

基于改进 ORB 和 PROSAC 的无人机航拍 图像拼接算法

李振宇^{1,2}, 田源³, 陈方杰^{4*}, 韩军⁴

¹国网山东省电力公司电力科学研究院国网电力系统人工智能联合实验室, 山东 济南 250001;

²山东鲁能智能技术有限公司, 山东 济南 250002;

³国网山东省电力公司, 山东 济南 250001;

⁴上海大学通信与信息工程学院, 上海 200444

摘要 为了满足无人机航拍对图像拼接实时性和稳健性的要求,提出了一种将改进的快速特征点提取和描述(ORB)算法与渐进一致采样(PROSAC)算法相结合的无人机航拍图像拼接算法。首先,利用加速稳健性特征(SURF)算法检测特征点,利用具有旋转特性的二进制稳健基元独立特征(rBRIEF)算法描述特征点,接着利用双向匹配算法和最近邻距离比率策略进行特征点的粗匹配,利用 PROSAC 算法剔除错误的匹配;然后利用全局单应性变换模型进行图像配准,最后利用渐入渐出图像融合方法进行图像的无缝融合拼接。实验结果表明:该算法在精度和速度上达到很高的平衡,能实现又快又好的图像拼接。

关键词 图像处理; 图像拼接; 特征点提取; 特征点匹配

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.231003

Aerial Image Stitching Algorithm for Unmanned Aerial Vehicles Based on Improved ORB and PROSAC

Li Zhenyu^{1,2}, Tian Yuan³, Chen Fangjie^{4*}, Han Jun⁴

¹ State Grid Power System Artificial Intelligence Joint Lab, State Grid Shandong Electric Power Company Electric Power Research Institute, Jinan, Shandong 250001, China;

² Shandong Luneng Intelligent Technology Co., Ltd., Jinan, Shandong 250002, China;

³ State Grid Shandong Electric Power Company, Jinan, Shandong 250001, China;

⁴ School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China

Abstract To meet the requirements of real-time and robust image stitching of unmanned aerial vehicle (UAV) aerial photography, this paper proposes an aerial image stitching algorithm for UAVs based on an improved fast feature-point extraction and description (ORB) algorithm combined with a progressive sample consensus (PROSAC) algorithm. First, the feature points are detected by the speeded up robust feature (SURF) algorithm and described by the rotation-aware binary robust independent elementary features (rBRIEF) algorithm with rotation characteristics. Next, the bidirectional matching algorithm and nearest-neighbor distance ratio algorithm are used to implement feature point coarse matching; subsequently, the PROSAC algorithm is used to eliminate mismatches. Then, the global homography transformation model is used for image registration. Finally, the gradual-in and gradual-out image blending method is used to seamlessly blend the images. The experimental results indicate that the algorithm achieves excellent balance between accuracy and speed, and realizes fast and good image stitching.

Key words image processing; image stitching; feature point extraction; feature point matching

OCIS codes 100.2000; 110.2960; 110.2970

收稿日期: 2019-03-27; 修回日期: 2019-05-07; 录用日期: 2019-05-27

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFC0806700)、国网山东省电力公司科技项目(2018A-034)

* E-mail: 1609951733@qq.com

1 引言

自然灾害是破坏架空高压线路的主要因素之一。当灾害发生时,将现场图像数据实时传输到指挥中心,对后续开展救援工作具有重要意义。无人机巡检能从全貌了解线路损害的程度,但会产生大量的图像数据。图像拼接技术可以将具有一定重叠区域的图像序列合理地拼接起来,得到更大视场的全景图像,从而更容易地获取目标的整体性信息^[1-3]。

图像拼接主要包含三个步骤:图像预处理、图像配准和图像融合。图像配准是图像拼接的基础,一般用来确定图像间的重叠区域和变换模型。图像配准方法主要包括基于特征和基于灰度的方法,其中基于特征的方法在图像尺度和光照变化等方面的稳健性更好^[4]。本文主要针对影响图像配准精度和速度的特征点提取及特征点匹配进行改进。

特征点提取通常包括特征点检测和特征点描述,不同的检测方式和不同维度的描述子会对特征点的提取精度和速度产生很大影响。对此,Brown等^[5]提出了基于尺度不变特征变换(SIFT)算法^[6]的图像拼接方法,此方法在图像亮度变化方面的稳健性较高,并且基本不受尺度变化的影响,但其特征描述子维度较高,远不能达到图像拼接的实时性要求;Zhang等^[7]提出了基于加速稳健性特征(SURF)算法^[8]的图像拼接方法,该方法使用的SURF算法的性能与SIFT算法接近,虽然降低了特征算子维度,但仍不满足实时性要求;刘婷婷等^[9]提出了一种结合方向信息的快速特征点提取和描述(ORB)图像拼接改进算法^[10],ORB算法极大地提高了特征点的提取速度,但此方法使用快速角点检测(FAST)算法^[11]检测特征点,所以不具备尺度不变性,且稳健性较差,匹配精度相对较低;赵婷等^[12]提出了结合区域分块二进制鲁棒尺度不变(RRISK)算法^[13]的图像拼接方法,该方法虽然加快了特征提取速度,但并没有在本质上改进BRISK算法,稳健性较低。

