



文章编号:1001-9081(2020)01-0239-06

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2019061045

基于网格运动统计算法和最佳缝合线的密集重复结构图像快速拼接方法

牟 琦^{1,2*}, 唐 洋¹, 李占利¹, 李洪安¹

(1. 西安科技大学 计算机科学与技术学院, 西安 710054; 2. 西安科技大学 机械工程学院, 西安 710054)

(*通信作者电子邮箱 muqi@xust.edu.cn)

摘要:针对常用的图像拼接算法对具有密集重复结构的图像会产生大量误匹配点从而出现明显鬼影且耗时较长的问题,将网格运动统计(GMS)算法与最佳缝合线算法相结合,提出了一种密集重复结构的图像快速拼接方法。首先,在图像的重叠区域提取大量粗匹配点;接着,采用GMS算法进行精匹配,然后在此基础上估计变换模型;最后,采用基于动态规划思想的最佳缝合线算法完成图像拼接。实验结果表明,将所提算法应用于两组具有密集重复结构的图像上,不仅可以有效消除鬼影,得到理想的拼接效果,而且显著减少了拼接时间;平均拼接速度分别是传统尺度不变特征变换(SIFT)和加速稳健特征(SURF)算法的7.4倍和3.2倍,分别是结合区域分块的SIFT算法和SURF算法的4.1倍和1.4倍。所提算法能够有效地消除密集重复结构拼接时的鬼影,同时缩短了拼接时间。

关键词:图像拼接;网格加速统计算法(GMS);特征精匹配;最佳缝合线;图像融合

中图分类号: TP751.1; TP391.41 文献标志码:A

Fast stitching method for dense repetitive structure images based on grid-based motion statistics algorithm and optimal seam

MU Qi^{1,2*}, TANG Yang¹, LI Zhanli¹, LI Hong'an

(1. College of Computer Science and Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an Shaanxi 710054, China;

2. College of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an Shaanxi 710054, China)

Abstract: For the images with dense repetitive structure, the common algorithms will lead to a large number of false matches, resulting in obvious ghosting in final image and high time consumption. To solve the above problems, a fast stitching method for dense repetitive structure images was proposed based on Grid-based Motion Statistics (GMS) algorithm and optimal seam algorithm. Firstly, a large number of coarse matching points were extracted from the overlapping regions. Then, the GMS algorithm was used for precise matching, and the transformation model was estimated based on the above. Finally, the dynamic-programming-based optimal seam algorithm was adopted to complete the image stitching. The experimental results show that, the proposed method can effectively stitch images with dense repetitive structures. Not only ghosting is effectively suppressed, but also the stitching time is significantly reduced, the average stitching speed is 7.4 times and 3.2 times of the traditional Scale-Invariant Feature Transform (SIFT) and Speeded Up Robust Features (SURF) algorithms respectively, 4.1 times as fast as the area-blocking-based SIFT algorithm, 1.4 times as fast as the area-blocking-based SURF algorithm. The proposed algorithm can effectively eliminate the ghosting of dense repetitive structure splicing and shorten the stitching time.

Key words: image stitching; Grid-based Motion Statistics (GMS) algorithm; precise feature matching; optimal seam; image fusion

0 引言

图像拼接是指将相邻的且具有一定重叠区域的两幅或多幅图像合成为一幅大视场图像的技术。近年来,图像拼接技术逐渐成为计算机视觉、地质勘探、信息隐藏以及虚拟现实等领域的研究热点^[1-4]。

在合成得到的全景图中,如果同一物体出现部分重叠而导致的模糊、重影现象,称为鬼影。图像拼接通常包含图像预处理、特征匹配和图像融合3个步骤。匹配点的数量和质量会直接影响变换矩阵的精度,当正确匹配点数量过少时,会导

致图像配准阶段出现配准鬼影,图像融合阶段出现合成鬼影^[5-6]。

目前常用的图像拼接方法是采用经典的尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)算法^[7]、加速稳健特征(Speeded Up Robust Features, SURF)算法^[8]及其改进算法^[9]提取特征点后,通过随机抽样一致算法(Random Sample Consensus, RANSAC)算法^[10]完成特征匹配,最后采用渐入渐出法进行图像融合^[11-13]。SIFT算法对于图像旋转、缩放以及尺度变换具有很强的鲁棒性,可以得到理想的拼接效果,但是在特征提取和特征向量描述上计算量大,需要消

收稿日期:2019-06-20;修回日期:2019-08-07;录用日期:2019-09-10。 基金项目:中国博士后科学基金资助项目(2016M602941XB)。

