

遥感图像拼接系统^①

詹 斌, 李华格, 蒋迪星, 秦绪佳

(浙江工业大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310023)

摘 要: 提出和实现了一种图像配准方法, 利用 OpenCV 库开发了一个低空遥感图像拼接系统. 将 SIFT 作为图像拼接特征向量, 实现了图像局部尺度空间中极值点的计算和 SIFT 特征点的提取. 使用特征向量的欧氏距离实现特征点的粗匹配, 结合随机抽样一致 RANSAC 算法对匹配点进行优化, 并精确估算出投影变换矩阵, 实现两幅图像的拼接. 最后实现对重合区域的图像融合. 实验结果表明本文方法较好的解决了遥感图像中常出现的图像的平移、缩放、旋转等变换下的配准问题, 达到较好的拼接效果.

关键词: 遥感图像; 图像拼接; SIFT 特征点; 图像配准

Remote Sensing Image Mosaicking System

ZHAN Bin, LI Hua-Ge, JIANG Di-Xing, QIN Xu-Jia

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: An image registration method is proposed. A low altitude remote sensing image mosaicking system is development by using OpenCV library. We use the scale invariant feature transform (SIFT) points as the feature vector for image mosaicking. Local extreme points in scale space of the image are calculated. The SIFT feature points are extracted. The feature points' rough matching is performed based on the vectors Euclidean distance. We use random sample consensus (RANSAC) algorithm to optimize feature points matching. The image transform matrix is accurately estimated. Image fusion of overlap region is realized. The experimental results show that this method can solve the image registration problems which often occur in remote sensing images such as translation, scaling and rotation transform. Good mosaic results are achieved using the proposed method.

Key words: remote sensing image; image mosaicking; SIFT point; image fusio

无人机可以灵活高效地获取低空遥感数据, 由于其成本低, 图像数据分辨率高, 被广泛应用于突发自然灾害时的灾情评估、灾害监测以及战场侦察等领域^[1]. 在实际工程应用中往往需要更大尺度的图像即全景图用以进行在整体层面上的决策判断, 因而需要进行图像拼接处理, 而图像拼接技术好坏决定了全景图的生成质量. 针对图像拼接这一关键技术, 国外研究者在不同的工程应用场合研究实践, 提出多种获取全景图像的图像拼接方法^[2]. 其中应用较为广泛的, 系统鲁棒性较好的图像拼接方法是基于提取和匹配具有不变性的图像特征点来获取变换参数的特征点法. 早在 1988 年, C. Harris 和 M. J. Stephens 就提出了 Harris 算子^[3], 可

以获得具有旋转、平移不变性的特征点, 且能达到亚像素级精度, 其基本原理是使用自相关函数来确定信号二维变化的位置. David Lowe 基于尺度空间提出了一种能在图像缩放、旋转甚至仿射变换的情况下具有不变性的图像局部特征描述算子—尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform 简称 SIFT)算子^[4,5].

对于图像发生了旋转、缩放、平移、尺度关系、光照变换情况下, 基于 SIFT 特征点的匹配算法能够达到很高的匹配精度. 本文对于图像拼接技术涉及的基础理论和关键技术进行了研究, 根据低空遥感数据的特点和实际应用的需求, 分析比较相关算法, 设计并开发了适合低空遥感图像的图像拼接系统. 由多幅遥感图像拼接生

① 基金项目: 国家大学生创新创业训练项目(201210337022); 国家自然科学基金(61075118)

收稿时间: 2013-09-16; 收到修改稿时间: 2013-11-18

成全景图像的主要流程可以归纳为如图 1 所示。

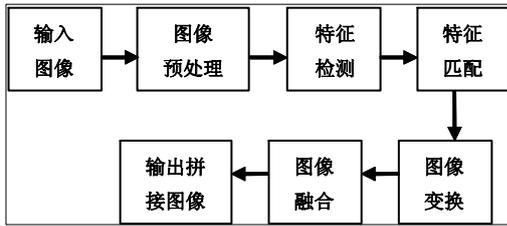


图 1 图像拼接流程

1 低空遥感图像的特点及其预处理

1.1 低空遥感图像的特点

无人机装有陀螺仪等增稳装置，飞行时可以保持一定的平衡，但由于其机体小，抗风性差，拍照获取的图像序列时出现不同程度的抖动和倾斜^[6]。实际场景有相对复杂且包含众多景物，因此图像有如下特点：

