

基于高通能量变换的多传感器图像配准

张庭厚¹, 虞红娅², 敬忠良²

ZHANG Ting-hou¹, TUO Hong-ya², JING Zhong-liang²

1.上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240

2.上海交通大学 空天科学技术研究院, 上海 200240

1.School of Electronic, Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China

2.Institute of Aerospace Science & Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China

E-mail: zth@sjtu.edu.cn

ZHANG Ting-hou, TUO Hong-ya, JING Zhong-liang. Multi-sensor image registration based on high-pass energy transformation. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(17): 159-162.

Abstract: This paper presents an effective multi-sensor image registration method combining high-pass energy transformation and feature point matching. First, the SUSAN algorithm is used to obtain the corners of the two images. And then, the matching procedure is realized with two stages: For coarse matching, the normalized local cross-correlation based on high-pass energy image is defined as similarity measurement to obtain the original correspondence; For precise matching, the robust RANSAC algorithm is applied to discard the incorrectly matched corner pairs and get the registration parameters. The validity and exactness have been shown by the experimental results.

Key words: image registration; SUSAN; corner; high-pass energy image; RANSAC

摘要: 针对多源传感器图像的特点, 提出了一种结合高通能量变换与角点匹配的图像配准方法。该方法首先利用 SUSAN 算法进行角点检测, 然后将角点匹配分为粗匹配和精匹配两个阶段实现: 粗匹配时, 对图像进行高通能量变换, 有效减少多传感器图像间的差异, 并利用高通能量图上角点邻域间的归一化互相关度量, 来建立角点初始对应关系; 精匹配时, 通过 RANSAC 算法, 进一步筛选出正确的匹配点对, 并获取匹配参数。实验证明该方法能快速、准确地配准红外与可见光图像。

关键词: 图像配准; SUSAN; 角点; 高通能量图像; RANSAC

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.17.048 **文章编号:** 1002-8331(2009)17-0159-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.41

1 引言

图像配准是对取自不同时间、不同传感器或不同视角的同一场景的两幅图像或者多幅图像匹配的过程, 它是遥感图像处理、目标识别、图像重建、机器人视觉等领域中的关键技术之一, 是多传感器图像融合的基础。

由于不同类型传感器本身结构、成像原理、分辨率水平等方面的不同, 造成图像在灰度和分辨率上出现显著差异, 使得不同源图像配准问题十分困难。因此, 对于多传感器图像配准的问题, 目前尚未有一种通用可行的解决方法。文献[1]使用了基于轮廓特征的图像配准方法, 通过对轮廓作链码相关, 找出配准点对, 从而获得图像配准参数。此方法局限在于要求能够提取比较完好清楚的轮廓。文献[2]使用基于角点特征的多传感器图像配准方法, 该方法基于原图像灰度计算角点邻域的互相关系数, 对线性灰度变化能进行有效处理。文献[3]提出了一种不依赖传感器的图像描述, 即方向微分图像(4个方向), 实现了多传感器图像配准。该方法计算量大, 耗时多。

结合高通能量变换和角点特征配准方法进行多源传感器图像配准, 克服了图像对传感器的依赖性, 减少计算量, 提高效率, 实现了简单、快速、准确的配准过程, 能够满足实时性要求。

2 变换模型

在图像配准中图像变换主要解决的问题是获得两幅图像之间的几何位置差别, 采用二维仿射变换模型进行图像变换, 以确定两幅图像的空间对应关系。

设基准图像为 $I_1(x, y)$, 待配准的图像为 $I_2(x, y)$ 。假设基准图像上的点 (\hat{x}, \hat{y}) 对应待配准图像上的点 (x, y) , 则 $I_1(x, y)$ 与 $I_2(x, y)$ 之间的变换可以表示为:

$$\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x & y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x & y \end{bmatrix} [p_0 \ p_1 \ p_2 \ p_3 \ p_4 \ p_5]^T \quad (1)$$

