

# 基于改进 AKAZE 算法的快速图像配准方法

赵卫东, 刘俊德\*, 王慢慢, 李丹

安徽工业大学电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243032

**摘要** 针对无人机影像匹配容易出现匹配速率低、鲁棒性差的问题, 提出一种改进 AKAZE (accelerate-KAZE) 算法的快速图像匹配方法。首先, 在特征提取阶段, 使用 AKAZE 算法对非线性尺度空间进行构建, 采用 fast retina keypoint (FREAK) 描述符对特征点进行有效描述; 之后, 利用基于网格的运动估计 (GMS) 方法对所获得特征点进行预匹配, 并进行鲁棒性优良的区分; 最后, 在随机抽样一致性 (RANSAC) 算法的基础上对匹配结果进行进一步筛选。为了验证所提方法的有效性, 使用 Oxford 标准图像数据集和 RSSCN7 遥感图像数据集进行实验, 对所提方法与改进 AKAZE、ORB、KAZE、SIFT+FREAK 算法进行对比, 确保所提方法在保持较高准确率的同时能够实现快速的图像配准。在图像光照变化、模糊变换及压缩变换下, 所提方法能够保持较好的鲁棒性, 可以满足无人机影像实时匹配的需求。

**关键词** 图像处理; 特征匹配; FREAK; 网格运动估计; 随机抽样一致性算法

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213215

## Fast Image Registration Method Based on Improved AKAZE Algorithm

Zhao Weidong, Liu Junde\*, Wang Manman, Li Dan

School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology,  
Maanshan 243032, Anhui, China

**Abstract** A fast image matching method based on the improved accelerate-KAZE (AKAZE) algorithm is proposed to address the issues of low matching rate and weak robustness in UAV image matching. The proposed method first constructs the nonlinear scale space during the feature extraction stage using the AKAZE algorithm, and then efficiently describes the feature points using the fast retina keypoint (FREAK) descriptor. Later, the obtained feature points are prematched using the grid-based motion statistic (GMS) method to distinguish them with high robustness. The matching outcomes are then further screened using the basis of random sample consensus (RANSAC) algorithm. Experiments are conducted on an Oxford standard image dataset and an RSSCN7 remote sensing image dataset to verify the effectiveness of the proposed method. The proposed method is compared with the improved AKAZE, ORB, KAZE, and SIFT+FREAK algorithms. Continuous testing can guarantee that the proposed method can achieve fast image registration while maintaining high accuracy. It can maintain a high robustness under image illumination change, fuzzy transformation, and compression transformation and can meet the needs of UAV image real-time matching.

**Key words** image processing; feature matching; FREAK; grid motion statistic; random sample consensus algorithm

## 1 引言

无人机航拍影像配准技术在获取完整地面影像和实施调查监测等方面发挥着重要作用。一直以来, 在传统的图像配准方法中, 基于特征的图像匹配技术由于稳健、高效的特点一直是研究者们所关注的热点<sup>[1]</sup>。其中经典的尺度不变特征变换 (SIFT) 算法<sup>[2]</sup>和加速稳健特征 (SURF) 算法<sup>[3]</sup>都是基于线性的高斯金字塔

策略来构建尺度空间的, 但高斯分解牺牲了局部精度, 容易造成边界模糊和细节丢失<sup>[4]</sup>; 加速特征点提取和描述 (ORB) 算法<sup>[5]</sup>虽然使整体速度得到提升, 但在一些尺度变化的场合匹配精度没有保障<sup>[6-7]</sup>; KAZE 算法<sup>[8]</sup>采取非线性扩散滤波, 通过加性算子分裂 (AOS) 数值逼近的策略来求解非线性扩散方程, 但该算法的实现较为复杂, 实时性差<sup>[9]</sup>; 因此, AKAZE (accelerated-KAZE) 算法<sup>[10]</sup>引入快速显示扩散 (FED)

收稿日期: 2021-12-13; 修回日期: 2021-12-31; 录用日期: 2022-01-17; 网络首发日期: 2022-01-27

基金项目: 安徽省自然科学基金 (2108085MF225)、安徽普通高校重点实验室开放基金 (PEMC1902)

通信作者: \*909390702@qq.com

框架来取代 AOS 算法,速度得到了较好的提升,但精度不够<sup>[11]</sup>;快速视网膜关键点描述(FREAK)算法<sup>[12]</sup>是在 binary robust invariant scalable keypoints(BRISK)算法<sup>[13]</sup>的基础上提出的,该算法借鉴视网膜视觉细胞的成像机制对采样模式<sup>[14]</sup>进行改进,使采样点更加密集,特征点较多,鲁棒性好<sup>[15]</sup>;基于网格的运动估计(GMS)方法<sup>[16]</sup>是一种将网格划分特征点来作为领域支持估计量,将高数量匹配点转换成高质量匹配点的快速、高鲁棒性的特征匹配算法<sup>[17]</sup>。

