基于天体三维模型的着陆段视觉导航方法

田阳¹, 杨文浩^{1*}, 黄翔宇²

1. 哈尔滨工业大学航天学院, 哈尔滨 150001;

2. 北京控制工程研究所, 北京 100094

*联系人, E-mail: young0840j@163.com

收稿日期: 2020-11-10; 接受日期: 2020-12-29; 网络出版日期: 2021-06-28

民用航天技术预先研究项目和国家自然科学基金(编号: 61503102)资助

摘要 针对深空探测精确着陆的需求, 本文提出一种基于天体三维模型的着陆器视觉导航方法. 该方法以天体三维模型为数据基础, 根据着陆器初始猜测状态在线生成导航地图, 通过已知路标匹配确定着陆器相对着陆点位置姿态; 借助三维模型提供的深度信息配准像素灰度, 恢复序列图像帧间运动, 给出两次已知路标匹配之间的局部运动轨迹, 实现着陆下降过程着陆器状态的准确估计. 在线生成参考地图与实际采集的天体图像在尺度、视角等方面比较接近, 更易于导航路标的匹配, 解决了下降过程尺度大范围变化使路标难以匹配的问题. 引入像素深度信息辅助灰度配准, 通过搜索图像间平移和旋转使图像中的全部特征灰度差异最小, 采用了全局优化思想, 因此可以克服特征匹配过程易陷入局部极小, 出现误匹配的问题, 具有更高的帧间运动估计精度和稳定性. 数学仿真表明, 本文提出的视觉导航方法具有良好的性能, 满足深空探测高精度着陆的导航需求.

关键词 深空天体着陆, 天体三维模型, 视觉导航, 灰度配准, 路标匹配

PACS: 46.30.Va, 95.55.Pe, 96.25.-f

1 引言

为了获取最大的科学回报, 保证着陆探测器安全, 精确抵达预定着陆点已经成为深空天体着陆探测的基本要求之一. 实现精确着陆需要准确获取着陆器相对预选着陆点的位置和姿态, 传统的惯性导航方法, 利用IMU测量加速度与角速度积分获得探测器位姿, 但受到初始位置与噪声影响^[1], 在没有外部信息修正的情况下, 导航误差不断累积, 导致导航精度降低^[2]. 最为重要的是惯性导航不易获得相对着陆点的状态, 不

利于实现精确定点着陆.

视觉导航主要利用光学相机的观测信息, 通过对获得的图像进行处理, 提取或恢复出载体的位置和姿态, 可以直接获得相对着陆点状态. 在高频采样的条件下, 精度与鲁棒性足以满足下降着陆段要求^[3,4], 因此, 基于图像的着陆导航成为研究的热点.

美国Jet Propulsion Laboratory (JPL)先后提出过基于计算机视觉的自主着陆小天体导航算法^[5]与视觉辅助惯性导航系统VISINAV^[6]. 前者利用视觉跟踪识别特征, 恢复着陆器状态. 后者在其基础上, 通过扩展卡

引用格式: 田阳, 杨文浩, 黄翔宇. 基于天体三维模型的着陆段视觉导航方法. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2022, 52: 214503
Tian Y, Yang W H, Huang X Y. A visual navigation algorithm for landing based on 3D model of small body (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2022, 52: 214503, doi: [10.1360/SSPMA-2020-0430](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2020-0430)

尔曼滤波技术(EKF)将视觉跟踪的路标信息作为观测与惯性元件信息融合估计, 进一步提高了着陆导航精度. 但二者均要求特征具有尺度不变, 稳定等特性, 计算量较大. 日本Kubota等人^[7]以MUSES-C任务为背景提出了光学测量的自主着陆小行星导航方案. 该方案在着陆最终段通过图像识别人工信标, 确定着陆器相对着陆点状态, 被成功应用于采样返回任务. ESA在Rosetta任务着陆段, 首次于实际任务下重构天体三维模型, 结合光照信息和预测位姿生成参考图像, 与实际图像匹配特征, 获取天体路标信息^[8], 回避了着陆器下降拍摄图像尺度差异大的问题, 弱化了对特征描述的要求. Janschek等人^[9]提出一种基于三维地形匹配的导航方法, 与重构三维模型异曲同工, 利用光学相机的光流信息重构所拍摄区域的三维地形, 并将其与绕飞阶段构建的参考三维高程图进行匹配, 从而估计着陆器的位置和姿态信息. NASA的OSIRIS-REx探测器亦将构建三维模型作为备份技术, 导航过程中若激光测距仪故障, 则重建天体三维模型, 匹配参考图像与实际图像特征, 进而估计着陆器位姿状态.

