

火星精确着陆智能融合自主导航方法

高锡珍^{1,2}, 黄翔宇^{1,2}, 徐超^{1,2}

(1. 北京控制工程研究所, 北京 100094; 2. 空间智能控制技术全国重点实验室, 北京 100094)

摘要: 针对未知环境下难以进行绝对光学导航定位的问题, 提出了火星精确着陆智能融合自主导航方法。考虑地外环境纹理相似度高、图像间视角尺度变换带来的特征无法检测和识别效率低的困难, 构建无监督单应网络估计探测器帧间运动。结合惯性测量信息建立探测器状态递推模型, 通过无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)利用所建立的测量模型和状态递推模型实现探测器位置、速度和姿态实时估计, 仿真结果验证了无需特征检测与匹配, 利用视觉惯性测量信息融合导航的有效性。

关键词: 火星着陆; 智能导航; 多源融合; 无监督学习; 深度神经网络

中图分类号: V488.2

文献标识码: A

文章编号: 2096-9287(2024)01-0024-07

DOI: 10.15982/j.issn.2096-9287.2024.20230041

引用格式: 高锡珍, 黄翔宇, 徐超. 火星精确着陆智能融合自主导航方法[J]. 深空探测学报(中英文), 2024, 11(1): 24-30.

Reference format: GAO X Z, HUANG X Y, XU C. Intelligent fusion autonomous navigation method for Mars precise landing[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2024, 11(1): 24-30.

引言

着陆探测及采样返回是未来深空探测的主要发展方向。为了获得更有价值的科学数据, 未来希望探测器具备在复杂地形区域中定点着陆的能力^[1]。

光学相机是未来行星着陆探测任务中最主要的导航敏感器之一^[2-3]。美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)将其应用到Mars2020任务的着陆器设计中, 用于安全着陆点选择和地形相对导航^[4], 使得“毅力号”(Perseverance)相对于预设着陆区域的定位精度达到40 m^[5]。“火星探测漫游者”(Mars Exploration Rover, MER)任务中利用下降图像运动估计系统(Decent Image Motion Estimation System, DIMES)取代多普勒雷达估计探测器相对星表的水平速度, 该方法并没有获得探测器绝对位置信息^[6]。针对“近地小行星交会”(Near Earth Asteroid Rendezvous-shoemaker, NEAR)任务中近轨道操作自主导航需要, Cheng等^[7-9]发展了跟踪小行星表面弹坑的自主导航方案, 采用基于特征自动检测、图像配准和特征跟踪的光学导航方式来确定探测器与目标天体之间的相对位置和姿态, 基于此提出了利用已知位置陨石坑的火星着陆纯视觉导航方法。但是, 它

需要在每幅图像中同时检测至少3个位置已知的特征, 且只能获得成像时刻的探测器位姿, 在无丰富陨石坑场景下应用受限。上述纯视觉导航方法仅利用图像测量信息直接解算探测器状态, 不依赖动力学模型, 简单可靠, 适用于航天器交会对接及弱引力天体着陆过程, 无法直接应用于大天体着陆过程。同时, 纯视觉导航方法无法直接获得探测器的速度信息。

光学相机获取的着陆区域图像测量信息不仅可以几何关系直接解算探测器运动状态, 还可以用于视觉辅助其它敏感器进行组合导航。Johnson等^[10-11]对融合惯性测量与陆标视线测量的导航方法进行了研究, 通过提取已知位置的陆标特征点, 结合惯性测量单元的测量信息, 运用滤波计算得到探测器的最优运动估计。通过融合位置已知陆标的图像信息和其它敏感器测量信息可以实现探测器状态精确估计, 但当无先验地图条件下, 导航陆标的绝对位置信息未知, 上述导航方法将不再适用。

上述行星着陆光学导航方案中首先利用图像算法检测星表地形中的特征设计观测模型, 实现精确导航。然而, 探测器采集图像过程中, 拍摄条件(如高度、视角等)动态变化会导致同一陆标图像产生尺度及形状变化。同时, 地外环境纹理相似度高, 星表形

貌特征复杂多样, 采用传统方法进行特征检测识别存在不充分和不准确的问题。随着人工智能的发展, 基于深度学习的地外探测特征识别与环境感知方法逐渐引起了科研人员的重视^[12]。考虑到地外探测任务中数据集匮乏, 有必要设计一种快速有效的陆标检测方法, 在不依赖大量真实空间样本条件下, 解决弱纹理环境下序列图像间视角尺度变换带来的特征无法检测和识别效率低的困难, 实现未知星表形貌环境火星着陆绝对导航定位, 保证探测器精确安全探测。

