

基于良分布的亚像素定位角点的图像配准

葛永新^① 杨丹^② 雷明^③

^①(重庆大学计算机学院 重庆 400030)

^②(重庆大学软件工程学院 重庆 400030)

^③(重庆大学数理学院 重庆 400030)

摘要: 针对 Harris 检测出的角点位置会发生偏移和易产生伪角点, 以及在角点匹配过程中计算复杂, 容易产生误匹配等缺点, 该文提出了基于良分布的亚像素定位角点的图像配准方法。该方法首先使用多尺度 Harris 算子检测图像的角点作为初始兴趣点, 并采用自适应非极大值抑制对兴趣点的数量进行限制, 以减少后续过程的计算复杂度, 提高算法效率, 同时使得角点在图像中处于良分布状态。然后利用亚像素定位技术进行精确定位, 排除伪角点和不稳定的角点。最后使用随机抽样一致性算法对初始匹配进行鲁棒的模型参数估计。实验结果表明算法配准效率改进明显, 并具有良好的精确性和鲁棒性。

关键词: 图像配准; 亚像素定位; 良分布; 随机抽样一致性

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)02-0427-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2008.00983

Image Registration Based on Well-Distributed Corners with Sub-Pixel Localization

Ge Yong-xin^① Yang Dan^② Lei Ming^③

^①(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

^②(School of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

^③(College of Mathematics & Physics, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: To deal with the false and unstable corners, high computational complexity and incorrect matching, a new image registration algorithm is proposed based on corners which are well-distributed in image and with sub-pixel localization precision. Firstly corners in an image are detected by multi-scale Harris operator, which are taken as initial interest points. And then adaptive non-maximal suppression is used to limit the number of interest points, so the computational complexity is decreased and the efficiency of the algorithm is improved. At the mean time, the corners are made to be well-distributed in image. Since the location of initial Harris corners have offset and false corners have existed, sub-pixel localization technique is applied to determine the location of corners and eliminate the false and unstable corners in this process. Finally, RANSAC is used to estimate the parameters robustly based on initial matching. Experiments showed that the proposed algorithm has a good performance of efficiency, accuracy and robustness.

Key words: Image registration; Sub-pixel localization; Well-distributed; RANdom SAmple Consensus (RANSAC)

1 引言

图像配准是将在不同时间, 不同视角, 或者通过不同摄像机拍摄的两幅或多幅同一场景的图像融合在一起的过程。图像配准可以应用到环境监控、变化检测、产生超分辨率图像、监测肿瘤变化、目标定位和自动质量控制等领域^[1]。

图像配准方法一般可分为基于区域的方法和基于特征的方法。其中基于特征的图像配准因其良好

的鲁棒性得到了广泛重视, 而角点作为图像的一个重要的局部特征, 在保留了图像重要特征信息的同时有效地减少了信息的数据量, 因此近年来涌现了大量基于角点特征来实现图像配准的文献^[2-6]。

角点检测的精度、鲁棒性及数量是基于角点的图像配准的关键。Harris角点检测器^[7]是基于图像灰度的应用最广泛且重复率最高的检测器, 具有比较理想的结果, 被广泛地应用于图像配准^[2-5], 但它是在单尺度下对图像进行角点检测, 而在实际图像中角点常常发生在不同的尺度范围上, 并且每一角点的尺度信息是未知的。Mikolajczyk等人^[8]提出了一种适应尺度变化的Harris检测器, 即在Harris算法

2008-08-04收到, 2009-11-23改回
国家自然科学基金(60975015)和重庆市自然科学基金(CSTC2009AC2057)资助课题
通信作者: 葛永新 yongxing@126.com

