

一种新的广义 Hough 变换算法

程 健¹, 刘宏申¹, 高尚义²

(1. 安徽工业大学 计算机学院, 安徽 马鞍山 243002;

2. 安徽工业大学 电气信息学院, 安徽 马鞍山 243002)

摘要: 广义 Hough 变换(GHT)是检测不规则图形的一个有效方法。但是在检测不规则多边形图形时,由于建立参考表 R 要以梯度为索引项,使得某几个梯度值中的条目数过多,在向参数空间映射时会造成大量的投票冗余,从而影响了变换的效率。而改进的 GHT 算法在建立参考表时采用了几何特征角来代替梯度,使得建立的 R 表中各梯度索引项的条目数分布的更均匀,减少了参数空间的投票冗余,提高了算法的效率。实验证明该改进方法的有效性。

关键词: GHT; 梯度; 几何特征角

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2008)11-0069-04

A New Generalized Hough Transformation Algorithm

CHENG Jian¹, LIU Hong-shen¹, GAO Shang-yi²

(1. Computer School of Anhui Industrial Technology University, Maanshan 243002, China;

2. School of Electric Info., Anhui Industrial Technology University, Maanshan 243002, China)

Abstract: Generalized hough transform (GHT) is an effective method of detecting irregular objects. While detecting irregular polygon objects, because gradient is the index item in creating reference table, then the number of items of having concrete gradient values is redundant, it results in the large vote redundancy in projecting on parameter space, and affects transform efficiency. But modified GHT algorithm used geometrical feature angle to instead gradient, that caused the number of items to distribute rather evenly, then reduced vote redundancy in parameter space, and improved algorithm's efficiency. Experiments demonstrate that this modified method is effective.

Key words: GHT; gradient; geometrical feature angle

0 引言

物体识别是计算机视觉的重要研究领域之一,不规则图形的检测更是受到各国科学家的重视,得到了较为广泛的研究,并取得了一系列的进展。与一般检测直线、圆等规则图形的 Hough 变换一样,广义 Hough 变换(GHT)^[1,2]也是将变量空间图形的检测问题,转换为参数空间的聚类问题,使变换的结果更易于识别和检测。由于广义 Hough 变换是根据局部变量来计算全面描述参数,因而它具有抗噪、不怕遮挡等优点。但另一方面也因为这个特性导致像素点从图像空间到参数空间映射变换时存在计算量大、执行速度慢等缺点。经典广义 Hough 变换在检测目标时一般利用边

界点的梯度信息,以它为索引项一个称为参考表的数组来记录模板图像的的形状信息,参考表中每个数组元素表示一个边界点的信息。检测目标时在已建立好的参考表 R 中找寻相应梯度的矢径和矢角信息,并进行逐一计算,这实际上是一个投票的过程。如果目标图像中的梯度值相同的点过多,在投票时就会产生大量的投票冗余。这种投票冗余是导致计算量大、执行速度慢等缺点的直接原因。

文中主要就如何降低图像点在参数空间中的投票映射冗余,而提出了一种对广义 Hough 变换的改进方法,即用每个图像点的几何特征角来代替其原梯度的新方法。采用这种方法,很大程度上减少了变换时参数空间的投票冗余,减少了盲目匹配时的计算量,并且在逆广义 Hough 变换时确定峰值时更易选取阈值。实验结果也证明了该方法的有效性。

1 广义 Hough 变换

广义 Hough 变换用于检测目标的过程包括两步:

收稿日期:2008-02-24

基金项目:安徽省自然科学基金项目(070412039);安徽省教育厅自然科学基金项目(2006KJ018A)

作者简介:程 健(1985-),男,硕士研究生,研究方向为数字图像处理 and 模式识别;刘宏申,硕士,教授,研究方向为图像处理和模式识别。

第一步是首先要把已知的目标边界形状信息记录下来;第二步利用记录的目标边界形状信息来对待检测的目标进行投票,根据投票集中程度情况确定待检测目标是否为已知的目标。用广义 Hough 变换检测目标的关键是目标边界形状信息记录,一般是用一个三维数组来保存目标边界形状信息,这个三维数组称为参考表。广义 Hough 变换的投票最理想的情况是同一形状边界的不同点应将票都投到同一参考点上,而且一个边界点只能投一票。因此边界点与参考点间的方位信息的充分性和完备性对投票很重要,目标边界点与参考点间方位信息实质就是边界上点的形状信息。要建立的参考 R 表在记录边界点时应尽量地区分不同边界点,即不同的边界点应该在参考表中具有不同的索引项。参考表区分边界点的能力决定了投票正确程度,所以在建参考表时选择什么样边界点的特征应该是非常重要的。