作者简介:牟琦(1974—),女,陕西西安人,副教授,博士研究生,主要研究方向:人工智能、计算机视觉、图像处理; 唐洋(1994—),男,湖北孝感人,硕士研究生,主要研究方向:计算机视觉、图像处理; 李占利(1964—),男,陕西周至人,教授,博士,主要研究方向:计算机图形学、图像处理; 李洪安(1978—),男,山东武城人,副教授,博士,主要研究方向:图形图像处理、计算机视觉。



耗大量时间。SURF 算法在保持 SIFT 算法优良性能的同时,有效地提高了计算速度。为了快速得到更丰富的特征点,Patel 等^[14]采用 SURF 算法进行特征提取,通过积分图像加快计算,但当带拼接图片之间存在较大视差时,特征鲁棒性较低。Rublee 等^[15]提出了 ORB (Oriented FAST (Features from Accelerated Segment Test) and Rotated BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features)) 算法,计算量更小,可以快速地提取大量特征点,Wang 等^[16]采用 ORB 算法提取图像特征,对于纹理丰富的图像,拼接效果好且速度快;但是对于密集重复结构的图像,ORB 提取的特征点鲁棒性较低,需要进一步的过滤和精匹配。另外,一部分研究者在图像预处理阶段首先确定重叠区域,以减少 SIFT 算法对无效区域进行匹配的耗时,提高算法运行速度^[11,13]。文献[11]利用图像能量的归一化互相关系数快速分割出匹配图像与待匹配图像间的相似区域,仅在重叠区域中使用 SIFT 算法搜索特征点,提高了图像匹配的速度。

在视频监控、建筑、农业等领域中,存在大量具有密集重复结构的图像。对这类图像进行拼接时,采用 SIFT、SURF 等算法提取特征点时,会存在大量非常近似的特征点,从而出现很多误匹配点;如果采用 RANSAC 算法剔除误匹配点,则仅会留下少量的匹配点,且质量不高,导致出现配准鬼影。采用渐入渐出算法对图像进行融合时,对变换模型的精度依赖很大,较多的误匹配点会导致拼接结果出现合成鬼影,因此,对于存在密集重复结构的图像拼接,在图像匹配阶段,应尽可能剔除误匹配点,实现特征点间的精确匹配,消除配准鬼影;在图像融合阶段,应尽可能消除变换模型精度对拼接效果的影响,消除合成鬼影。

针对特征点的精确匹配问题,邹承明等^[17]通过构造泰森多边形来将重叠区域划分为 4 行 4 列的子区域来筛选出正确特征点,但构造泰森多边形算法比较耗时且对于密集重复结构的图像不适用。Lin 等^[18]提出的 RepMatch 算法可以较好地解决重复结构问题,通过首先确定匹配点的核心集,然后采用暴力(Brute Force, BF)^[19] 算法和对极几何约束来扩展核心集,以此来剔除重复结构中的误匹配点,算法精度高且鲁棒性好,但算法较为复杂,耗时较长。Bian 等^[20]提出一种基于网格运动统计的 GMS 算法,通过引入运动平滑性约束,在粗匹配特征点相邻的区域中,利用统计的方式构造划分指标来将大量的粗匹配点快速转换成大量高质量的正确匹配点,同时使用网格结构来加速这一过程,剔除误匹配点精度高且耗时短。

为了避免由于变换模型精度不高而产生的合成鬼影,一个有效的解决办法是求解最佳缝合线。Duplaquet 等^[21]提出了一个寻找最佳缝合线的准则,利用动态规划的思想找到最佳缝合线,方贤勇等^[22]通过对图像的分析和实验,对文献[21]的最佳缝合线的求解准则的结构强度差异表达式进行了修改从而更容易求得最佳缝合线。

综上所述,目前的图像拼接方法,在对具有密集重复结构图像进行拼接时,不能够很好地消除配准鬼影和合成鬼影。针对具有密集重复结构的图像拼接问题,本文在以上研究的基础上提出了一种快速、高精度的图像拼接方法。该方法首先计算两幅图像间的重叠区域,并在重叠区域提取大量粗匹

配点;然后,采用 GMS 算法进行精匹配,并采用 RANSAC 估计变换模型;最后,采用动态规划思想求解最佳缝合线。实验结果表明,采用本文方法对具有密集重复结构的图像进行拼接时,在速度和拼接效果上都明显优于传统的 SIFT 和 SURF 算法,以及结合区域分块的 SIFT 算法^[11]和 SURF 算法。其中结合区域分块的 SURF 方法,是采用文献[11]中提出的区域分块算法对传统的 SURF 算法进行了预处理。