为了满足无人机影像配准中对特征点的精准定位

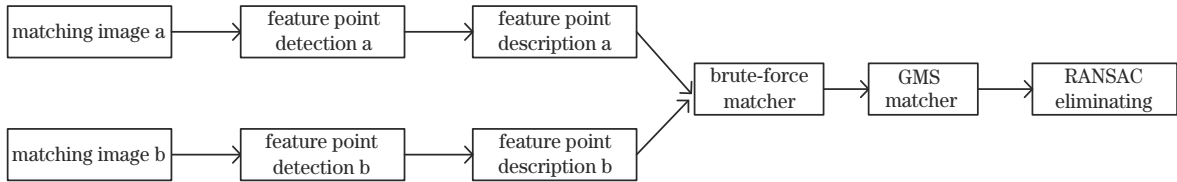


图 1 算法整体流程

Fig. 1 Overall process of the algorithm

## 2.1 AKAZE 检测算法

AKAZE 算法采用非线性扩散滤波器来构造尺度空间,虽然非线性滤波在整体效果上会丢失一些边缘,但大体上不会影响最终结果。AKAZE 算法在对某些小细节进行过滤的同时使得边界信息尽可能得到保留,让整个尺度空间更加稳定且具备丰富的特征信息。非线性扩散滤波方程将不同尺度水平的亮度描述为流动函数的散度,以此来描述图像亮度  $L$  在不同尺度空间的变化,表示为

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \text{div}[c(x, y, t) \cdot \nabla l], \quad (1)$$

式中:  $\nabla$  是梯度;  $\text{div}(\cdot)$  为散度;  $c(\cdot)$  是传导函数,能使扩散结构适应于图像局部结构<sup>[4]</sup>,进化时间  $t$  越大,表示尺度参数越大。其中,非线性尺度空间呈金字塔形,一共有  $o$  组图像,  $s$  层,每层的图像分辨率均相同,它的尺度参数为  $\sigma_i(o, s)$ 。为了使用扩散方程,需要把离散的尺度因子转换成时间单位,对原始图像采用高斯滤波进行处理,将计算滤波后输入图像梯度直方图 70% 位置上的值作为控制因子<sup>[11]</sup>。获取输入图像与控制因子后,再采用 FED 算法对扩散方程进行求解,可获得的尺度空间为

$$L^{i+1} = [I + \tau A(L^i)] L^i, \quad (2)$$

式中:  $i \in [0, N-1]$ ;  $I$  是单位矩阵;  $A(L^i)$  为图像在维度  $i$  上的矩阵;  $\tau$  为时间步长。构建尺度空间后,可对其中每个像素点使用非极大值抑制法来得出对应的 Hessian 矩阵;对特征点进行检测,并对其与同一级别及其上下两层的其他像素点进行对比,以此对 Hessian 矩阵极大值进行搜索;最后使用泰勒公式进行亚像素级别的精确定位,对应位置就是特征点的最终定位点。

## 2.2 FREAK 描述子

传统的 AKAZE 算法使用局部差分二进制(M-LDB)描述法对图像特征进行描述,而该描述符是在

与较高实时性的需求,本文在 AKAZE 算法特征点检测的基础上,使用鲁棒性良好且实时性较高的二进制 FREAK 描述符对特征点进行描述;同时为了提升整体匹配效果的准确性,采用基于网格的运动估计方法进行正误匹配,最后在随机抽样一致性(RANSAC)算法<sup>[18]</sup>的基础上对匹配结果进行进一步的过滤。

## 2 算法原理

基于改进 AKAZE 算法的快速图像配准算法流程如图 1 所示。

划分的网络单元上做相应旋转的,计算较为复杂,实时性差。为了满足无人机影像匹配的实时性要求,本文采用一种局部不变特征的二进制 FREAK 描述符来描述检测到的特征点。FREAK 描述子是一种仿照人类视觉分布区域来快速获取图像信息的二进制描述子。图 2 为 FREAK 描述子的采样模式,它的采样结构借鉴视网膜中获取图像的感受域,每一个黑点对应一个采样点,每一个圆圈对应一块感受域。其中,特征点在图片的最中心区域,采样点表示为其他圆的圆心,可以发现越靠近中心区域,对应的黑点即采样点就越密集,每个感受野与感受野之间都存在重叠部分。具体处理时,需要对所有圆的圆心进行高斯平滑处理,其中高斯核的大小要与当前圆的半径成正比,使用高斯平滑后的采样点信息构造 FREAK 描述符,则该描述符最终

