

基于特征匹配的亚像素级全景图像配准算法

王丙勤, 郭立, 郑迈

WANG Bing-qin, GUO Li, ZHENG Mai

中国科学技术大学 电子科学与技术系, 合肥 230027

Department of Electronic Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China

E-mail: wocurry@mail.ustc.edu.cn

WANG Bing-qin, GUO Li, ZHENG Mai. Sub-pixel image registration algorithm in image panoramic mosaic. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(17): 191-194.

Abstract: In order to improve the image registration speed and the matching stability, a sub-pixel image registration algorithm based on comparative distance is presented. And also, theoretical deduction and the result of experiments are given. And it has been proved that the algorithm has sub-pixel accuracy, and the precision is between 0.01 and 0.1. The results of matching experiment for 12 couples images have indicated the matching accuracy of presented algorithm has achieved 100%, and the time consumed is less than the RANSAC algorithm which is in common used in present.

Key words: Harris Corner Detector; Normalized Cross-Correlation; feature matching; panorama; sub-pixel

摘要: 为了提高全景图全自动拼接中图像配准的速度和匹配稳健性, 提出了一种基于相对距离法去除外点的亚像素级图像配准算法, 并给出了分析和实验结果, 亚像素级像素定位误差在 0.01~0.1 之内。在对 12 组图像匹配的实验结果表明, 该匹配算法的匹配正确率达到 100%, 且匹配的时间小于目前通用的 RANSAC 匹配算法。

关键词: Harris Corner Detector; 相互关系算法; 特征匹配; 全景图; 亚像素

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.17.057 **文章编号:** 1002-8331(2008)17-0191-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP301.6

图像配准, 是全景图拼接中的一个重要步骤, 在遥感图像镶嵌、医学图像分析、目标变化检测、目标识别中具有广泛的应用。图像配准是上述各类问题中提高精度和有效性的瓶颈。以往的图像配准算法, 在得到粗糙配准点对后, 使用迭代求透视矩阵 H 的 RANSAC 算法和 KTL 跟踪算法得到较为精确的变换参数。文献[1]给出了这种算法的实现, 其中涉及到大量的矩阵求逆、转置的运算, 而且最后可能不能得到准确的配准点对, 仍有少数外点存在。

文献[2]给出了 RANSAC 算法的计算量对比, 在置信率为 95%, 数据错误率在 50%, 计算模型参数最小数据量为 8 的情况下, 需要迭代 766 次。而全景图的图像配准的置信率要求很高, 而且数据错误率可能会达到 80%, 这样需要迭代的次数剧增。

针对目前的算法不能快速准确的找到特征匹配点, 为了提高图像配准的速度和匹配稳健性, 本文给出了一种基于相对距离法去外点的亚像素级图像配准算法。

本文的算法首先求相关得到初步配准点对, 然后采用相对距离法去除外点, 进一步求出亚像素级的特征匹配点对, 其误差为 0.01~0.1。

在求像素级的特征匹配点时, 首先使用相对距离法进一步减少外点, 得到的特征匹配点对的准确率在 90% 以上, 然后只需要很少的迭代次数的 RANSAC 算法就可以得到精确的特

征点对。

由于该算法仅需要较少的迭代次数且不需要 KTL 跟踪算法, 能够求出精确的特征点对, 同时也省略了后面多组特征点对求投影矩阵的极小值优化问题, 减少了算法的复杂度, 有利于全景图的实时化实现。

1 改进的 Harris 角点检测算法

Harris 角点检测算法是一种目前公认的较好的角点检测算法。

设 I_x 和 I_y 为沿 x 和 y 方向的灰度梯度, 为了避免噪声的影响, 预先对 I_x 和 I_y 进行高斯滤波。Harris 角点检测^[3]是通过下面矩阵来进行的。

$$M = \sum_{x,y} \omega(x,y) \cdot \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$R = \det M - k \cdot (\text{trace} M)^2, k = 0.04 \quad (2)$$

Harris 角点检测矩阵 M 能获取角点 $I_{(x,y)}$ 附近区域的亮度构成。 $\omega(x,y)$ 是 $I(x,y)$ 附近区域的窗口, R 是角点响应, 当 $I(x,y)$ 是角点时 R 为正, 边缘点时为负。计算某个像素的 R 值大于预先设定的域值时, 认为图像点为所求角点。

但是 Harris 角点检测算法存在由于在特征匹配时由于距

离过近引起的误匹配和检测时间过长的问題。为了解决这些问題给出了改进的 Harris 角点检测算法。

改进的 Harris 角点检测算法思路是:

(1)为了使角点的分布相对比较均匀,采用了非极大值抑制的方法即通过将一个角点作为 3×3 模板的中心,在它的八邻域范围内的点进行比较,亮度最大保留,这样可以去掉相隔很近的角点,使角点之间的距离间隔较大,减少在特征匹配时由于距离过近引起的误匹配。

(2)对于已知配准顺序的图像,如摇移图像和几个摄像头以一定顺序组合在一起的图像,可以只对第一幅图像的后半部分和第二幅图像的前半部分取角点,如取第一部分的后 40% 图像,第二部分的前 40%。这样可以减少误匹配,同时也节省了角点探测时间。

2 基于相互关系的角点匹配方法

采用了改进的 Harris 角点检测算法后,为了减少精确匹配时的运算量,给出了基于相互关系的角点匹配方法。

相互关系算法具有平移不变性,角点提取之后,首先使用相互关系法做粗略的特征点匹配,相互关系法计算如下:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (I_1(x_i, y_j) - \bar{I}_1)(I_2(x_i, y_j) - \bar{I}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (I_1(x_i, y_j) - \bar{I}_1)^2 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (I_2(x_i, y_j) - \bar{I}_2)^2}} \quad (3)$$

这里 $m=9$,即选择 9×9 的窗。

使用相互关系法进行角点匹配时首先对图像 I_1 中的任一角点,寻找在图像 I_2 中与之相关性最大的点,然后对图像 I_2 中的任一角点寻找图像 I_1 中与之相关性最大的点,当双向搜索到的最大相关角点彼此对应时,我们认为寻找到一对匹配点。在实际的实现中,找到粗略的匹配点的同时,对 C 进行排序,取出前 n 个值,其对应的 I_1 和 I_2 中的特征点 (x, y) 和 (x', y') 即找到的最优粗略匹配点对,这样可以减少进行精确匹配时的运算量。如果在下面的准确特征点匹配时不能找到 4 组满足求取投影矩阵的点,那么扩大域值寻找更多的粗略特征匹配点,以供后面寻找准确特征匹配使用。

3 基于特征匹配的全景图像配准算法

基于相互关系的角点粗匹配后,需要进一步进行精确匹配。本文的算法首先使用相对距离法进一步去除外点,然后使用简化的 RANSAC 算法找到准确的匹配点对。本部分对具有平移关系和透视变换关系的图像作了分析,说明相对距离的正确性,并给出了拼接结果。

3.1 两幅具有平移关系的图像的特征匹配问题

假设图像 I_1 和 I_2 图像具备平移关系:

$$I_2(x, y) = I_1(x - x_0, y - y_0) \quad (4)$$

考虑 I_2 中的特征点 (x, y) 与 I_1 中的特征点 (x', y') 匹配,那么两点之间的相对距离定义为

$$dis = \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2} = \sqrt{(x_0 + y_0)^2} \quad (5)$$

是一个固定的值。

对于已经使用 Harris Corner Detector 求出特征点,并且使用相互关系法找到初步配对的点集 $P = ((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n))$ 和 $P' = ((x'_1, y'_1), (x'_2, y'_2), \dots, (x'_n, y'_n))$, 两两之间

求相对距离得到距离集 $(dis(1), dis(2), \dots, dis(n))$, 那么,对距离集以各距离为横坐标求直方图,得到的出现频率最高的值 dis_{\max} 就是两幅图像的相对距离。由此确定 P 和 P' 中满足 $dis(i) = dis_{\max}$ 的 (x_i, y_i) 与 (x'_i, y'_i) 点对即为所求的特征匹配点对。

3.2 两幅具有透视关系的图像的特征匹配问题

由于两幅具有平移关系的图像不具有一般性,现分析相机绕固定点摇移拍摄的具有透视关系的图像特征匹配问题。已知相机绕固定点摇移拍摄的具有透视关系:

$$X'_i = \begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ w'_i \end{bmatrix} = H \cdot X_i = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & h_8 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ w_i \end{bmatrix} \quad (6)$$

这里 X_i, X'_i 分别是待拼接图像的齐次坐标向量表示, H 为透视变换矩阵,矩阵中的 h_8 可以归一化为 1。

尽管在 I_1 中的点 $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ 两点间的距离对应到 I_2 中的点 $(x'_1, y'_1), (x'_2, y'_2)$ 两点间的距离因为投影矩阵的存在而发生了很大的变化,但是两点间的相对距离 $dis_1 = \sqrt{(x_1 - x'_1)^2 + (y_1 - y'_1)^2}$ 和 $dis_2 = \sqrt{(x_2 - x'_2)^2 + (y_2 - y'_2)^2}$ 可以设定在一个误差容限之内 $dis(i) \in [dis - \sigma, dis + \sigma]$ (在平移关系下 $dis_1 = dis_2$)。