(1) 拍摄得到复杂场景图像包含的色彩纹理信息多，特征点密集且相似度高。

(2) 拍摄得到的图像有很大的随机性和任意性，多幅图像之间的拍摄条件如拍摄角度、光照条件等会发生偏差，图像之间存在复杂变换关系。

(3) 拍摄得到的图像序列重复性大，需要对其提取关键帧，提高图像拼接的效率。

1.2 图像预处理

无人机在飞行过程中方向角度时常发生变化，造成光照条件不一样，拍摄得到的图像亮度不一致。如果直接使用两张图像亮度差异较大的图像进行拼接会造成重叠区域的亮度跳变，出现明显的拼接感，显示效果不佳。为了解决这一问题，通常采用统计学方法对于亮度进行调节。

对于灰度图像而言，其均值和方差是其基本的统计参数，根据统计学和色彩传输的相关理论知识，可以从基准图中获取其均值和方差，再根据这两个参数对待配准图像进行调整，使得带配准图像的灰度值同基准图保持一致。具体方法表述如下：

设待拼接左右图像的重叠区域分别为 A_1 、 A_2 。若选定左图像 I_1 为基准图像，则可将 I_1 的统计特征赋给右图像 I_2 。具体处理过程为：

(1) 设 A_1 、 A_2 的像素均值分别为 \bar{A}_1 、 \bar{A}_2 ，对右图像重叠区域 A_2 所有像素点去掉均值 \bar{A}_2 ，即

$$A'_2(x, y) = A_2(x, y) - \bar{A}_2 \quad (1)$$

(2) 使用 A_1 、 A_2 的方差 σ_1 、 σ_2 以及 A_1 的均值 \bar{A}_1 对

步骤(1)中处理后的图像进行归一化处理：

$$A''_2(x, y) = A'_2(x, y) \left[\sigma_1 / \sigma_2 \right] + \bar{A}_1 \quad (2)$$

(3) 求出步骤(2)中图像 A''_2 的像素均值 \bar{A}''_2 ，与原始图像块 A_2 的像素均值 \bar{A}_2 对 I_2 中所有像素进行处理，即

$$I'_2(x, y) = I_2(x, y) + (\bar{A}''_2 - \bar{A}_2) \quad (3)$$

I'_2 为以 I_1 为基准进行整体光照一致性处理后的结果。对于常见的 RGB 图像可以分别在三个颜色通道上进行上述过程，光照调整使得，基准图和待配准图之间的整体光照保持一致。

2 全景图拼接模型

2.1 SIFT 特征提取

在尺度空间理论^[4,5]的基础之上，提出了 SIFT 点提取算法。SIFT 特征点具有尺度不变性，旋转不变性等基本特点。对于发生了光照和几何变换的图像 SIFT 也具有较好的鲁棒性。图像尺度空间极值检测、特征点精确定位、确定特征点主方向和构建 SIFT 特征描述子是获取 SIFT 特征点的基本步骤。下面对图像 SIFT 特征提取过程进行描述。

2.1.1 图像尺度空间极值检测

利用高斯核对原始图像进行尺度变换，从而获得在不同尺度空间下的图像序列。对于序列中的每一个图像在不同尺度空间下的特征提取是尺度空间理论的基本思想，图像序列可以由原始图像与高斯核卷积得到：

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (4)$$

其中 $G(x, y, \sigma)$ 是以 σ 为标准差的高斯函数， σ 也称为尺度空间因子。可以这么来理解， σ 越小则说明图像被平滑程度越大，相应尺度越小。

为了有效提高特征点的检测效率和稳定性，Lower 提出了利用高斯差值(Difference of Gaussian, DoG)方程来获得尺度空间下的极值，用 $D(x, y, \sigma)$ 表示。基本思想是使用相差 k 倍的尺度空间因子得到两个尺度，并将两个尺度相减。表示如下：

