

# 一种改进的 RANSAC 图像拼接算法

张志纯, 况立群, 韩 燮, 杨晓文

(中北大学 计算机与控制工程学院, 太原 030051)

**摘要:** 针对 RANSAC 算法迭代次数过多导致的图像拼接效率不高的问题, 提出一种改进的 RANSAC 图像拼接算法; 首先采用 SIFT 算法提取尺度不变特征点, 利用双向互匹配策略对特征点进行匹配, 在使用 RANSAC 算法计算单应性矩阵之前, 利用相邻特征点之间的关系对初始特征点对进行筛选, 最后使用加权平滑法完成图像的融合; 实验结果表明该方法有效地减少了特征点对数, 提高了 RANSAC 的运行时间, 图像拼接效率有了很大的提高。

**关键词:** 图像拼接; RANSAC; 单应性矩阵; 双向互匹配; 加权平滑

## An Improved RANSAC Algorithm for Image Mosaic

Zhang Zhichun, Kuang Liqun, Han Xie, Yang Xiaowen

(School of Computer and Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** In view of the problem that the excessive iterations lead to the bad effect of image mosaic, an improved RANSAC image mosaic algorithm is proposed to solve the shortcoming. First, SIFT algorithm is used to extract scale invariant feature points. We use the way of interaction matching strategy to match feature points. Before calculate homography in use of the RANSAC algorithm, we select the initial feature points according to the relationship between the adjacent feature points. Finally, we use the weighted smoothing method to complete the image fusion. The experimental results show that this method is effective in reducing the number of feature points and improving the running time of RANSAC. Image Stitching efficiency has been improved greatly.

**Key words:** image mosaic; RANSAC; homography; interaction matches; image fusion

### 0 引言

图像拼接<sup>[1]</sup>是计算机视觉和图像处理领域的研究热点, 它是将多幅相互间存在重叠部分的图像序列进行空间匹配对准, 经重采样融合后形成一幅包含各图像序列信息的、宽视角场景的、高清晰的新图像。

图像配准是图像拼接的关键技术之一, 其实质就是求解平面单应性矩阵的过程, 这个矩阵可以表示两幅重叠图像之间的投影变换关系。目前主要的图像配准方法可分为基于灰度信息的图像配准方法<sup>[2]</sup>, 基于特征的图像配准方法<sup>[3]</sup>和基于变换域的图像配准方法<sup>[4]</sup>。基于特征的图像配准方法比较其它两种方法匹配结果更加稳定, 速度也更优。目前基于特征点的图像配准方法应用最广。

在特征点的提取方面, 运用 SIFT 算法提取的特征点性能稳定, 对于旋转、缩放、平移具有不变性, 对于光照变化和噪声也有很好的鲁棒性。在图像的精确匹配方面, 最常用的是 RANSAC (Random Sample Consensus) 算法<sup>[5]</sup>。但是由于初始特征点对的数量往往较多, 匹配特征点对的内点比例相对较少, 使得 RANSAC 算法执行效率较低。

本文通过对以上方面的研究, 提出了一种新的图像自动拼接算法。首先采用 SIFT 算法提取出具有尺度不变性的特征点, 其次采用双向互匹配的方法对特征点进行初始匹配, 然后采用改进的 RANSAC 算法对初始匹配对进行筛选, 并计算出图像间准确的单应性矩阵, 从而实现两幅图像的精确配准, 最后使用加权平滑的融合方法实现图像的无缝拼接。实验结果表明, 改进后的 RANSAC 算法执行效率有了很大的提高, 并且该方法具有良好的鲁棒性, 可以实现高质量的图像拼接。

### 1 SIFT 特征提取

SIFT 算法<sup>[6]</sup>是由 David G. Lowe 于 1999 年首次提出的, 并于 2004 年对其进行完善总结。该方法是一种基于尺度空间的、对图像缩放、旋转具有不变性, 对仿射变换具有一定鲁棒性的图像局部特征匹配算法。该算法的具体操作分为如下 4 个步骤。

#### 1.1 尺度空间极值的检测

利用不同尺度的高斯差分核与图像进行卷积构成高斯差分尺度空间, 进而得到多尺度空间内的稳定关键点。

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (1)$$

$$\text{其中: } G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2} \quad (2)$$

