



一种用于景象匹配导航的新型图像配准算法

杨鸿睿 朱启举 曹培贤 顾浩 赵东东

Novel image registration algorithm for scene-matching navigation

YANG Hongrui, ZHU Qiju, CAO Peixian, GU Hao, ZHAO Dongdong

引用本文:

杨鸿睿, 朱启举, 曹培贤, 顾浩, 赵东东. 一种用于景象匹配导航的新型图像配准算法[J]. 北科大: 工程科学学报, 2025, 47(3): 496–503. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2024.05.26.001

YANG Hongrui, ZHU Qiju, CAO Peixian, GU Hao, ZHAO Dongdong. Novel image registration algorithm for scene-matching navigation[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2025, 47(3): 496–503. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2024.05.26.001

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2024.05.26.001>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

一种改进的非刚性图像配准算法

An improved non-rigid image registration approach

工程科学学报. 2019, 41(7): 955 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2019.07.015>

基于监督学习的前列腺MR/TRUS图像分割和配准方法

Prostate MR/TRUS image segmentation and registration methods based on supervised learning

工程科学学报. 2020, 42(10): 1362 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2019.10.10.006>

基于YOLOX-drone的反无人机系统抗遮挡目标检测算法

Anti-occlusion target detection algorithm for anti-UAV system based on YOLOX-drone

工程科学学报. 2023, 45(9): 1539 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2022.10.24.004>

基于交替方向网络进化博弈的无人机集群任务分配

UAV swarm task allocation algorithm based on the alternating direction method of multipliers network potential game theory

工程科学学报. 2022, 44(4): 792 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2021.11.26.003>

仿鸿雁编队的无人机集群飞行验证

Verification of unmanned aerial vehicle swarm behavioral mechanism underlying the formation of *Anser cygnoides*

工程科学学报. 2019, 41(12): 1599 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2018.12.18.001>

基于改进鸽群优化和马尔可夫链的多无人机协同搜索方法

Cooperative search for multi-UAVs via an improved pigeon-inspired optimization and Markov chain approach

工程科学学报. 2019, 41(10): 1342 <https://doi.org/10.13374/j.issn2095–9389.2018.09.02.002>

一种用于景象匹配导航的新型图像配准算法

杨鸿睿^{1)✉}, 朱启举¹⁾, 曹培贤¹⁾, 顾 浩²⁾, 赵东东³⁾

1) 西安现代控制技术研究所, 西安 710065 2) 中国科学院自动化研究所, 北京 100083 3) 航空工业西安飞行自动控制研究所, 西安 710065

✉通信作者, E-mail: 1254229398@qq.com

摘要 高精度定位与导航技术是实现无人机自主飞行的核心要素之一, 当在卫星拒止条件下, 卫星导航无法进行准确定位时, 景象匹配视觉导航技术因其设备结构的简洁性和被动式定位的高精度而备受关注, 当它与惯性系统结合时, 能够构建出一个高度自主且精确的导航系统。在景象匹配系统中, 最为关键的步骤是将实时拍摄到的图像与预先装载的基准图进行精确配准。然而, 这一过程面临着无人机高速飞行和基准图多源性的双重挑战, 这要求图像配准在确保精度的同时, 还必须具备快速响应和强鲁棒性。为了克服这些难题, 本文提出了一种名为 Dimensionality reduction second-order oriented gradient histogram (DSOG) 的描述子, 该描述子通过描述图像定向梯度信息的像素特征, 有效地实现了图像特征的提取。DSOG 描述子采用区域特征的特征提取策略, 实现对不同传感器采集到的图像数据进行精准匹配, 满足飞行器在全天候的条件下实现高精度导航的需求。在此基础上, 还设计了一种优化后的相似度度量匹配模板, 该模板在频域上对传统的基于快速傅里叶变换的特征表示快速相似度度量算法进行了优化, 减少了匹配过程中的冗余计算。本文提出的匹配框架经过对不同类型多模态图像的广泛评估, 实验数据包括可见光-可见光、可见光-合成孔径雷达、可见光-高光谱等异源图像对, 同时, 将提出的算法于目前主流的图像配准算法进行了对比, 结果显示, 与当前主流方法相比, 在保持匹配精度的前提下, 显著提升了计算效率, 同时相比于深度学习算法, 本文提出的算法无需经过大量的数据训练即可得到实际使用所需的泛化性。具体来说, 本文提出的算法在多模态图像的平均匹配时间仅为 1.015 s, 不仅满足了无人机景象匹配导航对实时性和鲁棒性的要求, 而且为无人机的广泛应用提供了强有力的技术支持。

关键词 卫星拒止; 景象匹配导航; 图像配准; 无人机; 图像区域特征

分类号 TN966

Novel image registration algorithm for scene-matching navigation

YANG Hongrui^{1)✉}, ZHU Qiju¹⁾, CAO Peixian¹⁾, GU Hao²⁾, ZHAO Dongdong³⁾

1) Xi'an Modern Control Technology Research Institute, Xi'an 710065, China

2) Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

3) AVIC Xi'an Flight Automatic Control Research Institute, Xi'an 710065, China

✉Corresponding author, E-mail: 1254229398@qq.com

ABSTRACT High-precision positioning and navigation technology are crucial for the autonomous operation of unmanned aerial vehicles (UAVs), enabling them to determine their location and navigate to predetermined destinations without human intervention. In scenarios where satellite navigation is unavailable, image matching-based visual navigation technology becomes essential owing to its simple device structure and high accuracy in passive positioning. When combined with inertial systems, this technology creates a highly autonomous and precise navigation system. Compared with traditional simultaneous localization and mapping for visual navigation, which requires extensive computation for continuous point cloud mapping, scene matching ensures real-time performance without such

