

一种改进的降低扭曲误差的快速图像拼接算法

瞿 中¹ 林嗣鹏¹ 鞠芳蓉²

(重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)¹

(重庆邮电大学软件工程学院 重庆 400065)²

摘要 通过提取 SIFT 特征进行图像拼接得到的全景图存在一定程度的扭曲误差,尤其当序列图像集合很大时,全景图扭曲现象更为严重。为提高全景图拼接质量,对 Song Fuhua 等人提出的图像拼接算法进行改进,首先改变参考图像的选取方式,提出图像序列中任意图像映射到与参考图像相同坐标系下的变换模型计算方法,并且在拼接过程中根据匹配特征点数目动态选取下次待拼接图像。与 Song Fuhua 等人提出的拼接算法相比,改进的图像拼接算法增加了图像重叠区域中 SIFT 特征点匹配对数,减小了参考图像 SIFT 特征检测区域。实验表明,提出的改进拼接算法提高了全景图拼接的时间效率,同时全景图扭曲现象也得到极大改善。

关键词 SIFT 特征,图像配准,图像拼接,全景扭曲

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.5.053

Improved Algorithm of Fast Image Stitching by Reducing Panoramic Distortion

QU Zhong¹ LIN Si-peng¹ JU Fang-rong²

(College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 400065, China)¹

(School of Software Engineering, Chongqing University of Posts & Telecommunications, Chongqing 400065, China)²

Abstract The traditional image stitching based on the SIFT feature points extraction, to a certain extent, has distortion errors. Especially, the panorama will get more seriously distorted when a panoramic result is composited by using a long image sequence. In order to create a high-quality panorama, the improved algorithm was proposed in this paper, including altering the way of selecting the reference image, and we put forward a method that can compute the transformation matrix for any image of the sequence to align with the reference image in the same coordinate space. Additionally, the improved stitching method dynamically selects the next input image based on the number of SIFT matching points. Compared with Song Fuhua's stitching process, the improved method increases the number of matching feature points, and reduces SIFT feature detection area of the reference image. The experimental results show that the improved method can not only improve the efficiency of image stitching processing, but also reduce the panoramic distortion errors.

Keywords SIFT feature, Image registration, Image stitching, Panoramic distortion

1 引言

图像拼接是将数幅有部分重叠区域图像合并成一幅无缝且平滑过渡的、高质量的全景图像^[1],其拼接质量极大依赖于图像配准^[2]程度。根据图像配准方式不同,一般将图像拼接算法分为两种类型:基于区域相关配准方法和基于特征相关拼接算法。基于区域相关配准方法^[3]当图像发生旋转或者尺度缩放时,效果太差,并且纹理也会导致拼接误差;基于特征相关拼接方法^[4,5]通过对图像灰度空间邻域像素的特征描述,构建数学模型描述与参考图像重叠区域之间的映射关系,找出匹配位置。本文采用基于特征相关的图像配准方法,选用基于尺度不变局部稳定的 SIFT 特征实现全景拼接^[5,6]。

Song Fuhua 等人提出的拼接过程^[7]以序列图像中第一

幅图像作为参考图像,按照从左到右的顺序逐步拼接成结果图,后续拼接过程以拼接好的图像作为新参考图像。利用此种拼接方法,参考图像累加了之前每次拼接的匹配误差,当输入图像集合很大时,拼接结果图像将会严重扭曲^[8]。本文提出以场景中间位置图像作为参考图像,根据相邻匹配图像间的映射转换矩阵集合计算场景中任意位置索引图像到参考图像的映射矩阵,并且根据特征点数目动态选取下次待拼接图像。实验结果表明,相较于 Song Fuhua 等人提出的拼接方法,采用改进拼接方法的全景图扭曲误差被削减,同时处理时间也减少,从而提高了效率。

图像拼接过程中,本文利用图像配准方法提取相互有重叠区域的图像间的坐标空间映射变换矩阵,并用捆绑调整算法对其进行优化,保证新输入图像能够被映射到与参考图像相同的坐标系下,以实现有效拼接。

到稿日期:2015-05-20 返修日期:2015-07-28 本文受重庆市教委科学技术研究项目(KJ1402001),重庆市科委基础与前沿项目(cstc2014jcyjA1347),重庆市高校优秀成果转化资助项目(KJZH14219)资助。

