

一种改进的 Harris 特征点匹配算法^①

张波¹, 王天召¹, 李科², 陈金玉¹

¹(装甲兵工程学院 控制工程系, 北京 100072)

²(西安卫星测控中心厦门测控站, 厦门 361023)

摘要: 针对 Harris 特征点匹配的精度低和效率不高的问题, 提出了基于 Harris 特征点匹配的改进算法. 首先对 Harris 特征点的提取方法进行了改进, 减少了伪特征点的提取. 然后利用改进的双向最大归一化相关系数匹配的方法提取初始特征点对, 最后用改进的随机采样一致法来剔除伪特征点对, 实现特征点对的精确匹配. 实验结果表明, 该算法不仅提高了特征点匹配的精度, 而且极大地提高了特征点匹配的效率.

关键词: 特征点匹配; Harris 算法; 双向最大归一化相关系数; 随机采样一致

Improved Algorithm of Harris Feature Point Matching

ZHANG Bo¹, WANG Tian-Zhao¹, LI Ke², CHEN Jin-Yu¹

¹(Department of Control Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

²(Xiamen Control Station, Xi'an Satellite Control Center, Xiamen 361023, China)

Abstract: According to the problems of low-precision and less real-time in Harris feature point matching, proposes an improved algorithm of Harris feature point matching. Firstly, Harris feature point extracting algorithm is improved so that it can reduce false feature point extracting. The initial feature point pairs are extracted with the method of improved bidirectional greatest normalized correlative coefficient, and the false feature point pairs are rejected by the improved random sample consensus algorithm to realize precision matching. The results indicate that the improved algorithm not only improve the precision of feature point matching but also improve the efficiency of feature point matching greatly.

Key words: feature point matching; Harris algorithm; bidirectional greatest normalized correlative coefficient; random sample consensus

特征点匹配在图像配准中应用非常广泛. 图像配准可以分为基于灰度特性^[1]和基于特征点匹配^[2]两种基本方法. 其中, 基于特征点的匹配方法由于利用了图像中数量较少、特征较稳定的一些特征点进行匹配. 这样在很大程度上减少了匹配时间, 而且该方法对图像灰度的变化具有鲁棒性, 是应用较为广泛的一类匹配方法.

常用的特征点提取算法有 Moravec 算法、Harris 算法^[3]、SUSAN 算法以及 MIC 算法等. 其中, 最常用的是 Harris 算法. 常规的特征点匹配算法存在计算时间较长和匹配率不高的问题. 因此, 在实时性和精确度要求高的情况下难以应用.

针对上述存在的问题, 本文对特征点匹配算法进行了改进. 该算法首先对 Harris 算法进行了改进, 提取出更加准确的特征点. 其次采用特征点分布特性和双向最大归一化相关系数^[4]法进行特征点的粗匹配, 最后利用改进的随机采样一致性算法^[5]剔除错误的特征点对, 进一步提高了匹配的准确性. 实验结果表明, 改进的算法不仅提高了特征点匹配精度, 并且大大降低了特征点匹配的时间.

1 Harris算法的改进

Harris 算法中定义角点响应函数 CRF(Corner Response Function):

^① 收稿时间:2012-12-12;收到修改稿时间:2013-01-24

$$CRF = \det(M) - ktr^2(M) \quad (1)$$

其中, M 为特征矩阵, \det 为矩阵的行列式, tr 为矩阵的迹, k 是为常数, 一般取 $0.04 \leq k \leq 0.06$. 当一像素点 CRF_i 大于阈值 R_0 且在其邻域内取得局部极大值时就被认为是 Harris 角点.

针对原始的 Harris 算法单一阈值设定、定位精度低等缺点, 对原始的 Harris 算法进行了改进. 改进的算法根据角点响应函数计算原图像上对应的每个像素的 CRF. 原始 Harris 算法中角点响应函数中的 k 值是一个经验常数, 随意性比较大, 会造成 Harris 角点提取可靠性的降低, 在图片不一样的情况下, 很容易影响到角点提取的准确性. 考虑到 CRF 实质是角点检测信号, 行列式的值大、迹的值小为角点信号, 反之为边缘信号或者其它信号. 改进的算法采用式(2)计算角点响应函数:

$$CRF = \frac{\det(M)}{tr(M) + \varepsilon} \quad (2)$$

其中, ε 是很小的一个数值, 是为了避免矩阵 M 的迹有可能为零的情况.