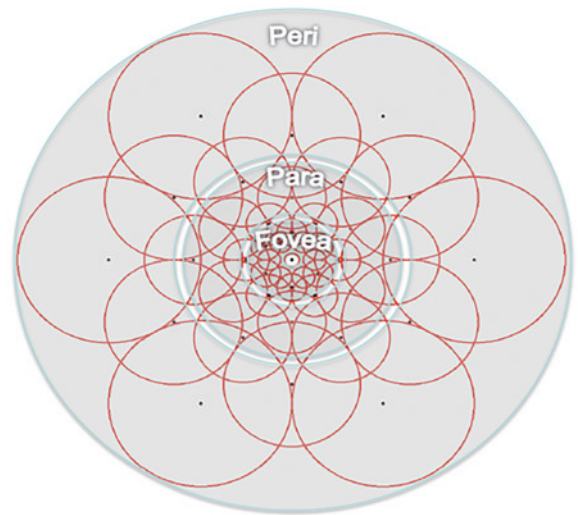


图 2 FREAK 描述子采样模式

Fig. 2 Illustration of sampling mode in FREAK descriptor

为一个二进制位字符串,由采样点对的强度比较结果级联构成<sup>[1]</sup>,假设用  $F$  表示,则

$$F = \sum_{0 \leq a \leq N} 2^a T(P_a), \quad (3)$$

式中:  $P_a$  表示感受域对;  $N$  为特征向量的维数。  $T(P_a)$  定义为

$$T(P_a) = \begin{cases} 1, & I(P_a^{r_1}) - I(P_a^{r_2}) > 0 \\ 0, & I(P_a^{r_1}) - I(P_a^{r_2}) \leq 0 \end{cases}, \quad (4)$$

式中:  $I(P_a^{r_i})$  为采样点经过高斯平滑后的强度值。

FREAK 描述子的采样点虽然看起来并不多,但由于半径不同的圆之间存在交叉重叠,会产生大量的信息冗余,最终也会使整体算法越来越耗时,因此在构造之前需要为其确定特征点主方向。主方向  $O$  的计算公式可以表示为

$$O = \frac{1}{M} \sum_{P_o \in G} [I(P_o^{r_1}) - I(P_o^{r_2})] \frac{P_o^{r_1} - P_o^{r_2}}{\|P_o^{r_1} - P_o^{r_2}\|}, \quad (5)$$

式中:  $G$  为主方向的特征点对集合;  $M$  是集合中的采样点对数;  $P_o^{r_i}$  是采样点中心坐标。相比其他二进制描述子, FREAK 描述符由于独特的对称采样模式具备旋转不变性; 圆心结构使其具备尺度不变性; 灰度强度对比的生成方式使其对光照也具有不变性<sup>[14]</sup>; 感受野与感受野之间的重叠,使其能够获取更多的特征信息; 不同半径大小的采样点分布使其能够在高准确度的基础上也能保证实时性。

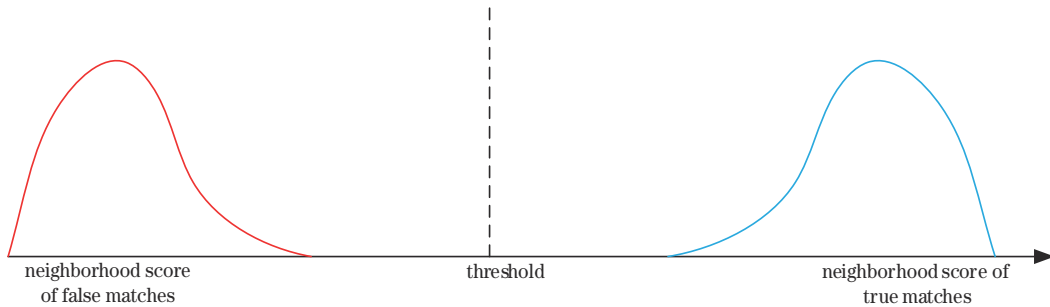


图 3  $S_i$  分布示意图

Fig. 3 Schematic of  $S_i$  distribution

为了使得差异更大化,可通过一个匹配正确的结果预测出多个指向相同区域的小区域,而错误的匹配结果会导致这些小区域指向不同的区域<sup>[9]</sup>,  $S_i$  的计算公式可扩展为

$$S_i = \sum_{k=1}^K |X_{a^k b^k}| - 1, \quad (8)$$

式中:  $K$  表示通过匹配  $X_i$  预测出的随之运动的不相交区域的数量;  $X_{a^k b^k}$  是预测区域  $a^k$  和  $b^k$  中匹配点对的数量。相应的  $S_i$  的分布扩展为

$$S_i \sim \begin{cases} B(kn, p_t), & x_i \text{ is true} \\ B(kn, p_f), & x_i \text{ is false} \end{cases} \quad (9)$$

