

基于特征锚点跟踪的小行星着陆导航方法研究

吴佳琦¹, 余萌¹, 韩亮亮^{2,3}, 张宇成⁴

(1. 南京航空航天大学 宇航空间机构全国重点实验室, 南京 211106; 2. 宇航空间机构全国重点实验室, 上海 201108;
3. 上海宇航系统工程研究所, 上海 201109; 4. 南京航空航天大学 航空学院, 南京 210016)

摘要: 针对小行星探测器在下降着陆段对高精度实时自主导航的任务需求, 综合考虑星载计算资源受限与小行星复杂地表环境因素等, 提出了一种基于特征锚点跟踪的小行星着陆自主导航方法。利用3DSIFT算法从小行星三维点云数据中提取初始特征点, 并通过空间分布特征筛选机制选取具有高辨识度的特征锚点, 为后续视觉跟踪提供精确的三维定位参考基准; 采用轻量级卷积神经网络直接检测并跟踪特征锚点在图像序列中的二维投影, 避免了传统方法中计算密集的特征匹配步骤, 在保证导航精度的同时显著降低了计算复杂度; 基于建立的2D-3D点对应关系, 基于EPnP方法实现探测器位姿参数的精准估计。通过软件仿真和半物理试验验证, 该方法在保证位姿估计精度的同时, 可有效降低导航系统的计算负荷, 为小行星探测下降着陆段的自主导航提供了一种高效可靠的解决方案。

关键词: 高精度自主导航; 实时位姿估计; 特征锚点跟踪; 目标检测

中图分类号: V44

文献标识码: A

文章编号: 2096-9287(2026)01-0038-12

DOI: 10.3724/j.issn.2096-9287.2026.20250053

引用格式: 吴佳琦, 余萌, 韩亮亮, 等. 基于特征锚点跟踪的小行星着陆导航方法研究[J]. 深空探测学报(中英文), 2026, 13(1): 38-49.

Reference format: WU J Q, YU M, HAN L L, et al. Feature anchor point tracking-based navigation for asteroid landing[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2026, 13(1): 38-49.

引言

小行星探测作为深空探测的重要研究方向, 是人类探索太阳系奥秘、揭示宇宙形成与演化和生命起源与进化等一系列科学问题的关键途径^[1-2]。由于小行星环境复杂且距离地球较远, 地面控制站与探测器的通信时延严重, 因此小行星探测器在下降着陆段需要具备高精度的自主导航能力^[3]。在小行星探测下降着陆阶段, 目前主要利用惯性测量单元、相机或雷达完成探测器的位置和姿态估计, 从而进行精准定点着陆。其中, 基于视觉信息实现小行星探测下降着陆段的位姿估计方法自主性强、成本低、精度高, 成为近年来各国学者研究的热点^[4-5]。

目前, 基于视觉信息的探测器位姿估计方法主要通过小行星表面图像中的图像特征、陨石坑或岩石等突出的自然特征以及人工标记物(日本“隼鸟2号”(Hayabusa 2)方案^[6]), 利用图像的特征提取与匹配方法来确定探测器的空间位置、姿态等状态信息。由于小行星表面纹理贫瘠、地貌非结构化以及光照不稳定等特点, 基于尺度不变特征变换(Scale-Invariant

Feature Transform, SIFT)、SURF(Speeded-Up Robust Features)、Harris等传统算法对特征提取困难且耗时^[7]。同时, 探测器长期受宇宙辐射环境影响, 星载处理器算力有限, 难以实时进行探测器的相对位姿估计。

随着深度学习在图像处理领域的突破性进展, 其应用已成功拓展至探测器导航领域, 特别是在非合作目标姿态估计和图像感知等方面展现出显著优势^[8-9]。这类方法对复杂光照条件具有良好的鲁棒性, 为小行星探测器位姿估计提供了创新性的解决方案。目前基于深度神经网络的位姿估计方法主要分为直接法和间接法两类^[10-12]。直接法采用端到端的网络架构, 直接建立从图像空间到姿态空间的非线性映射关系, 但由于完全依赖深度网络而未能显示利用场景中的几何信息, 其性能通常较差。间接法则是先通过卷积神经网络回归图像特征点坐标, 再利用位姿求解器计算相机位姿, 其具有更高的精度和更快的运行速度。在该研究方向上, Proença等^[13]设计了二分支网络, 对输入图像进行分类和回归, 并利用回归分支进行位置估计、软分类分支实现航天器的姿态估计。王梓等^[14]提出了

基于热力图回归的神经网络以及基于非线性优化的 PnP 求解方法进行非合作目标位姿测量。Huang 等^[15]使用 HRNet 作为主干网络, 设计了多分支结构的关键点回归子网络和双分支位姿估计子网络, 通过预测二维特征点坐标实现航天器的状态估计。

综上所述, 未来探测器在小行星弱通信条件下执行复杂的探测任务时, 对高精度的实时位姿估计能力的需求将更为迫切^[16-18]。本文综合考虑小行星复杂的地表环境以及星载处理器算力限制等制约, 提出了一种基于特征锚点跟踪的小行星着陆自主导航方法, 旨在保证计算精度的同时, 能够有效应对不利环境因素的影响, 实现探测器相对既定着陆区的实时位姿估计。

本文所提出的小行星着陆自主导航方法主要目标是仅通过处理单张下降图像, 即可输出探测器相对于小行星着陆点的相对位置与姿态, 其总体框架如图 1 所示。该方法的核心创新在于采用预定义三维特征锚点, 通过建立稳定的特征锚点库并对其进行持续跟

踪, 从而规避传统视觉导航方法中计算密集的特征匹配过程。具体而言, 首先利用 3DSIFT 算法 (三维尺度不变特征变换算法) 从小行星三维点云模型中提取初始特征点, 通过 (K -Nearest Neighbors, KNN) 聚类分析其邻域点的平坦度和粗糙度进行评分筛选, 甄筛出具有高辨识度和稳定性的三维特征锚点, 这些锚点的精确三维坐标为后续视觉跟踪提供可靠的参考基准; 随后采用轻量化 YOLOv10 网络直接检测二维图像中特征锚点, 定位其二维像素坐标; 最后将网络预测的特征锚点二维坐标与其先验的三维坐标输入 EPnP 求解器, 通过建立精确的 2D-3D 对应关系, 实时解算探测器在小行星着陆场坐标系下的旋转矩阵和位置矢量, 从而实现高精度的自主位姿估计。针对提出的算法, 本文基于高保真虚拟数据集进行了算法的训练与评估, 并开展了半物理仿真验证, 仿真与实验结果表明该方法在保证探测器位姿估计精度的同时, 可有效降低导航系统的算力需求。