$$C_{ij} = \frac{\sum_{m=-w}^w \sum_{n=-h}^h [I_1(m+u_i^1, n+v_i^1) + \bar{I}_1(u_i^1, v_i^1)] \times [I_2(m+u_j^2, n+v_j^2) - \bar{I}_2(u_j^2, v_j^2)]}{\sqrt{\left\{ \sum_{m=-w}^w \sum_{n=-h}^h [I_1(m+u_i^1, n+v_i^1) - \bar{I}_1(u_i^1, v_i^1)] \times [I_2(m+u_j^2, n+v_j^2) - \bar{I}_2(u_j^2, v_j^2)] \right\}^2 \left\{ \sum_{m=-w}^w \sum_{n=-h}^h [I_2(m+u_j^2, n+v_j^2) - \bar{I}_2(u_j^2, v_j^2)] \right\}^2}} \quad (3)$$

其中, $w = h = (n-1)/2$.

显然, C_{ij} 取值范围是 $(-1, 1)$, C_{ij} 取值越大, 则 d_i 和 d_j 两个特征点相关程度就越高.

2.2 改进的特征点粗匹配

针对计算量大和匹配误差比较大的问题, 对粗匹配时使用距离约束, 利用的是特征点的分布特性. 距离约束是指在两幅相关的参考视图中, 如果相对位置和旋转角度均不是很大, 那么, 同一场景点在两幅图像上的投影点的位置也相差不大. 本文算法中, 在进行特征点匹配时, 对于图像 I_1 给定的特征点, 只计算给定特征点周围一定范围内相应的特征点的归一化互相关值, 对范围之外的特征点则不予计算. 如图 1、2 所示:

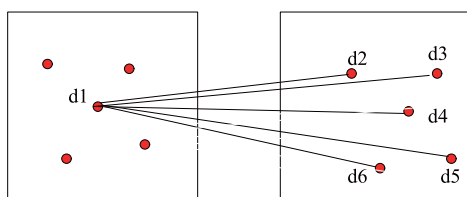


图 1 原始匹配示意图

与原 Harris 算法中提出的角点响应函数相比, 式(2)避免了参量的选取, 减少了选择的随机性, 具有实用性, 可靠性, 准确度较高.

2 特征点的匹配及改进

考虑到一次匹配的精度不高等问题, 本文提出二次匹配算法. 首先, 利用特征点分布特性和双向最大归一化相关系数(Bidirectional Greatest Normalized Correlative Coefficient, BGNCC)进行粗匹配; 然后用改进的随机采样符合法(Random Sample Consensus, RANSAC)进行提纯, 实现特征点的精匹配.

2.1 特征点的粗匹配

设 I_1 、 I_2 为两幅图像的灰度, $n \times n$ 是匹配窗口的大小, 第一幅图像中的特征点为 $d_i, i=1, 2, \dots, m_1$, 第二幅图像中的特征点为 $d_j, j=1, 2, \dots, m_2$, 则 (u_i^1, v_i^1) 和 (u_j^2, v_j^2) 分别为两幅图中的第 i 个和第 j 个待匹配的特征点. 归一化互相关函数(Normalized cross correlation, NCC)描述了特征点之间的相关程度, 归一化互相关函数 NCC 定义如式(3)所示.

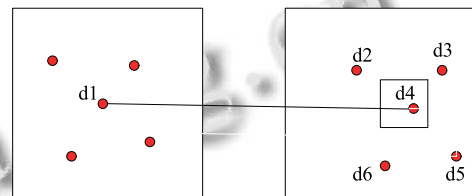


图 2 距离约束匹配示意图

在原始特征匹配算法中(图 1), 需要计算 $d1$ 和 $d2$ 、 $d3$ 、 $d4$ 、 $d5$ 、 $d6$ 的归一化互相关值, 计算量比较大, 并且容易出现错误匹配. 而增加距离约束后(图 2)只计算 $d1$ 和以 $d1$ 为中心一定范围距离内的特征点的归一化互相关函数值, 从图中可以看出, 符合条件的特征点只有 $d4$, 不仅减少了计算量, 而且提高了匹配精确度.

设图像 I_1 给定的特征点 d_i , 其坐标值为 (u_i^1, v_i^1) , 搜索窗口为 $8n \times 8n$, 在图像 I_2 中相同的坐标位置 (u_i^1, v_i^1) , 查找搜索窗口中的特征点 d_j , 其坐标为 (u_j^2, v_j^2) , 并计算 C_{ij} .