瞿 中(1972—),男,博士,教授,CCF 会员,主要研究方向为数字图像处理、普适计算、物联网技术等;林嗣鹏(1990—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理;鞠芳蓉(1993—),女,硕士生,主要研究方向为数字图像处理。

2 图像配准

2.1 SIFT 特征提取

SIFT 特征检测速度快,对旋转、尺度缩放、亮度变化保持不变性,对视角变化、噪声也保持一定程度的稳定性。SIFT 特征检测过程如图 1 所示。



图 1 SIFT 特征提取步骤

一幅二维图像的尺度空间定义为原图像与高斯核函数的卷积:

$$L(x, y, \delta) = G(x, y, \delta) * I(x, y) \quad (1)$$

其中, δ 表示尺度空间因子,大尺度对应图像概貌特征,小尺度对应图像细节特征。构造高斯差分函数(DOG 算子):

$$\begin{aligned} D(x, y, \delta) &= [G(x, y, k\delta) - G(x, y, \delta)] * I(x, y) \\ &= L(x, y, k\delta) - L(x, y, \delta) \end{aligned} \quad (2)$$

在高斯差分尺度空间中寻找极值点,每个采样点与同尺度 8 邻域和上下尺度范围的 18 邻域的像素点进行比较,得到的极值点作为候选关键点。

赋予关键点方向参数,使关键点具有旋转不变性。用直方图统计关键点邻域像素的梯度方向分布特性,梯度方向如式(3)所示。

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

方向直方图中峰值方向作为关键点方向,为每个关键点建立一个 128 维向量的描述符,表示关键点周围邻域梯度矢量信息,保证 SIFT 特征点的局部稳定性。

2.2 RANSAC 提取变换模型

RANSAC 算法^[9]基于随机采样计算数学模型参数,不断迭代新的随机组合,直到找到能够解释或适应所有样本数据分布数学模型。对于匹配图像间的映射模型,本文采用式(4)的仿射变换矩阵。

$$H = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & u \\ \sin\theta & \cos\theta & v \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, θ 表示图像旋转角度, u, v 表示图像沿 x 轴与 y 轴方向的水平位移距离。全景拼接时,随机选取 3 对匹配特征点(保证输入图像中 3 对特征点组成的 3×3 矩阵可逆),利用式(5)计算对应仿射矩阵 H 。

$$H = \begin{bmatrix} x_1' & x_2' & x_3' \\ y_1' & y_2' & y_3' \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \\ y_1 & y_2 & y_3 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \quad (5)$$

通过 n 次迭代,找到一个仿射变换矩阵 H ,使得在对应 H 条件下有最大数目内点集合(特征点间的欧氏距离小于阈值)。

3 捆绑调整

本文采用 L_M 算法^[10]捆绑调整优化仿射变换矩阵,使得特征点间误差总和降至最低。一般标准误差模型函数定义为 $\sum_i \frac{1}{2} r_i^2$,其中 r_i 表示第 i 个匹配特征点间的欧氏距离(匹配

误差)。然而当匹配特征点中出现误匹配时,误匹配欧氏距离较大,对误差模型函数值的影响权重较大。为了消除误匹配点的影响,本文采用 Huber 函数作为标准误差模型函数的代价函数^[11],根据特征点间的匹配误差对残差项动态赋予权重。

$$h(r) = \begin{cases} \frac{1}{2} |r|^2, & \text{if } |r| < \delta \\ \delta |r| - \frac{1}{2} \delta^2, & \text{if } |r| \geq \delta \end{cases} \quad (6)$$

$$w(r) = \begin{cases} 1, & \text{if } |r| < \delta \\ \frac{\delta}{|r|}, & \text{if } |r| \geq \delta \end{cases} \quad (7)$$

式(6)表示为 Huber 函数,式(7)表示为 Huber 函数的权重。新的误差模型函数为 $\min \sum_i h(r_i)$,等价于 $\min \sum_i w(r) r^2$ 。当 $|r| < \delta$ 时,匹配点为内点,对应残差项被赋予权重 1;当 $|r| \geq \delta$ 时,表明此匹配点可能是外点,对应残差项权重随着匹配误差距离增大渐趋趋向 0。

