

基于 Harris 和几何哈希法的目标匹配

周陈龙, 胡福乔

(上海交通大学自动化系系统控制与信息处理教育部重点实验室, 上海 200240)

摘 要: 复杂环境下的目标匹配会受到物体缩放、旋转、遮挡及光强变化等影响, 是模式识别领域的一项难题。针对该问题, 提出一种基于 Harris 算法和改进几何哈希法的目标匹配方法。利用 Harris 角点提取算法检测兴趣点, 通过改进的几何哈希法实现多目标匹配。实验结果表明, 该方法可实现复杂环境下的目标匹配, 提高匹配精度和速度。

关键词: 目标匹配; Harris 算法; 几何哈希法; 仿射不变性; 尺度不变特征变换

Objects Matching Based on Harris and Geometric Hashing Algorithm

ZHOU Chen-long, HU Fu-qiao

(Key Laboratory of System Control and Information Processing, Ministry of Education, Department of Automation,
Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

【Abstract】 It is a very important but also a tough issue to matching objects in the field of pattern recognition as objects may be influenced by themselves such as scale, rotation, obstacle and also intensity change in the process of recognition. In allusion to this problem, an object matching method based on Harris algorithm and geometric Hash algorithm is proposed. The extraction of interested point features combined with the structure information of geometric Hash algorithm is used. Experimental results show that not only it is possible for this method to match complex objects, but also the accuracy and speed are increased.

【Key words】 objects matching; Harris algorithm; geometric Hash algorithm; affine invariant; Scale Invariant Feature Transform(SIFT)
DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2013.11.046

1 概述

随着数字图像的迅猛发展, 对其进行快速、高效匹配的要求愈加强烈。因此, 对目标进行检测或跟踪, 是模式识别领域一直在研究的课题。模式识别的难点在于不存在可套用的公式来解决一切问题。例如, 在目标匹配过程中, 会受到物体(缩放、旋转、遮挡)以及周围环境(光强变化)等方面的影响, 而且物体本身具有这种性质, 如形状、颜色、纹理、材质等。因此, 要进行目标匹配, 必须针对具体目标特性探索相应的解决方案。

目前已有的方法包括通过提取目标与模板的尺度不变特征(如 SIFT^[1]、SURF^[2]特征点), 并通过特征匹配算法解决图像匹配问题。但这些方法对遮挡物体匹配精度不高, 而且对图像对比度有要求。常用的基于形状特征的模型匹配算法有 Fourier 描绘子、小波描绘子、广义 Hough 变换法等^[3], 但这些算法要么对噪声敏感, 要么对环境有限制。

由于工件是刚体, 具有较为规则的形状信息, 因此本

文从形状特征着手研究, 基于几何哈希法对模型进行匹配研究。该方法不是通过匹配特征来搜索模型, 而是直接利用特征结构或其具有的特性来索引模型, 对工件这种规则形状模型具有优势。几何哈希算法具有仿射不变性^[4-5], 并且对部分遮挡也有较好的鲁棒性。同时, 几何哈希法将模型的几何特征和哈希算法结合使用, 提高了检测速度。

本文基于 Harris 角点提取, 并利用几何哈希法仿射不变性的优势, 对复杂环境下的目标进行匹配研究。同时, 为进一步提升匹配速度和精度, 对几何哈希法进行改进。

2 兴趣点检测

几何哈希法是一种基于几何结构信息的匹配算法, 对兴趣点的要求较高。这里要求检测到的兴趣点具有可重复性, 即图像在亮度变化、视觉角度变化等不同情况下, 能重复检测到这些点, 因此, 将广泛应用于计算机视觉中的角点作为兴趣点应用于特征的提取过程。本文选择 Harris 角点提取算法^[6-7], 主要因为它具有如下优点:

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61175009)