$\sigma$  是尺度坐标,  $L(x, y, \sigma)$  是二维图像的尺度空间。

检测尺度空间的极值点时, 每个采样点和它同尺度的 8 个相邻点以及上下相邻尺度的 18 个点进行比较, 把找到的极值点作为候选点提取出来。

#### 1.2 精确定位极值点

通过拟合三维二次函数精确定位极值点的位置和尺度, 并利用 Hessian 矩阵方法计算去除不稳定的边缘响应点。此外还通过

收稿日期: 2013-12-21; 修回日期: 2014-01-07。

基金项目: 国家自然科学基金项目(61379080); 国家科技支撑计划基金项目(2013BAH45F02)。

作者简介: 张志纯(1987-), 男, 河北保定人, 硕士研究生, 主要从事计算机仿真和虚拟现实方向的研究。

况立群(1976-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要从事计算机仿真与可视化方向的研究。

韩 燮(1964-), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事计算机仿真和虚拟现实方向的研究。

滤低对比度特征点, 以增强匹配的稳定性、提高抗噪声能力。

### 1.3 确定关键点的主方向

为了使 SIFT 特征点具备局部旋转不变性, 利用关键点邻域梯度像素的分布特性为每个关键点指定方向参数。

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \quad (3)$$

$$m(x, y) = ((L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2)^{1/2} \quad (4)$$

式 (2) 和式 (3) 分别为  $(x, y)$  处梯度的方向和模值公式。其中  $L$  所用的尺度为每个关键点各自的所在的尺度。

在以关键点为中心的邻域窗口内采样, 利用直方图统计邻域像素的梯度方向, 直方图峰值所对应的就是特征点的主方向。

### 1.4 生成特征向量描述子点

首先将坐标轴旋转为关键点的主方向, 以确保旋转不变性。然后以关键点为中心取  $8 \times 8$  的窗口, 并依照 Lowe 的建议将其分为 16 个小块, 在每个小块的 8 个方向的梯度直方图上绘制每个梯度方向的累加值, 形成一个种子点, 则每个种子点含有 8 个方向的向量信息。一个特征点用 16 个种子点描述, 即由 128 维向量来描述。

## 2 特征点的匹配

传统的 SIFT 匹配算法是通过计算两个特征点描述符之间的欧式距离得到的。即通过计算到待匹配图像中特征点距离最近和距离次近的比值, 若比值小于给定的阈值, 则认为距离最近的点为匹配点。此方法产生的初始匹配对数量过多, 会产生误匹配。

本文根据匹配对之间映射关系的对称性, 采用双向互匹配<sup>[7]</sup>的方法来进行初始匹配: 假设有匹配点对  $p \leftrightarrow q$ , 由匹配映射可知, 存在两点间的映射关系  $p \rightarrow q$  和  $p \leftarrow q$ 。  $m =$  (第一幅图像与第二幅图像进行匹配的结果),  $n =$  (第二幅图像与第一幅图像进行匹配的结果), 最终的匹配结果为  $m$  与  $n$  的交集。此方法提高了正确匹配对的数目, 增强了匹配精度。

## 3 RANSAC 算法的改进

用双向互匹配方法进行初始匹配时, 误匹配点仍然比较多, 此时应对误匹配点进行剔除, 进而估算变换矩阵。RANSAC 算法<sup>[8]</sup>充分利用了所有的初始匹配点对, 根据一个容许的误差将所有匹配对分为内点和外点, 利用内点数据比较准的特点来进行参数估计, 但如果直接使用 RANSAC 进行估计, 算法运行效率很低。RANSAC 的随机采样次数直接体现出了 RANSAC 的运行效率。随机采样次数使用下面的公式表示:

$$N = \frac{\log(1-p)}{\log(1-(1-w)^s)} \quad (5)$$

其中:  $s$  表示模型估计需要的匹配点对数, 本文取  $s=4$ ;  $p$  表示采样的  $s$  对匹配点都是内点的概率, 根据经验值设置  $p=0.99$ ;  $w$  表示匹配点为外点的概率。由公式 (4) 可以得知, 当匹配点中外点比例过高时, RANSAC 算法的随机采样次数也会增多, 导致其运行效率低下, 并且求出的变换矩阵精度不高。

本文对 RANSAC 算法进行改进, 先利用相邻特征点之间的关系对误匹配点进行剔除, 再利用 RANSAC 算法进行提纯并计算单应矩阵。剔除原理如下:

如果  $(P_i, Q_i)$  和  $(P_j, Q_j)$  是两两正确的匹配对, 那么  $P_i$  和  $P_j$  的距离  $d(P_i, P_j)$  应该相似于  $Q_i$  和  $Q_j$  的距离  $d(Q_i, Q_j)$ 。鉴于此, 我们利用  $P_i$  与第一幅图像中所有兴趣点

$P_j$  的关系和  $Q_i$  与第二幅图像中所有兴趣点  $Q_j$  的相似性评价两点的对应关系, 提出如下评价函数:

$$W(i) = \sum_j \frac{r(i, j)}{1 + D(i, j)} \quad (6)$$

其中:  $D(i, j) = [d(P_i, P_j) + d(Q_i, Q_j)] / 2$  是  $P_i$  和  $Q_i$  与每对兴趣点的平均距离;  $r(i, j) = \exp(-u_{ij})$ ,  $u_{ij} = |d(P_i, P_j) - d(Q_i, Q_j)| / D(i, j)$  是  $P_i$  和  $Q_i$  与每对兴趣点距离的相对差异。

改进后的 RANSAC 算法步骤如下:

(1) 计算评价函数  $w(i)$  的所有值;

(2) 求出所有的  $w(i)$  的均值  $w$ ;

(3) 对  $w(i)$  进行判断, 如果  $w(i) > 0.8w$ ,  $P_i$  和  $Q_i$  作为正确的匹配点保留, 否则删除;

经过以上方法对初始特征点对的筛选, 排除了大部分外点, 内点比例进一步提高。

(4) 将筛选过滤后的特征点对作为 RANSAC 算法的初始迭代特征点对, 计算出稳定的单应性矩阵  $H$ 。

## 4 图像融合

图像配准好后, 如果仅仅是简单的叠加, 会造成图像的模糊和明显的缝合线, 拼接效果差。本文采用加权平滑算法, 使颜色逐步过渡, 消除图像模糊和缝合线。该方法的具体思想是: 假设  $f_1$  和  $f_2$  是两幅待拼接的图像, 将图像  $f_1$  和  $f_2$  在空间叠加, 则融合后的图像像素  $f$  可以表示为:

$$f(x, y) = \begin{cases} f_1(x, y), (x, y) \in R_1 \\ d_1 f_1(x, y) + d_2 f_2(x, y), (x, y) \in R_2 \\ f_2(x, y), (x, y) \in R_3 \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $R_1$  中的  $(x, y)$  在只在图像 1 的部分取值,  $R_3$  中的  $(x, y)$  在只在图像 2 的部分取值,  $R_2$  中的  $(x, y)$  在重叠部分取值。  $d_1$ 、 $d_2$  表示权重值, 它们与重叠区域的宽度有关,  $d_1 + d_2 = 1$ ,  $0 < d_1, d_2 < 1$ 。在重叠区域,  $d_1$  由 1 变到 0,  $d_2$  由 0 变到 1, 这样就实现了在重叠区域中由  $f_1$  到  $f_2$  的过渡。

## 5 实验结果及分析

本文的实验环境为 AMD 3.2 GHz CPU, 4 G 内存, 实验软件为 Matlab 2013。实验图片来源于自己在中北大学校园内手持相机定点旋转拍摄的图片, 图片大小为  $800 \times 600$ 。图 1 (a) 和图 1 (b) 为原始输入的两张图片, 图 2 (a) 和图 2 (b) 分别为使用 SIFT 算法进行左右特征点提取的图片, 图 3 为拼接后结果图片。



图 1 原始输入图

由图 3 可知本文的拼接算法得到了完整的无缝拼接图像, 算法具有很强的可行性。

由的表 1 可知, 使用改进的 RANSAC 算法筛选后匹配特征点对数减少了 345 对, 运行时间减少了 1.067 s, 时间提高了 68%。



(a) 2878 个 (b) 2617 个  
图 2 左右特征点提取图



图 3 拼接后结果图

表 1 结果对比

	特征点对数	运行时间 (s)
RANSAC	653	1.569
本文算法	208	0.502

为了增强实验结果的可信度，自己对 10 组图像的实验数据进行了统计，匹配对数平均减少了 840 对，运行时间平均减少了 1.407 s，平均时间提高了 71%，如表 2 所示。由表 2 可知改进后的 RANSAC 算法的效率有了很大的提高。

