

基于视觉特征提示的跨类别航天器关键点检测方法

周栋^{1,2} 马炜钊^{1,2} 孙光辉^{1,2} 胡瑀晖^{1,2} 贺子鹏³ 张兵⁴

摘要 航天器视觉位姿估计是空间智能在轨服务的核心技术,其往往采用关键点检测与位姿解算相结合的两阶段方案。然而,现有的航天器关键点检测方法通常利用单一航天器的视觉图像数据进行训练,因此,它们无法适用于其他类型的航天器目标,这严重限制了空间在轨服务的推广与应用。为此,提出一种基于视觉特征提示的跨类别航天器关键点检测方法。当针对未知类别的新目标航天器时,该方法仅需要给定一张支持图像和对应的关键点提示,便可以准确预测出目标航天器关键点在查询图像中的位置。为进一步验证所提方法的有效性,依托虚拟仿真平台构建一个包含多种航天器、二维关键点标注以及三维姿态标注的多航天器位姿估计数据集。在该数据集上进行大量实验的结果表明,所提方法在跨类别航天器关键点检测任务中表现出色,显著优于当前主流的关键点检测方法。此外,该方法与传统 PnP 算法相结合,可以实现对任意航天器的高精度位姿估计。本文方法的代码和数据集均已开源,详见 <https://github.com/Dongzhou-1996/CSKDet>。

关键词 航天器视觉位姿估计; 航天器关键点检测; 视觉特征提示; 两阶段位姿估计; 多航天器位姿估计数据集

引用格式 周栋, 马炜钊, 孙光辉, 胡瑀晖, 贺子鹏, 张兵. 基于视觉特征提示的跨类别航天器关键点检测方法. 自动化学报, 2026, 52(6): 1234–1244

DOI 10.16383/j.aas.c250472 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250472

Cross-category Spacecraft Keypoints Detection Method With Visual Feature Prompts

ZHOU Dong^{1,2} MA Wei-Zhao^{1,2} SUN Guang-Hui^{1,2} HU Yu-Hui^{1,2} HE Zi-Peng³ ZHANG Bing⁴

Abstract Spacecraft visual pose estimation is the technical core of intelligent on-orbit services, often implemented through a two-stage approach that combines keypoint detection and pose solver. However, existing spacecraft keypoint detection methods are typically trained using visual data from a single spacecraft, making them inapplicable to other types of spacecraft targets. This significantly hinders the promotion and application of space on-orbit services. To address this issue, this paper proposes a cross-category spacecraft keypoint detection method based on visual feature prompts, named as CSKDet (cross-category spacecraft keypoints detector). When applied to a new target spacecraft of an unknown category, this method only requires one support image and its corresponding keypoint prompts to accurately predict the positions of the target spacecraft's keypoints in a query image. To further validate the effectiveness of the proposed method, a spacecraft pose estimation (SPE) dataset was constructed using a virtual simulation platform. This dataset includes various types of spacecraft, annotated with 2D keypoints and 3D pose labels. Extensive experiments conducted on this dataset demonstrate that the proposed method excels in cross-category spacecraft keypoint detection tasks, significantly outperforming current mainstream keypoint detection approaches. Moreover, when combined with traditional PnP algorithms, this method enables high-precision pose estimation for arbitrary spacecraft. The code and dataset of this method have been open-sourced at <https://github.com/Dongzhou-1996/CSKDet>.

Keywords spacecraft visual pose estimation; spacecraft keypoints detection; visual feature prompts; two-stage pose estimation; multi-spacecraft pose estimation dataset

Citation Zhou Dong, Ma Wei-Zhao, Sun Guang-Hui, Hu Yu-Hui, He Zi-Peng, Zhang Bing. Cross-category spacecraft keypoints detection method with visual feature prompts. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(6): 1234–1244

收稿日期 2025-09-16 录用日期 2025-12-03

Manuscript received September 16, 2025; accepted December 3, 2025

国家自然科学基金青年科学基金项目 (62403162) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China for Young Scientists Project (62403162)

本文责任编辑 罗彪

Recommended by Associate Editor LUO Biao

1. 哈尔滨工业大学航天学院 哈尔滨 150001 2. 自主智能无人系统工信部重点实验室 哈尔滨 150001 3. 中国空间技术研究院 北京 100094 4. 深空探测实验室 合肥 230031

1. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001 2. Key Laboratory of Autonomous Intelligent Unmanned Systems of Ministry of Industry and Information Tech-

随着航空航天技术的飞速发展,越来越多的航天器被送入太空执行对地观测、导航通信、深空探测等各类任务。为保障航天器的正常运行和延长其使用寿命,空间智能在轨服务技术应运而生。航天器视觉位姿估计方法作为空间智能在轨服务的核心技术,直接影响着任务的成功率和安全性^[1-3]。

目前,航天器视觉位姿估计方法主要分为两大

nology, Harbin 150001 3. China Academy of Space Technology, Beijing 100094 4. Deep Space Exploration Laboratory, Hefei 230031

类: 基于直接回归的方法和基于关键点检测的方法^[4-6]. 前者通过神经网络直接从图像中回归得到航天器的位姿参数, 具有端到端的优势, 但其对训练数据较为依赖, 且在处理复杂背景和遮挡时表现不佳. 后者则采用两阶段方案, 首先通过关键点检测网络识别航天器图像中的关键点位置, 然后利用传统的 PnP (perspective-n-point) 算法计算航天器的位姿. 这种方法通常具有更高的精度和鲁棒性, 尤其在面对部分遮挡和光照变化时表现优越. 然而, 现有的关键点检测方法大多依赖于单一航天器的数据进行训练, 导致该方法在面对不同类型的航天器时, 性能显著下降, 限制了其在实际应用中的推广.

为解决上述问题, 本文提出一种基于视觉特征提示的跨类别航天器关键点检测方法, 即 CSKDet (cross-category spacecraft keypoints detector). 该方法通过引入支持图像和对应的关键点视觉提示, 使得模型能够适应不同类别的航天器目标. 具体而言, 当面对一个未知类别的新目标航天器时, CSK-Det 仅需要一张或多张支持图像及其关键点标注, 便能准确预测目标航天器在查询图像中的关键点位置. 这种方法不仅提高了模型的泛化能力, 还显著降低了航天器位姿估计模型的训练成本.

本文的主要贡献总结如下:

- 1) 提出一种基于视觉特征提示的跨类别航天器关键点检测方法 CSKDet, 使得关键点检测模型能够适用于不同类别的目标航天器;
- 2) 构建一个包含四种航天器、大量二维关键点标注以及三维姿态标注的多航天器位姿估计数据集 SPE (spacecraft pose estimation), 为后续研究提供了宝贵的数据资源;
- 3) 大量实验验证了所提方法的有效性, 结果表明 CSKDet 在跨类别航天器关键点检测任务中表现优异, 且结合 PnP 算法能够实现高精度的航天器位姿估计.

1 相关工作

本节从航天器视觉位姿估计方法和航天器关键点检测方法两个方面对相关工作进行回顾.