作者简介: 周陈龙(1988 -), 男, 硕士研究生, 主研方向: 模式识别, 图像处理; 胡福乔, 副教授

收稿日期: 2012-08-30 **修回日期:** 2012-11-26 **E-mail:** zhouchenlong@sjtu.edu.cn

(1) Harris 算法只涉及一阶导数, 对图像旋转、噪声、亮度以及一定的尺度变换具有良好的鲁棒性。

(2) Harris 算法只计算灰度的一阶差分和高斯滤波, 实现起来较为简单而且具有一定抗噪能力。

(3) Harris 算法对图像中每个点均计算兴趣值并在邻域中选择最优点, 因此提取出来的特征点分布均匀合理。

Harris 算法实现步骤如下:

(1) 从 x 、 y 方向计算图像方向导数, 分别保存为 2 个数组 I_x 以及 I_y , 因为在 Harris 角点检测推导过程中默认是采用了 Gaussian 函数作为其计算图像偏导数方法, 所以比较正规的是使用 Gaussian 函数, 但为了简化操作, 也可以使用 Prewitt 或者 Sobel 算子。

(2) 为每一个点计算局部自相关矩阵:

$$U(x, y) = \begin{bmatrix} I_x(x, y)^2 & I_x(x, y)I_y(x, y) \\ I_x(x, y)I_y(x, y) & I_y(x, y)^2 \end{bmatrix} * W \quad (1)$$

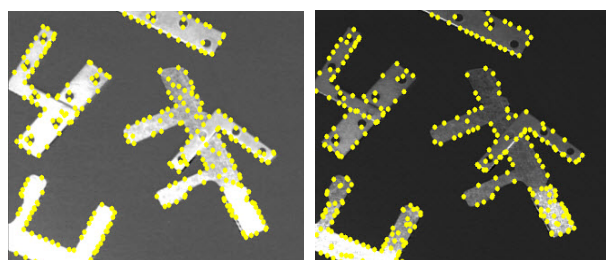
其中, $*W$ 代表以 x 、 y 为中心与高斯模板 W 的卷积运算, 并且模板的大小由用户自行设定。

(3) 根据计算得来的局部自相关矩阵 U 来提取角点。如果局部自相关矩阵 U 的 2 个特征值都很小, 则说明这个区域是个平坦区域; 若 U 只有一个特征值大于设定的阈值, 则认为该点应该落在边缘上; 如果 2 个特征值都大到超过了阈值, 那么 Harris 算法就认为它是角点。Harris 提供了另一个公式来判断这个点是否是角点:

$$corness = \det(U) - k \times \text{trace}(U)^2 \quad (2)$$

这个 $corness$ 代表该点是角点的概率, 若大于设定的阈值的会被提取出来, 其中, k 是用户自行设置的一个参数, 一般将其设置为 $[0.04, 0.06]$ 之间; 在求取了每个点的 $corness$ 以后, 往往会再进行一个极大值抑制操作, 这样可以得到比单纯设定阈值更好的效果。

不同光照下 Harris 算法的检测结果如图 1 所示。



(a) 强光下检测结果 (b) 弱光下检测结果

图 1 不同光照下 Harris 算法的检测结果

3 几何哈希法的介绍及改进

几何哈希法^[8]是 IBM Watson 研究中心的 Olsson H J W 于 1988 年提出的一种新型的图像匹配算法^[9]。该方法将坐标的几何特征和哈希表结合使用, 能够解决目标匹配过程中遇到的平移、旋转、尺度变换问题, 而且对部分遮挡也有

较好的鲁棒性。

3.1 几何哈希法的两阶段处理

第一阶段——预处理(离线)

(1) 提取模型的特征点(角点、突变点) 这些点是唯一的。

(2) 选取特征点中任意两点作为基点, 归一化处理, 并选取中点建立正交坐标系。

(3) 对模型中其他点, 在该坐标系中量化处理。

(4) 将该模型信息、基点坐标信息以及量化坐标信息存入哈希表中。

第二阶段——识别(在线)

