

DOI:10.16356/j.2097-6771.2026.03.004

## 几何约束与环境增强融合的月面视觉位姿估计方法

段韶华<sup>1,2</sup>, 张淳杰<sup>1,2</sup>, 蒋晓寒<sup>3,4</sup>, 张作宇<sup>3,4</sup>, 胡晓东<sup>3,4</sup>

(1. 北京交通大学计算机科学与技术学院信息科学研究所, 北京 100044; 2. 北京交通大学计算机科学与技术学院视觉智能交叉创新教育部国际合作联合实验室, 北京 100044; 3. 北京航天飞行控制中心, 北京 100094; 4. 航天飞行动力学技术重点实验室, 北京 100094)

**摘要:** 在月面采样任务中, 由于采样机械臂采用细长柔性构型, 其末端执行器的位姿呈现出较强的非线性特征与不确定性。为支撑快速、智能的采样作业, 该任务引入视觉位姿估计技术提供实时准确的决策依据。然而, 单目视觉固有的深度感知局限, 叠加月表极端光影变化所导致的图像退化, 对位姿估计的精度与稳健性构成了严峻挑战。针对上述问题, 本文提出了几何约束位姿估计网络(Geometrically constrained pose estimation network, GCP-Net), 该网络通过可微投影模块, 将重投影误差与轮廓代数误差构建为损失项, 建立图像语义与空间位姿间的一致性约束, 有效提升了深度估计精度。同时, 为模拟真实月表环境中极端遮挡与光照变化导致的图像退化, 本文在 GCP-Net 的基础上引入随机噪声注入与特征掩码增强策略, 提出增强型几何约束位姿估计网络(Enhanced geometrically constrained pose estimation network, EGCP-Net)。仿真实验表明, 该方法在部分特征缺失条件下仍表现出良好的稳健性。经嫦娥六号公开报道图像数据验证, 算法估计位姿的重投影结果与观测特征高度吻合, 证明了该方法在航天工程任务中的可靠性与可行性。

**关键词:** 视觉位姿估计; 月面采样; 单目视觉; 几何约束

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2026)03-0511-10

## Lunar Visual Pose Estimation Method Combining Geometric Constraints and Environmental Enhancement

DUAN Shaohua<sup>1,2</sup>, ZHANG Chunjie<sup>1,2</sup>, JIANG Xiaohan<sup>3,4</sup>, ZHANG Zuoyu<sup>3,4</sup>, HU Xiaodong<sup>3,4</sup>

(1. Institute of Information Science, School of Computer Science and Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. Visual Intelligence + X International Cooperation Joint Laboratory of MOE, School of Computer Science and Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 3. Beijing Aerospace Control Center, Beijing 100094, China; 4. Key Laboratory of Science and Technology on Aerospace Flight Dynamics, Beijing 100094, China)

**Abstract:** In lunar sampling missions, the slender and flexible configuration of the robotic arm results in significant nonlinear characteristics and uncertainty in the end-effector's pose. To support rapid and intelligent sampling operations, visual pose estimation technology is introduced to provide real-time and accurate decision-making support. However, the inherent depth perception limitations of monocular vision, compounded by image degradation caused by extreme lighting variations on the lunar surface, pose severe challenges to the accuracy and robustness of pose estimation. To address the aforementioned issues, this paper proposes the geometrically constrained pose estimation network (GCP-Net). By integrating a differentiable projection module, the network constructs the reprojection error and the contour algebraic error

**基金项目:** 国家自然科学基金(62476021); 中央高校基本科研业务费(2025JBZX062)。

**收稿日期:** 2026-03-24; **修订日期:** 2026-05-06

**通信作者:** 张淳杰, 男, 教授, 博士生导师, E-mail: cjzhang@bjtu.edu.cn。

**引用格式:** 段韶华, 张淳杰, 蒋晓寒, 等. 几何约束与环境增强融合的月面视觉位姿估计方法[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2026, 58(3): 511-520. DUAN Shaohua, ZHANG Chunjie, JIANG Xiaohan, et al. Lunar visual pose estimation method combining geometric constraints and environmental enhancement[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics(Natural Science Edition), 2026, 58(3): 511-520.

as additional loss terms, establishing a consistency constraint between image semantics and spatial pose, thereby effectively improving depth estimation accuracy. Simultaneously, to simulate image degradation caused by extreme occlusion and lighting changes in real lunar environments, this paper introduces stochastic noise injection and feature masking enhancement strategies based on GCP-Net, proposing an enhanced geometrically constrained pose estimation network (EGCP-Net). Simulation experiments demonstrate that the proposed method maintains good robustness even under conditions of partial feature loss. Validated by the publicly reported image data from Chang'e-6, the reprojection results of the pose estimated by the algorithm highly match the observed features, proving the reliability and feasibility of this method in aerospace engineering missions.

**Key words:** visual pose estimation; lunar sampling; monocular vision; geometric constraint

在执行月面采样返回任务中,受限于复杂月表环境下的测控弧段与通信带宽,表取采样窗口往往受到严格限制<sup>[1-2]</sup>。为确保工作过程安全,地面操作人员需要与月球上的采样设备协同工作<sup>[3]</sup>。表取采样任务采用序列化设计<sup>[4]</sup>,将采样、放样、抓罐及放罐等复杂操作交由地面辅助处置与决策<sup>[5]</sup>。其中,机械臂末端采样器定位是确保序列化指令精准执行及样品可靠封装的前提,位姿估计的精度与鲁棒性直接关系到采样任务的最终成败。由于采样机械臂采用细长柔性构型,感知存在不确定性<sup>[6]</sup>,因此视觉感知技术为地面遥操作提供了不可或缺的实时环境参考信息,是地面决策的依据。利用视觉辅助机械臂采样操作已有诸多成功先例。美国 NASA 的“凤凰号”<sup>[7]</sup>与“洞察号”<sup>[8]</sup>火星探测器均搭载了多路相机系统,通过视差测量、三角测量及单目视觉辅助,完成了火星样品采集与仪器安放任务。中国嫦娥五号、六号任务也通过全景相机、监视相机及臂载相机的多机联动,对触月圆盘、放样罐管口及特定靶标进行特征检测,实现了采样遥操作中的精确定位<sup>[9-11]</sup>。

针对机械臂末端的位姿估计,主流方法依赖易于识别的人工棋盘格靶标。该类方法使用直接最小二乘法(Direct least squares, DLS)<sup>[12]</sup>、高效透视  $n$  点法(Efficient perspective- $n$ -point, EPnP)<sup>[13]</sup>及不确定性感知透视  $n$  点法(Uncertainty-aware perspective- $n$ -point, UPnP)<sup>[14]</sup>等方法,通过最小化重投影误差,实现目标六自由度位姿的解算与优化。针对人工靶标单一特征鲁棒性不足的问题,刘传凯等<sup>[11,15]</sup>引入椭圆自然特征与人工靶标特征进行协同约束,并利用同尺度误差迭代优化算法,实现了多特征联合位姿估计。Yang 等<sup>[16]</sup>提出了一种基于边缘表征的二阶段位姿估计方法,通过预测边缘像素到关键点方向与距离构建 2D-3D 对应关系。Duan 等<sup>[17]</sup>使用目标的历史位姿对当前位姿进行估计并尝试补充不完整的特征信息。然而,在实际空间任务中,月面因缺乏大气散射而呈现出极端的高反差光照