其中, $\mathbf{P} = [p_0 \ p_1 \ p_2 \ p_3 \ p_4 \ p_5]^T$ 为配准参数。

基金项目: 国防基础科研资助项目(No. A1420060161); 武器装备资助项目(No. 9140A01060507JW0304)。

作者简介: 张庭厚(1983-), 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理, 模式识别; 虞红娅, 讲师, 主要研究方向: 图像处理, 模式识别; 敬忠良, 博士生导师, 主要研究方向: 多源信息获取、处理与融合。

收稿日期: 2008-04-21 修回日期: 2008-06-26

3 算法描述

本文方法的基本思路是利用 SUSAN 算法进行特征角点提取,根据高通能量图上角点邻域间的互相关度量选择初始匹配点对,最后由 RANSAC 剔除错误的点对并计算配准参数。

3.1 角点特征提取

特征点提取是进行匹配的基础,其质量好坏将直接影响配准的精度和效率。本文采用 SUSAN 算法^[4],提取图像的特征角点特征。与其他许多算法相比,SUSAN 算法可以直接对于原始图像进行处理,不需导,因此抗噪声能力较强,运算速度较快;配合 SUSAN 算法的重心判据和角点判据,可以剔除大量的虚假特征角点;使用局部非最大抑制,可以进一步提高特征角点的检测精度。

SUSAN 的基本原理就是,取一个圆形模板,使模板在图像上滑动,在每个位置上,比较模板内各图像像素的亮度与模板核的亮度 $c(\mathbf{r}, \mathbf{r}_0) = \begin{cases} 1, & \text{if } |I(\mathbf{r}) - I(\mathbf{r}_0)| \leq t \\ 0, & \text{if } |I(\mathbf{r}) - I(\mathbf{r}_0)| > t \end{cases}$ (式中 \mathbf{r}_0 是核在二维图像中的位置; \mathbf{r} 是模板内除核之外的任意一个点的位置; $I(\mathbf{r})$ 为 \mathbf{r} 的亮度, $I(\mathbf{r}_0)$ 为核点的亮度, t 为亮度差的阈值,它控制角点的数量, $c(\mathbf{r}, \mathbf{r}_0)$ 为亮度比较的结果),从而得到与核值相似的集合即 USAN。当模板在平坦区域,USAN 在灰度平坦的区域内,USAN 区域取最大值,越靠近边缘,USAN 区域越小。当模板靠近角点时,USAN 区域进一步减小。可以得出结论:该点的 USAN 区域越小,该点在图像上灰度差别就越大。因此,可给定阈值,通过 USAN 区域的大小判断,进行角点提取。

3.2 粗匹配

对于来自不同类型的传感器图像,同一场景在灰度上会有显著的差异,常常出现不同的特征,严重影响了配准效果,必须消除或抑制这些差异,提取不依赖于传感器成像性质的图像描述,来进行配准。Laplacian 高通滤波在抑制不同光照、不同传感器性质的同时,能够有效地捕捉场景的结构细节信息(即两图像的共同信息),实现图像的粗匹配。Laplacian 高通能量图像具有如下优点:(1)其产生过程不需要任何的阈值操作,因此能够有效保留细节信息,作为特征点匹配的信息;(2)其消除的信息都是非共同信息(即依赖于传感器性质的信息);(3)Laplacian 变换的方向不变性,可抑制旋转因素的影响。

本文对图像进行 Laplacian 高通滤波,来获取高通能量图像,完成图像预处理工作,以作为特征点匹配度的计算基础。设 $I(x, y)$ 为一灰度图像,高通能量图像 $I'(x, y) = G(I(x, y))$, G 为 Laplacian 高通滤波、图像灰度量化及 Gaussian 平滑算子等的复合操作。本文采用的 Laplacian 模板为: $\mathbf{w}_L = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$, Gaussian 模板为: $\mathbf{w}_G = \frac{1}{16} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$, 令:

$I_{temp}(x, y) = 255 \times \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 w_L(i, j) \cdot I(x+i, y+j)}{\max_{(x, y) \in I(x, y)} \left\{ \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 w_L(i, j) \cdot I(x+i, y+j) \right\}}$ (2)