本文采用无监督学习构建序列图像间的仿射变量, 解决弱纹理环境下序列图像间视角尺度变换带来的特征无法检测和识别效率低的困难, 实现无监督单应信息估计。在此基础上, 利用着陆面上未知陆标特征在连续两幅下降图像中的观测信息及探测器估计状态建立未知陆标特征测量模型, 结合惯性测量信息建立的探测器状态递推模型, 通过无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF) 利用所建立的未知陆标测量模型和状态递推模型实现探测器状态实时估计。

1 无监督单应学习

由于运动体的抖动、场景照明变化、图像纹理弱、像素模糊等问题的存在, 几何算法的稳定性不足。深度学习技术在处理图像理解任务时表现出强大的特征抽象和表达能力, 能够直接从图像数据中学习相机位姿的表征方式。考虑在地外探测任务中数据集匮乏, 本节采用无监督学习构建序列图像间的仿射变量, 实现无监督单应信息估计。

1.1 3D场景几何约束

为了描述探测器在着陆过程中的位置、速度和姿态以及其与行星表面导航特征之间的相对几何关系, 并定义探测器在相关参考系中的运动方程, 首先引入相关坐标系: 着陆点固连坐标系、探测器本体坐标系和导航相机本体坐标系, 详细定义见文献^[13]。单应性矩阵描述的是同一物体在不同的视角下拍摄的两幅图像之间的关系。假设在探测器运动过程中任意两个位置 C_1 和 C_2 的两个序列图像中观测到同一个特征点 $p = [x, y, z]^T$ 。探测器由位置 C_1 运动至 C_2 处, 特征点 p 在探测器本体系下不同位置间的相对几何关系由式 (1) 描述。

$$p_{c_2} = H p_{c_1} \quad (1)$$

其中, H 表示单应矩阵, 满足

$$H = (R_{c_2}^{c_1} + t_{c_2}^{c_1} n_{c_1})^T / d_{c_1} \quad (2)$$

其中: $t_{c_2}^{c_1}$ 表示位置 C_2 处探测器本体下相对位置; 矩阵

$R_{c_2}^{c_1}$ 为位置 C_1 处到位置 C_2 处探测器本体系转换的方向余弦阵, 表示不同位置探测器间的相对姿态; n_{c_1} 表示特征所在平面在探测器本体系下的单位法向量; d_{c_1} 表示特征所在平面距离探测器本体系原点 O_{c_1} 的垂直距离。

导航相机模型采用小孔成像模型。相应地, 探测器由位置 C_1 运动至 C_2 处, 特征点 p 在图像坐标系下探测器不同位置间的相对几何关系由式 (3) 描述。

$$u_{c_2} = \rho H u_{c_1} \quad (3)$$

其中: ρ 表示非零常数; u_{c_1} 和 u_{c_2} 分别表示探测器运动过程中在位置 C_1 和 C_2 的两个序列图像中观测特征点 p 对应的像点。

1.2 无监督单应估计

在3D场景几何约束基础上, 通过构建无监督学习框架实现单应估计, 无监督单应估计如图1所示。无监督学习框架的单应估计模型以序列图像作为输入, 通过网络提取特征, 预测对应的序列图像间的位姿变换矩阵, 且无需深度图和相机运动矩阵的真实值, 通过视角之间的转换完成对网络的监督^[14]。

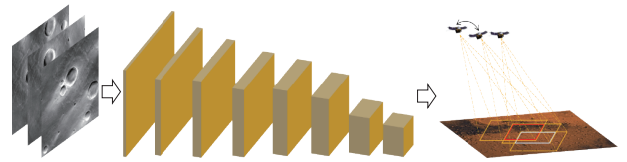


图1 无监督单应估计

Fig. 1 Unsupervised homography estimation

1.2.1 网络结构

单应估计网络是为了得到输入图像的帧间相对位姿信息, 是一个纯卷积网络结构。输入是经过拼接之后的连续5帧RGB图像, 在满足平面性假设条件下, 输出是一个 4×9 的矩阵。其中, 矩阵的第1~4行依次对应第3帧图像相对于第1帧、第2帧、第4帧和第5帧图像的单应变换矩阵参数。

单应网络的卷积层共分为8层, 单应网络在浅层使用较大且较少的卷积核, 在深层采用较小和较多的卷积核。每层卷积步长为2, 除前2层卷积核大小设为7和5外, 其余所有层卷积核大小均为3, 前7层卷积通道数依次为16、32、64、128、256、256、256, 然后通过一个36通道的 1×1 卷积层输出单应变换, 最后经过Reshape变换, 输出大小为 4×9 的矩阵。单应网络的激活函数除最后输出层外均采用ReLU函数, 其不仅能够防止反向传播过程中的梯度丢失问题, 同时可在一定程度上筛选特征, 减少网络参数。单应网络参数如表1所示。

