

文章编号:1007-2780(2022)06-0758-10

基于 BRISK 和改进 RANSAC 算法的图像拼接

杜 港*, 侯凌燕, 佟 强, 杨大利
(北京信息科技大学 计算机学院, 北京 100101)

摘要:针对图像拼接的速度优化和最终匹配对优化问题,本文提出了一种基于 BRISK(Binary Robust Invariant Scalable Keypoints)特征点检测算法和改进 RANSAC(Random sample consensus)算法的图像拼接方法。改进的 RANSAC 算法旨在通过循环以求得更多匹配对,具体改进为在计算内点个数时加入循环以及将内点的判断时使用的欧氏距离改成面积。实验结果表明,本文改进的 RANSAC 算法使得内点个数增加,平均反向投影错误率相对于原算法减小了约 10%;提出的拼接方法相对于常用的拼接方法时间缩短了约 50%。本文提出的方法能够实现实时、准确的图像拼接。

关键词:图像拼接;改进 RANSAC 算法;单应性矩阵;BRISK 算法

中图分类号:TP391.9 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2021-0292

Image mosaicing based on BRISK and improved RANSAC algorithm

DU Gang*, HOU Ling-yan, TONG Qiang, YANG Da-li

(College of Computer, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China)

Abstract: Aiming at the optimization of speed and of final matching pairs for image mosaicing, this paper proposes an image mosaicing algorithm based on BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints) keypoint detection algorithm and improved RANSAC (Random sample consensus) algorithm. The improved RANSAC algorithm aims to find more matching pairs through loops. The specific improvements are adding loops while calculating the number of inliers and changing the Euclidean distance used for inliers judgment to area. The experimental results show that the improved RANSAC algorithm increases the number of inliers, and the average back-projection error rate is reduced by about 10% compared with the original algorithm. Compared with the common mosaicking methods, the time cost of the mosaicking method proposed in this paper is reduced by about 50%. The method proposed in this paper can realize real-time and accurate image mosaic.

Key words: image mosaicing; improved RANSAC algorithm; homography matrix; BRISK algorithm

收稿日期:2021-11-17;修订日期:2021-12-27.

基金项目:北京市教委科研计划一般项目(No. KM202111232003);北京信息科技大学学科与研究生教育校内项目(No. 5112111004)

Supported by General Project of Beijing Municipal Education Commission's Scientific Research Plan (No. KM202111232003); Beijing Information Science and Technology University Discipline and Post-Graduate Education Campus Project (No. 5112111004)

*通信联系人, E-mail: 1938323768@qq.com

1 引言

图像拼接是图像处理的一个重要领域,指的是将两张或多张有重叠像素的图像经过一系列操作组成一张广角图像^[1],目前广泛应用于遥感影像配准、计算机视觉、医学图像处理、视觉SLAM以及嵌入式设备等领域,如相机在拍摄时由于拍摄空间和相机视角局限性的影响,导致单张图像获取信息有限,需要利用图像拼接的方式获得包含信息更加丰富的图像。图像拼接主要分为基于频域的拼接方法和基于时域的拼接方法两类。基于频域的拼接方法是通过傅里叶变换将图像变换至频域,然后根据图像间的互功率谱求解出平移矢量,最后根据平移矢量实现图像拼接^[2]。基于时域的拼接方法又分为基于灰度拼接和基于图像特征点拼接两类方法,基于灰度的理论研究较早但实际应用相对较少,主要是通过验证图像的灰度相关性来实现图像拼接,该方法在解决图像畸变大、不连续等问题时存在困难,因此,基于灰度的拼接方法难以获得较好的拼接结果^[3];基于图像特征点的拼接方法主要通过计算图像特征点的位置关系求解出图像的变换关系,再根据变换关系实现图像拼接,该方法具有计算速度快、鲁棒性强的优势,可以获得较好的拼接结果^[4]。目前,图像拼接主要是基于特征点拼接实现的。

常用的特征点提取方法有SIFT (Scale Invariant Feature Transform)^[5-6]、SURF (Speeded Up Robust Features)^[7-8]以及ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)^[9-10]等方法。SIFT算法是由Lowe等人提出的,文献[11-12]将该方法结合RANSAC^[13]算法应用在图像拼接中,该算法对尺度缩放、旋转、亮度变化保持不变性,对仿射变换、视角变化、噪声也保持一定程度的稳定性,但是因为使用多次的高斯卷积,使得其存在运算量较大,运行时间较长的缺点,尤其是在算力有限的嵌入式设备上很难满足实时性。SURF算法是由Bay等人提出的,文献[3,14]将该方法分别结合PROSAC^[15]算法和RANSAC算法应用在图像拼接中。SURF算法是SIFT算法的一种改进,它使用盒状滤波器代替高斯卷积,再配合上积分图像,大幅减小了特征点的提取时间,但其