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (5)$$

DOG 算子计算思想十分简单，构造两个相邻的经过高斯平滑后的图像尺度空间，并相减即可以得到。DOG 算子执行效率高，对于特征点检测具有良好的稳定性。就检测结果而言同 LOD 算法接近^[7]。根据以上 DOG 算子构建高斯金字塔，然后在相邻位置和尺度下寻找极值点。

2.1.2 确定特征点的主方向

为了使得算子具有旋转不变性,可以先确定特征点的方向,并使特征描述符以方向相关方式构造.对于特征点的方向采用其邻域内的梯度分布来确定.对于高斯平滑后的图像序列,每个点 $I(x, y)$ 的梯度的模 $m(x, y)$ 与方向 $\theta(x, y)$ 可以通过如下公式计算得到:

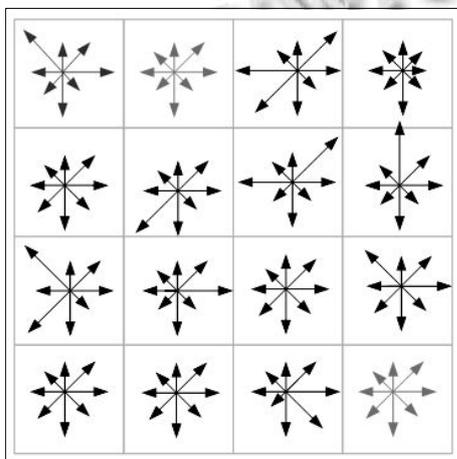
$$\begin{cases} m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \\ \theta(x, y) = \tan^{-1}((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \end{cases} \quad (6)$$

这里尺度 L 每个特征点各自所在的尺度.

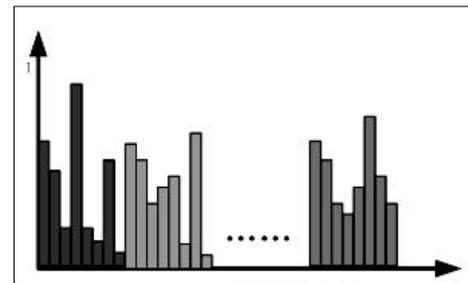
使用直方图统计特征点作为中心的邻域内像素梯度的分布情况,此直方图分成 36 份,即将 360 分为 36 个份,每份 10 度.每个加入直方图的邻域像素样本的权重由该像素的梯度模和高斯权重确定.由该邻域内直方图的分布来确定该特征点邻域的主方向,最后找到直方图的最高峰值来确定特征点的方向.一个特征点往往具有被分配到若干个特征方向,包含一个主方向和许多副方向,以保证特征点的鲁棒性.

2.1.3 特征描述符生成

将检测出的特征点进行描述,为之后的特征匹配做好准备.首先若特征向量的主方向是 θ ,则将特征点的邻域旋转 θ 角度,并对特征梯度方向进行调整,以保证旋转不变性.实际图像中会有很多尺度、旋转等变化,为了增强鲁棒性,需要更多的特征描述符^[8].实际计算过程中,为了增强匹配的稳健性,Low^[6]建议对每个特征点取 16×16 的窗口,使用 4×4 共 16 个种子点来描述.这样选择 16 个点,每个点具有 8 个方向向量,对于一个特征点最终产生 128 维的 SIFT 特征向量作为特征描述符,该描述符对尺度、缩放和旋转有很好的鲁棒性,如图 2 所示.



(a) 4×4 梯度向量子块



(b) 128 维特征向量

图 2 SIFT 128 维的特征向量

2.2 SIFT 特征匹配

由于 SIFT 算法提取出的特征点对于平移、旋转、缩放、光照变化以及遮挡等具有很高的鲁棒性,本文直接利用其高维度向量的几何特性差异进行特征点匹配.一般常用的差异性比较方法就是计算两特征点描述子向量间的最小距离,如果其最小距离小于某一阈值,则确定为相互匹配点.但是这种方法会导致部分与其他特征点差异较大的特征点被过滤掉. Lowe^[5]提出的最近邻特征点距离与次近邻特征点距离之比来对特征点进行匹配的方法可以解决这个问题.这样问题的关键就变成了如何能够快速准确地找到最近邻与次邻近的匹配点.如果直接通过计算两两特征点之间的差异度来寻找匹配特征点,通常提取出来的 SIFT 特征是比较多的,其计算量非常大.为减少匹配计算量,本文采用基于 K-D 树的最近邻方法^[9]进行匹配.