利用天体三维模型进行自主导航设想最早由Gaskell^[10]提出, 其优势显著, 解决了下降图像尺度差异大的问题, 正逐渐被应用于各项任务, 具有良好的发展前景与研究意义. 而目前常用的视觉导航方法大多仅利用部分稳定特征作为观测进行信息融合, 或直接恢复着陆器运动状态, 且对每一张图像均检测特征, 忽略了图像全局信息的内在约束, 易产生误匹配, 计算

量亦较大. 基于此, 本文提出一种基于天体三维模型的着陆视觉导航方法, 该方法利用已知的天体三维模型作为导航参照和数据来源, 结合相机采集的图像实现着陆器下降段相对位姿确定, 主要分为两部分, 基于已知路标的位姿确定和基于图像序列的视觉递推导航. 已知路标的位姿确定根据天体三维模型在线生成参考地图, 与导航相机获取的图像匹配特征, 获得着陆器相对天体固连坐标系状态. 基于图像序列的视觉递推导航, 通过图像特征灰度全局配准恢复两帧图像间的相对运动. 灰度配准利用天体三维模型估计图像特征在相机坐标系中的三维位置, 根据帧间相对运动投影特征到相邻图像, 并通过优化帧间相对运动使全部特征灰度差异最小, 得到相对运动最优估计.

2 基于天体三维模型的视觉导航方案

火星、小天体等陌生的深空天体探测任务, 一般在实施着陆之前执行全球勘测任务(Global Survey), 在这一阶段采集天体表面图像, 重构天体三维模型, 估计引力场、自旋、反照率等信息, 评估地质情况确定着陆地点^[11]. 这就为着陆开展基于天体三维模型导航奠定了基础.

本文提出的视觉导航方案如图1所示. 下降与着陆过程导航仅依靠导航相机采集的导航图像作为观测信息, 在初始时刻以及下降过程中的部分关键位置根据已知路标确定着陆器位置姿态, 修正初始位姿估计值

图 1 (网络版彩图)基于天体三维模型的着陆视觉导航方案

Figure 1 (Color online) Visual navigation algorithm of landing based on 3D model of body.

和递推导航累积的误差, 相应的图像作为关键帧. 在关键帧之间, 通过配准像素灰度恢复图像序列的帧间相对运动, 持续为着陆器提供高精度导航结果. 基于已知路标的位姿确定方法、帧间运动估计方法以及关键帧触发规则的具体实现分别在第3节和第4节中给出.

3 基于已知路标的着陆器位姿确定方法

惯性导航系统给出的着陆阶段初始位姿估计存在误差, 下降过程中视觉递推导航精度也不断降低, 需要在着陆初始时刻及着陆过程中修正着陆器位置姿态估计. 这里采用观测已知路标视线方向的方法确定着陆器相对于天体固连系状态, 如图2所示.

在导航图像中识别已知路标一般采用图像特征匹配的方法实现. 着陆过程高度由数十公里到几十米, 导航图像尺度、视角大范围变化, 图像特征与全球正射影像匹配困难. 利用天体三维模型在线生成参考地图, 可以解决视角、尺度差异造成的匹配困难.

在着陆过程中, 导航算法根据着陆器位姿状态预测值, 利用兰伯特漫反射模型生成图像

$$I_p(x, y, z) = k_d \mathbf{L}^T \mathbf{N}(x, y, z), \quad (1)$$

其中 I_p 是天体表面点 $P = (x, y, z)^T$ 对应的像素灰度, $\mathbf{L}$ 是太阳光入射方向, $\mathbf{N}(x, y, z)$ 为 P 点对应的法线方向, k_d 为漫反射系数, 与表面材质有关. 这里 $(x, y, z)^T$ 以及法线方向 $\mathbf{N}(x, y, z)$ 均为目标天体三维模型数据. 太阳光入射方向由着陆时刻的探测目标星历确定. 由式(1)

计算天体表面灰度, 根据预测的相机位姿和小孔成像模型, 即式(2), 投影到相机成像平面生成参考地图.

$$\begin{aligned} u &= \frac{x_c}{z_c}, \\ v &= \frac{y_c}{z_c}, \end{aligned} \quad (2)$$

定义 $P_c = (x_c, y_c, z_c)^T$ 为点 P 在相机坐标下的坐标, 满足 $P_c = R(P - T)$, 其中 R , T 分别为相机坐标系相对天体固连坐标系的姿态余弦矩阵和平移矢量.