改进后的双向最大归一化相关系数法进行特征点粗匹配的步骤为:

1) 以图像 I1 中的给定特征点 di, i=1,2,...,m1, 其坐标为 (ui, vi), 在图像 I2 中相同坐标周围 (-4n, 4n) 内查找是否有特征点(可能没有、一个或者更多), 记为 dj, 如果有, 以图像 I1 特征点 di 为中心选取一个 n x n 相关匹配窗口, 在 I2 中以特征点 dj, j=1,2,...,m2 为中心选取一个同样大小窗口, 计算 Cij, 根据设定的阈值 g, 若 Cij 大于 g, 将筛选后的特征点作为给定特征点的匹配点, 得到一组匹配点集.

2) 相同的方法, 对于图像 I2 中的给定特征点 dj, j=1,2,...,m2, 寻找图像 I1 中对应的符合阈值条件的特征点作为 I2 给定特征点的匹配点, 得到一组匹配点集.

3) 最后在得到的两组匹配点集中搜索相同的匹配特征点对, 认为该特征点对是相互匹配对应的. 至此, 完成了特征点的初始粗匹配.

2.3 RANSAC 算法精匹配

如果仅仅使用 BGNCC 进行特征点的粗匹配, 会出现一些匹配错误, 影响了后续的计算. 因此, 采用 RANSAC 算法进行精匹配.

RANSAC 算法基本思想: 首先构造一个目标函数, 然后通过多次提取最小点集估计该函数中参数的初始值, 利用初始参数把所有的数据分为“内点”(inliers)和“外点”(outliers), “内点”就是满足估计参数的点, “外点”反之, 最后反过来利用所有的“内点”重新计算目标函数的参数.

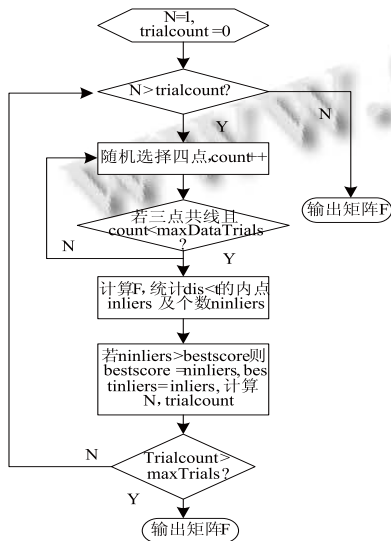


图 3 RANSAC 算法精匹配步骤

其中, F 为基本变换矩阵, trialcount 为当前采样次数, maxDataTrials 为随机选取符合条件(三点不共线)的四点的最大次数, maxTrials 为最大采样次数, N 为得到比例 p 所需要的采用次数, p 为 N 次采样后至少有一次随机选择的是 s 个“内点”的概率, 通常 p>0.95, N 与概率 p 之间满足如下关系:

$$p = 1 - (1 - \epsilon^s)^N \quad (4)$$

其中, s 表示每次采样的特征点数目, s=8, ε' 表示选择的某个特征点是“内点”的概率. t 为距离阈值, dis 为“内点”与“外点”的判断准则.

2.4 改进的 RANSAC 算法

1) 为了提高基本矩阵的估计精度, 对图像坐标进行归一化变换^[5]. 包括以下两步:

- ① 对图像点做位移变换, 使得图像的原点位于图像点集的质心;
- ② 对图像点做缩放变换, 使得图像点分布在以质心为圆心、半径为 $\sqrt{2}$ 的圆内.

定义归一化变换矩阵 T:

$$T = \begin{bmatrix} \frac{\sqrt{2}}{meandist} & 0 & -\frac{\sqrt{2}x}{meandist} \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{meandist} & -\frac{\sqrt{2}y}{meandist} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, \bar{x} 和 \bar{y} 为点集的平均值 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$

$$meandist = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2]} \quad (6)$$

2) 在上述算法中以实际匹配点与其估计的匹配点之间的几何距离作为判决准则, 以确定正确的匹配点. 常采用的是欧式距离或者马氏距离, 但是其计算比较复杂, 需要同时估计单应矩阵和相应的估计点. 因此对距离判决准则进行改进, 采用 Sampson 距离^[5]划分“内点”和“外点”来提高算法的鲁棒性.

设基本变换矩阵由以下方程定义:

$$x'^T F x = 0 \quad (7)$$

其中, $x \leftrightarrow x'$ 是两幅图像的任意一对匹配点.