检测到的特征点比SIFT算法要多,因此其进行特征点匹配时相对耗时,依然存在运行时间较长的缺点,同样无法较好地满足算力有限的嵌入式设备上满足实时性。ORB算法是由Rublee等人提出的,文献[4]将该方法结合RANSAC算法应用在图像拼接中。该算法是一种较为简单的利用二进制特征描述符进行特征点提取的算法,其显著特点是速度超快,具有旋转不变性,在一定程度上不受噪声和图像变换的影响,虽然在算力较低的嵌入式设备上满足实时性,但存在不具备尺度不变性且特征点匹配准确率较低的问题。

为了解决这些问题,本文提出了一种基于BRISK和改进RANSAC算法的方法来实现图像拼接。首先,针对特征点的检测速度问题,本文使用BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints)^[16]算法进行特征点检测。然后,为了在特征点精匹配中得到更多的特征点匹配对数,本文提出了一种基于RANSAC算法的改进算法:(1)先随机地从粗匹配点对中选择4个点对计算单应性矩阵 H ,再根据单应性矩阵 H 计算统计出内点数,再根据内点拟合出新的单应性矩阵,以此循环,直至内点的个数不再增加为循环的结束,将此操作执行多次,内点数最大所对应的单应性矩阵为最终结果;(2)对RANSAC的内点将欧氏距离判断改成面积判断。实验结果证明,本文提出的方法可以缩短特征点检测的运行时间且得到更多的内点数,从而提高准确度。

2 实验原理

图像拼接的原理为找到两幅图像中相对应的位置,然后经过对待拼接图像的投影变换,将两幅图像置于同一图像坐标系中,从而完成图像拼接。本文中寻找对应位置使用到BRISK算法;投影变换关系需使用单应性矩阵表示。

2.1 特征检测算法BRISK

BRISK算法是由Stefan等人提出的,该方法和SURF算法、SIFT算法一样,具有尺度不变性和旋转不变性,但运行速度优于SURF算法、SIFT算法。该方法在运行速度上的优势,主要归结于采用基于FAST方法进行特征点检测和使用类似于BRIEF方法的二值位字符串描述符。

BRISK 方法构建了由 n 个组层和 n 个组间层组成的尺度空间金字塔(n 值一般为 4), 这样保证了 BRISK 方法的尺度不变性。若用 t 表示图像的尺度, 则各层的尺度公式可由式(1)表示:

$$\begin{aligned} t(c_i) &= 2^i, \\ t(d_i) &= 2^i \cdot 1.5, \end{aligned} \quad (1)$$

式中: c_i 表示第 i 个组层, d_i 为第 i 个组间层, $i = \{0, 1, \dots, n-1\}$ 。

BRISK 方法先使用 FAST9-16^[17] 方法和 FAST5-8^[18] 方法进行特征点提取, 然后对特征点的得分值在相邻的两个尺度空间上进行非极大值抑制, 其中得分值为角点响应值。最后, 再使用最小二乘法结合得分值拟合得到特征点的亚像素坐标以及对应的尺度。

BRISK 方法的特征点描述符创建是以特征点为中心, 围绕特征点有 4 个同心圆, 每个同心圆的圆周上分布着数量不同的采样像素, 从内而外分别为 10, 14, 15, 20, 加上特征点一共是 60 个采样点, 将这 60 个采样点两两进行组合, 可得到 1 770 个组合。所对应的数学表示形式见式(2):

$$A = \{(P_i, P_j) \in R^2 \times R^2 | i \leq N, j < i, N = 60\}, \quad (2)$$

式中, R^2 代表二元组, P_i, P_j 为 60 个采样点中的一个。在 BRISK 中, 根据采样点间的距离长短, 从 A 中取出集合 S 和 L 。 S 和 L 的定义见式(3):

$$S = \{(P_i, P_j) \in A | d_{i,j} < \delta_s\},$$

$$L = \{(P_i, P_j) \in A | d_{i,j} < \delta_L\},$$

$$d_{i,j} = \|p_i - p_j\| = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}, \quad (3)$$

式中, P_i 的坐标为 (x_i, y_i) , P_j 的坐标为 (x_j, y_j) , $\delta_s = 9.75t$, $\delta_L = 13.67t$, t 表示尺度。

集合 L 用于构建特征点的角度属性。设 $(P_i, P_j) \in L$, 则这两个采样像素的局部梯度 $\Delta x, \Delta y$ 可由式(4)表示:

$$\begin{cases} \Delta x = \frac{(x_i - x_j)(I(p_i, \sigma_i) - I(p_j, \sigma_j))}{d_{i,j}^2} \\ \Delta y = \frac{(y_i - y_j)(I(p_i, \sigma_i) - I(p_j, \sigma_j))}{d_{i,j}^2} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: P_i 的坐标为 (x_i, y_i) , P_j 的坐标为 (x_j, y_j) , $I(p_i, \sigma_i)$ 为采样像素 P_i 高斯平滑后的灰度值,

$I(p_j, \sigma_j)$ 为采样像素 P_j 高斯平滑后的灰度值, σ_i, σ_j 为高斯平滑时使用的标准差。令

$$\begin{aligned} g_x &= \frac{1}{l} \sum_L \Delta x, \\ g_y &= \frac{1}{l} \sum_L \Delta y, \end{aligned} \quad (5)$$