在特征点匹配方面,董强等^[14]采用了最近邻距离比率(NNDR)这一策略^[6],即计算特征向量的最小欧氏距离和次小欧氏距离的比值,然后将其与设定好的阈值进行比较。该方法的复杂度较低,但容易产生大量的错误匹配;任刚等^[15-16]采用随机采样一致性(RANSAC)算法^[17]进行特征点的精匹配(即剔除错误的粗匹配),结果发现,RANSAC算法可以

得到稳健性较高的正确匹配,但算法的复杂度较高,且运行时间与迭代次数成正比,所以耗时较长;Chum等^[18]提出了局部最优RANSAC(LO-RANSAC)算法,该算法选取RANSAC固定迭代次数后的内点集进行采样计算,从而加快了匹配速度;刘威等^[19]基于渐进一致性采样(PRO-SAC)算法^[20]进行图像特征点的精匹配,首先生成一个较高匹配概率的子集,然后在子集中进行采样计算,结果发现,相较于RANSAC算法,该算法在减少迭代次数、加快计算速度的同时,使匹配准确率得以提高。

本文在上述算法的基础上,针对无人机航拍图像拼接的实时性和稳健性问题,提出了一种改进型图像拼接算法。该算法结合了SURF算法和ORB算法各自的优势,先利用前者检测稳健性更高的特征点,利用后者针对每个特征点生成可以快速匹配的二进制描述子;然后利用NNDR匹配策略和双向匹配方法进行特征点的粗匹配,再利用更高效的PROSAC算法替代传统的RANSAC算法进行特征点的精匹配;最终结合单应性变换模型和渐入渐出图像融合算法完成快速且配准精度与自然度均较高的图像拼接。

2 图像拼接算法

2.1 改进的ORB算法

首先利用SURF算法替代原ORB算法中的FAST算法来检测图像中的特征点,再利用ORB算法中具有旋转特性的二进制稳健基元独立特征(rBRIEF)方法对特征点进行描述。改进的ORB算法具有良好的稳健性和尺度不变性等特点。

SURF算法利用积分图像完成图像的卷积运算,利用海森(Hessian)矩阵检测图像特征点。图像尺度空间为 σ 的Hessian矩阵定义为

$$\mathbf{K}(I, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(I, \sigma) & L_{xy}(I, \sigma) \\ L_{xy}(I, \sigma) & L_{yy}(I, \sigma) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: I 为输入图像; $L_{xx}(I, \sigma)$ 为标准高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 的二阶偏导与图像 I 在点 (x, y) 处卷积后的结果,即

$$L_{xx}(I, \sigma) = \frac{\partial^2 G(x, y, \sigma)}{\partial x^2} \otimes I(x, y), \quad (2)$$

其中,

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp[-(x^2 + y^2)/(2\sigma^2)]. \quad (3)$$

(2)式描述的是图像与高斯函数在 x 坐标下的

二阶偏导卷积的结果, \otimes 表示卷积, (3) 式为标准的高斯函数。

同理可推出 $L_{xy}(I, \sigma)$ 和 $L_{yy}(I, \sigma)$ 。在生成尺度空间时, SURF 算法用盒式滤波器 D_{xx} 、 D_{xy} 和 D_{yy} 代替二阶高斯滤波器 L_{xx} 、 L_{xy} 和 L_{yy} 。

因此, Hessian 矩阵的行列式近似为

$$\det(\mathbf{K}_{\text{approx}}) = D_{xx} \times D_{yy} - (0.9 \times D_{xy})^2, \quad (4)$$

式中: $\mathbf{K}_{\text{approx}}$ 为近似的 Hessian 矩阵; $\det(\mathbf{K}_{\text{approx}})$ 为近似的 Hessian 矩阵的判别式; 0.9 是基于经验值获取的。(4) 式将图像通过近似的 Hessian 矩阵构造为变换图, 以便于计算特征。

SURF 算法在生成尺度空间时不改变图像自身的尺寸, 而是改变盒式滤波器的尺寸, 进而生成不同尺度的图像。为了保证检测到的局部极值更加稳定, 需要对种子像素点在由相邻的 26 个像素点构成的多层区域中进行非极大值抑制, 即参与比较的像素包括同层相邻的 8 个像素以及相邻上下两层图像中对应的 9×2 个像素。如果样本点为极大值或者极小值, 则判定为特征点。