$S_i$  分布的均值和标准差分别为

### 2.3 GMS 预匹配

在对特征点进行描述后,需要对这些特征向量进行匹配,以进一步确定图形变换模型的具体参数。而特征匹配当前最主要的问题是在鲁棒性好的基础上实时性差,在实时性良好的基础上鲁棒性达不到预期的效果。GMS 算法可以很好地解决这一关键问题,该算法主要思想在于通过运动的平滑性使得匹配正确特征点的相关域获得较多支持匹配结果的点,即产生相似的运动,而对于匹配错误特征点的邻域内难以找到支撑结果的依据,因此可通过计算邻域内匹配点的个数来筛选匹配内点的质量。

首先,对于两幅预匹配的图片,利用暴力匹配方法来得到相应图片所包含的特征匹配点对,之后 GMS 算法通过分析统计相关邻域内正确与错误的匹配点数,实现匹配结果的筛选。假设在两幅图片中,  $a$  和  $b$  分别表示对应区域内的匹配点对,那么由于运动的平滑性,匹配点对的数量可表示为

$$S_i = |x_i| - 1, \quad (6)$$

式中:  $x_i$  表示在邻域对  $\{a, b\}$  内的特征匹配对的总量。如图 3 所示,  $n$  个匹配对  $S_i$  服从二项式分布,即

$$S_i \sim \begin{cases} B(n, p_t), & x_i \text{ is true} \\ B(n, p_f), & x_i \text{ is false} \end{cases}, \quad (7)$$

式中:  $p_t$  与  $p_f$  分别为正确和错误匹配事件的概率。因为特征点的匹配都是独立的,故匹配点对的正误可通过  $S_i$  的值和设定的阈值来得到分辨。

$$\begin{cases} m_t = Kn p_t, s_t = \sqrt{Knt(1-p_t)}, & x_i \text{ is true} \\ m_f = Kn p_f, s_f = \sqrt{Knt(1-p_f)}, & x_i \text{ is false} \end{cases}. \quad (10)$$

为了实现快速、超鲁棒的特征匹配, GMS 算法引入了网格结构,如图 4 所示。将其与运动估计相结合,将一幅图分成  $N \times N$  个不重叠的网格小区域,即运动的核,替换传统算法用划圆圈表示对应的匹配点,这样在进行匹配之前就把图片打成网格,那么匹配结果就会落在相应网格中,最终只需要对一个网格中的点数进行统计,就可以达到加速匹配的目的。其中确定网格的选用,即用多少个网格可以解决问题的相关阈值  $\tau$  的计算公式为

$$\tau = m_i + \alpha s_i, \quad (11)$$

式中： $\alpha$  是调节参数。在实际应用中， $m_i$  的值通常很小， $\alpha$  的值很大。因此， $\tau$  的值可被近似表示为

$$\tau \approx \alpha s_i \approx \alpha \sqrt{n}. \quad (12)$$

当对应的邻域匹配对  $S_i$  大于阈值  $\tau$  时，该网格区

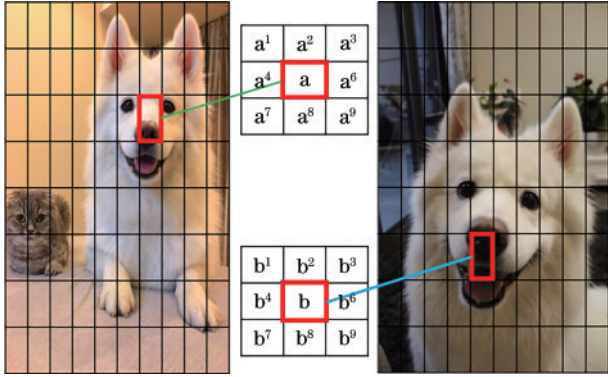


图 4 运动网格示意图

Fig. 4 Diagram of moving grid

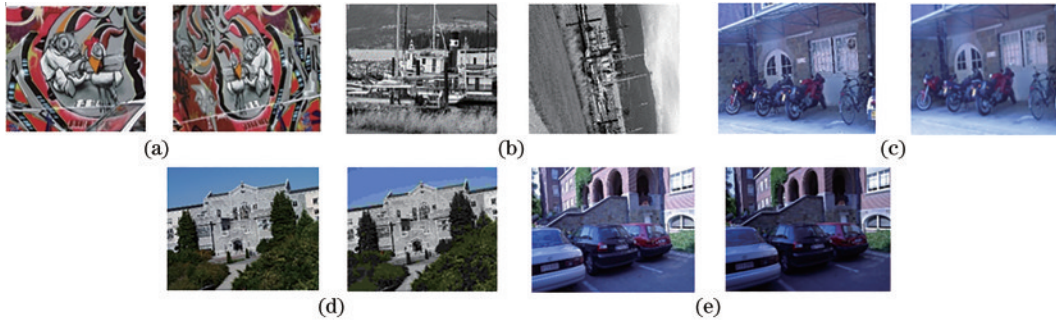


图 5 Oxford 标准图库示例。(a) 视点变换；(b) 旋转变换；(c) 图像模糊；(d) JPEG 压缩；(e) 光照变换

Fig. 5 Examples on Oxford standard dataset. (a) Different perspectives; (b) different degrees of rotation; (c) different ambiguity; (d) JPEG compression; (e) different illumination

