

快自旋小天体跨尺度光照不变匹配算法

李帅^{1,2}, 李晋屹^{1,2}, 刘延杰^{1,2}, 邵巍^{1,2}, 黄翔宇^{3,4}

(1. 青岛科技大学自动化与工程学院, 青岛 266100; 2. 山东省深空自主着陆技术重点实验室, 青岛 266100; 3. 北京控制工程研究所, 北京 100094; 4. 空间智能控制技术全国重点实验室, 北京 100094)

摘要: 小天体探测器附着过程中, 图像存在尺度、视角和光照变化, 传统特征匹配算法难以获得精准匹配。提出一种小天体跨尺度光照不变匹配算法。针对附着过程中图像存在尺度变化的问题, 将全局注意力机制与空洞卷积相结合, 构建尺度自适应调整模块; 设计视角不变特征提取模块解决特征匹配算法大视角变化下匹配正确率低的问题; 结合自注意力机制与互注意力机制建立特征依赖关系, 提取光照不变特征。利用谷神星及贝努的真实图像分别进行了实验验证, 结果表明, 本文所提出算法在大尺度、视角及光照变化下, 特征匹配准确率达89%以上。

关键词: 小天体; 特征匹配; 深度学习; 不变特征

中图分类号: V448.2

文献标识码: A

文章编号: 2096-9287(2024)01-0056-07

DOI: 10.15982/j.issn.2096-9287.2024.20230038

引用格式: 李帅, 李晋屹, 刘延杰, 等. 快自旋小天体跨尺度光照不变匹配算法[J]. 深空探测学报(中英文), 2024, 11(1): 56-62.

Reference format: LI S, LI J Y, LIU Y J, et al. Fast spin cross-scale small-body light invariant matching algorithm[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2024, 11(1): 56-62.

引言

小天体探测是研究太阳系形成及演化、空间资源开发利用^[1]等重大科学问题的关键方法。在过去十几年来, 许多国家针对小天体探测开展了一系列的任务, 如美国的“欧里西斯号”(OSIRIS-REx)^[2]任务、欧洲航天局(European Space Agency, ESA)“罗塞塔号”(Rosetta)任务^[3]和日本的“隼鸟2号”(Hayabusa 2)任务^[4]。

基于地面站观测的导航方法存在通信延时较大的问题, 无法满足深空小天体附着实时导航的需求^[5]。采用自主光学导航技术可以降低任务的复杂性提高效率。以往许多小天体探测任务在不同阶段都采用相机获取光学特征信息进行自主导航, 验证了图像特征用于自主光学导航的可行性^[5], 特征匹配算法是其核心^[6]。徐超等^[7]提出了一种利用SIFT(Scale Invariant Feature Transform)和SURF(Speeded Up Robust Features)检测特征点的火星自主导航方法。SIFT引入了基于DOG(Difference of Gauss)的尺度空间理论, 在一定程度上解决了目标旋转缩放和光照变化的问题, 但仍未解决大视角、光照变化下鲁棒匹配的问题。ORB(Oriented

FAST and Rotated BRIEF)利用局部图像邻域内随机点灰度大小建立具有旋转不变性的特征描述子, 但在大视角变换下难以获取精准匹配结果。近年来, 深度学习在图像匹配任务中体现了其有效性^[8-11]。国内外许多学者也提出了基于深度学习的特征匹配方法, D2-Net^[9]利用单卷积神经网络同时进行特征检测并提取密集的特征, 以先检测后处理的方式获得更稳定的特征点, 对光照变化具有一定的鲁棒性, 但对大视角变化下的图像无法获取精准匹配结果。Super-Point基于自监督训练特征点检测和描述符提取方法^[10], 采用自学习的方法而无需大量数据集, 同时对光照变化具有更强的鲁棒性^[11]。COTR(CORrespondence TRansformer)利用Transformer建立图像间特征关联, 无需额外数据训练就能实现准确匹配^[12], 但大多数网络设计过程中并未同时考虑光照、尺度和视角变化对匹配的影响。因此对于小天体图像难以获取令人满意的匹配结果^[13-15]。例如当图像存在尺度、视角变化的情况下, 图像金字塔提取的多尺度局部特征关联性较差, 导致不正确的匹配结果^[15]。基于深度学习的特征提取方法, 难以在大视角变化的小天体图像匹配中取得令人满意的效