这样得到以下算法:

(1)求出粗糙对应点间的相对距离集 $dis = (dis(1), dis(2), \dots, dis(n))$;

(2)设定误差容限 $\sigma = 0.5, m = 1$;

(3)对于第 i 个相对距离,对 dis 中的相对距离进行遍历,求出满足 $dis(j) \in [dis(i) - \sigma, dis(i) + \sigma]$ 的点对的数目 N_i ;

(4)令 $N(m) = \max(N_1, N_2, \dots, N_n)$, 判断如 $N(m) > number$ ($number$ 是需要得到的特征点对的数目,可根据实际情况选择,如为了计算投影矩阵,可以设定 $number = 4$), 设 $N(m)$ 对应的距离为 $dis(j) \in [dis(i) - \sigma, dis(i) + \sigma]$, 存储特征点对 $P_m = ((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{N(m)}, y_{N(m)}))$ 和 $P'_m = ((x'_1, y'_1), (x'_2, y'_2), \dots, (x'_{N(m)}, y'_{N(m)}))$, $m = m + 1$, 去掉 $N(m)$ 对 $dis(j) \in [dis(i) - \sigma, dis(i) + \sigma]$ 的距离点对,更新 dis , 转到(3),直到 $N(m) < number$ 时,跳转到(6);

(5) $N(m) < number, \sigma = \sigma + 0.5$, 转到(2);

(6)程序结束。

这样可以得到 m 组相对距离比较接近的点。其中有一组就是我们要寻找的特征匹配点组,在实际情况中由于不是特征匹配点组相对距离差别比较大,因此 m 是一个很小的值,一般情况下等于 1。而是特征点对的,由于其相对距离变化很小,相对比较集中,一般就可以认为 $N(1)$ 是所求的特征点对,为了避免非特征点对的相对距离近似的特殊情况,引入 RANSAC 算法进一步精确的判断,但由于此时数据错误率已经很低 ($< 10\%$), 根据公式(7)可计算出此时的迭代次数 8.3, 设定为 10。

3.3 简化的 RANSAC 算法

RANSAC 算法是计算机视觉领域内应用最为广泛的 Robust 估计算法之一,可以进行矩阵估计、特征匹配、运动模型选择等。但是它的计算效率较低,需要的迭代的次数 M 随置信概率 P , 数据错误率 ε 和计算模型参数需要的最小数据量 m , 变化很大,由公式(7)可以计算出迭代次数 M , 对于特征点匹配来说,需要较高的置信概率,譬如 99%, 数据错误率又比较高,有时

可能高达 80%,最小数据量的要求是 8,因此迭代次数非常高。

$$1-(1-(1-\varepsilon)^m)^M = p \tag{7}$$

引入简化的 RANSAC 算法有两个好处,一是对 4.2 得到的 M 组数据判断,得到我们想要的唯一一组特征点对,二是进一步去除误差较大的点。算法如下:

(1)设定迭代次数, $N=10$;初始化 $m=1, n=1$ 。

(2)从 P_m 和 P'_m 随机抽取 4 对特征点对 $((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_4, y_4))$ 和 $((x'_1, y'_1), (x'_2, y'_2), \dots, (x'_4, y'_4))$ 。

(3)计算 H 矩阵

$$\begin{pmatrix} x_1 & y_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x'_1x_1 & -x'_1y_1 \\ 0 & 0 & 0 & x_1 & y_1 & 1 & -y'_1x_1 & -y'_1y_1 \\ x_2 & y_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x'_2x_2 & -x'_2y_2 \\ 0 & 0 & 0 & x_2 & y_2 & 1 & -y'_2x_2 & -y'_2y_2 \\ x_3 & y_3 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x'_3x_3 & -x'_3y_3 \\ 0 & 0 & 0 & x_3 & y_3 & 1 & -y'_3x_3 & -y'_3y_3 \\ x_4 & y_4 & 1 & 0 & 0 & 0 & -x'_4x_4 & -x'_4y_4 \\ 0 & 0 & 0 & x_4 & y_4 & 1 & -y'_4x_4 & -y'_4y_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_0 \\ h_1 \\ h_2 \\ h_3 \\ h_4 \\ h_5 \\ h_6 \\ h_7 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x'_1 \\ y'_1 \\ x'_2 \\ y'_2 \\ x'_3 \\ y'_3 \\ x'_4 \\ y'_4 \end{pmatrix} \tag{8}$$