特性,导致采样图像中深影与强镜面反射高光并存。这种严苛工况极易引起特征提取缺失,导致解算精度下降。

为了弥补传统解析算法复杂环境下鲁棒性差的缺陷,基于深度学习的感知框架展现出显著优势<sup>[18-22]</sup>。通过构建强大的非线性映射, PoseNet<sup>[23]</sup>开启了端到端位姿回归的先河,确立了直接从图像解算目标位姿的技术路径。在此基础上, SPN<sup>[24]</sup>将神经网络与高斯-牛顿物理约束相结合,进一步提高了位姿估计精度。之后,该方向进一步向更强泛化能力与更强表征能力演进。FoundationPose<sup>[25]</sup>从统一新物体位姿估计与跟踪的角度提升了方法的泛化能力, FoundPose<sup>[26]</sup>则通过引入基础模型特征构建 2D-3D 对应关系,增强了未见物体位姿估计的表征能力。然而,这类基于全局图像特征的方法在面对目标遮挡与截断时表现出显著的敏感性。为突破这一局限, PVNet<sup>[27]</sup>引入了像素级向量场机制,通过对特征点赋予动态权重并执行几何投票,显著提升了模型在复杂工况下的鲁棒性。在此基础上,研究者们开始探索更丰富的几何线索, Zhang 等<sup>[28]</sup>通过多任务学习框架,引导网络更加关注边缘,从而间接提升位姿估计的性能。CurvLoc<sup>[29]</sup>则引入表面曲率作为显式几何线索,进一步提升感知系统在极端工况下的鲁棒性。GenFlow<sup>[30]</sup>和  $S_2P_3$ <sup>[31]</sup>分别通过三维形状引导的可微迭代优化,以及结合可微渲染与物理约束的方式,进一步增强了复杂场景下的位姿预测精度与稳定性。针对月表目标纹理匮乏的挑战, SYHT<sup>[32]</sup>借助 Transformer 与仿真数据增强了对无纹理目标的感知能力,提高了月球岩石姿态估计精度。

虽然深度学习显著提升了视觉感知的非线性映射能力,但将其直接应用于月面采样任务,仍面临真实环境数据匮乏与采样器参数唯一性导致的样本稀缺问题,同时可能面临动态遮挡与光影突变成特征退化或缺失的严峻挑战。此外,本文并非面向通用红绿蓝(Red-green-blue, RGB)图像位姿

估计任务,而是针对由前端检测得到的靶标点与椭圆轮廓点构成的二维几何特征序列开展建模。为此,本文提出增强型几何约束位姿估计网络(Enhanced geometrically constrained pose estimation network, EGCP-Net)。该网络结合深度模型特征解析与物理先验几何约束,配合针对性环境增强策略,实现极端工况下目标的高可靠定位。本文的主要创新点如下:

(1) 将重投影误差与轮廓代数误差构建为损失项,通过在网络中集成可微投影模块,将靶标特征点的重投影误差与椭圆轮廓点的代数误差共同加入损失函数,建立二维特征与三维位姿间的物理关联,缓解单目视觉定位中的深度退化问题,提升末端位姿估计精度。

(2) 针对遮挡与光照变化导致的特征缺失,提出一种融合随机噪声注入与特征掩码的非线性数据增强方法,一方面增强模型在噪声环境下的特征提取能力,另一方面通过模拟局部遮挡提升网络在残缺信息下的几何推理能力与环境适应性。

(3) 实验验证了模型在极端工况下的几何推理能力与实测稳定性。仿真结果表明,在特征存在严重噪声或缺失的情况下,网络仍能凭借习得的几何拓扑先验实现位姿的鲁棒回归。通过嫦娥六号公开报道图像数据验证,重投影结果与观测特征高度吻合,有力证明了算法在深空探测任务中的可靠性与稳定性。

## 1 问题定义与建模

### 1.1 问题定义

针对单目视觉深度感知精度受限,以及月面极端光影变化引起的关键特征退化或丢失等难题,本文旨在构建一种具有强鲁棒性的深度神经网络模型,实现月面复杂场景下从二维图像几何特征到机械臂末端6自由度(Six degrees of freedom, 6-DoF)位姿的高精度抗扰映射与非线性回归。

本文将该问题定义为端到端的映射函数评估过程。映射模型 $\mathcal{F}$ 的输入为提取到的二维特征点坐标,本文选取的二维视觉特征由人工设计的靶标特征与采样罐罐口自然特征共同组成。特征点通过前端特征检测程序自动提取,或经由人工标注获取<sup>[10-11]</sup>。模型输出为机械臂末端的六维位姿向量 $\xi=[X, Y, Z, \alpha, \beta, \gamma]^T \in \mathbf{R}^6$ ,其中 $[X, Y, Z]^T$ 为空间平移向量,表示机械臂末端在空间中的绝对位置; $[\alpha, \beta, \gamma]^T$ 代表机械臂末端的旋转姿态。通过回归6-DoF位姿参数,模型可建立从二维视觉空间到三维位姿空间的非线性映射,最终实现精准的位姿

估计。

### 1.2 几何建模

为确立二维图像特征与三维空间位姿间的几何约束关系,本文引入了透视投影模型与坐标变换理论作为支撑,使用变换矩阵 $T \in \text{SE}(3)$ 表征采样器与相机坐标系之间的几何映射关系,其中 $\text{SE}(3)$ 为特殊欧氏群,用于表示三维刚体运动中的旋转和平移。

$$T = \begin{bmatrix} R_r & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中 $t=[x, y, z]^T \in \mathbf{R}^3$ 为采样器坐标系原点在相机坐标系下的平移向量。 $R_r \in \text{SO}(3)$ 为采样器坐标系到相机坐标系的旋转矩阵,由三次连续旋转的乘积转置获得,其中 $\text{SO}(3)$ 为特殊正交群,用于表示三维空间中的旋转变换。

$$R_r = (R_z(\psi) R_y(\theta) R_x(\phi))^T \quad (2)$$

对于空间中任一三维特征点 $P_i$ ,其在相机成像平面上的投影过程可描述为

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \cdot R_r \cdot (P_i - t) \quad (3)$$

三维特征点 $P_i$ 投影到二维像素坐标系下的位置为 $p_i=[u, v]^T$ ;  $\lambda$ 为投影过程中的深度因子; $K$ 为相机内参矩阵,包含焦距 $(f_x, f_y)$ 及主点偏移 $(c_u, c_v)$ 。该模型确立了三维空间位姿在二维图像平面的映射关系,为训练过程中构建几何一致性损失奠定了理论基础。