收稿日期: 2023-03-31 修回日期: 2023-11-27

基金项目: 山东省自然科学基金(ZR2023MF006, ZR2023QF176); 空间碎片专项(KJSP2020020302); 科工局稳定支持项目(HTKJ2022KL502001)

果。与月球、火星相比, 小天体由于其快速自旋的特性导致获取图像存在明显的视角和光照变化。在附着过程中, 探测器拍摄图像存在特征差异, 如何利用探测器在附着过程中拍摄的不同尺度图像, 获取有价值的特征信息, 提高小天体图像匹配精度是小天体探测的关键任务之一。

针对上述问题, 本文提出一种快自旋小天体跨尺度光照不变匹配算法, 构建尺度自适应模块获取小天体尺度比例因子, 并以此自适应调整小天体尺寸。通

过等变卷积神经网络模块, 获取视角变化下特征的不变关联, 之后利用自注意力与互注意力机制, 关联特征获取光照不变特征, 最后利用由粗及细的匹配模式, 获取精准匹配结果。

1 网络设计

本文所提出的小天体跨尺度光照不变匹配网络分为尺度自适应调整模块、视角光照不变特征提取模块、特征匹配模块等3个模块, 其网络结构如图1所示。

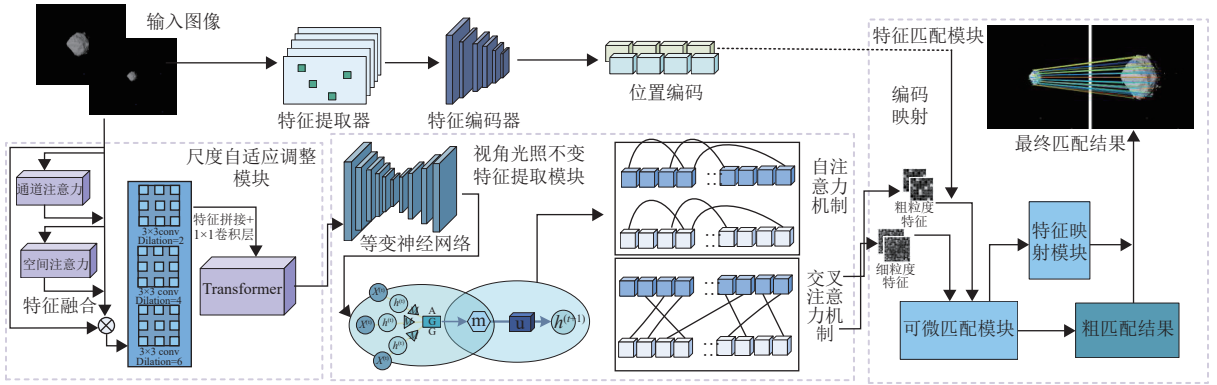


图1 网络总体架构图

Fig. 1 General network architecture

1.1 尺度自适应调整模块

尺度自适应调整模块结构如图2所示, 由特征提取模块、基于全局注意力机制的特征融合模块以及Transformer编码块3个部分构成。其中, 特征提取模块以VGG16为基础模型, 能获取更大的感知野; 全局注意力机制使网络关注尺度不变信息, Transformer编码块提升了尺度信息的表征能力, 模块特征处理流程可用式(1)表示

$$F'' = M_s(M_c(F) \otimes F) \otimes M_c(F) \otimes F \quad (1)$$

其中: F'' 和 F 分别代表细化后的特征图与VGG16提取的特征图; M_c 和 M_s 分别代表通道注意力机制与空间注意力机制处理; \otimes 为逐元素乘法。为获取更大的图像感知野采用空洞卷积对图像进行处理, 将多尺度信息输入Transformer编码块获取图像尺度比例因子, 最后利用式(2)~(5)计算图像间尺度比例

$$S_{A \rightarrow B} = \sum_{i=0}^{L-1} p_i \times \ln(S_{A \rightarrow B}^i) \quad (2)$$

$$S_{B \rightarrow A} = \sum_{i=0}^{L-1} p_i \times \ln(S_{B \rightarrow A}^i) \quad (3)$$

$$\hat{S}_{A \rightarrow B} = \frac{S_{A \rightarrow B} + S_{B \rightarrow A}}{2} \quad (4)$$

$$\bar{S}_{A \rightarrow B} = e^{\hat{S}_{A \rightarrow B}} \quad (5)$$

其中: $S_{A \rightarrow B}$ 是图像 AB 间比例因子的对数; $S_{B \rightarrow A}$ 是图像 BA 间比例因子的对数; i 是预定义比例因子; L 是预定义比例因子总数; p_i 是预测尺度权重; $\hat{S}_{A \rightarrow B}$ 比例因子的平均值, 其目的在于减小估计的误差, 最终的尺度估计因子由式(5)计算得到。