检测到满足上述条件的特征点后, 需要给 SURF 特征点分配主方向。SURF 特征点的主方向不是统计梯度直方图, 而是对 Haar 小波响应作统计运算得到的。确定特征点主方向的计算步骤如下:

- 1) 计算以特征点为中心, 以 6σ 为半径的圆形区域内 x 方向(水平方向)和 y 方向(垂直方向)的 Haar 小波响应, 其中 Haar 小波的尺寸为 4σ ;
- 2) 在圆形区域中统计 $3/\pi$ 扇形子区域内的 Haar 小波响应之和, 并旋转扇形子区域, 使其遍历整个圆形区域;
- 3) SURF 特征点的主方向 θ 即为小波响应总和最大的方向, 如图 1 所示。

原 BRIEF 描述子^[21] 本身不具备旋转不变性,

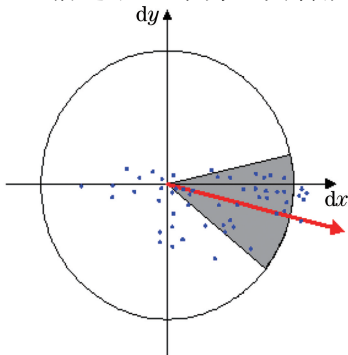


图 1 特征点主方向的确定

Fig. 1 Determination of feature point main direction

ORB 算法对 BRIEF 算法进行了改进, 使生成的 rBRIEF(Rotated BRIEF) 描述子具有旋转不变性。BRIEF 描述子是一种高效的二进制特征描述向量, 其以特征点为中心, 对一个经过高斯平滑处理的窗口的像素块(大小为 $S \times S$) 进行二进制赋值。其中, 二进制位 τ 的定义为

$$\tau(p; a, b) = \begin{cases} 1, & p(a) < p(b) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

式中: $p(a)$ 、 $p(b)$ 为随机点 $a(x, y)$ 、 $b(x, y)$ 在窗口 $S \times S$ 的子窗口内的像素灰度值之和。

在特征点 p 所在窗口中选取 n 对像素点的集合, 即可输出二进制特征描述向量, 即

$$f_n(p) = \sum_{1 \leq l \leq n} 2^{l-1} \tau(p, a_l, b_l), \quad (6)$$

式中: n 一般设置为 2 的幂次方; a_l 、 b_l 为 n 对像素点中的一对像素点在窗口 $S \times S$ 的子窗口内的像素灰度值之和; $f_n(p)$ 是二进制展开式权值 1 或 0 的编码。

BRIEF 算法的优势是速度, 但其并不具备旋转不变性。ORB 通过将特征点的主方向设置成 BRIEF 的方向来解决此问题, 本文将 SURF 特征点的主方向 θ 设置成 BRIEF 的方向。对于一个二进制特征描述向量, 定义特征点描述矩阵 \mathbf{S} 为

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_n \\ b_1 & b_2 & \cdots & b_n \end{bmatrix}. \quad (7)$$

对特征点描述矩阵 \mathbf{S} 进行旋转变换, 可以得到带方向信息的特征点描述矩阵 \mathbf{S}_θ , 即

$$\mathbf{S}_\theta = \mathbf{R}_\theta \mathbf{S} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \cdots & a_n \\ b_1 & b_2 & \cdots & b_n \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中,

$$\mathbf{R}_\theta = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}, \quad (9)$$

式中: \mathbf{R}_θ 是特征点主方向为 θ 的旋转矩阵。

综上, 计算得到的具有旋转不变性的 rBRIEF 描述子 $g_n(I, \theta)$ 为

$$g_n(I, \theta) = f_n(I) \mid (a_i, b_i) \in \mathbf{S}_\theta. \quad (10)$$

2.2 NNDR 和双向交叉验证特征粗匹配

改进的 ORB 算法使用 rBRIEF 二进制描述子, 因此可采用汉明距离作为特征点的相似性度量。用 $D(F_A, F_B)$ 表示参考图像 A 上的特征点 F_A 和待匹配图像 B 上的特征点 F_B 之间的汉明距离, $D(F_A, F_B)$ 的数值越小, 表示这两个特征点的匹配度越高, 反之, 匹配度越低。