为克服原图像灰度极性相反的情况,因此在 Laplacian 滤波时对于负的像素灰度值先取绝对值操作。 $I(x, y)$ 的高通能量图像 $I'(x, y)$ 可表示为:

$$I'(x, y) = G(I(x, y)) \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 w_G(i, j) \cdot I_{temp}(x+i, y+j) \quad (3)$$

特征点的匹配度可根据高通能量图像的角点邻域的相来

建立,设点 $A_i = (\hat{x}_i, \hat{y}_i)$, $B_j = (x_j, y_j)$ 分别为 $I_1(x, y)$ 与 $I_2(x, y)$ 的角点,在高通能量图像 $I_1'(x, y)$ 中以点 A_i 为中心构造 $N \times N$ 的矩形块 S'_{1A_i} ,同样在 $I_2'(x, y)$ 中以点 B_j 为中心的 $N \times N$ 矩形块 S'_{2B_j} ,则点与的匹配度定义如下:

$$D(A_i, B_j) = \text{Corr}(S'_{1A_i}, S'_{2B_j}) =$$

$$\frac{\sum_p \sum_q [I_2'(x_j+p, y_j+q) - \mu_2][I_1'(\hat{x}_i+p, \hat{y}_i+q) - \mu_1]}{\sqrt{\sum_p \sum_q [I_2'(x_j+p, y_j+q) - \mu_2]^2 \sum_p \sum_q [I_1'(\hat{x}_i+p, \hat{y}_i+q) - \mu_1]^2}} \quad (4)$$

其中, $\mu_1 = \frac{1}{N \times N} \sum_p \sum_q I_1'(\hat{x}_i+p, \hat{y}_i+q)$, $\mu_2 = \frac{1}{N \times N} \sum_p \sum_q I_2'(x_j+p, y_j+q)$, $p, q \in \{-\frac{N-1}{2}, -\frac{N-3}{2}, \dots, \frac{N-1}{2}\}$ 。

在此阶段,首先由公式(3)计算高通能量图像 $I_1'(x, y)$ 、 $I_2'(x, y)$;然后在图像 $I_1'(x, y)$ 、 $I_2'(x, y)$ 中,分别以其角点为中心,构造一定大小 $N \times N$ 的局部图像块(实验取 7×7),根据公式(4)计算每对局部块间的归一化相似性度量,并作为特征点对的匹配度;最后,按匹配度从大到小顺序排列,选取固定数量的点对作为初始候选匹配点对。

3.3 精匹配及参数获取

在粗匹配中存在一定数量的误匹配点对,因此需要进行精匹配。本文采用 RANSAC 算法^[5-6]进行误点剔除。RANSAC 算法对数据多次随机抽取基础样本(即计算模型参数所需的最小数据量),通过每次抽取的基础样本计算模型参数,再由模型参数鉴别外点与内点,最后根据各模型的内点情况确定最优模型参数,并由最优模型参数对应的内点确定最终模型参数。假定正确的基础样本至少出现一次的置信概率为 P_c ,则算法中的最小抽样数 M 按如下公式求解:

$$1 - (1 - (1 - \varepsilon)^m)^M = P_c \quad (5)$$

其中, ε 为数据错误率(外点在原始数据所占的比例), m 为基础样本的样本点数量, P_c 为置信概率, M 为满足要求的最小抽样数。

在 RANSAC 每次抽样后,都需要计算图像的仿射变换模型参数,对对应点求解公式和 P 参数的求解公式进行改进,缩小了计算量,提高了算法执行速度。设从两幅图像中提取的对应特征点集为: $A = \{A_i = (\hat{x}_i, \hat{y}_i)\}_{i=1}^n$, $B = \{B_j = (x_j, y_j)\}_{j=1}^n$, 则:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{y}_1 \\ \vdots \\ \hat{x}_n \\ \hat{y}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x_1 & y_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x_n & y_n \end{bmatrix} [p_0 \ p_1 \ p_2 \ p_3 \ p_4 \ p_5]^T \quad (6)$$

