

自适应非最大抑制的 Harris 角点检测算法

徐克虎, 王天召, 陈金玉, 张波

装甲兵工程学院控制工程系, 北京 100072

摘要 针对 Harris 角点检测中存在角点聚簇以及阈值选择困难的问题, 通过分析 Harris 角点检测算法的实现原理, 提出了自适应非最大抑制的 Harris 角点检测算法。该算法首先检测角点响应函数值为局部最大值的像素点, 其次对所有局部最大值进行由大到小排序并且设置一个抑制半径, 通过不断减小抑制半径提取角点, 有效避免了 Harris 角点聚簇的现象, 实现 Harris 角点在图像空间的均匀分布。同时, 该算法能够解决阈值选择困难的难题, 增强了算法的适应性。实验结果表明, 该算法检测出的 Harris 角点在空间分布更加均匀合理, 能够很好的适应图像拼接、运动估计等实际应用。

关键词 Harris 角点; 角点检测; 自适应非最大抑制; 角点聚簇

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.20.005

Harris Corner Detection Algorithm Based on Self-adapting Non-maximal Suppression

XU Kehu, WANG Tianzhao, CHEN Jinyu, ZHANG Bo

Department of Control Engineering, Academy of the Armored Force Engineering, Beijing 100072, China

Abstract Aiming at the problem involving corners clustering and the difficulty of threshold selection in Harris operator, by analyzing the theory of Harris operator, Harris corner detection algorithm based on self-adapting non-maximal suppression is proposed. Firstly, the algorithm detects the pixels which corner response function is local maximum, then local maximum Harris corners are descendant ranked and a suppression radius for each corner is set up, corners are extracted through the suppression radius continuously decreasing, corner clustering is effectively avoided and spatial even distributed over the image for the Harris corners is realized. At the same time, the algorithm is able to solve the difficult problem of threshold selection and improve the adaptability of algorithm. Experimental results show that the algorithm is able to detect corner more reasonable, and could be used for image mosaic and motion estimation, etc quite well.

Keywords Harris corner; corner detection; self-adapting non-maximal suppression; corner clustering

0 引言

角点被普遍认为是二维图像亮度变化剧烈或者图像边缘曲线上曲率极大值的点^[1]。角点检测在图像拼接、光流计算、运动估计、形状分析、相机标定和 3D 重建、视觉的定位和测量等方面都有重要的应用。

目前, 角点检测技术可以分为两类: 第 1 类是基于图像边缘信息^[2], 如基于边界曲率的角点检测, 基于边界链码的角点检测等; 第 2 类是基于图像灰度信息^[3], 如 Moravec 算法^[4], Harris 算法^[5], SUSAN 算法^[1], MIC 算法^[6]等。在第 1 类角点检测中, 角点对边缘线依赖比较大, 边缘线提取时如果发生中断, 则会对角点的提取结果造成很大的影响。第 2 类角点检测主要缺点是定位精度比较差, 同时还有可能漏掉一些实际的角

点, 对噪声比较敏感、应用比较多的是 Harris 算法。

实际应用中, Harris 角点检测算法需要人为给出一个阈值 T 才能得到较理想的角点, 即在角点检测程序运行过程中, 当算法计算出图像中的局部极值点后, 提示用户给出一个阈值, 算法根据用户提供的阈值最终确定检测出的角点。而 T 的取值依赖于图像的属性, 使得在设定具体阈值时比较困难, 只能多次设定比较后才能获得相对理想的角点。另外, 往往特征值较大的点只集中在某些区域, 这样可能导致检测出的角点分布不均匀; 如果降低 T , 尽管角点分布总体上趋于均匀和合理, 但同时又导致角点紧挨在一起, 产生角点聚簇的现象, 这些问题都对角点提取后的操作产生很大的影响。

针对上述 Harris 角点检测中存在的一些问题, 本文提出

收稿日期: 2013-01-25; 修回日期: 2013-05-06

作者简介: 徐克虎, 教授, 研究方向为系统仿真技术, 电子信箱: hndxwtz@126.com; 王天召 (共同第一作者), 硕士研究生, 研究方向为图像处理技术, 电子信箱: zjbwtz@163.com

了自适应非最大抑制的 Harris 角点检测算法。该算法利用 Harris 角点检测原理计算每个像素点的角点响应函数值,找出所有局部最大值的点,对所有的局部最大值进行排序,同时为所有的局部最大值关联一个抑制半径,通过不断减少抑制半径更新排序,直到得到一定数量的角点。实验表明,本文的算法是有效的。