导航图像与参考地图特征匹配使用归一化互相关(NCC)算法^[12], 因此并不要求式(1)中的 k_d 非常精确. 为了保证算法的实时性, 特征检测采用计算量较小的HARRIS角点检测算法(图3).

参考地图是导航系统根据三维模型和预测位姿生成的, 其每个像素的三维位置已知, 因此利用特征匹配建立导航图像与参考地图特征对应关系, 即给出了导航图像中特征在天体固连坐标系下的位置. 将导航图像特征像素位置 $(u, v)^T$ 作为观测, 设定导航估计性能指标

$$\min \sum_i^n \left\{ \left(u_i - \frac{r_{11}x_i + r_{12}y_i + r_{13}z_i + t_1}{r_{31}x_i + r_{32}y_i + r_{33}z_i + t_3} \right)^2 + \left(v_i - \frac{r_{21}x_i + r_{22}y_i + r_{23}z_i + t_2}{r_{31}x_i + r_{32}y_i + r_{33}z_i + t_3} \right)^2 \right\}, \quad (3)$$

其中 r_{pq} 为姿态余弦矩阵 R 的第 p 行第 q 列元素, t_1, t_2, t_3 为平移矢量 T 的三轴分量, 下标 i 表示第 i 个特征对应的观测和天体固连系下位置. 使式(3)最小的姿态矩阵和平

图2 基于已知路标着陆器位姿确定方法

Figure 2 Pose estimation of lander based on prior landmarks.

图3 (网络版彩图)图像特征及其描述窗口

Figure 3 (Color online) Description windows of image feature.

移矢量即为着陆器状态的估计结果.

4 基于图像序列的视觉递推导航

恢复图像序列帧间运动, 目前主要有基于特征方法和直接法两类. 基于特征方法提取图像特征点并使用稳定描述子进行描述, 通过匹配相邻帧图像特征并利用对极约束原理来恢复相机帧之间的运动^[13]. 基于特征方法由于其描述子稳定不变特性, 允许相机在帧间大幅度运动, 但其特征匹配阶段依赖于匹配阈值的选择, 易产生误匹配等问题, 且稳定描述子比较复杂, 计算成本较高. 直接法则考虑图像灰度的全局信息, 通过不断优化旋转和平移改变像素投影位置, 缩减全部像素灰度差异, 当前后帧图像灰度差异足够小, 优化结果即被认为是相邻帧之间的相对运动^[14,15]. 与基于特征方法相比, 直接法将特征提取与匹配问题转化为基于图像灰度的优化配准问题后, 能够适应图像纹理少、灰度梯度较小等情形^[16], 亦能节省特征描述与匹配计算量. 借鉴直接法思想, 建立基于三维模型的递推导航方法, 其基本原理如图4所示.

在第 k 帧导航图像中, 如果已知像素 (u_k, v_k) 的深度 d , 那么可以反向投影确定该像素的三维位置 $(x_c, y_c, z_c)^T = d(u_k, v_k, 1)^T$. 根据第 $k+1$ 帧图像与第 k 帧的相对位姿, 将该像素投影到第 $k+1$ 帧图像中, 对应像素位置为 (u_{k+1}, v_{k+1}) , 那么在两帧图像时间间隔很小的假设下, 应有 $I_2(u_{k+1}, v_{k+1}) = I_1(u_k, v_k)$ 成立, 这里 $I_1(u_k, v_k)$ 表示像素在上一帧图像的灰度值, $I_2(u_{k+1}, v_{k+1})$ 表示相应像素在当前帧图像的灰度值. 此时就建立了一个关于帧间相对位姿参数的约束方程, 可以通过最小化式(4)获得帧间运动的估计结果

图 4 (网络版彩图)序列图像灰度配准

Figure 4 (Color online) Intensity alignment of sequential images.