## 2 几何约束与环境增强的位姿预测网络

本文首先提出了几何约束位姿估计网络(Geometrically constrained pose estimation network, GCP-Net),并在此基础上通过引入环境增强策略,进一步构建了EGCP-Net,其设计依据在于:单目位姿估计仅依赖图像数据驱动回归时,难以充分保证二维观测与三维位姿之间的几何一致性;同时,月面复杂环境下的噪声、遮挡与特征缺失又会进一步削弱模型稳定性。因此,本文分别从几何约束建模与退化环境增强两个层面开展网络设计,以实现机械臂末端6-DoF位姿的鲁棒回归。本文所提网络的整体架构与工作流程如图1所示,涵盖了从多源特征输入、网络结构设计到多任务损失函数(Loss)计算及6-DoF位姿回归的完整环节。具体而言,图1呈现了EGCP-Net的全流程,若移除环境增强策略,则该架构退化为GCP-Net,其中

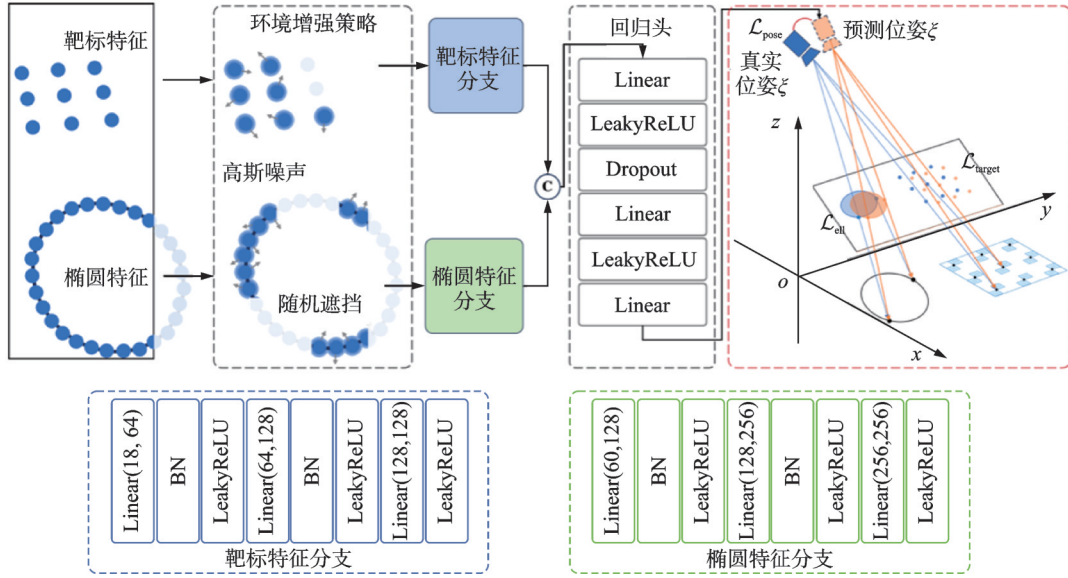


图1 EGCP-Net整体架构与流程图

Fig.1 Overall architecture and workflow of EGCP-Net

BN表示批归一化(Batch normalization)。

## 2.1 几何约束位姿估计网络

本文提出一种双分支解耦特征提取架构。考虑到靶标关键点与椭圆轮廓点在空间约束上的本质差异,该架构通过构建两条独立的感知支路,实现对两类异构特征的针对性提取。其中,靶标分支中的9个特征点来源于月面采样器现有靶标构型;椭圆分支中的30个轮廓点则通过对采样罐罐口连续边界进行均匀离散采样获得。

首先,靶标特征分支负责处理9个靶标点的2D投影坐标(共18维向量)。考虑到标志点信息的稀疏性,为防止少量关键点的过拟合问题,该分支采用精简的窄通道设计,其全连接层的特征维度依次设置为18、64、128和128。通过在各层中嵌入批量归一化与LeakyReLU非线性激活函数,该分支能高效提炼出具有强判别性的局部空间特征。

随后,椭圆特征分支的输入为采样自采样罐罐口轮廓的30个2D投影坐标(共60维向量),旨在捕获二阶曲线在不同透视变换下的整体几何形态。由于椭圆的几何特性隐含在轮廓点的全局分布之中,该分支采用了更深层的特征映射结构,其隐含层的特征维度依次设置为60、128、256和256。这种渐进式升维策略配合非线性激活函数,增强了模型对轮廓微小畸变与投影缩放的建模能力。

通过这种解耦设计,网络能够并行提取靶标的局部精确几何特征与椭圆边缘的全局轮廓分布特征,实现了对异构几何实体的针对性感知。在完成解耦特征提取后,系统进入多源特征融合与位姿回归阶段。来自椭圆分支的256维椭圆特征与来自靶标分支的128维靶标特征通过级联(Concatenate)

操作,组合成一个384维的融合特征向量,该向量深度耦合了采样装置的整体形态与关键位置信息。随后,该融合特征被送入深度回归头,其主体结构由3层全连接网络构成,维度演变序列为 $384 \rightarrow 512 \rightarrow 256 \rightarrow 6$ 。为了提升模型的泛化性能并缓解深度网络在回归任务中的过拟合风险,在第1层512维隐藏层后嵌入了Dropout层,强制模型学习更具鲁棒性的特征组合。回归头的末端取消了非线性激活函数,直接线性输出估计位姿 $\hat{\xi}$ 。

## 2.2 几何一致性损失函数设计

为了满足任务要求,提升单目视觉下的位姿解算精度,增强模型对空间几何关系的感知,本文构建了由位姿空间损失与几何一致性损失组成的复合目标函数。

加权位姿损失 $\mathcal{L}_{\text{pose}}$ 通过计算估计位姿 $\hat{\xi}$ 与真值 $\xi$ 之间的加权均方误差(Mean squared error, MSE)来度量其偏差,考虑到单目相机在光轴方向(Z轴)存在天然的深度不敏感特性,本文引入了维度加权向量 $\mathbf{W}_{\text{pose}}$ ,对Z轴设置更高的权重系数,以强制模型关注深度维度的微小偏差,其中, $d$ 表示位姿参数维度(本文中为6)。

$$\mathcal{L}_{\text{pose}} = \frac{1}{d} \sum \left( \left( \hat{\xi} - \xi \right)^2 \odot \mathbf{W}_{\text{pose}} \right) \quad (4)$$

本文引入了基于靶标的重投影损失 $\mathcal{L}_{\text{target}}$ ,旨在通过最小化图像域内的几何映射误差,确保估计位姿与图像观测空间的高度一致性。使用可微投影模块将三维空间靶标点依据估计位姿 $\hat{\xi}$ 映射至二维像平面,从而获得可反向传播的预测点集,并计算其与实际观测点集之间的欧氏距离,其中 $N$ 为点集中点的数量, $\hat{p}_i$ 为预测的点坐标, $p_i$ 为理想

