

基于特征跟踪辅助的小行星着陆先验位姿纠正

王亚琼^{1,2}, 谢 欢^{1,2}, 晏雄锋^{1,2}, 王一凡^{1,2}, 陈 杰^{1,2}, 童小华^{1,2}

(1. 同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092; 2. 上海市航天测绘遥感与空间探测重点实验室, 上海 200092)

摘 要: 针对小行星着陆视觉导航过程中可能出现的先验位姿不准确场景, 提出一种基于特征跟踪辅助的位姿估计方法。利用先验位姿信息和三维导航特征数据库实时生成导航特征, 并利用手工与深度特征联合的多特征判别式相关滤波跟踪导航特征在导航相机影像中的位置, 进一步利用平均峰相关能量筛选出可靠的跟踪结果用于位姿初步估计, 基于该初步估计的位姿重新生成导航特征, 并使其与导航相机影像做归一化相关匹配, 该过程将在可微分的列文伯格-马夸尔特框架中基于归一化相关系数约束来实现位姿优化。利用“冥王星”(Origins, Spectral Interpretation, Resource Identification, and Security-Regolith Explorer, OSIRIS-REx) 任务的影像、地形和星历数据进行位姿估算实验, 结果表明: 在先验位姿不同程度噪声的干扰下, 提出算法的位姿估计重投影误差均为亚像素, 在距离小行星表面 1 km 处, 位置估算误差在 2 m 以内, 姿态估算误差在 1° 以内, 可有效纠正不准确的先验位姿。

关键词: 小行星着陆; 视觉导航; 位姿估计; 特征跟踪; 位姿优化

中图分类号: V448.22+4

文献标识码: A

文章编号: 2096-9287(2024)03-0274-12

DOI: 10.15982/j.issn.2096-9287.2024.20230151

引用格式: 王亚琼, 谢欢, 晏雄锋, 等. 基于特征跟踪辅助的小行星着陆先验位姿纠正[J]. 深空探测学报(中英文), 2024, 11(3): 274-285.

Reference format: WANG Y Q, XIE H, YAN X F, et al. Prior pose correction for asteroid landing based on feature tracking assistance[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2024, 11(3): 274-285.

引 言

小行星自转周期短、光照环境变化差异大、表面危险障碍物分布密集, 在小行星表面定点着陆极具挑战^[1-3]。目前已经成功实施的小行星着陆采样任务中, 如“隼鸟2号”(Hayabusa 2)^[4]、“冥王星”(Origins, Spectral Interpretation, Resource Identification, and Security-Regolith Explorer, OSIRIS-REx)^[5]均采用了视觉导航方法。其中, 获取导航特征在导航相机(Navigation Camera, NavCam)影像中准确的图像位置是视觉导航精确估算位姿的关键^[6-7]。

小行星探测任务中的视觉导航, 通常用到的导航特征包括特征点^[8-10]、线^[11-13]以及撞击坑^[14-15]等。典型的特征点包括如尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)^[8]、定向二进制简单描述符(Oriented FAST and Rotated BRIEF, ORB)^[9]和加速稳健特征(Speeded-Up Robust Feature, SURF)^[10]等。这些方法对于特征变形、缩放和光照变化等问题具有一定的鲁棒性, 但无法有效地适应小行星影像间视角

变化大、特征扭曲、重复性结构多的场景。除了影像中的点特征, 还有一些学者提取影像的线段特征, 包括直线、曲线以及地物边缘等作为导航特征。Shao等^[11]通过分析行星表面山脊和沟壑等地理特征, 提取特征直线以及局部曲线作为导航特征。Bilodeau等^[12]则将撞击坑边缘作为导航特征。与点特征相比, 线特征对光照的变化更鲁棒, 但线特征的描述复杂, 尤其对于碎石堆式的小行星, 线特征更难定义, 准确识别难度也较大。另外, 考虑到线特征并不具有面内、面外的变形鲁棒性, 因此, 难以作为快速旋转的小行星的导航特征。总的来说, 小行星表面多被碎石覆盖且碎石结构重复, 纹理相似, 特定地形特征可识别性能力差, 基于特征点、线或特定地物的导航方法难以适应小行星自主导航环境。

自然特征跟踪(Natural Feature Tracking, NFT)是美国国家航空航天局(National Aeronautics Space and Administration, NASA)在OSIRIS-Rex成功应用的一种基于三维导航特征匹配的视觉导航方法, NFT

收稿日期: 2023-10-31 修回日期: 2024-01-15

基金项目: 国家自然科学基金(42271455, 42221002, 42325106); 上海市科技创新行动计划(22511102900, 21511103800); 航空航天飞行力学实验室资助项目(KGJ6142210110305); 上海市教委创新项目(2023ZKZD30)

通过将实时渲染的导航特征与NavCam影像匹配来提供用于探测器在小行星星固坐标下绝对位姿更新的匹配测量。与其它绝对导航系统将预定义的特征模板^[16]、特征描述符^[17]或撞击坑等表面特征^[18]与预定义地图匹配的方式不同, NFT在星载上存储了地形模型数据, 利用当前时刻预测探测器的位姿信息和光照条件, 来渲染每个地形特征预期的影像外观, 以使其纹理分布与当前时刻拍摄的NavCam影像的纹理分布近似。这种方法提供了准确的预测特征外观, 增加了导航特征有效匹配的可能性。这种基于三维特征实时渲染的方法在实现正确特征匹配方面具有优势, 但需要当前时刻探测器先验位姿的可靠估计。虽然导航滤波可生成高精度测量值, 但系统与探测器位姿信息紧密耦合, 这在给出错误信息或导航系统接受错误测量值的情况下会造成问题^[19]。

针对上述问题, 在小行星着陆过程中探测器位姿先验不准确的场景下, 本文提出一种基于特征跟踪辅助位姿估计的方法。首先, 解决如何获取导航特征在NavCam影像中准确的图像位置, 基于不准确先验位姿获取的导航特征与影像相比, 存在明显的变形。多通道特征跟踪算法对于特征变形具有鲁棒性^[20], 因此提出联合手工特征和深度特征的多特征判别式导航滤波(Discriminate Correlation Filter, DCF)导航特征跟踪方法来获取导航特征在NavCam影像中图像的位置。同时, 为保证用于位姿估计的特征跟踪测量的准确性, 提出基于平均峰相关能量(Average Peak-to Correlation Energy, APCE)的导航特征跟踪置信度评估方法, 以筛选出可用于位姿估计的特征, 并基于这些特征初步估计当前时刻探测器的位姿。最后, 考虑到由于先验位姿特别不准确时, 导航特征跟踪结果可能仅为像素级, 为获取更高精度的位姿估计, 提出在可微分的列文伯格-马夸尔特(Levenberg-Marquardt, LM)框架中利用NCC约束来实现位姿优化。

1 算法描述

1.1 算法概述

提出的方法在基于三维导航特征匹配的视觉导航框架下进行。该框架中, 探测器存储了导航特征的地形数据, 在实时导航过程中, 利用当前时刻预测的探测器位姿信息和光照条件来渲染导航特征, 以获得与NavCam影像外观相似的纹理分布, 并将其投影至影像空间。提出方法主要包含以下3部分: ①导航特征的生成; ②基于APCE约束下多特征联合的导航特征跟踪及位姿估计(DCF-APCE位姿估计); ③LM框架下基于NCC相关系数约束的位姿优化(LM-NCC位姿优化)。提出方法的流程如图1所示。

