

<http://htkz.cn>

引用格式:陈志高,周嘉星,邓钊,等. 低空复杂环境下的无人机景象匹配定位方法[J]. 航天控制, 2025, 43(4):56-62. (CHEN Zhigao, ZHOU Jiaying, DENG Zhao, et al. A scene matching localization method for UAVs in low-altitude environments[J]. Aerospace Control, 2025, 43(4):56-62.)

## 低空复杂环境下的无人机景象匹配定位方法

陈志高<sup>1,2</sup>, 周嘉星<sup>1,2</sup>, 邓钊<sup>1,2</sup>, 高登巍<sup>3,4</sup>

1. 厦门理工学院电气工程及自动化学院, 厦门 361024
2. 厦门市高端电力装备及智能控制重点实验室, 厦门 361000
3. 西安现代控制技术研究所, 西安 710065
4. 陆空基信息感知与控制全国重点实验室, 西安 710065

**摘 要** 针对无人机在低空复杂环境下传统景象匹配方法无法有效剔除离群点导致定位精度下降的问题, 提出一种改进的景象匹配定位算法。该算法首先利用三元关系对初始数据进行构建, 之后提出三角特征相似性度量和最大欧几里得距离筛选的三元匹配优化方法, 减少计算成本并提高匹配的正确率; 其次采用数据精细化策略进一步提高算法的采样性能。仿真实验结果表明, 所提算法对于无人机在低空复杂环境下进行景象匹配定位具有较好的准确率和实时性, 提高了景象匹配的计算效率和定位精度。

**关键词** 低空复杂环境; 景象匹配; 三角相似性度量; 最大欧几里得距离

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1006-3242(2025)04-0056-07

### A scene matching localization method for UAVs in low-altitude environments

CHEN Zhigao<sup>1,2</sup>, ZHOU Jiaying<sup>1,2</sup>, DENG Zhao<sup>1,2</sup>, GAO Dengwei<sup>3,4</sup>

1. Xiamen University of Technology, School of Electrical Engineering and Automation, Xiamen 361024, China
2. Xiamen Key Laboratory of Frontier Electric Power Equipment and Intelligent Control, Xiamen 361000, China
3. Xi'an Modern Control Technology Research Institute, Xi'an 710065, China
4. National Key Laboratory of Land and Air Based Information Perception and Control, Xi'an 710065, China

**资助项目:**福建省自然科学基金资助(2022J05286);厦门市科技计划资助项目(3502Z20227072);厦门理工学院高层次人才科研启动资助项目(YKJ22019R、YKJ24018R);教育部产学研合作协同育人项目(231102532155002);厦门理工学院研究生创新启动基金(YKJCX2024147)

**收稿日期:**2025-04-24

**作者简介:**陈志高(2002-),男,硕士研究生,主要研究方向为无人机遥感图像处理;邓钊(1988-),男,博士,讲师,主要研究方向为轨迹规划和优化方法、飞行器制导和控制,本文通信作者。

**Abstract** Traditional scene matching methods for unmanned aerial vehicles (UAVs) in low-altitude environments often suffer from ineffective outlier rejection, leading to degraded positioning precision. To address this issue, an improved scene matching localization algorithm is proposed in this paper. Firstly, initial data are generated by using triple relationships in this algorithm. Subsequently, a ternary matching optimization method is introduced by combining triangular feature similarity measurement and maximum Euclidean distance screening to reduce computational costs and enhance matching correctness. Furthermore, a data refinement strategy is adopted to improve the sampling performance of the algorithm. Simulation results demonstrate that the proposed algorithm achieves superior accuracy and real-time performance for UAV scene matching localization in complex low-altitude environments, which significantly improves computational efficiency and positioning precision.