根据式(6)求解 P 的最佳近似解,可得:

$$P = [p_0 \ p_1 \ p_2 \ p_3 \ p_4 \ p_5]^T = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} [\hat{x}_1 \ \hat{y}_1 \ \dots \ \hat{x}_n \ \hat{y}_n]^T \quad (7)$$

$$\text{其中, } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x_1 & y_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x_n & y_n \end{bmatrix} \circ$$

为减少计算量, 对式(7)进行行变换可得:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \vdots \\ \hat{x}_n \\ \hat{y}_1 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x_1 & y_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x_n & y_n \end{bmatrix} [p_0 \ p_1 \ p_2 \ p_3 \ p_4 \ p_5]^T \quad (8)$$

$$\text{令 } X = \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \vdots \\ \hat{x}_n \\ \hat{y}_1 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} \hat{y}_1 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n \end{bmatrix}, P_a = \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix}, P_b = \begin{bmatrix} p_3 \\ p_4 \\ p_5 \end{bmatrix}.$$

则式(8)可写为:

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B & 0 \\ 0 & B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_a \\ P_b \end{bmatrix} \quad (9)$$

根据分块矩阵性质可得:

$$X = B \cdot P_a, Y = B \cdot P_b \quad (10)$$

则 P_a, P_b 可计算得:

$$P_a = (B^T B)^{-1} B^T X, P_b = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (11)$$

配准参数可由 P_a, P_b 组合得到。

将式(6)与式(10), 式(7)与式(11)比较可知, 在式(10)(11)中矩阵规模缩小2倍, 因而计算量有大幅减少。随着采样数的增加, 式(10)(11)的优势更明显, 算法运算速度也将大幅提高。

综上所述, 精匹配过程按如下步骤进行: (1)由计算公式(5), 在一定置信概率 P_c 和数据错误率 ε 下, 计算最小抽样数 M ; (2)利用公式(11)计算抽样对应的仿射变换模型参数 P , 用所有原始数据检验模型参数质量, 获得每个模型参数的内点数量; (3)根据内点数量和偏离误差来选择最优模型参数; (4)将最优模型参数对应的内点作为最终的匹配点对, 并估计最终模型参数 P , 并采用均方误差 RMS 进行模型参数的误差分析。

在 RANSAC 算法中, 当给定 m 和 P_c , 还有两个参数设定需要考虑, 可根据情况调整:

(1)由于原始数据的错误概率 ε 并不能准确确定, 可增加 ε 的值来增加最小的抽样数 M , 以使对实际样本的抽样满足置信概率, 但是这也意味着计算量的增加。

(2)由于最小二乘法受误差大的匹配点对影响非常大, 可在判断内外点时设置误差阈值 $thred$, 来剔除误差大的点对。当实际的对应点与求得的对点距离偏差大于 $thred$ 时, 则认为该点对为外点(实验中 $thred$ 设为 2 个像素宽度)。

4 实验结果

根据本文方法, 在 Windows 环境下, 使用 VC++6.0 编程实现可见光与红外图像的图像配准。基准图像(如图1所示)为红外图像, 大小为 332×332, 具有 256 级灰度级; 待配图像(如图2所示)为可见光图像, 大小为 324×254, 具有 256 级灰度级。从图中看出, 两副图像在灰度上有显著的差异, 而且在某些区域出现极性相反的情况。图3与图4分别为图1与图2的高通能量图像, 从图中可看出, 其消除了由传感器性质结构带来的明显差异。

当粗匹配点对数设定值 $Num=10$, SUSAN 亮度阈值 $T=50$ 时, 图5、图6分别显示了基于原图像与基于高通能量图像的



图1 IR(332×332)



图2 EO(324×254)