收稿日期: 2024-05-26

基金项目: 国防基础科学资助项目(2019-JCJQ-2D-078)

demands. At the core of the image-matching system is the registration of real-time captured images with preloaded reference images, a task complicated by the high-speed flight of UAVs and diverse image sources. This necessitates a rapid and robust registration process while maintaining high precision. To tackle these challenges head-on, we developed a novel descriptor known as dimensionality reduction second-order oriented gradient histogram (DSOG), which is characterized by its high precision and robustness, making it ideal for image matching. It effectively extracts image features by delineating pixel characteristics of oriented gradients and uses a regional feature extraction strategy. This is advantageous over point and line features, especially when handling nonlinear intensity differences among heterogeneous images during matching, enabling precise matching of image data collected by different sensors and satisfying high-precision navigation needs under all-weather conditions for aerial vehicles. Building upon this descriptor, we have crafted an optimized similarity measurement matching template. This enhances the traditional fast similarity measurement algorithm, which uses fast Fourier transform in the frequency domain, thereby reducing computational redundancy inherent in the matching process. Our framework has been rigorously evaluated across diverse multimodal image pairs, including optical-optical, optical-SAR, and optical-hyperspectral datasets. Our algorithm has been compared with current state-of-the-art image registration methods, including traditional feature-based approaches such as DSOG, histogram of oriented phase congruency (HOPC), and radiation-variation insensitive feature transform (RIFT), as well as deep learning-based techniques such as Loftr and Superpoint. The results demonstrate that our method considerably improves computational efficiency while maintaining matching precision. Moreover, unlike deep learning algorithms that require extensive data training for generalization, our algorithm achieves the necessary level of generalization without such extensive training. In particular, our algorithm achieves an average matching time of only 1.015 s for multimodal images, meeting real-time performance and robustness requirements for UAV scene-matching navigation. Our study not only offers innovative solutions for enhancing the precision and reliability of UAV navigation systems but also carries substantial practical significance. It has broad application potential in military, civil, and commercial sectors, thereby shaping the future of autonomous navigation in the aerospace industry.

KEY WORDS satellite denial; scene matching navigation; image registration; UAV; image region features

景象匹配技术始于巡航导弹末制导,后来渐渐发展成为一种视觉导航技术。景象匹配导航的优势在于设备结构简单,定位精度高^[1],采用图像传感器获取飞行或目标区域附近的区域图像与装载的基准图像进行匹配,获取飞行器的位置数据^[2]。景象匹配导航可以作为一种辅助导航方法,与惯导可以组合成为高自主高精度导航系统^[3],实现飞行器在卫星拒止条件下的导航定位问题。

1 概述

目前主流的视觉导航技术如即时定位与地图构建(SLAM)高度依赖于点云连续性计算^[4],计算量较大,无法满足飞行器高度飞行时导航实时性的需求,而景象匹配采用一帧一帧的图像匹配方式,计算量较低。景象匹配的核心在于图像配准,即将图像传感器采集到的图像与预先装载的基准图进行匹配,寻找当前位置在基准图上的对应位置^[5]。图1显示了无人机景象匹配导航的过程^[6],无人机在飞行中实时拍摄地面图像,与预先装载的基准图进行匹配,得到目前所在的坐标信息。

目前的景象匹配算法主要为基于特征的匹配方法,其过程是先从匹配图像中提取特征,用相应

的相似性度量与相关约束条件确定测得图像在基准图的位置^[7]。特征匹配算法的关键步骤主要包括图像特征提取和特征匹配。基于特征的匹配方法大体可以分为基于点、线、区域等特征的匹配方法^[8]。

点特征匹配方法是先提取图像的角点、边缘点、交叉点或分支点等特征,然后进行特征匹配^[9]。点特征匹配法对于同源图像的配准有着较高的精度与鲁棒性,但是对于异源图像的配准,如合成孔径雷达(SAR)与可见光图像,由于图像之间的非线性强度差异,图像的配准精度与鲁棒性难以得

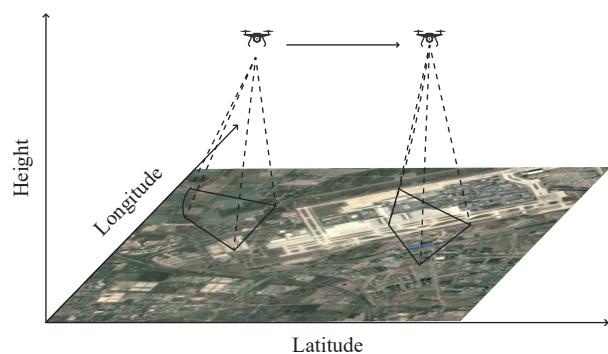


图1 无人机景象匹配导航

Fig.1 UAV scene matching navigation

到保证^[10].