**Key words** Complex low-altitude environments; Scene matching; Triangular similarity measurement; Maximum Euclidean distance

## 0 引 言

随着低空经济作为国家战略性新兴产业的快速发展,无人机凭借其高机动性、强适应性及低成本等优势,已成为低空资源开发利用的核心载体。在此背景下,无人机低空环境下的自主定位技术是保障其精准作业的核心基础,在空中监视、地形勘测及协调搜索等领域具有重要应用价值<sup>[1-3]</sup>。

但当无人机利用全球卫星导航系统(GNSS)在复杂城市峡谷或电磁干扰环境等易出现信号衰减甚至失效等GPS拒止环境下进行低空作业时,依靠全球定位系统(GPS)的无人机自主定位会受到诸多限制,甚至直接瘫痪。因此,基于视觉的景象匹配定位技术成为关键补充手段。

景象匹配起源于巡航导弹末制导<sup>[4]</sup>,后来渐渐发展成为一种视觉导航技术<sup>[5]</sup>。景象匹配技术具有设备结构简单、被动式及定位精度较高等特点。具体来说,景象匹配可以分为特征提取和特征匹配两大关键步骤,它通过利用无人机机载高分辨率成像雷达或光电图像传感器实时获取目标图像,并利用特征提取算法将实时图与机载计算机中预先存储的地物景象数字基准图进行特征点的提取,之后利用特征匹配算法剔除离群点从而精确地识别目标和位置信息。传统景象匹配算法多基于特征点描述符(如SIFT算法)实现两幅图像间的特征点提取,SIFT算法具有尺度不变性、旋转不变性、抗噪性和性能稳定性等优点,被广泛应用于计算机视觉领域<sup>[6]</sup>。然而,该算法中的每个特征点使用128维的特征向量(描述符)进行描述增加了算法的复杂性

和时间代价<sup>[7]</sup>,在低空场景中面临显著挑战:低空图像包含大量动态干扰物(如车辆、行人)及重复纹理区域,导致特征匹配产生大量空间分布无序的离群点;近年来,随着人工智能技术的发展,学者们通过引入深度特征匹配(如SuperPoint<sup>[8]</sup>、SuperGule<sup>[9]</sup>和文献[10]等算法)等方法进行特征提取以提升匹配精度,但模型复杂度与计算成本的增加制约了其在资源受限无人机平台的应用。为解决上述问题,实现无人机的精准自主定位,需要把无人机所航拍到的图像与预存在无人机系统内部的基准图进行精确匹配。因此,设计一种鲁棒性、实时性好的景象匹配算法是其中的关键。文献[11]对SURF与Hu不变矩特征对特征点进行描述,并采用了比值检测和RANSAC方法相结合的特征点匹配方案提高图像之间的匹配精度;文献[12]将BRIEF描述子和BEBLID描述子进行融合,然后使用RANSAC算法剔除匹配误差较大的特征点对;文献[13]采用优化的Delaunay三角剖分与其相应的图形之间使用三角形约束,之后使用RANSAC来保留匹配项。而文献[14]则是将Delaunay三角剖分运用于特征匹配阶段对离群点进行剔除。上述文献在其应用场景中都能有较好的实验结果,但随机采样一致性(Random sample consensus, RANSAC)等离群点剔除方法需要通过不断迭代更新来获取最佳模型,使得处理大量离群点的数据时需要较长的时间,且在匹配点对质量较差时迭代效率骤降,难以满足无人机实时定位需求<sup>[15]</sup>;此外,低空图像与基准图间常存在尺度及视角的非线性差异,传统单应性矩阵估计方法易产生模型偏差。

针对上述问题,本研究提出一种基于改进三元

关系的低空景象匹配定位优化算法。通过对初始数据构建特征点三元组几何约束关系,结合三角特征相似性度量与最大欧氏距离筛选机制,得到干净的内点集;进一步通过数据精细化策略,在保证算法鲁棒性的同时提高采样性能。相较于传统方法,该算法在保持较低计算复杂度的前提下显著提升了离群点剔除效率,为无人机低空定位提供新的技术路径。