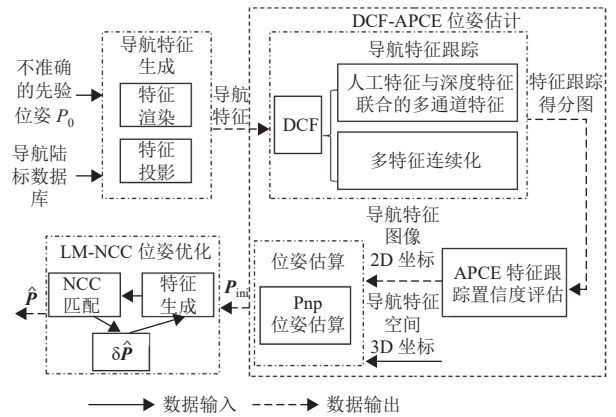


图 1 提出算法流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed method

1.2 导航特征的生成

导航特征的生成包括两部分: 导航特征渲染和投影。

1) 导航特征渲染

导航特征数据库中导航特征由小行星星固坐标系的数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)和反照率组成, 其中DEM定义了地物位置和地表地形, 反照率则定义了光线在地表的反射情况。导航特征渲染示意图如图2所示, 通过从每个图像像素向高程网格

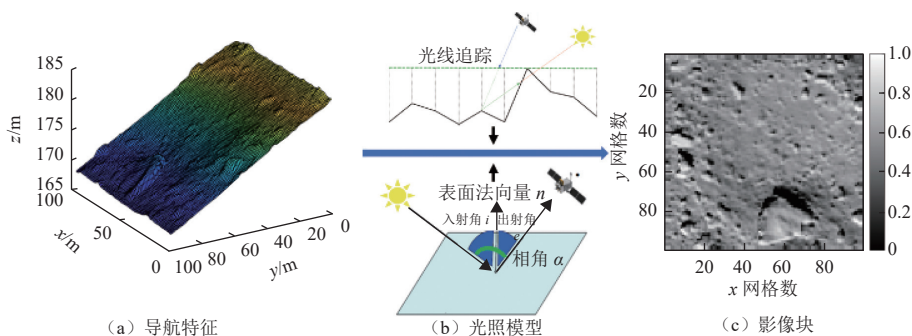


图 2 导航特征生成过程示意图

Fig. 2 Schematic diagram of navigational landmark generation

表面投射一条射线来渲染。给定相机光线交点后, 从该交点向光源投射另一条光线, 以确定该点是被照亮还是被阴影遮挡。如果相机光线交点没有阴影, 则利用该点的相关参数反射率 a 、入射角 i 、出射角 e 和相角 α , 使用光照反射函数^[21]计算图像像素的强度。对渲染图像的每个像素执行这些运算, 然后返回渲染图像。导航特征坐标为 x 处所预测图像像素的强度可按如下函数计算

$$I_{\text{pred}}(x) = \Lambda a(x) R(\cos i, \cos e, \alpha) + \Phi \quad (1)$$

其中: Λ 在渲染过程中可认为其为一常数; Φ 表示背景噪声等; $R(\cdot)$ 为反射率函数, 这里采用“月球-朗伯(Lunar-Lambert)”函数^[21]。

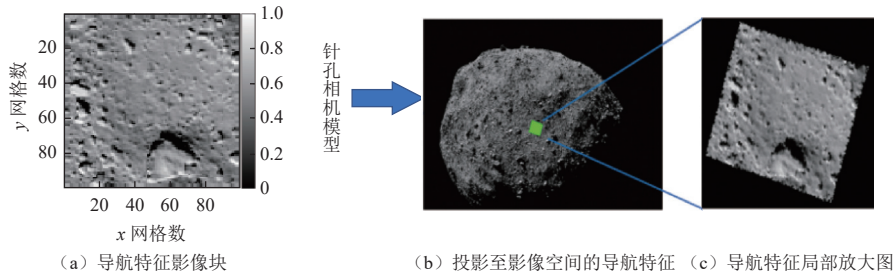


图3 导航特征投影示意图

Fig. 3 Schematic diagram of navigational landmark projection

2 APCE约束下的多特征DCF跟踪测量及位姿估计

提出的算法中使用特征跟踪方法以经典的多通道特征判别式相关滤波(Discriminate Correlation Filter, DCF)^[22]为基本框架。进一步考虑由于先验位姿不准确所导致的导航特征与NavCam影像相比之间存在变形的问題, 提出针对特征变形鲁棒的多特征联合导航特征跟踪以及基于APCE的跟踪结果评估方法。最后, 基于导航特征跟踪结果, 利用Pnp(Perspective-n-Point)^[23]来估算位姿。

1) 导航特征跟踪

令 x 表示多通道特征, 则有 $x^d: \Omega \rightarrow \mathbb{P}$, 其中, $d \in \{1, \dots, D\}$ 代表通道索引。假设每一个样本在空间域中的大小为 $N_1 \times N_2$, 那么, 在样本的每个空间位置 $(n_1, n_2) \in \Omega := \{0, \dots, N_1-1\} \times \{0, \dots, N_2-1\}$ 都有一个 D 维的特征向量 $\mathbf{x}_j(n_1, n_2) = \mathbf{x}_j(n) \in \mathbb{P}^D$, 其中 $n = (n_1, n_2)$ 。同样的滤波器也为 D 维, 记各通道的滤波器为 w^d 。通过最小化以下广义目标函数来学习滤波器 w

$$L(w) = \sum_{j=1}^M \left\| \sum_{d=1}^D x_j^d * w^d - y_j \right\|^2 + \lambda \sum_{d=1}^D \|w^d\|^2 \quad (3)$$

2) 导航特征投影

导航特征投影是将星固坐标系渲染后的影像块投影至NavCam影像空间。假设 p 是导航特征中一个表面点相对于以相机 F_c 为中心的位置矢量。 p 和这个平面的交点由图像空间坐标 (u, v) 表示。图像空间中任意点 (u, v) 与其对应的三维空间表面点 $r = (X, Y, Z)$ 的非线性测量模型是探测器位姿 p (即位置和姿态)、导航特征位置 r 和相机模型参数矢量 c 之间的函数, 可表示为

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = h(p^*, r, c) \quad (2)$$

其中: p^* 为导航滤波估计的当前时刻的位姿信息; $h(\cdot)$ 为针孔相机模型。该过程如图3所示。

其中: M 为样本的个数; j 为样本的索引; “*”为循环相关; y_j 通常被建模为高斯函数; λ 是一个正则化参数。每一维中最优的滤波器可按照以下方式求解

$$\hat{w}^d = \frac{\bar{x}^d \hat{y}}{\sum_{d=1}^D \bar{x}^d \hat{x}^d + \lambda} \quad (4)$$

其中: \bar{x} 为 x 的共轭; \hat{x} 为 x 的离散傅里叶变换。

在导航特征跟踪中, 记当前时刻拍摄的影像为 m , 对应该影像的导航特征记为 m_k , $k = 1, \dots, K$, K 为导航特征数据库中该影像中覆盖到的导航特征总个数, 影像 m 中对应导航特征 m_k 跟踪的感兴趣区域(Region of Interest, ROI)记为 z_{mk} 。利用上述方法, 基于导航特征 m_k 学习得到滤波器 w_{mk} , 然后, 利用 w_{mk} 对 z_{mk} 进行卷积操作, 预测 z_{mk} 中每个位置 $n \in \Omega$ 的目标跟踪得分函数 $s(n)$ 定义为

$$s(n) = \sum_{d=1}^D z^d * w^d = \Gamma^{-1} \left\{ \sum_{d=1}^D \hat{z}^d \hat{w}^d \right\} \quad (5)$$

其中: Γ^{-1} 为离散傅里叶逆变换。根据得分函数 $s(n)$, 导航特征 m_k 在影像 m 中的跟踪结果为 $n' = \operatorname{argmax}_n s(n)$ 。

由于先验位姿的不准确, 渲染和投影后得到的导航特征与真实影像相比, 极有可能存在明显的特征变形。针对以上问题, 提出方法在经典的DCF框架中做以下两方面的特别处理。

(1) 手工特征与深度特征的联合应用。一方面高分辨率手工特征对于目标的准确定位非常重要, 另一方面深度特征对于复杂的外观变化(如变形和平面外旋转)具有高层次的不变性。因此, 联合两类特征有利于实现先验位姿不准确下导航特征的准确跟踪。主要使用的手工特征包括影像灰度强度以及定向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)^[24]特征, 深度特征的提取主要依赖于预训练好的深度神经网络^[25-26]。