1 Harris 算法检测原理及步骤

1.1 Harris 算法基本原理

Harris 算法以 Moravec 算法为基础, Moravec 算法的基本原理是:取以目标像素点为中心的一个小窗口,并将窗口沿上下左右 4 个方向移动,计算这 4 个方向上窗口内的灰度变化,并以 4 个灰度变化值中的最小值作为该目标像素点的角点响应函数 (corner response function),若该值大于设定阈值,则为角点。

用 Harris 算法计算窗口沿任何方向移动后的灰度变化,并用解析形式表达。设以像素点 (x, y) 为中心的小窗口在 x 方向上移动 u, y 方向上移动 v , Harris 算法给出了窗口内的灰度变化度量的解析表达式为

$$E_{x,y} = \sum w_{x,y} (I_{x+u,y+v} - I_{x,y})^2 = \sum w_{x,y} \left(u \frac{\partial I}{\partial X} + v \frac{\partial I}{\partial Y} + o(\sqrt{u^2+v^2}) \right)^2 \quad (1)$$

式中, $w_{x,y}$ 为窗口函数, $w_{x,y} = e^{-\frac{(x^2+y^2)}{\sigma^2}}$; I 为图像灰度函数。

将式(1)省略无穷小项,则化简为

$$E_{x,y} = \sum w_{x,y} [u^2(I_x)^2 + v^2(I_y)^2 + 2uvI_xI_y] = Au^2 + 2Cuv + Bv^2 \quad (2)$$

式中, $A=(I_x)^2 \otimes w_{x,y}, B=(I_y)^2 \otimes w_{x,y}, C=(I_xI_y) \otimes w_{x,y}, \otimes$ 为卷积。

将 $E_{x,y}$ 化为二次型,有

$$E_{x,y} = [u, v] \mathbf{M} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\text{式中, } \mathbf{M} = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix} \quad (4)$$

设 λ_1 和 λ_2 为矩阵 \mathbf{M} 的特征值, λ_1 和 λ_2 反应了两个主轴方向的图像表面曲率。根据 λ_1 和 λ_2 , 可以判断平坦区域、角点和边缘。

- (1) 当 λ_1, λ_2 都很小时, 说明此处位于平坦区域;
- (2) 当 λ_1, λ_2 一个很大, 一个很小时, 说明此处位于边缘;
- (3) 当 λ_1, λ_2 都很大时, 说明此处是角点。

定义角点响应函数

$$C(x, y) = \det(\mathbf{M}) - k(\text{trace}(\mathbf{M}))^2 \quad (5)$$

式中, $\det(\mathbf{M})$ 为矩阵 \mathbf{M} 的行列式, $\text{trace}(\mathbf{M})$ 为矩阵的迹, k 一般取为 0.04。当目标像素点的 C 值大于给定的阈值时, 则该像素点为角点。

1.2 Harris 算法步骤

根据 Harris 角点检测算法的基本原理, 可以将 Harris 算

法步骤分为 5 个。

(1) 计算图像像素在 x 和 y 方向上的梯度, 以及两者的乘积, 得到矩阵 \mathbf{M}'

$$\mathbf{M}' = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_xI_y \\ I_xI_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

(2) 对图像进行高斯滤波, 得到新的 \mathbf{M}

$$\mathbf{M} = \sum w_{x,y} \begin{bmatrix} I_x^2 & I_xI_y \\ I_xI_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$w_{x,y} = e^{-\frac{(x^2+y^2)}{\sigma^2}} \quad (8)$$

(3) 计算原图像上对应的每个像素点的 C 值

$$C(x, y) = \det(\mathbf{M}) - k(\text{trace}(\mathbf{M}))^2$$

(4) 选取局部极值点。在 Harris 算法中, 角点被认为是局部范围内的极大 C 值所对应的像点

$$C(x, y) > C(x', y')$$

$$x-1 \leq x' \leq x+1 \quad y-1 \leq y' \leq y+1 \quad x \neq x' \quad y \neq y' \quad (9)$$

(5) 设定阈值 T , 选取角点

$$C(x, y) > T \quad (10)$$

式中 (x, y) 为角点。

2 自适应非最大抑制算法

2.1 算法思想

由于匹配时间随着角点数量的增加成指数增长, 因此希望限制从图像中提取出角点的最大数量。同时, 希望角点在图像空间中是均匀分布, 因为对于图像拼接应用中, 两幅图像之间的重叠面积有可能很小。为了实现这些要求, 提出了新的自适应非最大抑制策略, 从每幅图像中选择适当数量的角点。

角点提取受角点响应函数的限制, 只有那些在半径为 r 周围内响应函数是最大值的角点才能够保留。从概念上讲, 初始时将抑制半径设置为 $r=0$, 然后增长抑制半径直到得到需要数量的角点。

