

基于改进 SIFT 和 RANSAC 图像拼接算法研究

马 强, 项昭保, 黄良学, 王博化

(重庆邮电大学 工业物联网与网络化控制教育部重点实验室, 重庆 400065)

摘 要:就目前图像拼接算法复杂性和 RANSAC 算法迭代次数多的问题,文中提出了一种新的图像拼接算法。通过提取特征点、图像配准和加权平均融合方法,对图像进行拼接。利用改进算法提取特征点,减少了算法复杂度。此外,改进的 RANSAC 算法能够用来减少迭代次数。实验结果表明:该方法能够有效减少运算量,加快拼接速度,拼接效果较为理想。

关键词:图像拼接;SIFT 算法;RANSAC 算法;图像融合

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2016)04-0061-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2016.04.013

Research on Panorama Image Mosaic Algorithm Based on Improved SIFT and RANSAC

MA Qiang, XIANG Zhao-bao, HUANG Liang-xue, WANG Bo-hua

(Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Network Control of MOE,
Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract:In order to solve the problems of the complexity for the image mosaic algorithm and the large number of iteration for RANSAC, a panorama image mosaic algorithm is proposed in this paper. By feature points extraction, the image registration and weighted average fusion method, image stitching is conducted. The improved algorithm is used to extract the feature points, reducing the complexity of algorithm. In addition, the improved RANSAC algorithm can be used to reduce the number of iterations. Experimental results show that the improved method has lower computing load and increases the speed, besides, splicing efficiency has been significantly improved.

Key words:image mosaic; SIFT; RANSAC; image fusion

0 引 言

近年来,图像拼接技术得到了广泛关注。配准的好坏对图像拼接的质量和效率有很大影响,是图像拼接的关键^[1]。目前使用最广泛的特征匹配算法是尺度不变特征变换匹配算法^[2](Scale Invariant Feature Transform, SIFT)。但是 SIFT 提取特征点后,必须排除误匹配点。传统的随机取样一致性算法^[3](Random Sample Consensus, RANSAC)迭代次数比较多,运行比较耗时,远远降低了图像拼接算法的效率。

当前主要的图像配准方法有灰度信息配准方法^[4]、特征配准方法^[5]和变换域配准方法^[6]。Kasar T 等^[7]使用欧氏距离调节最近邻(NN)与次近邻(SCN)距离的比值阈值,从而减少误匹配,但也容易失去一些正确的匹配点,不能真正提高匹配率。邹北骥^[8]、H. Nicolas 等^[9]提出基于特征点的中值滤波算法,但该算

法不能彻底排除匹配特征点的误差,而且耗时。Fang Xianrong 等^[10]提出 RANSAC 的初始迭代特征点对用中值滤波来检测,但误匹配对没有得到排除,算法效率没有得到明显提高。

就当前图像拼接算法存在复杂性和 RANSAC 算法迭代次数多的问题,文中提出了一种新的图像拼接算法。采用改进 SIFT 进行特征提取,降低了算法的复杂度。改进后的 RANSAC 算法,提高了算法的效率和配准稳定性。图像融合选择加权平均融合方法,实现图像的无缝拼接。

1 SIFT 特征提取

1.1 SIFT 算法

2004 年 David G. Lowe 提出一种基于尺度空间的、对图像缩放旋转以及仿射变换仍保持不变的图形局部

收稿日期:2015-09-14

修回日期:2015-12-22

网络出版时间:2016-03-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60975008);重庆市教委科学技术研究项目(KJ130529)

作者简介:马 强(1990-),男,硕士,研究方向为图像处理;项昭保,教授,研究方向为天然化合物的分离纯化、结构鉴定和结构修饰。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160322.1522.104.html>

特征算子—SIFT^[11]。详细步骤如下:

(1) 构建高斯差分尺度空间。

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

式中: $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$, σ 为尺度因子, (x, y) 为空间坐标; $L(x, y, \sigma)$ 是二维图像的尺度空间; k 是相邻尺度空间的常数。

(2) 高斯差分空间中寻找极值点, 即特征点。

在整合三维二次函数后, 精确定位极值点的位置和尺度, 消除了对比度低和不稳定边缘响应的点。边缘响应点通过式(2)去除。

$$\text{stability} = \frac{(D_{xx} + D_{yy})^2}{D_{xx}D_{yy} - D_{xy}^2} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (2)$$