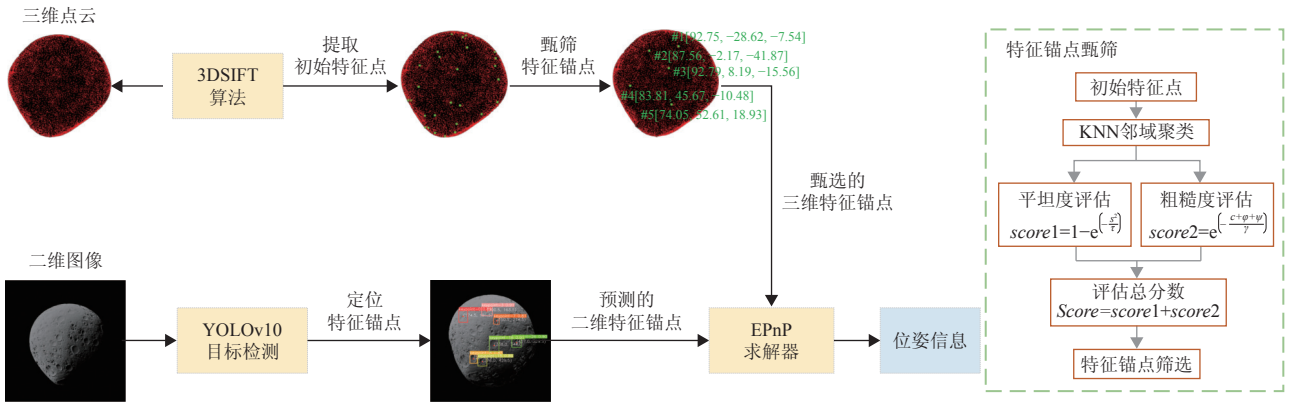


图 1 方法框架图

Fig. 1 Framework of the proposed method

1 位姿估计理论基础

1.1 坐标系定义

在小行星探测器下降着陆段, 基于单目视觉的位姿估计方法是通过建立特征点的 2D-3D 对应关系来求解探测器相对于小行星的位姿。首先利用单目相机获取小行星表面的二维图像坐标, 并结合预先构建的小行星三维模型提供的对应特征点的三维坐标, 构建透视 n 点 (PnP) 问题求解相机的旋转矩阵和平移向量, 从而实现高精度的实时位姿估计。

本文定义 4 组参考坐标系: 世界坐标系 $O_w - X_w Y_w Z_w$ 、相机坐标系 $O_c - X_c Y_c Z_c$ 、图像坐标系 $o - xy$ 和像素坐标系 $o - uv$, 各坐标系之间的关系如图 2 所示。

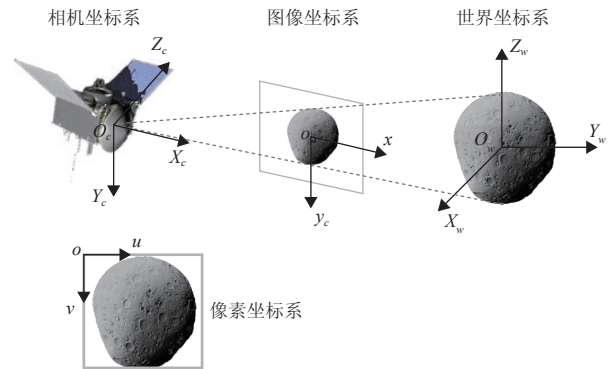


图 2 坐标系定义

Fig. 2 Definition of coordinate systems

1) 世界坐标系 $O_w - X_w Y_w Z_w$: 本文使用的世界坐标系又为小行星坐标系, 其原点位于小行星质心,

X_w 轴指向太阳方向, Y_w 轴位于小行星轨道平面内且与 X_w 轴垂直, Z_w 与 X_w 、 Y_w 轴构成右手正交系, 该坐标用于描述被观测关键点的位置。

2) 相机坐标系 $O_c - X_c Y_c Z_c$: 相机坐标系的原点位于探测器质心, Z_c 轴指向相机的观察方向, X_c 轴和 Y_c 轴分别与相机的水平方向和垂直方向一致。

3) 图像坐标系 $o - xy$: 图像坐标系的原点是成像平面与光轴的交点, x 轴正方向水平向右, y 轴正方向垂直向下, 两轴彼此正交。

4) 像素坐标系 $o - uv$: 像素坐标系以图像的左上角为原点, u 轴正方向水平向右, v 轴正方向垂直向下, 两轴彼此正交。

1.2 相机成像原理

相机成像本质上是将世界坐标系中真实的三维点 $P_w(X_w, Y_w, Z_w)^T$ 投影到虚拟二维像素平面的点 $(u, v)^T$, 该映射过程可表示为

$$P_w(X_w, Y_w, Z_w)^T \mapsto (u, v)^T \quad (1)$$

整个映射过程可分解为3个变换:

首先, 三维点 P_w 通过位姿变换至相机坐标系下的点 P_c , 如式(2)所示。其中, R 为旋转矩阵, 表示相机的姿态; t 为平移向量, 表示相机的位置。

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} + t \quad (2)$$

之后, 点 P_c 通过投影变换至图像坐标系下的点 $(x, y)^T$, 如式(3)所示。其中, f 表示相机的物理焦距。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{Z_c} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} \quad (3)$$

最后, 点 $(x, y)^T$ 通过仿射变换至像素坐标系下的点 $(u, v)^T$, 如式(4)所示。其中, f_x 、 f_y 表示像素焦距; (c_x, c_y) 为主点, 表示光心对应的像素坐标。

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

将以上变换结合起来, 相机成像过程如式(5)所示。其中, K 为相机的内参矩阵; $[R|t]$ 为相机的外参矩阵, 即相机的位姿。

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \propto K \cdot [R|t] \cdot \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

1.3 着陆器位姿精确求解

为实现着陆器位姿的精确求解, 本文采用EPnP (Efficient Perspective-n-Point) 算法, 通过已知的特征锚点三维坐标及其在图像中对应的二维坐标, 估计相机的位姿参数。EPnP算法是一种高效的非迭代PnP求解方法^[19], 其核心思想是利用控制点参数化实现快速位姿估计。首先假设相机体坐标系与着陆器体坐标系重合, 该算法首先选取四个非共面的世界坐标系控制点, 并将所有特征点表示为这些控制点的线性组合, 之后根据相机透视投影模型建立约束关系, 直接计算控制点在相机坐标系下的坐标; 最后根据世界坐标系和相机坐标系下控制点的对应关系, 计算相机的精确位姿。

相较于传统PnP算法, EPnP算法避免了迭代算法对于初值的依赖性, 克服了传统代数法在共面点情况下的数值不稳定性, 同时实现了 $O(n)$ 的计算量复杂度, 计算效率远高于直接解法和迭代法, 非常适合于计算资源受限的实时应用场景。

2 基于特征锚点跟踪的小行星着陆自主导航方法

2.1 三维特征点提取

针对小行星表面纹理贫瘠、地貌非结构化以及光照不稳定的特点, 传统的二维特征提取方法难以稳定获取具有足够区分度的特征点且计算效率较低。本文采用3DSIFT算法从小行星三维模型中提取初始特征点, 以构建鲁棒性强的特征锚点库。该方法基于三维几何结构而非表面纹理进行特征检测, 有效解决了弱纹理区域的特征提取难题。所提取的特征锚点不仅为后续视觉跟踪提供了高精度三维参考基准, 同时避免了传统稠密匹配的计算负担。

3DSIFT算法是传统2DSIFT算法在三维空间中的扩展, 通过引入深度信息实现三维特征点检测^[20]。该算法在保持旋转、尺度缩放以及噪声鲁棒性的同时, 能够更精确地描述物体的局部特征信息, 适用于复杂非结构化环境下的特征提取任务。该算法核心原理如下所示。