传统的广义 Hough 变换中参考表选用的特征如图 1 所示^[3]。在图 1 中在轮廓内部任取一个参考点 (x_r, y_r) , 记轮廓上的任意点 (x, y) 到 (x_r, y_r) 的矢径为 r , r 与 X 轴正向夹角为 Φ 。过轮廓点 (x, y) 的切线与 X 轴正向的夹角为梯度角 θ , 这样每个轮廓点对应一个梯度角 θ , 参考点 (x_r, y_r) 与边界上的像素点有下列关系式:

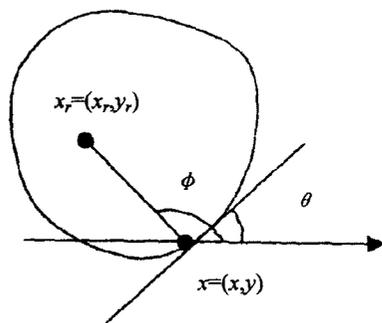


图 1 边界点与参考点关系

$$x_r = x + s * r(\theta) * \cos[\Phi(\theta) + \beta] \tag{1}$$

$$y_r = y + s * r(\theta) * \sin[\Phi(\theta) + \beta] \tag{2}$$

其中 β 表示轮廓取向, s 是尺度变换系数, 通过这两个参数可以检测识别有旋转和缩放的目标。对不同的边界形状, θ 、 r 和 Φ 关系不同, 参考表记录了三者间关系, 所以参考表又称 R 表。R 表中的上标表示具有相同梯度角 θ 的轮廓点的个数, 下标则与目标物体轮廓量化时的间隔相关。

表 1 参考表 R

梯度角 θ	矢径 $r(\theta)$	矢角 $\Phi(\theta)$
θ_1	$r_1^1, r_1^2, \dots, r_1^{n_1}$	$\Phi_1^1, \Phi_1^2, \dots, \Phi_1^{n_1}$
...
θ_m	$r_m^1, r_m^2, \dots, r_m^{n_m}$	$\Phi_m^1, \Phi_m^2, \dots, \Phi_m^{n_m}$

后续的处理方法与 Hough 变换的基本方法相似。先在参数空间中建立累加器 $A(x_r, y_r, \beta, s)$ 并将其预设为 0; 再依次计算出各个目标图像轮廓点的梯度角 θ , 在 R 表中寻找其相对应的梯度元组项 θ , 再分别将相应的 r 和 Φ 代入公式(1)和公式(2)计算出一系列候选参考点坐标 (x_r, y_r) , 遍历目标图像所有轮廓点后, 将这些计算出的候选参考点以 1 为增量累加存放在累加器 A 中; 最后根据累加器 A 最终获得的最大值确定参考点, 继而确定目标物体的情况。

上述这种参考表被用来记录边界形状时对边界形状的区分能力不是很好, 以直线为例, 直线上所有的边界像素梯度值均相同, 各个边界像素就不能区分, 这在参考表中表现出来是某个 θ 值的条目数很多。这样在变换过程中必定产生出大量的虚假票数^[4], 产生虚假票数的多少即决定了经典广义 Hough 变换的变换效率。因此在建立参考表 R 的过程中, 索引项的选择好坏是能否建立好的模型表示以及能否提高变换效率的关键。

2 GHT 的改进

假设在学习阶段对模板所建立的参考表 R 中索引 i 上的条目数为 N_i , 那么向参数空间变换过程中该索引 i 产生的投票数则为 N_i^2 , 但是正确的投票数只有 N_i , 也就是说产生的虚假票数为 $N_i^2 - N_i$, 可以看出如果索引 i 中的条目数 N_i 越大, 则产生的虚假票数就越多, 变换效率也就越低(这里所说的索引条目数就是对应同一梯度值的点数, 如上表中 θ_1 对应的 r_1 个数 n_1)。