1 本文方法

本文将网格运动统计(Grid-based Motion Statistics, GMS) 算法和最佳缝合线算法相结合,提出了一种密集重复结构的图像拼接方法,其流程如图 1 所示。

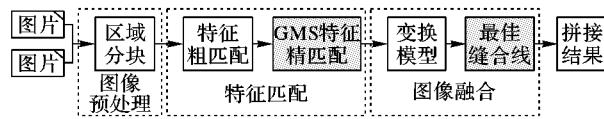


图 1 本文方法流程

Fig. 1 Flow chart of the proposed method

对具有密集重复结构的图像提取特征时,会存在大量近似的特征点,导致在特征匹配时出现大量的误匹配点。一般采用 RANSAC 算法来剔除误匹配,但 RANSAC 算法的原理是使用尽可能少的点来估计模型参数,然后尽可能地扩大得到的模型参数的影响范围。对于具有密集重复结构的图像,由于单个特征点的相似性,采用 RANSAC 算法剔除误匹配点容易出现误判,仅会留下少量的匹配点,且正确率不高,从而导致配准鬼影的出现。

GMS 算法^[20]根据当前匹配点周围的统计信息,可以更准确地剔除误匹配点;但是 GMS 算法的匹配精度与粗匹配点数量成正比,因此需要更多的粗匹配点。与 SIFT、SURF 算法相比,ORB 算法能够在更短的时间内获得更多的特征点供匹配和过滤,因此本文方法采用 ORB 算法提取图像特征点。

由于视差和密集重复结构的存在,经过 GMS 算法剔除误匹配点,完成精匹配后,所估计的变换模型仍然会存在一定的误差,导致变换模型精度不够高。若采用常用的渐入渐出法进行图像融合,在不精确的匹配点位置处会出现物体的不完全重合,导致明显的合成鬼影,而最佳缝合线算法将重叠区域分割成两部分,两边各取一幅图像的内容,合理的分割线可以有效地避免合成鬼影的产生,因此,本文方法采用最佳缝合线算法进行图像融合。

由于 GMS 算法采用网格结构来加速,且仅在重叠区域提取特征点,因此本文方法的效率也优于传统算法。

1.1 图像配准

1.1.1 特征提取与粗匹配

本文首先采用文献[11]方法对图像进行区域分块,确定重叠区域;然后使用 ORB 算法分别提取两幅图像重叠区域中的特征点,得到大量的粗匹配点,采用汉明距离度量距离,并使用 BF 算法完成特征点的粗匹配。ORB 算法采用具有方向的加速分割测试特征(oriented Features from Accelerated Segment Test, oFAST) 算法提取图像中的角点特征,采用具有旋转不变性的二值鲁棒独立基础特征(rotated Binary Robust Independent Elementary Features, rBRIEF) 算法特征点描述子进行特征描述。



1.1.2 特征精匹配

GMS 算法剔除误匹配点基于一个假设:图像中的像素点具有运动平滑性,因此,处于正确匹配点附近的特征点也是一一对应的^[20]。也就是说,在两幅图像中,正确匹配点周围也会存在许多正确匹配的点,而误匹配点周围不会有很多匹配点。

GMS 算法的主要思想如下:首先将图片进行网格化,对于任意网格中的匹配点 x_i ,令 S_i 为 x_i 所在网格的匹配点数量,则 S_i 服从二项分布,如式(1)所示。

$$S_i \approx \begin{cases} B(Kn, p_t), & x_i \in T \\ B(Kn, p_f), & x_i \in F \end{cases} \quad (1)$$

其中: K 表示 x_i 的周围的网格数; n 表示 x_i 的所在网格中的特征点数量; p_t 表示 x_i 匹配正确的概率; p_f 表示 x_i 匹配错误的概率; T 表示 x_i 匹配正确; F 表示 x_i 匹配错误。

S_i 的分布如图 2 所示,从图 2 中可以看出,误匹配和正确匹配的 S_i 分布是不同的,即正确匹配点一般要比误匹配点多,通过设定阈值,使用 S_i 的均值和方差就可以划分误匹配点和正确匹配点。为了表示方便,将 S_i 的均值和方差结合成一个划分指标 P ,对粗匹配后的特征点使用划分指标 P 来剔除误匹配点。 P 的计算式如式(2)所示。

$$P = \frac{m_t - m_f}{s_t + s_f} = \frac{Kn p_t - Kn p_f}{\sqrt{Kn p_t (1 - p_t)} + \sqrt{Kn p_f (1 - p_f)}} \quad (2)$$