## 1 景象匹配算法

在特征匹配任务中,三元组匹配是一种重要的方法,它利用几何一致性提高匹配的鲁棒性。然而,传统的三元组选择策略在处理噪声和非稳健匹

配时存在局限性。为此,我们提出三角特征相似性度量与最大欧几里得距离三元组筛选两种优化策略以提高匹配精度并增强模型的稳定性。

### 1.1 三元关系原理

图1中, $S_i$ 表示两幅图像一个对应的特征匹配对映射在平面上的点,(a)中的 $S_1$ 和 $S_2$ 满足空间一致性约束,因为 $S_1$ 和 $S_2$ 对应的特征点在空间上彼此接近。因此,它们都被判定为内点。在(b)中,通过三元关系约束数据点,由于 $S_2$ 邻近的点是 $S_1$ 和 $S_3$ ,而 $S_3$ 邻近的点是 $S_1$ 和 $S_4$ ,所以 $S_2$ 和 $S_3$ 不满足空间一致性约束关系,因此 $S_2$ 将不能视作内点。因此,由于三元组中存在多个约束条件,可以有效地检测出三组匹配中的异常值。

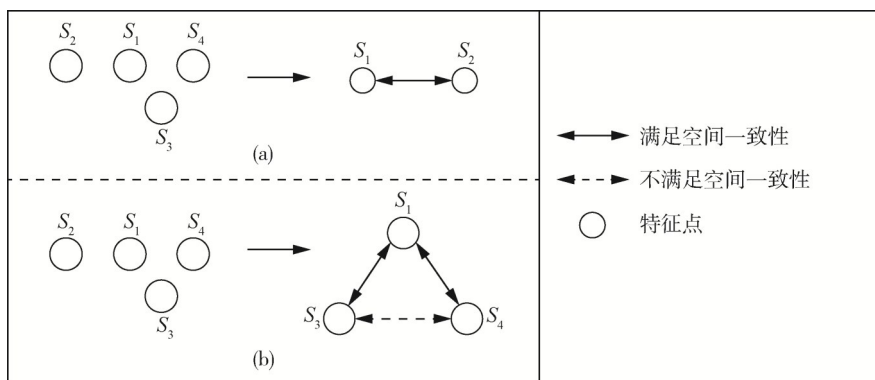


图1 三元关系原理图

在一对图像中含 $N$ 个特征匹配的输入数据 $A = \{p_i\}_{i=1}^N$ ,根据特征点 $p_i$ 空间关系搜索它们的 $K$ 近邻 $N_{p_i}$ 。对于1个特征点 $p_i$ ,集合 $A$ 中它与其他特征点之间满足三元组关系的定义如下:

1个三元组 $\Delta_{p_i p_j p_k}$ 包含3个特征点,即 $\Delta_{p_i p_j p_k} = (p_i, p_j, p_k)$ ,当且仅当 $p_i, p_j$ 和 $p_k$ 的关系满足

$$1_{p_i \in V} \times 1_{p_j \in V} \times 1_{p_k \in V} = 1 \quad (1)$$

式中: $p \in V$ 表示一个点属于另一个点的 $K$ -最近邻, $1_{p \in V}$ 表示当 $p \in V$ 为真时,值为1,否则为0。

如果特征点 $p_i$ 与 $p_j$ 和 $p_k$ 具有对应的三元组 $\Delta_{p_i p_j p_k}$ ,则将这三个特征匹配 $p_i, p_j$ 和 $p_k$ 视为一组与 $p_i$ 相关联的三元特征匹配组 $\Delta_{p_i p_j p_k} = (p_i, p_j, p_k)$ 。值得注意的是,由于 $p_i$ 可能不止与某两点组成三元关系组。因此对于特征点 $p_i$ ,可能有3个以上的特征点满足等式(1)(即与 $p_i$ 相关联的不止一个三元组)。因此,将 $p_i$ 的所有的三元组表示为 $\Omega_{p_i} = \{\Delta_{p_i p_j p_k}\}$ 。

虽然三元组包含了三元关系中多个约束的互补性,可以显著减轻对离群值的敏感性。但存在着因为离群点与内点邻近而被错误地归类在三元关系组中的问题。因此,通过提出一种改进的三元关系筛选策略提高算法采样的有效性。