线特征匹配法是采用基本直线、目标轮廓线、道路及路网结构作为特征, 然后采用链码匹配、正则化小波描述子、小波描述矩、特征一致性以及傅里叶描述子等技术进行匹配^[11]. 在景象匹配的运用场景中, 线特征匹配在面对纹理特征明显的区域时有较高的匹配性能, 如山川、道路、河流等, 但是线特征匹配与点特征匹配有类似的问题, 即无法对异源图像进行配准^[12].

基于区域特征的匹配方法是提取具有显著特征的封闭轮廓区域, 然后采用各种相似性度量函数建立区域特征的对应关系^[13]. 基于区域特征的匹配算法对于图像之间的非线性强度变化有着较强的鲁棒性, 能够实现高精度匹配. 但是传统的区域匹配算法复杂度比较高, 计算量较大, 因此需要较长的时间计算, 在景象匹配导航的应用场景下无法保证匹配的实时性^[14].

本文基于图像梯度信息, 提出了一种新的区域特征匹配算法, 通过设计三维特征描述子对图像进行特征提取, 并通过傅里叶变换对图像的匹配进行加速. 通过以上的方法提高了匹配的精度与速度, 同时保证了鲁棒性, 具体贡献包括以下两点:

(1) 设计了一种名为多维二阶梯度直方图(DSOG)的特征描述子, 该描述子在多模态图像中的特征描述具有很高的精度, 同时对于图像配准过程中遇到的复杂问题有很强的鲁棒性.

(2) 根据 DSOG 描述子的多通道特性设计了一种基于图像频域特征的高精度快速和鲁棒的匹配框架. 该框架通过使用 FFT 技术在频域中加速图像匹配来评估图像之间的相似性, 从而提高了图像匹配的效率, 且不影响匹配的精度.

本文分为四个部分. 在第 2 节中提出了所提出的快速且鲁棒的高精度模板匹配框架. 然后, 在第 3 节中评估其匹配性能. 最后, 在第 4 节总结了本文的研究结果和意义.

2 图像匹配方法

在過去的研究中, 通过基于特征的方法检测图像的显著特征, 并基于相似度进行匹配. 特征可以看作是整个图像的简单表示, 对几何和辐射变化具有鲁棒性, 可以分为角点特征、线特征和区域特征. 目前最主要的点特征方法有 SIFT, SURF, ORB^[15] 等, 这些特征是从图像中识别出具有独特性和可重复性的点^[16]. 主要的线特征方法有 Canny 边缘检测, LSD 线段检测等, 这些特征是从图像中

识别出直线、曲线等线特征. 这些线特征可以用于场景解析、形状识别、道路检测等任务^[17]. 主要的区域特征方法有 HOG, HOPC, RFT 等^[14], 这些特征从图像中识别出具有代表性的区域, 实现图像特征间的匹配. 在异源图像匹配(如可见光-SAR, 可见光-红外等)时, 由于匹配图像间的非线性强度差异^[17], 点特征与线特征无法发挥良好的匹配效果, 而区域特征由于其统计图像局部区域像素强度变化的整体趋势这一特点, 可以用来实现异源图像匹配^[18]. 图 2 展示了异源图像的示例.



图 2 异源图像(可见光-SAR)
Fig.2 Heterogeneous images (optical-SAR)

图 3 为 DSOG 匹配算法流程.

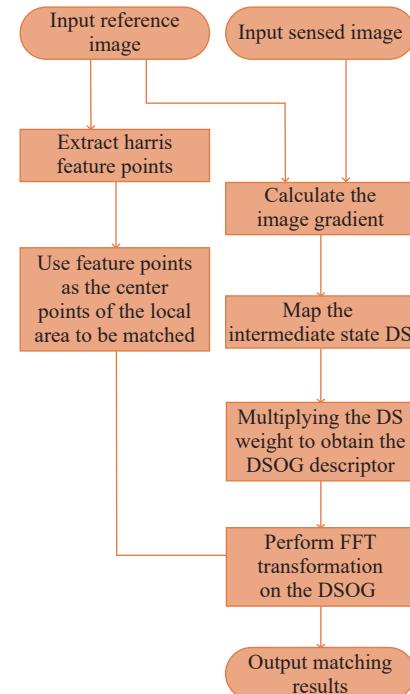


图 3 匹配算法流程
Fig.3 Matching algorithm flow

2.1 提取描述子

DSOG 算法首先提取图像的 Harris 角点特征, 并对提取出的角点做极大值抑制, 以此来选择出特征性最强的一组点, 作为提取各个局部区域特

征的中心.

$$E(u, v) = \sum_{r, c} w(r, c)[I(r+u, v+c) - I(r, c)]^2 \quad (1)$$

式中, $E(u, v)$ 为能量函数, (u, v) 是 $w(r, c)$ 的偏移量, 体现窗口移动, r, c 为窗口函数坐标, $w(r, c)$ 为窗口函数, $I(r, c)$ 为图像像素坐标位置 (r, c) 灰度值, $I(r+u, v+c)$ 是像素坐标位置 $(r+u, v+c)$ 的图像灰度值.

随后以提取出的 Harris 角点坐标为局部区域中心提取图像区域特征 DSOG.