特征点坐标。

$$\mathcal{L}_{\text{target}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\hat{\boldsymbol{p}}_i - \boldsymbol{p}_i\|_2 \quad (5)$$

为充分利用采样器开口的边缘几何信息,本文构建了重投影椭圆代数损失  $\mathcal{L}_{\text{ell}}$ 。该损失函数通过二阶曲线的全局几何先验,实现了对离散采样点集空间分布的有效建模与监督。设通过估计位姿  $\hat{\xi}$  重投影得到的2D椭圆点集为  $\mathcal{S} = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, N\}$ 。将其代入真实椭圆的隐式代数方程中,计算其残差的平均绝对误差。

$$\mathcal{L}_{\text{ell}} = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N |A \cdot x_i^2 + B \cdot x_i y_i + C \cdot y_i^2 + D \cdot x_i + E \cdot y_i + F| \quad (6)$$

### 2.3 极端工况下的环境增强策略

在月面采样任务中,严苛的光照环境及机械臂运动引起的遮挡,常导致相机捕获的特征点出现偏差或信息缺失。为模拟实际工况中的不确定性,本文引入了像素级高斯噪声注入与自适应特征掩码两种增强策略。

为模拟真实环境中的边缘检测抖动和相机畸变,本文在特征点坐标中加入了各向同性高斯噪声。促使网络聚焦于特征空间的统计特性,有效缓解了对特征点精确坐标的依赖,提升了系统在非理想条件下的位姿估计稳定性。设理想特征点坐标为  $\boldsymbol{p}_i = [x_i, y_i]^T$ , 注入噪声后的观测坐标  $\tilde{\boldsymbol{p}}_i$  可表示为

$$\tilde{\boldsymbol{p}}_i = \boldsymbol{p}_i + \boldsymbol{\epsilon} \quad \boldsymbol{\epsilon} \sim N(0, \sigma^2 \boldsymbol{I}) \quad (7)$$

式中:  $\boldsymbol{\epsilon}$  为高斯噪声变量,用于模拟相机传感器噪声及边缘检测中的像素抖动;  $\sigma$  为噪声标准差,用于控制抖动的剧烈程度;  $\boldsymbol{I}$  为单位矩阵,确保噪声的各向同性特征。

针对月面采样过程中频繁发生的遮挡现象,本文进一步设计了自适应特征掩码机制,以模拟特征严重丢失的极端工况。具体而言,对于包含30个采样点的椭圆轮廓特征,本文以70%的掩码概率随机对其中1~29个采样点执行置零处理,迫使网络学习通过残缺弧段推断整体几何属性的能力。对于9个靶标关键点,则设定30%的掩码概率进行随机特征剔除,旨在提升网络在部分标志点不可见时,利用剩余点对间的空间拓扑关联进行稳健位姿回归的鲁棒性。本文定义掩码因子  $m_i \in \{0, 1\}$ , 增强后的特征点  $\bar{\boldsymbol{p}}_i$  表示为

$$\bar{\boldsymbol{p}}_i = m_i \cdot \tilde{\boldsymbol{p}}_i \quad (8)$$

当特征被遮挡时,  $m_i = 0$ ; 当特征可见时,  $m_i = 1$ 。针对椭圆设置  $P(m_i = 0) = 0.7$ , 针对靶标关键

点设置  $P(m_i = 0) = 0.3$ 。最终输入网络的点集  $\mathcal{P}_{\text{in}}$  由处理后的特征点  $\bar{\boldsymbol{p}}_i$  构成

$$\mathcal{P}_{\text{in}} = \{\bar{\boldsymbol{p}}_1, \bar{\boldsymbol{p}}_2, \dots, \bar{\boldsymbol{p}}_m\} \quad (9)$$

通过在数据输入阶段引入上述多维度的环境增强,使模型能够深刻理解异构特征间的内在物理约束。相较于GCP-Net, EGCP-Net在计算效率与几何一致性之间取得了更优的平衡,显著提升了单目视觉系统在月面极端工况下的位姿解算鲁棒性与稳定性。

## 3 实验结果与消融研究

本文实验环境基于PyTorch深度学习框架,所有实验均在NVIDIA GeForce GTX 1080 (8 GB) GPU上执行。在模型训练阶段,选用Adam优化器,初始学习率设定为  $1 \times 10^{-3}$ , 同时引入学习率衰减策略以确保收敛过程的稳定性。训练配置方面,训练批次大小为128,迭代轮数为200轮。

本文方法面向特定月面采样任务构建,其输入形式为专用二维几何特征序列,与现有多数基于RGB图像的通用位姿估计算法存在显著差异。因此,本文主要设置了3种对比模型方案,并通过递进式消融与复杂工况验证,对所提方法的有效性、鲁棒性及任务适用性进行评估。首先以特征直接映射为核心的基准模型(Baseline),通过双分支结构分别提取靶标和椭圆特征;其次引入物理一致性损失的GCP-Net,利用几何约束提升位姿对齐精度;最后面向极端环境优化的EGCP-Net,通过鲁棒性增强策略提升复杂工况下的位姿估计鲁棒性。

为减小随机初始化对实验结果的影响,增强实验结论的稳定性与可信度,本文对各模型均进行了3次独立重复训练,随机种子分别采用42、52和62。

### 3.1 仿真数据集构建

为验证模型性能,借鉴空间机械臂地面仿真技术<sup>[33]</sup>,本文在采样空间内通过均匀随机采样生成了10万组带有6-DoF位姿真值的仿真数据,并基于透视投影建立三维特征与图像平面的映射关系,构建了包含相机位姿、特征序列和椭圆参数的完整监督信息。

本文首先在采样器作业空间内对平移与旋转分量进行大规模均匀随机采样,覆盖不同观测高度与视角下的位姿分布,生成了100 000组标准化6-DoF位姿真值  $\xi$ 。随后,利用透视投影模型确立三维特征至图像平面的映射关系。针对月面复杂工况导致的视场截断问题,通过边界判定逻辑仅保留图像域内的有效投影,并对视场外特征点进行掩码置零处理。为确保几何拓扑信息的完整性,剔除

了有效边缘点数少于15个的残缺椭圆样本。考虑到实际图像处理中边缘点的无序特性,本文对椭圆边缘点序列执行了随机洗牌操作以消除点序先验,并将靶标点与椭圆采样点拼接为统一的二维坐标序列  $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{39 \times 2}$ 。最后,利用奇异值分解(Singular value decomposition, SVD)对椭圆边缘投影点进行几何拟合,提取出由中心坐标、长短轴及旋转角构成的五维椭圆参数  $\theta$  作为监督真值,形成了包含相机位姿  $\xi$ 、特征序列  $\mathcal{X}$  和椭圆参数  $\theta$  的完备监督样本库。