在进行 K-D 树搜索时,用欧氏距离来度量特征点是否匹配,对 SIFT 特征,特征点 i, j 之间的欧氏距离如式:

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{m=1}^{128} (d_i(m) - d_j(m))^2} \quad (7)$$

在进行 K-D 树在搜索比较时,取图像 I1 中的某个特征点,并找出其与图像 I2 中欧氏距离最近的前 2 个特征点作为最近邻特征点距离与次近邻特征点,如果最近的距离除以次近的距离少于某个比例阈值,则接受这一对匹配点.降低这个比例阈值, SIFT 匹配点数目会减少,但更加稳定.经过大量匹配实验统计,阈值选为 0.7 时,通常能获得较好的匹配结果.

2.3 特征匹配误差消除与变换矩阵计算

SIFT 算法提取出了特征点,并用高维矩阵对特征点进行描述,进而比较高维矩阵的相似性对于特征点进行匹配.但由于实际场景中纹理较为突出,能提取出较多的特征点,而描述该特征点的高维矩阵会一定

的相似性, 会出现误匹配现象. 因而需要采用一定算法消除误匹配, 本文采用了随机抽样一致 RANSAC 算法^[10,11].

RANSAC 的基本思想是采用反复的迭代与测试的方法, 得到一个误差最小的变换模型参数值, 同时找到对应的一致集(Consensus set). 本文采用透视图像变换模型, 即 8 参数的单应性矩阵模型 H , 作为变换模型. 在齐次坐标系下, 图像 $I_1(x, y, 1)$ 和 $I_2(x', y', 1)$ 之间满足下面的透视关系:

$$I_2(x', y', 1) \square HI_1(x, y, 1) = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & h_8 \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, “~”表示变换关系, 该透视关系具体表达式为:

$$\begin{aligned} x' &= \frac{h_0x + h_1y + h_2}{h_6x + h_7y + h_8} \\ y' &= \frac{h_3x + h_4y + h_5}{h_6x + h_7y + h_8} \end{aligned} \quad (9)$$

RANSAC 算法的具体实施步骤如下:

(1) 运用 RANSAC 估计图像间变换矩阵 H , 重复 N 次随机抽样:

① 在待匹配的特征点集合中随机选取若干的点代入式(9), 求解线性方程组, 得到透视变换的单应性矩阵 H 初值.

② 对所有匹配点集合中的点都使用变换模型 H 进行变换, 计算距离值 $d(p', Hp)$, p' 和 p 为两幅图像中对应特征点的像素坐标. 如果两点距离值小于给定阈值时可以将该点作为内点, 求出所有内点并其数目为 m .

③ 用这 m 对内点重新求解 H .

(2) 由 RANSAC 的 N 次随机采样得到了最大内点集合.

(3) 重复上述(1)和(2), 直到两次 RANSAC 计算出的内点数目趋于一致, 运用优化算法在最终的内点集合上对 H 进行优化估计.

求得 H 之后, 在拼接两幅图像的时候, 根据 H 对待配准图做透视变换, 之后进行图像融合步骤. 根据上述描述的算法, 可实现对特征点的误匹配进行消除, 去掉误匹配点对.

2.4 图像拼接边界融合

选择合适的图像融合算法有助于减少拼接产生图像的缝隙以及明显的亮度差异, 以及出现模糊和重影

现象的发生. 加权平均融合和高斯分布融合是较为常用的图像融合算法. 加权平均算法简单易用, 系统开销小, 但是生成的图像一定的拼接痕迹. 高斯分布融合, 算法相对复杂, 系统开销大, 但是生成的图像效果较好.

出于实际系统需要, 本文实现的遥感图像拼接系统在两者之间进行折中考虑, 采用了多方向权重的加权平均融合算法.

3 系统实现及实验结果分析

本文基于 SIFT 特征算法, 在 PC 平台上, 使用了 Visual Studio 2010 集成开发环境以及 MFC 框架和 OpenCV 库函数开发了遥感图像拼接系统.

本文选取了两张遥感图像作为拼接的图像的关键帧, 如图 3 所示.