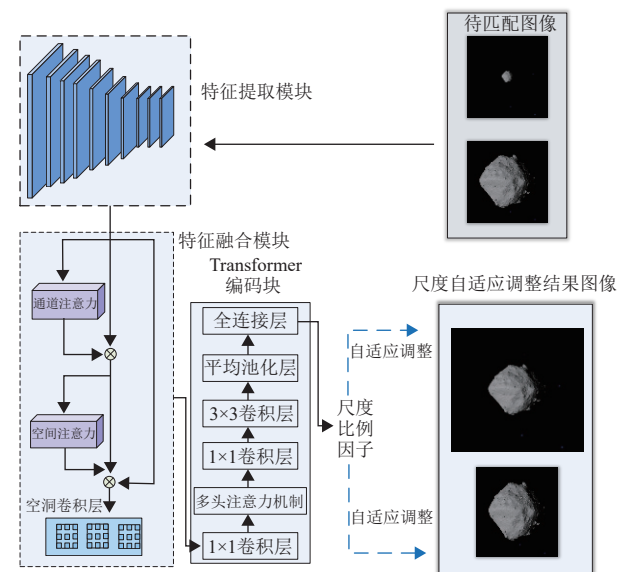


图2 尺度自适应调整模块

Fig. 2 Scale adaptive adjustment module

1.2 视角不变特征提取模块

视角光照不变特征提取模块如图3所示, 采用具有残差连接的ResNet作为主干特征提取网络, 保证了网络训练过程中高层特征与低层特征的关联, 为实现视角、光照变化下不变匹配, 采用基于群表示理论的等变神经网络实现输入图像与提取特征的等变线性映射。等变神经网络首先将特征空间定义为可操作场 $\mathfrak{R}^2 \rightarrow \mathfrak{R}^c$ 。新的场空间实现了二维特征到矢量场的映射, 当视角及光照变化导致特征空间变化时, 其矢量场的变化可用式 (6) 表示

$$(([\text{Ind}_G^{\mathfrak{R}^2,+G}\rho](gt)f))(x) = \rho(gt)f(g^{-1}(x-t)) \quad (6)$$

其中: g 为群操作; \mathfrak{R}^2 是二维特征空间; $f(x)$ 为矢量场映射函数; ρ 为变换类型。定义卷积核为 $k(x)$, 群等变卷积核为 $k(gx)$, 根据式 (6) 可知, 当卷积满足 $k(gx) = \rho_{out}(g)k(x)\rho_{in}(g)^{-1} \forall g \in G, x \in \mathfrak{R}^2$ 时, 可推导出式 (7)

$$(k \times ([\text{Ind}_G^{\mathfrak{R}^2,+}\rho_{in}](gt)f_{in}))(x) = [\text{Ind}_G^{\mathfrak{R}^2,+}\rho_{out}](gt)(k \times f_{in}) \quad (7)$$

由式 (7) 可知当输入经过 $\text{Ind}_G^{\mathfrak{R}^2,+}\rho_{in}$ 变化时, 输出按 $\text{Ind}_G^{\mathfrak{R}^2,+}\rho_{out}$ 的指定方式变换。假设某一层特征图输入为 f_{in} , 输出为 f_{out} , 保证了输入变化时, 输出特征的等变性。