表 1 单应网络参数

Table 1 Homography network parameters

序号	卷积核个数	卷积核大小	步长
1	16	7 × 7	2
2	32	5 × 5	2
3	64	3 × 3	2
4	128	3 × 3	2
5	256	3 × 3	2
6	256	3 × 3	2
7	256	3 × 3	2
8	18	1 × 1	1

1.2.2 损失函数

单应估计网络训练的损失函数是帧间对应点像素值之差的一范数。给定一个场景的输入图片，合成该场景在另一个相机姿态下的新的视角。重构图像和目标图像像素值之差的一范数 L_{vs} 可以表示为

$$L_{vs} = \sum_s \sum_u |I_t(\mathbf{u}) - \hat{I}_s(\mathbf{u})| \quad (4)$$

其中： \mathbf{u} 表示图像点齐次坐标； I_t 表示目标图像； \hat{I}_s 表示根据源图像 I_s 利用网络预测的仿射变换矩阵合成的目标视点上的影像。

在整个位姿估计中，为衡量位姿估计值的准确性，首先基于图像和相机姿态进行图像合成。基于1.1节描述的不同的视角下拍摄的两幅图像之间的关系，经过像素的抽取合成不同视点的图像。设 \mathbf{u}_s 和

\mathbf{u}_t 分别表示源图像和目标图像中的齐次坐标，由式(3)可以得到由源图像合成的目标图像的变换关系为

$$\mathbf{u}_t \sim H\mathbf{u}_s \quad (5)$$

根据式(5)得到的坐标位置 \mathbf{u}_s 是一个连续值，即不总是整数。为了实现真正的像素采样，其在目标图像中的像素值可通过双线性差值完成。

2 融合导航

在行星着陆过程中，假设探测器仅利用单目相机和惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)作为导航敏感器进行状态估计。本文所提出的融合导航方法利用光学相机获取着陆区域序列图像，采用无监督学习构建序列图像间的仿射变量，通过网络提取特征，预测对应的序列图像间的位姿变换矩阵。基于式(3)利用两幅图像中未知特征的测量值和两幅图像成像时刻的探测器位置和姿态估计值建立观测模型。考虑到相机敏感器获取图像中陆标特征测量值存在时间间隔，在两观测时刻之间，利用惯性敏感器测量值结合动力学方程进行积分递推估计探测器状态。然后利用无迹卡尔曼滤波方法估计探测器的状态，包括位置、姿态、速度和IMU偏差。本节将从导航估计的3个方面状态方程、观测方程以及导航滤波器介绍智能融合导航方案。智能融合导航方案流程如图2所示。

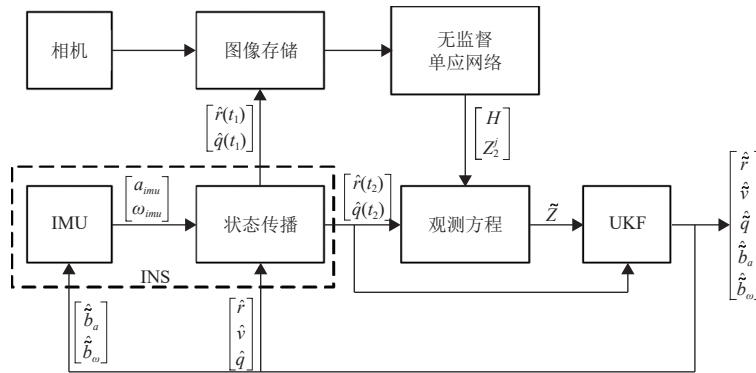


图 2 智能融合导航流程

Fig. 2 Intelligent integrated navigation process

2.1 着陆惯导递推模型

不失一般性，假设探测器本体坐标系与导航相机坐标系重合，即光学导航相机与探测器的安装矩阵为单位阵。运动模型中的状态 \mathbf{x} 包括探测器位置 ${}^L\mathbf{r}$ 和速度 ${}^L\mathbf{v}$ ，其都在着陆点坐标系中描述，以及描述着陆点坐标系到本体系旋转的姿态四元数 ${}^B\mathbf{q}$ 。则结合IMU测量信息建立探测器着陆运动方程为^[10-11]

$$\begin{cases} {}^L\dot{\mathbf{r}} = {}^L\mathbf{v} \\ {}^L\dot{\mathbf{v}} = (C_L^B(\mathbf{q}))^T (\mathbf{a}_{imu} - \mathbf{b}_a - \mathbf{n}_a) - 2[\boldsymbol{\omega}_L \times] {}^L\mathbf{v} - [\boldsymbol{\omega}_L \times] {}^{2L}\mathbf{r} \dots + {}^L\mathbf{g} + \mathbf{n}_g \\ {}^B\dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}_{imu} - \mathbf{b}_\omega - C_L^B(\mathbf{q})\boldsymbol{\omega}_L - \mathbf{n}_\omega) {}^B\mathbf{q} \end{cases} \quad (6)$$