(4)对于 P_m 和 P'_m 中的点 (x_n, y_n) 和 (x'_n, y'_n) 进行以下计算

$$\left| \begin{pmatrix} x'_n \\ y'_n \\ 1 \end{pmatrix} - H \cdot \begin{pmatrix} x_n \\ y_n \\ 1 \end{pmatrix} \right| < \theta \tag{9}$$

这里设置 $\theta=0.8$,当符合式(7)时,保留点对,不符合时去掉点对,计算 inliers 数量, $n < N$ 时 $n=n+1$ 。跳转到(2), $n=N$ 时, $m=m+1, n=1$ 对下一组数据处理。

(5) $m=M$ 时结束。根据 inliers 数量来选择正确的特征点对。

4 亚像素级配准点对的获得

去除外点后可以得到像素级的配准点对。要想得到更为精确的 H 矩阵,必须对配准点对进行处理,得到误差更小的亚像素级配准点对。

可以采用图像重采样的亚像素定位方法和曲线拟合的方法来定位亚像素点。重采样方法的计算量比较大,但计算结果相对准确,曲线拟合的方法计算量小但计算结果误差较大。也有文献综合两种定位方法的优点,综合使用两种方法以期用很小的计算量获得较高的计算精度。但由于仅对特征点定位,计算得像素不多,这就大大减少了运算量。

这里采用图像重采样加曲线拟合的亚像素定位方法,插值方法选用三次样条插值函数。因为三次样条函数具有良好的带通特性,并且插值精确。首先使用图像重采样的方法求得重采样偏移,假设为 $(dx1, dy1)$,然后使用二次多项式曲线拟合的方法求出曲线拟合偏移,假设为 $(dx2, dy2)$,这样综合可以求得亚像素偏移为

$$\begin{cases} dx=dx1+\frac{dx2}{10} \\ dy=dy1+\frac{dy2}{10} \end{cases} \tag{10}$$



图6 第1幅图像



图7 第2幅图像

5 实验结果及分析

从算法的配准速度和配准精度和对不同图像的配准鲁棒性三个方面对实验结果进行分析,并对三种不同的匹配算法进行了比较。

5.1 两幅具有平移关系的图像的特征点匹配

图1是只具有平移关系的两幅图像经过相互关系法粗匹配后得到的图像,白色区域是寻找到的特征点。



图1 具有平移关系的两幅图像

图2是其相对距离的直方图,可以发现 $x=133.0038$ 时, y 具有最大的值 35,也就是说 40 个相对距离值中有 35 个等于 133.0038,因此选择相对距离为 133.0038 的粗特征点对为准确特征点对。图3是使用得到的特征点使用线性加权法拼接后的图像。

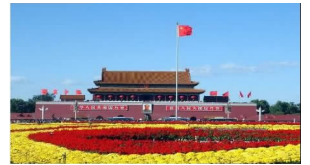
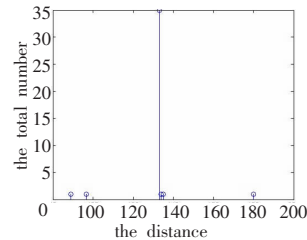


图2 图1 相对距离的直方图 图3 图1中两幅图拼接后的图像

5.2 遥移拍摄的两幅具有透视变换关系的图像特征匹配

图4是两幅具有透视变换关系的图像经过相关关系法粗匹配后得到的图像,图5是其相对距离的直方图,其中,间隔为 2。

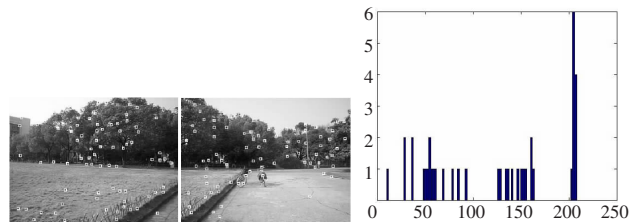


图4 两幅具有透视变换关系的图像 图5 图3中相对距离的直方图

可以发现在 $[202.0619, 208.1178]$ 区间,集中了 15 个特征点对,当选择 $\sigma=1.5$ 时,获得了 7 对特征点。如图6和图7是配准后的图像。