在提取 DSOG 描述子时, 需对输入的待配准的实时图像 imgSen 与基准图像 imgRef 分别提取描述子, 两者提取的方法一致. 以 imgRef 为例, 异源图像间虽然存在非线性强度差异, 但是相同图像整体在不同模态下强度的变化趋势相似, 由于图像的梯度信息能反应图像像素强度在局部区域内的整体变化的一阶导数, 可以避免直接计算像素强度时异源图像的非线性强度差异引起的误匹配^[19]. 首先计算图像的梯度:

$$\begin{aligned} g_x &= I(x, y+1) - I(x, y-1) \\ g_y &= I(x+1, y) - I(x-1, y) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, (x, y) 为表示行列坐标, g_x 表示 x 方向梯度, g_y 表示 y 方向梯度. 根据计算出的 g_x 与 g_y , 求出梯度的幅度:

$$d(x, y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (3)$$

同时, 计算出梯度的方向:

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{g_x}{g_y + 0.000000001} \quad (4)$$

由于角度的存在负值, 因此对结果进行映射压缩, 梯度角度范围由 360° 变为 180°

$$\theta'(x, y) = \begin{cases} \theta(x, y), & \theta \geq 0 \\ \theta(x, y) + 180^\circ, & \theta < 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中, $\theta'(x, y)$ 表示经过映射压缩的梯度角度值, 为了对梯度的信息进行充分利用, 对 $(0^\circ, 180^\circ]$ 的范围建立离散通道, 可以将方向值分为 4 个子通道, 对 $(0^\circ, 180^\circ]$ 映射到 $\phi(x, y) \in [1.5, 5.5]$ 的空间中:

$$\phi(x, y) = \frac{\theta'(x, y) + 90^\circ/4}{180^\circ/4} + 1 = 1.5 + \frac{\theta'(x, y) \cdot 4}{180^\circ} \quad (6)$$

由 $\phi(x, y)$ 可以对梯度幅度在 4 个离散通道内作加权. 得到只含梯度角度信息的中间态描述子 DS:

$$DS(x, y, z) = \begin{cases} 1 - (\phi(x, y) - [\phi(x, y)]), & z = [\phi(x, y)] \\ \phi(x, y) - [\phi(x, y)], & z = [\phi(x, y)] + 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

DS 描述子作为梯度幅度值的权重依据, 从而

可以充分的利用图像梯度幅值信息. 由 DS 与梯度幅度相乘可以得到 DSOG 描述子:

$$DSOG(x, y, z) = DS(x, y, z) \cdot d(x, y) \quad (8)$$

2.2 图像匹配模板

在区域匹配的过程中, 传统的匹配采用滑动窗口法在图像空间域内进行匹配, 公式如下:

$$S(i, j) = \sum_{x, y} [D_1(x, y) - D_2(x-i, y-j)]^2 T(x, y) \quad (9)$$

式中, $D_1(x, y), D_2(x, y)$ 为计算出的图像特征值, $T(x, y)$ 为匹配窗口, 这样的方法需要遍历整个图片的每一个区域, 在飞行器运行过程中, 由于匹配时间过长, 无法满足飞行器导航定位的实时性要求.

对这种匹配方法进行了优化, 已知式(9)中:

$$\begin{cases} D_1(r, c) = DSOG_Ref(r-s, r+s, c-s, c+s) \\ D_2(r, c) = DSOG_Sen(r-s, r+s, c-s, c+s) \end{cases} \quad (10)$$

在式(9)中, (i, j) 为二维平移量, 反映特征控制点间的像素坐标差, $S(i, j)$ 表示在 (x, y) 处 D_2 平移 (i, j) 后二者的相似度, $T(x, y)$ 为匹配窗口, s 为截取区域特征的半径, 对在窗口外的部分取 0, 窗口内取 1, 配准的结果为:

$$(i, j)^* = \arg \min_{i, j} \left(\sum_{x, y} [D_1(x, y) - D_2(x-i, y-j)]^2 T(x, y) \right) \quad (11)$$

上式表明, 对于两张配准的描述子 $D_1(x, y)$ 与 $D_2(x, y)$, 使用 SSD 方法, 通过滑动窗口相减, 找到最小的相似度, 其对应的 $(i, j)^*$ 为配准结果. 对图像的特征做傅里叶变换, 再进行卷积计算, 可以避免遍历约束区域中的点.

$$\begin{aligned} S(i, j) &= \sum_{r, c} D_1^2(r, c) T(r, c) - 2 \times \\ &\quad \sum_{r, c} D_1(r, c) D_2(r-i, c-j) T(r, c) + \\ &\quad \sum_{r, c} D_2^2(r-i, c-j) T(r, c) \end{aligned} \quad (12)$$

因此最终的配准结果为

$$(i, j)^* = \arg \max F^{-1}(F^*(D_2)F(D_1))(i, j) \quad (13)$$

其中, F 表示傅里叶变换, F^* 表示傅里叶变换取共轭, F^{-1} 表示傅里叶逆变换, 最终得到的 $(i, j)^*$ 是 D_2 相对与 D_1 的平移关系, 即配准的结果, 对于一对分辨率为 (M, N) 的图像, 基于频域的匹配方法的计算复杂度相比于传统的 SSD 匹配方法从 M^2N^2 降低为 $(M+N)\log(M+N)$.