对于实验结果的分析，采用匹配正确率和匹配运行时间等评价指标对匹配算法进行全面的评价和定量分析。匹配正确率(CMR)定义为

$$R_{CM} = m_c / m, \quad (13)$$

式中： $m_c$  表示准确匹配点对数； $m$  为所有匹配点对数<sup>[17]</sup>。

图 6(a) 展示了 5 种算法在不同图像变换下的匹配时间，其中特征匹配速度取决于图像匹配时间，相对来讲，匹配时间肯定是越短越好。所提算法首先通过

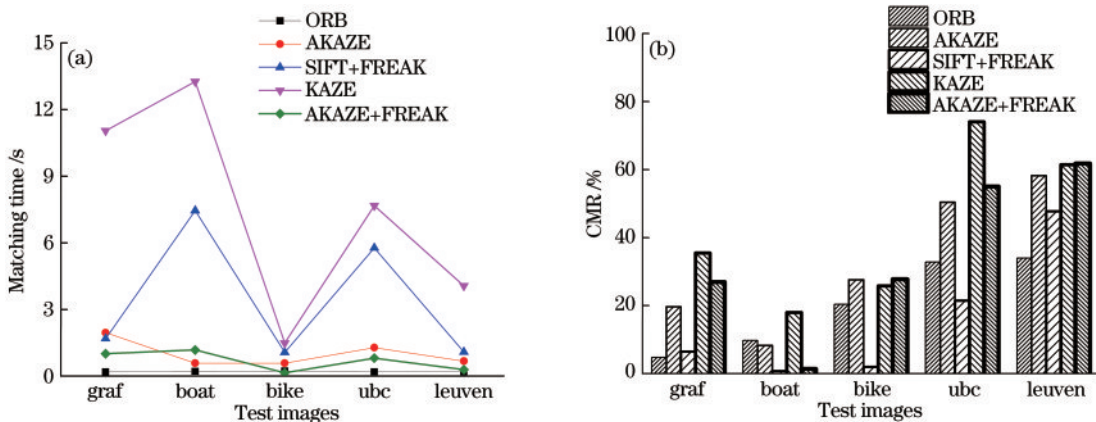


图 6 Oxford 数据集上的参数结果。(a) 匹配时间；(b) 匹配准确率

Fig. 6 Parameter results on Oxford dataset. (a) Matching time; (b) matching accuracy

GMS 算法区分正确与错误的图像匹配点,然后使用 RANSAC 算法将误匹配点去除;其余 4 种算法均在暴力匹配算法的基础上,由 RANSAC 算法对匹配结果进行进一步的筛选。然而,通过图 6(a)可以明显看出:KAZE、SIFT+FREAK 算法的匹配时间最长;所提 AKAZE+FREAK 算法的匹配速度仅次于 ORB 算法,相比 AKAZE 算法具有较大优势。图 6(b)展示了 5 种算法对应在各种图像变换情况下的匹配正确率,匹配正确率也就是正确匹配点对数与所有的匹配点对数之比,它是一种较为客观的评价指标,其值越高,则代表匹配的性能越好<sup>[1]</sup>。从图 6(b)可以看出:KAZE 算法的匹配正确率较高;所提 AKAZE+FREAK 算法次之,相比于其他几个算法,在图像的视点变换、图像模糊、图像压缩和光照变换情况下都有较好的结果。

现实生活中对于无人机影像的匹配使用,不仅存在 Oxford 数据集所展示的图像变换,还存在较多环境因素和建筑物相似性的干扰,为了验证所提算法的实用性,选取 RSSCN7 遥感图像数据集序列进行实验。该数据集包含 2800 幅遥感图像,这些图像来自于 7 个典型的场景类别,即草地、森林、农田、停车场、住宅区、工业区和河湖,分别基于 4 个不同尺度进行采样。因为这些图像来源于不同季节和天气变幻,并以不同比例进行采样,场景图像的多样性导致该数据集具有较大的挑战性<sup>[20]</sup>。图 7 为选取的数据集序列图像,分别为 d118、c081、c088、g343、f296,其中图 7(a)~(e)分别表示视点变换、旋转变换、图像模糊、JPEG 压缩、光照变换 5 组图像,每组包括 2 幅不同变换程度的相同场景图像。