(2) 多特征连续化。由于上述提取到多特征的空间分辨率并不相同, 在卷积过程中, 需将其采样至相同空间的分辨率。特征连续化使得导航特征跟踪精度可能达到亚像素级, 同时避免了不同分辨率特征在采样过程中可能引入的其它噪声。该操作的核心是定义一个插值算子 J_d , 利用 J_d 将特征 x_j^d 转移到连续域。

$$J_d\{x_j^d\}(t) = \sum_{n=0}^{N_d-1} x_j^d[n]b_d\left(t - \frac{T}{N_d}n\right) \quad (6)$$

其中: $t \in [0, T]$ 代表连续域; T 代表连续域的大小; $N_d = N_1 \times N_2$; b_d 代表内插核操作。

此时, 式(3)可重新表达为

$$L_J(w) = \sum_{j=1}^m \left\| \sum_{d=1}^D J_d\{x_j^d\} * w^d - y_j \right\|^2 + \lambda \sum_{d=1}^D \|w^d\|^2 \quad (7)$$

2) 位姿估算

在基于三维导航特征匹配的视觉导航方法中, 每一个导航特征均携带小行星星固坐标系的3D坐标。当多个导航特征在当前拍摄影像中跟踪成功时, 将获得其在影像中的2D坐标, 此时, 可以利用PnP算法估算探测器位姿。在该过程中, 获取可靠的跟踪结果至关重要。本文算法提出APCE的导航特征跟踪置信度评估的方法, APCE的定义为

$$\text{APCE} = \frac{|S_{\max} - S_{\min}|^2}{\text{mean}\left(\sum_{i=1}^N (S(i) - S_{\min})\right)} \quad (8)$$

其中: i 为得分图的索引; $S(i)$ 为目标跟踪得分图中第 i 个元素的得分; N 为得分图中总元素的数量; S_{\max} 和 S_{\min} 分别为得分图的最大值和最小值。事实上, 基于

APCE的跟踪置信度评估比最大响应值标准更稳健, 这在特征变形和尺度变化等情形下尤为明显^[27]。那么, 用于位姿更新的导航特征的选择流程: 首先定义一个基础阈值 th , 如果 $\text{APCE} > th$, 将被视为正确的跟踪。然后在获取所有导航特征跟踪结果后, 选择对应APCE前5高的导航特征将用于位姿估计, 记此时估算的位姿为 P_{ini} , $P_{\text{ini}} = \{\mathbf{R}_{\text{ini}}, \mathbf{t}_{\text{ini}}\}$ 。

3 LM框架下基于NCC约束的位姿优化

利用上述导航特征跟踪结果, 可获取与先验不准确位姿相比下较准确的位姿 P_{ini} 。但在一些情况下, 尤其是特征变形较为明显的情况下, 目标跟踪结果的精度多为像素级。这难以满足探测器最后着陆段导航精度的要求。NFT方法的成功应用, 表明在先验位姿较准确的情形下, 基于NCC的特征匹配能实现亚像素级的匹配精度, 可满足导航精度要求^[6]。为此, 本文提出基于NCC相关系数约束的位姿优化方法, 具体方法: 当得到位姿 P_{ini} 后, 基于 P_{ini} 重新渲染和投影导航特征, 得到 P_{ini} 下的导航特征。用此时的导航特征与影像做NCC匹配, 以获取亚像素级的匹配结果, 并在LM框架下迭代“导航特征生成-NCC匹配”过程, 以获取最优位姿估计 \hat{P} 。

提出方法中使用的NCC相关度量为皮尔逊乘积系数, 定义为

$$\text{corr}(I_{\text{img}}^k, I_{\text{pred}}^k) = \frac{N \sum I_{\text{img}}^k I_{\text{pred}}^k - \sum I_{\text{img}}^k \sum I_{\text{pred}}^k}{\sqrt{\left[N \sum I_{\text{img}}^k{}^2 - \left(\sum I_{\text{img}}^k\right)^2\right] \left[N \sum I_{\text{pred}}^k{}^2 - \left(\sum I_{\text{pred}}^k\right)^2\right}}} \quad (9)$$

其中: I_{pred}^k 为第 k 个导航特征的图像灰度; I_{img}^k 为第 k 个导航特征匹配到的影像块的图像强度; N 为影像块的大小。

令 $e_k = \text{corr}(I_{\text{img}}^k, I_{\text{pred}}^k)$, $k = \{1, 2, 3, 4, 5\}$, 则有

$$\hat{P} = \arg \min_P \sum_k \|e_k\|_2^2 \quad (10)$$

对于式(10), 采用列文伯格-马夸尔特(Levenberg Marquardt, LM)迭代算法来解决这个非线性最小二乘法问题。位姿 P 的更新规则如下

$$\Delta P = \left(\mathbf{J}^T(\mathbf{e})\mathbf{J} + \nu\mathbf{I}\right)^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{e})\mathbf{e} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{i+1} = \mathbf{P}_i + \Delta \mathbf{P} \quad (12)$$

其中: \mathbf{J} 为位姿 P 的雅各布系数; ν 为更新步长。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据

本文实验数据包括了OSIRIS-Rex任务发布的影像数据、星历数据、地形数据等。其中,影像数据和地形数据从NASA数据系统(Planetary Data System, PDS)地球科学节点-小行星影像数据节点下载(<https://pds-smallbodies.astro.umd.edu/>);星历数据从PDS地球科学节点-导航与行星科学辅助信息系统下载(https://naif.jpl.nasa.gov/pub/naif/pds/pds4/orex/orex_spice/)。该星历数据已由NASA科学家做过后处理^[28],因此,本文将星历数据中获取的 R_s 和 T_s 作为真值使用。和影像同

分辨率的高精度地形导航特征(包括地形和反照率)为采用文献[29]中提出的高精度面片特征构建方法自主生成。本文重点探讨先验位姿不准确下位姿估计的方法,暂时不考虑地形构建中存在的误差。分别为实验中使用的6个导航特征(显示为某一光照条件和观测条件下渲染的影像块)和5幅NavCam影像如图4和图5所示。其中,导航特征影像块的大小为 99×99 网格,每个网格对应的地面分辨率为25 cm。影像及其对应相机参数如表1所示。进一步地,根据表中信息可知像原点坐标 $(u_0; v_0) = (1\ 296.5; 972.5)$;内置矩阵 K 中, $K_x = 454.54$, $K_y = -454.54$, $K_{xy} = K_{yx} = 0$ 。

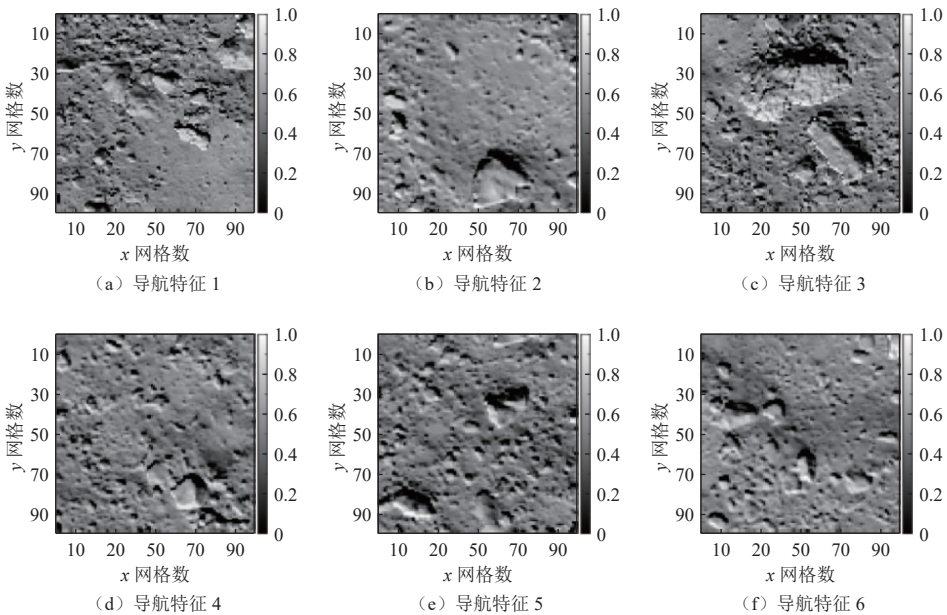


图4 6个导航特征(显示为某一光照条件和观测条件下渲染的影像块)