中引入尺度参数,使得Harris检测器能够适应图像尺度的变化,提高其重复率和鲁棒性。然而该算法主要存在以下两个问题。首先,Harris度量的局部极值的位置会随着尺度的变化而发生偏移,并且由于噪声的影响,会产生伪角点,甚至检测出来的角点中存在部分不稳定的点。其次,从图像中检测的角点数量较大,而最终用于估计图像变换模型的点只是极少的一部分,所以从算法的效率上考虑,有必要减少初始兴趣点的数量,从而降低后续过程的计算量。马丽涛等人^[5]把条件数引入到Harris的角点检测算法中,通过对噪声的定量分析,获取具有良好稳定性的图像特征,但只解决了第1个问题,并且条件数的计算大大增加了算法的复杂度。本文分别引入了亚像素定位技术^[9]和自适应非极大值抑制^[10],成功地解决了以上两个问题。亚像素定位技术通过局部样本点拟合一条二次曲线对极值的位置进行插值,从而得到具有亚像素精度的极值点。自适应非极大值抑制将角点减少到预先设置的数量,并且使得角点在图像中处于良分布状态,提高了算法的效率,同时也增强了算法的鲁棒性。

角点的匹配是基于角点的图像配准方法的另一个重要环节。在匹配过程中,通常会遇到两类错误匹配点:一是错误定位造成的错误匹配点,这往往是图像中的噪声引起的;二是错误匹配,这是由于非匹配点的局部相似性等造成的。误匹配的存在使得这些匹配方法对变换的估计变得困难甚至失败,因此需要寻求一种方法,在考虑误配存在的情况下能够很好地消除其影响,并将它们识别出来,然后依据变换评价函数计算出最优的变换。徐玮等人^[6]采用双向匹配地方法来消除错误匹配点,但它从理论上并不能保证消除错误匹配点对,尤其是第2类错误匹配点对,并且使匹配过程的计算量增加了一倍。本文选取了在这方面具有良好表现的RANSAC算法^[11],从而提高了整个配准算法的性能。

2 自适应非极大值抑制

本文采用多尺度Harris角点检测算法获得图像的初始兴趣点^[8,10]。对每幅输入图像首先构造出它的Guass图像金字塔 $P_l(\mathbf{X})$ (l 表示第 l 层Guass图像金字塔, \mathbf{X} 表示点在图像中的位置 (x,y)),然后从每一层Guass图像金字塔中提取兴趣点,点在第 l 层Guass图像金字塔中的Harris矩阵定义为

$$H_l(\mathbf{X}) = \frac{1}{\sigma_i} P_l(\mathbf{X}) \frac{1}{\sigma_d} P_l(\mathbf{X})^T * \mathbf{g}_{\sigma_i}(\mathbf{X}) \quad (1)$$

其中 σ_i 为整合尺度, σ_d 为导数尺度, \mathbf{g} 为Gauss函数。于是角点的强度函数(也称为角点响应函数)定

义如下:

$$f(\mathbf{X}) = \frac{\det \mathbf{H}_l(\mathbf{X})}{\text{tr} \mathbf{H}_l(\mathbf{X})} = \frac{\lambda_1 \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (2)$$

式中 λ_1, λ_2 为矩阵 \mathbf{H} 的特征值。

由于两幅或多幅图像间兴趣点匹配的计算复杂度与兴趣点的个数成超线性的关系,而最终的匹配点只是初始点中的小部分,所以有必要对检测的兴趣点的数量进行一定的限制,并使它们在图像中处于良分布状态,因而自适应非极大值抑制(Adaptive Non-Maximal Suppression, ANMS)^[10]被引入到本文算法中。

ANMS通过比较每个角点与其半径为 r 的圆形邻域内其他角点的强度来达到抑制的效果。如果某个角点被保留,则它必须满足如下条件:

$$f(\mathbf{X}_j) < f(\mathbf{X}_i), \mathbf{X}_j \in I, I = \{\mathbf{X} \mid \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_i\| \leq r_i\} \quad (3)$$

其中 \mathbf{X}_i 是角点在图像中的位置 (x,y) , f 表示角点的强度函数, I 是以 \mathbf{X}_i 为圆心 r_i 为半径的圆形区域内角点位置的集合, $\|\cdot\|$ 表示向量 \cdot 的2-范数。实际上,为了使得选择的角点具有良好的鲁棒性,ANMS还要求被保留的角点比其邻域内其他角点的强度足够大。

$$f(\mathbf{X}_j) < cf(\mathbf{X}_i), \mathbf{X}_j \in I, I = \{\mathbf{X} \mid \|\mathbf{X} - \mathbf{X}_i\| \leq r_i\} \quad (4)$$