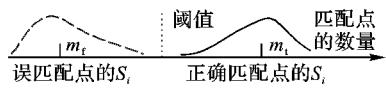


图 2 S_i 的分布

Fig. 2 Distribution of S_i

为了提高算法的精度,可以将该问题转化为一个优化问题,即最大化划分指标 P 。由式(2)可得出式(3),它表示了 P 正比于网格数 K 和网格内的特征数量 n :

$$P \propto \sqrt{Kn} \quad (3)$$

使用式(4)即可以判定当前网格区域是否匹配正确:

$$\text{cell-pair}\{i, j\} \in \begin{cases} T, & S_{ij} > \tau_i = \alpha \sqrt{N_i} \\ F, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中: S_{ij} 表示网格区域 $\{i^k, j^k\}$ 和其 8 邻域网格区域的匹配点总数目,示意图如图 3 所示; τ_i 是阈值; α 是一个常数因子,通常选择 $\alpha = 6$; N_i 是 $K(K = 9)$ 个匹配网格区域的总特征数。

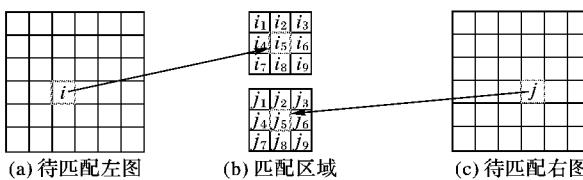


图 3 网格匹配区域 $\{i, j\}$ 示意图

Fig. 3 Schematic diagram of grid matching region $\{i, j\}$

1.2 估计变换模型

在图像配准后,采用 RANSAC 算法估计变换模型,得到两幅图像之间的变换关系。RANSAC 算法采用迭代的方式进行数据拟合,能够从包含异常数据的一组数据集中估计出数学模型,如图 4 所示。

对于两幅图像 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$,两幅图像上的对应匹配点 (x_i, y_i) 和 (x'_i, y'_i) 应满足式(5),因此,只要已知变换

矩阵 H ,就能将两幅图像变换到同一个坐标系中。

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} = H \begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中: $h_{11}, h_{12}, h_{21}, h_{22}$ 表示旋转和尺度变化量; h_{13} 表示水平位移量; h_{23} 表示垂直位移量; h_{31} 和 h_{32} 表示水平和垂直方向的形变量。

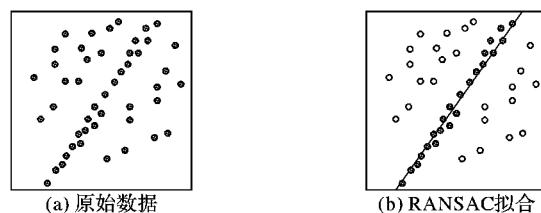


图 4 RANSAC 算法示意图

Fig. 4 Schematic diagram of RANSAC algorithm

经过精匹配后,仍然会存在一定数量的误匹配点,RANSAC 算法可以在存在误匹配点的情况下,估计出两幅图像的变换矩阵。

1.3 图像融合

本文采用最佳缝合线算法^[22]进行图像拼接。将满足下列两个条件的缝合线定义为最佳缝合线:

1) 颜色强度上,两幅图像的颜色差异最小;

2) 结构强度上,缝合线上的像素点在两幅原始图像上的结构最相似。

结构强度差值是通过修改梯度计算 Sobel 算子^[22]实现的,修改后的 Sobel 算子如下:

$$S_x = \begin{bmatrix} -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

$$S_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

由变换矩阵 H 将两幅图像变换到同一坐标系后,求取两幅图像的重叠区域的差值图像,然后运用动态规划的思想,以差值图像第一行像素为起点,建立多条缝合线,并从中寻找颜色强度和结构强度最小的一条缝合线,作为最佳缝合线,其过程如图 5 所示。

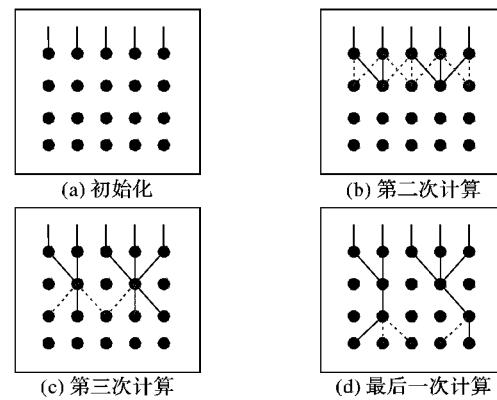


图 5 最佳缝合线搜索过程

Fig. 5 Searching process of optimal seam

算法时间复杂度为计算结构强度和颜色强度的复杂度



$O(M * N)$ 和寻找强度最小缝合线的复杂度 $O(M * N)$, 忽略常数项后, 最终时间复杂度为 $O(M * N)$, M 表示重叠区域的高度, N 表示重叠区域的宽度。