$$\min \sum_{(u,v) \in \Omega} \frac{1}{2} \|I_1 - I_2\|^2. \quad (4)$$

考虑到已经在关键帧通过特征匹配识别了导航图像中的特征, 并且这些特征在相机坐标系下的三维位置可以通过相机位姿及特征点在固连系下位置转换获得. 因此对式(4)的优化只使用已经在关键帧识别的特征, 集合 Ω 表示上一关键帧中正确匹配的特征集合. 进一步, 递推导航认为第 k 帧图像对应的相机姿态 $\mathbf{R}_k$ 和平移矢量 $\mathbf{T}_k$ 已知, 那么根据灰度不变假设直接优化求解第 $k+1$ 帧的姿态 $\mathbf{R}_{k+1}$ 和平移 $\mathbf{T}_{k+1}$, 与优化两帧间的增量 $\mathbf{R}_{k+1,k}$, $\mathbf{T}_{k+1,k}$ 并在 $\mathbf{R}_k$, $\mathbf{T}_k$ 基础上累加是等价的. 此外, 在具体实现递推导航算法时, 采用当前图像帧与最近关键帧图像配准, 避免特征三维位置多次在图像序列中重投影, 加速帧间运动估计误差累积.

结合以上分析, 着陆视觉递推导航可以描述为

$$\min \frac{1}{2} \|I_k(\Psi(\xi_k, P)) - I_c(\Psi(\xi_c, P))\|^2, \quad (5)$$

式中

$$\xi = (x_L, y_L, z_L, q_0, q_1, q_2, q_3)^T$$

表示相机状态, $(x_L, y_L, z_L)^T$ 为相机在天体固连系下的位置, (q_0, q_1, q_2, q_3) 为相机相对天体固连系的姿态四元数, P 为特征三维位置, $\Psi(\bullet)$ 为小孔成像模型, 将三维点 P 根据相机位姿 ξ 投影到图像坐标, 带下标 k 和 c 的变量分别表示关键帧和当前帧对应变量及函数. 由于关键帧状态 ξ_k 和特征三维坐标 P 已知, 后面的推导过程中略去, 同时省去相机当前状态 ξ_c 的下标. 考虑到姿态四元数模为1的约束, 式(5)进一步写成

$$\min \left[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{1}{2} \|I_k - I_c(\Psi(\xi))\|^2 + \lambda h(\xi) \right], \quad (6)$$

其中 λ 是拉格朗日乘子, i 表示第 i 个特征, j 表示第 i 个特征邻域窗口中第 j 个像素, 约束函数

$$h(\xi) = (q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 - 1)^2.$$

假设短时期内着陆器下降速度为常值, 可以获得位姿初始猜测值 ξ_0 , 将式(6)在 ξ_0 处一阶泰勒展开, 上述问题即可转为求解一个线性最小二乘问题, 利用Gauss-Newton法进行迭代求解^[17]. 下面给出Gauss-Newton法公式推导, 其中 J 表示雅可比矩阵.

$$\Delta\zeta^* = \operatorname{argmin}_{\Delta\zeta} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left\| I_k - I_c(\Psi(\zeta)) - J_c^i \Delta\zeta \right\|^2 + \lambda \left\| h(\zeta) + J_h \Delta\zeta \right\|^2, \quad (7)$$

$$J_c^i = \left[\frac{\partial I_c}{\partial u_i} \quad \frac{\partial I_c}{\partial v_i} \right] \left[\frac{\partial u_i}{\partial \zeta} \quad \frac{\partial v_i}{\partial \zeta} \right]^T, \quad (8)$$

$$J_h = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 2q_0 \quad 2q_1 \quad 2q_2 \quad 2q_3]. \quad (9)$$

对增量方程(7)求 $\Delta\zeta$ 的偏导数, 并令其结果等于零:

$$\left[2\lambda J_h^T J_h + \sum_{i=1}^n J_c^{iT} J_c^i \right] \Delta\zeta = \sum_{i=1}^n J_c^{iT} (I_k - I_c(\Psi(\zeta))) - 2\lambda J_h^T h(\zeta), \quad (10)$$

$$\Delta\zeta = (2\lambda H_h + H_c)^{-1} \left[\sum_{i=1}^n J_c^{iT} (I_k - I_c(\Psi(\zeta))) - 2\lambda J_h^T h(\zeta) \right]. \quad (11)$$

$\Delta\zeta$ 即为式(7)沿梯度下降方向的增量;

$$H_h = J_h^T J_h, \quad H_c = \sum_{i=1}^n J_c^{iT} J_c^i.$$

将式(11)解得的 $\Delta\zeta$ 增量对位姿 ζ 进行迭代

$$\zeta = \zeta + \Delta\zeta, \quad (12)$$

重复过程式(7)–(12), 使灰度残差 $\|I_k - I_c\|^2$ 逐渐减小, 直到当 $\Delta\zeta$ 足够小时停止迭代, 即认为前后两帧图像特征窗口灰度匹配, ζ 是该帧相机的估计状态.