### 1.2 三角特征相似性度量

对于一个给定的图像匹配点集合 $\chi = \{X_i\}_{i=1}^N$ ,其中每个点的坐标表示为

$$X_i = (x_i, y_i)^T, X_j = (x_j, y_j)^T, X_k = (x_k, y_k)^T \quad (2)$$

通过该坐标希望构造一个稳定的三元组 $(X_i, X_j, X_k)$ ,使得其构成的几何形状在匹配图像之间保持高度相似性,即几何形状不因透视变换或尺度变化发生较大偏差。对于任意三元组,定义其边长为

$$d_{ij} = \|X_i - X_j\|_2, d_{jk} = \|X_j - X_k\|_2, d_{ki} = \|X_k - X_i\|_2 \quad (3)$$

并计算其归一化边比:

$$r_{ij} = \frac{d_{ij}}{d_{jk} + d_{ki}}, r_{jk} = \frac{d_{jk}}{d_{ij} + d_{ki}}, r_{ki} = \frac{d_{ki}}{d_{ij} + d_{jk}} \quad (4)$$

在匹配图像中的对应三元组  $(\hat{X}_i, \hat{X}_j, \hat{X}_k)$  具有相应的归一化边比:

$$\hat{r}_{ij} = \frac{\hat{d}_{ij}}{\hat{d}_{jk} + \hat{d}_{ki}}, \hat{r}_{jk} = \frac{\hat{d}_{jk}}{\hat{d}_{ij} + \hat{d}_{ki}}, \hat{r}_{ki} = \frac{\hat{d}_{ki}}{\hat{d}_{ij} + \hat{d}_{jk}} \quad (5)$$

定义三角特征相似性误差:

$$E = \sum_{(m, n) \in \{(ij), (jk), (ki)\}} |r_{mn} - \hat{r}_{mn}| \quad (6)$$

若  $E$  超过设定阈值  $\tau$ , 则剔除该三元组。通过对三元组进行三角特征相似度量, 能够剔除形状变形严重的三元组, 保证匹配点集在两幅图像之间的相对几何关系稳定, 减少错误匹配的发生, 且对三元组进行归一化变比能够消除尺度影响, 使筛选策略适用于不同尺度的图像对。

### 1.3 最大欧几里得距离三元组筛选

对于匹配点集合  $\chi$ , 点对  $(X_p, X_q)$  之间的欧几里得距离定义为

$$d_{pq} = \sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2} \quad (7)$$

构造距离矩阵:

$$D = \{d_{ij}\}, \quad 1 \leq i, j \leq N \quad (8)$$

寻找具有最大距离的点对:

$$(X_p, X_q) = \arg \max_{X_i, X_j \in \chi} d_{ij} \quad (9)$$

为了构造均匀分布的三元组, 选择与该点对距离最小值最大的点, 使得选取的  $X_k$  既远离  $X_p$  和  $X_q$ , 又确保三元组良好的几何一致性, 避免退化:

$$X_k = \arg \max_{X_m \in \chi, m \neq p, q} \min(d_{pm}, d_{qm}) \quad (10)$$

即:

$$d_k = \max_m \min(d_{pm}, d_{qm}) \quad (11)$$

最后设定最大距离点阈值约束  $d_{pq} > \tau_d$  和三点均匀性约束  $d_k > \tau_k$ , 确保点对足够分散且能够构成稳定的三元组结构。

通过对三元组进行最大欧几里得距离筛选, 能够使得远距离点对携带更多全局信息, 避免选择局部密集的点, 减少局部误差对匹配的影响, 提高算法采样质量。同时, 分布均匀的匹配点能提升单应性矩阵估计的精度, 从而提高匹配精度和模型稳健性。

### 1.4 数据精细分化策略

给定一个模型假设  $\beta_\lambda$  (由采样数据子集生成), 首先基于 Sampson 距离计算模型假设  $\beta_\lambda$  与输入数据  $A = \{p_i\}_{i=1}^N$  之间的残差值  $\{r(p_i, \beta_\lambda)\}_{i=1}^N$ 。然后, 对残