2 实验与结果分析

2.1 运行环境

本文算法实验环境如下: Intel core i7-7700/3.60 GHz CPU, 8 GB 内存, 64 位 Windows 10 操作系统, 编程语言为 C++, 在 Microsoft Visual Studio Community 2017 中运行。

2.2 评价指标

本文分别采用主观评价准则和客观评价指标对实验结果进行综合评价。主观评价准则要求图像中看不出拼接痕迹, 且过渡自然、拼接处没有鬼影出现。客观评价指标采用了

运行时间和匹配正确率(Correct Matching Rate, CMR), CMR 值越大, 匹配性能越好。

2.3 特征精匹配对比实验

为了验证本文方法对于密集重复结构图像特征精匹配的有效性, 分别采用 SIFT + RANSAC 算法、SURF + RANSAC 算法和本文方法对两组龙猫图片进行剔除误匹配点对比实验。实验采用的两组龙猫图片来自于网络, 龙猫的姿态和所处的背景均发生了变化, 且龙猫身上的纹理和背景环境中均存在大量密集重复结构。实验结果如图 6 和表 1 所示。为避免提取的特征点较少导致两幅图像不能匹配, 3 种算法都通过参数设置尽可能提取更多的特征点, 其中: SIFT 算法和本文方法分别设置提取 10 000 个特征点, SURF 算法设置较低的阈值, 以期望提取更多的特征点。

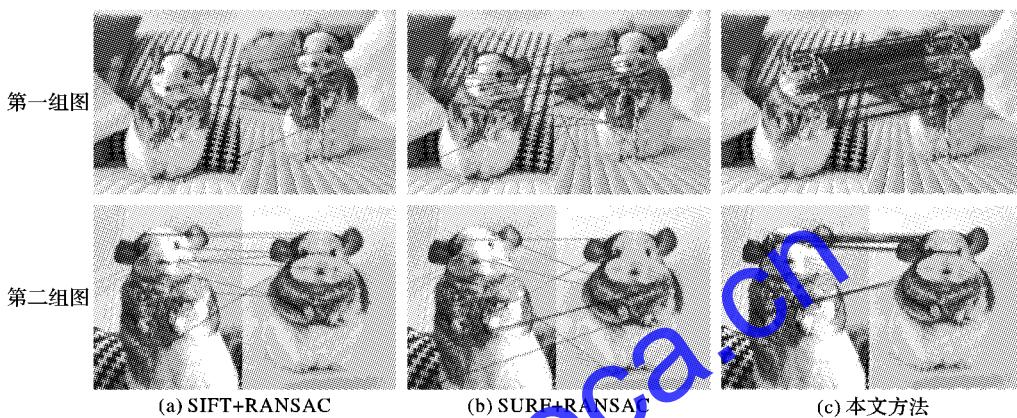


图 6 不同方法剔除误匹配点结果对比

Fig. 6 Result comparison of different methods for rejecting false matching points

从图 6 中可以看出, SIFT 算法和 SURF 算法提取的粗匹配点对较少, 经过 RANSAC 算法再次筛选后, 仅能找到少量的正确匹配点; 而使用本文算法可以得到更多正确的匹配点。表 1 是剔除误匹配点的客观评价对比, 由表 1 可以看出, 本文方法不仅可以获取更多的匹配点, 且匹配正确率更高, 耗时更短。

法和 ORB 算法也都采用区域分块的方法进行了预处理。为了便于描述, 将文献 [11] 中的方法(区域分块 + SIFT + RANSAC + 渐入渐出算法)简称为 AB-SIFT 算法, 将结合区域分块的 SURF + RANSAC + 渐入渐出算法简称为 AB-SURF 算法, 将结合区域分块的 ORB + GMS + 渐入渐出算法简称为 AB-ORB 算法。

表 1 不同方法剔除误匹配点客观指标对比

Tab. 1 Objective indicator comparison of different methods for rejecting false matching points