递推导航过程中, 假若集合 Ω 内可观测特征数量占总量比小于80%或者连续递推帧数大于设定阈值, 即触发关键帧事件, 算法跳出递推序列, 不再进行递推运算, 转而进入第3节中的位姿确定方法, 与三维模型生成的参考地图匹配特征, 直接估计着陆器位姿, 修正由递推导航引起的误差, 并更新关键帧图像与集合 Ω . 对于关键帧时刻着陆器位姿, 由于基于位姿确定方法估计的位姿足够准确, 算法认为该估计结果即为着陆器位姿, 不再对其与递推估计结果进行融合处理. 算法流程如图5所示.

5 实验结果与分析

本节基于Gaskell Eros433小行星三维模型^[18]对序列图像视觉导航方案进行仿真实验验证与结果分析:

图5 递推导航流程

Figure 5 Sequential navigation flowsheet.

NASA公布有高精度与低精度小行星三维模型. 其中, 高精度三维模型模拟着陆任务中的真实目标天体, 用作着陆器导航相机捕捉成像; 低精度三维模型模拟着陆器的星载小行星三维模型, 用与着陆器实时生成参考地图. 考虑到星载三维模型误差对导航算法精度的影响, 在通过生成的参考地图反向计算像素三维位置时, 针对像素深度信息给予 0.003ρ 的深度误差, ρ 表示着陆器在小行星固连系下的欧式距离.

实验使用坐标系定义如下: 天体固连系原点 O 与天体质心重合, OZ 轴沿天体最大转动惯量轴方向, OX 轴沿天体最小惯量轴方向, OZ , OX , OY 三轴满足右手坐标系. 探测器本体系原点 O_b 与探测器质心重合, O_bZ_b 轴沿导航相机光轴方向, O_bX_b 轴沿探测器某一特征轴方向, O_bY_b 轴与 O_bZ_b , O_bX_b 满足右手坐标系. 这里默认导航相机坐标系与探测器本体系重合.

相机视场角为 $30^\circ \times 30^\circ$, 分辨率为 1024×1024 .

5.1 基于已知路标的着陆器位姿确定

基于已知路标的着陆器位姿确定方法, 采用观测导航图像已知路标视线方向的方法, 通过求解式(3)修正递推累积误差与着陆器在天体固连系下的初始位姿.

图6表示探测器距离天体质心不同高度基于已知路标位姿确定的蒙特卡罗仿真结果. 实验分别针对着陆器在不同高度下给定三轴位置2 km、三轴姿态0.2 rad大小的初始误差进行100次蒙特卡罗仿真. 其中, 位置误差以欧式距离表示, 姿态误差以欧拉轴角表示. 实验结果显示, 基于已知路标的着陆器位姿确定方法, 能有

图 6 (网络版彩图)基于已知路标位姿校正蒙特卡罗仿真结果. (a) 位置误差; (b) 姿态误差

Figure 6 (Color online) Monte Carlo simulation results of pose alignment with priori landmarks. (a) Position error; (b) attitude error.

效修正误差, 获得较高精度的位置与姿态, 且随着探测器高度的下降, 位置精度逐渐增大, 姿态精度逐渐降低. 图7为关键帧正确匹配点对示意图.

5.2 基于序列图像视觉递推导航

在初始时刻, 通过基于已知路标的着陆器位姿确定方法, 获取HARRIS角点特征地图与初始时刻位姿后, 进入视觉递推导航. 实验将上一时刻着陆器的位姿作为当前时刻的猜测初值, 利用Gauss-Newton法对初始值进行迭代优化, 获取当前帧着陆器所对应的位姿.

图8分别针对20–60 km不同高度进行100次蒙特卡罗仿真. 着陆器每次依据校正后的初始位姿飞行下降递推30帧(递推30帧后可观测特征占特征集合 Ω 比约80%), 其中, 位置误差由欧式距离表示, 姿态误差由欧

拉轴角表示. 从实验结果可以看出, 着陆器距离天体质心越近, 递推优化算法精度越高, 且各高度下的三轴位置、姿态误差方差均很小.