其中 c 为常数。

图1展示了ANMS对角点分布的影响。图1(a)中为响应最强的200个角点,图1(b)中则是采用自适应非极大值抑制获取的200个角点,与图1(a)相比,图1(b)中的角点非常合理地分布在图像的整个区域,这对后续步骤估计图像间的变换模型是有利的,因为增强了鲁棒性。图1(c)和图1(d)分别是响应最强的400个角点和使用ANMS后的400角点的分布图,与前面类似,ANMS同样优化了角点的分布状态。使用自适应非极大值抑制提炼后的角点的分布状态称为良分布(Well-Distributed)。ANMS对配准算法效率的改进会在实验部分得到验证。

3 亚像素定位

Brown^[9]通过局部样本点拟合一条二次曲线对极值的位置进行插值,从而得到具有亚像素精度的极值点。本文采用极值点的 3×3 邻域内的样本点拟合二次曲线的方法来对角点进行精确定位。

角点响应函数 f (定义同式(2))的Taylor展式如下:

$$f(\mathbf{X}) = f + \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}} \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \frac{\partial^2 f}{\partial \mathbf{X}^2} \mathbf{X} \quad (5)$$

其中 \mathbf{X} 表示角点的初始位置 (x,y) 。对上式求导并令其为零,得到极值点位置的偏移量 \mathbf{X}' 为

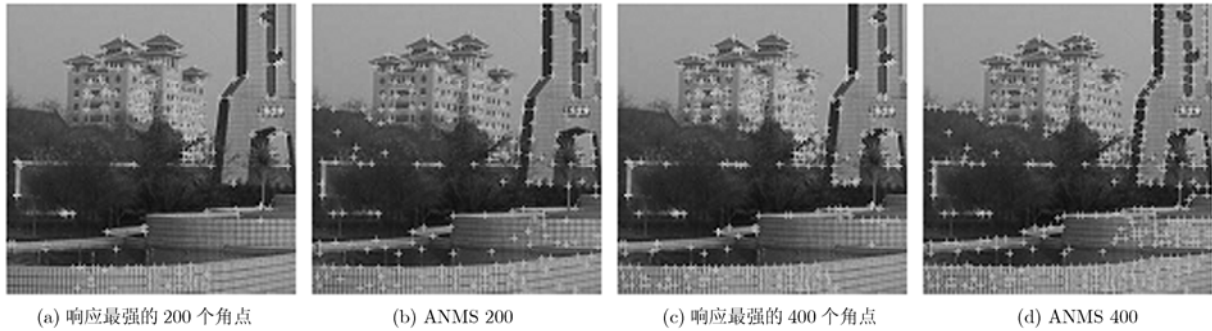


图 1 自适应非极大值抑制与最强响应方法后得到的角点

$$\mathbf{X}' = -\frac{\partial^2 f^{-1}}{\partial \mathbf{X}^2} \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}} \quad (6)$$

如果偏移量的 x 分量或 y 分量中的任一值大于 0.5, 则表示真正的极值点位于距离当前点较近的另一个样本点处。此时, 极值点的位置需要迭代地进行更新, 直到 x, y 每个方向上的偏移量都小于 0.5 为止; 否则, 则视为不稳定点排除。表 1 为亚像素定位前后, 角点数量的对比。然后, 将最终的偏移量用于更新样本点的坐标, 得到极值点具有亚像素精度的位置:

$$\mathbf{X}_m = \mathbf{X}_0 - \frac{\partial^2 f^{-1}}{\partial \mathbf{X}^2} \frac{\partial f}{\partial \mathbf{X}} \quad (7)$$

4 RANSAC 估计变换矩阵及算法流程

随机抽样一致性 (RANdOm SAMple Consensus, RANSAC) 算法是 Fischler 和 Bolles^[11] 提出的用于估计模型参数的鲁棒算法, 它能够处理数据错误率超过 50% 的模型参数估计问题。使用 RANSAC 算法可以鲁棒地选择出稳定的正确的匹配点对, 排除不稳定的错误的匹配点对。其基本思想是, 首先根据具体的问题设计出某种目标函数, 然后对样本进行随机抽样, 对于抽样的样本进行参数估计, 利用估计出来的参数将所有的数据分为内点 (Inliers, 满足估计参数的样本点) 和外点 (outliers, 不满足估计参数的样本点), 最后采用最大集合的内点反向重新计算模型参数。