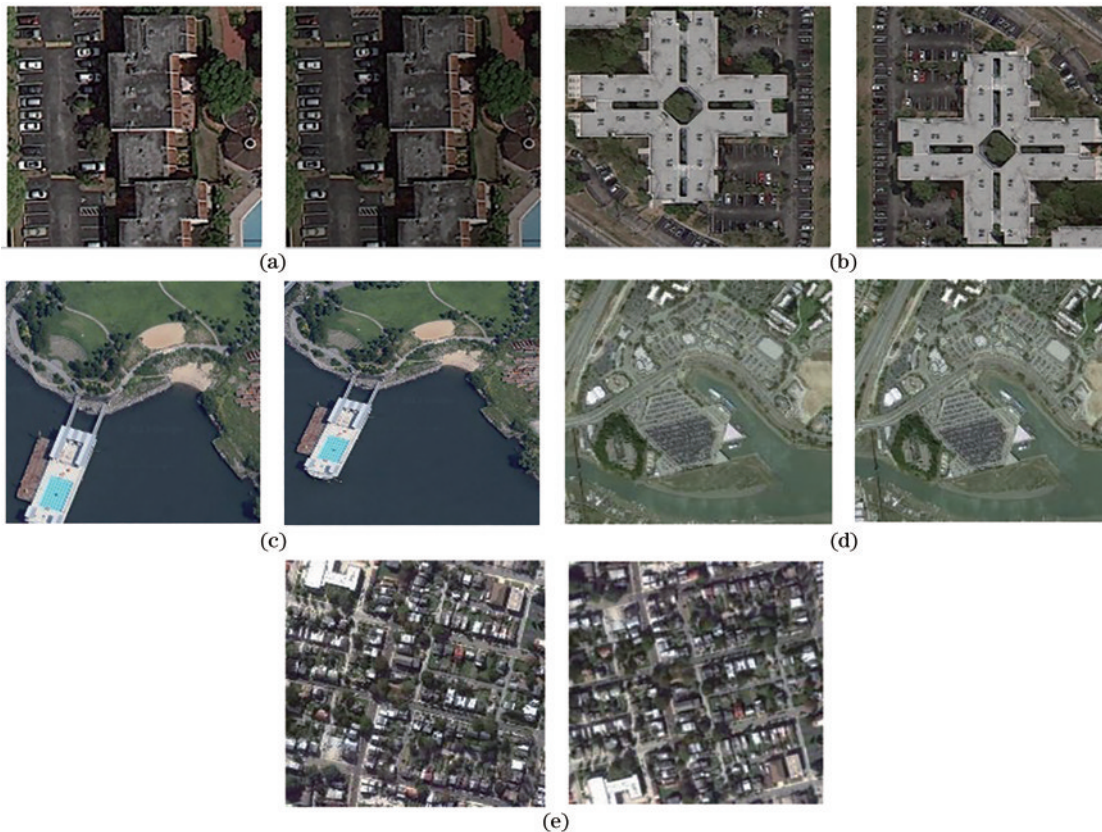


图 7 RSSCN7 遥感图像数据集示例。(a)视点变换;(b)旋转变换;(c)图像模糊;(d)JPEG 压缩;(e)光照变换

Fig. 7 Examples on RSSCN7 remote sensing image dataset. (a) Different perspectives; (b) different degrees of rotation; (c) different ambiguity; (d) JPEG compression; (e) different illumination

如图 8 所示,左图为 AKAZE+BF+RANSAC 算法配准图,右图为 AKAZE+FREAK+GMS 算法配准图。从图 8 可以明显看出:该数据集中的遥感图像存在较多相似干扰点;AKAZE+BF+RANSAC 算法的特征点匹配数量远远少于 AKAZE+FREAK+GMS 算法,在部分场景中误匹配较为明显;所提 AKAZE+FREAK+GMS 算法在经过 GMS 匹配后,由 RANSAC 算法进一步筛选匹配特征点,在保证特征匹配准确率的基础上保留了大量的正确匹配点,匹

配效果良好。

为了让所提算法的优势得到客观性的描述,对所提算法和另外 4 种算法得出的测试数据进行进一步整理分析,其中不同算法的特征匹配用时如表 1 所示。

为了看起来更直观一点,图 9(a)为各种算法运行下时间对比折线图,可以明显看出 KAZE、SIFT+FREAK 算法的运行时间最长,平均用时约为 1.737 s、0.843 s;AKAZE、ORB 算法运行时间次之,平均用时