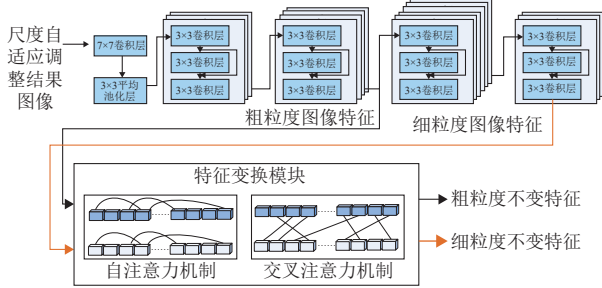


图3 视角及光照不变特征提取模块

Fig. 3 Illumination view-invariant feature extraction module

通过等变卷积神经网络实现特征的视角不变映射, 为进一步提升特征表征能力, 将特征划分为细粒度特征 F_c 与粗粒度特征 F_f 。

考虑到细粒度特征语义信息准确但位置信息粗糙、粗粒度特征细节信息丰富但缺乏语义信息。为增强 F_c 和 F_f 间特征关联性, 首先利用卷积层获取空间注意力图, 之后利用全局池化层将其变换成一维特征向量, 基于此, 采用自注意力机制捕获特征间丰富的全局关系, 并映射回特征图, 使网络更关注特征图中的不变区域; 之后利用互注意力机制, 使网络关注于粗粒度特征与细粒度特征间关联性, 增强细粒度特征所

缺失的细节信息, 获取更为丰富的空间特征关系, 从而获取光照不变特征。特征提取过程可用式 (8) ~ (11) 表示

$$F'_c = M_s(F_c) \oplus F_c \quad (8)$$

$$F'_f = M_s(F_f) \oplus F_f \quad (9)$$

$$F''_c = M_c(F_c) \oplus F'_c \quad (10)$$

$$F''_f = M_c(F_f) \oplus F'_f \quad (11)$$

其中: M_s 为自注意力机制; M_c 为互相关注意力机制; F'_c 为自注意力机制增强后的粗粒度特征; F'_f 为自注意力机制增强后的细粒度特征; F''_c 为互相关机制增强后的粗粒度特征; F''_f 为互相关机制增强后的细粒度特征; \oplus 为特征加权融合。

1.3 特征匹配模块

本文设计的特征匹配模块如图4所示, 分为粗匹配和精细匹配阶段。在粗匹配阶段, 利用特征匹配模块在图像间匹配粗特征, 并作为匹配结果的一部分。在生成匹配结果之前, 计算每组匹配结果的置信度, 通过设定匹配阈值超参数来剔除置信率较低的匹配, 从而获取粗略的匹配结果, 在本文中, 阈值超参数被设置为0.8。在之后的精细匹配模块中, 通过在粗匹配结果周围分割出像素级别的特征图块并通过特征匹配生成精细匹配结果。在完成图像间的匹配之后, 利用RANSAC剔除误匹配, 之后将匹配结果映射回原始图像, 进而生成最终匹配结果。

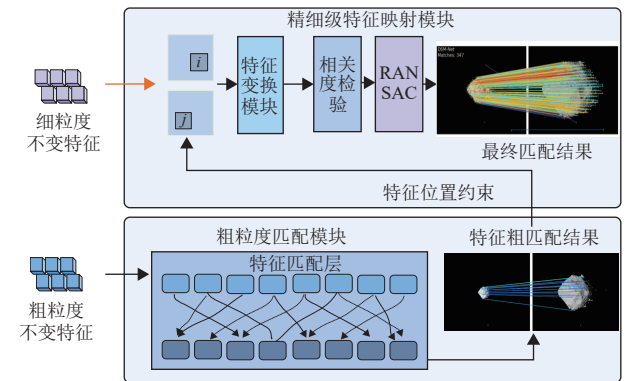


图4 特征匹配模块

Fig. 4 Feature Matching Module

2 实验及分析

本节选取了4组不同的小天体图像作为测试图像进行仿真实验, 并与SIFT算法, ORB算法以及COTR算法进行对比。实验配置为Intel Core i7-10700@2.9GHz+

NVIDIA RTX-2080Ti。

2.1 训练数据及参数设置

本文利用软件^[16]仿真生成不同探测器位置, 不同光照角度的小天体图像及对应的深度图像, 以深度图像作为标签构建数据集。在训练网络模型时, 批次大小被设置为4, 初始学习率设置为 1×10^{-3} , 训练过程中图像被自适应的调节为 640×480 。同时采用Adam优化器自适应地调整学习率, 使其收敛到局部最优解的速度更快, Adam优化器的参数为 $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$ 。