图9表示着陆器从距离天体质心高度55 km以0.1 km步长, 仅依靠初始位姿及导航图像, 递推下降100帧的位置姿态误差. 随着递推次数的增加, 着陆器误差总体呈累积趋势, 位姿误差逐渐增大, X , Y , Z 三轴位置均误差分别约为13, 35, 27 m, 三轴姿态均误差小于 0.2° .

5.3 基于三维模型的着陆视觉导航

图10结合第3与4节方法, 对完整导航算法进行了仿真验证. 着陆器自距离天体质心高度45 km以0.1 km步长开始下降, 仅依靠初始位姿与图像连续不断完成200个序列运算, 关键帧触发条件为最大连续递推帧数, 阈值设以30. 实验结果表明, X 轴位置均误差约为17 m, Y 轴位置均误差约为21 m, Z 轴位置均误差约为7 m, 三轴姿态误差均值小于 0.1° ; 仅 Y 轴方向位置在第116帧时出现较大误差, 算法优化陷入了局部极小值. 图11表示着陆器真实下降轨迹与导航算法估计轨迹.

图12为传统常用视觉惯性组合导航位置估计误差结果. 其利用着陆器在轨阶段拍摄目标图像作为参考地图, 通过导航相机在着陆段跟踪识别其特征并作为观测量, 与惯性元件进行EKF滤波融合, 估计着陆器位姿. 考虑到着陆器姿态可以由星敏感器测算, 这里仅对其位置误差与基于天体三维模型的视觉导航结果

图 7 (网络版彩图)关键帧特征匹配点对(右为参考图像)

Figure 7 (Color online) Matched features of the keyframe (reference image on the right).

图 8 (网络版彩图)不同高度下递推导航蒙特卡罗仿真结果. (a) 位置误差; (b) 姿态误差

Figure 8 (Color online) Monte Carlo simulation of sequential navigation at different heights. (a) Position error; (b) attitude error.

图 9 (网络版彩图) 55 km高度下递推导航误差. (a) 位置误差; (b) 姿态误差

Figure 9 (Color online) Error of sequential navigation at 55 km height. (a) Position error; (b) attitude error.

图 10 (网络版彩图)基于天体三维模型的视觉导航算法误差. (a) 位置误差; (b) 姿态误差

Figure 10 (Color online) Error of visual navigation approach based on 3D model of small body. (a) Position error; (b) attitude error.

图 11 (网络版彩图)着陆器在天体固连系下飞行轨迹. (a) 下降轨迹; (b) XOY面内飞行轨迹

Figure 11 (Color online) Descent trace of lander in celestial body fixed coordinate frame. (a) Descent trace; (b) trace in XOY plane.

图 12 (网络版彩图) EKF位置估计误差

Figure 12 (Color online) Estimated position error of EKF.

对比分析. 着陆器下降轨迹与图11中真实轨迹相同, 且着陆器三轴初始误差亦均为2 km, 观测特征深度误差为 0.003ρ , 以0.1 km/s速度下降, 每秒更新一次. 由图12可知, 着陆器X, Y, Z三轴均误差分别约为31, 17, 59 m, 位置估计精度不如基于天体三维模型的视觉导航算

法, 且随着着陆器距离目标天体越近, 观测精度降低, 将进一步影响滤波器的估计精度.

6 结论

针对着陆器下降段, 本文提出的基于天体三维模型的视觉导航方法, 依靠基于图像灰度的配准优化方法递推估计着陆器位姿, 仅对部分关键位置图像匹配已知路标, 修正递推累积误差, 持续提供了高精度导航能力. 根据仿真实验结果可知, 导航算法仅依靠图像信息能够满足长时间工作要求, 且在距离天体质心数十公里高度, X轴位置均误差约为17 m, Y轴位置均误差约为21 m, Z轴位置均误差约为7 m, 三轴姿态精度小于 0.2° . 相较于传统利用在轨图像作参考地图的视觉惯性导航方法, 基于天体三维模型的视觉导航算法估计精度更高, 并解决了下降着陆期间图像尺度变化大的问题. 而且, 从相对误差角度分析, 算法有效地抑制估计误差发散, 在相应高度下具备高精度的导航性能, 满足着陆下降段需求.