图8是根据自动得到的特征匹配点对进行线性加权融合图像拼接得到的图像,由图可以发现,根据提出的特征匹配算法完全适合于全景图的实现。

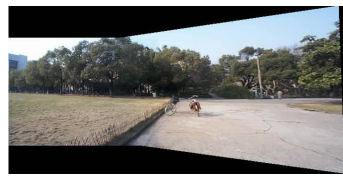


图8 拼接后的图像



图9 亚像素级配准的图像



图10 室内景物配准及拼接效果



图11 室外景物配准及拼接效果



图12 建筑物图像配准及拼接

5.3 亚像素级匹配精度测试

使用上述算法得到的亚像素位移,对 lena.bmp 首先右移 25 个像素,下移 25 个像素,然后使用三次立方样条插值,使图像缩减 1/2,得到图像 1,然后再对 lena.bmp 左移 30 个像素,上移 30 个像素,使图像缩减 1/2,得到图像 2。则两幅图像的变换公式为

$$\begin{cases} x_2 = x_1 - 27.5 \\ y_2 = y_1 - 27.5 \end{cases}$$

以下是计算得到的结果:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 27.5676 \\ 0 & 1 & 27.4912 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

可见求得的误差在 0.01~0.1 范围之内。

5.4 三种配准方法的比较

表 1 是对 12 组相机遥图像进行实验的结果,其中相对距离法是提出的配准算法的第一步,RANSAC 算法迭代次数设定为 2000,实际上想要得到更好的配准结果迭代次数需要大于 2000,因为经过初匹配的特征点对真正是正确匹配点的可能仅占总数的 20%,增加迭代次数可以得到更好的配准正确率,但同时算法运算时间也会加大。相对距离法+简化 RANSAC 算法中设定的迭代次数仅为 10,但实验中得到了很好的配准正确率。

表 1 三种方法的比较

	配准正确		配准错误		部分配准 错误对数	平均配准 时间/s
	对数	对数	对数	对数		
相对距离法	11	0	1	0.0315		
RANSAC	8	2	2	1.9797		
相对距离+简化 RANSAC	12	0	0	0.3938		

5.5 对不同图像的配准结果

以下是使用该算法对室内、室外、建筑物图像配准的结果及使用线性加权融合算法拼接的结果。建筑物因为有着很好的对称性,一般很难正确匹配,但该算法能够正确地匹配。

同时该算法对于小角度旋转的图像拼接仍然适应。图 13



图13 摄像头拍摄的图像匹配

是 6 幅在实验室用普通摄像头拍摄的图像及其拼接后的效果,这 6 幅图像并不是严格的摇移图像,有着小角度的旋转,实验结果表明此算法对有小角度旋转的摇移图像同样适应。

6 结论

该文提出了一种适用于相机摇移拍摄图像的自动图像配准方案,有很高的配准正确率。由于该算法仅需要使用很少迭代次数的 RANSAC 算法且不需要 KTL 跟踪算法,能够求出精确的特征点对,同时也省略了后面多组特征点对求投影矩阵的极小值优化问题,减少了算法的复杂度。同时使用了亚像素定位技术,使误差在控制在 0.01~0.1 范围之内,实验结果表明,能够快速而准确的找到特征匹配点,为相机摇移拍摄图像的拼接提供了一种快速的特征点匹配算法,此方法对于小角度旋转的图像配准同样适用。

参考文献:

- [1] 胡社教,葛西旺,陈宗海.基于角点特征的 KLT 跟踪全景图像拼接算法[J].系统仿真学报,2007,19(8):1742-1753.
- [2] 陈付幸,王润生.基于预检验的快速抽样一致性算法[J].软件学报,2005,16(8).
- [3] Derpanis K G.The harris corner detector[Z].2004-10-27.
- [4] Harris C,Steephens M.A combined corner and edge detector[C]// Proc 4th Alvey Vision Conf,1988:147-151.
- [5] 杨凌云,郭勇,王振林.结构变形实测的 DSCM 测量系统开发与应用[J].计算机时代,2006(2):38-40.
- [6] Brown Lisa G.A survey of image registration techniques[J].ACM Computing Surveys,1992,24(4):325-376.
- [7] Witzgall H E,Gural P.Achieving sub-pixel registration accuracy for radar imagery[C]//Aerospace Conference,2006 IEEE 4-11 March 2006:7.
- [8] Frischholz R W,Spinnler K P.Class of algorithms for realtime sub-pixel registration[J].Proceedings of SPIE The International Society for Optical Engineering,1993,1989:50-59.
- [9] Th'evenaz P,Ruttimann U E,Unser M.A pyramid approach to subpixel registration based on intensity[J].IEEE Transactions on Image Processing,1998,7(1).
- [10] Kybic J,Unser M.Fast parametric elastic image registration[J].IEEE Transactions on Image Processing,2003,12(11).
- [11] Stone H,Orchard,M,Chang Ee-Chien.Subpixel registration of images[C]//Conference Record of the Thirty-Third Asilomar Conference on Signals,Systems,and Computers,1999,1446-1452.
- [12] Zitova B,Flusser J.Image registration methods:a survey[J].Image and Vision Computing,2003,21:977-1000.