1) 构建尺度空间。通过三维高斯卷积核构建尺度空间以检测不同尺度的稳定特征点。假设输入点云中任一点的空间坐标为 $I(x, y, z)$, 通过与三维高斯核函数 $G(x, y, z, \delta)$ 卷积得到点云的尺度空间 $L(x, y, z, \delta)$

$$L(x, y, z, \delta) = G(x, y, z, \delta) * I(x, y, z) \quad (6)$$

式(6)中的三维高斯核函数可以表示为

$$G(x, y, z, \delta) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\delta)^3} e^{-(x^2+y^2+z^2)/2\delta^2} \quad (7)$$

其中, δ 为尺度参数。

2) 检测特征点。通过计算尺度空间的DoG (Difference of Gaussians, 高斯差分) 算子进行极值检测, 定位空间极值点。DoG算子是尺度空间理论中用于检测局部极值特征的核心算子, 其本质是通过计算相邻尺度高斯滤波结果的差异, 模拟归一化高斯拉普拉斯算子的响应。其中, DoG算子的计算公式为

$$D(x, y, z, k^i\delta) = L(x, y, z, k^{i+1}\delta) - L(x, y, z, k^i\delta) \quad (8)$$

其中: $i \in [0, l+2]$; k 为常数; l 为高斯金字塔每组的层数。

之后, 进行空间极值点搜索。每个空间极值点都与当前尺度的26个近邻点以及上下相邻尺度的 27×2 个点进行比较。当该点在其周围80个邻域点中处于最大值或最小值, 则该点可以作为特征点。

3) 筛选特征点。通过三维泰勒展开拟合, 对初步检测到的特征点位置、尺度进行修正。首先, 在尺度空间中对特征点位置 $\mathbf{x}(x, y, z, \delta)^T$ 进行二阶泰勒展开近似

$$D(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) \approx D(\mathbf{x}) + \frac{\partial D^T}{\partial \mathbf{x}} \Delta\mathbf{x} + \frac{1}{2} \Delta\mathbf{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \Delta\mathbf{x} \quad (9)$$

通过求导并令导数为零, 得到偏移量 $\hat{\mathbf{x}}$

$$\hat{\mathbf{x}} = -\left(\frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2}\right)^{-1} \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} \quad (10)$$

迭代更新特征点坐标直至收敛。若偏移后 $|D(\hat{\mathbf{x}})|$ 低于阈值, 则剔除该低对比度点。之后利用Hessian矩阵特征值剔除边缘响应点, 保留稳定性高的特征点。

4) 计算特征点方向参数。通过三维梯度方向直方图赋予特征点旋转不变性。首先计算特征点邻域内每个点的三维梯度幅值 $\mathbf{m}(x, y, z)$ 和方向(方位角 θ 和俯仰角 ϕ)

$$\mathbf{m}(x, y, z) = \|\nabla L\| \quad (11)$$

$$\theta(x, y, z) = \arctan\left(\frac{\partial L/\partial y}{\partial L/\partial x}\right) \quad (12)$$

$$\phi(x, y, z) = \arctan\left(\frac{\partial L/\partial z}{\sqrt{(\partial L/\partial x)^2 + (\partial L/\partial y)^2}}\right) \quad (13)$$

其中,

$$\nabla L = \left(\frac{\partial L}{\partial x}, \frac{\partial L}{\partial y}, \frac{\partial L}{\partial z}\right) \quad (14)$$

之后构建三维方向直方图, 将梯度幅值按高斯加权投影到相邻区间, 直方图峰值为主方向, 保留超过峰值80%的次要方向以增强鲁棒性。最终为每个特征点生成多个方向描述。

5) 生成特征描述符。将特征点邻域划分为 $4 \times 4 \times 4$ 的子立方体网格, 在每个子立方体内统计8个方向的梯度直方图(共512维)。之后将所有子立方体的直方图串联成描述符向量并进行归一化, 生成具有区分性的512维特征向量。

通过以上步骤, 最终得到的特征点包含位置、尺度和方向3个关键信息。

本文基于3DSIFT从小行星三维模型中提取初始特征点, 并在模型表面进行标注。图3展示了三维模型中的特征点及这些特征点在二维投影的分布情况。由于后续位姿估计仅需四对匹配点即可完成, 因此网络无需精确预测每张图像中所有特征点。

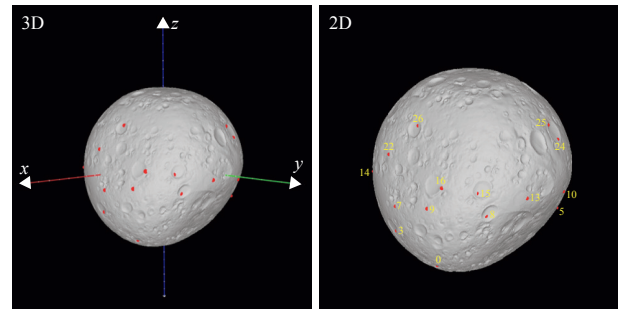


图3 3DSIFT算法提取的特征点示例

Fig. 3 Example of feature points extracted by the 3DSIFT algorithm

2.2 特征辨识度驱动的特征锚点甄筛

为确保后续位姿估计的精确性和实时性, 需对3DSIFT提取的初始特征锚点进行甄筛。为此, 本文提出了一种特征辨识度驱动的特征锚点甄筛方法, 通过量化分析特征锚点邻域内的地形平坦度和粗糙度, 构建鲁棒性强的特征评价指标, 筛选出具有高辨识度和稳定性的特征点, 具体甄筛步骤如下:

1) 邻域聚类。针对每个初始特征点, 利用KNN算法提取其周围 n 个点云数据, 构成邻域点集 $\mathbf{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 。

2) 平坦度评估。平坦度用于量化地形表面的平滑程度。平坦度过低表明点云起伏不足, 地形缺乏纹理特征, 不利于特征锚点检测, 计算过程如下:

首先, 对邻域点集 \mathbf{P} 的 z 坐标求取均值

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i \quad (15)$$

之后, 计算局部表面方差

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \mu)^2 \quad (16)$$

根据方差信息, 通过指数归一化计算平坦度得分

$$score1 = 1 - e^{-\left(\frac{s^2}{\tau}\right)} \quad (17)$$

其中: τ 为调节参数, 控制平坦度评分的灵敏度, 本文将其设置为100。

3) 粗糙度评估。粗糙度反映地形表面的起伏程度。粗糙度过高区域的阴影易受光照变化影响, 导致特征不稳定。本文采用奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 计算点云表面的曲率特征, 计算过程如下:

首先, 对邻域点集 \mathbf{P} 中心化

$$\mathbf{P}_{centered} = \mathbf{P} - \bar{\mathbf{p}}, \quad \bar{\mathbf{p}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i \quad (18)$$

之后, 对 $\mathbf{P}_{centered}$ 进行SVD分解

$$\mathbf{P}_{centered} = \mathbf{U} \sum \mathbf{V}^T, \quad \sum = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3) \quad (19)$$