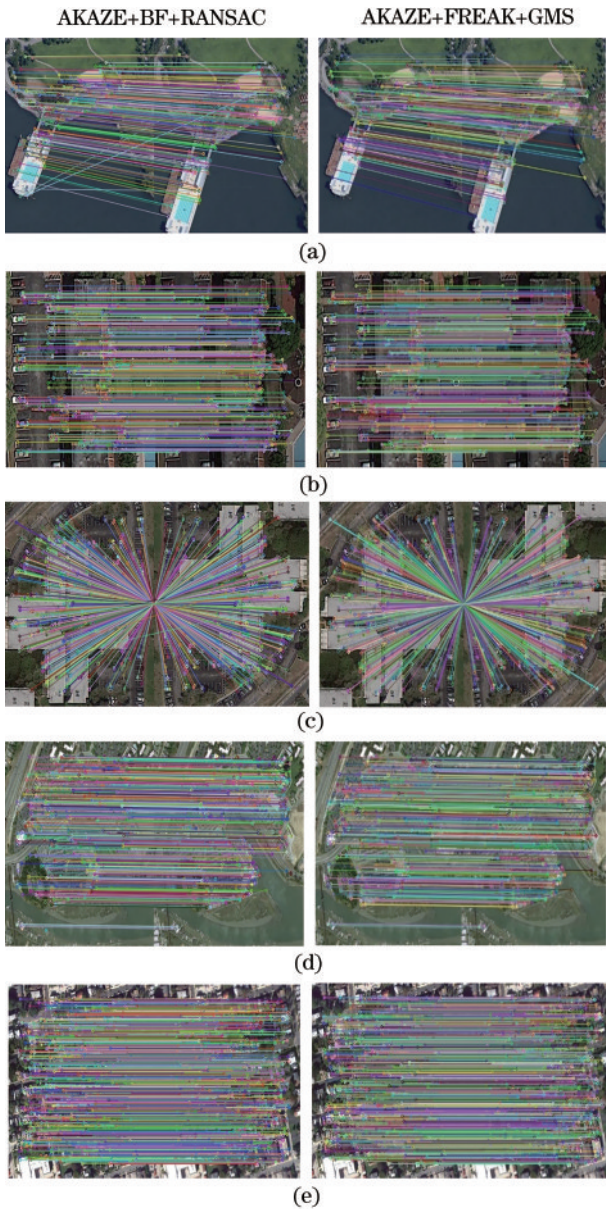


图 8 两种算法的匹配结果比较。(a) 视点变换; (b) 旋转变换; (c) 图像模糊; (d) JPEG 压缩; (e) 光照变换  
 Fig. 8 Comparison of matching results of two algorithms. (a) Different perspectives; (b) different degrees of rotation; (c) different ambiguity; (d) JPEG compression; (e) different illumination

表 1 不同算法的特征匹配用时比较

Table 1 Comparison of feature matching time of different algorithms unit: s

Image No.	AKAZE	ORB	SIFT+FREAK	KAZE	AKAZE+FREAK
Fig. 7(a)	0.288	0.261	0.335	0.600	0.106
Fig. 7(b)	0.351	0.363	1.108	1.302	0.190
Fig. 7(c)	0.308	0.252	0.692	1.080	0.163
Fig. 7(d)	0.385	0.277	0.840	0.884	0.158
Fig. 7(e)	0.663	0.181	1.240	4.820	0.345

约为 0.399 s、0.266 s; 而所提算法的运行时间最短, 平均用时只有 0.192 s, 匹配速度最快, 相比于其他几个算法, 整体匹配时间至少缩短了 28%。图 9(b) 展示了相关算法运行下的匹配正确率, 可以明显看出, 所提算法在相同图像不同变换的几种情况下均具有较好的鲁棒性。其中 AKAZE 的匹配正确率约为 72%, ORB 的匹配正确率约为 53%, SIFT+FREAK 的匹配正确率约为 64%, KAZE 的匹配正确率约为 78%, 所提算法能够在保持较少的运行时间下, 让准确率也得到保障, 匹配正确率约为 84%, 相对于其他几个算法, 匹配正确率至少提高了 6 个百分点, 为图像匹配技术与对应实际环境变化相结合提供了保证。

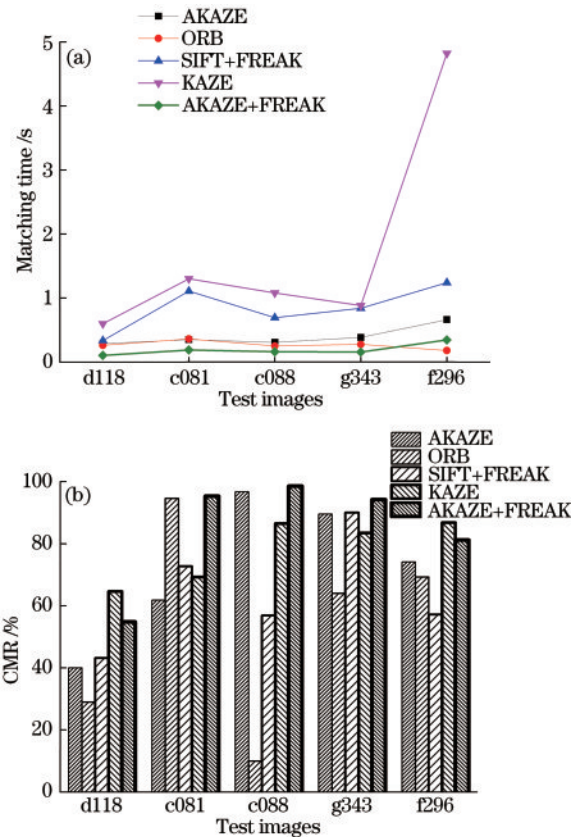


图 9 RSSCN7 数据集运行结果示意图。(a) 匹配时间; (b) 匹配准确率

Fig. 9 Operation results on RSSCN7 dataset. (a) Matching time; (b) matching accuracy