1.1 航天器视觉位姿估计方法

近年来, 受计算机视觉与深度学习迅猛发展的影响, 基于视觉的航天器位姿估计方法获得了国内外研究学者的广泛关注. 现有的航天器视觉位姿估计方法根据其依赖的视觉传感器类型可分为单目相机^[7]、双目相机^[8]、RGB-D 相机^[9]、RGB-T 相机^[10]以及激光雷达^[11] 五类. 在实际应用部署时, 各国航天

局往往会根据任务需求以及各种视觉传感器的特性 (如表 1 所示) 选择合适的位姿估计方案. 例如, 欧洲 ESA 的 ClearSpace-1 任务采用了单目相机进行航天器的视觉导航与控制^[12], 美国 NASA 的 ICESat-2 号卫星搭载激光雷达进行对地遥感探测^[13].

表 1 不同视觉传感器的特点比较
Table 1 The characteristics comparison of different visual sensors

视觉传感器	观测距离	能量消耗	感知精度	硬件成本
激光雷达	远	高	高	高
单目相机	中	低	低	低
双目相机	中	中	高	中
RGB-D 相机	近	中	中	中
RGB-T 相机	近	中	中	高

得益于激光雷达传感器非常高的感知精度以及较远的观测距离, 基于激光雷达的航天器位姿估计方法一直受到各国航天局的青睐, 国内外研究学者也对其进行了深入研究. 哈尔滨工业大学 Li 等^[11]在迭代最近点 (iterative closest point, ICP) 算法的基础上, 提出一种两阶段目标点云位姿估计算法. 该方法即使在目标旋转角度很大的情况下, 仍然能够提供良好的初始位姿, 并获得非常小的位姿估计误差. 而西班牙维戈大学 Pensado 等^[14]则是利用卷积神经网络从 LiDAR 深度图像中获取目标位姿的初步估计值, 然后再通过 ICP 算法迭代求解更为精准的位姿估计值.

随着航天器小型化趋势的不断发展, 单目相机由于其体积小、重量轻、能耗小以及成本低等优点, 逐渐成为航天器视觉导航的首选传感器. 基于单目相机的航天器位姿估计方法主要分为直接回归和关键点检测两大类^[4-5]. 基于直接回归的视觉位姿估计方法通过神经网络直接从图像中回归出航天器的位姿参数, 但其对训练数据较为依赖, 且在处理复杂背景和遮挡时表现不佳. 2018 年, 美国斯坦福大学 Amico 团队^[15]首次提出基于卷积神经网络直接回归的非合作航天器位姿估计算法. 该算法通过航天器相对位姿离散化, 将单目图像位姿估计问题转换为图像分类问题, 最终获得了良好的精度. 基于关键点检测的方法首先通过关键点检测网络识别航天器图像中的关键点位置, 然后利用传统的 PnP 算法计算出航天器的位姿^[16]. 这种方法通常具有更高的精度和鲁棒性, 尤其在面对部分遮挡和光照变化时表现优越. 然而, 现有的关键点检测方法大多依赖单一航天器的数据进行训练, 导致其在面对不同类型的航天器时性能显著下降, 限制了其在实际

应用中的推广。

为解决单目相机位姿估计方法存在的深度信息缺失和初始化依赖问题,国内外研究学者进一步提出基于双目相机和基于 RGB-D 相机的视觉位姿估计方法。基于双目相机的航天器位姿估计方法往往通过立体匹配获取目标航天器的稠密点云,然后再通过点云配准算法估计出目标航天器的位姿。近期,Despond 等^[17]提出一种基于双目视觉和 CNN 的新型实时航天器位姿估计方法,通过双通道图像输入、多核并行卷积架构和轻量化设计,在嵌入式硬件上实现对非合作目标位置和高精度同步估计。然而,基于双目相机的航天器位姿估计方法由于需要对高分辨率的双目图像进行特征提取或三维重建,因此对星载处理平台的算力要求较高,且在处理部分遮挡和光照变化时仍然表现不佳。为此,基于 RGB-D 相机的航天器位姿估计方法应运而生。该方法通过 RGB-D 相机获取目标航天器的彩色图像和深度图像,然后利用深度信息辅助关键点检测和位姿估计,从而提高了位姿估计的精度和鲁棒性。Zhang 等^[18]基于 RGB-D 相机提出一种融合深度图像与二维灰度图像的姿态估计算法,实现了目标与航天器之间的高精度姿态估计,并在地面实验平台上验证了算法的实时性与准确性。

此外,为进一步提升航天器在太空剧烈光照变化条件下的位姿估计性能,国内外研究学者还提出基于 RGB-T 相机的航天器位姿估计方法^[19]。该方法一般通过 RGB-T 相机获取目标航天器的可见光图像和红外图像,然后利用多模态融合技术提高关键点检测和位姿估计的鲁棒性。Rondao 等^[10]创新性地将可见光与热红外图像在通道维度深度融合,通过多模态特征联合学习使平均位置误差降低 80%、姿态误差减少 50%,显著提升复杂光照下航天器位姿估计的鲁棒性。

总的来说,基于单目相机的航天器视觉位姿估计方法仍然是最具性价比的选择,也是未来的必然趋势。因此,如何提升单目相机航天器位姿估计方法的精度和鲁棒性,尤其是在跨类别航天器目标上的泛化能力,成为当前研究的热点和难点。本文提出的基于视觉特征提示的跨类别航天器关键点检测方法 CSKDet,正是为了解决这一问题而设计的。

1.2 航天器关键点检测方法

前文提到基于关键点检测的航天器位姿估计方法,能够取得较高的精度和鲁棒性,因此国内外研究学者对航天器关键点检测方法进行了深入研究。现有的航天器关键点检测方法主要分为基于传统图像处理的方法和基于深度学习的方法。

基于传统图像处理的方法一般通过提取图像的角度^[20-21]、边缘等特征,结合几何模型进行关键点检测,具有计算复杂度低、易于实现等优点,但其对光照变化和遮挡较为敏感,且难以处理复杂背景^[22]。根据这一研究思路,Sharma 等^[23]提出 SVD 航天器视觉位姿估计框架。该框架首先利用弱梯度消除技术消除背景干扰,并有效提取航天器本体边缘特征。然后,采用特征合成方法将目标线特征组织成平行对、近邻对、开放式三角组等几何复合特征,显著降低特征匹配搜索空间。最后,结合 EPnP (efficient perspective-n-point) 透视点解算方法和牛顿-拉夫森优化算法,实现亚米级定位精度和秒级实时解算效率。