使用 RANSAC 估计图像间的变换矩阵的过程如下:

- (1) 在全部的 p 对匹配点中, 随机选择 N 个样本;
- (2) 通过选出的 N 对匹配点计算图像间的变换

矩阵 M ;

(3) 计算全部的 p 个样本中符合变换矩阵 M 的匹配点对 (即内点) 的数量 k_i , 记录下 k_i 和内点集合, $i \leftarrow i + 1$;

(4) 如果循环次数 i 小于预先设定值, 执行 (1); 否则执行下一步;

(5) 选择所有 k_i 中最大的数, 采用对应的内点集合重新计算图像间的变换矩阵。

为使本文提出算法过程清晰易懂, 现将流程图给出, 如图 2 所示。

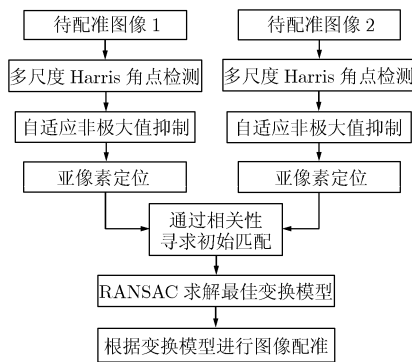


图 2 图像配准流程图

5 实验结果及分析

为了检验本文提出的算法在图像配准方面的有效性以及所采用的技术带来的效率和精度优势, 使用各种类型的图像进行了不同的实验。所使用的图像有场景图像 (图 3, 图 4)、具有 4 年时间差的图像 (图 5) 以及航拍图像 (图 6) 等, 其配准结果如图 7 所示。

表 1 ANMS 设置为不同值时算法运行 10 次的平均时间的比较, 以 INF 的时间为基准

| ANMS 设置 | 配准图像 (256 × 256) | 初始点数 | ANMS | 亚像素定位 | 平均时间 (s) | 效率提升 |
|-----------|------------------|-------------|-------------|-----------|----------|--------|
| 200 : 200 | 图 3(a) : (b) | 1013 : 1018 | 200 : 200 | 151 : 163 | 1.14017 | 38.85% |
| 500 : 500 | 图 3 (a) : (b) | 1013 : 1018 | 500 : 500 | 383 : 401 | 1.42176 | 23.75% |
| INF : INF | 图 3 (a) : (b) | 1013 : 1018 | 1013 : 1018 | 675 : 735 | 1.86457 | 0 |

以图 3 为例,对 ANMS 和亚像素定位为配准算法所带来的优势进行分析。图 3(a), 3(b)分别为待配准的两幅图像,图 3(c)为本文提出的算法得到的两幅图像间的匹配点对,图 3(d)是同时使用 ANMS、

亚像素定位和 RANSAC 所得到的配准结果,图 3(e)与图 3(d)相比,是仅仅没有使用亚像素定位技术时的配准图像,图 3(f)相对于图 3(d)来说,是缺少了自适应非极大值抑制的配准效果图。在图 3(e)中,