在本文算法中, 将检测出的所有局部最大点由大到小进行排序, 排序后的第 1 个输入是全局最大值。为每一个局部最大值设置一个抑制半径 r , 判断每一个局部最大值点在抑制半径内是不是最大值。如果满足条件, 将该点添加到角点列表中。为了确保检测的可靠性, 假设该局部最大值的 0.9 倍大于抑制半径内的所有局部最大值。随着抑制半径不断减小, 角点被添加到角点列表中。但是, 一旦一个特征点出现, 它将保留在角点列表中。这是因为如果一个局部最大值在比较大的抑制半径中是最大值, 那么随着抑制半径的减小, 仍然是抑制半径中的最大值。

2.2 算法描述及步骤

根据以上分析可以看出, 对于一个局部最大值 $(x, y)_i$, 如果它是期望的角点, 应该满足如下条件

$$c \cdot C(x, y)_i > C(x, y)_j$$

$$\text{st } (x, y)_j \in (x, y)_i \pm r \quad (11)$$

式中 $c=0.9$ 为常数。

自适应非最大抑制 Harris 角点检测算法具体步骤。

步骤 1 计算图像所有像素点的角点响应函数值, 判断记录所有的角点响应函数值为局部最大值 $C(x,y)_i$ 的像素点及其坐标值 $(x,y)_i (i=1,2,\dots,n)$, 其中, n 为检测到的所有的角点响应函数值为局部最大值的像素点个数;

步骤 2 建立局部最大值排序矩阵 H 及相对应的坐标矩阵 Z , 对所有的局部最大值 $C(x,y)_i$ 进行由大到小的排序, 如果有相同的局部最大值, 按照原次序中出现的先后顺序进行排列;

步骤 3 对每一个局部最大值设置一个抑制半径 r , 建立新的响应函数矩阵 H' 及相对应的坐标矩阵 Z' ;

步骤 4 根据式 (12) 按照 H 中的顺序判断是否为期望的角点, 如果满足条件, 将该局部最大值添加到 H' 中, 将该点坐标值添加到 Z' ;

步骤 5 减小半径 r , 转到步骤 4 继续执行; 如果得到了预先设置的角点数量 m , 则结束; 如果没有得到预先设置的角点数量, 则继续执行步骤 4。

根据以上分析可以得出, 对于一个局部最大值 $(x,y)_i$, 如果它是角点, 则它的最小抑制半径可表示为

$$r_i = \min_j |(x,y)_i - (x,y)_j| \quad (12)$$

$$\text{st } C(x,y)_i < c \cdot C(x,y)_j$$

$$(x,y)_j \in (X,Y)$$

式中, $(x,y)_i, (x,y)_j$ 为局部最大值坐标; (X,Y) 为局部最大值坐标数组; $C(x,y)_i, C(x,y)_j$ 为局部最大值。

3 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性, 利用两幅拍摄的待拼接图片进行仿真验证。实验数据: (640x480) 像素的图片, 初始抑制半径 24 像素, 期望角点数量 250 个, 在 PC(Intel(R)Core(TM)i 3CPU 2.93GHz, 1.80GB 内存) 机上利用 Matlab R2009b 进行实验。

图 1 是两组待拼接图像, 其中, 图 1(a) 右半部分图像与图 1(b) 的左半部分图像重叠。为了有效地进行图像拼接, 先对图像进行 Harris 角点检测, 然后对两幅图像重叠部分检测出的角点进行匹配, 从而利用角点匹配对估计出图像的变换模型, 实现图像的拼接。因此, 有效检测出两幅图像重叠部分的角点是成功实现拼接的前提。

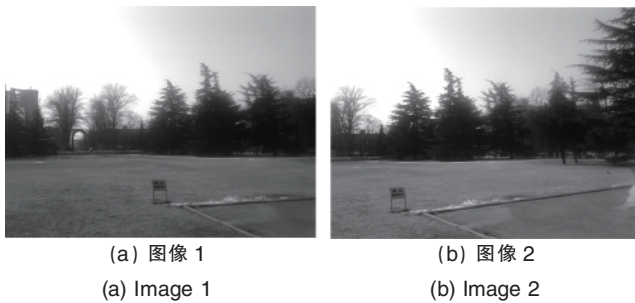


图 1 两幅待拼接的图像
Fig. 1 Two images to be stitched

利用原算法对两幅图像进行角点检测, 图 2 为 $T=0.500 C_{max}$ 时检测出的角点。因为 T 取值较高, 所以极少的角点被检测出来。根据图像的变换模型, 至少需要两幅图像重叠部分的 4 对角点匹配对。此时图像重叠部分检测出的角点无法满足模型的估计, 因此必须降低阈值 T 。