2.2 图像匹配准确度分析

图5~7为本文算法与对比算法在不同条件下的匹配结果, 从图中可以看出本文算法有着更好的匹配效果, 结合表1~3的数据进一步分析可知, 对于尺度变化、光照变化和视角变化, 本文算法在特征点提取数目及正确匹配率上均有着较好的表现。SIFT与ORB由于采用高斯金字塔及归一化描述, 对尺度、旋转和视

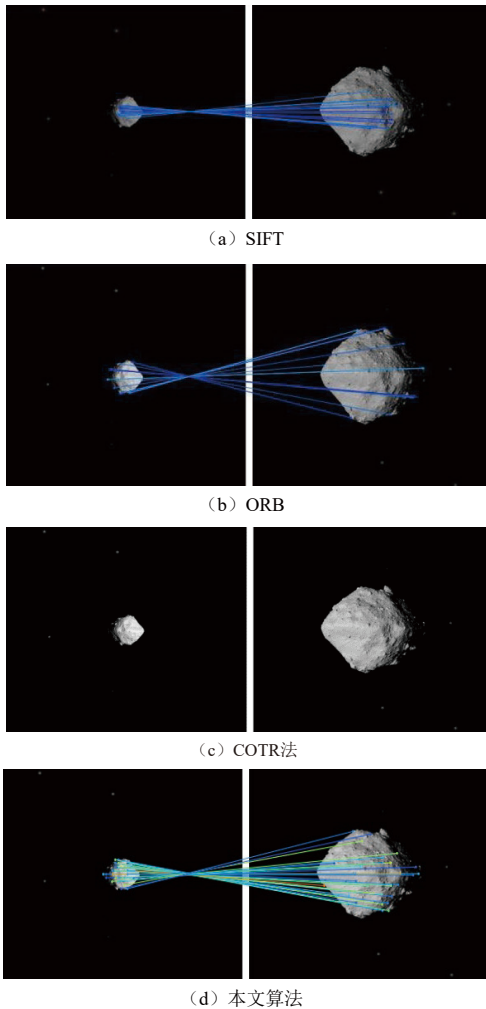


图 5 大尺度+旋转变化下匹配结果对比

Fig. 5 Comparison of matching result under large scale + rotation variations

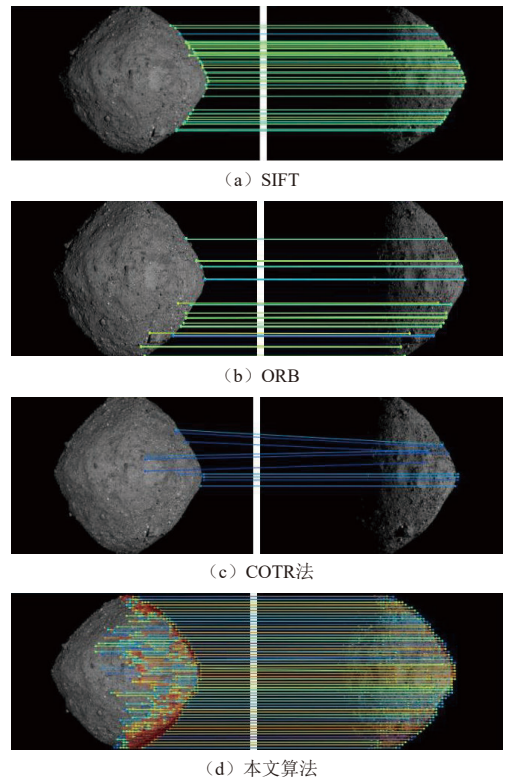


图 6 光照变化下匹配结果对比

Fig. 6 Comparison of matching results under illumination changes

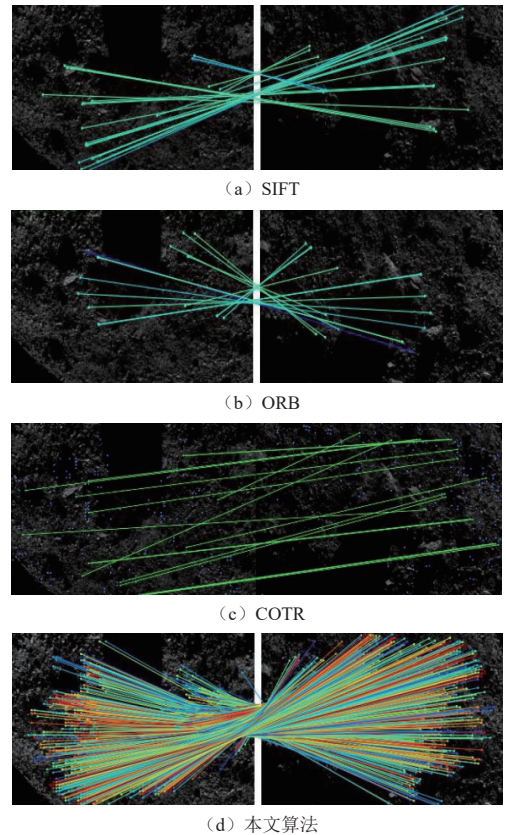


图 7 视角+视角+光照变化下匹配结果对比

Fig. 7 Comparison of matching result under large scale view + rotation change

角变化具备一定的鲁棒性。其中, SIFT正确匹配率约为41.6%, ORB正确匹配率约为58%, COTR在旋转变下无法匹配的主要原因在于卷积网络对于不同角度的输入图像, 得到的输出特征不相同, 没有不变性。