给出 Sampson 距离计算公式如下:

$$dis_i = \frac{(x_i'^T F x_i)^2}{(F x_i)_1^2 + (F x_i)_2^2 + (F^T x_i)_1^2 + (F^T x_i)_2^2}, i=1,2,\dots,n \quad (8)$$

其中, $(Fx_i)_j^2 (j=1,2)$ 表示矢量 Fx_i 第 j 个元素的平方.

3 实验仿真

为了验证本文算法的有效性, 利用两幅发生旋转和平移的图片进行仿真验证. 实验数据: 一幅 320x240 像素大小的“实验室”图片, 在 PC(Intel(R) Core(TM) i3CPU 2.93GHz, 1.80G 内存)机上利用 Matlab7.9.0 进行实验.

表 1 原特征相关匹配矩阵

图像 1	图像 2			
	1	2	...	m2
1	0.8844	0.9038	...	-0.1905
2	0.9850	0.9744	...	0.0490
...
m1	0.0899	0.0280	...	-0.0457

表 2 改进后特征相关匹配矩阵

图像 1	图像 2			
	1	2	...	m2
1	0	0.9038	...	0
2	0.9850	0.9744	...	0
...
m1	0	0	...	0

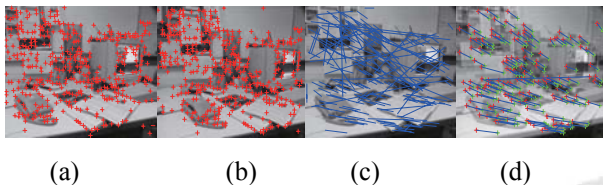


图 4 改进前算法的实验结果

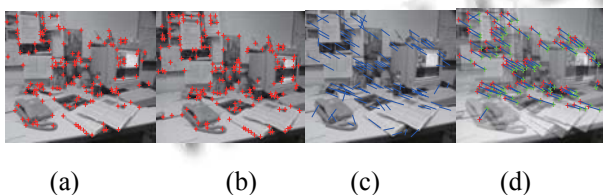


图 5 改进后算法的实验结果

表 3 实验数据对比

算法	角点数量	角点数量	粗匹配	精匹配	匹配率	时间
改进前算法	401	425	193	116	60.10%	1.812
改进后算法	151	179	107	85	79.44%	0.485

实验数据分析: 表 1 表 2 分别是改进前后相关匹配矩阵, 可以看出, 采用距离约束之后, 减少了特征点匹配的数量, 提高了匹配的精度; 通过得到的实验数据以及实验图像, (a)、(b)分别为图像的特征点, (c)为粗匹配结果, (d)为精匹配结果, 可以看出, 改进后的特征点匹配算法, 通过对 Harris 算法的改进, 能够去除较多的伪特征点, 更加利于特征点的匹配; 对比通过粗匹配的实验图像可以看出, 改进后的算法因为增加了距离约束条件, 避免了误差很大的特征点匹配; 经过精匹配, 匹配率比改进前的算法提高了约 19.34%, 对比最后的特征点匹配图像可以看出, 改进后的算法大大降低了误匹配.

同时, 改进的算法还提高了效率, 改进前算法需要 1.812 秒, 而改进后的算法仅为 0.485 秒, 仅为改进前算法的 26.8%.

4 结语

特征点匹配的应用十分的广泛, 尤其是在图像配准中的应用, 因此涉及很多领域包括卫星遥感图像和航空图像的镶嵌、虚拟场景的构建、背景匹配以及交通监控等等. 针对特征点匹配误差率比较高和实时性不高的问题, 本文提出了一种改进的特征点匹配算法. 通过大量不同图片的实验结果表明, 文中的算法速度比较快、错误匹配率比较低、适应性较强, 能很好地消除各种条件下的不良匹配, 取得很好的配准效果.

参考文献

- 1 Kybic J. High-dimensional mutual information estimation for image registration. 2004 International Conference on Image Processing. IEEE, 2004,3: 1779-1782.
- 2 Winston L, Leung H. A maximumlikelihood approach for image registration using control point and intensity. IEEE Transaction on Image Processing, 2004,13(8):1115-1127.
- 3 王威,唐一平等.一种改进的 Harris 角点提取算法.光学精密工程,2008,16(10):1996-1997.
- 4 薛菲,张荣国,张建国,陈大川.基于 NCC 和 SSDA 的快速特征点匹配融合算法.计算机与数字工程,2010,38(10):19-21.
- 5 Hartley R, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision.Cambridge: Cambridge University Press, 2003.