则特征点的角度 α 可由式(6)表示:

$$\alpha = \arctan\left(\frac{g_y}{g_x}\right). \quad (6)$$

集合 S 用于构建特征点的描述符, BRISK 算法的描述符是基于二值位字符串形成的, 字符串的每一位 b 见式(7):

$$b = \begin{cases} 1, & I(p_j^a, \sigma_j) > I(p_i^a, \sigma_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad (7)$$

式中, p_j^a 和 p_i^a 为经过 α 旋转以后的采样模板中集合 S 中的一对采样点, 这样保证了旋转不变性。

2.2 单应性矩阵的求解

单应性矩阵 H 为一个 3×3 的矩阵^[19]。设

$$H = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

则有

$$\begin{pmatrix} x_b \\ y_b \\ w_b \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_a \\ y_a \\ w_a \end{pmatrix}, \quad (9)$$

$$\frac{x_b}{w_b} = \frac{h_1 x_a + h_2 y_a + h_3 w_a}{h_7 x_a + h_8 y_a + h_9 w_a} = \frac{\frac{h_1 x_a}{w_a} + \frac{h_2 y_a}{w_a} + h_3}{\frac{h_7 x_a}{w_a} + \frac{h_8 y_a}{w_a} + h_9}, \quad (10)$$

$$\frac{y_b}{w_b} = \frac{h_4 x_a + h_5 y_a + h_6 w_a}{h_7 x_a + h_8 y_a + h_9 w_a} = \frac{\frac{h_4 x_a}{w_a} + \frac{h_5 y_a}{w_a} + h_6}{\frac{h_7 x_a}{w_a} + \frac{h_8 y_a}{w_a} + h_9}, \quad (11)$$

令

$$u_a = \frac{x_a}{w_a}, v_a = \frac{y_a}{w_a}, u_b = \frac{x_b}{w_b}, v_b = \frac{y_b}{w_b}, \quad (12)$$

则

$$\begin{cases} u_b = \frac{h_1 u_a + h_2 v_a + h_3}{h_7 u_a + h_8 v_a + h_9} \\ v_b = \frac{h_4 u_a + h_5 v_a + h_6}{h_7 u_a + h_8 v_a + h_9} \end{cases}. \quad (13)$$

在单应性矩阵 H 中, h_9 是尺度,且恒为1,故共有8个未知数。由上述式(8)~(13)知,一对映射点对可推导出两个等式,则至少需要4对点就可以解出单应性矩阵 H 。换言之,要将一副图像投影变换为另一幅图像,至少需要知道投影变换前后4对点的映射关系。

在计算单应性矩阵 H 时,如果已知的映射点对只有4对时,可通过上述公式直接求解出 H 的值;但当对应点超过4对时,可使用最小二乘法,使得反向投影错误率的值最小,来拟合求解单应性矩阵 H ,反向投影错误率的求解过程见式(14):

$$f = \sum_i \left(x'_i - \frac{h_1 x_i + h_2 y_i + h_3}{h_7 x_i + h_8 y_i + h_9} \right)^2 + \left(y'_i - \frac{h_4 x_i + h_5 y_i + h_6}{h_7 x_i + h_8 y_i + h_9} \right)^2, \quad (14)$$

式中: $h_1 \cdots h_9$ 为对应的单应性矩阵 H 的9个值, x'_i, y'_i 为变换后的特征点坐标值, x'_i 为横坐标, y'_i 为纵坐标。 x_i, y_i 为变换前的特征点坐标值, x_i 为横坐标, y_i 为纵坐标。

2.3 加权融合

由于输入的两幅图像存在亮度等方面的差异,在完成图像拼接后,新生成的图像会存在明显的拼接痕迹,影响视觉直观效果,需要采用加权平滑算法来实现两幅图像间的融合过渡。融合方法见公式(15):

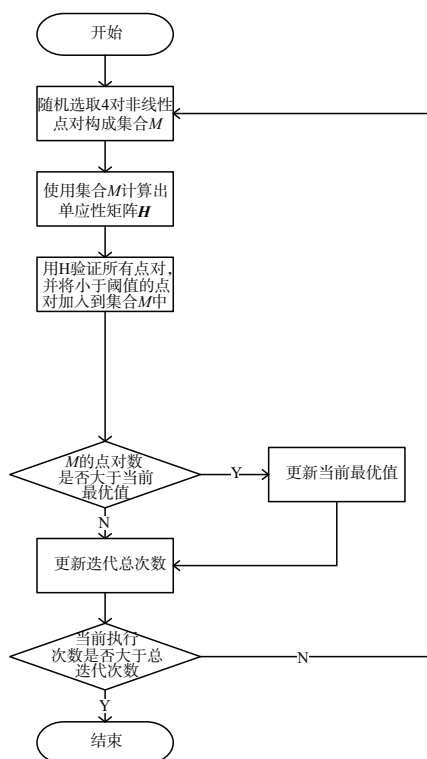
$$f(x, y) = \begin{cases} f_1(x, y), & (x, y) \in R_1 \\ d_1 f_1(x, y) + d_2 f_2(x, y), & (x, y) \in R_2 \\ f_2(x, y), & (x, y) \in R_3 \end{cases} \quad (15)$$