本文算法采用尺度自适应调整模块结合等变神经网络对特征进行不变编码, 在图像存在尺度及旋转变时仍能获得较好的匹配效果, 匹配准确率约为89%, 相比于其它算法, 匹配正确率提升了31%。结合图8~10对算法进行进一步分析可知, 与其它3种算法相比, 本文算法在尺度变化、视角变化和光照变化下有着更强的鲁棒性。

表 1 大尺度 + 视角变化下4种算法匹配结果

Table 1 Matching results of four algorithms under large scale + perspective change

对比方法	特征点匹配数目/个	特征点正确匹配数目/个	正确匹配率/%
SIFT	36	15	41.6
ORB	31	18	58.0
COTR	0	0	0
本文方法	82	73	89.0

表 2 光照变化下4种算法匹配结果

Table 2 Matching results of four algorithms under illumination variation

对比方法	特征点匹配数目/个	特征点正确匹配数目/个	正确匹配率/%
SIFT	58	33	56.8
ORB	32	13	40.6
COTR	20	9	45.0
本文方法	2433	2199	90.3

表 3 视角变化下4种算法匹配结果

Table 3 Matching results of four algorithms under the change of view angle

对比方法	特征点匹配数目/个	特征点正确匹配数目/个	正确匹配率/%
SIFT	121	48	39.6
ORB	118	19	16.1
COTR	665	375	56.3
本文方法	1263	1092	86.4