(1) 提取场景中的特征点。

(2) 选取特征点中任意两点作为基点, 归一化处理, 并选取中点建立正交坐标系。

(3) 对模型中的其他点, 在该坐标系中进行量化处理。针对每一个量化坐标, 在哈希表中查找基点和对应的模型并进行投票。

(4) 对投票结果建立直方图, 并设置阈值。如果投票结果高于阈值, 场景中存在相匹配的模型。

(5) 如果匹配失败, 重复步骤(2)。

几何哈希算法流程如图 2 所示。

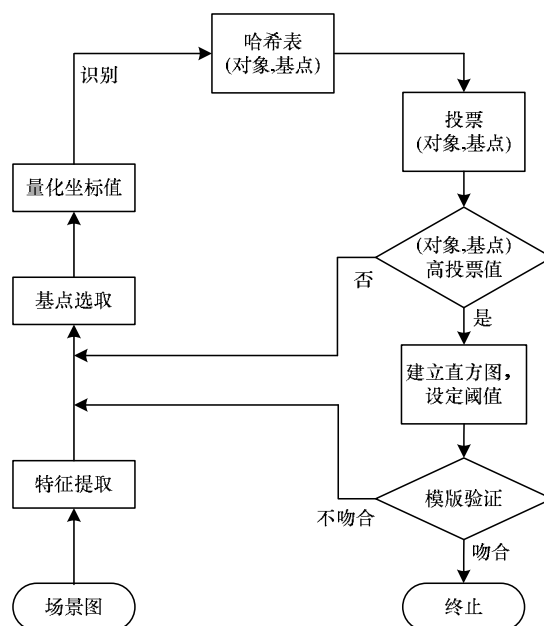


图 2 几何哈希算法流程

3.2 几何哈希法的改进

3.2.1 多目标检测

先前的几何哈希法仅能匹配一个目标, 这在应用中受到很大限制。例如, 在工件匹配中, 需要知道工件的数目和类别, 几何哈希法无法实现。这里, 对几何哈希法做了改进, 可以实现多目标匹配。

改进方法如下: 当匹配到目标时, 根据模型基点和场景基点对应关系, 进行坐标变换, 将模型点变换到场景中, 从而可以剔除场景中已匹配点, 然后进行重新匹配。改进

后的几何哈希算法流程如图 3 所示。

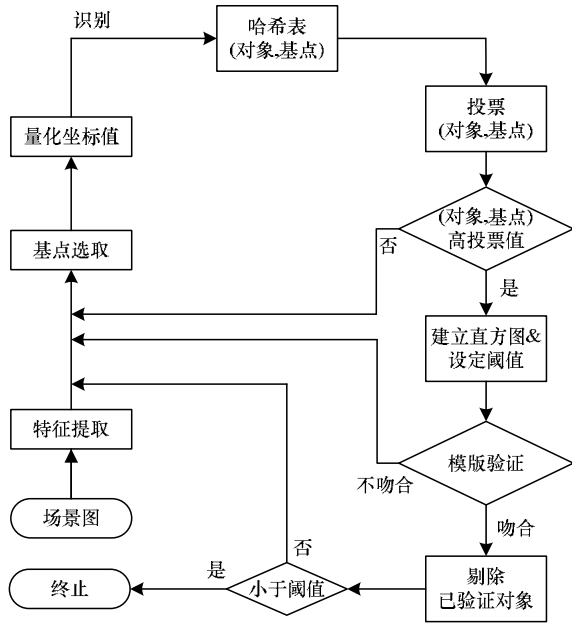


图 3 改进的几何哈希算法流程

模型坐标系变换到场景坐标系：

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}_S = \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix} + k \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}_M \quad (3)$$

其中, $\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}_M$ 是模型坐标系下坐标值; $\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}_S$ 是场景坐标系

下坐标值; $\begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix}$ 是坐标系间的平移量; k 为缩放量; θ 为

旋转角度。为求得 4 个变量值, 仅需要知道模型坐标系下

基点坐标和对应场景坐标系下基点坐标即可。本文设模型

坐标系下基点坐标为 $\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix}$ 、 $\begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \end{pmatrix}$, 场景坐标系下基点坐