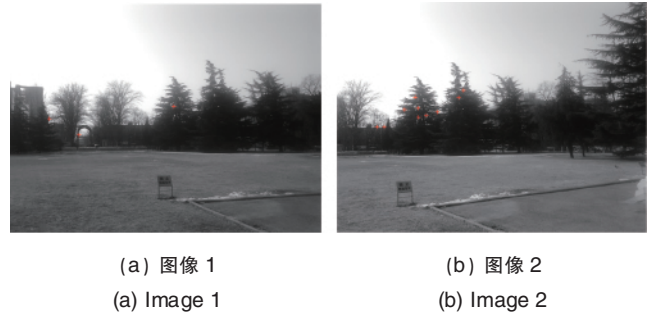


图 2 原算法在 $T=0.500 C_{max}$ 时的检测结果
Fig. 2 Detection results of original algorithm at $T=0.500 C_{max}$

图 3 为 $T=0.020 C_{max}$ 时的检测结果。与 $T=0.500 C_{max}$ 相比, 更多的角点被检测出来, 但是其响应函数值相对较小的角点没有被检测出来, 角点分布很不均匀。因此估计出来的变换模型可能不准确甚至是错误的。为了充分利用图像中的角点特征信息, 更加精确地估计变换模型, 需继续降低 T 。

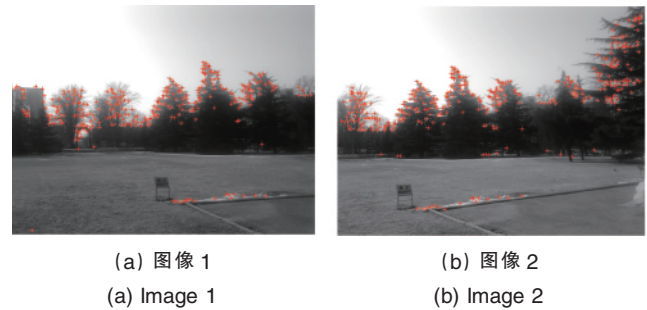


图 3 原算法在 $T=0.020 C_{max}$ 时的检测结果
Fig. 3 Detection results of original algorithm at $T=0.020 C_{max}$

图 4 为 $T=0.001 C_{max}$ 时的角点检测结果。从检测结果可以看出, 此时虽然图像中角点的分布相对均匀, 但很明显, 检

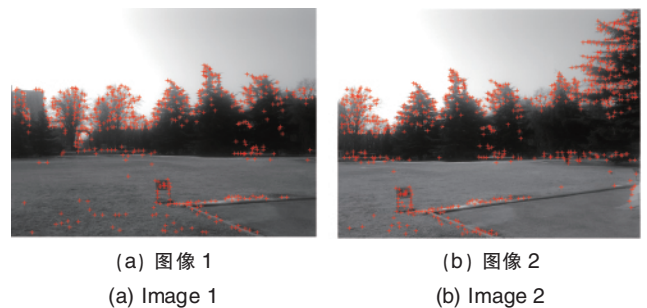
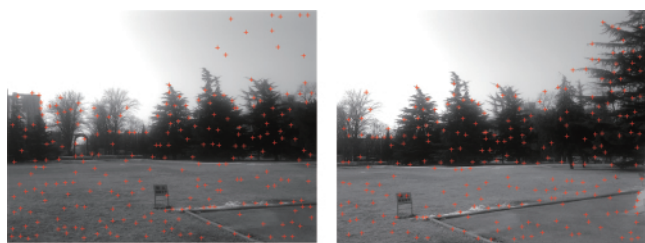


图 4 原算法在 $T=0.001 C_{max}$ 时的检测结果
Fig. 4 Detection results of original algorithm at $T=0.001 C_{max}$

测出的角点存在严重的聚簇现象, 加大了角点误匹配的概率, 导致变换模型估计的误差加大。

图 5 为本文算法的检测结果, 可以看出在不设置阈值的情况下, 检测出的角点在数量上满足求解变换模型的需要, 检测出来的角点分布较原算法在 $T=0.02 C_{max}$ 时更加均匀合理, 能充分利用图像各部分的信息。与原算法在 $T=0.001 C_{max}$ 时相比, 本文算法在实现角点均匀分布的情况下, 很好地避免了角点聚簇现象的产生, 提高了角点匹配以及变换模型估计的精度。