L_M 算法通过不断迭代找到一个最优的仿射变换矩阵,使得误差模型函数有最小值。

4 改进的图像拼接过程

Song Fuhua 等人以序列图像中第一幅图像作为参考图像,并且每一次拼接过程都将以前一次拼接好的图像作为新参考图像^[7]。因此新输入的待拼接图像与参考图像的的重叠区域占整个参考图像的面积比例越来越小,图像配准将耗费大量系统资源,拼接速度也非常缓慢。

本文提出的改进拼接过程,通过统计所有相邻图像的匹配特征点信息,使用 RANSAC 算法计算相邻图像间的仿射变换矩阵 $H[i]$ 。因为仿射变换模型具有传递性质,输入图像到参考图像的变换矩阵可以根据统计的矩阵集合计算得到,如式(8)所示,计算仿射变换矩阵的过程如图 2 所示(k 表示中间图像位置索引)。

$$H = \begin{cases} \prod_{i=k}^{i=k-1} H^{-1}[i], & i < k \\ \prod_{i=k}^i H[i], & i > k \end{cases} \quad (8)$$

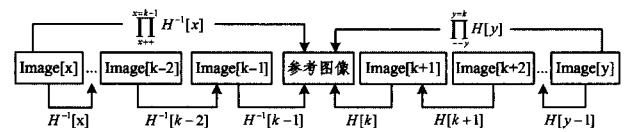


图 2 计算任意一幅图像映射到参考图像的仿射变换矩阵过程

改进算法避免了传统算法中对整个参考图像的 SIFT 特征检测,从而节省了系统资源,提高了拼接速度。

此外,改进拼接算法从序列图像中间位置处开始拼接,然后根据统计的相邻图像匹配特征点数目选择下一次待拼接图像。与传统拼接过程从第一幅图像依次往右的顺序拼接相比,改进算法中最大误差仅仅为从中间图像到两端图像拼接过程的误差累计和,理论上最大误差近似缩减了 0.5。式(9)表示改进算法的匹配误差累计和。式中 E 由两部分组成,分别代表序列图像左半部分和右半部分图像集合匹配误差累计和。

$$E = \text{MAX} \left(\sum_{i=1}^{k-1} \sum_{m \in u(i, i+1)} d_m, \sum_{i=k+1}^n \sum_{m \in u(i, i-1)} d_m \right) \quad (9)$$

其中, $w(i, i+1)$ 表示图像 i 与图像 $i+1$ 匹配特征点集合, d_m 表示第 m 对匹配特征点的欧氏距离误差。而相比传统拼接算法, 改进的匹配误差累计和如式(10)所示:

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{m \in w(i, i+1)} d_m \quad (10)$$

当 $n=2$, 即输入图像序列只有两幅图像时, 改进拼接算法与传统算法的误差累加和近似相等; 而当 n 越大时, 改进算法的误差累计和会明显优于传统全景拼接算法。因此使用改进算法得到的全景图由于拼接误差减小, 扭曲程度得到改善。

本文改进的图像拼接算法的步骤如下:

输入: n 幅相互有重叠区域的有序图像序列 $S(S_1, S_2, \dots, S_n)$ 。

(1) 对所有相邻图像进行图像配准:

i) 相邻图像分别为 S_i 和 S_{i-1} , $i \in [1, n-1]$ 。使用 KNN 算法, 按照最短欧氏距离在 S_i 和 S_{i-1} 间搜索匹配特征点, 将特征点集合和匹配特征点数目保存在 *featureList* 和 *numList* 数组中;

ii) 根据匹配特征点数据集 *featureList* 计算 S_{i-1} 映射到 S_i 的仿射变换模型, 结果用 *HList* 数组保存;