式中: R_1, R_3 表示两幅图像的非重合区域, R_2 为两幅图像的重合区域, $f_1(x, y), f_2(x, y)$ 为两幅图像 (x, y) 处的灰度值, d_1, d_2 为加权系数且 $d_1 + d_2 = 1$ 。

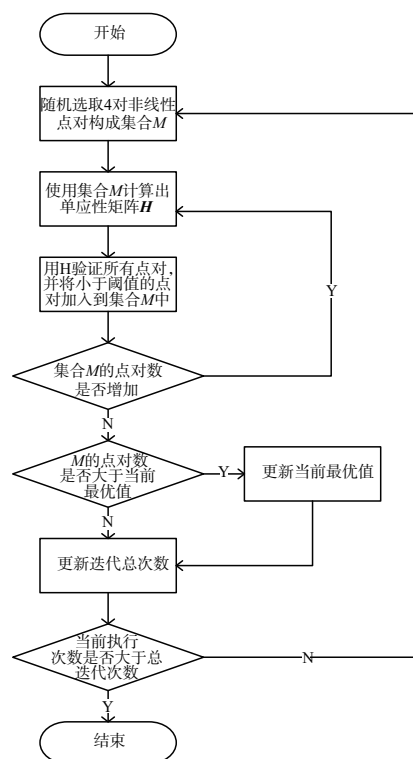
3 基于RANSAC算法的改进

3.1 传统的RANSAC算法

RANSAC算法的主要作用是剔除掉特征点错误匹配对,算法所对应的流程图如图1(a)所



(a) 传统的RANSAC算法
(a) Traditional RANSAC algorithm



(b) 改进的RANSAC算法
(b) Improved RANSAC algorithm

图1 改进前后的RANSAC算法

Fig. 1 RANSAC algorithm before and after improvement

示。其主要步骤为:

(1)从粗匹配结果中,随机的选取 4 对非线性特征点匹配对组成集合 M ;

(2)使用集合 M 计算出单应性矩阵 H ;

(3)使用 H 对粗匹配结果中的所有匹配对进行验证,统计内点个数(内点为小于预设阈值的匹配对);

(4)若当前内点数大于当前最优单应性矩阵的内点数,则对当前最优单应性矩阵进行更新,反之,不更新;

(5)根据当前最优单应性矩阵的内点数更新迭代总次数,若当前迭代次数小于总迭代次数,返回执行步骤(1),反之,则当前最优单应性矩阵为最终结果。

3.2 改进的 RANSAC 算法

根据上述的 RANSAC 算法可知,在粗匹配的结果中匹配到的内点数越多,则认为当前模型越好,所以可以通过循环增大集合 M ,使其可以拟合更多的匹配点对,从而使得最终结果可以计算到更多的匹配对,故将算法做以下改进,算法所对应的流程图如图 1(b)所示。

(1)从粗匹配结果中,随机的选取 4 对非线性特征点匹配对组成集合 M ;

(2)使用集合 M 计算出单应性矩阵 H ;

(3)使用 H 对粗匹配结果中的所有匹配对进行验证,将内点加入到集合 M 中;

(4)若集合 M 的点对数增加,则返回步骤(2)继续执行;若集合 M 保持不变,则执行步骤(5);

(5)若集合 M 的点对数大于当前最优单应性矩阵的点对数,则对当前最优单应性矩阵进行更新,反之,不更新;

(6)根据当前最优单应性矩阵的内点数更新迭代总次数,若当前迭代次数小于总迭代次数,返回执行步骤(1),反之,则当前最优单应性矩阵为最终结果。

3.3 RANSAC 算法中阈值的选择

在 RANSAC 算法中,判断一个匹配对是否为内点(正确匹配对)的依据是:像素点 (X, Y) 经过单应性矩阵 H 投影变换得到的值与实际值的差应小于等于阈值。

当阈值取到足够大,接近无穷,那么此时任意选择的 4 个初值所求出来的结果都将使匹配对

满足情况,均被置成内点,无法达到将错误匹配对剔除的目的,从而导致最终拼接效果不佳。

当阈值取到足够小,甚至是等于 0 时,则此时将会使绝大部分匹配对都不满足情况,满足情况的匹配对将会变得寥寥无几,并且将大部分正确匹配对剔除,使得最终内点结果占实际正确匹配对的比例太低,得到的内点将无法代表整体正确匹配对,使得结果的偶然性增大,导致拼接效果不佳。

当阈值取到合适值时,此时错误匹配对将会被剔除,正确匹配对被置成内点保留,且内点结果占实际正确匹配对的比例较高,可用得到的内点代表整体正确匹配对,使得最终效果更佳。