图像编号	方法	匹配点对数	正确点对数	CMR/%	剔除误匹配用时/ms
第一组图	SIFT + RANSAC	1216	5	0.41	43.5
	SURF + RANSAC	893	20	2.24	46.5
	本文方法	10000	362	3.62	1.6
第二组图	SIFT + RANSAC	1092	8	0.73	49.4
	SURF + RANSAC	836	9	1.08	45.8
	本文方法	10000	120	1.20	1.6

2.4 图像拼接对比实验

图像拼接对比实验的图片由作者从西安科技大学图书馆和实验楼采集而来。图书馆和实验楼的外观均存在密集重复结构, 使用相机以较大视差分别拍摄两张图像, 并保证相邻两帧间有一定程度的重合, 如图 7 所示。图像分辨率为 1440 像素 \times 1080 像素。

本文方法在预处理阶段, 首先采用文献 [11] 的区域分块算法确定了重叠区域, 然后仅对重叠区域进行特征提取和匹配。为了保证实验效果的可参考性, 对比实验中对 SURF 算

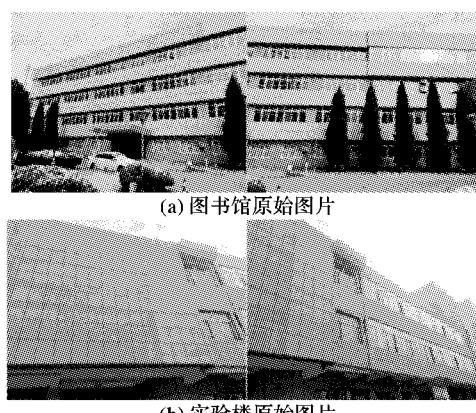


图 7 大视角重复结构图像(拼接前)
Fig. 7 Large angle repetitive structure images (before stitching)

图像拼接实验结果如图 8~9 所示, 其中子图(c)中的折线部分为本文方法找到的最佳缝合线。

从图 8~9 可以看出, AB-SIFT 和 AB-SURF 的拼接结果图中均出现了明显的鬼影, 例如图 8 中的安全警示桩和图 9 中的墙壁, 这是因为所提取出的正确匹配点较少, 导致变换模



型精度不够。由于 ORB 算法可以得到更多的粗匹配点,使得变换模型能计算得较为精确,因此 AB-ORB 的拼接效果要优于 AB-SIFT 和 AB-SURF 算法;但是由于变换模型不够精确,图 8 和图 9 所示 AB-ORB 算法的拼接结果中墙壁部分仍然出现了鬼影,主要原因是渐入渐出算法过于依赖变换模型的精确,由于墙壁上纹理稀疏且结构重复,即使经过 GMS 算法处理后,变换模型的精度还是不够高,导致出现了合成鬼影,而本文算法有效地避免配准鬼影和合成鬼影的产生,在墙壁和安全警示桩处均未出现鬼影,达到了理想的拼接效果。