其中, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \sigma_3 \geq 0$ 。根据得到的奇异值, 计算表面曲率 c 、平面性 φ 以及散射性 ψ

$$\begin{aligned} c &= \frac{\sigma_3}{\sigma_1 + \sigma_2 + \sigma_3}, \\ \varphi &= \frac{\sigma_2 - \sigma_3}{\sigma_1}, \\ \psi &= \frac{\sigma_3}{\sigma_1} \end{aligned} \quad (20)$$

通过 c 、 φ 、 ψ 计算归一化粗糙度得分

$$score2 = e^{-\left(\frac{c+\varphi+\psi}{\gamma}\right)} \quad (21)$$

其中: 参数 γ 用于调节粗糙度阈值, 本文将其设置为0.2。

4) 综合评分与筛选。结合以上的平坦度与粗糙度得分, 计算特征锚点的综合评分

$$Score = score1 + score2 \quad (22)$$

根据 $Score$ 值进行降序排序, 保留评分高的特征锚点, 筛除低分点从而提升位姿估计的鲁棒性。

2.3 基于卷积神经网络的特征锚点定位方法

考虑到探测器与地面控制站存在严重通信时延, 需实时且自主完成导航任务, 因此所采用的卷积神经网络需兼顾效率、准确性以及鲁棒性。本方法通过目标检测算法直接识别特征锚点, 并解析检测框等信息以获取特征锚点对应的二维像素坐标。

当前目标检测网络主要包括两阶段检测方法和单阶段检测方法^[21-22]。以Faster R-CNN为代表的两阶段检

测算法检测精度较高, 但计算复杂度大, 需要充足的计算资源, 而以YOLO为代表的单阶段检测算法速度快, 更适用于实时性要求高的场景。鉴于本文使用的小行星数据集具有背景简单、遮挡少的特点, 且优先考虑实时性, 因此本方法选择YOLOv10作为特征锚点检测网络。

为训练特征锚点检测网络, 需收集小行星数据集, 并对二维图像中的特征锚点进行标注。由于这些特征锚点基于局部几何结构, 缺乏岩石、陨石坑等显式视觉特征 (如轮廓、颜色、阴影), 因此在进行数据集标注时采用以下策略:

1) 以特征锚点为中心绘制标注框, 便于后续提取特征锚点的二维坐标;

2) 动态调整标注范围, 使其覆盖临近的显式特征 (如岩石边缘、陨石坑边界等), 以增强特征锚点的可辨识度。

在对特征锚点及其周围区域进行检测后, 模型输出检测置信度、检测框坐标等预测结果。通过解析检测框的中心点坐标, 即可直接获得预测特征锚点的二维坐标, 实现高效、稳定的特征锚点定位。

3 位姿精度评估试验验证

3.1 位姿精度评估模拟仿真分析

由于缺乏真实小行星图像的大规模数据集, 本研究采用Blender软件以及其Cycles渲染引擎生成的合成图像进行YOLOv10模型的训练与评估。合成数据集的优势在于能够保证不同视角下的均匀采样, 从而解决真实图像数据集中普遍存在的视角偏差问题。其中, 渲染所用的相机参数如表1所示。数据集共包含3500张小行星图像, 分辨率640 × 640, 覆盖近、中、远不同探测距离视角。图4展示了渲染后的数据集样例。之后, 使用Labelimg工具对数据集中的特征锚点进行标注, 并制定标签。标注时, 需以特征锚点为中心绘制标注框, 参考可见图5。最后, 将标注好的数据集按照7:2:1的比例划分为训练集、验证集和测试集。

表1 相机参数

Table 1 Camera parameters

参数	数值
水平焦距/mm	50
垂直焦距/mm	50
传感器宽度/mm	36
传感器高度/mm	24
水平分辨率/pixel	640
垂直分辨率/pixel	640



图 4 小行星递进段视觉导航数据集

Fig. 4 Feature dataset for visual navigation during asteroid approaching

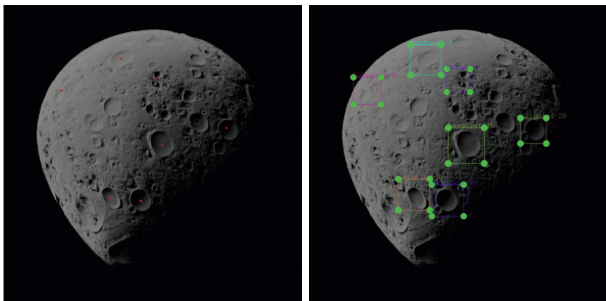


图 5 特征锚点标注示例

Fig. 5 Example of feature anchor point annotation

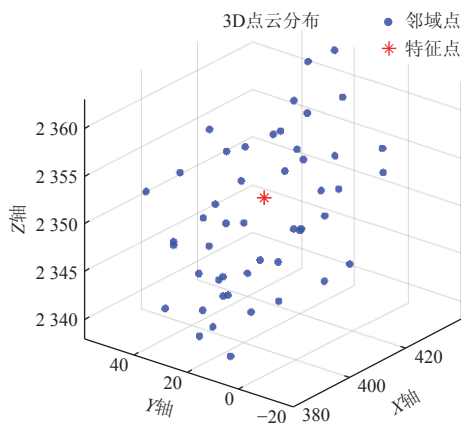


图 7 特征点评估分数

Fig. 7 Feature point evaluation score

为系统评估特征锚点筛选方法对位姿估计精度的影响, 本研究在嵌入式设备上进行仿真实验, 并在Blender软件中构建了探测器逐渐逼近小行星的仿真场

数据集准备完毕后, 使用PyTorch框架对YOLOv10网络模型进行训练。由于YOLOv10-N是YOLOv10系列中最轻量级的模型, 更适用于资源受限但需实时检测的场景, 因此实验采用此模型作为预训练模型。训练过程中, 输入图像尺寸大小设置为 640×640 , 每训练一次的Batch-size设置为4, 共训练100个Epoch。部分预测结果如图6所示。

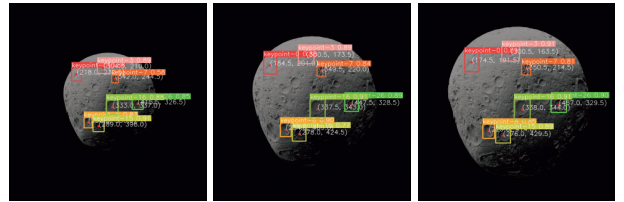
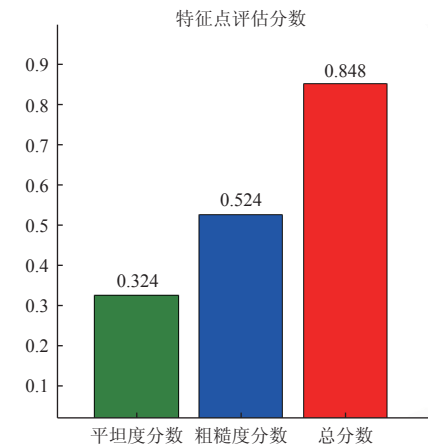