基于深度学习的航天器关键点检测方法则是通过深度神经网络从图像中自动学习特征,具有较强的表达能力和鲁棒性,尤其在处理复杂背景和遮挡时表现优越。Chen 等^[24]提出一种结合 HRNet 关键点检测网络^[25]和 SA-LMPE 姿态优化算法的航天器视觉位姿估计架构,在欧洲空间局 KPEC 挑战赛上以 0.035 m 的平均位置误差以及 0.727° 的平均姿态误差荣获冠军,其性能显著优于航天器位姿估计网络 (spacecraft pose network, SPN) 方法^[15]。为解决 HRNet 关键点检测网络训练效率低的问题,Cosmas 等^[26]将 ResNet34 与 UNet^[27]结合,通过热力图的形式实现对航天器关键点的精准预测,并在 Ultra96v2 开发板上验证该算法在 FPGA 平台上的推理性能。此外,Gao 等^[28]提出一种基于 ResNet50 的航天器关键点检测方法 PointNet50,该方法通过三分支解码器同时预测关键点区域、关键点位置残差以及关键点描述符,在空间复杂背景干扰下仍然能够保持 81.74% 的关键点检测精度。然而,上述方法都依赖单一航天器的数据进行训练,导致其在面对不同类型的航天器时性能显著下降,极大限制了其在实际应用中的推广。

为解决上述问题,本文提出一种基于视觉特征提示的跨类别航天器关键点检测方法 CSKDet。该方法通过引入支持图像和对应的关键点提示,使得模型能够直接适用于不同类别的航天器目标。具体而言,当面对一个未知类别的新目标航天器时,CSK-Det 仅需要一张支持图像及其关键点标注,便能准确预测目标航天器在查询图像中的关键点位置。这种方法不仅提高了模型的泛化能力,还显著降低了不同航天器目标的适配训练成本。

2 跨类别航天器关键点检测方法

本节将详细介绍本文所提基于视觉特征提示的跨类别航天器关键点检测方法 CSKDet,其整体架

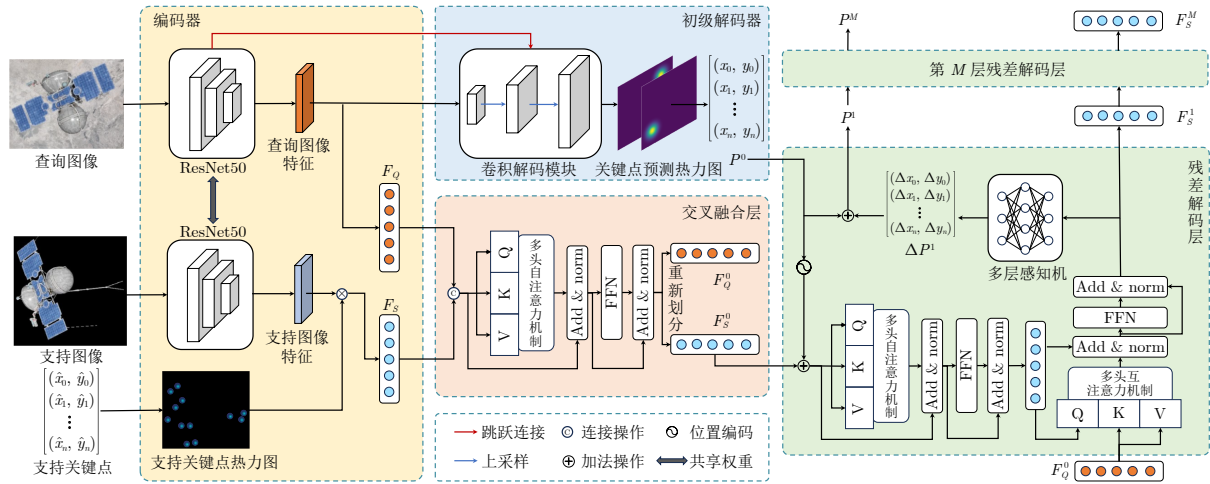


图 1 CSKDet 方法整体架构

Fig. 1 The overall architecture of the CSKDet method

构如图 1 所示。

2.1 整体框架

根据 CSKDet 的整体框架图可以看出, 该方法主要包括编码器、交叉融合层、初级解码器以及残差解码器四个部分。首先, CSKDet 利用预训练的 ResNet50 网络作为编码器, 分别对查询图像和数张支持图像进行高维嵌入式特征映射, 从而提取出两者的视觉特征。然后, 通过由多头自注意力机制构成的交叉融合层, 实现支持图像特征和关键点语义信息的注入和增强, 从而提升查询图像特征的表达能力以及对关键点特征的敏感性。接着, CSKDet 在查询图像特征的基础上, 利用初级解码器预测关键点热力图, 进而生成初步的关键点估计值。最后, 通过多个残差解码层的堆叠, 进一步调整和优化关键点估计结果, 最终实现对任意目标航天器的精准关键点检测。

2.2 编码器

如图 1 左侧所示, CSKDet 的编码器有两个分支, 一个分支负责将查询图像 $I_q \in \mathbf{R}^{H \times W \times 3}$ 映射至高维特征空间, 另一个分支则负责将支持图像集 $S = \{I_s^k \in \mathbf{R}^{H \times W \times 3} | k = 1, 2, \dots, K\}$ 和预定义关键点标注集 $O = \{P_s^k | k = 1, 2, \dots, K\}$ 融合并映射至同一个高维特征空间。其中 H 和 W 分别表示图像的高度和宽度, K 表示支持数据量。为实现这一目的, 本文引入预训练的 ResNet50 网络作为编码器, 同时两个分支共用一个编码器 ϕ 。因此, 查询图像特征 F_q 便可以直接通过下式获得:

$$F_q = \phi(I_q) \in \mathbf{R}^{c \times h \times w} \quad (1)$$

其中, c , h 和 w 分别表示特征图的通道数、高度和宽度。

为使支持图像特征 F_s 和查询图像特征 F_q 对齐, 同时有效保留关键点语义信息, 本文首先将关键点标注集 O 中的真值信息 $P_s^k = \{(\hat{x}_i, \hat{y}_i) | i = 0, 1, \dots, n\}$ 逐个转换为单通道关键点热力图 $H_s^k \in \mathbf{R}^{\frac{H}{4} \times \frac{W}{4}}$, 如下式所示:

$$H_s^k(x, y) = \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{(x - \hat{x}_i)^2 + (y - \hat{y}_i)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

其中, σ 表示高斯分布的标准差, 其值决定了关键点热力图的扩散程度。

然后, 利用编码器 ϕ 提取支持图像 I_s^k 的视觉特征 F_s^k :

$$F_s^k = \phi(I_s^k) \in \mathbf{R}^{c \times h \times w} \quad (3)$$

再将支持图像特征 F_s^k 上采样至与关键点热力图 H_s^k 相同的空间分辨率 ($H/4$, $W/4$), 并将其与关键点热力图进行元素级乘法, 得到关键点语义增强后的支持图像特征 $E_s^k \in \mathbf{R}^{c \times \frac{H}{4} \times \frac{W}{4}}$ 。最后, 本文将所有支持图像特征 $\{E_s^k | k = 1, 2, \dots, K\}$ 进行平均聚合, 并通过扁平化操作得到最终的支持图像特征 $F_s \in \mathbf{R}^{c \times \frac{H}{4} \times \frac{W}{4}}$ 。

此外, 为提升编码器的特征表达能力, 同时将查询图像特征 F_q 和支持图像特征 F_s 所包含的语义信息进行融合对齐, 本文进一步提出交叉融合层, 其结构如图 1 中间所示。首先, 将查询图像特征 F_q 和支持图像特征 F_s 扁平化为矢量 $F_Q \in \mathbf{R}^{c \times d_1}$ 和 $F_S \in \mathbf{R}^{c \times d_2}$ (d_1 , d_2 分别为查询图像和支持图像特征的维度), 并在通道维度上进行拼接, 得到融合前的特征 F_C 。其次, 利用多头自注意力机制对其进行特征

交互和信息融合:

$$F_f = MHA(F_C) \in \mathbf{R}^{c \times d} \quad (4)$$

其中, $MHA(\cdot)$ 表示多头自注意力机制的计算过程, F_f 表示融合后的特征, d 表示空间维度展平后的序列长度.