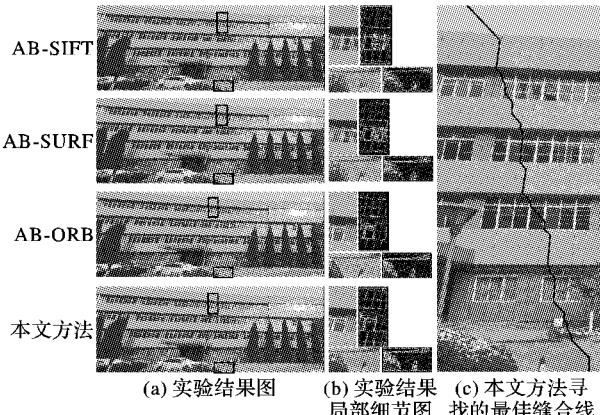


图 8 图书馆拼接结果

Fig. 8 Stitching results of library

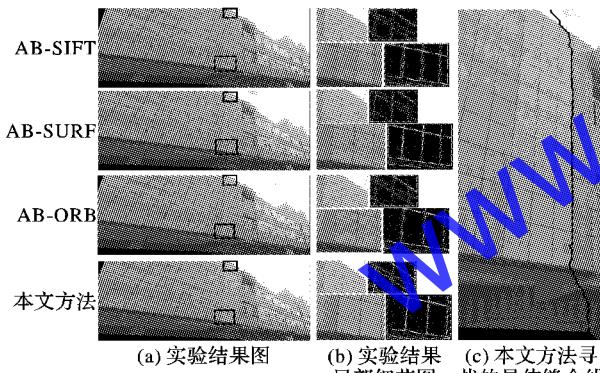


图 9 实验楼拼接结果

Fig. 9 Stitching results of laboratory

为了验证区域分块对拼接速度和质量的影响,图像匹配的客观指标对比实验中除了以上算法外,增加了经典 SIFT 算法和 SURF 算法的结果,如表 2~3 所示。从表 2~3 可以看出,采用区域分块并确定重叠区域的方法,在提高匹配精度的同时,也明显提高了拼接速度。对于具有重复结构的图 7(a),由于其纹理信息较为丰富,因此 SIFT、AB-SIFT、SURF 和 AB-SURF 算法提取的初始匹配点数目较多,所以耗时较长;对于图 7(b),由于纹理特征较少,SIFT、AB-SIFT、SURF 和 AB-SURF 算法剔除的初始匹配点数目较少,虽然耗时变短了,但是经过筛选之后留下的正确匹配点更少了,导致拼接结果不理想。从表 2~3 中还可以看出,本文方法在两幅图像中都能提取较多的特征点,且 CMR 指标均最高,运行时间比采用渐入渐出融合算法的 AB-ORB 算法略长,尽管渐入渐出算法和最佳缝合线算法的时间复杂度都是 $O(M * N)$,但是对所计算出的结构值进行排序求最小值的时间复杂度也是 $O(M * N)$,所以比渐入渐出融合算法的耗时要长,但是本文

方法拼接效果是最好的,因此,综合运行时间、匹配精度和拼接效果三方面,本文方法更具有优越性,平均拼接速度分别是传统 SIFT 和 SURF 算法的 7.4 倍和 3.2 倍,是结合区域分块的 SIFT 算法的 4.1 倍,是结合区域分块的 SURF 算法的 1.4 倍。

表 2 删除误匹配点效率对比

Tab. 2 Efficiency comparison of rejecting false matching points

图像编号	方法	匹配点对数	正确点对数	CMR/%
图 7(a)	SIFT	6496	112	1.72
	SURF	9312	122	1.31
	AB-SIFT	2915	133	4.56
	AB-SURF	6619	137	2.07
图 7(b)	AB-ORB	9809	4302	43.86
	本文方法	9809	4302	43.86
	SIFT	832	55	6.61
	SURF	3145	34	1.08
图 7(b)	AB-SIFT	590	48	8.14
	AB-SURF	1783	35	1.96
	AB-ORB	2132	603	28.28
	本文方法	2132	603	28.28

表 3 删除误匹配点时间对比

Tab. 3 Time comparison of

rejecting false matching points

单位:ms

unit:ms

图像编号	方法	特征匹配	剔除误匹配	图像融合	总用时
图 7(a)	SIFT	2165.7	4.6	16.3	2186.6
	SURF	895.0	94.6	28.8	1019.2
	AB-SIFT	1165.5	7.2	16.4	1189.1
	AB-SURF	585.1	4.7	17.6	607.4
图 7(b)	AB-ORB	476.4	1.8	11.7	489.9
	本文方法	471.9	1.8	49.7	523.4
	SIFT	1582.7	3.5	17.7	1603.9
	SURF	533.8	97.2	31.8	662.8
图 7(b)	AB-SIFT	865.0	4.7	19.5	889.2
	AB-SURF	227.0	4.9	22.2	254.1
	AB-ORB	95.4	1.2	11.9	108.5
	本文方法	91.0	1.2	54.0	146.2

3 结语

对于具有密集重复结构的图像拼接,使用 SIFT、SURF 及其改进算法提取特征点时,会存在大量的误匹配点,经 RANSAC 算法剔除误匹配点后,保留下的匹配点数量很少,且精度不高,导致变换模型估计不精确,出现拼接鬼影和合成鬼影。针对此问题,本文提出了一种基于 GMS 和最佳缝合线的快速图像拼接方法。GMS 能够更精确地剔除误匹配点,保留更多的正确匹配点,为图像拼接提供更高精度的变换模型,且速度更快;最佳缝合线法能够在变换模型精度有所欠缺的情况下,有效抑制合成鬼影。实验结果表明,对于具有密集重复结构的图像,本文方法能够获得更佳的拼接效果,且运行时间更短。如何进一步地提升图像拼接算法的性能,并最终实现实时拼接,是接下来的研究方向。

参考文献 (References)

- [1] KANKONKAR J T G, NAIK N. Image security using image encryption and image stitching [C]// Proceedings of the 2017 International