其中： $C_L^B(\mathbf{q})$ 表示着陆点坐标系到探测器本体坐标系的转换矩阵； $\boldsymbol{\omega}_L$ 表示着陆点坐标下目标天体转动角速

度; ${}^L\mathbf{g}$ 表示着陆点坐标系下的引力加速度; \mathbf{n}_g 表示引力加速度扰动。反对称矩阵 $[\cdot\times]$ 和 $\mathbf{Q}(\cdot)$ 的描述如式(7)所示。

$$[\omega\times] = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Q}(\omega) = \begin{bmatrix} -[\omega\times] & \omega \\ -\omega^T & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中: ω_x 、 ω_y 和 ω_z 表示角速度矢量 ω 中的分量。此外, \mathbf{a}_{imu} 和 ω_{imu} 表示探测器的加速度和角速度, 其将在IMU模型中详细说明。

由于着陆点坐标系固连在行星表面, 考虑行星自转 ω_L 影响, IMU中加速度计和陀螺仪中的加速度 \mathbf{a}_{imu} 和角速度 ω_{imu} 观测模型如式(8)所示。

$$\begin{cases} \mathbf{a}_{imu} = \mathbf{C}(\mathbf{q})({}^L\mathbf{a} - {}^L\mathbf{g} + 2[\omega_L\times]{}^L\mathbf{v} + [\omega_L\times]^2{}^L\mathbf{r}) + \mathbf{b}_a + \mathbf{n}_a \\ \omega_{imu} = {}^B\omega + \mathbf{C}(\mathbf{q})\omega_L + \mathbf{b}_\omega + \mathbf{n}_\omega \end{cases} \quad (8)$$

其中: \mathbf{q} 为姿态四元数 ${}^B\mathbf{q}$ 的简写形式; ${}^L\mathbf{a}$ 表示除引力外作用于探测器上的合力产生的加速度; ${}^B\omega$ 表示探测器本体坐标系下探测器相对着陆点坐标系的转动角速度; \mathbf{b}_a 和 \mathbf{b}_ω 分别表示加速度计和陀螺仪零偏; \mathbf{n}_{wa} 和 $\mathbf{n}_{w\omega}$ 分别表示加速度计和陀螺仪测量噪声, 假设为高斯白噪声。定义 \mathbf{b}_a 和 \mathbf{b}_ω 为高斯白噪声的积分, 如式(9)所示。

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{b}}_a = \mathbf{n}_{wa} \\ \dot{\mathbf{b}}_\omega = \mathbf{n}_{w\omega} \end{cases} \quad (9)$$

其中, \mathbf{n}_{wa} 和 $\mathbf{n}_{w\omega}$ 分别为加速度计和陀螺仪偏差噪声。每当接收到一个新的IMU观测值, 探测器根据运动模型进行一次状态递推。因此, IMU观测值和漂移偏差均被视为状态变量, 而不是观测值, 同样地, 加速度计和陀螺观测噪声则被当作是状态噪声, 进行探测器导航。

2.2 状态及观测方程

利用惯性敏感器测量值结合动力学进行积分虽然提高了动力学的鲁棒性, 但同时引入了惯导误差。为此, 将加速度计和陀螺仪零偏 \mathbf{b}_a 和 \mathbf{b}_ω 引入系统状态中进行估计, 基于运动模型式(6), 定义导航系统状态向量为

$$\mathbf{x}_E = [{}^L\mathbf{r}^T \quad {}^L\mathbf{v}^T \quad \mathbf{q}^T \quad \mathbf{b}_a^T \quad \mathbf{b}_\omega^T]^T \quad (10)$$

此外, 由于观测模型不仅其包括当前成像时刻着陆点坐标系下探测器位置和姿态, 还包括前一成像时刻探测器位置 ${}^L\mathbf{r}_C$ 和姿态 \mathbf{q}_C , 因此导航系统状态向量中还应包探测器位置 ${}^L\mathbf{r}_C$ 和姿态 \mathbf{q}_C , 其不随时间变化而更

新。导航系统增广状态向量如式(11)所示

$$\mathbf{x} = [\mathbf{x}_E^T \quad {}^L\mathbf{r}_C^T \quad \mathbf{q}_C^T]^T \quad (11)$$

每当探测器获取一幅新图像时, 状态向量 \mathbf{x} 按式(12)进行更新, 然后用于导航滤波。

$$\mathbf{x} \leftarrow \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{16} \\ \mathbf{N} \end{bmatrix} \mathbf{x}_E \quad (12)$$