参考文献

- Acikmese B, Ploen S R. Convex programming approach to powered descent guidance for Mars landing. *J Guidance Control Dyn*, 2007, 30: 1353–1366
- Braun R D, Manning R M. Mars exploration entry, descent, and landing challenges. *J Spacecraft Rockets*, 2007, 44: 310–323
- Bodineau G, Boléat C, Flandin G, et al. Vision navigation for european landers and the Npal project. *IFAC Proc Volumes*, 2007, 40: 395–400
- Steffes S R, Barton G. Deep space autonomous navigation options for future missions. AIAA Paper, 2017, AIAA 2017-5369
- Johnson A, Matthies L, Sanmartin A. Machine vision for autonomous small body navigation. In: *Proceedings of the 2000 IEEE Aerospace*

- Conference. Big Sky, 2000
- 6 Mourikis A I, Trawny N, Roumeliotis S I, et al. Vision-aided inertial navigation for spacecraft entry, descent, and landing. [IEEE Trans Robot](#), 2009, 25: 264–280
 - 7 Kubota T, Hashimoto T, Kawaguchi J, et al. Navigation, guidance and control of asteroid sample return spacecraft: MUSES-C. *Nec Res Develop*, 2001, 425: 511
 - 8 de Santayana R P, Lauer M. Optical measurements for rosetta navigation near the comet. In: *Proceedings of the 25th International Symposium on Space Flight Dynamics (ISSFD)*. Munich, 2015
 - 9 Janschek K, Tchernykh V, Beck M. Performance analysis for visual planetary landing navigation using optical flow and DEM matching. In: *Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference*. Keystone Colorado: AIAA, 2006
 - 10 Gaskell R W. Automated landmark identification for spacecraft navigation. *Adv Astronaut Sci*, 2001, 109: 1749–1756
 - 11 Accomazzo A, Ferri P, Lodi S, et al. Rosetta operations at the comet. [Acta Astronaut](#), 2015, 115: 434–441
 - 12 Tsai D M, Lin C T. Fast normalized cross correlation for defect detection. [Pattern Recogn Lett](#), 2003, 24: 2625–2631
 - 13 Scaramuzza D, Fraundorfer F. Visual odometry, Part I: The first 30 years and fundamentals [tutorial]. *IEEE Robot Automat Magaz*, doi: 10.1109/MRA.2011.943233
 - 14 Irani M, Anandan P. About direct methods. In: *Proceedings of the International Workshop on Vision Algorithms*. Corfu, 1999. 267–277
 - 15 Baker S, Matthews I. Lucas-Kanade 20 years on: A unifying framework. [Int J Comput Vision](#), 2004, 56: 221–255
 - 16 Lovegrove S, Davison A J, Ibanez-Guzman J. Accurate visual odometry from a rear parking camera. In: *Proceedings of the Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE, 2011
 - 17 Madsen K, Nielsen H B, Tingleff O. *Methods for Non-Linear Least Squares Problems*. Lecture Note. Informatics and Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, 2004
 - 18 Gaskell R W. Gaskell Eros Shape Model V1.0. NEAR-A-MSI-5-EROSHAPE-V1.0. NASA Planetary Data System, 2008

A visual navigation algorithm for landing based on 3D model of small body

TIAN Yang¹, YANG WenHao^{1*} & HUANG XiangYu²

¹ *School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;*

² *Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100094, China*

A visual navigation algorithm for landing based on 3D model of small body is proposed to address the requirements of precise landing in deep space. This approach generates reference image and calculates depth of pixels online according to the guess of lander state as well as 3D model of small body, and estimates lander pose relative to the final landing area through matching landmarks of reference image and realistic image collected from navigation camera. Then, we estimate motion of lander with sequential images by aligning pixel intensity of images between two matching events, to achieve accurate navigation for lander. The approach addresses the challenge of large different scale when lander descends from hundreds of thousands meters to meters, which results in higher landmark match rate and more precise motion estimation. In addition, pixel intensity alignment adopts global constraint of gray image, optimizing the translation and rotation between two images until the residual of intensity is minimized, which is able to overcome local minimum problem of motion estimation and improve the robustness, stability of algorithm. Finally, the simulation results show that this visual navigation method performs well and could attain requirements of high precision landing in deep space probe.

deep space landing, 3D model, visual navigation, pixel intensity alignment, landmark matching

PACS: 46.30.Va, 95.55.Pe, 96.25.-f

doi: [10.1360/SSPMA-2020-0430](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2020-0430)