式中, r 为控制特征值大小的参数。

(3) 为关键点分配方向。

为了让特征点具有局部旋转不变性, 使用关键点邻域梯度像素的分布特性为每一个关键点分配方向参数, 梯度的模和方向见式(3)和式(4)。

$$m(x, y) =$$

$$\sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)}\right) \quad (4)$$

其中, $L(x, y)$ 为特征点所在尺度空间中的像素灰度信息。

(4) 形成特征点描述符。

最初把坐标轴旋转成关键点的主方向来保证旋转不变性, 然后把以关键点为中心取的窗口平均分为 16 个小块, 在每一个小块的 8 个方向梯度直方图上绘制每一个梯度方向的累加值, 构成一个种子点, 则每一个种子点含有 8 个方向的信息向量。描述了 16 个种子点, 这是由 128 维矢量描述的特征点。

1.2 改进的 SIFT 特征点描述符

在步骤(3)中, 特征点被分配一个主方向, 并实现由局部区域特征点的抗旋转能力。考虑到圆具有良好的旋转不变性, 兰视爽等^[12]利用圆形区域周围的特征点构造 SIFT 特征描述子, 当图像发生旋转时, 子环中的像素位置发生了变化, 其余的特征保持不变。

首先, 计算圆环内每一个像素的梯度值和方向, 统计出 8 个方向的梯度累加值。其次, 对梯度累加值从大到小排序, 确保旋转后排序值不变。最后, 对这一向量进行归一化处理。

改进后的 SIFT 描述符自身具备旋转不变性, 不需要通过旋转坐标轴来保证特征描述符的旋转不变性。同时, 改进后的筛选描述符被减小到 64 个维度, 从而

大大提高了工作效率, 降低了匹配特征点的复杂性。

2 特征点匹配与筛选

图像 SIFT 特征点提取后, 从待匹配图像中选择正确特征点。林陆君等^[13]采用优先 k-d 树从基准图像中查寻与该点欧氏距离最近的前两个特征点, 获得距离最近的与次近的比值, 若比值小于给定的阈值, 则认为距离最近的点为匹配点。欧氏距离公式为:

$$d(m, n) = \sqrt{\sum_{i=1}^p (m_i - n_i)^2} \quad (5)$$

其中, $m = (m_1, m_2, \dots, m_p)$ 和 $n = (n_1, n_2, \dots, n_p)$ 分别是两张图的特征向量。

用 $q = \frac{d_i}{d_{i-1}}$ 表示距离比值, 根据经验文中设定 $q = 0.5$ 。

2.1 传统的 RANSAC 算法

为了增强算法的鲁棒性, 周建平^[14]采用传统的 RANSAC 算法排除误匹配。步骤如下:

(1) 按照置信概率 P 和数据错误率 ω , 以及所需的最小量的数据 m 来计算模型参数, 由式(6)计算需要选择的抽样数量 M :

$$1 - (1 - (1 - \omega)^m)^M = P \quad (6)$$

(2) 随机选择原始数据样本, 估计每个样本的样本数量为模型参数所需的最小数据, 并计算样本的相应模型参数。

(3) 使用所有的原始数据来测试模型的参数, 得到每个模型参数的正确数目; 重复(2)、(3)步, 直到完成 M 组抽样的处理。

(4) 找出最优模型参数所对应的所有 inliers, 并用这些数据计算最终的模型参数。

2.2 改进的 RANSAC 算法

当匹配点中存在较多误匹配时, RANSAC 的随机采样次数就会增多, 造成运行缓慢, 求出的变换矩阵精度不高, 要对其进行改进。剔除原理如下: 若 (P_i, Q_i) 和 (P_j, Q_j) 是一对正确匹配点, 那么 P_i 和 P_j 的距离 $d(P_i, P_j)$ 与 Q_i 和 Q_j 的距离 $d(Q_i, Q_j)$ 是相似的。所以, 利用 P_i 与第一幅图中所有感兴趣点 P_j 的关系和 Q_i 与第二幅图中所有感兴趣点 Q_j 的相似性来评价两点的对应关系, 提出如下评价函数:

$$W(i) = \sum \frac{r(i, j)}{1 + D(i, j)} \quad (7)$$

其中, P_i 和 Q_i 与每一对兴趣点的平均距离是 $D(i, j) = [d(P_i, P_j) + d(Q_i, Q_j)]/2$; $r(i, j) = \exp(-u_{ij})$, $u_{ij} = |d(P_i, P_j) - d(Q_i, Q_j)|/D(i, j)$ 是 P_i 和 Q_i 与每对兴趣点距离的相似差异。

改进后 RANSAC 算法步骤如下:

- (1)计算 $\omega(i)$ 的所有值;
- (2)求出全部 $\omega(i)$ 的均值 ω ;
- (3)判断 $\omega(i)$,如果 $\omega(i) > 0.8\omega$, P_i 和 Q_i 是正确匹配点,则保留,否则删除;
- (4)将筛选出来的正确特征点作为 RANSAC 算法的初始迭代特征点对,求出精确的单应性矩阵 H 。

3 图像融合

图像配准好后,如果只是一个简单的叠加,会使图像模糊而且有明显的缝合线,造成不好的拼接。文中选用加权平滑法。

具体思路是:假设 $I_1(x,y)$ 和 $I_2(x,y)$ 分别为待拼接的图像序列, $I(x,y)$ 为融合后的图像, $d_1(x,y)$ 和 $d_2(x,y)$ 分别为待拼接图像的权值,因此该算法的公式表达如下:

$$I(x,y) = \begin{cases} I_1(x,y), (x,y) \in I_1 \\ d_1(x,y) * I_1(x,y) + d_2(x,y) * I_2(x,y), \\ \qquad \qquad \qquad (x,y) \in (I_1 \cap I_2) \\ I_2(x,y), (x,y) \in I_2 \end{cases} \quad (8)$$

其中, d_1, d_2 表示权重值,与重叠区域的宽度有关,并且 $d_1 + d_2 = 1, 0 < d_1, d_2 < 1$ 。图像重叠区域中,权值 $d_1(x,y)$ 从1缓慢变化到0, $d_2(x,y)$ 则由0缓慢变化到1,这样就实现了两幅待拼接图像 $I_1、I_2$ 之间的平滑过渡。

d_1 和 d_2 的计算如下:设当前像素的横坐标为 x_i ,重叠区域左右边界的横坐标分别为 x_l 和 x_r ,那么

$$d_1 = \frac{x_r - x_i}{x_r - x_l}, d_2 = 1 - d_1 = \frac{x_i - x_l}{x_r - x_l}$$

4 实验结果及分析

实验所用的平台为 VS2010 和 OpenCV,图像大小为 340×280 。选用4种典型的测试图进行测试,如图1所示。

特别说明的是:4组图像中左图为参考图像,右图为待拼图像。

首先,采用 SIFT 算法分别对图1中的4组图进行特征提取,确定图2(a)中 SIFT 特征点个数分别为1376和1071,图2(b)中的特征点个数分别为350和246,图2(c)中特征点个数分别为839和698,以及图2(d)的特征点个数分别为773和607。图中标注的箭头表示特征点的梯度信息,其中箭头方向表示特征点的梯度方向,而箭头长度表示特征点的梯度幅值大小。

然后,通过 k-d 树算法分别计算图2特征点,得到粗匹配点对并标注在测试图中:566对(图3(a))、121

对(图3(b))、101对(图3(c))和230对(图3(d))。



(a)垂直平移(左右比较)



(b)对比度有大幅度变化(左右比较)



(c)40° 视差(左右比较)



(d)45° 旋转并缩小一半(左右比较)

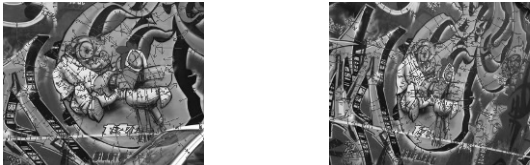
图1 未提取特征点的测试图



(a)垂直平移(左右比较)



(b)对比度有大幅度变化(左右比较)



(c)40° 视差(左右比较)



(d)45° 旋转并缩小一半(左右比较)

图2 SIFT 特征梯度描述

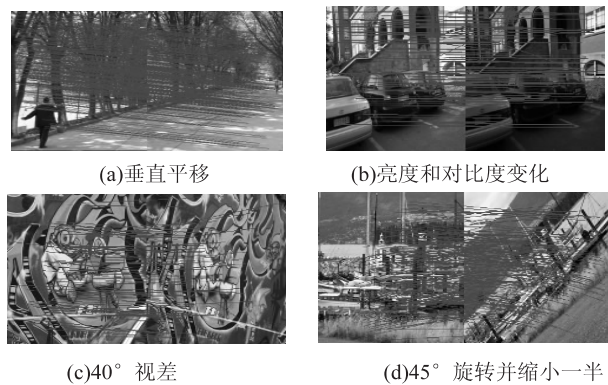


图 3 特征粗匹配点对(1)

最后,通过 RANSAC 算法消除图 3 中存在的误匹配点对并计算出图像间的透视变换矩阵 H ,将待拼接图像变换到参考图像坐标系后进行渐进渐出图像融合,得到最后的拼接效果图。