最后, 经过前馈神经网络的非线性映射, 并将输出特征在通道维度上进行均分, 即可得到增强后的查询图像特征 F_q^0 和支持图像特征 F_s^0 .

2.3 解码器

如图 1 所示, 本文所提出 CSKDet 的解码器主要包含了初级解码器和残差解码器两部分. 初级解码器由 4 个卷积层和 4 个上采样层组成, 它的主要任务是根据原始查询图像特征 F_q , 预测出目标航天器关键点的初步热力图 $H_q \in \mathbf{R}^{n \times \frac{H}{4} \times \frac{W}{4}}$, 从而生成初步的关键点估计值 $P^0 = \{(x_i^0, y_i^0) | i = 0, 1, \dots, n\}$. 具体而言, 初级解码器首先通过一个卷积层将查询图像特征 F_q 的通道数从 c 降维至 $c/2$, 然后再通过一个上采样层将其空间分辨率从 (h, w) 提升至 $(2h, 2w)$. 经过 4 次这样的操作之后, 便可以得到关键点预测热力图 H_q . 接着, 对关键点热力图 H_q 的每个通道采用最大值定位法, 获得初步的关键点估计值 P^0 :

$$(x_i^0, y_i^0) = \arg \max_{(x, y) \in \Omega} H_q^i(x, y), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中 $\Omega = \{0, 1, \dots, H/4 - 1\} \times \{0, 1, \dots, W/4 - 1\}$ 为热力图 H_q 的像素坐标空间.

为进一步提升关键点检测的精度, 本文设计了 M 个残差解码器层对初步的关键点估计值 P^0 进行调整和优化. 每个残差解码器层主要由多头自注意力机制、多头互注意力机制以及多层感知机组成. 首先, 基于关键点检测初步结果 P^0 , 利用正弦位置编码方法获得位置编码 E_p . 其次, 将位置编码特征 E_p 与交叉融合后的支持图像特征 F_s^0 相加, 进行多头自注意力机制计算, 从而实现关键点之间的关系建模和特征增强. 接着, 将自注意力机制的输出特征与交叉融合后的查询图像特征 F_q^0 进行多头互注意力机制计算, 从而实现支持图像特征对查询图像特征的引导和增强. 最后, 通过多层感知机对互注意力机制的输出特征进行非线性映射, 并预测关键点估计的残差值 $\Delta P^1 = \{(\Delta x_i, \Delta y_i) | i = 0, 1, \dots, n\}$. 将关键点估计残差值与初步的关键点估计值 P^0 相加, 即可得到优化后的关键点估计值 $P^1 = \{(x_i^1, y_i^1) | i = 1, 2, \dots, n\}$:

$$(x_i^1, y_i^1) = (x_i^0 + \Delta x_i, y_i^0 + \Delta y_i), \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

另外, 本文通过堆叠 3 个残差解码层, 使得 CSKDet 能够逐步优化关键点估计结果, 从而实现对任意目标航天器的精准关键点检测.

3 多航天器位姿估计数据集

目前, 现有航天器的视觉位姿估计数据集多数只包含单一的航天器目标, 且缺乏二维关键点标注^[28-29], 这严重限制了跨类别航天器关键点检测方法的研究和应用. 为此, 本文基于虚幻引擎 4 (unreal engine 4, UE4) 构建了一个包含多种航天器、二维关键点标注以及三维姿态标注的多航天器位姿估计数据集 SPE. 该数据集有四种不同结构的航天器目标, 分别是三种卫星和国际空间站. 根据航天器重要组件特征的辨识度, 例如太阳能电池板、推进器和天线等, 本文为每种航天器预定义了 10 个以上的关键点 (如图 2 所示), 并测量了它们在本体坐标系下的三维坐标 $P^b = \{(\hat{x}_i^b, \hat{y}_i^b, \hat{z}_i^b) | i = 1, 2, \dots, n\}$. 因此, 通过相机投影原理, 可以生成高精度的二维关键点标注 $P^c = \{(\hat{x}_i^c, \hat{y}_i^c) | i = 1, 2, \dots, n\}$, 具体公式如下:

$$\begin{bmatrix} \hat{x}_i^c \\ \hat{y}_i^c \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{bc} & T_{bc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_i^b \\ \hat{y}_i^b \\ \hat{z}_i^b \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, f_x 和 f_y 分别表示虚拟相机的焦距, c_x 和 c_y 表示主点坐标, R_{bc} 和 T_{bc} 分别表示从本体坐标系到相机坐标系的旋转矩阵和平移矢量.

为了在多样化的视觉条件下生成更真实的数据, 本文将上述四种航天器目标导入 UE4 平台, 并渲染生成带有精确关键点和位姿标注的模拟图像. 最终, 我们收集了 300 条模拟视频序列来组成 SPE 数据集, 每条序列长度为 300 帧, 每帧图像分辨率为 1024×1024 . 该数据集按照 3 : 1 : 1 的比例划分为训练集、验证集和测试集. 部分数据集如图 2 所示.

4 实验结果与分析

本节将通过大量实验验证所提方法的有效性. 首先, 详细介绍实验的具体设置, 包括 CSKDet 的训练超参数、用于对比的主流方法等. 然后, 本文将在 SPE 数据集上, 评估 CSKDet 在跨类别航天器关键点检测任务中的性能, 并与当前主流关键点检测方法 HRNet^[25]、ResUNet^[26] 进行对比分析. 最后, 将 CSKDet 与传统 PnP 算法结合, 在 SPE 数据集上进一步评估其在航天器位姿估计任务中的表现.