### 3.2 评价指标

为了量化模型性能,本文使用平移误差  $E_t$ 、 $Z$  轴方向的误差  $E_z$ 、位姿误差  $E_r$  和重投影误差  $E_{\text{reproj}}$  评估位姿回归的准确性。平移误差  $E_t$  定义为平移向量预测值  $\hat{t}$  与平移向量真值  $t$  之间的欧氏距离,单位为 mm,其定义为

$$E_t = \|\hat{t} - t\|_2 = \sqrt{(\hat{x} - x)^2 + (\hat{y} - y)^2 + (\hat{z} - z)^2} \quad (10)$$

该指标用于衡量机械臂末端采样器在三维空间中的绝对位置偏差,能够直观地反映机械臂末端的绝对定位精度。针对月面采样任务对深度感知的高精度要求,为深入分析  $Z$  轴方向的定位性能,本文增加了  $Z$  轴方向的误差  $E_z$ , 对其进行单独评估。

在 6-DoF 位姿估计中,直接计算欧拉角的算术偏差往往无法准确描述姿态在三维空间中的实际倾斜程度。因此,本文引入测地距离作为旋转精度的衡量标准。旋转角位姿误差  $E_r$  通过计算预测旋转矩阵  $\hat{R}$  与真值矩阵  $R_r$  之间的相对旋转角来定义,单位为度( $^\circ$ ),其定义为

$$E_r = \arccos\left(\frac{\text{Tr}(R_r^T \hat{R}) - 1}{2}\right) \cdot \frac{180}{\pi} \quad (11)$$

相比于分量的欧拉角误差,  $E_r$  具有旋转轴不

变性,能够从全局角度衡量机械臂末端采样器坐标系的三维姿态指向偏差。

重投影误差  $E_{\text{reproj}}$  是检验模型是否习得几何映射逻辑的标准。即使平移和旋转误差较小,若两者结合后的几何一致性较差,也会导致视觉上的错位。其计算过程是将估计出的位姿反向作用于三维靶标点集  $\mathcal{P}_{3d}$ , 利用相机内参  $K$  投影回像素平面,并计算其与实际观测点集  $\mathcal{P}_{2d}$  间的平均像素距离,单位为像素(px),其定义为

$$E_{\text{reproj}} = \left\| \text{Proj}(\hat{R}, \hat{t}, \mathcal{P}_{3d}) - \mathcal{P}_{2d} \right\|_2 \quad (12)$$

式中 Proj 为将 3D 点映射到 2D 平面的透视投影函数。较低的重投影误差可证明模型输出位姿在视觉观测层面上具备高度的几何一致性,是后续精密采样作业能够成功实施的重要保证。

### 3.3 几何约束模型有效性及精度

表 1 展现了从基础回归到物理先验引导的性能变化。在基础模型上引入靶标重投影约束后,模型的平均平移误差  $\bar{E}_t$  从 0.45 mm 降低至 0.43 mm, 平均  $Z$  轴误差  $\bar{E}_z$  从 0.40 mm 减至 0.37 mm, 说明通过建立像素坐标与空间坐标之间的映射关系,能够有效约束深度估计的解空间,在一定程度上缓解单目定位中的深度退化问题。与此同时,仅引入靶标重投影约束时,平均旋转误差  $\bar{E}_r$  略微上升。这可能因为靶标点在图像中分布相对集中,稀疏的点特征缺乏对机械臂旋转敏感的边缘梯度信息。

在同时引入靶标约束和椭圆约束后,平均平移误差进一步下降至 0.39 mm, 平均  $Z$  轴误差降至 0.33 mm, 平均重投影误差  $\bar{E}_{\text{reproj}}$  也降低至 1.13 px, 达到各配置中的最优水平。虽然其平均旋转误差为  $0.027^\circ$ , 与仅引入靶标约束时总体相近,但结合平移误差与重投影误差的同步下降可以看出,椭圆轮廓提供了点特征所缺失的全局几何分布信息。

表 1 不同模型位姿估计误差的定量对比(均值±标准差)

Table 1 Quantitative comparison of pose estimation errors of different models (mean ± standard deviation)

模型	$\bar{E}_t/\text{mm}$	$\bar{E}_z/\text{mm}$	$\bar{E}_r/^\circ$	$\bar{E}_{\text{reproj}}/\text{px}$
基础模型(Baseline)	0.45±0.03	0.40±0.02	0.024±0.001	1.27±0.05
基础模型+靶标约束	0.43±0.05	0.37±0.07	0.027±0.004	1.28±0.08
基础模型+靶标约束+椭圆约束(GCP-Net)	0.39±0.02	0.33±0.03	0.027±0.004	1.13±0.04

图 2 通过盒图展示了几何约束对模型稳定性的影响。总体而言,GCP-Net 在平移误差、 $Z$  轴误差和重投影误差上的箱体高度更小,表明其在定位精度上表现更好,但在旋转误差上的优势并不明显。

### 3.4 几何约束增强模型鲁棒性验证

为验证本文所提环境增强策略对极端工况的适配能力,本节分别从随机噪声干扰与特征缺失两

个维度,开展 GCP-Net 与 EGCP-Net 的对比测试,验证增强策略对模型鲁棒性的提升效果。

#### 3.4.1 噪声环境下的鲁棒性对比

为了直观展现模型对相机随机噪声的鲁棒性,本节对比了 GCP-Net 与 EGCP-Net 的表现。从图 3 可以清晰观察到,GCP-Net 的平移与旋转误差曲线随噪声强度  $\sigma$  的增加呈现陡峭的上升态势。相比之下,EGCP-Net 的误差增长曲线显著平缓。如

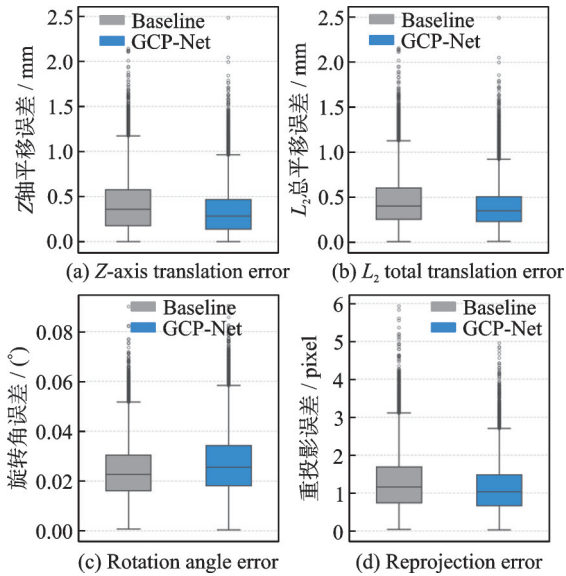


图2 Baseline 与 GCP-Net 在位姿评估指标上的误差分布对比盒图

Fig.2 Boxplot comparison of pose evaluation error distributions between Baseline and GCP-Net