直接将暴力匹配计算出的最近邻匹配特征点对表示为正确匹配会引入大量的特征匹配对,其中会存在很多错误匹配。本文使用 NNDR 策略并结合双向交叉匹配验证,可使匹配的结果更加精确。首先,以参考图像 A 检测到的特征点作为参考点 F_{Ai} ,计算出在待配准图像 B 中与参考图像最近邻的特征点 F_{Bj} 以及次近邻的特征点 F_{Bk} 。其中 i 是参考图像 A 的一个特征点位置, j 是在待配准图像 B 中与 i 位置最近邻特征点的位置编号, k 是在待配准图像 B 中与 i 位置次近邻特征点的位置编号。如果最近邻的汉明距离 $D(F_{Ai}, F_{Bj})$ 与次近邻的汉明距离 $D(F_{Ai}, F_{Bk})$ 的比值满足(11)式,那么参考点 F_{Ai} 的特征匹配点为 F_{Bj} 。根据这一准则,遍历参考图像中所有的特征点,可计算得到匹配点对集为 M 。同理,以待配准图像 B 的特征点为参考点,反向推算得到参数图像 A 的匹配点对集 N 。最后,如果 M 中的某一对匹配对 (F_{Ai}, F_{Bj}) 与 N 的一对匹配点 (F_{Bi}, F_{Aj}) 相同,则认为这对匹配点是正确匹配。

$$\frac{D(F_{Ai}, F_{Bj})}{D(F_{Ai}, F_{Bk})} < T_D, \quad (11)$$

式中: $D(F_{Ai}, F_{Bj})$ 和 $D(F_{Ai}, F_{Bk})$ 分别为参考图像中的特征点与待配准图像中最近邻特征点的汉明距离,以及与次近邻特征点的汉明距离; T_D 为最近邻距离比率的阈值,一般取值范围为 $[0, 0.8]^{[6]}$ 。

2.3 PROSAC 特征精匹配

RANSAC 算法随机选取特征点的粗匹配对,没有考虑特征点之间的差异性,此算法的迭代次数较多,运算时间较长。PROSAC 算法的稳健性和计算效率比 RANSAC 算法更高,其将最近邻和次近邻的比值结果作为排序的依据,即在质量高的粗匹配子集中进行计算,这样最佳模型参数会较早出现,从而提高了剔除错误匹配点的运算速度。本文采用的 PROSAC 算法计算流程主要有以下三步:

1) 参数初始化。

2) 判断当前迭代次数的大小。如果当前迭代次数 J_{PROSAC} 大于最大迭代次数 N_{PROSAC} ,则返回统计中内点数量最大的一组内点集合;反之,则根据匹配质量将匹配点对由高到低排序,选取前 M_{PROSAC} 个的匹配点子集,再从 M_{PROSAC} 中随机选取 K_{PROSAC} 个匹配点,根据这 K_{PROSAC} 个匹配点来计算 2.4 节中单应性变换模型的未知参数,然后利用单应性变换模型计算匹配点的投影误差。如果投影误差 E_{PROSAC} 小于设定的内点误差阈值 T_{PROSAC} ,则判定为内点。根据此规则,遍历匹配点集中的所有匹配点对,可以

计算出当前单应性模型的内点数量 N_{INLIER} 。

3) 判定当前的内点数量。如果内点数量 N_{INLIER} 小于内点数量阈值 T_{INLIER} ,则当前迭代次数加 1,并重复步骤 2);反之,返回当前内点集,完成特征点的误匹配剔除。

2.4 单应性变换模型

由于无人机航拍时会沿着预先设定的轨迹飞行,而飞行轨迹仅包含旋转,且成像平面基本处于同一平面内,因此采用单应性矩阵完成拼接能获取较好的结果。将 2.2 节获取的粗匹配特征点集合表示为 $\{F_{Ai}, F_{Bi}\}_{i=1}^n$ 。利用 2.3 节中的 PROSAC 算法剔除错误的匹配点对,进而获取精确的匹配点对,表示为 $\{F_{Ai}, F_{Bi}\}_{i=1}^s$, s 为获取的精匹配点对。将精匹配点对 (x_A, y_A) 和 (x_B, y_B) 代入(12)式,计算得到 3×3 的单应性变换矩阵。单应性变换矩阵有 8 个自由度参数 $(h_0, h_1, h_2, h_3, h_4, h_5, h_6, h_7)$,将不同角度拍摄的图像都转换到同样的视角下,就可实现图像拼接。

$$\begin{bmatrix} x_A \\ y_A \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} x_B \\ y_B \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_B \\ y_B \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

2.5 图像融合

图像序列的曝光时间不同,导致图像接缝处会产生亮度差异和模糊鬼影。本文综合考虑成像质量和运算效率后,采用渐入渐出的融合方法进行图像融合。融合方法如下:

$$M(x, y) = \begin{cases} \tilde{I}_A(x, y), & (x, y) \in R_A \\ v_A \tilde{I}_A(x, y) + v_B \tilde{I}_B(x, y), & (x, y) \in \tilde{I}_A \cap \tilde{I}_B \\ \tilde{I}_B(x, y), & (x, y) \in R_B \end{cases}, \quad (13)$$