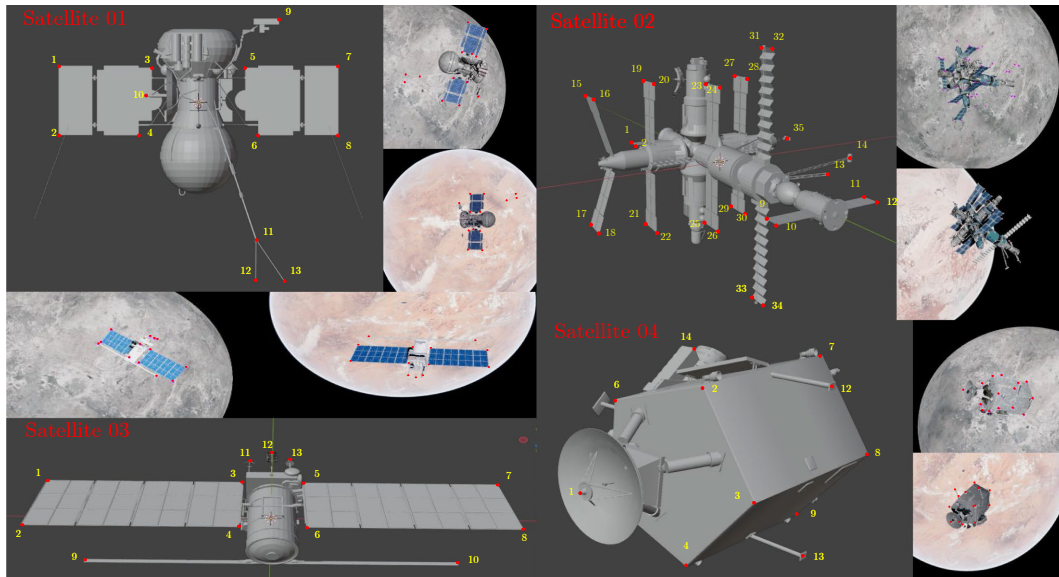


图 2 SPE 数据集中航天器关键点的定义

Fig.2 The definition of keypoints of spacecraft in the SPE dataset

本节所有实验均在实验室的高性能服务器上完成, 服务器配置为: Intel Xeon Gold 6132 CPU、NVIDIA Tesla P100 GPU 以及 128 GB 内存。

4.1 实验设置

本文在 SPE 训练集上从头开始训练了 HR-Net 和 ResUNet 作为对比算法. 为充分验证它们在跨类别航天器关键点检测任务中的性能, 本文将 HRNet 和 ResUNet 的关键点预测热力图通道统一设定为 36 维, 以适应 SPE 数据集中所有航天器的关键点数量. 因此, 在前向推理时, 算法将根据目标航天器的关键点数目, 屏蔽无效的关键点热力图通道, 然后利用剩下的关键点热力图预测关键点位置. 此外, 值得注意的是, 本文使用 SPE 训练集中的所有数据对模型进行训练, 而不是每个目标航天器单独训练一个关键点检测模型。

对于本文所提的 CSKDet 方法, 同样使用 SPE 训练集中的所有数据对模型进行训练. 为评估 CSKDet 在不同支持图像数目下的性能, 本文分别训练了三种不同的 CSKDet 模型: CSKDet ($K = 1$)、CSKDet ($K = 3$) 和 CSKDet ($K = 5$), 其中 K 表示支持图像数目. 此外, 为充分利用支持图像和对应关键点的视觉提示, 本文在每次训练时从 SPE 数据集中随机选择同一目标航天器的不同图像作为支持图像集 S , 并将它们与查询图像一同输入到模型中. 具体的训练超参数如表 2 所示。

4.2 关键点检测性能评估

为评估各类关键点检测器在跨类别航天器关键

表 2 CSKDet 的训练超参数

Table 2 The training hyperparameters of CSKDet

参数	值
输入图像尺寸	256 × 256 pixel
关键点热力图尺寸	64 × 64 pixel
支持图像数目	1, 3, 5
编码器	ResNet50
残差解码层层数	3 层
优化器	AdamW
余弦退火周期	20 轮
初始学习率	0.005
骨干网络冻结训练轮次	60 轮
骨干网络解冻训练轮次	20 轮
解冻后学习率	0.001

点检测任务上的性能, 本文引入均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为评估指标, 具体计算公式如下:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2)} \quad (8)$$

其中, (x_i, y_i) 表示预测关键点的位置, (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 表示真值关键点的位置, n 表示关键点的总数。

本文首先在 SPE 测试集上利用均方根误差指标, 对 CSKDet ($K = 1$)、CSKDet ($K = 3$)、CSKDet ($K = 5$)、ResUNet 以及 HRNet 进行了充分的对比分析. 表 3 分别展示了它们对于不同航天器目标的关键点检测效果以及在整个 SPE 测试集上

的平均估计误差. 从表 3 中可以看出, 随着支持图像数目的增加, CSKDet 的关键点检测性能显著提升, 尤其是在支持图像数目为 5 时, CSKDet 在大多数航天器目标上均取得了最佳的关键点检测效果, 平均估计误差仅为 14.17 pixel, 远优于 HRNet 和 ResUNet. 同时, CSKDet 在 1 号航天器上的表现虽然略低于 ResUNet, 但其关键点检测误差仍然维持在较高的水准 (7.33 pixel). 这表明 CSKDet 能

够有效利用支持图像和关键点提示, 实现对不同类别航天器的精准关键点检测.

为了更直观地展示各类关键点检测器在跨类别航天器关键点检测任务中的表现, 图 3 展示了 CSKDet ($K=5$)、HRNet 和 ResUNet 在 SPE 测试集上部分样本的关键点检测结果. 从图 3 中可以看出, CSKDet 能够准确地预测出目标航天器的关键点位置, 即使在背景复杂、部分遮挡以及对称结构歧义的情况下, 仍然表现出较强的鲁棒性. 相比之下, HRNet 和 ResUNet 在处理这些复杂干扰时, 它们的关键点检测效果明显下降, 预测结果存在较大偏差. 这与表 3 中的定量评估结果一致, 进一步验证了 CSKDet 在跨类别航天器关键点检测任务中的优越性能.

4.3 位姿估计性能评估

为进一步验证 CSKDet 对跨类别航天器位姿估计任务的有效性, 本文将其与传统的 PnP 算法相

表 3 航天器关键点检测评估结果 (pixel)
Table 3 The evaluation results of spacecraft keypoints detection (pixel)

方法	1号 航天器	2号 航天器	3号 航天器	4号 航天器	平均估计 误差
HRNet ^[26]	68.88	70.04	70.67	70.33	69.99
ResUNet ^[26]	5.86	38.29	33.99	32.39	25.42
CSKDet ($K=1$)	11.25	28.34	25.16	16.25	19.02
CSKDet ($K=3$)	9.35	27.63	24.23	14.25	17.52
CSKDet ($K=5$)	7.33	25.27	17.51	11.95	14.17