3 实验结果

为了验证 DSOG 在图像由线性强度差异或非

线性强度差异时在图像匹配过程中具有的性能, 我们采用了 3 组匹配实例来进行说明, 这些实例由多组图像对组成, 包括可见光-SAR, 可见光-可见光, 可见光-高光谱。这些图像采集于不同时间, 由不同的地理区域组成, 如城市, 河流, 村庄, 农田, 海洋等, 这些图像来自于谷歌遥感地图数据库。实验使用的计算平台为计算机 (Core i7-7700HQ, 2.8GHz) 仿真平台为 matlab2021b。

3.1 评价标准

正确匹配比 (Correct matching ratio, CMR)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 和平均运行时间 (Average running time, t) 是用来表示匹配性能的三个标准。正确匹配比描述了匹配的成功率, 即用正确的匹配次数除以得到的所有匹配数来计算匹配的成功率。我们使用 Harris 角点经过非极大值抑制后得到的最多 100 个角点作为匹配的检查

点, 将定位误差小于 1.5 个像素的匹配视为正确匹配^[19]。均方根误差表示正确匹配的匹配精度。

RMSE 越小则说明匹配点与基准图的参考点的离散程度越低, 从而证明匹配的整体精度较高, 因此 RMSE 越小则说明匹配算法的性能更为优越。平均运行时间则反映匹配的计算效率, 景象匹配导航定位所需的时间就少, 与惯导数据结合的实时性就越强, 从而在定位的精度就越高。CMR 反映匹配成功率, CMR 越高则匹配效果越好。同时, 考虑到在使用滑动窗口进行匹配时, 不同的模板大小对相似度度量所需要的计算量不同, 从而对匹配时间产生影响, 因此采用不同大小的模板窗口来对匹配时间进行检验。

3.2 异源图像匹配实验结果

图 4 显示在所有的测试图像上, 可以看出本文提出的 DSOG 描述子在使用相似度度量进行匹配

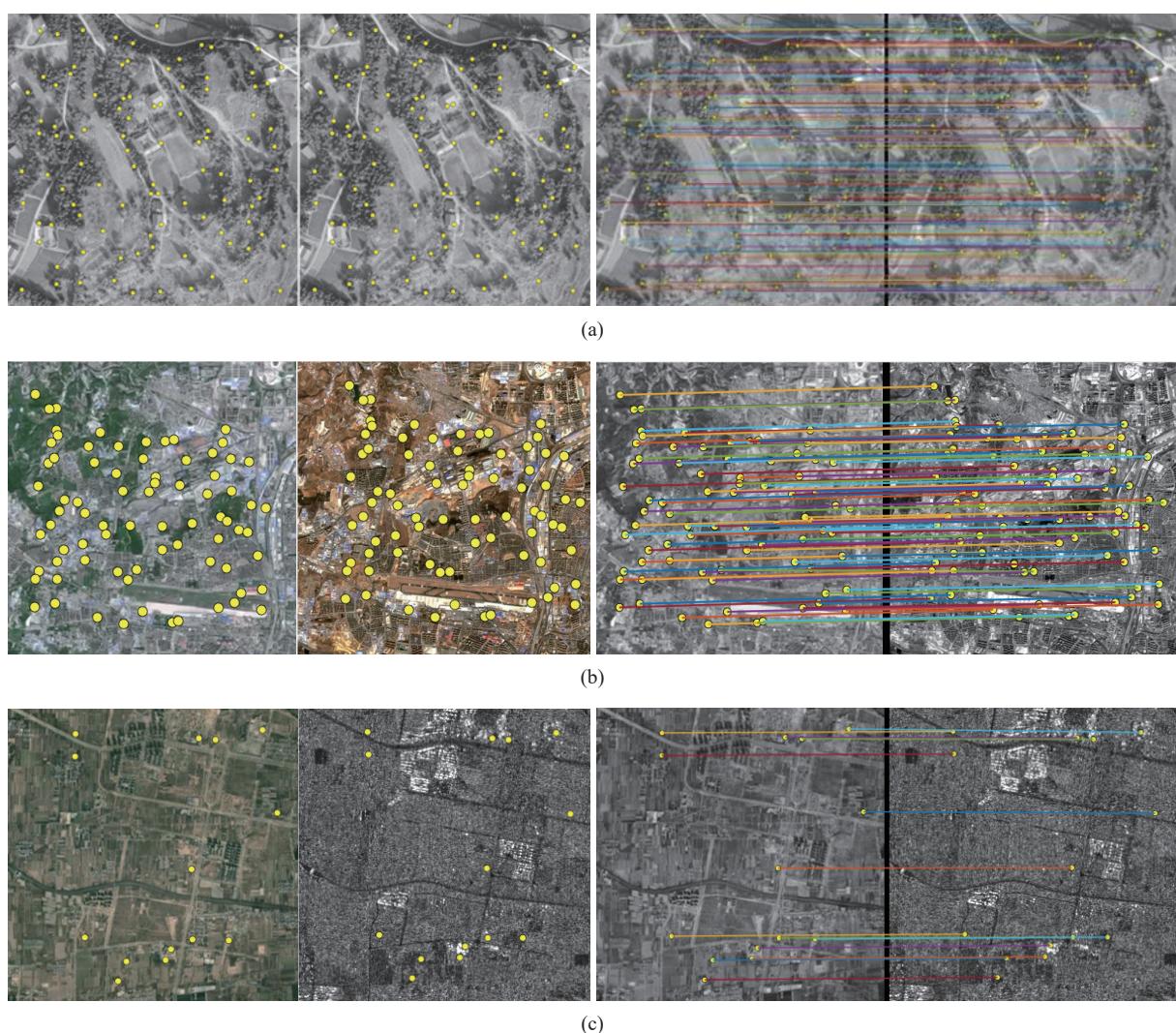


图 4 实验结果. (a) 可见光-可见光图像匹配效果; (b) 可见光-高光谱匹配效果; (c) 可见光-SAR 雷达匹配效果

Fig.4 Experimental results: (a) matching effect of optical-optical images; (b) matching effect of optical-hyperspectral images; (c) matching effect of optical-SAR radar images