其中: \mathbf{I}_{16} 表示 16×16 的单位矩阵; 矩阵 \mathbf{N} 满足

$$\mathbf{N} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 6} \\ \mathbf{0}_{4 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 3} & \mathbf{I}_4 & \mathbf{0}_{4 \times 6} \end{bmatrix} \quad (13)$$

则系统状态方程为

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} {}^L\dot{\mathbf{r}} \\ {}^L\dot{\mathbf{v}} \\ \dot{\mathbf{q}} \\ \dot{\mathbf{b}}_a \\ \dot{\mathbf{b}}_\omega \\ {}^L\dot{\mathbf{r}}_C \\ \dot{\mathbf{q}}_C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} {}^L\mathbf{v} \\ (\mathbf{C}({}^B\mathbf{q}))(\mathbf{a}_{imu} - \mathbf{b}_a - \mathbf{n}_a) + {}^L\mathbf{g} \\ \frac{1}{2}\mathbf{Q}(\omega_{imu} - \mathbf{b}_\omega - \mathbf{n}_\omega)\mathbf{q} \\ \mathbf{n}_{wa} \\ \mathbf{n}_{w\omega} \\ \mathbf{0}_{3 \times 1} \\ \mathbf{0}_{4 \times 1} \end{bmatrix} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{w} \quad (14)$$

其中, \mathbf{w} 表示状态噪声。

结合式(3), 利用状态估计值建立导航系统测量方程为

$$\mathbf{z}_{i+1}^j = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{i+1}) + \mathbf{v}_{i+1}^j \quad (15)$$

其中: \mathbf{v}_{i+1}^j 表示测量噪声, 由测量噪声 \mathbf{n}_{i+1}^j 和 \mathbf{n}_i^j 组成, 设其为互不相关的高斯白噪声, 均值是零, 协方差是 \mathbf{R}^n 。协方差 \mathbf{R}^n 满足

$$\mathbf{R}_{i+1}^j = \mathbf{E}\{\mathbf{v}_{i+1}^j(\mathbf{v}_{i+1}^j)^T\} \quad (16)$$

自主导航方案中状态方程与观测方程都呈非线性, 且当观测量不足时, 无法直接通过观测量求解状态量, 接下来通过非线性滤波方法对探测器状态进行估计。

3 仿真验证

本节首先采用“火星全球勘测者”(Mars Global Surveyor, MGS)在绕火星飞行时利用火星轨道相机(Mars Orbiter Camera, MOC)所拍摄的火星表面图像进行无监督单应估计精度分析。该相机获取的图像分辨率较高, 覆盖范围广, 包含的形貌特征多样, 能够反映星表图像的特点。

训练过程中, 使用KITTI数据集^[15]采用Tensorflow架构进行训练, λ_s 设为 $0.5/l$, 其中 l 表示下采样因子, 同时 $\lambda_e = 0.2$; 训练过程中每层网络都使用Batch

Normalization, 优化器使用Adam, $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, 学习率为0.002, mini-batch的大小为4, 训练迭代次数2 000 K, 学习训练曲线如图3所示。

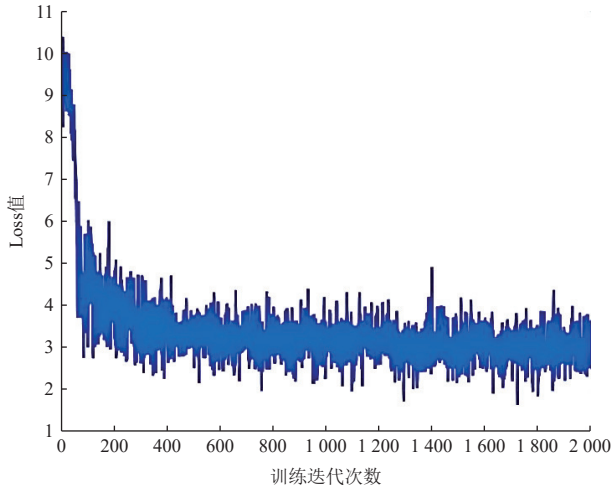


图3 学习训练曲线
Fig. 3 Learning training curve

输入图像如图4所示, 利用训练好的单应估计模型, 得到图4序列图像间的单应估计信息如表2所示。为验证单应估计结果的准确性, 以图5为基准图像, 利用图5和图6(a)间的单应估计结果, 对图6(a)进行重构, 重构结果如图6(b)所示。通过对原图像图6(a)和重构图像图6(b)进行对比分析可得, 所设计的单应估计网络可以有效估计出序列图像间的几何变换信息, 且无需深度图和相机运动矩阵的真实值, 仅通过视角之间的转换完成对网络的监督, 具有自学习的能力。