为了提高单应性矩阵的准确度,必须选择合适的阈值。由于在特征点检测 BRISK 算法中得到的特征点的像数值是近似值而非精确值,所以此时就必须允许误差的存在。虽然得到的像数值是近似值,但由 BRISK 算法可知,该近似值与精确值的差距在一个像素之内,故将阈值设置为 1,且需将原内点判定方法由欧式距离改为面积判断,即将式(16):

$$d^2x + d^2y \leq 1, \quad (16)$$

改成式(17):

$$\begin{cases} |dx| \leq 1 \\ |dy| \leq 1 \end{cases}, \quad (17)$$

其中: dx 为实际值与计算值的横坐标差, dy 为实际值与计算值的纵坐标差。

4 实验方案与分析

实验在 Python3.7 和 Opencv3.4.5 下完成,硬件环境为:Windows10 操作系统,主频 2.20 GHz 的 Core i7-8750H 处理器、内存为 8 GB 的笔记本电脑。本文共设计了 3 组实验:实验一用于验证 BRISK 算法相对于 SURF 算法、SIFT 算法以及 ORB 算法在特征点检测时间以及特征点匹配准确率上的优势;实验二用于验证本文改进的 RANSAC 算法相对于传统 RANSAC 算法以及 PROSAC 算法在特征点匹配对和平均反向投影误差上的优势;实验三用于验证本文所使用的算法相对于其他常用算法的整体执行时间优势。

4.1 实验数据

本文的实验数据来源包括两部分:自主拍摄

和网上收集。实验数据共有18幅图像,分为9组,内容包括人物、楼宇、道路、自然风光等。

4.2 实验流程

首先读入一组图像,对图像使用BRISK算法进行特征点提取,对得到的特征点使用KNNmatch进行初始匹配,由于粗匹配的结果中

依然含有错误匹配对,无法直接使用最小二乘法来计算单应性矩阵 H ,因此还需将匹配结果通过RANSAC算法进行错误匹配对剔除,再将精匹配结果使用最小二乘法求得单应性矩阵 H ,最后根据求得的矩阵 H 对图像进行转换拼接融合。流程图如图2所示。

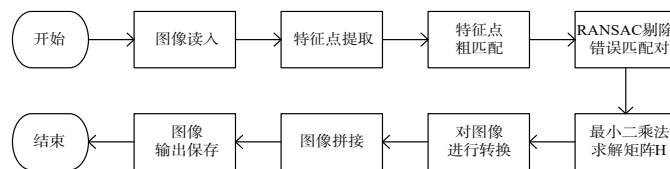


图2 实验流程

Fig. 2 Experimental process

4.3 匹配精度评价指标

4.3.1 特征点的正确匹配对的数量

使用RANSAC算法进行特征点错误匹配对剔除时,不仅会剔除掉错误的匹配对,同时也会将部分正确的匹配对进行剔除,尤其是在阈值要求严格的情况下,更容易将正确的匹配对进行误剔除。即在计算单应性矩阵 H 时,使用到的正确匹配对是整体的一部分,这一部分正确匹配对的数量越大,越可以代表整体正确匹配对,所以相对保留的正确匹配对越多越好。所以在阈值要求严格的情况下,特征点的正确匹配对数量越多,得到的单应性矩阵 H 越准确。

4.3.2 平均反向投影错误率

平均反向投影错误率可用来评估算法的匹配精度。平均反向投影错误率的计算式见式(18):

$$K = \frac{1}{n} \sum_i \left(x'_i - \frac{h_1 x_i + h_2 y_i + h_3}{h_7 x_i + h_8 y_i + h_9} \right)^2 + \left(y'_i - \frac{h_4 x_i + h_5 y_i + h_6}{h_7 x_i + h_8 y_i + h_9} \right)^2, \quad (18)$$

式中: K 为平均反向投影错误率, n 为精匹配的正确匹配对的总数, $h_1 \cdots h_9$ 为对应的单应性矩阵 H 的9个值, x'_i, y'_i 为变换后的特征点坐标值。 x_i, y_i 为变换前的特征点坐标值。

显然,平均反向投影错误率越小,单应性矩阵 H 的结果越精确。

4.4 实验结果分析

4.4.1 实验一

该实验的设计目的为验证BRISK算法相对

于SURF算法、SIFT算法以及ORB算法的优势。实验结果如图3、图4所示。

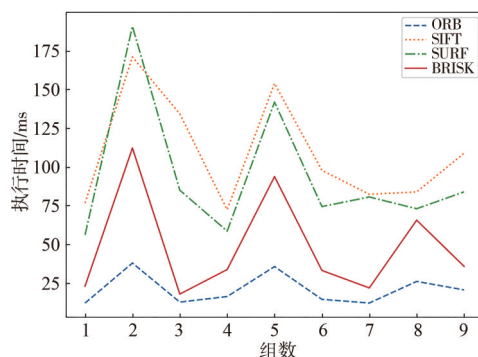


图3 各算法提取特征点的时间对比

Fig. 3 Time comparison of feature points extracted by each algorithm

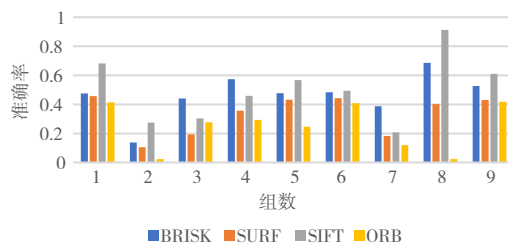


图4 各算法的特征点匹配准确率

Fig. 4 Matching accuracy of each keypoint detection algorithm

图3的折线图是由BRISK算法、SURF算法、SIFT算法以及ORB算法对图像进行特征点检测所需时间的比较,各种算法的运行时间为10次执行时间取平均值为结果。由图3的各种