后,在对可见光-高光谱图像进行匹配时,我们在图像人为添加了较大的平移误差,在基准图中提取出来的特征参考点都在实时图中获得了对应的匹配点,图像匹配的效果较好。在对可见光-SAR图像进行匹配时,我们使用了不同时间拍摄的基准图与实时图,同时在SAR图像中加入了一定的噪声误差,可以看出在基准图中提取出的特征点在实时图中都获得了正确的匹配点,匹配结果良好。可以看出在基准图中提取出的参考点都在实时图中获得了良好的匹配效果。在实际无人机景象匹配导航过程中,上述的实验结果说明,我们提出的图像匹配算法在各种情况下都获得了相当好的匹配效果,尤其是在使用无人机实时拍摄的具有多种误差的图像进行配准时,仍然具有着良好的匹配性能,这证明了提出的匹配框架对于多模态匹配是有效的,且具有处理无人机景象匹配导航时使用多种不同传感器的能力。同时通过上述结果,可以证明在基准图与实时图存在如光照强度差异、拍摄时间差异、图像局部特征改变等因素时,仍然具有很强的匹配鲁棒性。这些特性对于无人机在卫星拒止情况下实现景象匹配视觉导航是至关重要的。

表1显示了正确匹配的均方根误差,表2显示了匹配的正确率。可以看出基于点特征的RIFT算法由于使用点特征进行匹配,因此在同源图像匹配时可以保证较高的精度,但在异源图像匹配时,由于图像之间存在非线性强度差异,因此无法保持高精度匹配效果,基于区域特征的DSOG算法与HOPC算法在面对异源图像匹配时,由于都采用区域特征进行匹配,特征描述子描述了区域内的特征变化情况,因此在图像间存在非线性强度差异时,仍然具有较高的匹配精度。同时,我们引入了基于卷积网络的Superpoint^[20]算法与基于transformer^[21]的Loftr^[22]算法,由于数据资源于算力资源有限,我们采用了Superpoint与Loftr算法的开源训练权重进行推理实现对比实验,上述两种算法与训练模型使用数据集为moscoco^[23],大小约300 G,训练平台为16块A100^[20, 22],实验结果证明,我们提出的算法与使用了大量数据与算力资源得到的深度学习模型^[24-25]在多模态图像下的匹配精度上无明显差异,具有更强的普适性。

表3显示了匹配所需时间,基于图像区域信息的HOPC算法由于在提取图像特征时,需要先遍历图像的相位信息,然后再进行匹配^[26-27],因此匹配耗费时间很高,基于点特征的图像RIFT算法由

表1 RMSE 对比结果

Table 1 RMSE comparison results

Algorithm	RMSE		
	Optical–Optical	Optical–SAR	Optical–Hyperspectral
DSOG	0.132	1.906	0.989
HOPC	0.140	2.590	1.461
RIFT	0.115	36.561	8.834
Superpoint	0.037	0.256	0.367
Loftr	0.021	0.167	0.368

表2 CMR 对比结果

Table 2 CMR comparison results

Algorithm	CMR/%		
	Optical–Optical	Optical–SAR	Optical–Hyperspectral
DSOG	97.6	91.6	96.1
HOPC	98.1	89.7	95.3
RIFT	99.2	23.1	16.1
Superpoint	98.2	96.5	97.9
Loftr	98.8	95.9	99.1

表3 平均运行时间对比结果

Table 3 Average runtime comparison results

Algorithm	Average runtime/s		
	Optical–Optical	Optical–SAR	Optical–Hyperspectral
DSOG	0.961	1.056	1.029
HOPC	28.057	88.332	87.58
RIFT	11.447	11.731	12.867
Superpoint	2.01	2.03	1.98
Loftr	4.89	4.93	4.91

于匹配过程中使用图像空间域信息进行匹配,匹配时间较长^[28],而我们使用的DSOG算法在匹配时,将提取出的特征描述子做快速傅里叶变换,采用频域卷积运算^[29]的方式进行匹配,避免了遍历图像的过程,因此匹配时间较短,匹配能达到景象匹配导航的实时性需求。考虑到在实际应用场景下无人机边缘计算端可能无法支持神经网络推理所需的算子^[30],导致算法只能在cpu上进行推理,因此我们分别测试了Superpoint与Loftr算法^[20, 22]在cpu上运行的速度。结果表明,在纯cpu的条件下,我们提出的DSOG算法计算效率较高,平均匹配时间为1.015 s,可以达到匹配所需的实时性要求。