差值按升序排序, 根据排序后的残差值, 对所有输入数据进行排序, 并从排序后的数据中抽取第  $m$  个数据周围的数据子集, 生成新的模型假设。迭代地执行这些步骤直到得到一个稳定的解。根据最后 3 次迭代确定数据子集细化过程是否收敛, 并且使用 1 个参数 (即 MaxIter) 表示最大迭代次数, 同时使用从采样数据的三元关系中得出的权重值作为停止准则的条件, 以降低对离群值的敏感性。具体来说, 停止准则  $E_{\text{stop}}$  表示为

$$E_{\text{stop}} = \left( \frac{1}{h} \sum_{j=m-h+1}^m \omega(p_j^{\beta_{(\lambda-1)}}) < \omega(p_m^{\beta_\lambda}) \right) \wedge \left( \frac{1}{h} \sum_{j=m-h+1}^m \omega(p_j^{\beta_{(\lambda-2)}}) < \omega(p_m^{\beta_\lambda}) \right) \quad (12)$$

式中:  $p_m^{\beta_\lambda}$  为第  $\lambda$  次迭代中残差排序得到的排序数据的第  $m$  个基准,  $\omega(\bullet)$  是根据三元组得分计算出的一个数据的权值,  $h$  为数据子集的大小<sup>[16]</sup>。该准则表明, 从最后 3 次迭代中采样的数据子集更有可能属于同一模型, 则停止迭代。这样可以进一步提高数据子集采样的性能, 得到一个有效的数据子集, 生成一个显著的模型假设作为估计模型。最后, 根据估计的模型, 可以区分出离群值和内群值。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 数据集

为测试低空飞行时无人机在复杂环境下对不同光照及跨视角下的定位性能。选取 SUES-200 数据集作为实验对象。SUES-200 是一个跨视角匹配数据集, 具有多源、多场景和全景的特点, 该数据集包含无人机对同一目标场景的跨视角图像, 且所有图像都是在多种类型场景的真实环境中获取的, 包括真实世界的光线、阴影变换和干扰。将该数据集作为实验对象能够有效验证算法在不同角度、光照干扰情况下的性能<sup>[17]</sup>。

### 2.2 实验评估

为评估算法的性能, 实验选择 RANSAC 算法<sup>[18]</sup>、RANSAC++ 算法<sup>[19]</sup>、TRESAC 算法<sup>[20]</sup> 和本文所提出的算法进行对比。并且分别评价算法的正确匹配率和运行时间。同时, 为进一步验证文中算法的定位性能, 使用交并比 IOU 作为评价指标。交并比 IOU 是衡量预测框与真实框重叠程度的指标。预测框为基准图中目标的真实位置范围, 而真实框是无人机进行定位时算法所得到的目标的位置范围。

一般来说,当IOU大于0.5时表示成功定位目标<sup>[21]</sup>, IOU值越接近1则定位性能越高。

### 2.3 实验仿真与分析

为评估无人机在低空环境下算法面对不同角度、光照干扰情况下性能的有效性,本实验从该数据集两组无人机所采集到的图像作为基准图,从中选取分辨率为512×512的图像作为航拍图像,如图2~3所示。