iii) 返回步骤(i)继续下一组相邻图像的图像配准, 直到所有相邻图像拼接完成为止。

(2) k 表示集合 S 中间位置的图像索引, 以 S_k 为参考图像。根据数组 *numList*, 选择与 S_k 有最多匹配点数的图像作为下个输入图像。

(3) 根据新输入的图像索引和数组 *HList*, 用式(8)计算新输入图像映射到参考图像的仿射变换矩阵 H 。

(4) 采用 L_M 算法优化仿射矩阵 H 。

(5) 利用优化后的仿射矩阵对输入图像做仿射变换, 使其与参考图像在同一坐标系下。

(6) 在经过仿射变换的输入图像与参考图像间寻找最优拼接缝, 实现两者重叠区域的无缝融合, 得到拼接结果图 *imgResult*。

(7) 将 *imgResult* 添加进集合 S 替换两幅被拼接的输入图像, 下次拼接过程以 *imgResult* 作为新参考图像。

(8) 转到步骤(2)执行下一幅图像拼接, 直到集合 S 只剩一幅图像为止, 即为全景图。

输出: 一幅完成拼接后的全景图。

5 实验结果与性能分析

5.1 实验结果

本文利用改进拼接算法对多个场景图像进行拼接实验, 实验软件和硬件环境为 CPU: AMD A8-5550M 2.1GHz, OS: Windows 7, Library: OpenCV 2.4.3。

图 3(a)、图 4(a) 为实验场景的一部分, 分别为 8 幅和 12 幅原始图像序列, 图像分辨率大小均为 500×697 。图 3(b)、图 3(c) 分别为根据 Song Fuhua 等人提出的拼接过程和本文改进拼接算法得到的结果图, 图 3(d) 表示在改进拼接过程中增加 L_M 调整后得到的全景图, 由于全景图拼接缝较明显, 在拼接过程中继续增加最优拼接缝融合算法, 得到的全景图如图 3(e) 所示。为了证明算法的稳定性, 继续选用 12 幅序列图像进行拼接实验, 其结果如图 4 所示。



(a) 8 幅原始图像序列



(b) 由 Song Fuhua 等人提出的算法得到的全景图(扭曲严重)



(c) 由改进拼接算法得到的全景图



(d) L_M 调整



(e) 最优拼接缝融合

图 3 8 幅场景序列图像的拼接结果



(a) 12 幅原始图像序列



(b) 由 Song FuHua 等人提出的拼接算法得到的全景图(扭曲严重)



(d) L_M 调整

(e) 最优拼接缝融合

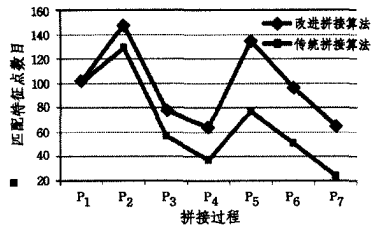
图 4 12 幅场景序列图像拼接结果

图 3、图 4 表明, 改进拼接算法能够拼接较大的序列图像集合, 拼接过程能明显改善 Song Fuhua 等人提出的拼接全景图的扭曲现象, 可以得到高质量的全景拼接图。

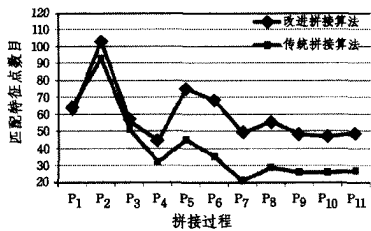
5.2 性能分析

图 5(a)、图 5(b) 分别对应图 3(a)、图 4(a) 的改进方法与类似 Song Fuhua 等人提出的传统拼接方法的匹配特征点数

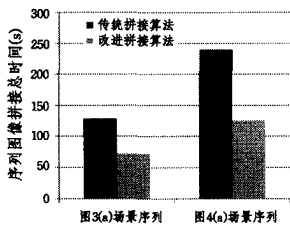
目对比, P_i 表示每次拼接过程, 实验结果表明改进拼接算法性能更优, 能得到更多的匹配特征点。图 5(c)为图 3(a)、图 4(a)拼接的时间比较, 实验结果表明改进方法时间效率更高, 并且随着序列图像增大, 改进算法时间效率提高越显著。