如图 2 所示, 图像空间中的三角形模板, 由于在经典广义 Hough 变换中建立参考表时是以每个边界像素的梯度值作为索引, 这时整个参考 R 表只有三个索引项, 而且每个梯度索引项上条目数很多(分别对应着每个直线段的像素点个数), 变换时不仅计算量大, 而且会产生大量的虚假冗余投票, 图像感兴趣像素个数越多, 变换效率越低。



图 2 边界点特征角选取之三角形模板

用数学表达式来分析, 假设待检测的图形就是模板图形, 边界像素点的总个数为 $\sum_{i=1}^m N_i$, 每个索引 i 上的条目数为 N_i , 则参数空间中投票的总票数为 $\sum_{i=1}^m N_i^2$,

而实际正确投票数应只有 $\sum_{i=1}^m N_i$, 则存在的虚假票数
 为 $\sum_{i=1}^m N_i^2 - \sum_{i=1}^m N_i$ 。要减少虚假总票数, 就要使 $N_1^2 + N_2^2 + \dots + N_m^2$ 这个值尽量小, 由不等式极值原理可知, 当 $N_1 = N_2 = \dots = N_m$ 时该表达式值最小。由于 GHT 算法的特性, 虚假投票不可避免。文中提出的改进方法目的即是使 N_1, N_2, \dots, N_m 的值尽量相等, 使 R 表中各索引项中条目数趋于均匀, 避免索引项过度集中, 导致过多的虚假投票数存在。

改进后的 GHT 分为两个阶段^[5]来描述:

(1) 学习阶段, 即创建模板。如图 3 所示, 取模型轮

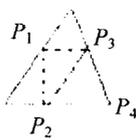


图 3 边界点特征角选取之模板特征角的选取

廓上的点 P_1 , 分别在模型边界上找到与点 P_1 横坐标、纵坐标相同的点 P_2, P_3 , 计算 $\angle P_1 P_3 P_2$ ^[6], 以图 3 中点 $P_1(x_1, y_1)$ 为例, 可以得到 P_2, P_3 的坐标 $(x_2, y_2), (x_3, y_3)$, $\angle P_1 P_3 P_2$ 等于 $\arctan(y_2 - y_1)/(x_3 - x_1)$ 。以 $\angle P_1 P_3 P_2$ 为新参考表中的索引项, 代替原 R 表中的梯度, 再和 r, ϕ 建立一个新的函数关系。如果要计算 P_2 点的几何特征角, 这时与 P_2 横坐标相同的点有很多, 取与 P_2 最远的点 P_4 为 P_2 的横坐标相同点, 所以 P_2 的几何特征角为 $\angle P_1 P_4 P_2$ 。同理, 顺序遍历模型轮廓上的边界点后, 形成新的参考表 R。该参考表即完全描述了此模型。

通过图像边缘点位置的几何关系这一不变特性来描述轮廓, 一方面避免了由于梯度方向信息不精确而产生的误差, 另一方面可以减少同一索引上的条目数和参数空间的投票冗余, 从而提高了 GHT 变换的效率。

(2) 检测阶段: 过程与广义 Hough 变换相同, 只是用边缘点的几何特征角来代替梯度角进行模型匹配计算。对待测图像中的每个边缘像素点, 计算它的几何特征角。通过查看参考表 R 来提取另两个参数量 r 和 ϕ , 并且计算候选参考点 $(p,$

$q)$ 。遍历目标图像中的每个边缘像素点后, 将这些候选参考点映射于一个二维计数器数组 $A[p][q]$ 中, 以 1 为增量。如果待检测区域和已知模型目标一致或者相似, 则计数器中必然出现峰值; 反之计数器将很分散, 不能形成峰值。如果峰值存在, 则峰值处的坐标即为已检测出来的模型目标的参考点位置, 从而正确检测到图形。