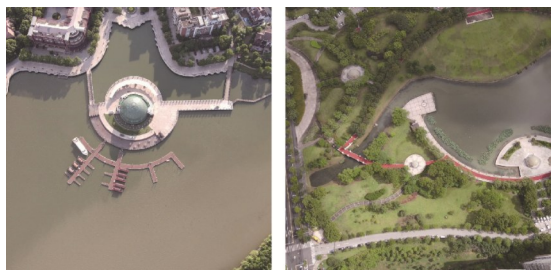


图2 无人机基准图像

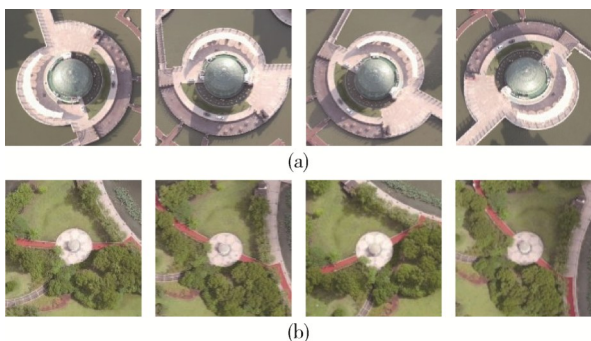


图3 无人机航拍图像

实验结果表明,所提算法在复杂低空场景下的离群点抑制能力优于其他高级算法。图4~5表示了两组图像部分特征匹配的结果,结果显示,传统RANSAC算法在进行离群点过滤后仍存在显著的误匹配残留,而本文所提算法在保持内点完整性的同时实现了更精确的离群点识别。表1表示了不同算法之间的定量分析结果,进一步验证了该优势;相较于RANSAC的91.79%平均正确匹配率,本文算法与其他高级算法(RANSAC++, TRESAC)均达到95%以上的匹配精度,表明其在特征空间约束建模上的有效性。在运行时间方面,本算法平均耗时仅为0.1315 s,较RANSAC和RANSAC++分别降低89.02%和72.09%。这是由于本文所提算法对传统随机采样机制的优化——通过引入确定性几何关系筛选,避免了迭代模型估计过程中的冗余计算。对比发现,虽然TRESAC通过强化空间约束提升了

离群点抑制能力,但其严格的空约束关系会导致有效内点的过度剔除。本算法通过动态阈值调节机制,在计算效率与特征保留率之间实现了更优平衡。

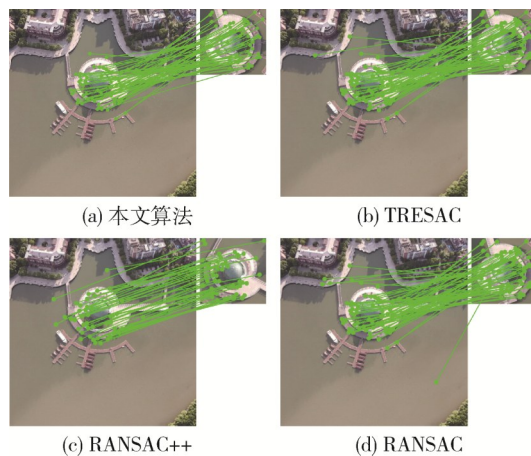


图4 不同算法在第一组图像的匹配性能

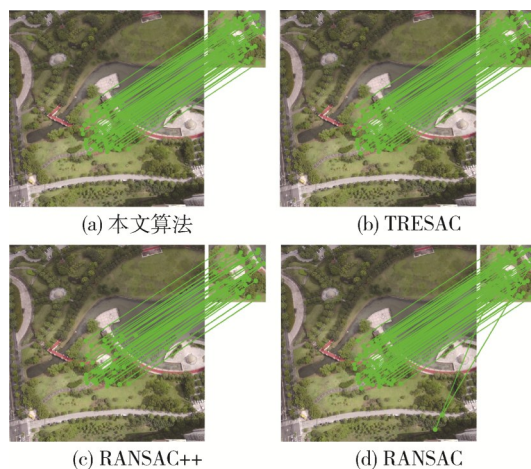


图5 不同算法在第一组图像的匹配性能

表1 不同算法的配对性能

算法	平均运行时间/s	平均正确率/%	平均IOU
本文算法	0.1315	97.57	0.8450
TRESAC	0.2274	96.79	0.7549
RANSAC++	0.4712	95.20	0.7230
RANSAC	1.1978	91.79	0.5277

为进一步验证本文所提算法在无人机低空复杂环境下定位的有效性,使用交并比IOU评估匹配结果。图6~7表示了不同算法在两组图像部分的定位性能,定位精度评估结果表明,本文算法在无人机低空环境下展现出显著的定位优势。相较于其他高级算法预测框(虚线框)与真实目标框(实线框)的偏移,本文方法实现了在低空场景下保持稳