## 4 结 论

针对传统 AKAZE 算法在无人机影像匹配中容易出现误配率高、实时性差的问题, 提出了一种改进 AKAZE 算法的快速图像配准方法。相比于原算法, 该方法在特征描述阶段采用二进制 FREAK 描述子对特征点进行有效描述, 保障了算法的实时性; 在特征匹配阶段使用基于网格的运动估计方法和随机抽样一致

性算法对匹配结果进行反复筛选,保障了算法的鲁棒性。通过在不同数据集上反复进行实验验证,所提算法在保障较好匹配鲁棒性的基础上,还能满足实时性,在图像光照变换、压缩变换及模糊变换情况下能够具有较高的稳定性,是可以满足无人机航拍影像配准需求的。

## 参 考 文 献

- [1] 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.  
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.
- [2] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [3] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [4] 宋伟, 王永波. 基于改进 AKAZE 算法的无人机影像匹配[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 96-102.  
Song W, Wang Y B. UAV image registration based on improved AKAZE algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(8): 96-102.
- [5] 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 Press, 2011: 2564-2571.
- [6] 刘天赐, 宋延嵩, 李金旺, 等. 基于 ORB 特征的高分辨率图像拼接改进算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(8): 0810004.  
Liu T C, Song Y S, Li J W, et al. Improved algorithm for high-resolution image stitching based on ORB features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0810004.
- [7] 邹斌, 赵小虎, 尹智帅. 基于改进 ORB 的图像特征匹配算法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(2): 0210006.  
Zou B, Zhao X H, Yin Z S. Image feature matching algorithm based on improved ORB[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(2): 0210006.
- [8] Alcantarilla P F, Bartoli A, Davison A J. KAZE features [M]//Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. Computer vision-ECCV 2012. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2012, 7577: 214-227.
- [9] 闫阔. 基于 KAZE 和 GMS 的航拍图像拼接技术研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2018.  
Yan K. Research on aerial image stitching technology based on KAZE and GMS[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2018.
- [10] Alcantarilla P, Nuevo J, Bartoli A. Fast explicit diffusion for accelerated features in nonlinear scale spaces [C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2013, September 9-13, Bristol, UK. British: British Machine Vision Association, 2013: 13.1-13.11.
- [11] 李丹, 徐倩南. 基于网格运动约束的遥感图像配准算法[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(7): 1947-1951.  
Li D, Xu Q N. Remote sensing image registration algorithm based on grid motion constraints[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(7): 1947-1951.
- [12] Alahi A, Ortiz R, Vandergheynst P. FREAK: fast retina keypoint[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 510-517.
- [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 Press, 2011: 2548-2555.
- [14] 陈彦彤, 徐伟, 朴永杰, 等. 基于快速视网膜局部特征的遥感图像目标识别[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 852-859.  
Chen Y T, Xu W, Piao Y J, et al. Remote sensing image target recognition based on fast retina key point local invariant feature[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 852-859.
- [15] 王灿进, 孙涛, 陈娟. 基于 FREAK 特征的快速景象匹配[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(2): 204-212.  
Wang C J, Sun T, Chen J. Rapid scene matching based on FREAK descriptor[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(2): 204-212.
- [16] Bian J W, Lin W Y, Matsushita Y, et al. GMS: grid-based motion statistics for fast, ultra-robust feature correspondence[C]//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2828-2837.
- [17] 朱成德, 李志伟, 王凯, 等. 基于改进网格运动统计特征的图像匹配算法[J]. 计算机应用, 2019, 39(8): 2396-2401.  
Zhu C D, Li Z W, Wang K, et al. Image matching algorithm based on improved RANSAC-GMS[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(8): 2396-2401.
- [18] 王鹏, 朱睿哲, 孙长库. 基于改进的 RANSAC 的场景分类点云粗配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041510.  
Wang P, Zhu R Z, Sun C K. Point cloud coarse registration algorithm with scene classification based on improved RANSAC[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041510.
- [19] Mikolajczyk K. Affine covariant feature [EB/OL]. (2007-06-15)[2021-10-06]. <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/affine/>.
- [20] Zou Q, Ni L H, Zhang T, et al. Deep learning based feature selection for remote sensing scene classification [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(11): 2321-2325.