特征点检测算法的时间对比结果可以发现,ORB算法的执行时间最少,BRISK算法的执行时间低于SURF算法、SIFT算法,为次优结果。

图4的柱状图是由BRISK算法、SURF算法、SIFT算法以及ORB算法对图像进行特征点匹配后,得到的特征点匹配准确率,其中特征点匹配准确率为经过RANSAC算法得到的匹配对个数除以粗匹配对个数。由图4可知,在当前阈值下,ORB算法的匹配准确率最低,尤其在第2、8组数据上,匹配准确率仅有0.02;BRISK算法的匹配准确率在各组数据上均优于SURF算法、ORB算法,在第3、4、7组数据上优于SIFT算法。

由图3、图4可知,虽然BRISK算法的执行时间稍弱于ORB算法,但其在匹配准确率上有着更为优秀的结果。BRISK算法在执行时间和匹配准确率上均优于SURF算法。与SIFT算法相比,BRISK算法虽然只有3组数据在匹配准确率上占优势,但是在执行时间上各组数据均优于SIFT算法,总体上可认为BRISK算法优于SIFT算法。综上,在当前阈值下,BRISK算法相对于SURF算法、SIFT算法以及ORB算法具有明显的优势。

4.4.2 实验二

该实验的设计目的为验证本文改进的RANSAC算法相对于传统RANSAC算法以及PROSAC算法的优势,实验结果如图5和表1所示。

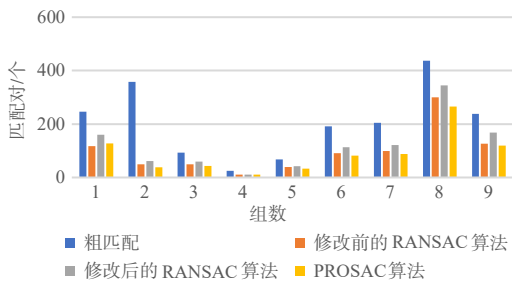


图5 特征点的正确匹配对数目的比较结果

Fig. 5 Comparison of the number of correct matching pairs of keypoints

图5柱状图是经过剔除错误匹配对算法后保留的特征点最终匹配对数。粗匹配为经过KNNmatch匹配算法得到的匹配结果,传统的RANSAC算法、改进的RANSAC算法、PRO-

SAC算法分别为将粗匹配结果经过对应的算法得到的最终正确匹配对个数。从图5中数据可以发现,在每一组中,都剔除掉了大量的错误匹配对,但改进后的RANSAC算法所保留的正确匹配对的个数大于传统的RANSAC算法的结果,也大于PROSAC算法的结果。

表1是经过剔除错误匹配对算法后计算得到单应性矩阵 H ,再利用其求得平均反向投影错误率的结果,传统的RANSAC算法、改进的RANSAC算法、PROSAC算法分别为经过对应算法求得的平均反向投影错误率。从表1中数据可以发现,在每一组中,改进后的RANSAC算法得到的平均反向投影错误率小于传统的RANSAC算法,同时也小于PROSAC算法的结果。由实验数据可知:相对于传统的RANSAN算法,本文改进的RANSAC算法在平均反向投影错误率减少了约10%。

表1 平均反向投影错误率的比较结果

Tab.1 Comparison of the average back-projection error rate

组数	传统的 RANSAC算法	改进后的 RANSAC算法	PROSAC算法
1	0.604	0.527	0.566
2	0.476	0.428	0.458
3	0.530	0.493	0.511
4	0.333	0.333	0.333
5	0.491	0.459	0.493
6	0.553	0.510	0.625
7	0.584	0.536	1.023
8	0.534	0.526	0.565
9	0.725	0.590	0.940

如图5、表1所示,改进的RANSAC算法的在特征点的正确匹配对数目和平均反向投影错误率上都具有优越性。以图像组数1为例,其对应的图像处理过程如图6所示。

由图6(d)可以发现,经过特征点粗匹配后,匹配结果中存在部分错误匹配对;图6(e)、(f)、(g)分别为粗匹配结果使用改进后的RANSAC算法、传统的RANSAC算法以及PROSAC算法进行剔除后的结果,括号内的数值为匹配对个数。可以发现,改进后的RANSAC算法得到的结果均为正确匹配对,且数量上优于传统的