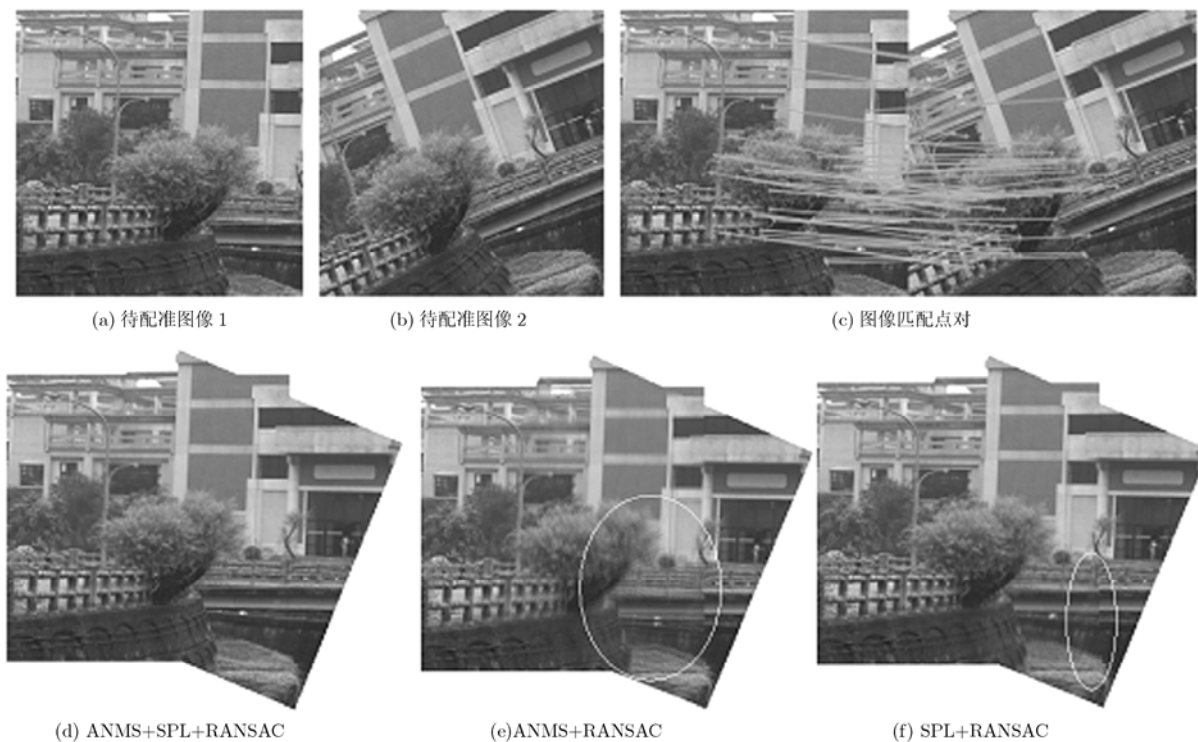


图 3 场景图像配准, (c)为本文算法得到的匹配点对, (d-f)分别为算法在 3 种不同情况下的配准结果,其中 SPL 表示亚像素定位

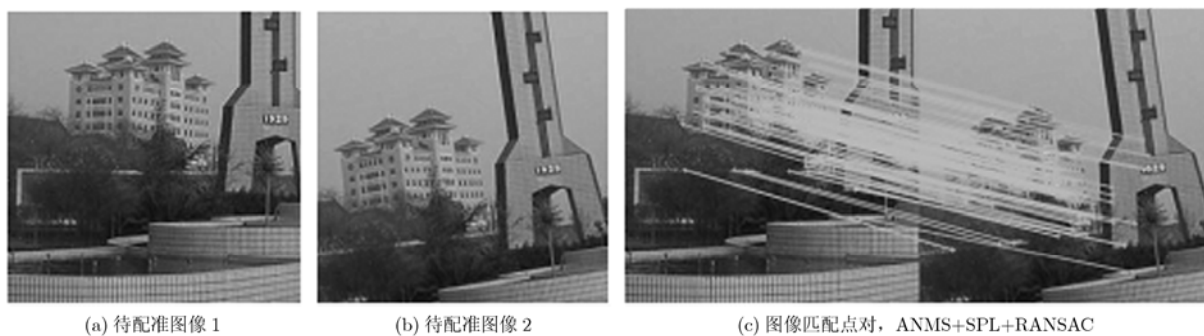


图 4 重庆大学钟塔图像配准

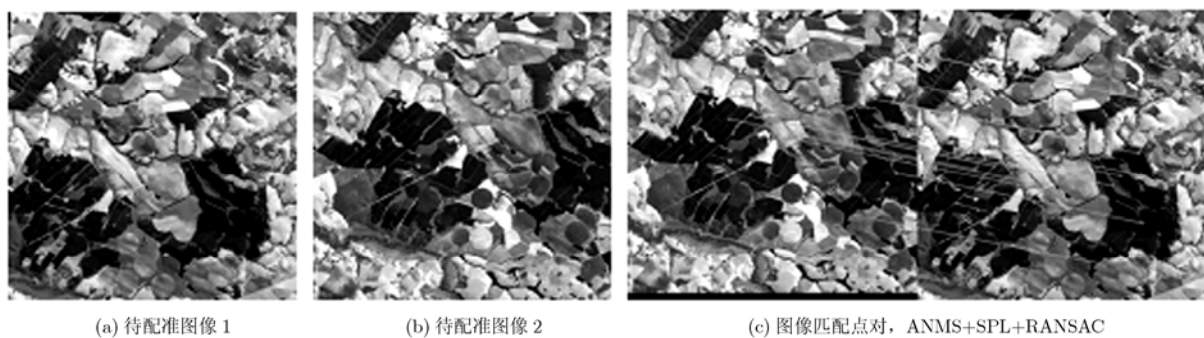


图 5 4 年时差图像配准, (a)和(b)的拍摄时间相隔 4 年

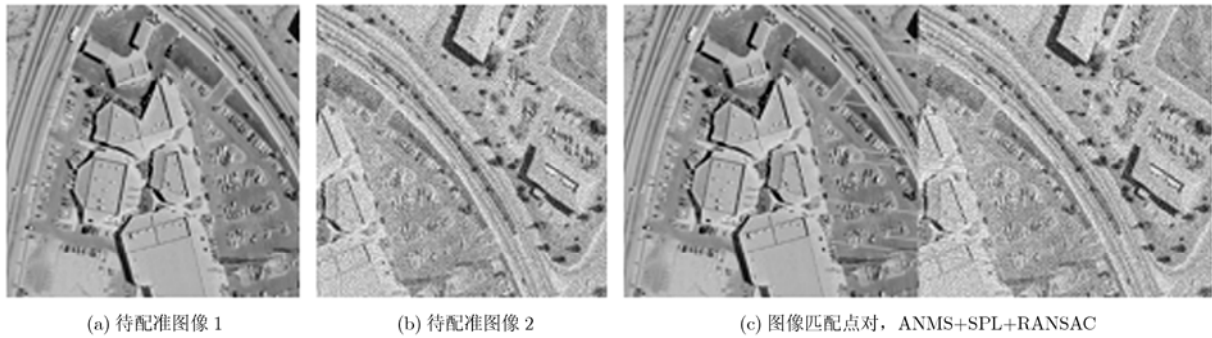


图 6 航拍图像配准

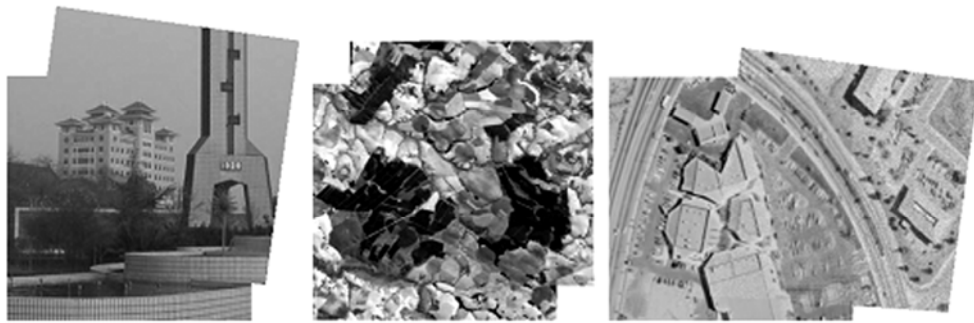


图 7 分别为图 4, 图 5, 图 6 中图像的配准结果

可以看到白色椭圆区域内的配准效果不是很理想, 存在重影; 没有使用 ANMS 的图 3(f) 中的白色区域的配准效果明显优于图 3(e)。这说明本文提出的算法中的亚像素定位对图像配准的精度有重要影响, 也就是说, 由于采用了亚像素定位技术, 本文提出的算法具有更高的配准精度。然而图 3(f) 的效果还是略逊色于图 3(d), 这是由于 ANMS 算法使得角点处于良分布状态, 而不会像传统方法那样有时兴趣点会集中于某些小区域内。兴趣点的良分布可以在一定程度上提高 RANSAC 算法对参数估计的鲁棒性。不过, ANMS 的主要贡献在于有效地提高了算法的效率, 如表 1 所示。为验证 ANMS 对配准效率的提升, 将 ANMS 设置为 3 个不同值, 使用图 3(a) 和图 3(b) 进行配准, 记录其运行的时间。每一种情况的配准都分别执行了 10 次, 然后取时间的平均值以获得更合理的数据。