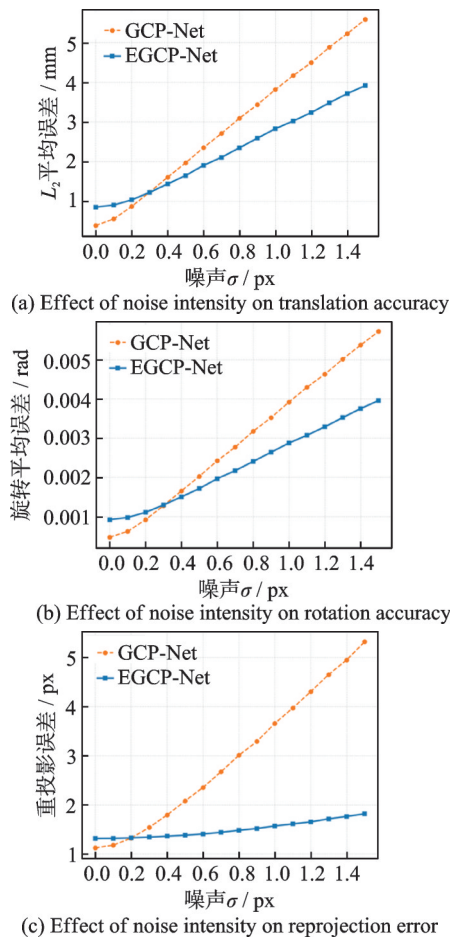


图3 不同噪声强度下 GCP-Net 与 EGCP-Net 的位姿误差增长曲线对比

Fig.3 Pose error growth curves of GCP-Net and EGCP-Net under different noise levels

表 2 所示,在  $\sigma = 1.5$  px 的噪声环境下,GCP-Net 的平均平移误差增加至 5.58 mm,而 EGCP-Net 则成功将其抑制在 3.92 mm,误差降低了 29.74%。

特别是在重投影维度上,EGCP-Net 展现出优秀的几何一致性。即便在  $\sigma = 1.5$  px 噪声环境下,其平均重投影偏差仅为 1.82 px,优于几何约束模型的 5.32 px。需要指出的是,EGCP-Net 的鲁棒性提升并非没有代价。由于其在训练阶段引入了面向噪声与遮挡的增强策略,模型在理想环境下的精度指标较 GCP-Net 略有下降,但在含噪工况下表现出更强的抗干扰能力与更低的误差增长率。

表 2 不同噪声强度下 GCP-Net 与 EGCP-Net 定量对比 (均值±标准差)

Table 2 Quantitative comparison between GCP-Net and EGCP-Net under different noise intensities (mean ± standard deviation)

噪声 $\sigma$ /px	模型	$\bar{E}_t$ /mm	$\bar{E}_{rot}$ /( $^\circ$ )	$\bar{E}_{reproj}$ /px
0.0	GCP-NET	0.39±0.02	0.027±0.004	1.13±0.04
	EGCP-Net	0.85±0.03	0.053±0.002	1.32±0.03
0.5	GCP-NET	1.97±0.03	0.116±0.001	2.08±0.21
	EGCP-Net	1.65±0.01	0.098±0.001	1.38±0.02
1.0	GCP-NET	3.82±0.06	0.225±0.002	3.66±0.39
	EGCP-Net	2.83±0.02	0.164±0.002	1.57±0.02
1.5	GCP-NET	5.58±0.08	0.328±0.003	5.32±0.60
	EGCP-Net	3.92±0.03	0.227±0.002	1.82±0.03

3.4.2 特征缺失鲁棒性对比

在工程场景中,目标物体常因光照反射、特征遮挡或视野边缘效应导致部分特征点丢失。本文验证了在特征缺失下的模型表现。首先,本文固定了靶标点不变,逐步去除参与计算的椭圆特征点,实验结果如表 3 所示。

实验数据表明,随着椭圆点缺失比例从 0% 增

表 3 椭圆特征点数量对位姿预测性能的影响分析 (均值±标准差)

Table 3 Effect of the number of ellipse feature points on pose prediction performance (mean ± standard deviation)

测试工况	评估指标	GCP-Net	EGCP-Net	提升幅度/%
E30/T9	$\bar{E}_t$ /mm	1.23±0.01	1.22±0.01	+1.3
	$\bar{E}_r$ /( $^\circ$ )	0.073±0.001	0.074±0.001	-1.0
	$\bar{E}_{reproj}$ /px	1.54±0.10	1.34±0.03	+13.1
E15/T9	$\bar{E}_t$ /mm	1.36±0.10	1.26±0.02	+7.4
	$\bar{E}_r$ /( $^\circ$ )	0.076±0.002	0.076±0.002	+1.0
	$\bar{E}_{reproj}$ /px	1.93±0.43	1.33±0.04	+31.2
E0/T9	$\bar{E}_t$ /mm	1.79±0.61	1.26±0.02	+29.7
	$\bar{E}_r$ /( $^\circ$ )	0.089±0.012	0.075±0.002	+15.2
	$\bar{E}_{reproj}$ /px	3.06±1.64	1.31±0.06	+57.3

加到 100%, GCP-Net 的平均重投影误差从 1.54 px 增至 3.06 px, 而 EGCP-Net 的重投影误差始终稳定在 1.35 px 以内, 在椭圆特征完全缺失时仅为 1.31 px。EGCP-Net 的旋转误差在低遮挡工况 (0% 与 50%) 下略逊于 GCP-Net, 这主要是由于增强模型在训练中为了兼顾高噪声与大面积遮挡的泛化性, 导致其在理想无干扰工况下的精度略微下降。但随着环境复杂度提升, 增强训练带来的鲁棒性优势迅速显现, 在椭圆特征 100% 缺失时所有指标最优, 证明了该模型在残缺场景中具有更优的几何解算稳定性与全局一致性。

靶标点特征缺失时的实验结果如图 4 所示, GCP-Net 在仅缺失 1 个靶标点 (T8) 时, 平均平移误差从 1.23 mm 增至 285.69 mm。这种“雪崩式”的精度跌落源于其特征回归层与特定像素点的高度耦合。在几何约束模型的认知中, 每一个靶标点都是解算位姿的硬性约束, 任何一点的缺失都会导致全局拓扑关系的错乱。从图 4 可以看出, EGCP-Net 展现了较强的鲁棒性。随着点数减少, 其误差呈对数级线性微增, 在仅剩 1 个靶标点 (T1) 时, 平均平移误差仍控制在 6.01 mm。这证明 EGCP-Net 能更好地结合目标