Fig. 4 Six navigational landmarks (shown as image patches rendered using a given illumination and observation condition)



图5 5幅导航相机影像

Fig. 5 Navigation camera images

表1 NavCam及NavCam影像参数

Table 1 Parameters of NavCam and NavCam images

参数	数值
影像大小/pixel	2 592 × 1 944
影像分辨率/(cm·pixel ⁻¹)	25
焦距/f/mm	7.68
像元大小/μm	2.2 × 2.2
视场大小/(°)	40.7 × 31.1

本文实验中使用的特征为HOG特征,使用预训练神经网络为imagenet-vgg-m-2048^[30]。实验软件环境为MATLAB 2021b,硬件环境为Intel(R) Core (TM) i7-9700 CPU with 16 GB of RAM。

4.2 实验结果

对于位姿估算结果,首先使用重投影误差(Reprojection Error, RE)^[31]进行评估。该指标计算的是使

用估算位姿将目标三维空间点从物方空间投影至相机空间所获得的目标点的2D坐标与使用真实位姿投影所获得的2D坐标之间的平均欧氏距离, 定义为

$$RE = \frac{1}{H} \left\| \left(\bar{\mathbf{R}}\mathbf{x} + \bar{\mathbf{t}} \right) - \left(\tilde{\mathbf{R}}\mathbf{x} + \tilde{\mathbf{t}} \right) \right\|_2 \quad (13)$$

其中: $\bar{\mathbf{R}}$ 和 $\bar{\mathbf{t}}$ 分别为旋转矩阵和平移向量的估计值; $\tilde{\mathbf{R}}$ 和 $\tilde{\mathbf{t}}$ 分别为位姿的真值; H 代表估算位姿过程中用到的特征点总个数, RE 的单位为像素。

的特征点总个数, RE 的单位为像素。

实验中, 对于 $P_0 = \{\mathbf{R}_0, \mathbf{t}_0\}$ 的模拟为对 $\tilde{\mathbf{P}} = \{\tilde{\mathbf{R}}, \tilde{\mathbf{t}}\}$ 分别添加 $N(0, \sigma)$ 、 $N(0, 2\sigma)$ 和 $N(0, 3\sigma)$ 的高斯噪声, 以分层模拟先验位姿不准确的情形, 进而评估提出方法对不同程度噪声的鲁棒性。对于每一层噪声进行500次蒙特卡洛采样, 位姿估计的定量评价结果, 分别对比了 P_0 、 P_{ini} 和 $\hat{\mathbf{P}}$ 下位姿的重投影误差, 结果如表2所示。

表2 位姿估计定量评价结果: P_0 、 P_{ini} 和 $\hat{\mathbf{P}}$ 位姿下的重投影误差

Table 2 Quantitative evaluation of results of pose estimation: reprojection error under P_0 , P_{ini} and $\hat{\mathbf{P}}$

位姿	影像1			影像2			影像3			影像4			影像5		
	1σ	2σ	3σ	1σ	2σ	3σ	1σ	2σ	3σ	1σ	2σ	3σ	1σ	2σ	3σ
P_0 -RE	3.81	7.68	12.12	4.13	8.12	12.25	4.80	7.64	11.37	4.56	7.15	11.87	3.89	7.83	12.55
P_{ini} -RE	0.36	0.49	0.69	0.42	0.51	0.65	0.39	0.52	0.60	0.41	0.52	0.62	0.46	0.52	0.61
$\hat{\mathbf{P}}$ -RE	0.21	0.30	0.32	0.22	0.31	0.32	0.21	0.31	0.39	0.23	0.30	0.31	0.23	0.29	0.32

从实验结果可以看到先验位姿在 1σ 噪声的扰动下, 重投影误差约为3~4 pixel, 并且随着噪声程度的增大, 重投影误差也随之增加, 在 3σ 噪声的扰动下, 重投影误差已经大于10 pixel。这样的位姿精度显然无法用于精准导航。基于特征跟踪测量的位姿估算在位姿的正确估计中作用明显。基于 P_{ini} 的重投影误差在不同程度噪声的影响下均小于1像素, 说明此时的与真值位姿 $\tilde{\mathbf{P}}$ 已经相差不大是正确的位姿估计。同时, P_{ini} 在不同影像中没有明显的区别, 这说明了提出的方法导航特征跟踪算法对于特征变形的鲁棒性, 以及基于导航跟踪测量来更新不准确先验位姿的可行性。另一方面, 发现随着噪声扰动程度的增大, P_{ini} 也会增大。这样的结果是合理的, 虽然提出导航特征跟踪方法对于特征变形具有鲁棒性, 但随着特征变形程度的增大, 在正确跟踪的前提下, 其跟踪精度是会降低的。基于 P_{ini} 渲染和投影得到的导航特征将与NavCam影像的纹理分布十分相近。利用LM框架下基于NCC相关系数约束的位姿估计 $\hat{\mathbf{P}}$ 可获得更小的重投影误差, 这说明该过程很好地提升了特征的匹配精度。同时可以发现 1σ 、 2σ 和 3σ 的重投影误差相差并不大, 并且相比于基于 P_{ini} 计算的重投影误差均具有提升, 其中, 在 3σ 噪声下, 重投影误差降低了约0.3 pixel。说明当给定与影像纹理分布较相似的导航特征时, NCC算法可实现较高精度的匹配, 即亚像素精度的匹配结果, 同时利用LM框架下基于NCC相关系数约束也可实现位姿优化。

不同程度噪声干扰下, 对NavCam影像1拍摄时刻的探测器位姿估算结果如图6所示。此时, 探测器距离小行星表面约为1 km。不同噪声水平下, 使用提出的方法进行位姿纠正前后位置误差记为 ΔXYZ 以及姿态误

差记为 Δ 欧拉角。在 1σ 噪声干扰下, 初始位置误差为 8.13 ± 1.53 m, 标准差设置为1.12, 进行位姿纠正后, 位置误差降至 0.937 ± 0.28 m, 标准差降至0.276。在 2σ 和 3σ 噪声干扰下, 初始位置误差分别为 (15.08 ± 3.92) m和 (25.16 ± 3.57) m, 进行位姿纠正后, 位置误差降至 (1.253 ± 0.67) m和 (1.293 ± 0.98) m, 同时, 标准差分别由1.4和1.3降至0.386和0.613。姿态误差在 1σ 、 2σ 和 3σ 噪声干扰下, 平均姿态误差由 3.21° 、 7.69° 和 12.05° 降至 0.574° 、 0.637° 和 0.663° , 姿态修正后对应标准差为0.433、0.772和0.812。根据以上结果可以看出, 在 3σ 噪声水平干扰下, 提出的方法可将位置误差从十几米纠正至1~2 m, 姿态误差从十几度纠正至小于 1° 。总体来说不同噪声水平下, 位姿误差分布的主要区别体现在标准差, 由图6可以看出, 纠正后的位姿偏差的标准差随着噪声水平的增大而增大。事实上, 噪声水平越高, 导航特征在NavCam影像中的投影距离其真实位置越远以及其相较于NavCam影像变形越明显, 这些都会增加导航特征与导航相机匹配的不稳定性。另外, 位姿估计的准确度还会受到导航特征在影像中位置分布等因素的影响, 这些因素在本文暂没有考虑。