3 实验结果与分析

图 4 和图 5 为两组实验结果图, 图中的 R 表索引统计图表示 R 表中每个索引项上的条目数, 图中横坐标为边界像素点的梯度值, 纵坐标为相同梯度值对应的边界点数, 可以比较出改进后的索引条目数相对分布的更分散平均, 如图 4(e) 和图 5(e) 所示。在向参数空间变换投票时, 虚假投票数减少的也很明显, 结果如表 2 所示。GHT 参数空间图(已将投票值映射到 0~255 灰度范围内)中的中间黑色像素点即为所求的真实目标参考点, 而图中其余较暗的点形成的直线均为虚假投票产生的干扰点, 改进后的算法干扰点较少, 如图 4(c) 和图 5(c) 所示(两组图中的参数空间图均已反相显示)。将 GHT 参数空间图中的累加数组值显示

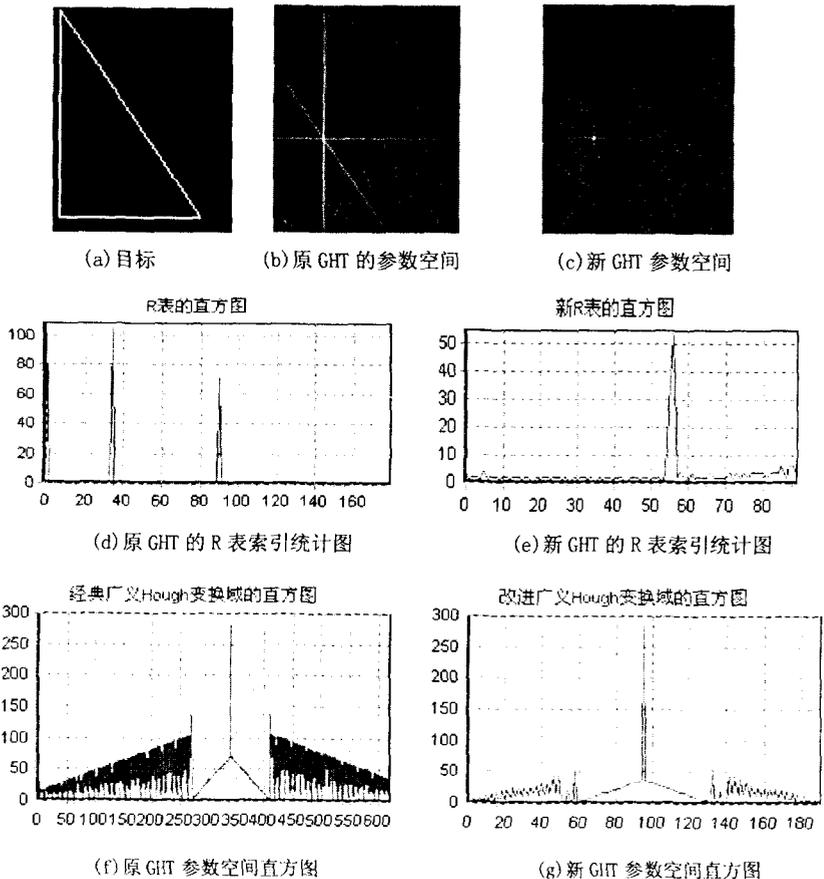


图 4 三角形目标实验结果图

在 GHT 参数空间直方图上,图中横坐标为参数空间中非零投票点的个数,纵坐标为对应投票点的数组 A 的值,可以更直观地看出改进的效果。表 2 中参数空间矩阵方差为计算出的累加二维数组 A 的均方差,均方差越小表示检测出来的参考点位置越精确。

表 2 测试图的实验数据

	参数空间投票数		参数空间矩阵方差	
	改进前	改进后	改进前	改进后
图 4	27521	5832	8.14	1.95
图 5	17424	1680	2.47	0.40

在利用参数空间变换域图进行逆广义 Hough 变换还原目标形状时,需根据预先设定的阈值来确定参数空间中的峰值点,即确定目标图像的参考点坐标。在图 4(g)和图 5(g)中第一峰值和第二峰值相差更明显,峰值更尖锐说明匹配得更精确,因为大多数的投票集中在更小的区域,这时更利于阈值的选取。通过这两组实验可看出,经典广义 Hough 变换需要设置阈值为 150,而改进后阈值仅需设为 50。