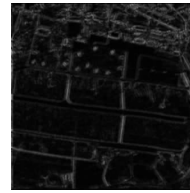


图3 高通能量图像1

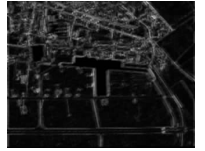


图4 高通能量图像2

粗匹配结果。从两图中看出, 图5中有3对正确的匹配点对, 图6中有7对正确的匹配点对。表1列出了在不同 SUSAN 亮度阈值与粗匹配点对数设定值时基于原图像、高通能量图像的粗匹配结果, 由于获取正确的匹配至少需要3对匹配点, 因此从表1的比较可知: 基于原图像的相关的粗匹配点对无法满足有效配准的要求, 而基于高通能量图像的相关取得比较好的结果。

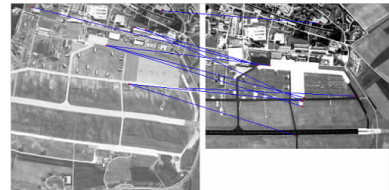


图5 基于原图像的粗匹配结果

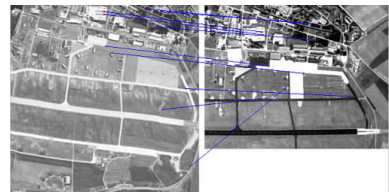


图6 基于高通能量图像的粗匹配结果

表1 匹配方法比较

SUSAN 亮度阈值 T	粗匹配			精匹配 RANSAC 所得点对数(Num')	能否有效 配准
	方法	点对总数 设定值(Num)	正确点对 数($Num1$)		
30	基于	10	1	-	不能
40	原图	10	3	-	不能
50	像	10	3	-	不能
30	基于高	10	6	6	能
40	通能量	10	6	6	能
50	图像	10	7	7	能

表2列举了不同 SUSAN 亮度阈值 T , 不同粗匹配点对总数设定值 Num 时, 通过本文方法获得的各配准参数及误差。从表中看出, 方法具有较好的稳定性, 并能保证误差在较小的范围内。

对于配准的图像效果, 选定在设置 SUSAN 阈值 $T=50$, 粗匹配点对总数 $Num=20$, $\varepsilon=70\%$, $thred=2$ 时的匹配结果(对应表2的第②组配准参数 P), 图7显示了经过 RANSAC 方法进一步筛选得到的特征点对, 图8显示了图1、图2配准后的拼接图像,

表2 本文方法在不同设置时的配准参数及误差

SUSAN 亮度阈值 (T)	基于高通能量 图像粗匹配点 对总数设定值 (Num)	RANSAC 所得点对 数(Num')	配准参数 P (行序号 No.)	误差 (RMS)		
50	10	7	①	0.147 0		
	20	8	②	0.600 6		
	30	11	③	0.628 3		
30	10	6	④	0.228 2		
	20	9	⑤	0.243 2		
	30	9	⑥	0.243 2		
配准参数 P						
No.	p_0	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5
①	47.919 0	0.990 9	-0.143 2	-67.117 9	0.142 0	0.992 3
②	47.730 3	0.991 9	-0.146 0	-68.065 5	0.147 2	0.978 1
③	47.731 8	0.987 0	-0.143 8	-68.035 7	0.142 9	0.979 3
④	47.700 1	0.985 1	-0.144 3	-67.101 3	0.137 1	0.992 8
⑤	48.127 2	0.985 9	-0.139 6	-67.899 8	0.136 7	0.982 6
⑥	48.127 2	0.985 9	-0.139 6	-67.899 8	0.136 7	0.982 6

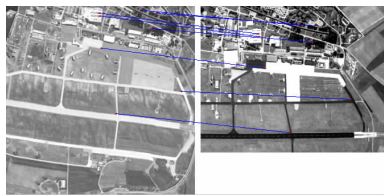


图7 精匹配结果



图8 拼接图像

可以发现实验取得了较好的配准结果。

本文采取均方误差 RMS' 定量分析配准精度。设 $A=[A_i=(\hat{x}_i, \hat{y}_i)]_{i=1}^n$ 、 $B=[B_j=(x_j, y_j)]_{j=1}^n$ 为人工选取的特征匹配点, P 为计算得到的配准参数, 则均方误差 RMS' 定义为:

$$RMS' = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \|A_i - P(B_i)\| \quad (12)$$