式中: \tilde{I}_A 为投影变换后的参考图像; \tilde{I}_B 为投影变换后待配准融合的图像; R_A 和 R_B 分别为 $\{\tilde{I}_A, \tilde{I}_B\}$ 中的非重叠区域; v_A 和 v_B 为与重叠区域宽度相关的权重值,其中 $v_A = (X_B - x_i)/(X_B - X_A)$, $v_B = (x_i - X_A)/(X_B - X_A)$, $v_A + v_B = 1$, $0 < v_A < 1$, $0 < v_B < 1$ 。 X_A 和 X_B 是重叠区域边缘的横坐标, x_i 是遍历重叠区域内待融合像素的横坐标, $M(x, y)$ 是融合后生成的拼接图像,如图 2 所示。

3 实验结果分析

本文算法基于 C++ 编程完成,实验平台为 Microsoft VS 2015 和 OpenCV3.3.1,计算机 CPU

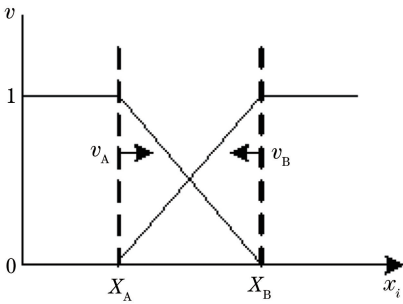


图2 渐入渐出图像融合法

Fig. 2 Gradual-in and gradual-out image fusion method

为 Intel core i5 2.3 GHz, 内存为 8 GB。实验采用被广泛使用的 OxfordVGG 标准数据集^[22], 本文针对数据集中含模糊、旋转和视角变换的 bikes、boat 和 graffiti 三组图像进行特征点的提取和匹配测试, 图像尺寸分别为 1000 pixel ×

700 pixel、850 pixel × 680 pixel 和 800 pixel × 400 pixel, 如图 3(a)~图 3(c)所示。同时, 为了验证本文算法的实际应用效果, 采用由无人机实际拍摄的三组高清、高分辨率图像序列进行特征点的提取、匹配和图像拼接测试, 图像尺寸为 7952 pixel × 5304 pixel, 如图 4(a)~图 4(c)所示。为了验证本文算法的有效性, 将本文算法和 SIFT+RANSAC 算法、SURF+RANSAC 算法、ORB+RANSAC 算法以及 ORB+PROSAC 算法进行对比实验, 统一从特征点提取时间、特征点匹配时间、特征点匹配正确率和配准精度(均方根误差)等方面进行评价与分析^[23]。本文算法的实验数据参数统一设置为 $\{n, T_D, N_{PROSAC}, M_{PROSAC}, K_{PROSAC}, T_{PROSAC}, T_{INLIER}\} = \{256, 0.6, 3000, 50, 4, 0.5, 800\}$, 其他算法均使用默认参数。