图 6 YOLOv10检测特征锚点

Fig. 6 Feature anchor point detection using YOLOv10

在特征锚点甄筛方面, 首先对每个初始特征点周围的50个邻域点进行KNN聚类分析, 通过计算点云特征分别得到平坦度分数和粗糙度分数两个评价指标。为优化指标间的平衡关系, 经实验验证将平坦度调节参数 τ 设置为100, 粗糙度调节参数 γ 设置为0.2。其中, 特征点评估分数示例如图7所示。随后对所有初始特征点进行综合评分排序。考虑到位姿求解采用的EPnP算法理论上至少需要4个非共面的3D-2D点对才能稳定求解相机位姿, 为增强系统鲁棒性、提升位姿估计精度, 同时避免过多特征点带来的计算负担, 本次仿真最终选取综合评分最高的5个特征锚点用于后续仿真计算。



景, 设计了3组基础对比实验: 使用筛选后的5个特征锚点预测相机位姿; 使用随机选取的5个特征锚点预测相机位姿; 使用未筛选的所有特征点预测相机位姿。

通过将预测位姿与Blender内置的相机位姿真值进行对比,系统评估算法的估计精度,最终的仿真验证结果如表2~4所示。

表2 相机位姿估计结果(场景1)

参数	真值	筛选特征点	随机特征点	全部特征点
X/m	0	3.66	4.97	-4.61
Y/m	0	-5.19	13.28	-7.19
Z/m	350	354.27	365.53	360.87
Roll/ (°)	0	4.98	-6.38	5.45
Pitch/ (°)	0	3.77	8.26	-7.61
Yaw/ (°)	0	-3.67	-10.07	-10.77

表3 相机位姿估计结果(场景2)

参数	真值	筛选特征点	随机特征点	全部特征点
X/m	30	34.01	39.96	40.94
Y/m	30	27.52	34.02	38.51
Z/m	400	395.46	414.88	415.03
Roll/ (°)	0	1.69	7.37	-5.14
Pitch/ (°)	0	-4.17	-7.58	5.03
Yaw/ (°)	0	-4.13	-10.98	-9.06

表4 相机位姿估计结果(场景3)

参数	真值	筛选特征点	随机特征点	全部特征点
X/m	-50	-46.99	-53.38	-56.99
Y/m	-50	-48.90	-61.29	-62.12
Z/m	450	444.24	467.53	459.56
Roll/ (°)	0	1.21	-4.99	5.88
Pitch/ (°)	0	-4.76	8.39	-3.39
Yaw/ (°)	0	-5.70	-7.51	-7.31

为进一步测试本文算法的实时性与精度,仿真实验以本文提出的LightYOLO + EPnP算法作为基准对比方案。该算法采用轻量化YOLO网络(LightYOLO)高效检测导航路标,并基于EPnP算法直接求解位姿。同时,本文筛选基于SURF特征跟踪驱动的扩展卡尔曼滤波(EKF)方法二阶段自主导航算法进行精度、实时性的对比分析,结合小行星着陆场景进行分析,并增加三维特征点筛选的消融对比;利用YOLOv10算法识别岩石、陨石坑地貌,并利用快速傅里叶变换(FFT)进行模版匹配,将匹配信息与EKF算法进行融合。其中,两组自主导航对比算法采用文献^[23]所提导航框架,探测器运动学模型沿用其所提供的经典模型,在此不加赘述,仿真参数具体设置如表5所示。

采用台式计算机(i5-13300),基于python仿真软件对上述方法进行蒙特卡洛仿真对比测试。为体现对比公平性,在本次对比测试中不使用GPU进行加速,分别对三轴位置估计、三轴姿态估计均方根误差

(Root Mean Square Error, RMSE)以及实时性3项指标进行比较,其中蒙特卡洛测试次数取蒙特卡洛误差统计差异小于0.1%为标准,共测试560次,着陆导航轨迹对比图如图8所示。

表5 仿真参数

参数	数值	说明
仿真时长	120 s	仿真步长 0.05 s
相机采样间隔	0.5 s	2 Hz
特征匹配成功率	96%	SRUF 平均值
系统过程噪声(标准差)	位置 0.5 m, 姿态 0.3°	仅对 EKF 有效
观测噪声(标准差)	2.5 像素	/

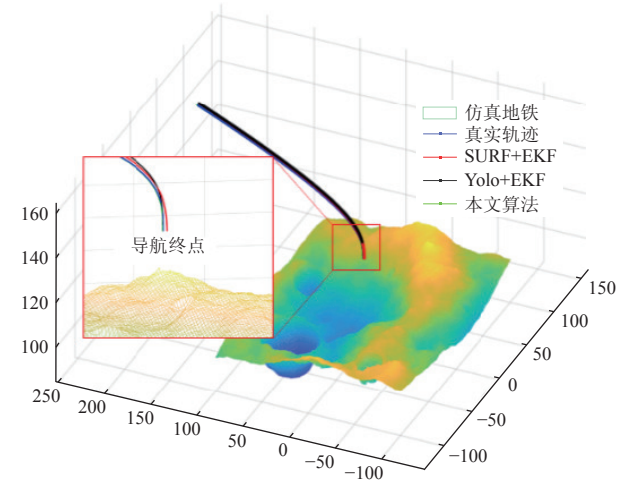


图8 着陆导航轨迹对比图

Fig. 8 Comparative analysis of landing navigation trajectories

本仿真基于python平台开展了蒙特卡洛仿真对比实验,对位置、姿态估计以及实时性进行了系统评估。其中,实时性指标通过单次特征识别与位姿估计的运算耗时进行量化分析,具体对比结果如表6所示。

表6 算法对比结果

算法名称	SURF + EKF	YOLO + EKF	LightYOLO + EPnP
位置误差/m	0.74	1.06	0.81
姿态估计误差/ (°)	0.65	0.78	0.63
单次解算耗时/ms	401	381	191

仿真结果表明,在3种典型场景下,采用双指标筛选机制选取的5个特征锚点进行位姿估计时,其精度优于随机选择的5个特征锚点和未筛选的所有特征点;在蒙特卡洛仿真对比中本文所提算法(LightYOLO + EPnP)与SURF-EKF算法在位姿估计精度方面无显著差异,但实时性明显优于SURF-EKF算法,并且相较YOLO + EKF算法在精度以及实时性层面均有提升,主要原因是本文所提算法省去了特征匹配过程,并且

聚焦图像以及空间表征更具有辨识度的导航路标, 值得一提的是, 省去特征匹配这一环节在特征点较多的场景(如在障碍密集区附着)更具优势。结果表明, 所提算法可在探测器抵近小行星全程保持较低的位姿估计误差, 且相比现有方法可显著降低计算复杂度, 充分证明了该算法的有效性和可行性。

3.2 位姿精度评估半物理试验验证

针对试验条件限制以及精度验证需求, 本研究选择在具有高精度六自由平台系统的室内搭建半物理试验场景, 通过星表环境模型模拟小行星地表特征, 并将单目相机搭载于六自由度平台上实现探测器下降过程动态模拟。其中, 采用的星表环境模型基于小行星形貌特征构建, 完整复现了典型小行星表面特征, 包括多尺度陨石坑、不规则岩石块及风化层等关键地形要素, 可准确模拟真实小行星的地表特征。此外, 使用Zivid 2 + 3D相机对星表环境模型完成三维点云采集, 并在室内场景中部署Nokov光学三维运动捕捉系统进行坐标系之间的转换。试验用到的六自由度平台及星表环境模型等设备如图9和图10所示。