3.3 景象匹配导航实验结果

为了评价本文提出的景象匹配算法在无人机导航中的性能,我们在长沙市周边进行了定位实

验, 实验采用的飞行平台为 DJI Phantom 4 RTK, 使用的运算处理器为 RK3588. 同时实验使用了空间分辨率为每像素 2.4 m 的卫星影像, 包含了道路, 农田, 建筑等信息, 卫星基准图拍摄时间为 2021 年 6 月, 进行飞行实验采集实时图的时间为 2023 年 6 月. 由于卫星图拍摄时间与实验采集实时图拍摄时间间隔约两年, 因此基准图与实时图存在光照强度、时间以及地面特征的差异. 在飞行试验中, 我们将相机固定在无人机底部, 保证相机视角为正下视, 使用的相机视场角为 37° , 无人机稳定运行在 500 m 高度下, 高度由气压高度计确定, 通过实时读取无人机装载的惯性导航原件测量实时飞行姿态信息, 并使用该信息对实时图像进行修正并存储^[14]. 无人机搭载的惯导的零偏稳定性为 $0.01^\circ \cdot h^{-1}$, 加速度计零偏稳定性为 $50 \mu g$. 图 5 为无人机飞行轨迹.

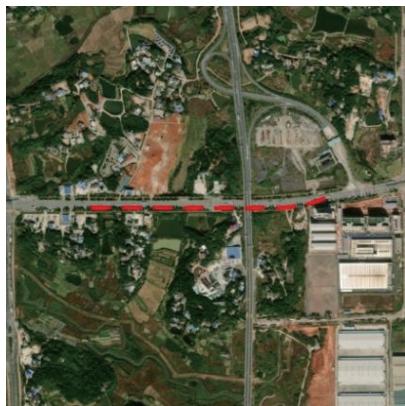


图 5 无人机飞行轨迹
Fig.5 UAV flight path

图 6 详细展示了采用 DSOG 算法对无人机采集的实时图像与基准图进行仿真分析的景象匹配导航过程及其位置误差. 在本研究中, 我们以匹配成功的图像中心点坐标作为位置输出结果, 以此来评估 DSOG 算法在实际应用中的定位性能. 通过对比分析, 我们发现, 在地面仿真实验中, 该算法的北向误差最大达到了 4.36 m, 而东向误差的最大值为 3.98 m. 北向误差平均值为 1.13 m, 东向误差的平均值为 0.96 m.

这一实验结果充分证明了本文的 DSOG 匹配算法在无人机飞行环境中的优越性能. 在复杂的应用场景中, 该算法能够有效应对各种挑战, 为无人机提供高精度的定位信息. 通过对实时图与基准图的精确匹配, DSOG 算法在很大程度上降低了无人机在导航过程中的位置误差, 确保了无人机的安全飞行和任务执行的准确性.

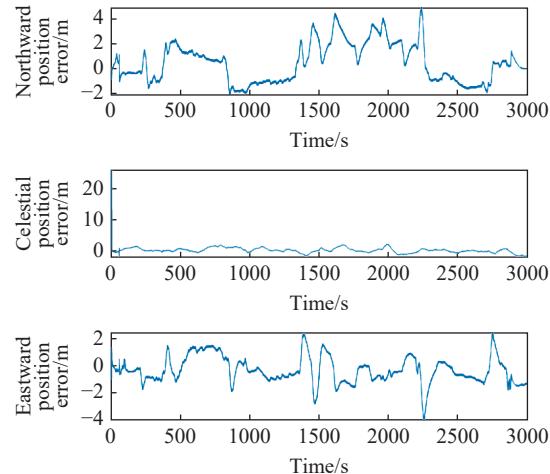


图 6 景象匹配导航位置误差
Fig.6 Positioning error of matching navigation

此外, 实验数据还显示出 DSOG 算法在应对不同地形、光照条件及遮挡情况下的稳定性和可靠性. 在实时图像与基准图像之间存在时间差异、光照差异、季节差异等条件下, 仍然能保证匹配的精度, 实现在卫星拒止条件下的自主导航.

4 结论

在本文中, 我们针对无人机在卫星拒止条件下实现精确定位的难题, 提出了一种基于图像区域特征的快速和鲁棒的多模态图像匹配方法. 该方法通过设计三维的图像区域特征描述子, 并在频域中对图像特征进行描述, 构建相似度度量, 有效解决了图像配准中的非线性强度差异和季节性差异问题. 与传统方法相比, 我们的 DSOG 算法在 FFT 匹配过程中省去了对整张图像的遍历, 提高了计算效率, 同时保证了匹配精度. 通过飞行实验验证, 基于 DSOG 算法的视觉景象匹配导航系统在卫星拒止条件下, 无人机定位误差小于 4.5 m, 满足了定位需求. 已完成的工作表明, 本文方法在处理多模态异源图像匹配方面具有显著优势. 未来, 我们将继续优化算法, 提高匹配速度和精度, 以适应更复杂的环境和更多类型的传感器, 减少算法在图像预处理时对惯导测量飞行器姿态精度的依赖, 将算法在边缘端落地, 实现无人机自主导航.