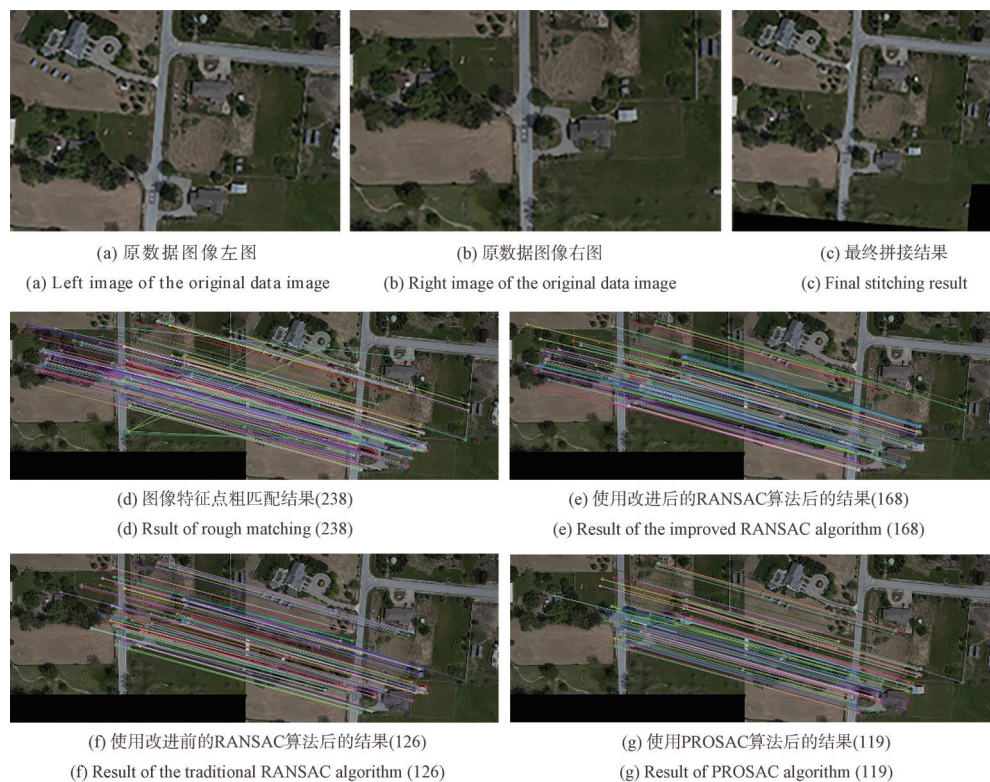


图6 图像拼接比较

Fig. 6 Image mosaicing comparison

RANSAC 算法和 PROSAC 算法;由图 6(c)可知,最终得到的拼接结果过渡较为自然,无明显接缝。

4.4.3 实验三

为了验证本文算法在时间方面的有效性,本实验将本文所用方法与较为常用的 SIFT+RANSAC 方法、SIFT+PROSAC 方法、SURF+RANSAC 方法、SURF+PROSAC 方法进行图像拼接的整体时间比较,整体时间主要包括特征点检测时间、特征点粗匹配时间、精匹配时间以及图像投影变换时间。实验结果如表 2 所示,其中各拼接方法执行时间为 10 次执行时间取平均值的结果。

从表 2 中数据可以发现,本文的图像拼接方法的执行时间优于 SIFT+RANSAC 方法、SIFT+PROSAC 方法、SURF+RANSAC 方法、SURF+PROSAC 方法。本文的图像拼接方法的时间占比约为上述方法的 50%,尤其是在第 3 组和 7 组数据上,执行时间仅为其他算法的 1/3,体现了本文方法的优越性。

表 2 各拼接方法执行时间比较

Tab. 2 Comparison of execution time of each algorithm (ms)

组数	本文 方法	SIFT + RANSAC	SIFT + PROSAC	SURF + RANSAC	SURF + PROSAC
1	42.08	85.72	82.97	129.45	110.34
2	306.09	468.84	445.00	515.83	486.62
3	31.01	110.63	97.34	141.62	112.58
4	42.98	98.83	95.54	105.91	97.54
5	141.72	239.16	237.07	297.00	293.41
6	51.77	90.75	89.26	84.87	81.88
7	38.30	116.88	69.21	126.86	78.09
8	88.67	167.95	167.49	146.11	140.32
9	55.46	114.11	112.93	144.51	138.83

5 结 论

针对图像拼接的特征点检测时间优化和最终匹配对优化问题,本文提出了一种图像拼接方法。该方法先使用 BRISK 算法进行特征点检测,有效缩短了特征点检测的运算时间;然后改进了 RANSAC 错误匹配对剔除方法,使得在相同的条件下,可以得到的内点数大于

原 RANSAC 算法,从而提高图像拼接的准确度。实验结果表明,BRISK 算法相对于 SURF 算法、SIFT 算法以及 ORB 算法在特征点检测时间以及特征点匹配准确率上具有优势;本文改进的 RANSAC 算法使得内点个数增加,平均反向投影错误率相对于原算法减小了 10% 左右;本文提出的拼接方法的执行耗时约为常用的