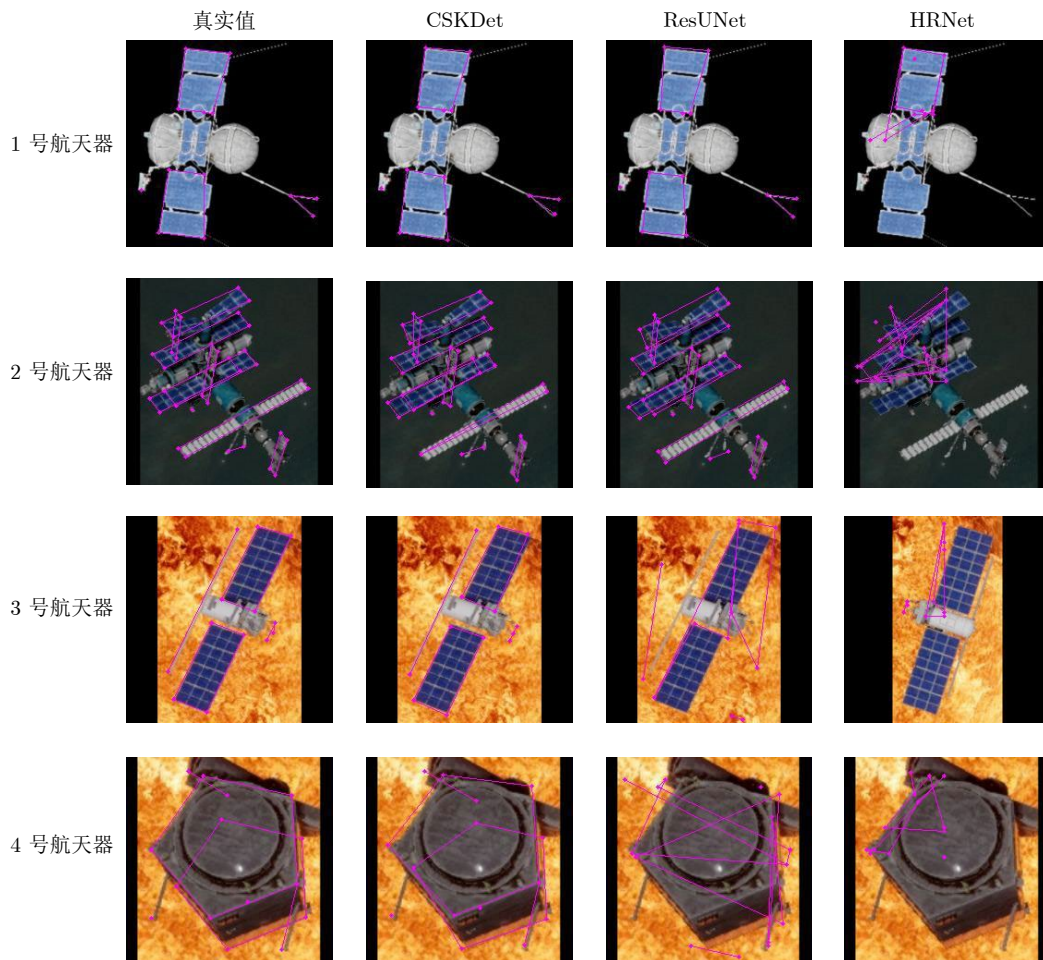


图 3 关键点检测可视化图

Fig.3 The visualization diagram of keypoints detection

结合, 并在 SPE 数据集上利用位置估计误差 E_t 和姿态估计误差 E_q 进行性能评估:

$$E_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\|\mathbf{t}_i - \hat{\mathbf{t}}_i\|_2}{\|\hat{\mathbf{t}}_i\|_2} \quad (9)$$

其中, \mathbf{t}_i 和 $\hat{\mathbf{t}}_i$ 分别是位置矢量预测值和真实值.

$$E_q = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 2 \cdot \arccos(|\langle \mathbf{q}_i, \hat{\mathbf{q}}_i \rangle|) \quad (10)$$

其中, \mathbf{q}_i 和 $\hat{\mathbf{q}}_i$ 分别表示四元数形式的航天器姿态预测值和真实值.

同时, 本文也将 HRNet 和 ResUNet 与 PnP 算法相结合, 以作为有效的航天器位姿估计对比算法. 此外, 本文还引入一种端到端直接回归的航天器位姿估计算法 DMANet^[30] 作为额外的对比算法. 由于端到端直接回归的位姿估计方法估计精度普遍较低, 所以 DMANet 仍然采用传统“单模型训练-单模型评估”模式, 即利用 SPE 训练集中不同目标航天器的数据分别从头训练出多个位姿估计模型, 并在评估阶段针对不同模型数据调用对应的模型进行推理预测.

最终, 本文将所有算法的位姿估计评估结果汇总于表 4. 可以明显看出, 端到端回归的航天器位姿估计方法, 在“单模型训练-单模型评估”模式下, 性能远逊于基于关键点检测的两阶段方法. DMANet 在 SPE 数据集上的平均位置误差高达 2.05, 平均姿态误差有 1.91 rad, 这导致其很难应用于实际在轨服务中. 而对于两阶段的航天器位姿估计算法来说, 可以发现关键点的检测精度和位姿估计的精度呈高度正相关. 由于 HRNet 较为糟糕的跨类别航天器关键点检测精度, 其在位姿估计任务上的性能出现了严重恶化, 平均位姿估计精度甚至低于 DMANet, 而本文所提方法始终保持了最好的位姿估计精度. 即使面对结构极其复杂、拥有 33 个预定关键点的 2 号航天器, CSKDet 仍然取得了 0.12 的位置估计误差和 0.54 rad 的姿态估计误差, 这充分

证明了 CSKDet 的有效性. 此外, 随着支持图像数目的增加, CSKDet 的平均关键点误差从 19.02 pixel 降至 14.17 pixel, 其平均位姿估计精度也从 (0.10, 0.46 rad) 降至 (0.06, 0.33 rad).

4.4 消融实验

本文对 CSKDet 中的关键组件进行了消融实验, 以验证它们对跨类别航天器关键点检测性能的影响. 具体而言, 本文设计了以下三种消融实验设置: 1) 去除视觉特征提示模块, 即不利用支持图像和关键点提示进行关键点检测; 2) 去除交叉融合层, 即不进行查询图像特征和支持图像特征的融合对齐; 3) 修改残差解码器层数, 将原有的 3 层残差解码器层数缩减为 1 层. 表 5 展示了不同消融设置下 CSKDet 在 SPE 测试集上的关键点检测性能. 从表 5 中可以看出, 去除视觉特征提示模块导致关键点检测误差显著增加, 平均估计误差从 17.52 pixel 上升至 36.95 pixel, 这表明视觉特征提示对于提升模型的跨类别关键点检测能力至关重要. 同时, 去除交叉融合层和减少残差解码器层数也分别导致了关键点检测误差的增加, 这进一步验证了这些组件在 CSKDet 中的有效性.