标为 $\begin{pmatrix} x_3 \\ y_3 \end{pmatrix}$ 、 $\begin{pmatrix} x_4 \\ y_4 \end{pmatrix}$ 。

$$\sin \theta = \frac{(x_1 - x_2)(y_3 - y_4) - (x_3 - x_4)(y_1 - y_2)}{k \left[(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 \right]} \quad (4)$$

$$\cos \theta = \frac{(x_1 - x_2)(x_3 - x_4) - (y_1 - y_2)(y_3 - y_4)}{k \left[(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 \right]} \quad (5)$$

$$k = \frac{\sqrt{(x_3 - x_4)^2 + (y_3 - y_4)^2}}{\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}} \quad (6)$$

$$x_0 = x_3 - kx_1 \cos \theta + ky_1 \sin \theta \quad (7)$$

$$y_0 = y_3 - kx_1 \sin \theta - ky_1 \cos \theta \quad (8)$$

3.2.2 基点选取优化

如果所取基点的距离非常远, 进行尺度变换后得到的量化点将集中于哈希表的中间部分。这不仅对特征点的正确匹配贡献不大, 反而大大增加了计算复杂度^[10]。为避免这种情况出现, 本文对基点的选取资格加以约束, 基点的

距离必须小于一个阈值, 否则将不能作为基点, 即:

$$\sqrt{(x_l - x_r)^2 + (y_l - y_r)^2} < Threshold \quad (9)$$

其中, (x_l, y_l) 为左基点坐标, (x_r, y_r) 为右基点坐标, $Threshold$ 为阈值。基点约束前后对应的量化点分布图如图 4 所示。

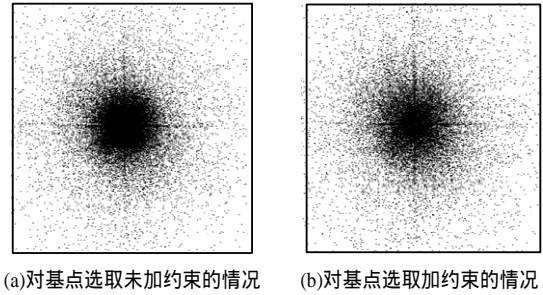


图 4 基点约束前后对应的量化点分布图

3.2.3 哈希表优化

在建立好的哈希表中, 会存在大量的冗余信息。为了减少计算空间复杂度以及减少噪声点的影响, 本文对哈希表的尺寸进行了 $Length_hash \times Length_hash$ 的量化处理。优化前后哈希表大小分别为 82 MB 和 48 MB。哈希表关键点分布图如图 5 所示。