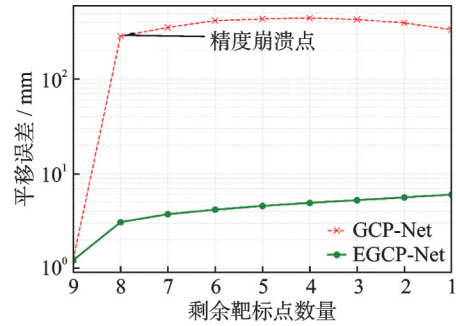


图 4 靶标点缺失对位姿估计精度的影响对比

Fig.4 Effect of missing target points on pose estimation accuracy

的全局轮廓先验, 利用残缺信息实现稳健的几何推理。

为验证模型在极端工况下的抗干扰能力, 本文进一步开展了靶标、椭圆特征同步缺失的极限测试, 模拟月面采样中多因素叠加的最严苛退化场景。实验结果如表 4 所示。在理想工况 (E30/T9) 下, 两模型性能相当; 随着工况恶化, GCP-Net 由于过度依赖视觉特征的完整性, 在特征缺失时易崩溃, 完全失去定位能力; 而 EGCP-Net 凭借训练中习得的几何推理能力, 在极端缺失 (E5/T1) 条件下仍能保有部分能力。

表 4 极端缺失工况下 GCP-Net 与 EGCP-Net 的位姿估计鲁棒性测试 (均值 ± 标准差)

Table 4 Robustness test of pose estimation for GCP-Net and EGCP-Net under extreme missing conditions (mean ± standard deviation)

测试工况	评估指标	GCP-Net	EGCP-Net	提升幅度/%
E30/T9 (理想工况)	$\bar{E}_t/\text{mm}$	1.23 ± 0.01	1.22 ± 0.01	+1.3
	$\bar{E}_r/(\text{°})$	0.073 ± 0.001	0.074 ± 0.001	-1.0
	$\bar{E}_{\text{reproj}}/\text{px}$	1.54 ± 0.10	1.34 ± 0.03	+13.1
E20/T6 (中度缺失)	$\bar{E}_t/\text{mm}$	425.12 ± 54.17	5.10 ± 0.27	+98.8
	$\bar{E}_r/(\text{°})$	22.527 ± 2.441	0.320 ± 0.027	+98.6
	$\bar{E}_{\text{reproj}}/\text{px}$	4 801.92 ± 3 141.88	2.59 ± 0.16	+99.9
E10/T3 (重度缺失)	$\bar{E}_t/\text{mm}$	425.53 ± 65.71	6.53 ± 0.13	+98.5
	$\bar{E}_r/(\text{°})$	22.249 ± 1.485	0.419 ± 0.012	+98.1
	$\bar{E}_{\text{reproj}}/\text{px}$	5 679.35 ± 4 172.59	3.58 ± 0.15	+99.9
E5/T1 (极端缺失)	$\bar{E}_t/\text{mm}$	333.81 ± 60.71	7.16 ± 0.00	+97.9
	$\bar{E}_r/(\text{°})$	16.145 ± 1.267	0.480 ± 0.002	+97.0
	$\bar{E}_{\text{reproj}}/\text{px}$	11 220.72 ± 18 454.69	7.75 ± 0.12	+99.9

### 3.5 嫦娥六号月面采样验证

为进一步验证算法在工程任务中的有效性, 本文采用嫦娥六号月面采样过程中的公开报道图像进行测试<sup>[34]</sup>。测试过程中, 通过前端检测算法<sup>[10-11]</sup>获取图像中采样器的靶标中心坐标与椭圆轮廓参数, 并代入本文模型进行位姿解算。

在采样作业过程中, 由于图像数据缺乏可获取

的位姿真值, 本文通过重投影轮廓与观测特征之间的几何吻合程度, 对算法在动态作业环境下的有效性与稳健性进行验证。图 5 展示了采样作业中的重投影验证结果。实验观察到, 重投影轮廓与观测特征实现了高度几何拟合, 验证了算法在动态作业环境下的稳健性。有力证明了本文算法能够为月面高精度采样作业提供稳定、可靠的视觉位姿反馈。

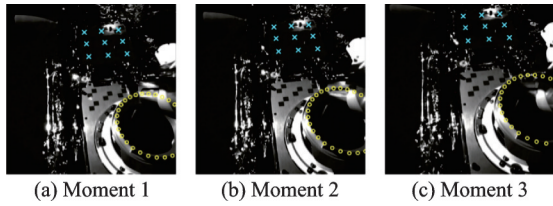


图5 采样作业典型时刻位姿估计重投影验证结果

Fig.5 Reprojection verification results of pose estimation at typical moments during the sampling operation

## 4 结 论

本文针对月面采样任务中柔性机械臂末端位姿不确定性大、月面光影环境极端等挑战,提出了一种基于几何约束与环境增强的视觉位姿估计方案。本文所提出的 GCP-Net 及其增强版本 EGCP-Net,通过可微投影模块将重投影误差与轮廓代数误差转化为几何一致性约束损失,实现了二维图像几何特征与空间位姿的深度耦合。经嫦娥六号月面采样过程中的公开报道图像验证,该算法可为航天重大工程中的机械臂自主作业提供稳健的视觉决策支撑。虽然本方法已得到有效验证,但其鲁棒性提升仍建立在前端特征检测结果基本可靠的前提下,且由于本文方法面向特定月面采样器构型设计,其跨任务、跨构型的迁移能力仍有待后续进一步研究。