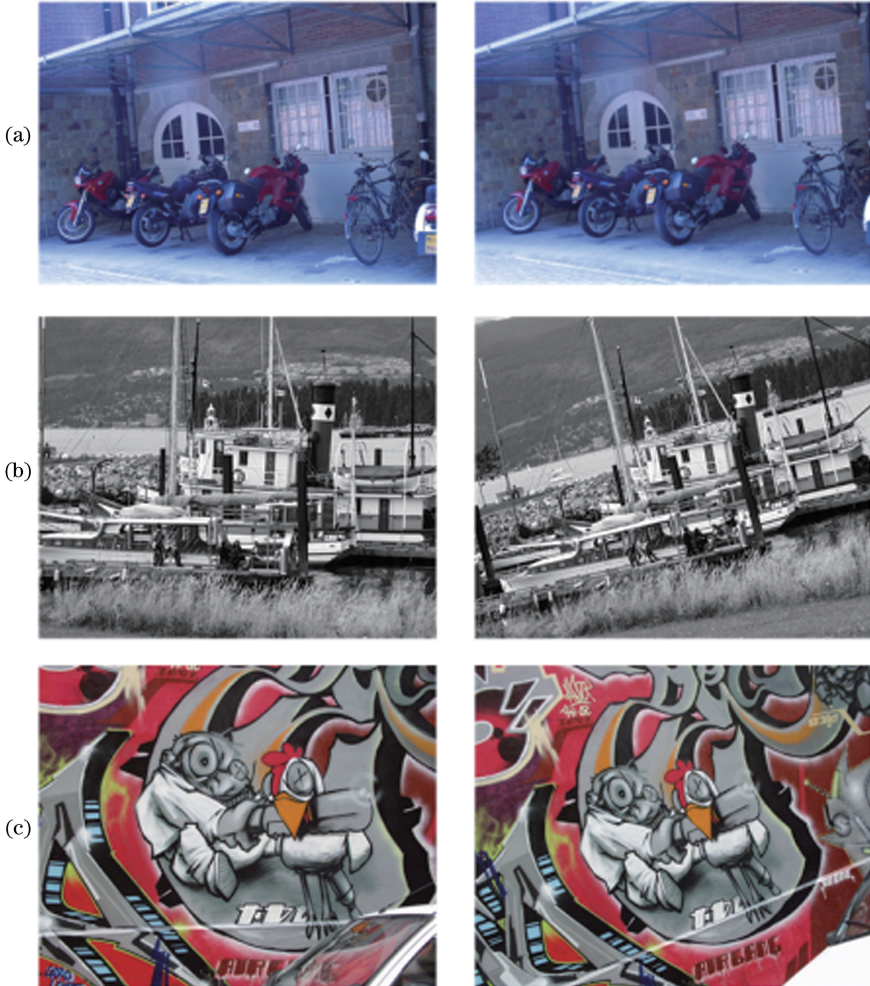


图3 Oxford VGG 数据集。(a) bikes 图;(b) boat 图;(c) graffiti 图

Fig. 3 Oxford VGG dataset. (a) Bikes; (b) boat; (c) graffiti

3.1 特征点提取速度对比实验

采用提取每个特征点的平均时间对特征点的提

取速度进行定量分析。由表 1 可知, 各算法的运行时间都与图像尺寸成正比。其中, ORB 算法的提取时

间最少,本文算法运行时间约为 ORB 算法的 225.17%,这主要是因为本文算法采用稳健性更高的 SURF 算法来检测特征点。但本文算法采用 rBRIEF

二进制描述子来描述特征,计算效率高于 SIFT 算法和 SURF 算法,在提取时间上,约为 SIFT 算法的 10.64%,SURF 算法的 40.24%。

表 1 各算法提取特征点的平均用时

Table 1 Average time of each algorithm for feature point extraction

Algorithm	Time /ms					
	Fig. 3(a)	Fig. 3(b)	Fig. 3(c)	Fig. 4(a)	Fig. 4(b)	Fig. 4(c)
SIFT	1.875	1.396	0.923	7.664	8.321	7.853
SURF	0.486	0.355	0.241	2.275	2.031	2.132
ORB	0.079	0.058	0.042	0.422	0.387	0.438
Proposed	0.186	0.137	0.103	0.821	0.933	0.877



图 4 无人机航拍测试图像。(a)测试图 1;(b)测试图 2;(c)测试图 3

Fig. 4 UAV aerial test images. (a) Test image 1 (b) test image 2; (c) test image 3

3.2 特征点匹配正确率和速度的对比实验

采用匹配正确率 R_{CM} 和匹配时间对匹配精度和速度进行定量分析。 R_{CM} 的计算公式为

$$R_{CM} = \tilde{N}_c / \tilde{N}, \quad (14)$$

式中: \tilde{N} 为特征点精匹配对数; \tilde{N}_c 为特征点正确匹配对数。

由表 2 可知:本文算法和 SIFT+RANSAC 算法的 R_{CM} 最高,后者得益于 128 维度 SIFT 特征点的高稳健性;ORB+RANSAC 算法的 R_{CM} 为

91.16%,而 ORB+PROSAC 算法的 R_{CM} 为 94.24%,可知 PROSAC 算法相比于 RANSAC 算法可以剔除更多的错误匹配,对 R_{CM} 有更明显的提高;本文算法的 R_{CM} 高于 SURF+RANSAC 算法和 ORB+PROSAC 算法,且相比于 ORB+RANSAC 有较大提升, R_{CM} 为 96.49%。

由表 3 可知,本文算法的匹配时间为 60.81 ms,仅次于 ORB+PROSAC 算法的 55.36 ms,且仅为匹配正确率相近的 SIFT+RANSAC 算法的

表2 各算法的匹配正确率

Table 2 Matching accuracy of each algorithm

Algorithm	$R_{CM}/\%$					
	Fig. 3(a)	Fig. 3(b)	Fig. 3(c)	Fig. 4(a)	Fig. 4(b)	Fig. 4(c)
SIFT+RANSAC	97.35	96.79	95.28	98.12	97.23	96.46
SURF+RANSAC	96.25	94.83	95.04	96.67	95.48	95.79
ORB+RANSAC	92.37	90.31	90.21	91.73	92.47	89.86
ORB+PROSAC	95.03	93.76	93.44	94.39	95.29	93.53
Proposed	96.58	96.27	95.53	97.53	96.79	96.21

表3 各算法的匹配时间

Table 3 Matching time of each algorithm

Algorithm	Time /ms					
	Fig. 3(a)	Fig. 3(b)	Fig. 3(c)	Fig. 4(a)	Fig. 4(b)	Fig. 4(c)
SIFT+RANSAC	112.88	115.34	120.74	133.55	154.79	125.56
SURF+RANSAC	102.53	97.64	104.27	115.57	123.26	99.74
ORB+RANSAC	93.79	90.56	93.85	92.49	117.38	103.19
ORB+PROSAC	51.69	50.73	51.22	58.35	64.28	55.86
Proposed	53.87	56.42	55.79	64.39	73.54	60.83