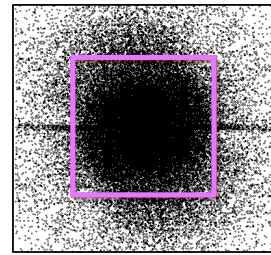


图 5 哈希表关键点分布图

4 实验与结果分析

本文对各种复杂场景下(包括缩放、旋转、部分遮挡以及光照变化)工件图进行匹配测试, 并对改进前后几何哈希算法的速度和精度对比。系统实现界面如图 6 所示。

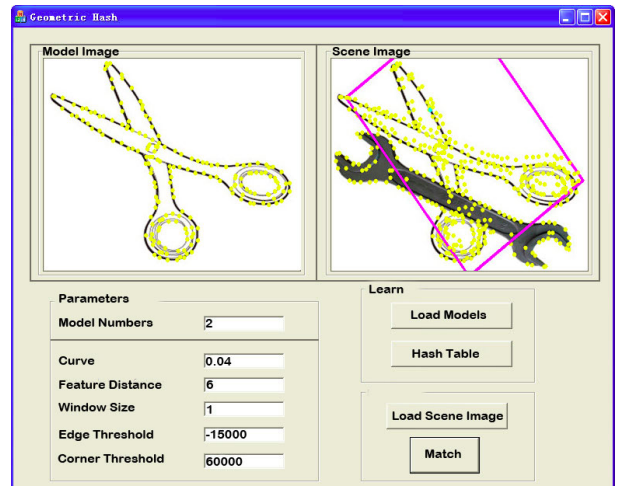


图 6 测试系统实现界面

4.1 匹配结果

不同工件在缩放、旋转、遮挡情况下的匹配结果如图 7 所示。

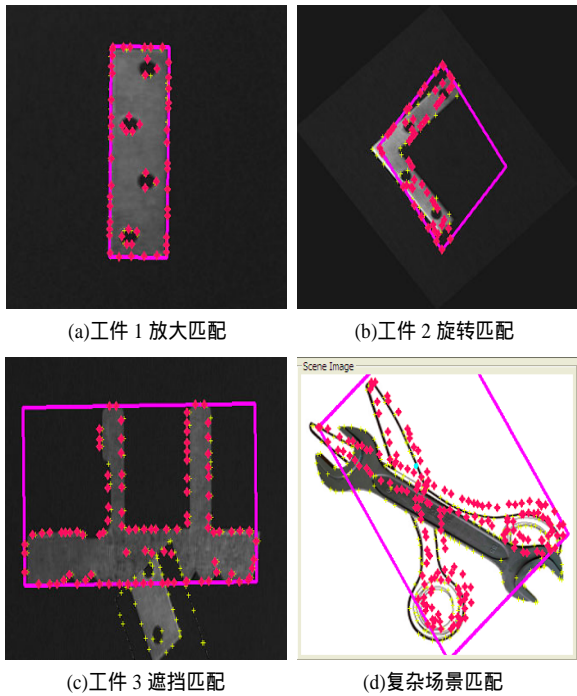


图 7 不同工件在缩放、旋转、遮挡情况下的匹配结果

4.2 速度对比

改进前后几何哈希法的匹配速度以及与 SIFT 匹配的对比如表 1 所示。可以发现，改进后的几何哈希法比先前在速度方面提升了约 100 倍，与 SIFT 方法不相上下。

表 1 改进前后的匹配速度以及和 SIFT 的对比

样本	改进前	改进后	SIFT
Model1	8 750	109	153
Model2	27 125	390	382
Model3	4 578	62	70
Model11	8 796	110	124
Model12	9 203	125	116
Model21	22 937	344	320
Model22	25 016	375	510
Model31	4 328	46	64
Model32	30 125	375	350
ComplexTarget0	24 141	391	415
ComplexTarget1	77 235	375	368
ComplexTarget2	36 000	297	314
ComplexTarget3	101 469	469	455
ComplexTarget4	54 969	625	615

4.3 精度对比

根据表 2 可知，改进后的几何哈希法在精度方面得到

了较大提高。并且该方法充分考虑到刚体的几何结构信息，比 SIFT 匹配效果更好，对遮挡情况下的多目标匹配优势尤为明显。

表 2 改进前后精度以及和 SIFT 的对比 (%)

方法	单目标匹配精度	多目标匹配精度
改进前几何哈希法	80	56
改进后几何哈希法	93	69
SIFT 匹配	90	61

5 结束语

本文基于 Harris 特征提取算法和几何哈希模型匹配算法对复杂环境下的工件进行匹配。通过对几何哈希法的改进，实现了多目标匹配，并且在匹配精度和速度方面有较大提高。同时，通过与传统方法的对比，可见该方法对规则图形具有更好的匹配效果。本文仅对二维物体进行了匹配研究，如何将几何哈希法应用到三维物体的匹配中，需要进一步研究。

参考文献

[1] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[2] 张锐娟, 张建奇. 基于 SURF 的图像配准方法研究[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(1): 160-165.

[3] 王凤国. 小波变换及其在仿射不变目标识别中的应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007.

[4] Lamdan Y. Affine Invariant Model-based Object Recognition[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1990, 6(5): 578-588.

[5] 刘 进. 不变量特征的构造及在目标识别中的应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2004.

[6] 崔 岸, 袁 智. 基于改进 Harris 角点提取的摄像机神经网络标定技术[J]. 农业机械学报, 2009, 40(8): 214-218.

[7] 王德超, 涂亚庆. 一种多尺度 Harris 角点检测方法[J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(12): 242-244.

[8] Au A T S. Affine Invariant Recognition of 2D Occluded Objects Using Geometric Hashing and Distance Transformation[C]//Proc. of IEEE TENCON'96. Perth, Australia: IEEE Press, 1996: 64-67.

[9] Wolfson H J. Geometric Hashing: An Overview[J]. IEEE Computational Science & Engineering, 1997, 4(4): 10-21.

[10] 刘 毅, 张 明. 基于兴趣点的图像检索[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(12): 102-106.

编辑 金胡考