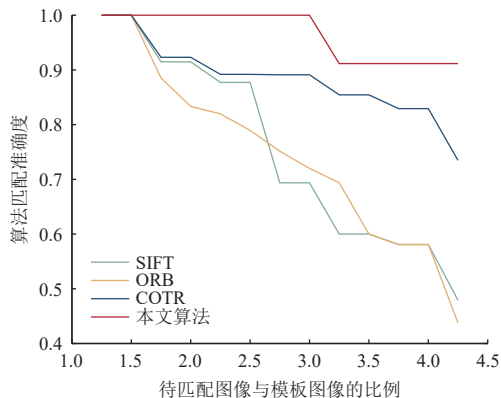


图 8 视角变化下匹配结果

Fig. 8 Matching results under change of viewpoint

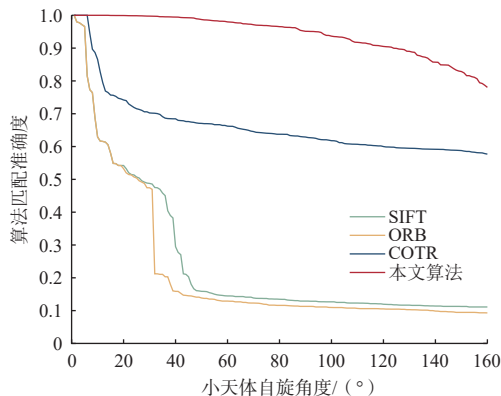


图 9 光照变化下匹配结果

Fig. 9 Matching results under light variation

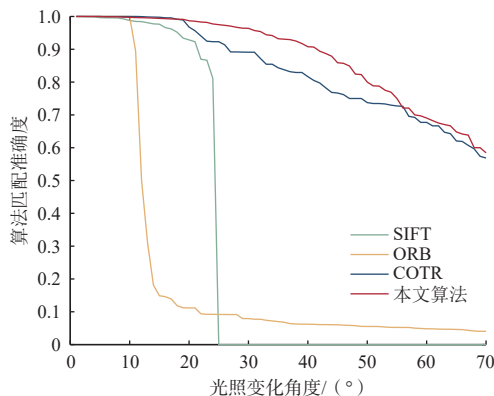


图 10 小天体图像匹配耗时

Fig. 10 Small bodies image matching time consuming

2.3 图像匹配时间消耗分析

由表4中不同方法的时间消耗对比结果可以看出, 本文算法运算耗时少于SIFT与ORB, 匹配耗时在0.15 s以下, 与COTR匹配耗时相近。图11为选取第50帧图像作为模板图像与其它序列图像的匹配结果, 可以看出, 在序列图像的匹配过程中, SIFT、ORB随着特征点数目的增多, 匹配耗时出现增加的现象, 而本文算法与COTR匹配耗时变化较小。因此, 本文算法在保证匹配准确度的同时有着更少的运行耗时, 有应用于小天体探测任务在轨导航的潜力。

表 4 本文算法与其它算法耗时对比

Table 4 Comparison of time consumption between the method in this paper and other methods

对比方法	尺度变化	尺度 + 旋转变	光照变化	视角变化
SIFT	0.63	0.62	4.97	2.39
ORB	0.60	0.60	2.66	1.14
COTR	0.11	0.12	0.15	0.10
本文方法	0.10	0.15	0.14	0.11

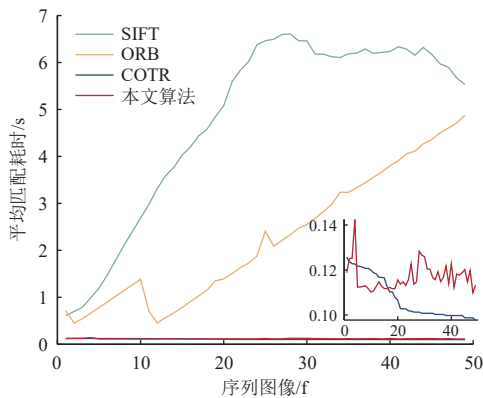


图 11 光照变化下匹配结果

Fig. 11 Matching results under light variation

3 结 论

针对小天体探测器附着过程中, 图像存在尺度、视角和光照变化, 传统特征匹配算法难以获得精准匹配的问题, 本文提出一种快自旋小天体跨尺度光照不变匹配算法, 用于大尺度、光照和视角变化下小天体图像的匹配。设计深度学习网络, 实现对不变特征的有效提取, 实验结果表明, 本文算法对不同图像变化均保持鲁棒性, 有着较高的匹配准确度及较低匹配耗时。

参 考 文 献

- [1] 黄翔宇, 徐超, 胡荣海, 等. 小行星动能撞击自主导航与制导方法研究[J]. 深空探测学报(中英文), 2022, 9(4): 438-446.
HUANG X Y, XU C, HU R H, et al. Autonomous navigation and guidance for asteroid kinetic impact mission[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2022, 9(4): 438-446.
- [2] LAURETTA D S, BALRAM-KNUTSON S S, BESHORE E, et al. OSIRIS-REx: sample return from asteroid (101955) Bennu[J]. Space Science Reviews, 2017, 212: 925-984.
- [3] HAND E. Philae probe makes bumpy touchdown on a comet[J]. Science, 2014, 346(6212): 900-901.
- [4] TSUDA Y, SAIKI T, TERUI F, et al. Hayabusa 2 mission status: landing, roving and cratering on asteroid Ryugu[J]. Acta Astronautica, 2020, 171: 42-54.
- [5] 崔平远, 贾贺, 朱圣英, 等. 小天体光学导航特征识别与提取研究进展[J]. 宇航学报, 2020, 41(7): 880-888.
CUI P Y, JIA H, ZHU S Y, et al. Research progress on optical navigation feature recognition and extraction technologies for small body[J]. Journal of Astronautics, 2020, 41(7): 880-888.
- [6] 王大轶, 孟林智, 叶培建, 等. 深空探测器的自主运行技术研究[J]. 航天器工程, 2018, 27(6): 1-10.
WANG D Y, MENG L Z, YE P J, et al. Research of autonomous operation technology for deep space probe[J]. Spacecraft Engineering, 2018, 27(6): 1-10.