图4 网络输入序列图像
Fig. 4 Network input sequence image

表2 单应矩阵估计结果

Table 2 Homography matrix estimation results

图像间关系	单应矩阵估计结果
3-1	[-81.575 157 -1.152 049 -28.630 775 0.300 403 -81.069 679 -5.755 335 0.001 036 -0.048 369 -82.878 807]
3-2	[77.474 785 0.695 757 10.616 104 -0.143 610 77.070 206 2.872 682 0.001 124 0.028 891 77.852 150]
3-4	[-82.591 286 0.861 200 12.479 331 0.019 124 -82.829 102 4.008 214 0.014 677 0.013 000 -82.175 056]
3-5	[-78.681 618 1.277 550 22.862 934 0.113 964 -79.071 251 5.340 010 0.002 373 0.022 144 -78.139 465]

在无监督单应估计基础上, 为了验证本文所提出的火星精确着陆智能融合自主导航方法的准确性和有效性, 以火星着陆探测为背景进行数学模拟仿真验证。

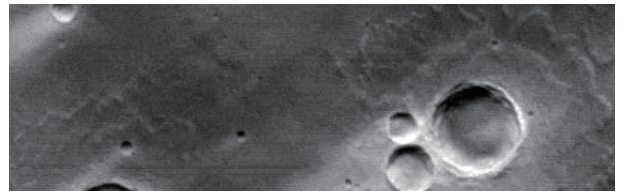
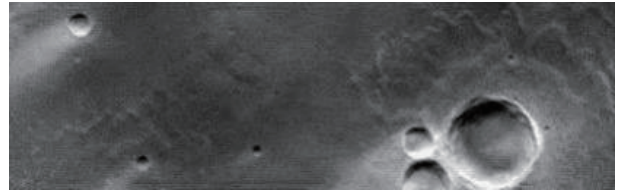
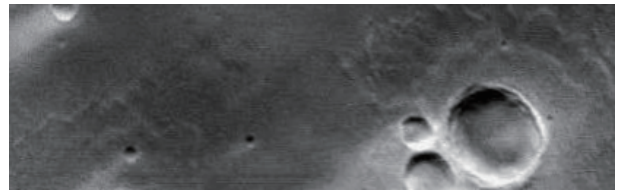


图5 前一帧图像
Fig. 5 Previous frame



(a) 当前帧图像



(b) 基于利用单应矩阵估计的当前帧拟合图像

图6 序列图像重构结果

Fig. 6 Sequence image reconstruction results

由于“好奇号”(Curiosity)着陆过程中探测器隔热罩分离高度为8 km左右, 仿真中假设探测器初始位置为5 km, 到达着陆点上方100 m处时仿真结束, 着陆持续时间为120 s。IMU采用LN-200型号测量探测器惯性信息, 采样频率为50 HZ。考虑到星载机图像处理能力, 导航相机以1帧/s的频率采集着陆区域图像, 每获得2幅图像滤波器进行一次测量更新。相机参数与图像处理精度如表3所示。

表3 相机参数和图像处理精度

Table 3 Camera parameters and image processing accuracy

参数类型	参数值
视场角/(°)	45
焦距/mm	14.6
分辨率/pixel	1 024 × 1 024
特征点噪声/pixel	1

此外, 探测器在着陆点坐标系下的初始状态如表4所示, 其位置各方向初始误差为500 m, 速度各方向初始误差为1 m/s, 姿态各方向初始误差为1°。

在上述仿真条件下, 探测器三轴位置估计误差、速度估计误差、姿态角估计误差以及各自对应的来自误差协方差的3 σ 标准差如图7所示。

仿真结果表明, 探测状态估计误差除水平位置和偏航角基本保持不变外, 其余状态估计误差和对应的3 σ 标准差均随时间收敛。水平位置和偏航角估计误差

表 4 探测器初始状态参数
Table 4 Lander initial parameters

初始状态	标称值
r_0/m	$[1\ 500\ 1\ 070\ 5\ 400]^T$
$v_0/(m\cdot s^{-1})$	$[-36\ -16\ -101.7]^T$
q_0	$[0.994\ 0.061\ 0.069\ 0.061]^T$
$b_a/(m\cdot s^{-2})$	$[3\times 10^{-3}\ 3\times 10^{-3}\ 3\times 10^{-3}]^T$
$b_\omega/(rad\cdot s)$	$[4.8\times 10^{-6}\ 4.8\times 10^{-6}\ 4.8\times 10^{-6}]^T$

不随时间收敛, 这是由于在无基准地图条件下仅利用序列图像探测器水平位置和偏航角不可观。为进一步提高导航精度, 可通过融合多源测量信息或基准地图, 保证系统可观。但是, 在无需复杂图像处理前提下, 导航过程中利用无监督单应估计信息修正IMU偏差, 使得水平位置和偏航角估计误差保持在初始水平。