47.88%。相比于 SURF+RANSAC 算法和 ORB+RANSAC 算法,本文算法的速度分别提高了 76.24%和 62.05%。综合表 3 和表 4 可知,无论是对标准数据集,还是对大尺寸、高分辨率的无人机航拍图像,本文算法相比于其他四种算法,匹配正确率和运行速度达到了良好的平衡,在满足实时性要求的同时,具有较高的匹配正确率。

3.3 配准精度对比实验

配准精度直接影响着最终图像拼接的成像结果。采用均方根误差 E_{RMS} 对图像拼接中的配准精度进行定量分析, E_{RMS} 的计算公式为

$$E_{RMS}(f) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \| (x_{Ai}, y_{Ai}) - \mathbf{P}(x_{Bi}, y_{Bi}) \|^2}, \quad (15)$$

式中: (x_{Ai}, y_{Ai}) 为参考图像中的坐标; $\mathbf{P}(x_{Bi}, y_{Bi})$ 为待配准图像中的特征点经过坐标变换后的坐标。

由表 4 可知,本文算法的 E_{RMS} 平均值为 0.561, 仅略高于 SIFT+RANSAC 算法,但均低于其余算法。本文算法的 E_{RMS} 相对于 ORB+RANSAC 减少了 28.13%, 相对于 ORB+PROSAC 减少了 14.17%, 可见本文算法的配准精度相对较高,也证实了 ORB 算法使用稳健性较低的 FAST 算法检测特征点存在一定的误匹配点集,所以增大了 E_{RMS} 。

将本文算法和 ORB+RANSAC 算法的图像拼接整体效果进行对比,结果如图 5 所示。ORB+RANSAC 拼接的结果如图 5(a1)、(b1)、(c1)所示,从标记的绿色框图中能够看到明显的几何畸变,如:

表4 各算法的均方根误差

Table 4 Root mean square error of each algorithm

Algorithm	E_{RMS}		
	Fig. 4(a)	Fig. 4(b)	Fig. 4(c)
SIFT+RANSAC	0.479	0.545	0.527
SURF+RANSAC	0.545	0.683	0.603
ORB+RANSAC	0.717	0.741	0.692
ORB+PROSAC	0.613	0.662	0.644
Proposed	0.529	0.567	0.586

图 5(a1)和图 5(b1)中笔直的道路出现弯曲;在标记的红色框图中可以看到重叠的像素区域成像模糊,无法看清图像的纹理细节。本文算法拼接结果如图 5(a2)、(b2)、(c2)所示,从标记放大的图像细节可以看出,全景图像不存在上述问题,说明图像拼接整体效果良好。

4 结 论

为了提高无人机航拍图像拼接的实时性和稳健性,本文提出了一种基于改进 ORB 和 PROSAC 的快速图像拼接算法。首先,为了提高特征点的稳健性,对 ORB 算法进行改进,利用 SURF 算法检测图像的特征点,利用 rBRIEF 方法对特征点进行描述;然后利用 NNDR 和双向匹配方法进行特征点的粗匹配,利用 PROSAC 算法剔除错误的匹配。实验结果表明,与其他算法相比较,本文算法在特征点提取、特征点匹配、配准精度和整体拼接效果方面更具优越性。在未来的研究工作中可以考虑优化变换模

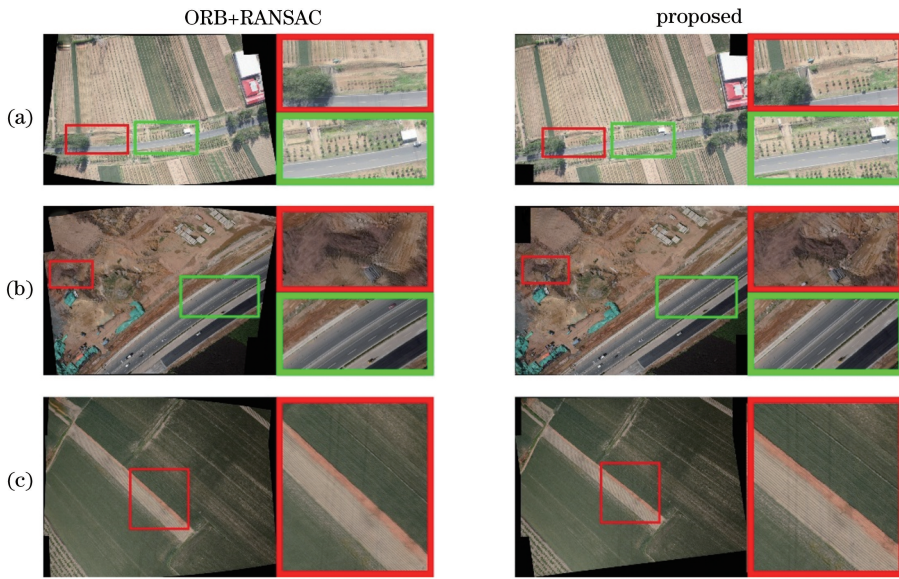


图 5 三组测试图像拼接结果对比。(a)拼接图 1;(b)拼接图 2;(c)拼接图 3

Fig. 5 Comparison of stitching results of three groups of test images. (a) Stitching image 1; (b) stitching image 2; (c) stitching image 3