将提出方法与经典的位姿估算和优化算法进行对比以验证本文方法的有效性。其中位姿估算方法: 提取SIFT特征点并匹配, 使用随机采样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)剔除误匹配, 进而基于对极约束求解相机运动; 位姿优化算法: 光束法平差(Bundle Adjustment, BA)和图优化。以上方法分别记为“SIFT + RANSAC + BA”和“SIFT + RANSAC + 图优化”。这里, 为实现算法之间的对比, 将5幅影像作

为一个序列,并以第一幅影像的真实位姿作为初始位姿基准,利用对比算法和提出算法估计NavCam影像2~5拍摄时刻探测器的位姿。位姿估算结果如表3所示。根据实验结果,可看出对于影像2和影像3位姿的求解,三者的位姿估计与优化结果无明显差别。其中,估计的位置偏差 ΔXYZ 约为1 m,姿态偏差 Δ 欧拉角约为 1° 。而对于影像4和影像5,“SIFT + RANSAC + BA”和“SIFT + RANSAC + 图优化”均无法求解出对应时刻正确的位姿。主要原因在于基于SIFT和RANSAC

的特征提取与匹配方法无法有效提取和正确匹配影像3和4及影像4和5之间的特征点,进而导致无法求解正确的位姿。相比于提出的方法,基于特征点匹配位姿求解方法对先验位姿的准确性具有一定的鲁棒性,但难以适应影像间视角差异大的场景。在小行星场景下,由于小行星自转速度快,相邻帧间总存在视角差异大而导致特征变形明显的问题。提出的方法具有针对特征变形鲁棒的特点,与其它两种算法相比,更适用于小行星导航场景。

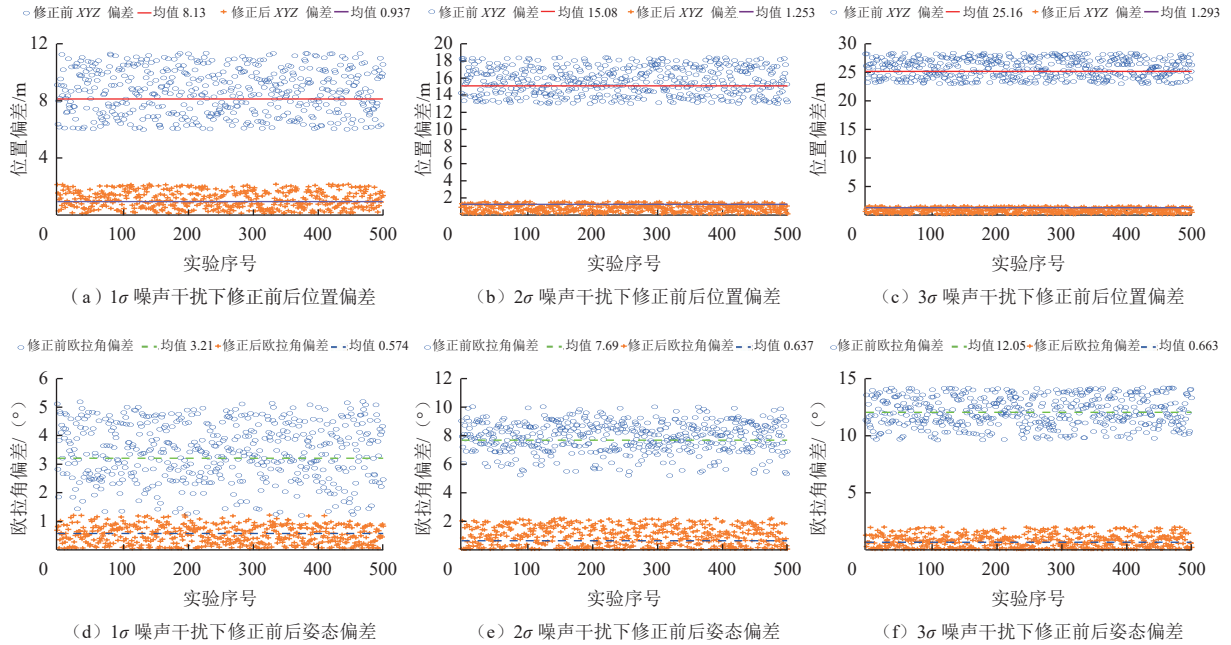


图6 不同噪声干扰下,使用提出方法进行位姿修正前后的位置和姿态误差分析

Fig. 6 Position and attitude error analysis before and after position correction using proposed method under different noise disturbances

表3 各种方法位姿估计定量评价结果

Table 3 Quantitative evaluation of results of pose estimation of various methods

位姿误差		影像2	影像3	影像4	影像5
$\Delta XYZ/m$	SIFT + RANSAC + BA	1.034	1.874	—	—
	SIFT + RANSAC + 图优化	1.349	0.885	—	—
	提出方法	1.019	0.815	0.946	1.026
Δ 欧拉角/ $^\circ$	SIFT + RANSAC + BA	0.891	0.790	—	—
	SIFT + RANSAC + 图优化	0.954	0.742	—	—
	提出方法	0.953	0.762	0.882	0.915

4.3 方法讨论

1) 导航特征跟踪方法评估

提出的算法以DCF为基本跟踪框架,重点使用手工特征和深度特征的多特征联合技术,以及基于

APCE的特征跟踪置信度评估。根据3.2节中实验结果可知导航特征跟踪结果在不同影像中表现无明显差别,这里重点展示6个特征在不同位姿下对于影像1的跟踪结果。分别对比仅使用手工特征的DCF、同时使用手工特征和深度特征的DCF,以及考虑APCE跟踪置信度评估的联合手工特征和深度特征的DCF的导航特征跟踪结果。这里对每一层噪声进行500次的蒙特卡洛采样,即在每一层噪声扰动中,对在不同位姿下获取的导航特征跟踪500次,进而分层统计导航特征跟踪结果。其定量评价指标为成功率 $Src = \#(C(D < th)) / \#C$,其中, $\#$ 代表实例的数量, $C = 500$, D 代表跟踪点到真值的欧氏距离,单位为像素,这里 $th = 3$ pixel。 $Src \in [0, 1]$, Src 越高,说明方法的鲁棒性越好。在不同程度噪声影响下各方法分别对6个导航特征的跟踪成功率结果如图7所示。

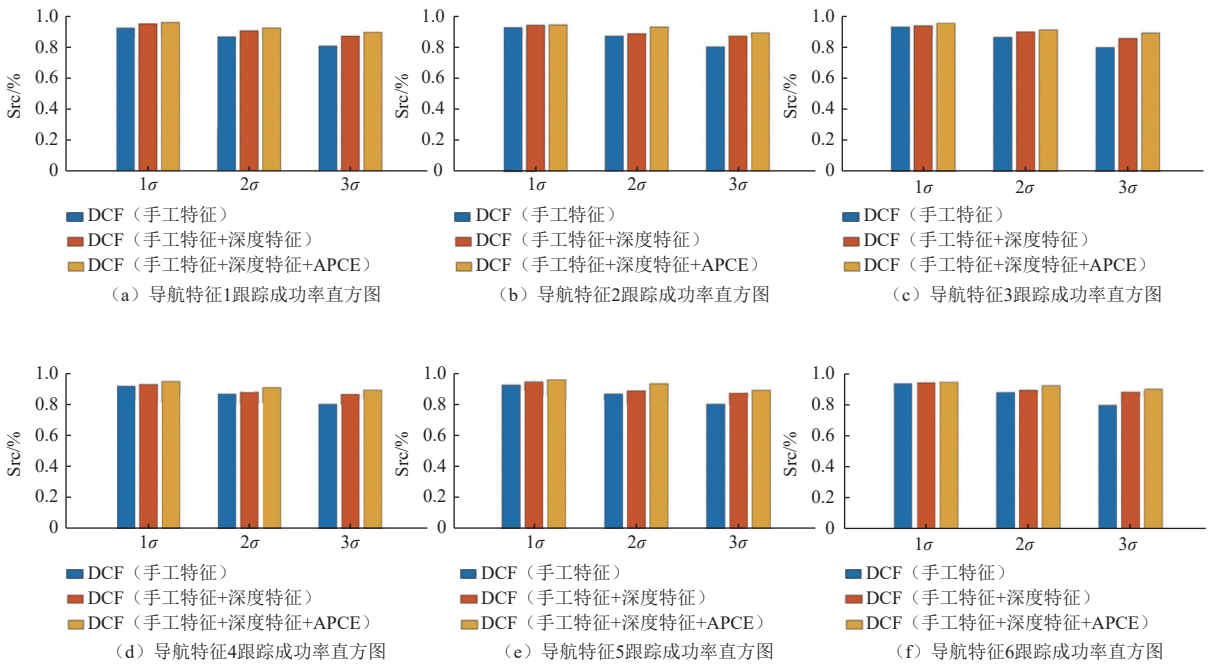


图7 不同方法、不同噪声影响下的6个导航特征跟踪成功率统计

Fig. 7 Tracking success rate statistics of six navigation features under different methods and different noise effects