定的定位能力。表 1 数据进一步揭示:本文算法 IOU 均值达 0.8450, 较 RANSAC、RANSAC++ 和 TRESAC 分别提升 37.55%、14.43% 和 10.66%, 验证了其通过三角特征相似性度量优化匹配点结构的有效性。且本文算法进一步通过最大欧几里得距离筛选机制, 有效抑制局部误差对匹配的影响, 在保持 0.1315 s 实时性的同时实现精准定位。这一特性使其在时效性与精确性双重约束的低空侦察场景中具有独特优势。

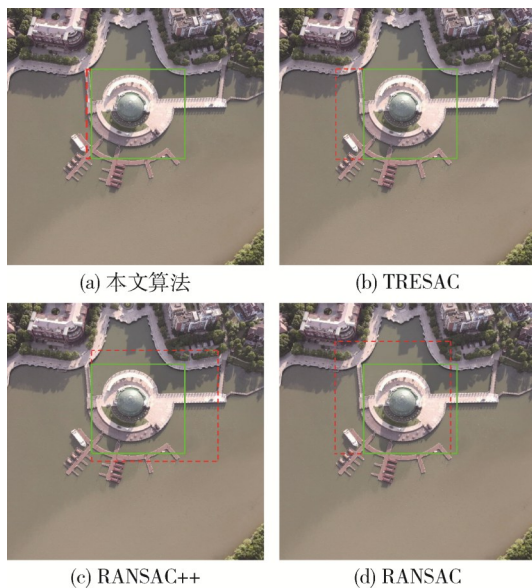


图 6 不同算法在第一组图像的定位性能

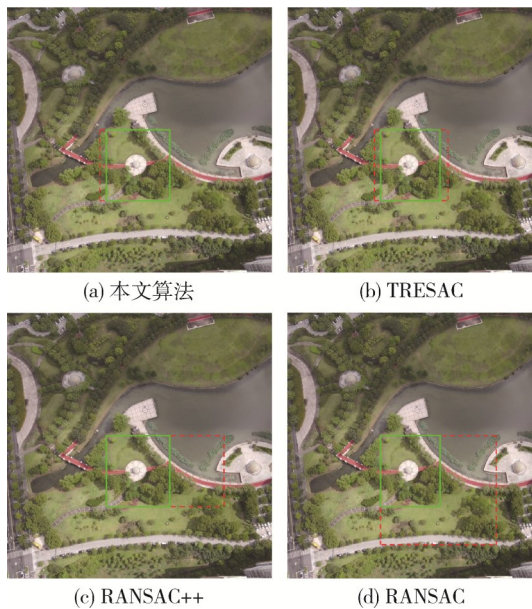


图 7 不同算法在第二组图像的定位性能

### 3 结 论

针对传统景象匹配算法在无人机面向低空复杂环境情况下无法有效剔除离群点导致无人机定位时间长及定位精度不高的问题, 提出了一种基于三元关系的景象匹配算法, 该算法通过三元组关系建立初始数据, 之后提出三角特征相似性度量与最大欧氏距离筛选机制, 得到干净的内点集; 进一步通过数据精细分化策略, 在保证算法鲁棒性的同时提高采样性能。最后实验结果表明本文所提算法的计算效率和匹配精度均高于目前先进算法, 为景象匹配技术提供了一种新思路。