- Conference on Computing Methodologies and Communication. Piscataway: IEEE, 2017: 151 – 154.
- [2] LI Z, ISLER V. Large scale image mosaic construction for agricultural applications [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2016, 1(1): 295 – 302.
- [3] 韩李涛, 刘海龙, 孔巧丽, 等. 基于多核计算环境的地貌晕渲并行算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(7): 1911 – 1915, 1920. (HAN L T, LIU H L, KONG Q L, et al. Parallel algorithm for hillshading under multi-core computing environment [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(7): 1911 – 1915, 1920.)
- [4] WANG G, ZHAI Z, XU B, et al. A parallel method for aerial image stitching using ORB feature points [C]// Proceedings of the 2017 IEEE/ACIS 16th International Conference on Computer and Information Science. Piscataway: IEEE, 2017: 769 – 773.
- [5] LI N, XU Y, WANG C. Quasi-homography warps in image stitching [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 20(6): 1365 – 1375.
- [6] UYTTENDAELE M, EDEN A, SKELISKI R. Eliminating ghosting and exposure artifacts in image mosaics [C]// Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2001: 509 – 516.
- [7] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 – 110.
- [8] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-Up Robust Features (SURF) [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346 – 359.
- [9] 蔡怀宇, 武晓宇, 卓励然, 等. 结合边缘检测的快速 SIFT 图像拼接方法[J]. 红外与激光工程, 2018, 47(11): 441 – 447. (CAI H Y, WU X Y, ZHUO L R, et al. Fast SIFT image stitching algorithm combining edge detection [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(11): 441 – 447.)
- [10] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381 – 395.
- [11] 李玉峰, 李广泽, 谷绍湖, 等. 基于区域分块与尺度不变特征变换的图像拼接算法[J]. 光学精密工程, 2016, 24(5): 1197 – 1205. (LI Y F, LI G Z, GU S H, et al. Image mosaic algorithm based on area blocking and SIFT [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(5): 1197 – 1205.)
- [12] ZHOU X, ZHANG H, WANG Y. A multi-image stitching method and quality evaluation [C]// Proceedings of the 2017 4th International Conference on Information Science and Control Engineering. Piscataway: IEEE, 2017: 46 – 50.
- [13] 何宾, 陶丹, 彭勃. 高实时性 F-SIFT 图像拼接算法[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(S2): 440 – 444. (HE B, TAO D, PENG B. High real-time F-SIFT image mosaic algorithm [J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42: 440 – 444.)
- [14] PATEL M S, PATEL N M, HOLIA M S. Feature based multi-view image registration using SURF [C]// Proceedings of the 2015 International Symposium on Advanced Computing and Communication. Piscataway: IEEE, 2015: 213 – 218.
- [15] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]// Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2011: 2564 – 2571.
- [16] WANG M, NIU S, YANG X. A novel panoramic image stitching algorithm based on ORB [C]// Proceedings of the 2017 International Conference on Applied System Innovation. Piscataway: IEEE, 2017: 818 – 821.
- [17] 邹承明, 侯小碧, 马静. 基于几何学图像配准的 SIFT 图像拼接算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(4): 32 – 36. (ZOU C M, HOU X B, MA J. SIFT image stitching based on geometric image registration solution [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2016, 44(4): 32 – 36.)
- [18] LIN W, LIU S, JIANG N, et al. RepMatch: robust feature matching and pose for reconstructing modern cities [C]// Proceedings of the 2016 European Conference on Computer Vision, LNCS 9905. Cham: Springer, 2016: 562 – 579.
- [19] LIN W-Y D, CHENG M-M, LU J, et al. Bilateral functions for global motion modeling [C]// Proceedings of the 2014 European Conference on Computer Vision, LNCS 8692. Cham: Springer, 2014: 341 – 356.
- [20] BTAN J, LIN W, MATSUSHITA Y. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence [C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2017: 2828 – 2837.
- [21] DUPLAQUET M-L. Building large image mosaics with invisible seam lines [J]. Proceedings of SPIE, 1998, 3387: 369 – 377.
- [22] 方贤勇, 潘志庚, 徐丹. 图像拼接的改进算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(11): 1362 – 1365. (FANG X Y, PAN Z G, XU D. An improved algorithm for image mosaics [J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2003, 15(11): 1362 – 1365.)

This work is partially supported by the China Postdoctoral Science Foundation (2016M602941XB).

MU Qi, born in 1974, Ph. D. candidate, associate professor. Her research interests include artificial intelligence, computer vision, image processing.

TANG Yang, born in 1994, M. S. candidate. His research interests include computer vision, image processing.

LI Zhanli, born in 1964, Ph. D., professor. His research interests include computer graphics, image processing.

LI Hong'an, born in 1978, Ph. D., associate professor. His research interests include graphics and image processing, computer vision.