表 1 中最后一列的效率提升以不使用 ANMS(即 ANMS 的值设置为 INF) 时程序消耗的时间为基准。可以看到, 当 ANMS 的值设置为 200 时, 效率提升达到了 38% 以上。值得注意的是, 经过亚像素定位后, 角点减少了, 这是因为排除了那些在迭代过程中位置不能收敛的不稳定的角点。图 4、图 5 和图 6 分别为重庆大学钟塔图像, 具有 4 年时间差的图像、航拍图像以及对应的匹配点对图。图

7 为上述 3 幅图的配准结果, 能够观察到图像间的配准效果良好。

6 结论

本文提出了一种基于良分布的亚像素定位角点的图像配准方法。该方法采用自适应非极大值抑制和亚像素定位技术, 能够精确地定位角点的位置, 排除伪角点和不稳定点, 同时使角点的分布处于良分布状态, 提高了角点匹配的精度和速度。另外, 利用 RANSAC 算法对图像间的变换模型参数进行鲁棒估计, 能够消除不稳定的错误匹配点对的影响。实验结果表明该算法具有较好的匹配精度、速度以及鲁棒性。

但是, 该算法目前只适用于刚体图像的配准, 在以后的工作中, 我们试图在得到良分布的精确兴趣点的位置后, 探寻一种能够对非刚体图像进行配准的方法。

参考文献

- [1] Barbara Zitova and Jan Flusser. Image registration methods: a survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
- [2] 刘贵喜, 王雷. 基于区域选择和特征点匹配的图像配准算法[J]. *光电子·激光*, 2007, 18(8): 999-1002.
Liu Gui-xi and Wang Lei. An image registration method based on region selecting and feature points matching[J].

- Journal of Optoelectronics • Laser*, 2007, 18(8): 999-1002.
- [3] 王婧, 朱梦宇, 赵保军, 何佩琨. 基于小波和改进型Hausdorff距离的遥感图像配准方法[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2167-2169.
Wang Jing, Zhu Meng-yu, Zhao Bao-jun, and He Pei-kun. A remote sensing image registration method based on wavelet decomposition and the improved Hausdorff Distance[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(12): 2167-2169.
- [4] 付朝霞, 韩焱, 咎波. 基于角点检测的图像镶嵌算法[J]. 光电工程, 2007, 30(5): 126-130.
Fu Zhao-xia, Han Yan, and Zan Bo. Method of image mosaic based on corner detection[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, 30(5): 126-130.
- [5] 马丽涛, 杨丹, 张小洪, 李博. 一种新的基于条件数的图像配准算法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(2): 277-283.
Ma Li-tao, Yang Dan, Zhang Xiao-hong, and Li Bo. A new method for image registration based on condition number[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(2): 277-283.
- [6] 徐玮, 王炜, 张茂军, 吴玲达. 一种基于角点匹配的视图合成方法[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(14): 3263-3265.
Xu Wei, Wang Wei, Zhang Mao-jun, and Wu Ling-da. Corner matching-based approach of view synthesis[J]. *Journal of System Simulation*, 2007, 19(14): 3263-3265.
- [7] Harris C and Stephens M J. A combined corner and edge detector[C]. Proc. Fourth Alvey Vision Conference, Manchester, UK, 1988: 147-152.
- [8] Mikolajczyk K and Schmid C. An affine invariant interest point detector[C]. Proc. Seventh European Conf. Computer Vision, Copenhagen, Denmark, 2002: 128-142.
- [9] Brown M and Lowe D G. Invariant features from interest point groups[C]. In British Machine Vision Conference, Cardiff, Wales, 2002: 656-665.
- [10] Brown M, Szeliski R, and Winder S. Multi-image matching using multi-scale oriented patches[C]. In Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, may, 2005: 510-517.
- [11] Fischler M A and Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communications of ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- 葛永新: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为计算机视觉、机器学习等.
- 杨丹: 男, 1962年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为数字图像处理、模式识别、人工智能、科学与工程计算、软件工程及应用等.
- 雷明: 男, 1983年生, 硕士生, 研究方向为数字图像处理、计算机视觉等.