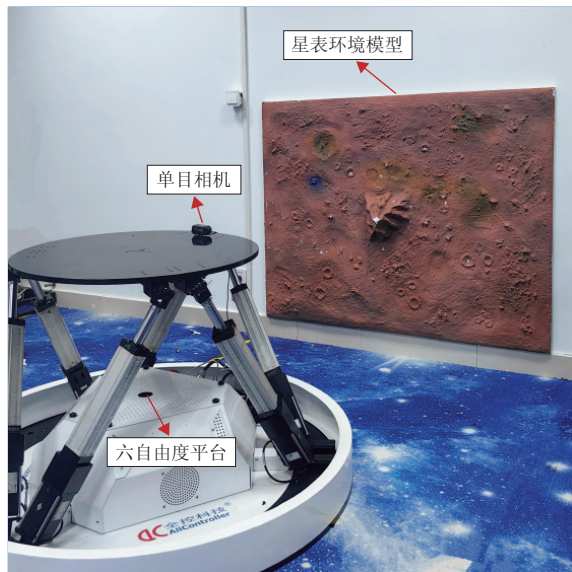


图 9 半物理仿真测试平台
Fig. 9 Hardware-in-the-loop simulation test platform



图 10 Zivid 2 + 3D相机及Nokov光学三维运动捕捉系统
Fig. 10 Zivid 2 + 3D camera and Nokov optical 3D motion capture system

本次试验共设置3个坐标系, 分别为世界坐标系、6自由度平台坐标系以及相机坐标系。为求解相机坐标系至世界坐标系之间的转换, 需先将6自由度平台的实时位姿转换至世界坐标系下。为此, 通过在世界坐标系原点与6自由度平台原点处分别放置4个反光标识点, 并利用Nokov光学三维运动捕捉系统标定两者间的坐标变换关系, 实现6自由度平台坐标系到世界坐标系的精确转换。

在三维特征点提取部分, 实验使用Zivid 2 + 3D结构光相机对星表环境模型进行高精度扫描, 获取三维点云数据。之后通过点云裁剪去除背景噪声, 保留目标模型的有效数据。随后利用3DSIFT算法从处理后的点云中提取45个初始特征点, 结果如图11所示。为提升计算效率, 使用本文提出的基于特征辨识度驱动的特征锚点甄筛方法从初始特征点中筛选出5个特征锚点用于后续位姿估计。

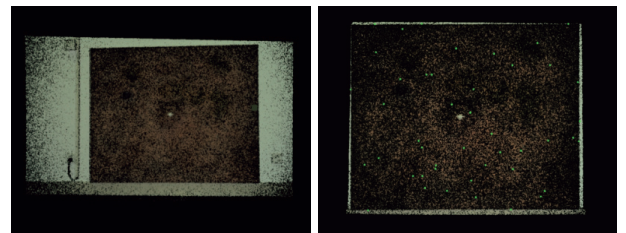


图 11 3DSIFT算法提取初始特征点
Fig. 11 Initial feature point extraction using the 3DSIFT algorithm

为训练YOLOv10模型实现特征锚点检测任务, 实验构建了一个包含2000张单目相机拍摄的星表环境模型图像数据集, 并对每张图像中的特征锚点进行精细人工标注。基于该标注数据集训练后, YOLOv10能够同步输出目标检测框及其中心点坐标信息, 具体检测效果如图12所示。



图 12 YOLOv10检测效果
Fig. 12 Detection performance of YOLOv10

为验证本算法在高精度位姿估计方面的性能, 设计了一套基于6自由度平台的试验方案: 平台搭载单目相机分别沿斜直线和抛物线两种轨迹运动, 使相机逐步接近星表环境模型。利用训练好的YOLOv10模型检

测特征锚点并获取其二维坐标后,通过EPnP算法求解相机位姿。实验设置了3种对比方案:使用筛选后的5个特征锚点、随机选取的5个特征锚点以及全部未筛选特征点分别进行位姿估计,并将结果与平台计算的真实位姿数据进行对比,从而评估算法的估计精度。

基于斜直线和抛物线两种典型运动轨迹下的仿真结果如图13和图14所示。其中,黑色线条为相机的真

实运动轨迹,红色线条为基于筛选特征锚点的预测轨迹,蓝色线条为随机选取特征锚点的预测轨迹,绿色线条为使用全部特征点的预测轨迹。为全面评估算法性能,试验从位移(X 、 Y 、 Z 轴)以及姿态($Roll$ 、 $Pitch$ 、 Yaw 角度)进行了对比分析。此外,两种运动轨迹下不同方法的位姿估计平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)如表7和表8所示。

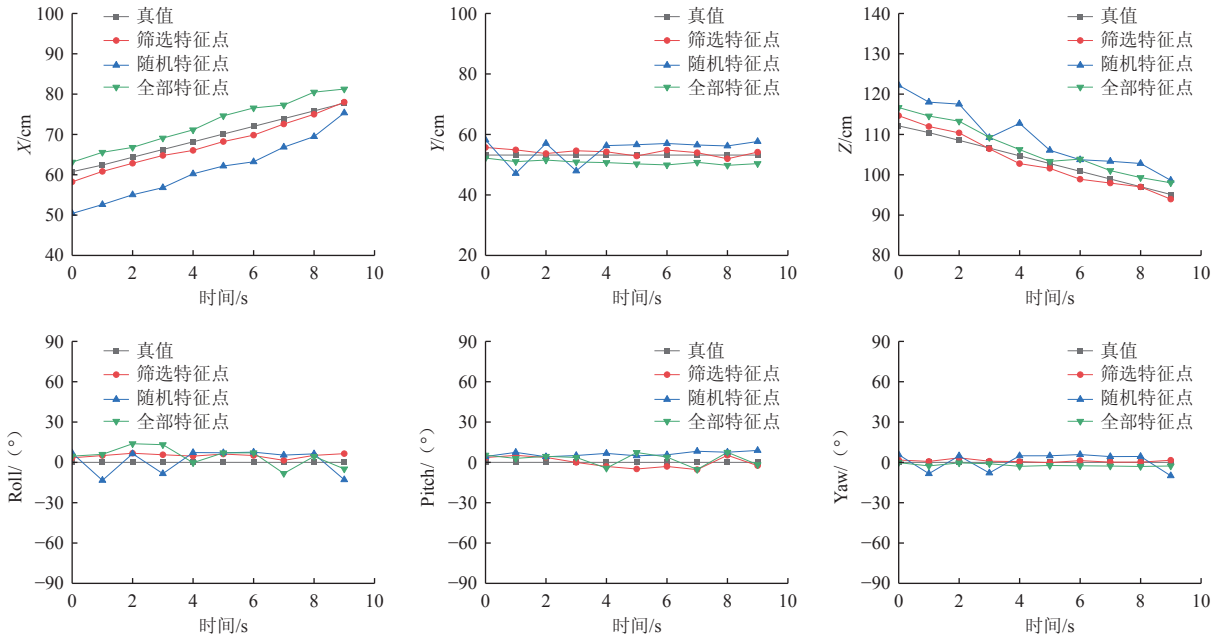


图13 相机位姿估计结果(斜直线)