根据以上实验结果,可以看出当先验位姿在 1σ 噪声的扰动下,3种方法对于导航特征跟踪的 Src 均达到90%以上。手工特征和深度特征均可有效适用于特征变形不明显的情形。联合使用手工特征和深度特征的跟踪结果比仅使用手工特征的DCF的特征跟踪 Src 约提升1.5%。当先验位姿受到 2σ 和 3σ 噪声的扰动下,考虑了深度特征DCF的特征跟踪成功率比仅使用手工特征的跟踪 Src 分别提升4%和6%。这说明了深度特征对于特征变形的有效性和鲁棒性。当先验位姿在 1σ 噪声的扰动下,从结果可以看出,是否使用基于AEPC的置信度约束对于结果的影响并不大。说明联合手工特征和深度特征的DCF的结果在噪声扰动较小的情形下特征跟踪已经达到比较好的精度。在 2σ 和 3σ 噪声的扰动下,AEPC置信度约束的作用比较明显,相比于联合手工特征和深度特征的DCF结果,考虑了AEPC的跟踪成功率分别提升1.5%~3%。这说明了当特征存在明显变形时,置信度评估在最后筛选正确跟踪结果的必要性和有效性。从图7中结果可看出,提出的方法对于这6个特征的跟踪结果无明显差别,说明提出算法适用于具有不同纹理分布的导航特征跟踪。当在 2σ 和 3σ 噪声的影响下,特征3的跟踪成功率均略低于其它特征2%~3%。主要原因在于该特征中有明显的巨石,其阴影区域的信息对于滤波器的训练属于无效信息。地形制作过程中,对于巨石的建模也可能存在一定的问题。

为说明不同通道特征在导航特征跟踪过程发挥的作用,可视化了导航特征1基于不同通道特征训练的相关滤波、其在影像1中搜索区域所对应不同通道的特征提取结果及导航特征跟踪得分响应图,分别如图8所示。这些可视化了多通道特征包括vgg-m-2048网络的第0、3和14层,以及HOG特征。通常,导航特征跟踪得分响应图可直观说明不同特征在导航特征跟踪过程中的有效性。特征的有效性表现为其对于目标跟踪的准确性以及鲁棒性。准确性可由搜索区域中跟踪得分的尖锐度来说明,越尖锐的峰值表示定位越准确。跟踪的鲁棒性与跟踪得分峰值的影响范围有关,若某一峰值的影响范围较大,则表明该预测的可信度明显高于其他候选位置。因此,可知vgg-m-2048网络的第0层以及HOG特征主要在目标的精确定位中发挥作用,vgg-m-2048网络的第3和14层则对跟踪的鲁棒性具有较大贡献。

2) P_0 和 P_{ini} 下的NCC匹配

基于 2σ 噪声的扰动下, P_0 和 P_{ini} 生成的导航特征与NavCam影像的NCC匹配结果如图9所示,用 Δu 和 Δv 来定量评估。对于6个特征,前者的NCC匹配结果如图9所示用蓝色点表示,后者的NCC匹配结果如图9所示用绿色点表示。基于 P_0 的NCC匹配,每个特征的行(记为 u)、列方向(记为 v)的匹配误差均达到了十几个像素,这样的结果代表着匹配错误,在这个过程中,限定了搜索范围,因此,误差为十几个像素。如

果不限制搜索范围, 这样的匹配误差可能比10像素大。匹配失败的原因一方面是由于扰动后特征在NavCam影像中的投影距离真实位置太远, 小行星表面重复性结构明显, 匹配过程中噪声多, 另一方面由于投影后特征的变形, NCC的匹配方法对特征变形是敏

感的。基于 P_{ini} 的NCC匹配, 从这些结果可以看出, 这6个导航特征的在 u 方向上的匹配误差约接近0.5 pixel, v 方向的匹配误差约接近0.5 pixel。并且每个特征的 Δu 和 Δv 都很接近高斯分布, 没有很多异常。这说明了NCC匹配的准确性与稳定性。

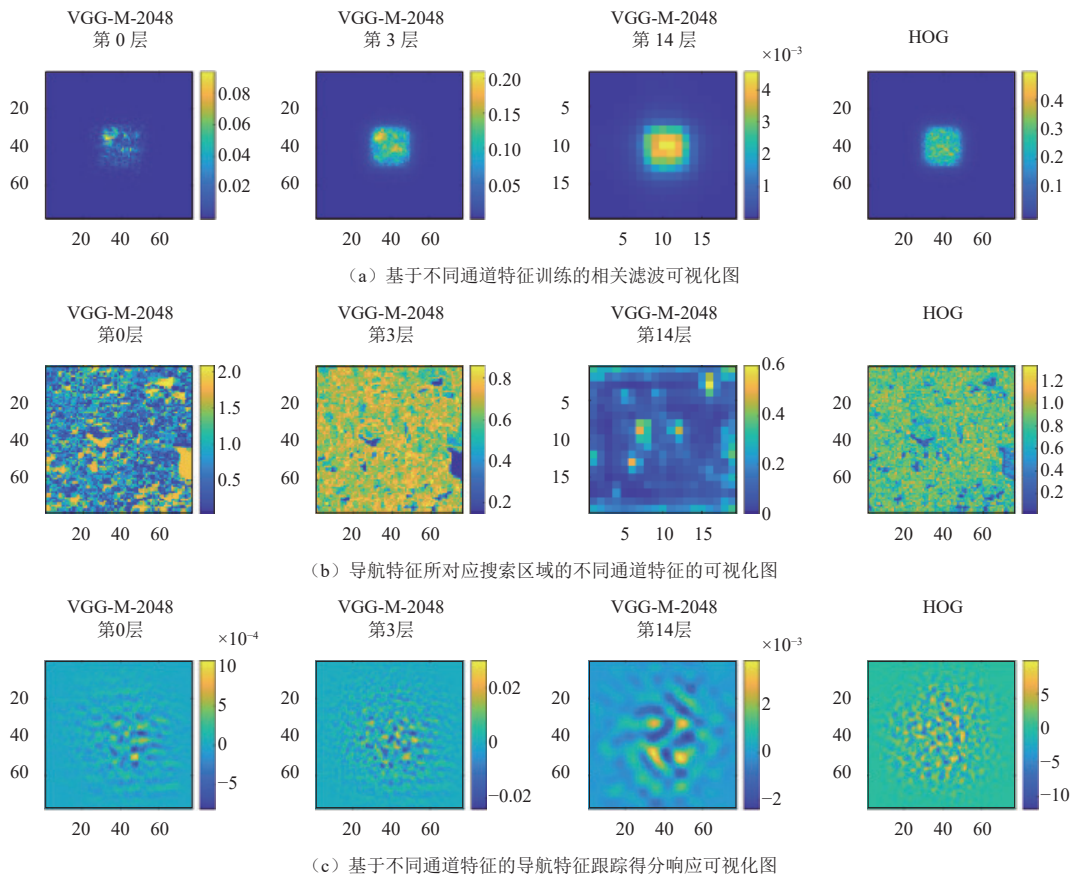
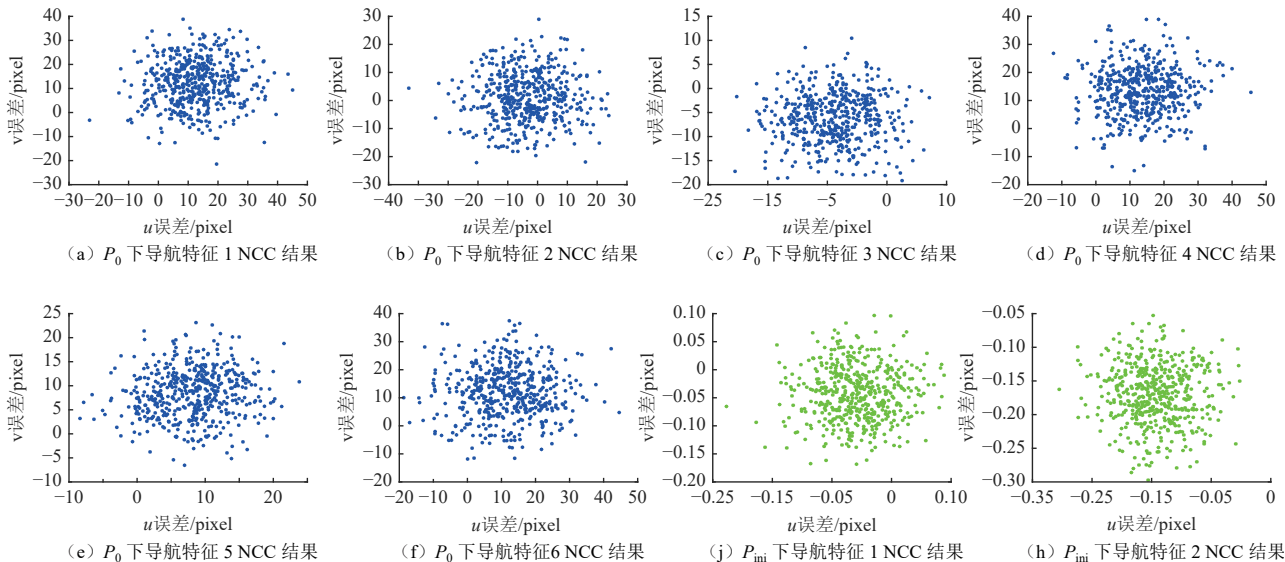