SIFT+RANSAC 方法、SIFT+PROSAC 方法、SURF+RANSAC 方法、SURF+PROSAC 方法的 50%。本文提出的方法能够实时、准确地进行图像拼接。

本文提出的算法主要针对于两幅图像的拼接,对于多幅图像拼接问题还需要更多深入的研究,如多幅图像拼接的图像曝光补偿等问题。

参 考 文 献:

- [1] XIE R P, TU J M, YAO J, *et al.* A robust projection plane selection strategy for UAV image stitching [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(8): 3118-3138.
- [2] 吕宝林,佟首峰,徐伟,等. 基于配准的机载红外非均匀性校正技术应用[J]. 中国光学, 2020, 13(5): 1124-1137.
LV B L, TONG S F, XU W, *et al.* Non-uniformity correction of airborne infrared detection system based on inter-frame registration [J]. *Chinese Optics*, 2020, 13(5): 1124-1137. (in Chinese)
- [3] 徐瑞瑞,雷添杰,程结海,等. 一种改进 SURF 算法的无人机影像快速配准方法[J]. 水利水电技术, 2021, 52(4): 22-31.
XU R R, LEI T J, CHENG J H, *et al.* An improved SURF algorithm-based UAV image fast registration method [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2021, 52(4): 22-31. (in Chinese)
- [4] 雷思文,朱福珍. 基于 ORB 和改进 RANSAC 的无人机遥感图像配准算法[J]. 黑龙江大学自然科学学报, 2020, 37(5): 623-630.
LEI S W, ZHU F Z. UAV remote sensing image registration algorithm based on ORB and improved RANSAC [J]. *Journal of Natural Science of Heilongjiang University*, 2020, 37(5): 623-630. (in Chinese)
- [5] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [6] 于国栋,王春阳,兰孝野,等. 基于离线标定的快速图像拼接算法[J]. 液晶与显示, 2021, 36(10): 1430-1436.
YU G D, WANG C Y, LAN X Y, *et al.* Fast image mosaic algorithm based on offline calibration [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(10): 1430-1436. (in Chinese)
- [7] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.* Speeded-up robust features (SURF) [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [8] PAREEK A, ARORA N. Re-projected SURF Features based mean-shift algorithm for visual tracking [J]. *Procedia Computer Science*, 2020, 167: 1553-1560.
- [9] MUR-ARTAL R, TARDÓS J D. ORB-SLAM2: an open-source SLAM system for monocular, stereo, and RGB-D cameras [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2017, 33(5): 1255-1262.
- [10] RUBLEE E, RABAUDE V, KONOLIGE K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]//*Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [11] 胡育诚,芮挺,杨成松,等. 基于改进 SIFT 的无人机航拍图像快速配准研究[J]. 计算机科学, 2021, 48(8): 134-138.
HU Y C, RUI T, YANG C S, *et al.* Study on aerial image fast registration from UAV [J]. *Computer Science*, 2021, 48(8): 134-138. (in Chinese)
- [12] 喜文飞,赵子龙,王绍君,等. 一种改进的无人机影像拼接粗差剔除算法[J]. 测绘通报, 2021(2): 36-39.
XI W F, ZHAO Z L, WANG S J, *et al.* An improved algorithm of UAV image mosaic gross error elimination [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2021(2): 36-39. (in Chinese)
- [13] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [M]//FISCHLER M A, FIRSCHEIN O. *Readings in Computer Vision*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1987: 726-740.

- [14] 杨宇,赵成星,张晓玲. 基于SURF和改进RANSAC的图像拼接方法[J]. 激光杂志,2021,42(4):105-108.
YANG Y, ZHAO C X, ZHANG X L. Image stitching method based on SURF and improved RANSAC [J]. *Laser Journal*, 2021, 42(4): 105-108. (in Chinese)
- [15] CHUM O, MATAS J. Matching with PROSAC-progressive sample consensus [C]//*Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego: IEEE, 2005: 220-226.
- [16] LEUTENEGGER S, CHLIM, SIEGWART R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints [C]// *Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision*. Barcelona: IEEE, 2011: 2548-2555.
- [17] FENG D M, FENG M Q. Computer vision for SHM of civil infrastructure: from dynamic response measurement to damage detection-a review [J]. *Engineering Structures*, 2018, 156: 105-117.
- [18] GEHRIG D, REBECQ H, GALLEGO G, *et al.* EKLT: asynchronous photometric feature tracking using events and frames [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2020, 128(3): 601-618.
- [19] 杜瑞建,葛宝臻,陈雷. 多视高分辨率纹理图像与双目三维点云的映射方法[J]. 中国光学,2020,13(5):1055-1064.
DU R J, GE B Z, CHEN L. Texture mapping of multi-view high-resolution images and binocular 3D point clouds [J]. *Chinese Optics*, 2020, 13(5): 1055-1064. (in Chinese)

作者简介:



杜 港(1998—),男,山西大同人,硕士研究生,2019年于北京信息科技大学获得学士学位,主要研究方向为机器视觉。E-mail: 1938323768@qq.com