4.5 真实场景性能

为更好地验证 CSKDet 方法在真实应用场景下的迁移泛化能力, 本文在航天器位姿估计数据集 SPEED^[31] 上进行了测试. 该数据集提供了 Tango 航天器在地面模拟环境和实际在轨环境下的图像数据以及对应的位姿标注. 由于 SPEED 数据集不提供关键点标注, 同时考虑到人工标注的时间成本, 本文从 SPEED 测试集中随机抽取 200 张图像进行了关键点标注, 然后利用该子集对 CSKDet 进行迁移泛化能力评估. 值得注意的是, 此实验所用到的 CSKDet 模型仅在 SPE 数据集上进行训练, 在测试时仅利用 SPEED 训练集中的 3 张图像以及对应的关键点标注作为视觉特征提示. 最终实验结果表

表 4 航天器位姿估计评估结果
Table 4 The evaluation results of spacecraft pose estimation

方法	1号航天器		2号航天器		3号航天器		4号航天器		平均值	
	位置误差	姿态误差 (rad)	位置误差	姿态误差 (rad)	位置误差	姿态误差 (rad)	位置误差	姿态误差 (rad)	位置误差	姿态误差 (rad)
HRNet ^[25]	3.34	2.21	5.82	2.33	2.48	2.74	3.57	2.18	3.59	2.36
ResUNet ^[26]	0.02	0.14	0.31	1.11	0.18	1.07	0.18	0.85	0.15	0.72
DMANet ^[30]	1.13	0.99	2.63	1.82	1.40	2.74	3.02	2.10	2.05	1.91
CSKDet ($K = 1$)	0.04	0.23	0.19	0.68	0.17	0.72	0.06	0.35	0.10	0.46
CSKDet ($K = 3$)	0.03	0.21	0.15	0.66	0.15	0.67	0.05	0.30	0.09	0.43
CSKDet ($K = 5$)	0.02	0.16	0.12	0.54	0.09	0.48	0.04	0.24	0.06	0.33

明, CSKDet 在 SPEED 数据集上仍然表现出了非常好的航天器关键点检测性能, 其平均检测误差为 13.56 pixel. 图 4 展示了 CSKDet 在 SPEED 数据集上的部分关键点检测结果. 从图中可以看出, CSKDet 能够非常好地适应真实场景下未曾见过的新航天器模型, 并根据视觉提示准确地预测出关键点位置. 这进一步验证了 CSKDet 在跨类别航天器关键点检测任务中的有效性和鲁棒性.

此外, 对于实际空间位姿估计任务, 关键点检测模型的算力消耗也是需要着重考虑的关键指标之一. 因此, 本文将 HRNet、ResUNet 以及不同 CSKDet 模型的参数量和单次前向推理所需时间总结于表 6. 根据统计数据可知, CSKDet ($K = 5$) 模型虽然参数量是 HRNet 的 3.8 倍, 但其关键点检测误差相比 HRNet 降低了约 79.8%. 同时, CSKDet 与 ResUNet 的参数量相差无几, 但前者误差降

表 5 消融实验结果 (pixel)
Table 5 The ablation study results (pixel)

方法	平均估计误差
原始 CSKDet ($K = 3$)	17.52
去除视觉特征提示模块	36.95
去除交叉融合层	28.36
1 层残差解码器	24.55

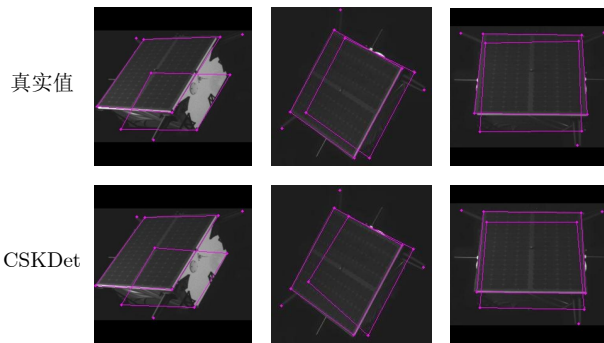


图 4 CSKDet 在 SPEED 数据集上的关键点检测结果

Fig.4 The keypoints detection results of CSKDet on SPEED dataset

表 6 模型算力消耗情况
Table 6 The computational cost of models

方法	平均估计误差 (pixel)	参数量 (MB)	推理时间 (ms)
HRNet ^[25]	69.99	28.54	22.83
ResUNet ^[26]	25.42	97.28	7.52
CSKDet ($K = 1$)	19.02	109.65	25.85
CSKDet ($K = 3$)	17.52	109.65	49.01
CSKDet ($K = 5$)	14.17	109.65	64.28

低了近 50%. 虽然 CSKDet 的推理时间随着支持图像数目的增加而增加, 但前者即使在支持图像数目为 5 时, 其推理时间也仅为 64.28 ms, 完全能够满足实际航天任务中对实时性的要求. 综上所述, CSKDet 在保证高精度关键点检测的同时, 也具备较好的计算效率, 适合应用于实际的航天器位姿估计任务.

5 结束语

本文提出一种基于视觉特征提示的跨类别航天器关键点检测方法 CSKDet. 该方法通过引入支持图像和对应关键点的视觉特征提示, 实现对不同类别航天器的精准关键点检测. 实验结果表明, CSKDet 在 SPE 数据集上取得了优异的跨类别航天器关键点检测性能, 尤其是在支持图像数目为 5 时, 平均估计误差仅为 14.17 pixel, 远优于当前主流关键点检测方法 HRNet 和 ResUNet. 此外, CSKDet 与传统 PnP 算法结合后, 该方法在航天器位姿估计任务中同样表现出色, 平均位置误差和姿态误差分别为 0.06 和 0.33 rad, 显著优于其他对比方法. 未来的工作将进一步优化 CSKDet 的网络结构, 并探索其在实际航天任务中的应用潜力.

参考文献

- Ding Xi-Lun, Chen Yi-Tong, Wang Cheng-Cai, Xu Kun. Research status and prospect of space robot operation technology. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2025, **46**(6): Article No. 531556 (丁希仑, 陈一同, 王成才, 徐坤. 空间机器人操作技术研究现状与展望. *航空学报*, 2025, **46**(6): Article No. 531556)
- Zhao Liang-Liang, Li Xue-Ai, Zhao Jing-Dong, Liu Hong. Development strategy of space robots for autonomous repair and maintenance of spacecraft. *Strategic Study of CAE*, 2024, **26**(1): 149-159 (赵亮亮, 李雪皑, 赵京东, 刘宏. 面向航天器自主维护的空间机器人发展战略研究. *中国工程科学*, 2024, **26**(1): 149-159)
- Zhou D, Sun G H, Lei W X, Wu L G. Space noncooperative object active tracking with deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, **58**(6): 4902-4916
- Zhu Wen-Shan, Mu Jin-Zhen, Li Shuang, Han Fei. Review and prospect of spacecraft pose estimation based on deep learning. *Journal of Astronautics*, 2023, **44**(11): 1633-1644 (朱文山, 牟金震, 李爽, 韩飞. 基于深度学习的航天器位姿估计研究进展. *宇航学报*, 2023, **44**(11): 1633-1644)
- Pauly L, Rharbaoui W, Shneider C, Rathinam A, Gaudillière V, Aouada D. A survey on deep learning-based monocular spacecraft pose estimation: Current state, limitations and prospects. *Acta Astronautica*, 2023, **212**: 339-360
- Liu J Y, Lu Z Y, Chen L, Yang J, Yang C G. Occlusion-aware 6D pose estimation with depth-guided graph encoding and cross-semantic fusion for robotic grasping. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Atlanta, USA: IEEE, 2025. 5011-5017
- Wang Z, Zhang Z, Sun X L, Li Z, Yu Q F. Revisiting monocular satellite pose estimation with transformer. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, **58**(5): 4279-