(a) 基准图



(b) 待配准图

图 3 选取的图像关键帧

利用上述的算法在实现的拼接的系统下, 对于图像序列关键帧进行特征点提取, 其中图 3(a)图中找到

2474 个特征点, 图 3 (b)含有 3525 个特征点, 特征点情况如图 4 所示. 将最大特征值方向予以显示, 并给出

未使用 RANSAC 算法的情况下的特征点的对应情况, 如图 4 所示的匹配关系.

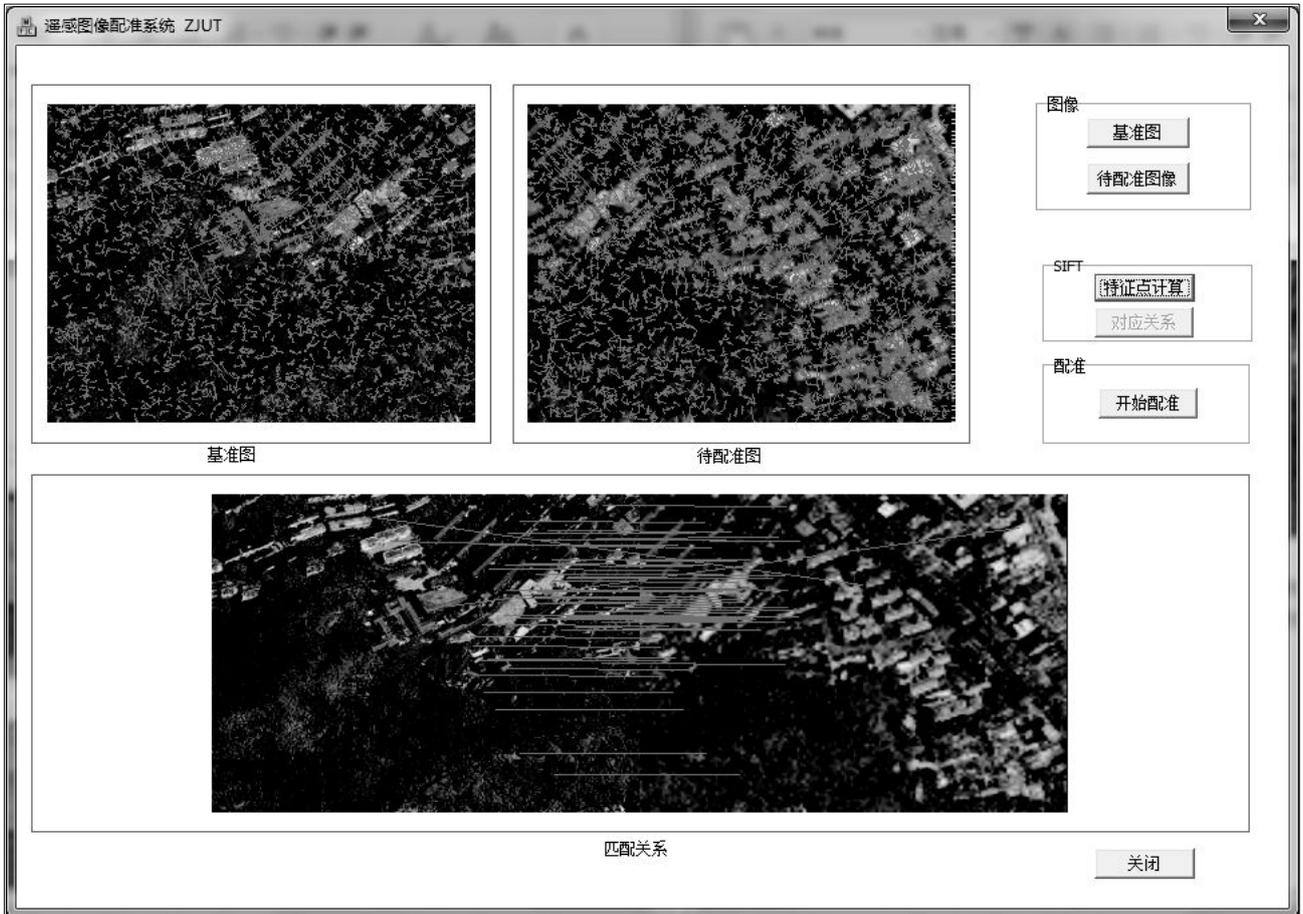


图 4 特征点提取以及对应关系

可以看出在实际应用中, 由于场景复杂, 为产生许多特征点. 且特征点之间具有一定的相似性因而在一定程度上会出现特征点的误匹配. 将投影变换矩阵作为变换矩阵, 并使用 RANSAC 消除误匹配, 可以发现误匹配的情况得到良好的改善. 图 5 为消除误匹配的匹配结果.