### 参 考 文 献

- [1] MAHMUD I, CHO Y Z. Detection avoidance and priority-aware target tracking for UAV group reconnaissance operations [J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2018, 92(2): 381-392.
- [2] CHRISTIANSEN M P, LAURSEN M S, JORGENSEN R N, et al. Designing and testing a UAV mapping system for agricultural field surveying [J]. *Sensors*, 2017, 17(12): 26-45.
- [3] LIENARD J, VOGS A, GATZIOLIS D, et al. Embedded, real-time UAV control for improved, image-based 3D scene reconstruction [J]. *Measurement*, 2016, 81: 264-269.
- [4] CARR J R, SOBEK J S. Digital scene matching area correlator (DSMAC) [C]//*Image Processing for Missile Guidance*. SPIE, 1980, 238: 36-41.
- [5] REED C G, HOCAN J J. Range correlation guidance for cruise missiles [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1979(4): 547-554.
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] 赵启兵, 王养柱, 胡永浩. 基于改进 SIFT 算法的无人机遥感影像匹配[J]. *电光与控制*, 2012, 19(3): 36-39+55. (ZHAO Qibing, WANG Yangzhu, HU Yonghao. Remote sensing image matching for UAVs based on improved SIFT algorithm [J]. *Electronics Optics and Control*, 2012, 19(3): 36-39+55.)
- [8] DETONE D, MALISIEWICZ T, RABINOVIC A. Superpoint: Self-supervised interest point detection and description [C]//*Proceedings of The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*.

- 2018: 224-236.
- [9] SARLIN P E, DETONE D, MALISIEWICZ T, et al. Superglue: Learning feature matching with graph neural networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020: 4938-4947.
- [10] 俞心蕊, 姚竹贤, 连思铭, 等. 基于细粒度特征与注意力机制的机载图像匹配[J]. 航天控制, 2023, 41(2): 47-52. (YU Xinrui, YAO Zhuxian, LIAN Siming, et al. Airborne image matching based on fine-grained features and mutual attention [J]. Aerospace Control, 2023, 41(2): 47-52.)
- [11] 王梦白. 基于SAR图像的景象匹配技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021. (WANG Mengbai. Research on scene matching technology based on SAR image [D]. Xi'an: Xidian University, 2021.)
- [12] 谷学静, 肖军发, 楚一凡, 等. 基于AGAST改进和BRBLID描述子的图像匹配算法[J]. 电光与控制, 2025, 1-8. (GU Xuejing, XIAO Junfa, CHU Yifan, et al. Image matching algorithm based on improved AGAST and BRBLID descriptor [J]. Electronics Optics & Control, 2025, 1-8.)
- [13] JIANG S, JIANG W, LI L, et al. Reliable and efficient UAV image matching via geometric constraints structured by delaunay triangulation [J]. Remote Sensing, 2020, 12(20): 1-25.
- [14] 周嘉星, 陈志高, 高登巍, 等. 基于图像匹配的无人机侦察目标定位方法[J]. 弹箭与制导学报, 2025, 1-9. (ZHOU Jiaying, CHEN Zhigao, GAO Dengwei, et al. A UAV reconnaissance target localization method based on image matching [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2025, 1-9.)
- [15] 谢万鹏, 刘欢, 吴银花, 等. 基于改进SIFT和互信息法的单色和彩色视频高精度配准[J]. 液晶与显示, 2023, 38(12): 1689-1697. (XIE Wanpeng, LIU Huan, WU Yinhua, et al. High precision registration of monochrome and color video based on improved SIFT and mutual information method [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2023, 38(12): 1689-1697.)
- [16] TENNAKOON R B, BABHADIASHAR A, CAO Z, et al. Robust model fitting using higher than minimal subset sampling [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(2): 350-362.
- [17] ZHU R, YIN L, YANG M, et al. SUES-200: A multi-height multi-scene cross-view image benchmark across drone and satellite [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(9): 4825-4839.
- [18] 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.
- [19] TRAN Q H, CHIN T J, CARNEIRO G, et al. In defence of RANSAC for outlier rejection in deformable registration [C]//Computer Vision—ECCV 2012: 12th European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, October 7-13, 2012, Proceedings, Part IV 12. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 274-287.
- [20] GUO H, LU Y, XIAO G, et al. Triplet relationship guided sampling consensus for robust model estimation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29: 817-821.
- [21] LUO H, XIE W, WANG X, et al. Detect or track: towards cost-effective video object detection/tracking [C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2019, 33(1): 8803-8810.