由于在 DOG 空间中寻找极值点需要在三维平面中进行搜索并且搜索的层数较多造成图 3 中检测的特征点较大,搜索时间长。同样,图 3 中显示特征点粗匹配数目较大,然而计算透射变换矩阵 H 仅需要 4 对特征点对,这导致 RANSAC 算法剔除误匹配点的计算量增大,从而消耗内存,计算时间较长。

采用文中提出的改进的 SIFT 和 RANSAC 算法,对图像进行特征点提取,并通过设定阈值 T 的大小来限制图像特征点的个数。经过粗匹配后,粗匹配点对分别降为:199 对(图 4(a))、15 对(图 4(b))、18 对(图 4(c))和 18 对(图 4(d))。

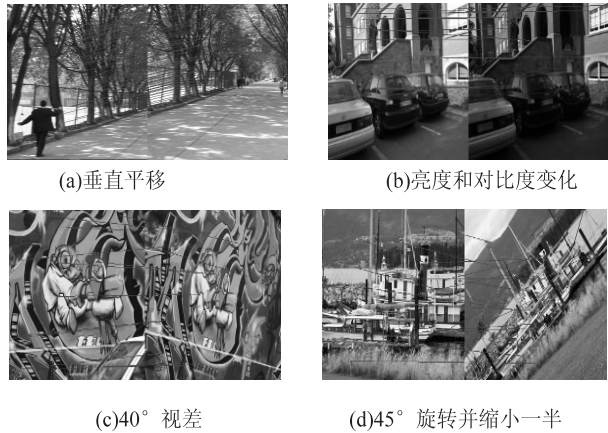


图 4 特征粗匹配点对(2)

采用 RANSAC 算法来消除误匹配点对并用透视变换公式分别计算出图 3 中待拼接图像的坐标变换矩阵 H 中的参数:

$$H = \begin{bmatrix} -0.999\ 070 & 0.000\ 040 & 132.001\ 421 \\ 0.000\ 040 & 132.001\ 421 & -0.000\ 017 \\ 132.001\ 421 & -0.000\ 017 & -0.999\ 958 \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} 0.996\ 046 & -0.017\ 415 & -1.302\ 306 \\ -0.017\ 415 & -1.302\ 306 & 0.000\ 472 \\ -1.302\ 306 & 0.000\ 472 & 0.991\ 628 \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} 1.264\ 149 & 0.276\ 467 & -104.576\ 123 \\ 0.276\ 467 & -104.576\ 123 & -0.313\ 229 \\ -104.576\ 123 & -0.313\ 229 & 0.704\ 971 \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} 1.051\ 323 & -0.858\ 201 & 108.183\ 310 \\ -0.858\ 201 & 108.183\ 310 & 0.871\ 204 \\ 108.183\ 310 & 0.871\ 204 & 1.086\ 682 \end{bmatrix}$$

矩阵 H 的参数确定后,即分别得到了待拼接图像的透射变换图,将得到的透视图与图 1 中的参考图像分别进行渐进渐出融合,得到图 5 所示的最终融合图像。



图 5 融合图

表 1 为选用同一组测试图所得的特征点个数、匹配点数及拼接所消耗时间。

由表可分析得出,采用所提方法的粗匹配对数、一致集的匹配对数、匹配精度和拼接耗时都有了明显的改善。

表 1 SIFT 算法与改进 SIFT 算法对图像的实验结果

评价指标	图 3(a)		图 3(b)		图 3(c)		图 3(d)	
	SIFT	改进 SIFT	SIFT	改进 SIFT	SIFT	改进 SIFT	SIFT	改进 SIFT
粗匹配对数	566	199	121	15	101	18	230	18
一致集的匹配点对数	536	196	96	12	65	15	199	14
匹配精度/%	93.9	99.0	79.4	93.3	65.4	77.5	77.8	85.8
耗时/s	7.003	3.422	2.057	1.384	4.572	2.431	4.298	2.554
匹配效率/%	13.4	28.9	38.6	67.4	17.0	26.9	20.0	30.4

5 结束语

文中提出了一种改进 SIFT 和 RANSAC 的图像拼接算法,提高了配准速率,相对于 SIFT 算法的图像拼接有明显的提高。由于初始配准中存在错误匹配点,采用 RANSAC 算法剔除误匹配点来获得准确的区域匹配,和坐标变换矩阵的特征点计算是正确的。这样,既满足了单应性矩阵的估算精度,又具备一定的拼接效果和鲁棒性。

参考文献:

[1] 张琳,褚龙现. 基于全局拼接的航拍图像拼接算法研究[J]. 计算机仿真,2012,29(4):282-285.