- [7] 徐超, 王大轶, 黄翔宇, 等. 基于序列图像的火星软着陆自主导航避障方法[J]. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2022, 52(1): 35-43.
XU C, WANG D Y, HUANG X Y, et al. Autonomous navigation and hazard-avoidance method based on sequential images for Mars soft landing[J]. SCIENTIA SINICA Physica, Mechanica & Astronomica, 2022, 52(1): 35-43.
- [8] KIM J R, MULLER J P, VAN G S, et al. Automated crater detection, a new tool for Mars cartography and chronology[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2005, 71(10): 1205-1217.
- [9] DUSMANU M, ROCCO I, PAJDLA T, et al. D2-net: a trainable CNN for joint detection and description of local features[C]//Proceedings of 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019.
- [10] DETONE D, MALISIEWICZ T, RABINOVICH A. Superpoint: self-supervised interest point detection and description[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. [S. l.]: IEEE, 2018: 224-236.
- [11] 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. [S. l.]: IEEE, 2020: 4938-4947.
- [12] JIANG W, TRULLS E, HOSANG J, et al. COTR: Correspondence transformer for matching across images [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2021: 6207-6217.
- [13] BARROSO L A, TIAN Y, MIKOLAJCZYK K. ScaleNet: a shallow architecture for scale estimation [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2022: 12808-12818.
- [14] FU Y, ZHANG P, LIU B, et al. Learning to reduce scale differences for large-scale invariant image matching[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2022, 33(3): 1335-1348.
- [15] ZHOU L, ZHU S, SHEN T, et al. Progressive large scale-invariant image matching in scale space[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2017: 2362-2371.
- [16] 姚文龙, 刘毅, 邵巍, 等. 小天体地形动态模拟与着陆视景仿真系统设计[J]. 深空探测学报(中英文), 2022, 9(4): 427-437.
YAO W L, LIU Y, SHAO W, et al. Design of terrain dynamic simulation and landing view simulation system for small celestial bodies[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2022, 9(4): 427-437.

作者简介:

李帅(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉。

通信地址: 青岛科技大学自动化与电子工程学院(266100)

电话: 17863978921

E-mail: lishuai19980401@163.com

邵巍(1980-), 男, 教授, 主要研究方向: 深空探测器自主导航、机器视觉、智能感知等。本文通信作者。

通信地址: 青岛科技大学自动化与电子工程学院(266100)

电话: 15166650567

E-mail: greatshao@126.com

Fast Spin Cross-Scale Small-Body Light Invariant Matching Algorithm

LI Shuai^{1,2}, LI Jinyi^{1,2}, LIU Yanjie^{1,2}, SHAO Wei^{1,2}, HUANG Xiangyu^{3,4}

(1. College of Automation and Electronic Engineering, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266100, China;

2. Shandong Key Laboratory of Autonomous Landing for Deep Space Exploration, Qingdao 266100, China;

3. Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100194, China;

4. National Key Laboratory of Space Intelligent Control Technology, Beijing 100194, China)

Abstract: During the attachment process of small body spacecraft, there are scale, viewpoint and illumination variations in the image, making it difficult for traditional feature-matching algorithms to obtain accurate matches. In this paper, a small-body cross-scale illumination invariant matching algorithm is proposed. To address the problem of scale changes in the image during the attachment process, the global attention mechanism is combined with the dilated convolution to construct a scale adaptive adjustment module; the viewpoint invariant feature extraction module is designed to solve the problem of low matching accuracy under the large viewpoint changes in the feature matching algorithm; the self-attention mechanism is combined with the inter-attention mechanism to establish the feature dependency relationship, and the illumination invariant features are extracted. Experimental validation is carried out using the real images of Ceres and Bennu, and the results show that the proposed algorithm achieves an accuracy of more than 89% under large scale, view angle and illumination changes.

Keywords: small body; feature matching; deep learning; invariant feature

Highlights:

- A real-time, high-accuracy deep learning matching algorithm for small bodies landing tasks.
- The algorithm solves the problem that traditional convolutional neural networks have difficulty in achieving robust matching under large perspective changes.
- The algorithm is validated using various scale, illumination and perspective change images.

[责任编辑: 宋宏, 英文审校: 宋利辉]