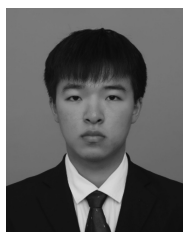
- 4294
- 8 Chang L, Liu J X, Chen Z, Bai J, Shu L Z. Stereo vision-based relative position and attitude estimation of non-cooperative spacecraft. *Aerospace*, 2021, **8**(8): Article No. 230
 - 9 AlDahoul N, Karim H A, Momo M A. RGB-D based multimodal convolutional neural networks for spacecraft recognition. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing Challenges (ICIPC). AK, USA: IEEE, 2021. 1–5
 - 10 Rondao D, Aouf N, Richardson M A. ChiNet: Deep recurrent convolutional learning for multimodal spacecraft pose estimation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, **59**(2): 937–949
 - 11 Li P, Wang M, Zhou D, Le W X. A pose measurement method of a non-cooperative spacecraft based on point cloud feature. In: Proceedings of the Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Hefei, China: IEEE, 2020. 4977–4982
 - 12 Vasconcelos J, Gaggi S, Amaral T, Bakouche C, Cotuna A, Friaças A. Close-proximity operations design, analysis, and validation for non-cooperative targets with an application to the ClearSpace-1 mission. *Aerospace*, 2025, **12**(1): Article No. 67
 - 13 Rehman K, Fareed N, Chu H J. NASA ICESat-2: Space-Borne LiDAR for geological education and field mapping of Aeolian sand dune environments. *Remote Sensing*, 2023, **15**(11): Article No. 2882
 - 14 Pensado E A, de Santos L M G, Sanjurjo-Rivo M, Jorge H G. Deep learning-based target pose estimation using LiDAR measurements in active debris removal operations. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, **59**(5): 5658–5670
 - 15 Sharma S, Beierle C, D’Amico S. Pose estimation for non-cooperative spacecraft rendezvous using convolutional neural networks. In: Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. Big Sky, USA: IEEE, 2018. 1–12
 - 16 Wang J H, Li Z, Sun C, Guo Y L, Wang Z, Yu Q F. Satellite pose set estimation by uncertainty-guided conformal keypoint detection. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2025, **36**(12): 20120–20132
 - 17 Despond F T, Ulrich S. Real-time stereovision-based spacecraft pose determination using convolutional neural networks. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2025, **62**(1): 269–279
 - 18 Zhang H, Zheng Y, Wang Y. A pose estimation method based on RGB-D system in the process of attaching asteroids. In: Proceedings of the 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Xi’an, China: IEEE, 2024. 4674–4680
 - 19 Zhang Z, Zhou D, Sun G H, Hu Y H, Deng R R. DFTI: Dual-branch fusion network based on transformer and inception for space noncooperative objects. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, **73**: Article No. 5021811
 - 20 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91–110
 - 21 Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: Speeded up robust features. In: Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria: Springer, 2006. 404–417
 - 22 Zhang X, Jiang Z G, Zhang H P, Wei Q M. Vision-based pose estimation for textureless space objects by contour points matching. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, **54**(5): 2342–2355
 - 23 Sharma S, Ventura J, D’Amico S. Robust model-based monocular pose initialization for noncooperative spacecraft rendezvous. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2018, **55**(6): 1414–1429
 - 24 Chen B, Cao J W, Parra A, Chin T J. Satellite pose estimation with deep landmark regression and nonlinear pose refinement. In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW). Seoul, Korea (South): IEEE, 2019. 2816–2824
 - 25 Sun K, Xiao B, Liu D, Wang J D. Deep high-resolution representation learning for human pose estimation. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, USA: IEEE, 2019. 5686–5696
 - 26 Cosmas K, Kenichi A. Utilization of FPGA for onboard inference of landmark localization in CNN-based spacecraft pose estimation. *Aerospace*, 2020, **7**(11): Article No. 159
 - 27 Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In: Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Munich, Germany: Springer, 2015. 234–241
 - 28 Gao X, Liao Y, Zhou H H. Pose estimation and simulation of non-cooperative spacecraft based on feature points detection. In: Proceedings of the 25th China Conference on System Simulation Technology and Its Application (CCSSTA). Tianjin, China: IEEE, 2024. 12–16
 - 29 Proenca P F, Gao Y. Deep learning for spacecraft pose estimation from photorealistic rendering. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris, France: IEEE, 2020. 6007–6013
 - 30 Zhang Z, Hu Y H, Zhou D, Wu L, Yao W R, Li P. DMANet: Dense multi-scale attention network for space non-cooperative object pose estimation. *Transactions of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2024, **41**(1): 122–134
 - 31 Kisantal M, Sharma S, Park T H, Izzo D, Martens M, D’Amico S. Satellite pose estimation challenge: Dataset, competition design, and results. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, **56**(5): 4083–4098



周 栋 哈尔滨工业大学航天学院副研究员。2023 年获得哈尔滨工业大学控制科学与工程系博士学位。主要研究方向为空间视觉感知, 具身智能与深度强化学习。

E-mail: dongzhou@hit.edu.cn

(ZHOU Dong Associate professor at the School of Astronautics, Harbin Institute of Technology. He received his Ph.D. degree from the Department of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology in 2023. His research interests include space visual perception, embodied intelligence and deep reinforcement learning.)



马炜钊 哈尔滨工业大学航天学院硕士研究生。2024 年获得西南交通大学学士学位。主要研究方向为航天器视觉位姿估计。

E-mail: weizhaoma@stu.hit.edu.cn

(MA Wei-Zhao Master student at the School of Astronautics, Harbin Institute of Technology. He received his bachelor degree from Southwest Jiaotong University in 2024. His main research interest is spacecraft visual pose estimation.)



孙光辉 哈尔滨工业大学航天学院教授. 2010 年获得哈尔滨工业大学控制科学与工程系博士学位. 主要研究方向为空间机器人视觉、轨迹规划与柔顺控制. 本文通信作者.

E-mail: guanghuisun@hit.edu.cn

(SUN Guang-Hui Professor at the School of Astronautics, Harbin Institute of Technology. He received his Ph.D. degree from the Department of Control Science and Engineering, Harbin Institute of Technology in 2010. His research interests include space robotic vision, trajectory planning and compliance control. Corresponding author of this paper.)



胡瑀晖 哈尔滨工业大学航天学院博士研究生. 2022 年获得哈尔滨工业大学航天学院控制科学与工程系硕士学位. 主要研究方向为航天器视觉位姿估计与空间机器人轨迹规划.

E-mail: huyuhui@hit.edu.cn

(HU Yu-Hui Ph.D. candidate at the School of Astronautics, Harbin Institute of Technology. He received his master degree from the Depart-

ment of Control Science and Engineering, School of Astronautics, Harbin Institute of Technology in 2022. His research interests include spacecraft visual pose estimation and space robot trajectory planning.)



贺子鹏 中国空间技术研究院助理工程师. 主要研究方向为航天器视觉位姿估计.

E-mail: hzp_rocket@163.com

(HE Zi-Peng Assistant engineer at China Academy of Space Technology. His main research interest is spacecraft visual pose estimation.)



张 兵 深空探测实验室助理工程师. 主要研究方向为智能深空探测.

E-mail: bz154964@gmail.com

(ZHANG Bing Assistant engineer at Deep Space Exploration Laboratory. His main research interest is intelligent deep space exploration.)