[2] 万雪,张祖勋,柯涛. 一种利用零交叉点理论的改进 SIFT 特征提取算法[J]. 武汉大学学报:信息科学版,2013,38(3):270-273.

[3] 雒伟群,高屹. 基于改进 RANSAC 算法的图像拼接方法[J]. 科技创新与应用,2015,26(5):21-22.

[4] 廖飞,叶玮琼,王鹏程,等. 基于 SIFT 特征匹配的图像拼接算法[J]. 湖南工业大学学报,2014,28(1):71-75.

[5] 焦丽龙,韩燮,李定主. 改进的基于特征点匹配的图像拼接融合算法[J]. 计算机工程与设计,2014,35(3):918-922.

[6] 黄大坤,陆冬良,严志明,等. 多图无缝拼接的配准算法

[J]. 微型电脑应用,2014,30(2):62-65.

[7] Kasar T, Ramakrishnaa A G. Block-based feature detection and matching for mosaicing of camera-captured document images[C]//Proc of IEEE region 10 conference. Taipei:IEEE, 2007:1-4.

[8] 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.

[9] Nicolas H. New methods for dynamic mosaicking[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2001,10(8):1239-1251.

[10] Fang Xianyong, Zhang Mingmin, Pan Zhigeng, et al. A new method of manifold mosaic for large displacement images[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2006,21(2):218-223.

[11] 周颖. 基于 SIFT 算法的图像特征匹配[J]. 现代计算机, 2015(5):63-68.

[12] 兰世爽,孙劲光. 基于改进 SIFT 的抗几何攻击的数字水印[J]. 计算机工程与应用,2011,49(7):200-203.

[13] 林陆君,孙玲玲,李训根,等. 一种改进的基于模板匹配的显微细胞图像拼接算法[J]. 计算机应用与软件,2010,27(1):108-110.

[14] 周建平,杨金坤,郑宇. 基于改进 SIFT 特征匹配的视频拼接—在倒车系统中的应用[J]. 企业技术开发,2011,30(22):70-71.

(上接第 60 页)

control and sleep-scheduling[C]//Proceedings of international conference on smart communications in network technologies. [s. l.]:IEEE,2013.

[6] Singh B, Lobiyal D K. Energy preserving sleep scheduling for cluster-based wireless sensor networks[C]//Proc of sixth international conference on contemporary computing. [s. l.]:IEEE,2013:97-101.

[7] 石冠雄. 节点休眠调度仿真系统及优化算法[D]. 天津:天津大学,2012.

[8] Wu K, Gao Y, Li F L, et al. Lightweight deployment-aware scheduling for wireless sensor networks[J]. Mobile Networks and Applications,2005,10(6):837-852.

[9] 温涛,张冬青,郭权,等. 无线传感器网络冗余节点休眠调度算法[J]. 通信学报,2014,35(10):67-80.

[10] 孙力娟,魏静,郭剑,等. 面向异构无线传感器网络的节点调度算法[J]. 电子学报,2014,42(10):1907-1912.

[11] 韩志杰,吴志斌,王汝传,等. 新的无线传感器网络覆盖控制算法[J]. 通信学报,2011,32(10):174-184.

[12] Tian D, Georganas N D. A coverage-preserving node scheduling scheme for large wireless sensor networks[C]//Proc of

first ACM international workshop on wireless sensor networks and applications. New York:ACM Press,2002:32-41.

[13] Zhang H, Hou J C. Maintaining scheme coverage and connectivity in large sensor networks[C]//Proc of NSF international workshop on theoretical and algorithmic aspects of sensor, ad hoc wireless, and peer-to-peer networks. Chicago, USA: [s. n.],2004.

[14] Xu Y, Yao X. A GA approach to the optimal placement of sensors in wireless sensor networks with obstacles and preferences[C]//Proc of IEEE consumer communications and networking conference. Las Vegas, NV, USA:IEEE,2006:127-131.

[15] Cardei M, Wu J, Lu M, et al. Maximum network lifetime in wireless sensor networks with adjustable sensing ranges[C]//Proceedings of the IEEE international conference on wireless and mobile computing networking and communications. [s. l.]:IEEE,2005:438-445.

[16] Chen H, Wu H, Tzeng N F. Grid-based approach for working node selection in wireless sensor networks[C]//Proc of IEEE international conference on communications. [s. l.]:IEEE, 2004:3673-3678.