(a) 图像 1 (b) 图像 2
(a) Image 1 (b) Image 2

图 5 本文算法的检测结果

Fig. 5 Detection results of proposed algorithm

图 6 为不同抑制半径检测到的角点数目, 对于图 1(a), 当抑制半径为 24 时检测到的角点数量为 72 个, 图 1(b) 当抑制半径为 24 时检测到的角点数量为 64 个, 其他抑制半径时新添加的角点数量如图 6 所示。

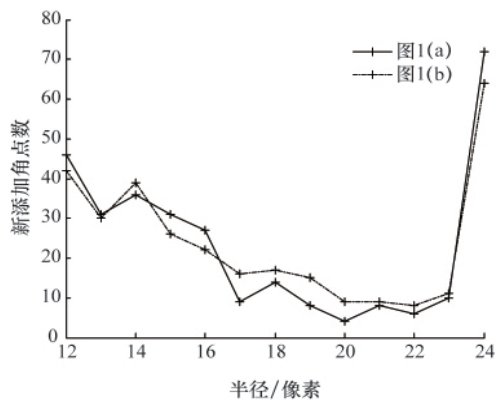


图 6 不同抑制半径时新添加的角点数量

Fig. 6 Quantity of new added corner with different suppression radiuses

为了定量分析本文算法的有效性, 用本文算法和 $T=0.020 C_{max}$ 时, 选择初始点为 (320, 150), 在范围 100×100 内进行分析。对于图 1(a) 中, 本文算法检测到的角点数量为 16 个, 原始算法为 52 个, 对于图 1(b) 中, 本文算法检测到的角点数量为 10 个, 原始算法为 32 个, 距离各角点最近欧式距离, 本文算法要远远大于原始算法, 如图 7、图 8 所示。

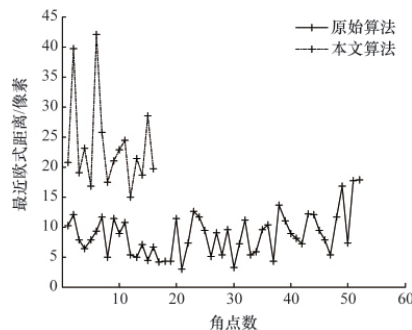


图 7 距离各角点最近的欧式距离 (图 1(a))

Fig. 7 Nearest euclidean distance between each corner and the corners around (Fig. 1(a))

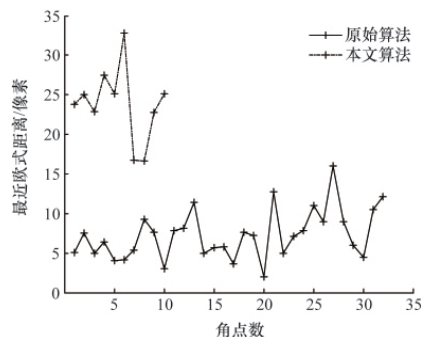


图 8 距离各角点最近的欧式距离 (图 1(b))

Fig. 8 Nearest euclidean distance between each corner and the corners around (Fig. 1(b))

4 结论

在不影响 Harris 角点检测算法计算稳定性的基础上, 采用了自适应非最大抑制算法, 使得 Harris 角点检测出来的角点分布更加均匀, 有效避免了聚簇的现象。同时, 避免了原算法中因阈值选取困难而带来的不便。该算法在角点提取的合理性上达到了较好效果, 但对于角点提取的实时性和精度尚未做更加细致的考虑, 仍有可改进的地方。

参考文献 (References)

- [1] Smith S M, Brady J M. SUSAN—A new approach to low-level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45–78.
- [2] Quddus A, Fahmy M. An improved wavelet based corner detection technique [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. New York: IEEE, 1999: 3213–3216.
- [3] Harris C, Stephens M J. A combined corner and edge detector [C] // Proceedings of the 4th Alley Vision Conference. New York: IEEE, 1988: 147–151.
- [4] Moravec H. Towards automatic visual obstacle avoidance [C] // Proceedings of the 5th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Cambridge, MA: William Kaufmann, 1977: 584.
- [5] Schmid C, Mohr R, Bauckhage C. Evaluation of interesting point detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 37(2): 151–172.
- [6] Trajkovic M, Hedley M. Fast corner detection [J]. Image and Vision Computing, 1998, 16(2): 75–87.
- [7] 张登荣, 刘辅兵, 俞乐, 等. 基于 Harris 操作数的遥感影像自适应特征提取方法 [J]. 国土资源遥感, 2006, 6(2): 35–38.
Zhang Dengrong, Liu Fubing, Yu Le, et al. Remote Sensing for Land & Resources, 2006, 6(2): 35–38.

(责任编辑 赵业玲)