Fig. 13 Camera pose estimation results (oblique lines)

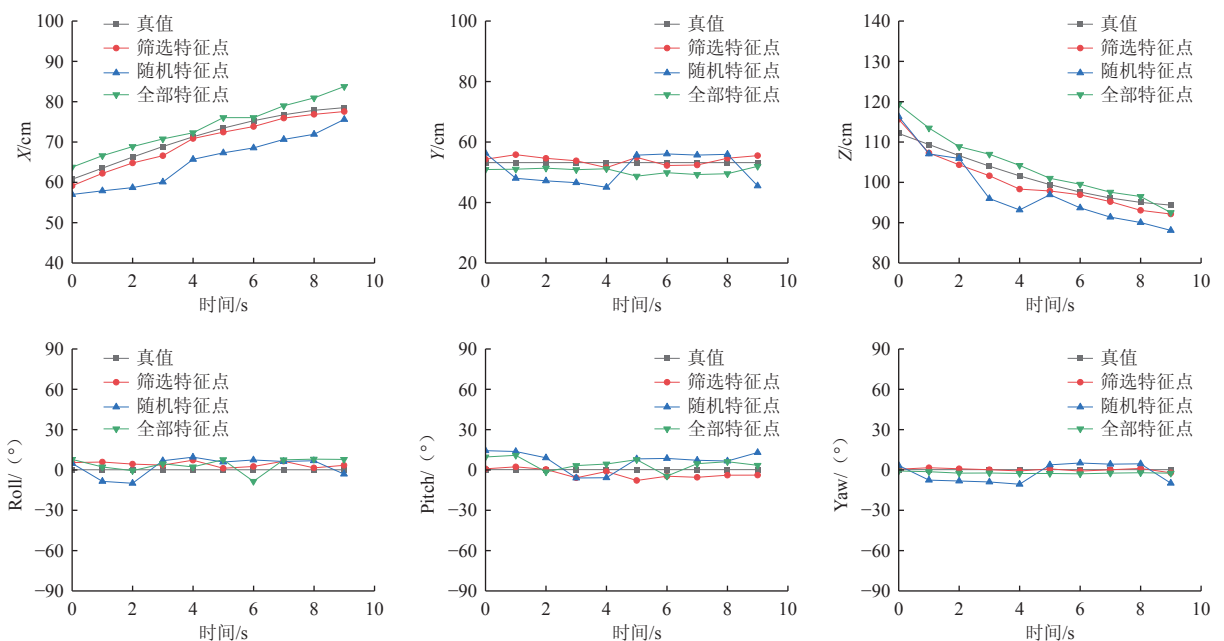


图14 相机位姿估计结果(抛物线)

Fig. 14 Camera pose estimation results (parabolic curves)

表 7 位姿估计误差MAE (斜直线)

Table 7 MAE of pose estimation (oblique line)

参数	筛选特征点	随机特征点	全部特征点
X/cm	1.52	7.94	3.44
Y/cm	1.22	4.13	2.44
Z/cm	1.34	5.71	6.96
Roll/ (°)	4.99	8.19	5.88
Pitch/ (°)	3.67	6.30	4.66
Yaw/ (°)	1.63	6.11	2.06

表 8 位姿估计误差MAE (抛物线)

Table 8 MAE of pose estimation (parabolic curves)

参数	筛选特征点	随机特征点	全部特征点
X/cm	1.23	5.92	2.55
Y/cm	1.47	4.74	2.74
Z/cm	2.08	4.61	2.74
Roll/ (°)	4.06	6.85	5.61
Pitch/ (°)	3.71	9.11	5.46
Yaw/ (°)	0.84	6.64	2.41

由试验结果可知, 在不同运行轨迹条件下, 相比于随机选取特征锚点以及未筛选所有特征点方案, 采用本文所提出的特征锚点甄选方法选取的5个特征锚点进行位姿估计与相机真实姿态误差更小。该结果充分验证了本算法对不同场景的适用性以及特征锚点筛选机制的有效性, 在减少计算量、保证实时性的同时, 提高位姿估计精度。

4 结 论

本文针对小行星探测器在下降着陆段对高精度实时自主导航的任务需求, 提出了一种基于特征锚点跟踪的小行星着陆自主导航方法。该方法首先利用3DSIFT算法从小行星三维模型中提取初始特征点, 并通过提出的基于特征辨识度驱动的特征锚点甄选方法, 经过平坦度和粗糙度双重评估选取高辨识度和稳定性的特征锚点; 然后利用YOLOv10算法实现特征锚点二维投影的实时检测与跟踪; 最后通过建立精确的2D-3D点对应关系, 采用EPnP求解器完成探测器位姿估计。仿真与试验结果表明, 该算法在多种相机视角和不同距离条件下均能保持高精度与强鲁棒性, 同时也验证了轻量化神经网络在嵌入式设备上实现高性能位姿估计的可行性, 为小行星着陆任务提供了可靠的自主导航解决方案。

参考文献

[1] 张众, 武迪, 宝音贺西. 深空探测任务进展与展望[J]. *上海航天(中英文)*, 2024, 41(5): 52-68.
ZHANG Z, WU D, BAO Y H X. Progress and prospects of deep space exploration missions[J]. *Aerospace Shanghai(Chinese& English)*,

2024, 41(5): 52-68.

- [2] 王巍, 姚伟. 太空资源开发技术体系研究[J]. *宇航学报*, 2023, 44(11): 1621-1632.
WANG W, YAO W. Research on the technology architecture of space resource exploitation[J]. *Journal of Astronautics*, 2023, 44(11): 1621-1632.
- [3] TURAN E, SPERETTA S, GILL E. Autonomous navigation for deep space small satellites: scientific and technological advances[J]. *Acta Astronautica*, 2022, 193: 56-74.
- [4] 樊铭瑞, 张世栋, 李运, 等. 融合轨道动力学的小行星探测器自主视觉定位[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2024, 56(5): 19-27.
FAN M R, ZHANG S D, LI Y, et al. Autonomous visual localization for asteroid probe fusion orbital dynamics[J]. *Journal of Haibin Institute of Technology*, 2024, 56(5): 19-27.
- [5] 杨文浩. 基于天体三维模型的着陆器视觉导航方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
YANG W H. Research on visual navigation algorithms of lander based on 3D model of celestial body[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021.
- [6] OGAWA N, TERUI F, MIMASU Y, et al. Image-based autonomous navigation of Hayabusa2 using artificial landmarks: design and in-flight results in landing operations on asteroid Ryugu[C]//Proceedings of AIAA Scitech 2020 Forum, Florida: AIAA, 2020.
- [7] ROWELL N, DUNSTAN M N, PARKES S M, et al. Autonomous visual recognition of known surface landmarks for optical navigation around asteroids[J]. *The Aeronautical Journal*, 2015, 119(1220): 1193-1222.
- [8] SHARMA S, D'AMICO S. Neural network-based pose estimation for noncooperative spacecraft rendezvous[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 56(6): 4638-4658.
- [9] 杨文飞, 姜涵, 潘晓扬, 等. 隐式3D表征学习的星表障碍物检测方法[J]. *深空探测学报(中英文)*, 2025, 12(2): 1-7.
YANG W F, JIANG H, PAN X Y, et al. Implicit 3D representation learning for extraterrestrial obstacle detection[J]. *Journal of Deep Space Exploration*, 2025, 12(2): 1-7.
- [10] CHEN B, CAO J, PARRA A, et al. Satellite pose estimation with deep landmark regression and nonlinear pose refinement[C]//Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW). Seoul: IEEE, 2019: 2816-2824.
- [11] 任笑圆, 蒋李兵, 钟卫军, 等. 基于视觉的非合作空间目标三维姿态估计方法[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(12): 3476-3485.
REN X Y, JIANG L B, ZHONG W J, et al. A vision-based method for 3D pose estimation of non-cooperative space target[J]. *journal of electronics & information technology*, 2021, 43(12): 3476-3485.
- [12] 杨兴昊, 余浩平, 李海超, 等. 基于深度学习的非合作航天器姿态估计[J]. *导航定位与授时*, 2021, 8(3): 90-97.
YANG X H, SHE H P, LI H C, et al. Attitude estimation of non-cooperative spacecraft based on deep learning[J]. *Navigation Positioning & Timing*, 2021, 8(3): 90-97.
- [13] PROENÇA P F, GAO Y. Deep learning for spacecraft pose estimation from photorealistic rendering[C]//Proceedings of 2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris: IEEE, 2020: 6007-6013.
- [14] 王梓, 王靖皓, 李杨, 等. 基于轻量级神经网络的非合作目标位姿单目测量[J]. *航空学报*, 2024, 45(22): 330248.