图 8 导航特征1的通道的相关滤波、搜索区域特征提取以及跟踪得分可视化图

Fig. 8 Correlation filtering, features of search region, and tracking score visualization for different channel features of navigation landmark 1



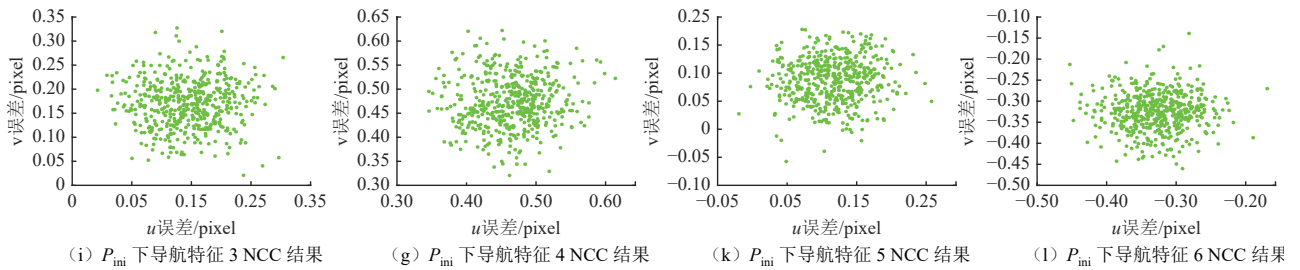


图9 2σ噪声的扰动下P₀和P_{ini}生成的导航特征与NavCam影像的NCC匹配结果

Fig. 9 NCC results of navigation features generated using P₀ and P_{ini} under perturbation of 2σ noises with NavCam image

3) 时间效率讨论

实时性在小行星着陆任务中是一个不可忽略的问题, 针对提出方法, 对其中的主要技术环节进行效率评估。如表4所示, 展示了完成对当前时刻探测器位姿估计中不同技术所需要的时间, 该过程涉及到的导航特征的个数为6, 每个导航特征的大小为99 × 99 pixel。

表4 位姿估算中各技术环节时间效率评估

Table 4 Evaluation of time efficiency of various techniques of pose estimation ms

图像渲染 (6个导航特征)		数值
导航特征跟踪	特征初始化	15.35
	相关滤波训练 (6个导航特征)	18.47
	搜索区域特征提取 (6个导航特征)	12.35
	导航特征跟踪 (6个导航特征)	10.48
位姿估计 (Eppn)		3.20
LM-NCC位姿优化 (3σ噪声)		20.65
总计		82.25

根据表4中结果, 可知提出的方法完成对当前时刻探测器位姿估计时间约为82.25 ms, 其中导航特征跟踪模块显然是时间成本最高的部分, 约占总执行时间的69%, 时间成本主要用于深度网络的初始化以及深度特征的提取。在LM-NCC位姿优化中, 虽然涉及迭代运算, 但并不需要进行导航特征跟踪, 且每个导航特征的大小仅为99 × 99 pixel, 因此, 其运算量并不庞大。就提出的算法来说, 导航特征的数量和大小以及特征跟踪搜索区域的大小会直接影响算法的效率。通常, 小行星着陆环境为微重力环境, 探测器下降速度较慢, 对于机载位姿估计效率要求为秒级^[32]。当导航特征为5~6个, 大小为99 × 99 pixel时, 提出算法的位姿估计为秒级。值得注意的是, 文中所得到的秒级处理结果是基于常规台式机的算力条件, 在实际着陆任务开展过程中, 还需要考虑星载算力条件。

5 结论

本文提出小行星着陆采样过程中探测器位姿先验不准确场景下一种基于特征跟踪辅助的位姿估计方

法。实验结果表明, 基于手工特征和深度特征联合的导航特征跟踪方法在位姿先验不准确的情况下, 可有效获取导航特征在NavCam影像中的图像位置。深度特征对于特征变形均具有鲁棒性, 与仅适用手工特征的跟踪结果相比, 使用深度特征的跟踪成功率在噪声程度为3σ时平均提升了约6%。考虑到对于深度特征的提取, 预训练模型具有一定的局限性, 在未来工作中自主训练针对特定星表场景的特征提取网络。

参 考 文 献

- [1] 张荣桥, 黄江川, 赫荣伟, 等. 小行星探测发展综述[J]. 深空探测学报 (中英文), 2019, 6(5): 417-423, 455.
ZHANG R Q, HUANG J C, HE R W, et al. The development overview of asteroid exploration[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2019, 6(5): 417-423, 455.
- [2] VILAS F. Spectral characteristics of Hayabusa 2 near-Earth asteroid targets 162173 1999 JU3 and 2001 QC34[J]. The Astronomical Journal, 2008, 135(4): 1101.
- [3] 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 exploration[J]. Journal of Astronautics, 2020, 41(7): 880-888.
- [4] MÜLLER T G, ĀURECH J, ISHIGURO M, et al. Hayabusa-2 mission target asteroid 162173 Ryugu (1999 JU3): searching for the object's spin-axis orientation[J]. Astronomy & Astrophysics, 2017, 599: A103.
- [5] SCHERES D J, HESAR S G, TARDIVEL S, et al. The geophysical environment of Bennu[J]. Icarus, 2016, 276: 116-140.
- [6] OLDS R, MAY A, MARIO C, et al. The application of optical based feature tracking to OSIRIS-REx asteroid sample collection[C]//Proceedings of AAS Guidance, Navigation, & Control Conference. [S. l.]: AAS, 2015: 15-124.
- [7] HANG X Y, CUI H T, CUI P Y. An autonomous optical navigation and guidance for soft landing on asteroids[J]. Acta Astronautica, 2004, 54(10): 763-771.
- [8] CHEUNG W, HAMARNEH G. N-dimensional scale invariant feature transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(9): 2012-2021.
- [9] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//Proceedings of 2011 International