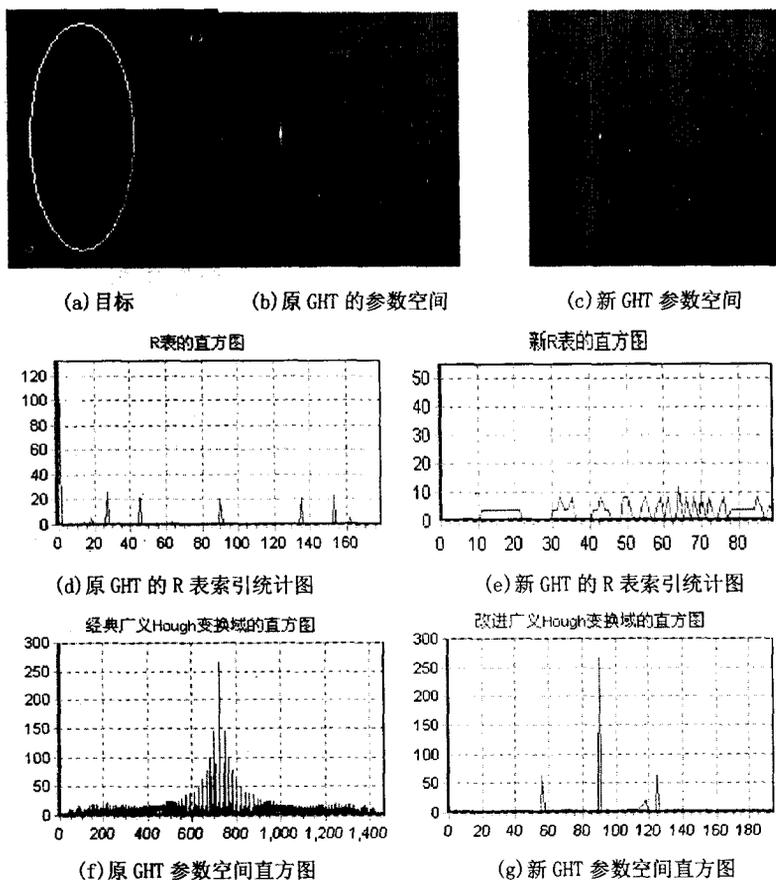


图 5 椭圆目标实验结果图

另外从两组图的(d)和(e)可以看出,经典 GHT 算法索引梯度值范围为[0,180),而新算法索引几何特征

角范围为[0,90],新算法在程序实现时事先分配的内存空间也就缩小一倍,并且 R 表索引项中最大条目数也减半甚至更多,这些带来的好处是算法对内存的要求降低了、运行速度加快了。

4 结束语

提出了一种用几何特征角代替梯度作为索引项的新广义 Hough 变换方法。特别在检测不规则多边形目标时,采用轮廓点的几何特征角作为新的索引项,从而在建立 R 表时平均了每个索引项中的条目数,使得改进的广义 Hough 变换在映射到参数空间时的投票计算量明显减少。上述的实验亦证明了这个方法的有效性,该方法在物体识别及定位领域具有很好的应用前景。但目前该方法在对有旋转的目标进行检测识别时,由于采用的是单个边界点的几何特征角为新的索引项,所以当目标存在旋转时因为像素位置的变化而导致几何特征角作为索引项时失效,下一步工作中考虑引用由两个边界点所确定的几何特征角来做索引项,并结合双点广义 Hough 变换,即快速广义 Hough 变换来做研究改进,以期取得满意的效果。

参考文献:

- [1] 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报,2006,18(1):27-33.
- [2] 李智磊,翟宏琛,王明伟. 一种可识别破碎图形的特殊广义 Hough 变换方法[J]. 物理学报,2007,56(6):3234-3239.
- [3] 王鑫,荆晶,葛庆平. 检测不规则图形的改进广义 Hough 变换[J]. 计算机工程. 2007,33(8):178-184.
- [4] Chau Chun-Pong, Siu Wan-Chi. Adaptive dual-point Hough transform for object recognition[J]. Computer Vision and Image Understanding,2004,96:1-16.
- [5] Achalakul T, Madarasmi S. A concurrent modified algorithm for generalized hough transform[J]. Industrial Technology, IEEE, 2002(2):965-969.
- [6] Aguado A S, Montiel M E, Nixon M S. Improving parameter space decomposition for the generalized hough transform[J]. Image Processing, IEEE,1996,(3):627-630.