(a) 图 3(a) 场景图像序列匹配特征点数目



(b) 图 4(a) 场景图像序列匹配特征点数目



(c) 拼接时间对比图

图 5 改进算法与传统算法的实验数据对比

设 (x, y) 为输入图像经过仿射矩阵 H 变换后的中心点坐标, 用数组 $centerSet$ 存储每次拼接得到的中心点坐标集合, $centerSet$ 近似反映全景扭曲的变化趋势。扭曲度如式(11)所示, 其中 $Slope$ 函数表示求两点间斜率。

$$\text{扭曲度} = \text{Max}\{Slope(i, j)\}, i, j \in centerSet \quad (11)$$

此外, 还定义了全景信息比参数, 表示场景中有效像素个数占整幅图像像素总数的比例, 定义如式(12)所示, 其中 $width, height$ 表示全景图像尺寸, 信息比参数也能近似反映全景扭曲程度。

$$\text{信息比} = 1 - \frac{\text{黑色背景像素总数}}{width \times height} \quad (12)$$

实验结果如表 1 所列。

表 1 采用传统拼接方法与改进算法得到的全景图的扭曲程度对比

场景	扭曲度		信息比	
	Song Fuhua 算法	改进算法	Song Fuhua 算法	改进算法
图 3(a)	0.2027	0.1173	81.4%	93.6%
图 4(a)	0.1879	0.1080	82.8%	94.7%

从表 1 结果可以看出, 采用改进算法得到的全景图的扭曲度和信息比有明显改善, 说明使用改进算法得到的全景图的拼接扭曲现象有所改善。

结束语 与 Song Fuhua 等人提出的拼接方法不同, 本文提出的改进算法从场景序列图像中间位置处开始拼接, 将中间位置图像作为参考图像, 通过计算相邻图像间的仿射变换

矩阵间接得到任意位置图像到参考图像的仿射变换矩阵, 并且改进算法根据统计的相邻图像匹配的 SIFT 特征点数目动态选择下次待拼接图像。实验结果表明, 本文提出的改进拼接算法能得到更多匹配特征点, 提高拼接时间效率, 全景扭曲现象也能得到改善。

参考文献

- [1] Kim H K, Lee K W, Jung J Y. A content-aware image stitching algorithm for mobile multimedia devices[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics 2011, 57(4): 1875-1882
- [2] Qu Zhong, Qiao Gao-yuan, Lin Si-peng. Fast Image Stitching Algorithm Eliminates Seam Line and Ghosting[J]. Computer Science, 2015, 42(3): 280-283(in Chinese)
瞿中, 乔高元, 林嗣鹏. 一种消除图像拼接缝和鬼影的快速拼接算法[J]. 计算机科学, 2015, 42(3): 280-283
- [3] Chang R F, Chang-Chien K C, Takada, et al. Rapid image stitching and computer-aided detection for multipass automated breast ultrasound[J]. Medical Physics, 2010, 37(5): 2063-2073
- [4] Qiu Xue-na, Liu Shi-rong, Liu Fei. An adaptive kernel-based target tracking method based on multiple features fusion[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2012, 7(1): 91-97
- [5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110
- [6] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features[J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73
- [7] Song Fu-hua, Bin Lu. An automatic video image mosaic algorithm based on SIFT feature matching[C]//International Conference on Communication, Electronics and Automation Engineering. 2013: 879-886
- [8] Koo H I I, Kim B S, Cho N I. A new method to find an optimal warping function in image stitching[C]//IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. 2009: 1289-1292
- [9] Fu Qian-wen, He Ming-yi, Xu Chen-yu. A RANSAC image mosaic algorithm with preprocessing[J]. Electronic Design Engineering, 2013, 21(15): 183-186(in Chinese)
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
- [10] Fu Yan-jun, Yang Kun-tao, Zou Wen-dong, et al. Image mosaic based on Levenberg-Marquardt algorithm[J]. Laser Journal, 2007, 28(5): 46-48(in Chinese)
伏燕军, 杨坤涛, 邹文栋, 等. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的图像拼接[J]. 激光杂志, 2007, 28(5): 46-48
- [11] Zhou Xiao-jian, Ma Yi-zhong, Zhu Jia-gang, et al. Sequential-minimal-optimization algorithm for Solving Huber support-vector-regression with non-positive semi-definite kernels[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(9): 1178-1184 (in Chinese)
周晓剑, 马义中, 朱嘉钢, 等. 求解非半正定核 Huber-支持向量回归问题的序列最小最优优化算法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(9): 1178-1184