### 参考文献:

- [1] 胡浩,王琼,黄昊,等. 嫦娥六号任务总体设计与实现[J]. 中国科学:技术科学,2025,55(7): 1194-1206.  
HU Hao, WANG Qiong, HUANG Hao, et al. Overall design and implementation of Chang'e-6 mission[J]. Science China Technological Sciences, 2025, 55(7): 1194-1206.
- [2] 李晓光,徐宝碧,陶灼,等. 嫦娥六号探测器地月中继通信系统设计与验证[J]. 中国科学:技术科学, 2025, 55(7): 1147-1158.  
LI Xiaoguang, XU Baobi, TAO Zhuo, et al. Design and verification of earth-moon communication system for Chang'e-6 detector[J]. Science China Technological Sciences, 2025, 55(7): 1147-1158.
- [3] ZHANG C, LIU C, DUAN S, et al. Embodied cognitive intelligence guided moon sample collection[J]. The Innovation, 2025,6(7): 100939.
- [4] 韩放,刘传凯,孙军,等. 基于改进遗传算法的空间机械臂操作序列规划[J]. 南京航空航天大学学报(自然科学版), 2026, 58(1): 183-192.  
HAN Fang, LIU Chuankai, SUN Jun, et al. Operation sequence planning for space manipulator based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics(Natural Science Edition), 2026, 58(1): 183-192.
- [5] 杨孟飞,张高,张伍,等. 嫦娥六号探测器月背无人自动采样返回任务技术设计与实现[J]. 中国科学:技术科学, 2025, 55(7): 1133-1146.  
YANG Mengfei, ZHANG Gao, ZHANG Wu, et al. Technical design and implementation of Chang'e-6 robotic sample return mission on the far side of the moon[J]. Science China Technological Sciences, 2025, 55(7): 1133-1146.
- [6] 陈钢,孙丰磊,李彤,等. 考虑弹性变形的月面表取机械臂精度补偿方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2021, 53(1): 1-10.  
CHEN Gang, SUN Fenglei, LI Tong, et al. Accuracy compensation for a lunar sampling manipulator with elastic deformation[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2021, 53(1): 1-10.
- [7] BONITZ R G, SHIRAIISHI L, ROBINSON M, et al. NASA mars 2007 phoenix lander robotic arm and icy soil acquisition device[J]. Journal of Geophysical Research: Planets, 2008, 113(E3): E00A01.
- [8] DAUBAR I, LOGNONNÉ P, TEANBY N A, et al. Impact-seismic investigations of the insight mission[J]. Space Science Reviews, 2018, 214(8): 132.
- [9] 刘传凯,李剑,张天柱,等. 嫦娥五号月面采样遥操作中的关键技术[J]. 中国科学:技术科学, 2022, 52(3): 473-488.  
LIU Chuankai, LI Jian, ZHANG Tianzhu, et al. Key technologies in the teleoperation of the Chang'e-5 lunar sampling[J]. Science China Technological Sciences, 2022, 52(3): 473-488.
- [10] 段韶华,张淳杰,刘传凯,等. 面向嫦娥六号采样任务的渐进式椭圆关键特征检测框架设计[J]. 中国科学:技术科学, 2025, 55(7): 1159-1169.  
DUAN Shaohua, ZHANG Chunjie, LIU Chuankai, et al. A progressive ellipse key feature detection framework for Chang'e-6 sampling task[J]. Science China Technological Sciences, 2025, 55(7): 1159-1169.
- [11] 刘传凯,李东升,谢剑锋,等. 多特征融合的月面采样遥操作视觉定位方法[J]. 航空学报, 2022, 43(12): 326296.  
LIU Chuankai, LI Dongsheng, XIE Jianfeng, et al. Multi-feature fusion based vision locating method for lunar surface sampling teleoperation[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(12): 326296.
- [12] HESCH J A, ROUMELIOTIS S I. A direct least-squares (DLS) method for PnP[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011.
- [13] 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.
- [14] KNEIP L, LI H, SEO Y. UPnP: An optimal O(n) solution to the absolute pose problem with universal

- applicability[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Zurich, Switzerland: Springer, 2014: 127-142.
- [15] 刘传凯, 雷俊雄, 刘茜, 等. 基于逆投影的多椭圆联合快速高精度定位算法[J]. 航空学报, 2023, 44(12): 327731.  
LIU Chuankai, LEI Junxiong, LIU Qian, et al. Fast and precise location measurement of joint multiple ellipses based on inverse transformation of perspective projection[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(12): 327731.
- [16] YANG X, LI K, WANG J, et al. ER-Pose: Learning edge representation for 6D pose estimation of texture-less objects[J]. *Neurocomputing*, 2023, 515: 13-25.
- [17] DUAN S, SUN M, ZHANG C, et al. Pose estimation of space targets based on keypoint completion and weighted least squares optimization[J]. *Space Habitation*, 2025, 1(2): 100016.
- [18] DUAN S, ZHANG C, ZHENG X, et al. 24-h lane line detection via parallel scene information collaboration[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2025, 26(10): 15279-15292.
- [19] YU D, TANG Y, ZHANG C, et al. IA2GNN: Imbalance-aware adaptive graph construction for multi-modal image fusion[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2026. DOI: 10.1109/TMM.2026.3660161.
- [20] ZHANG C, BAI H, ZHAO Y. Fine-grained image classification by class and image-specific decomposition with multiple views[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2022, 25: 6756-6766.
- [21] 苗仕林, 唐业鹏, 张淳杰, 等. 面向月球空间站的智能时序行为检测[J]. 中国图象图形学报, 2025, 30(9): 3039-3049.  
MIAO Shilin, TANG Yepeng, ZHANG Chunjie, et al. Intelligent temporal behavior detection for lunar space station[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2025, 30(9): 3039-3049.
- [22] 段韶华, 张淳杰, 刘传凯, 等. 自回归与反馈驱动的自适应矩形卷积全色锐化网络[J]. 航空学报, 2026, 47(3): 632432.  
DUAN Shaohua, ZHANG Chunjie, LIU Chuankai, et al. AFAR-Net: Autoregressive and feedback-driven adaptive rectangular convolution network for pansharp-ening[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2026, 47(3): 632432.
- [23] KENDALL A, GRIMES M, CIPOLLA R. PoseNet: A convolutional network for real-time 6-DoF camera relocalization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago, Chile: IEEE, 2015: 2938-2946.
- [24] SHARMA S. Pose estimation of uncooperative spacecraft using monocular vision and deep learning[D]. Stanford: Stanford University, 2019.
- [25] WEN B, YANG W, KAUTZ J, et al. Foundation-Pose: Unified 6D pose estimation and tracking of novel objects[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 2024: 17868-17879.
- [26] ÖRNEK E P, LABBÉ Y, TEKIN B, et al. Foundation-Pose: Unseen object pose estimation with foundation features[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Milan, Italy: Springer, 2024: 163-182.
- [27] PENG S, LIU Y, HUANG Q, et al. PVNet: Pixel-wise voting network for 6DoF pose estimation [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, USA: IEEE, 2019: 4561-4570.
- [28] ZHANG Y, LIU Y, WU Q, et al. EANet: Edge-attention 6D pose estimation network for texture-less objects[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-13.
- [29] LI H, ZHANG J, LI J, et al. CurvLoc: Surface curvature prompted Gaussian splatting for visual localization[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2026, 134(3): 134.
- [30] MOON S, SON H, HUR D, et al. GenFlow: Generalizable recurrent flow for 6D pose refinement of novel objects [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 2024: 10039-10049.
- [31] RUHKAMP P, GAO D, NAVAB N, et al. S<sub>2</sub>P<sub>3</sub>: Self-supervised polarimetric pose prediction[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2024, 132(6): 2177-2194.
- [32] SUO J, LONG H, MA Y, et al. Resource-exploration-oriented lunar rocks monocular detection and 3D pose estimation[J]. *Aerospace*, 2024, 12(1): 4.
- [33] 刘茜, 刘传凯, 朱安, 等. 空间机械臂运动控制的地面仿真验证技术[J]. 南京航空航天大学学报, 2022, 54(1): 58-67.  
LIU Qian, LIU Chuankai, ZHU An, et al. Ground simulation and verification method for motion control of space manipulator[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2022, 54(1): 58-67.
- [34] CNSA 中国航天文化. 嫦娥六号采样和封装过程 [EB/OL]. (2024-06-04). <https://www.bilibili.com/video/BV1E7421o7St/>.