参 考 文 献

- [1] Balamurugan G, Valarmathi J, Naidu V P S. Survey on UAV navigation in GPS denied environments // 2016 International Conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPES). Paralakhemundi, 2016: 198
- [2] Dong J W. Analysis on inertial navigation technology. *Instrument*

- Technol*, 2017(1): 41
(董进武. 惯性导航技术浅析. 仪表技术, 2017(1): 41)
- [3] Conte G, Doherty P. Vision-based unmanned aerial vehicle navigation using geo-referenced information. *EURASIP J Adv Signal Process*, 2009, 2009(1): 1
- [4] Li X Q, He W, Zhu S Q, et al. Survey of simultaneous localization and mapping based on environmental semantic information. *Chin J Eng*, 2021, 43(6): 754
(李小倩, 何伟, 朱世强, 等. 基于环境语义信息的同步定位与地图构建方法综述. 工程科学学报, 2021, 43(6): 754)
- [5] Carr J R, Sobek J S. Digital Scene Matching Area Correlator (DSMAC) // *Image Processing For Missile Guidance*. San Diego, 1980: 36
- [6] Yuntao G U. Research on navigation system of unmanned aircraft vehicle. *Modern Navig*, 2013, 3: 198
- [7] Reed C G, Hocan J J. Range correlation guidance for cruise missiles. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 1979, AES-15(4): 547
- [8] Zhao C H, Zhou Y H, Lin Z, et al. Review of scene matching visual navigation for unmanned aerial vehicles. *Sci Sin-Inf*, 2019, 49(5): 507
- [9] Cucka P, Rosenfeld A. Linear feature compatibility for pattern-matching relaxation. *Pattern Recognit*, 1992, 25(2): 189
- [10] Sai Ganesh C S, Aouthithiye B S Y, Azhagumurugan R, et al. Grayscale based algorithm for remote sensing with deep learning [J/OL]. *arXiv preprint* (2021-10-16) [2024-05-26]. <https://arxiv.org/abs/2110.08493v1>
- [11] Sang N, Zhang T X, Wei L G, et al. Relaxation Matching by the Hopfield Neural Network // *Applications of Artificial Neural Networks in Image Processing*. San Jose, 1996: 182
- [12] Zhang K, Lu J B, Lafruit G, et al. Robust stereo matching with fast normalized cross-correlation over shape-adaptive regions // 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Cairo, 2009: 2357
- [13] Weiming S, Zuxun Z, Jianqing Z. Image matching by neural network based relaxation. *Geom Inform Sci Wuhan Univ*, 1996, 21(3): 247
- [14] Mei C B, Fan Z H, Zhu Q J, et al. A novel scene matching navigation system for UAVs based on vision/inertial fusion. *IEEE Sens J*, 2023, 23(6): 6192
- [15] Tareen S A K, Saleem Z. A comparative analysis of SIFT, SURF, KAZE, AKAZE, ORB, and BRISK // 2018 International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET). Sukkur, 2018: 1
- [16] Ma J Y, Jiang X Y, Fan A X, et al. Image matching from handcrafted to deep features: A survey. *Int J Comput Vis*, 2021, 129(1): 23
- [17] Yu S S, Tsai W H. Relaxation by the Hopfield neural network. *Pattern Recognit*, 1992, 25(2): 197
- [18] Huttenlocher D P, Klanderman G A, Rucklidge W J. Comparing images using the Hausdorff distance. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 1993, 15(9): 850
- [19] Ye Y X, Bruzzone L, Shan J, et al. Fast and robust matching for multimodal remote sensing image registration. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2019, 57(11): 9059
- [20] DeTone D, Malisiewicz T, Rabinovich A. SuperPoint: Self-supervised interest point detection and description // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Salt Lake City, 2018: 337
- [21] Fu X Q, Ma Q Y, Yang F F, et al. Crop pest image recognition based on the improved ViT method. *Inf Process Agric*, 2024, 11(2): 249
- [22] Sun J M, Shen Z H, Wang Y, et al. LoFTR: Detector-free local feature matching with transformers // 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, 2021: 8918
- [23] Boopathi S, Pandey B K, Pandey D. Advances in artificial intelligence for image processing: techniques, applications, and optimization // Pandey B K, Pandey D, Anand R, et al. *Handbook of Research on Thrust Technologies' Effect on Image Processing*. IGI Global, 2023: 73
- [24] Tan M X, Xu X Y, Boes A, et al. Photonic signal processor based on a Kerr microcomb for real-time video image processing. *Commun Eng*, 2023, 2: 94
- [25] Azgomi H, Haredasht F R, Motlagh M R S. Diagnosis of some apple fruit diseases by using image processing and artificial neural network. *Food Contr*, 2023, 145: 109484
- [26] Wu F Y, Yang Z, Mo X K, et al. Detection and counting of banana bunches by integrating deep learning and classic image-processing algorithms. *Comput Electron Agric*, 2023, 209: 107827
- [27] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *Int J Comput Vis*, 2004, 60(2): 91
- [28] Chauhan R B, Shah T V, Shah D H, et al. An overview of image processing for dental diagnosis. *Innov Emerg Technol*, 2023, 10: 2330001
- [29] Deng X, Liu E P, Li S X, et al. Interpretable multi-modal image registration network based on disentangled convolutional sparse coding. *IEEE Trans Image Process*, 2023, 32: 1078
- [30] Chong J W R, Khoo K S, Chew K W, et al. Microalgae identification: Future of image processing and digital algorithm. *Bioresour Technol*, 2023, 369: 128418