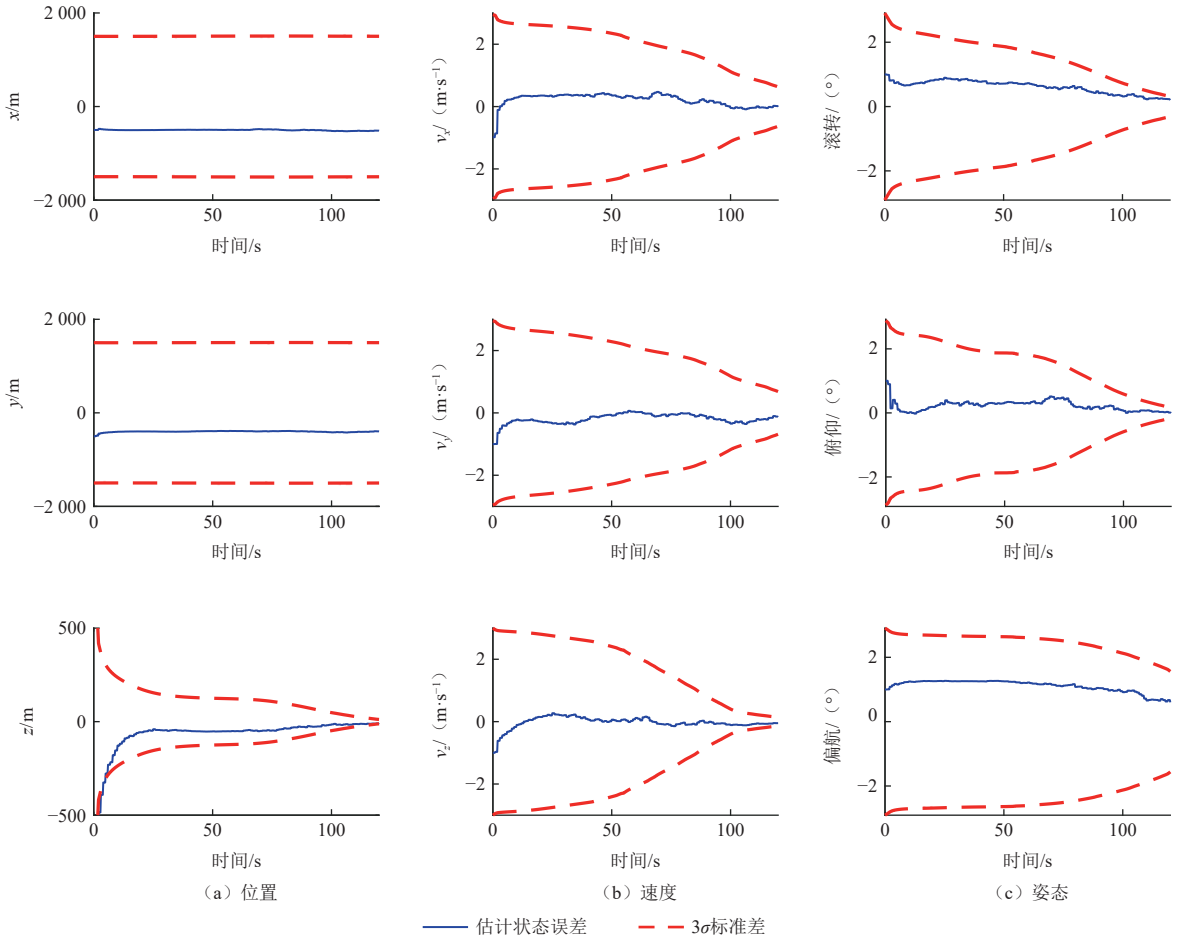


图 7 探测器状态估计误差及3σ标准差
Fig. 7 Lander state estimation error and 3σ standard deviation

4 结 论

针对着陆环境未知难以进行绝对导航定位问题, 提出了火星精确着陆智能融合自主导航方法。利用构建无监督单应网络估计探测器帧间运动, 解决弱纹理环境下序列图像间视角尺度变换带来的特征无法检测和识别效率低的困难。同时将IMU测量误差引入扩展状态估计模型实时估计修正, 实现了无需先验图像处理前提下进行光学导航的可能, 提高了未知环境下探测器自主智能导航精度与可靠性。

参 考 文 献

- [1] 崔平远, 高锡珍, 朱圣英, 等. 行星着陆复杂地貌特征匹配与自主导航研究进展[J]. 宇航学报, 2022, 43(6): 713-722.
CUI P Y, GAO X Z, ZHU S Y, et al. Progress in complex topography feature matching and autonomous navigation for planetary landing[J]. Journal of Astronautics, 2022, 43(6): 713-722.
- [2] LIGHTSEY G E, CHRISTIAN J A. Onboard image-processing algorithm for a spacecraft optical navigation sensor system[J]. Canadian Journal of Occupational Therapy, 2013, 78(1): 37-44.
- [3] DU S, WANG M, CHEN X, et al. A high-accuracy extraction algorithm of planet centroid image in deep-space autonomous optical