- WANG Z, Wang J H, LI Y, et al. Non-cooperative target pose estimation from monocular images based on lightweight neural network[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2024, 45(22): 330248. <https://www.sciopen.com/article/10.7527/S1000-6893.2024.30248>.
- [15] HUANG H R, SONG B, ZHAO G P, et al. End-to-end monocular pose estimation for uncooperative spacecraft based on direct regression network[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(5): 5378-5389.
- [16] 梁子璇, 鲁冰洁, 崔平远, 等. 小天体智能附着技术研究进展[J]. *深空探测学报(中英文)*, 2024, 11(3): 213-224.
- LIANG Z X, LU B J, CUI P Y, et al. Research progress of technologies for intelligent landing on small celestial bodies[J]. *Journal of Deep Space Exploration*, 2024, 11(3): 213-224.
- [17] 黄翔宇, 徐超, 郭敏文. 地外天体软着陆自主导航与控制技术研究进展[J]. *深空探测学报(中英文)*, 2024, 11(1): 3-15.
- HUANG X Y, XU C, GUO M W. Research progress of autonomous navigation and control technology for extraterrestrial soft landing[J]. *Journal of Deep Space Exploration*, 2024, 11(1): 3-15.
- [18] 余萌. 行星着陆巡视自主视觉导航方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
- YU M. Research on autonomous visual navigation method for planetary landing and exploration mission[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [19] LEPETIT V, MORENO-NOGUER F, FUA P. EPnP: an accurate $O(n)$ solution to the PnP problem[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 81(2): 155-166.
- [20] SCOVANNER P, ALI S, SHAH M. A 3-dimensional sift descriptor and its application to action recognition. [C]//Proceedings of In Proceedings of the 15th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2007: 357-360.
- [21] 李承烨, 张震, 梁哲恒, 等. 目标检测模型综述[J]. *计算机研究与发展*, 2025(1): 1-35.
- LI C Y, ZHANG Z, LIANG Z H, et al. A survey on object detection models[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2025(1): 1-35.
- [22] 王宁, 智敏. 深度学习下的单阶段通用目标检测算法研究综述[J]. *计算机科学与探索*, 2025, 19(5): 1115-1140.
- WANG N, ZHI M. Review of one-stage universal object detection algorithms in deep learning[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2025, 19(5): 1115-1140.
- [23] MOURIKIS A I, TRAWNY N, ROUMELIOTIS S I, et al. Vision-aided inertial navigation for spacecraft entry, descent, and landing[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25(2): 264-280.

作者简介:

吴佳琦(1997-), 女, 硕士, 主要研究方向: 光学自主导航, 多模态融合状态估计。

通信地址: 江苏省南京市南京航空航天大学航天学院(211106)

电话: 17766070486

E-mail: wujiaqi77zz@nuaa.edu.cn

余萌(1988-), 男, 副教授, 博士生导师, 主要研究方向: 航天器自主导航及态势感知。**本文通信作者**。

通信地址: 江苏省南京市南京航空航天大学航天学院(211106)

电话: 15250997028

E-mail: yuxy21@nuaa.edu.cn

Feature Anchor Point Tracking-Based Navigation for Asteroid Landing

WU Jiaqi¹, YU Meng¹, HAN Liangliang^{2,3}, ZHANG Yucheng⁴

(1. National Key Laboratory of Aerospace Mechanism, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. National Key Laboratory of Aerospace Mechanism, Shanghai 201108, China;

3. Aerospace System Engineering Shanghai, Shanghai 201109, China;

4. College of Aerospace Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In response to the task requirements of high-precision real-time autonomous navigation for the asteroid probe during the descent and landing phase, considering the limited onboard computing resources and the complex terrain environment of the asteroid, this paper proposes a feature anchor point tracking-based autonomous landing navigation method. Firstly, the 3DSIFT algorithm is used to extract initial feature points from the three-dimensional point cloud data of the asteroid, and the spatial distribution feature selection mechanism is adopted to select feature anchors with high recognition degree, providing an accurate three-dimensional reference benchmark for subsequent visual tracking. On this basis, a lightweight convolutional neural network is used to directly detect and track the two-dimensional projections of the feature anchors in the image sequence, avoiding the computationally intensive feature matching steps in traditional methods, while ensuring navigation accuracy and significantly reducing computational complexity. Finally, based on the established 2D-3D point correspondence relationship, the asteroid lander's pose parameters are accurately estimated using the EPnP method. Through software simulation and semi-physical experiments, it is verified that this method can effectively reduce the allowable computing power of the navigation system while ensuring the accuracy of pose estimation, providing an efficient and reliable solution for the autonomous navigation of the probe during the descent and landing phase of asteroid exploration.

Keywords: high-precision autonomous navigation; real-time pose estimation; feature anchor point tracking; object detection

Highlights:

- Considering the complex surface environment of asteroids and the limited computing resources on board the spacecraft, this paper proposes a small asteroid landing autonomous navigation method based on feature anchor point tracking, providing a new solution for real-time navigation in asteroid exploration missions.
- A feature anchor point screening method driven by feature recognition degree was proposed, which optimized the selection of navigation feature points. This method effectively improved the real-time performance while ensuring the accuracy of pose estimation.
- A feature anchor point recognition method based on convolutional neural networks was designed, which can effectively track and select the post-filtered navigation feature anchors, and assist in achieving high-precision and real-time pose estimation.
- The simulation experiments show that the proposed algorithm can ensure the accuracy and real-time performance of pose estimation in various application scenarios.

[责任编辑: 宋宏, 英文审校: 宋利辉]