表3 为人工选取的基准点集 A 和匹配点集 B , 取表2 中第②组配准参数 P , 表3 还列出根据 P 计算所得的 A 的对应点集 A' , 均方误差为 0.906 $1 < 1$, 本方法能达到像素级配准。

表4 列出了不同阈值, 不同粗匹配候选点数设定值时, 对应上组人工选取的特征点对的均方误差。从表中看出, 当粗匹配后选点数较多时, 该方法甚至可达到亚像素级配准。

5 结论

本文算法主要利用 Laplacian 高通能量图像, 来消除因不同类型传感器性质、结构、成像原理不同而造成的图像灰度上的差异; 同时结合了特征点匹配简单快速的特点, 实现了快速有效的配准。角点检测是方法的基础, 当检测的对应匹配角点数比例过低时, 将无法进行有效配准。对该方法的改进, 可通过改

表3 取第②组配准参数时的对应点 A' 及均方误差 RMS'

Sets i	A		B		A'	
	\hat{x}_i	\hat{y}_i	x_i	y_i	\hat{x}'	\hat{y}'
1	203.00	88.25	150.00	118.75	203.031 9	88.098 3
2	306.50	33.25	244.50	49.75	306.840 5	34.528 4
3	167.75	28.00	107.00	63.50	168.446 2	27.727 9
4	300.00	125.00	251.50	141.75	300.352 3	125.541 1
5	88.25	176.00	47.50	222.50	86.214 8	174.477 9
6	305.25	212.75	269.25	228.75	305.257 0	213.246 6
7	105.75	86.25	53.25	130.25	105.386 2	85.098 2
8	194.75	199.00	156.75	230.50	193.412 3	198.391 0
9	198.00	136.00	151.50	167.25	197.439 0	135.755 3
10	267.00	184.75	227.25	206.00	266.918 4	184.810 6
RMS'	0.906 $1 < 1$					

表4 不同阈值时的均方误差 RMS'

Num	10	20	30	40	50
$T=30$	1.366 8	0.465 2	0.465 2	0.460 8	0.458 9
$T=50$	1.333 5	0.906 1	0.618 3	0.549 7	0.551 6

T 为 SUSAN 亮度阈值, Num 为粗匹配的点对总数设定值。

进角点检测算法来进一步提高方法的有效性和效率。另外, 在本文的粗配准过程中, 以特征点方形邻域为模板, 计算特征点的匹配度, 这在一定程度上, 限制了配准适用的旋转与缩放范围(本文方法可适用 10° 内旋转及 0.5~2.0 的缩放^[8])。可使用基于特征点邻域的对数极坐标变换^[7], 来扩大该方法的适用范围(更大的旋转与缩放比例)。

参考文献:

- [1] 王强, 彭嘉雄. 基于轮廓的多源图像配准[J]. 计算机与数学工程, 2002, 30(5): 1-4.
- [2] 周成平, 蒋煜, 李玲玲, 等. 基于改进角点特征的多传感器图像配准[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2005, 33(11): 1-4.
- [3] Irani M, Anandan P. Robust multi-sensor image alignment[C]//Proceedings of 6th International Conference of Computer Vision, Bombay, India, 1998: 959-966.
- [4] Smith S M, Brady J M. SUSAN-A new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-48.
- [5] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. CACM, 1981, 24(6): 381-395.
- [6] 陈付幸, 王润生. 基于预检验的快速随机抽样一致性算法[J]. 软件学报, 2005, 16(8): 1431-1437.
- [7] 雷凯, 刘艳莹, 王延杰, 等. 基于特征点的对数极坐标变换图像配准算法[J]. 光学技术, 2007, 32(3): 435-437.
- [8] 胡明昊, 任明武, 杨静宇. 一种快速实现特征点匹配算法[J]. 计算机工程, 2004, 30(9): 31-33.