- navigation[J]. *The Journal of Navigation*, 2016, 69(4): 828-844.
- [4] JOHNSON A, CHENG Y, MONTGOMERY J. Real-time terrain relative navigation test results from a relevant environment for Mars landing[C]// Proceedings of AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. Kissimmee, Florida: AIAA, 2015.
- [5] NASA. New technologies for Mars exploration. [EB/OL]. (2020-10-04)[2023-04-01]. <https://mars.nasa.gov/mars2020/mission/technology/>.
- [6] CHENG Y, GOGUEN J, JOHNSON A, et al. The Mars exploration rovers descent image motion estimation system[J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2004, 19(3): 13-21.
- [7] CHENG Y, MILLER, J K. Autonomous landmark based spacecraft navigation system[C]//Proceedings of AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference. Ponce, Puerto Rico: AIAA, 2003.
- [8] CHENG Y, ANSAR A. Landmark based position estimation for pinpoint landing on Mars[C]//Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Barcelona, Spain: IEEE, 2005: 4470-4475.
- [9] CHENG Y, ANSAR A. A landmark based pinpoint landing simulator[C]//Proceedings of 7th International Symposium on Artificial Automation and Robotics in Space. Nara, Japan: [s. n.], 2003.
- [10] JOHNSON A, MATTHIES L, TRAWNY M, et al. A general approach to terrain relative navigation for planetary landing[C]//Proceedings of AIAA Aerospace Conference. [S. l.]: AIAA, 2007: 1498-1506.
- [11] MOURIKIS A, TRAWNY N, ROUMELIOTS S, et al. Vision-aided inertial navigation for spacecraft entry, descent, and landing[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, 25(2): 264-280.
- [12] 高锡珍, 汤亮, 黄煌. 深度强化学习技术在地外探测自主操控中的应用与挑战[J]. *航空学报*, 2023, 44(6): 35-39.
- GAO X Z, TANG L, HUANG H. Application and challenges of deep reinforcement learning in autonomous manipulation for celestial bodies exploration[J]. *Acta Aeronauticae Astronautica Sinica*, 2023, 44(6): 35-39.
- [13] CUI P, GAO X, ZHU S, et al. Visual navigation based on curve matching for planetary landing in unknown environments[J]. *Acta Astronautica*, 2020, 170: 261-274.
- [14] ZHOU T, BROWN M, SNAVELY N, et al. Unsupervised learning of depth and ego-motion from video[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2017: 1851-1858.
- [15] GEIGER A, LENZ P, STILLER C, et al. Vision meets robotics: the kitti dataset[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2013, 32(11): 1231-1237.
- 作者简介:
高锡珍(1990-), 男, 博士, 工程师, 主要研究方向: 深空探测自主导航与控制。
 通信地址: 北京市5142信箱139分箱(100094)
 电话: (010)68744843
 E-mail: gaosnzen@gmail.com
黄翔宇(1976-), 男, 博士, 研究员, 主要研究方向: 航天器自主导航与控制。**本文通信作者**。
 通信地址: 北京市5142信箱139分箱(100094)
 电话: (010)68378543
 E-mail: huangxyhit@sina.com

Intelligent Fusion Autonomous Navigation Method for Mars Precise Landing

GAO Xizhen^{1,2}, HUANG Xiangyu^{1,2}, XU Chao^{1,2}

(1. Beijing Institute of Control Engineering, Beijing 100194, China;

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

Abstract: To overcome the difficulty of absolute optical navigation in unknown environments, an intelligent fusion autonomous navigation method for Mars precise landing was proposed. Considering the difficulties of the inability to detect features and the low efficiency of recognition brought by high texture similarity in the extraterrestrial environment and perspective scaling between images, an unsupervised homography network was constructed to estimate the inter frame motion of the lander. Based on the inertial measurement information, a recursive model of the lander state was established. Using the established measurement model and state recursive model, real-time estimation of the lander position, velocity, and attitude was achieved through UKF. The simulation results verify the effectiveness of the proposed method without the need of feature detection and matching.

Keywords: Mars landing; intelligent navigation; multi-source fusion; unsupervised learning; deep neural network

Highlights:

- Deep neural network is used to establish measurement model.
- Without the need of feature detection and matching, the intelligent fusion of visual navigation and inertial navigation is realized.
- The proposed navigation method to estimate the lander's absolute states without any prior knowledge of the environment.

[责任编辑: 宋宏, 英文审校: 宋利辉]