型估计算法和图像融合算法,以进一步减少图像拼接算法的运算时间,提高整体效率。

参 考 文 献

- [1] Zhang Y H, Jin X, Wang Z J. A new modified panoramic UAV image stitching model based on the GA-SIFT and adaptive threshold method [J]. Memetic Computing, 2017, 9(3): 231-244.
- [2] Qu Z, Bu W, Liu L. The algorithm of seamless image mosaic based on A-KAZE features extraction and reducing the inclination of image [J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2018, 13(1): 134-146.
- [3] Liu S G, Chai Q P. Shape-optimizing and illumination-smoothing image stitching [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2019, 21(3): 690-703.
- [4] Han M, Yan K, Qin G S. A mosaic algorithm for UAV aerial image with improved KAZE [J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(2): 305-314.
韩敏, 闫阔, 秦国帅. 基于改进 KAZE 的无人机航拍图像拼接算法 [J]. 自动化学报, 2019, 45(2): 305-314.
- [5] Brown M, Lowe D G. Automatic panoramic image stitching using invariant features [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 59-73.
- [6] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] Zhang W P, Li X J, Yu J F, *et al.* Remote sensing image mosaic technology based on SURF algorithm in agriculture [J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2018, 2018(1): 85.
- [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] Liu T T, Zhang J L. Improved image stitching algorithm based on ORB features by UAV remote sensing [J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(2): 193-197.
刘婷婷, 张惊雷. 基于 ORB 特征的无人机遥感图像拼接改进算法 [J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(2): 193-197.
- [10] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, *et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C] // 2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [11] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection [M] // Leonardis A, Bischof H, Pinz A. Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 430-443.
- [12] Zhao T, Kang H L, Zhang Z P. Fast image mosaic algorithm based on area blocking and BRISK [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031005.
赵婷, 康海林, 张正平. 结合区域分块的快速 BRISK 图像拼接算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55

- (3): 031005.
- [13] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints[C] // 2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2011: 2548-2555.
- [14] Dong Q, Liu J H, Zhou Q F. Improved SURF algorithm used in image mosaic[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2017, 47(5): 1644-1652.
董强, 刘晶红, 周前飞. 用于遥感图像拼接的改进 SURF 算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2017, 47(5): 1644-1652.
- [15] Ren G, Peng D L, Gu Y. Fast image mosaic algorithm based on cylindrical surface mapping[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(11): 3472-3476.
任刚, 彭冬亮, 谷雨. 基于圆柱面映射的快速图像拼接算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(11): 3472-3476.
- [16] Jing J F, Xie J, Li P F. Application of SURB combined with random sample consensus algorithm in shoe uppers matching[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011005.
景军锋, 谢佳, 李鹏飞. 基于 SURB 结合随机抽样一致算法在鞋面匹配中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011005.
- [17] 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.
- [18] Chum O, Matas J, Kittler J. Locally optimized RANSAC [M] // Michaelis B, Krell G. Pattern recognition. DAGM 2003. Lecture notes in computer science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2003, 2781: 236-243.
- [19] Liu W, Zhao W J, Li C, *et al.* Detecting small moving target based on the improved ORB feature matching[J]. Opto-Electronic Engineering, 2015, 42(10): 13-20.
刘威, 赵文杰, 李成, 等. 基于改进 ORB 特征匹配的运动小目标检测[J]. 光电工程, 2015, 42(10): 13-20.
- [20] Chum O, Matas J. Matching with PROSAC: progressive sample consensus [C] // 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE, 2005: 8588877.
- [21] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, *et al.* BRIEF: binary robust independent elementary features[M] // Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. Computer vision-ECCV 2010. Lecture notes in computer science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010, 6314: 778-792.
- [22] Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, *et al.* A comparison of affine region detectors [J]. International Journal of Computer Vision, 2005, 65(1/2): 43-72.
- [23] Chen F J, Han J, Wang Z W, *et al.* Image registration algorithm based on improved GMS and weighted projection transformation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 111006.
陈方杰, 韩军, 王祖武, 等. 基于改进 GMS 和加权投影变换的图像配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 111006.