图 3 所示,其中图 3(a)为减噪后的原图像,图 3(b)是 Canny 检测边缘化后的图像,图 3(c)为删减系数 λ 为 0.3 时的检测结果,图 3(d)是删减系数 λ 为 0.7 的检测结果。实验结果表明,可以引入删减过程来提高最优轮廓出现的可能性,删减系数越小,检测结果越好,但花费的时间较长,可以找到一个最优的删减系数 λ 值,满足实际中的要求,这也是接下来的研究方向。

(上接第 144 页)

抽取,以获取其中有价值的记录。

参考文献

[1] 孙吉贵,刘杰,赵连宇. 聚类算法研究[J]. 计算机研究与发展, 2008(19):48-61

[2] Liu Bing. Web Data Mining [M]. 俞勇,薛贵荣,韩定一,译. 北京:清华大学出版社,2009:291-295

[3] Liu Bing, Grossman R, Zhai Ya-nong. Mining data records in web pages [C]// Proceedings of the ACM International on Knowledge Discovery and Data Mining. 2003:601-606

表 1 时间对比

删除系数 λ	计算时间(ms)
0.3	673
0.7	205

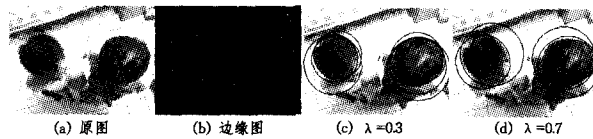


图 3 实验结果对比

结束语 通过实验结果对比可以看出,本文改进的 RHT 算法速度上虽然比传统的 RHT 算法有些增加,但是获取的头部轮廓的拟合结果更加准确和优秀,并且增加的时间在实践和实验中是可以接受的。删除系数 λ 的选取是实验中的重点,可在今后的研究中做深入探讨。

参考文献

[1] 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):64-67

[2] 赵桂霞,黄山. 一种基于随机 Hough 变换圆检测的改进算法[J]. 计算机技术与发展,2008,18(4):77

[3] 姜伟,高军伟,刘新. 基于边缘背景差法和 Hough 变换的公交乘客头部检测方法研究[J]. 青岛大学学报:工程技术版,2010,25(2):

[4] Hollitt C. Reduction of computational complexity of Hough transforms using a convolution approach[C]// Image and Vision Computing New Zealand, 2009. IVCNZ '09. 24th International Conference, 2009:373-378

[5] 黄永林,叶玉堂,陈镇龙,等. 一种新的快速 Hough 变换圆检测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2009,24(9):837

[6] 于海滨. 基于头部特征提取的人体检测与跟踪及其应用[D]. 杭州:浙江大学信息科学与工程学院,2007

[7] 虞旦,韦巍. 改进的随机圆检测算法[J]. 浙江大学中国图像图形学报,2009,14(8)

[8] Krcbywn D J, Atherton T J. Circle Detection Using Hough Transform Filters[D]. University of Warwick, U. K. 1995

[9] 屈稳太. 基于弦中点 Hough 变换的椭圆检测方法[J]. 浙江大学学报:工学版,2005,39(8)

[10] Chen Xing, Lu Ling, Gao Yang. A New Concentric Circle Detection Method Based on Hough Transform[C]// The 7th International Conference on Computer Science & Education (ICSE 2012). Melbourne, Australia, July 2012

[4] Jsoup: Java Html Parser[OL]. <http://jsoup.org/apidocs/>

[5] 李效东,顾毓清. 基于 DOM 的 Web 信息提取[J]. 计算机学报, 2002, 25

[6] Miao G, Tatemura J, Hsiung Wang-pin, et al. Extracting data records from the Web using tag path clustering[C]// Madrid. 2009

[7] Arasu A, Garcia-Molina H. Extracting structured data from Web pages[C]// Proc of ACM SIGMOD International Conference on the Management of Data. 2003:337-348

[8] Cafarella M J, Halevy A, Wang D Z, et al. Exploring the power of tables on the tables on the Web [C]// Proceedings of 34th International Conference on Very Large Data Bases. 2008:538-549