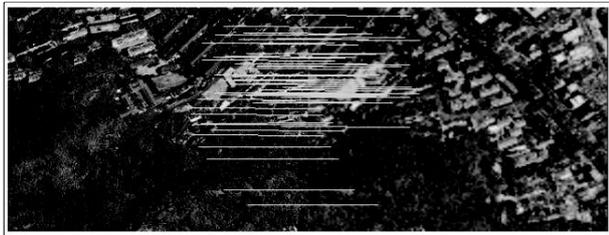


图 5 消除误匹配后的特征点对于关系

在消除误匹配后利用投影变换矩阵对待配准图进

行变换, 并根据重叠区域的形状采用多方向权重加权平均的算法对两幅图像进行融合. 消除水平与垂直方向上的拼接痕迹, 使图像平滑过渡, 得到最终的全景图, 如图 6 所示.

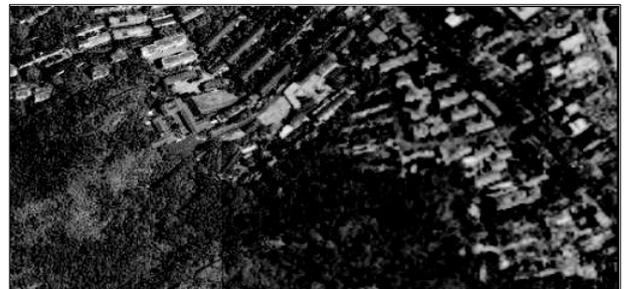


图 6 拼接后的全景图

4 结语

本文研究了基于低空遥感图像的全景图生成问题,

对于遥感图像采用了光照变换得图像预处理方法,提高了全景图的形成质量与速度,并使用了鲁棒性和准确性都较为优良的 SIFT 特征点提取算法对于图像序列进行特征点提取.利用 K-D 树和 RANSAC 高效地解决了特征点匹配的问题,并计算出待配准图像与基准图像拼的变换矩阵.最后利用加权平均的算法实现了图像融合.实验结果表明,本文算法能够完成来自低空遥感图像的精确拼接问题,而且提高了拼接的鲁棒性和实时性,所得的全景图也无明显的拼接痕迹,视觉一致性较好.

参考文献

- 1 黄成满.基于 CUDA 并行计算的无人机遥感图像快速拼接[硕士学位论文].成都:电子科技大学,2011.
- 2 徐正光,田清,张利欣.图像拼接方法探讨.微计算机信息,2006,(30):255-256.
- 3 Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector. Proc. of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester. Manchester University Press. 1988. 147-151.
- 4 Lowe DG. Object recognition from local scale-invariant feature. Proc. of the 7th International Conference on Computer Vision. New York. ACM Press. 1999. 1150-1157.
- 5 Lowe DG. Distinctive image features from scale-invariant key points. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 90-110.
- 6 狄颖辰,陈云坪,陈莹莹,陈彦.无人机图像拼接算法综述.计算机应用,2011,31(1):170-174.
- 7 Irani M, Peleg S. Image sequence enhancement using multiple motion analysis. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR92). Champaign. IEEE Computer Society Press. 1992. 216-221.
- 8 赵芹,周涛,舒勤.基于特征点的图像配准技术探讨.红外技术,2006,28(6):327-330.
- 9 Brown M, Lowe DG. Automatic panoramic image stitching using invariant features. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73.
- 10 陈付幸,王润生.基于预检验快速随机抽样一致性算法.软件学报,2005,16(8):1434-1473.
- 11 Fishler MA, Bolles RC. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. Comm. Assoc. Comp. Mach., 1981, 24(6): 381-395.