## 6 结束语

本文提出了一种改进的 RANSAC 图像拼接算法，通过互匹配对特征点进行初始匹配，再利用相邻特征点之间的关系对误匹配点进行筛选。由实验结果可知，该方法对初始匹配对中误匹配的筛选效果明显，改进后的 RANSAC 算法运行效率有了很大的提高，快速有效地实现了图像的无缝拼接，具有很强的实用性。

表 2 实验统计

实验组号	RANSAC		本文算法	
	匹配对数	运行时间 (s)	匹配对数	运行时间 (s)
1	653	1.569 0	208	0.5020
2	1 601	2.137 7	247	0.554 6
3	1 674	2.457 1	623	0.752 5
4	1 005	2.005 4	237	0.595 3
5	392	1.390 8	106	0.406 1
6	1 926	2.727 6	478	0.725 5
7	383	1.734 2	65	0.367 6
8	1 636	2.479 0	608	0.706 4
9	611	1.472 9	164	0.428 0
10	1 754	1.642 2	498	0.504 0

### 参考文献:

[1] 盖进伟, 韩 燮. 一种基于特征点匹配的图像拼接方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (3): 836-837.

[2] Kybic J. High-dimensional mutual information estimation for image registration [A]. ICIP04 2004 International Conference on Image Processing [C]. IEEE, 2004, 3: 1779-1782.

[3] Beier T, Neely S. Feature-based image metamorphosis [A]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics. ACM [C]. 1992, 26: 35-42.

[4] Reddy B S, Chatterji B N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scaling-invariant image registration [J]. IEEE Transactions on Image Process, 1996, 8 (5): 1266-1271.

[5] 邹北骥, 阮 鹏, 向 遥, 等. 一种精确匹配的全景图自动拼接算法 [J]. 计算机工程与科学, 2010, 32 (8): 60-63.

[6] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (2): 91-110.

[7] 李 寒, 牛纪桢, 郭 禾. 基于特征点的全自动无缝图像拼接方法 [J]. 计算机工程与设计, 2007, 28 (9): 2083-2085.

[8] 周剑军, 欧阳宁, 张 彤, 等. 基于 RANSAC 的图像拼接方法 [J]. 计算机工程与设计, 2009, 30 (24): 5692-5694.

[9] 付倩文, 何明一, 徐晨宇. 一种带预处理的 RANSAC 图像拼接算法 [J]. 电子设计工程, 2013, 21 (15): 183-186.

(上接第 1826 页)

[4] Talreja D, Llinas J, Bowman C. A framework for performance evaluation of multi target tracking systems—Part II analysis methods [R]. CMIF Report, University at Buffalo, 2004.

[5] Drummond O E, Rothrock R L. Performance metrics for multiple target multi sensor tracking [A]. Signal and Data Processing of Small Targets 2000, Proc. SPIE [C]. 2000, 4048: 521-531.

[6] Rawat S, Llinas J, Bowman C. Design of a performance evaluation methodology for data Fusion-based multiple target tracking systems [A]. SPIE Aerosense Conference [C]. Orlando, FL, 2003.

[7] Kacprzyk J, Roubens M. P-Q-I-preferences structure. Non-conventional Preference Relation in Decision Making [M]. (Springer-Verlag, Berlin). Ph. Vincke, 1988.

[8] Slowinski R. Intelligent decision support, handbook of applications and advances of the rough sets theory [M]. Kluwer,

Dordrecht, 1992.

[9] Weber S. A general concept of fuzzy connectives, negations and implications based on t-norms and t-conorms [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1983; 115-134.

[10] Klir G J, Yuan B. Fuzzy sets and fuzzy logic, theory and application [M]. Prentice-Hall, New Jersey, 1995.

[11] Fodor J, Roubens M. Fuzzy preference modelling and multicriteria decision support [M]. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1994.

[12] 苏 健, 高 济. 粗糙决策支持方法 [J]. 计算机学报, 2003, 26 (6): 737-745.

[13] 操龙兵, 戴汝为. 综合集成与决策 [J]. 计算机研究与发展, 2003, 40 (4): 531-537.

[14] 刘云翔, 孙吉贵. 智能决策中的模糊概念 [J]. 计算机研究与发展, 2004, 41 (6): 991-995.