- conference on computer vision. [S. l.]: IEEE, 2011: 2564-2571.
- [10] BAY H, TUYTELAARS T, VAN G. Surf: speeded up robust features[C]//Proceedings of Computer Vision–ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria: [s. n.], 2006.
- [11] SHAO W, XIE J C, CAO L, et al. Crater matching algorithm based on feature descriptor[J]. *Advances in Space Research*, 2019, 65(1): 616-629.
- [12] CUI P Y, GAO X Z, ZHU S Y, et al. Visual navigation using edge curve matching for pinpoint planetary landing[J]. *Acta Astronautica*, 2018, 146: 171-180.
- [13] BILODEAU V S, NEVEU D, BRUNEAU D S, et al. Pinpoint lunar landing navigation using crater detection and matching: design and laboratory validation[C]//Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. [S. l.]: AIAA, 2012.
- [14] 冯军华, 崔祜涛, 崔平远, 等. 行星表面陨石坑检测与匹配方法[J]. *航空学报*, 2010, 31(9): 1858-1863.
FENG J H, CUI H T, CUI P Y, et al. Autonomous crater detection and matching on planetary surface[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2010, 31(9): 1858-1863.
- [15] TAKASHI K, TATSUAKI H, SHUJIRO S, et al. An autonomous navigation and guidance system for MUSES-C asteroid landing[J]. *Acta Astronautica*, 2003, 52(2-6): 125-131.
- [16] JOHNSON A, AARON S, CHANG J, et al. The lander vision system for mars 2020 entry descent and landing[J]. *Guidance, Navigation, and Control*, 2017, 159(17): 435-445.
- [17] DEVER C, HAMILTON L, TRUAX R, et al. Guided-airdrop vision-based navigation[C]//Proceedings of 24th AIAA Aerodynamic Decelerator Systems Technology Conference. [S. l.]: AIAA, 2017: 3723.
- [18] DOWNES L M, STEINER T J, HOW J P. Neural network approach to crater detection for lunar terrain relative navigation[J]. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2021, 18(7): 391-403.
- [19] REIF K, GUNTHER S, YAZ E, et al. Stochastic stability of the discrete-time extended Kalman filter[J]. *IEEE Transactions on Automatic control*, 1999, 44(4): 714-728.
- [20] DANELLJAN M, HAGER G, SHAHBAZ K F, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]//Proceedings of the IEEE international Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2015: 4310-4318.
- [21] WU Y Z, HAPKE B. Spectroscopic observations of the Moon at the lunar surface[J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2018, 484: 145-153.
- [22] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//Proceedings of 2010 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. [S. l.]: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [23] LI S, XU C, XIE M. A robust O(n) solution to the perspective-n-point problem[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1444-1450.
- [24] MCEWEN A S. Photometric functions for photoclinometry and other applications[J]. *Icarus*, 1991, 92(2): 298-311.
- [25] CHATFIELD K, SIMONYAN K, VEDALDI A, et al. Return of the devil in the details: Delving deep into convolutional nets[EB/OL]. (2014-11-5)[2023-10-31]. <https://arxiv.org/abs/1405.3531>.
- [26] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. (2015-4-15)[2023-10-31]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [27] ALAN L, VOJÍŘ T, ČEHOVIN L, et al. Discriminative correlation filter tracker with channel and spatial reliability[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2018, 126(7): 671-688.
- [28] ACTON J C H. Ancillary data services of NASA's navigation and ancillary information facility[J]. *Planetary and Space Science*, 1996, 44(1): 65-70.
- [29] 王亚琼. 地外天体着陆视觉导航陆标构建与匹配方法研究[D]. 上海: 同济大学, 2023.
WANG Y Q. Research on the construction and matching method of extraterrestrial landing visual navigation landmarks [D]. Shanghai: Tongji University, 2023.
- [30] CHATFIELD K, SIMONYAN K, VEDALDI A, et al. Return of the devil in the details: delving deep into convolutional nets[J]. (2014) [2023-10-31]. <https://arxiv.org/abs/1405.3531>.
- [31] ZUO X, XIE X, LIU Y, et al. Robust visual SLAM with point and line features[C]//Proceedings of 2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). [S. l.]: IEEE, 2017: 1775-1782.
- [32] LORENZ D A, OLDS R, MAY A, et al. Lessons learned from OSIRIS-REx autonomous navigation using natural feature tracking[C]//Proceedings of 2017 IEEE Aerospace Conference. [S. l.]: IEEE, 2017: 1-12.
- 作者简介:
王亚琼(1993-), 女, 博士研究生, 主要研究方向: 视觉导航陆标构建与特征匹配。
通信地址: 上海市杨浦区四平路1239号同济大学测绘与地理信息学院(200092)
E-mail: 1810655@tongji.edu.cn
谢欢(1983-), 女, 教授, 主要研究方向: 卫星与空间激光遥感。本文通信作者。
通信地址: 上海市杨浦区四平路1239号同济大学测绘与地理信息学院(200092)
E-mail: huanxie@tongji.edu.cn

Prior Pose Correction for Asteroid Landing Based on Feature Tracking Assistance

WANG Yaqiong^{1,2}, XIE Huan^{1,2}, YAN Xiongfeng^{1,2}, WANG Yifan^{1,2}, CHEN Jie^{1,2}, TONG Xiaohua^{1,2}

(1. School of Surveying, Mapping and Geoinformation, Tongji University, Shanghai 200092, China;

2. Shanghai Key Laboratory of Space Mapping and Remote Sensing for Planetary Exploration, Shanghai 200092, China)

Abstract: Aiming at the possible inaccuracy of the prior pose during the visual navigation of an asteroid landing, a feature tracking aided pose estimation method is proposed. First, the generation of navigation features relies on pre-existing pose information and a database of navigation features. Subsequently, a multi-feature discriminative correlation filter (DCF) is employed to track the position of the navigation features in the navigation camera images by combining handcrafted and depth features. The average peak correlation energy (APCE) is subsequently employed to effectively screen dependable tracking outcomes for the initial estimation of the pose. Finally, the navigation features are recalculated using the initial estimation of the pose and adjusted to match with the navigation camera image by using normalized correlation coefficients (NCC). The proposed methodology involves the integration of the process within a differentiable Levenberg-Marquardt (LM) framework, specifically designed for pose optimization. This framework incorporates constraints based on the NCC. Experimental results, utilizing images, terrain, and ephemeris data obtained from the Osiris mission, demonstrate that the proposed method's pose estimation exhibits reprojection errors within the sub-pixel range. At 1 km from the asteroid surface, the position estimation error is within 2 m and the attitude estimation error is within 1°.

Keywords: asteroid pointing attachment; visual navigation; pose estimation; feature tracking; pose optimization

Highlights:

- A method for pose estimation in scenarios involving a priori pose inaccuracy during the asteroid pointing attachment based on feature tracking assistance was proposed.
- The initial estimation of the pose, utilizing feature tracking, demonstrates a re-projection error that is less than one pixel.
- The success rate of navigation feature tracking using a multi-feature discriminative correlation filter that combines handcrafted and depth features can reach up to 90% even in the presence of varying levels of noise.
- A novel framework for pose optimization, based on LM-NCCs, was proposed in this study, with re-projection error reduced to sub-pixel level.

[责任编辑: 宋宏, 英文审校: 宋利辉]