



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

段韶华^{1,2}, 张淳杰^{1,2*}, 刘传凯^{3,4*}, 张济韬^{3,4}, 张作宇^{3,4}, 王艺⁵, 胡晓东³, 何锡明³

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

5. 江西理工大学电气工程与自动化学院, 赣州 341000

* E-mail: cjzhang@bjtu.edu.cn; ckliu2005@126.com

收稿日期: 2025-02-14; 接受日期: 2025-05-22; 网络版发表日期: 2025-07-10

国家自然科学基金(批准号: 62476021, 62373034, 62072026)和北京市自然科学基金(编号: JQ20022)资助项目

摘要 嫦娥六号是国际首次实施的月球背面采样任务. 在月球背面采样过程中, 由于机械臂采用细长构型且具有柔性, 其末端操作位姿存在较大的不确定性, 需借助视觉引导以实现各类精细操作. 为此, 本文考虑月面复杂光照影响, 提出了面向人工靶标和自然特征联合定位的渐进式椭圆关键特征检测框架. 该框架采用从粗略到精细的逐步检测策略, 精确识别椭圆特征, 其中包括位姿驱动的全自动椭圆检测算法和关键点驱动的半自动椭圆检测算法. 当相机初始位姿偏差较小时, 通过微调相机初始位姿将圆形目标映射到图像中, 并对图像中的椭圆进行目标搜索, 实现全自动椭圆检测; 在相机初始位不可用或圆形目标三维信息缺失等极端条件下, 通过操作员粗略标记椭圆关键点, 并微调拟合的椭圆参数进行目标搜索, 实现半自动椭圆检测, 并据此实现精确定位. 通过仿真试验, 验证了该方法能够精确检测椭圆关键特征, 满足机械臂视觉定位的精度需求; 该方法已成功应用于嫦娥六号月背采样任务, 与手动标记相比, 速度显著提升, 并有效减少了人为噪声, 为月背采样任务提供了可靠支撑.

关键词 嫦娥六号, 视觉感知, 椭圆检测

1 引言

2024年6月2日至3日, 嫦娥六号成功完成了月球背面南极-艾特肯盆地的快速智能采样任务, 并按计划将珍贵的月背样本封存于上升器贮存装置中^[1,2]. 受限于采样任务复杂性和探测器自主能力的局限性, 采样工

作在地面遥操作中心的监视、引导与控制下开展. 嫦娥六号利用探测器上的监视相机和机械臂臂载相机传回的图像, 在视觉感知技术的支持下, 采用快速智能采样技术, 不仅为月面起飞赢得了充足时间, 还巧妙地在月背土壤上塑造出“中”字造型, 将中国的印记永久镌刻在了月背.

引用格式: 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. 中国科学: 技术科学, 2025, 55: 1159–1169
Duan S H, Zhang C J, Liu C K, et al. A progressive ellipse key feature detection framework for Chang'e-6 sampling task (in Chinese). Sci Sin Tech, 2025, 55: 1159–1169, doi: [10.1360/SST-2025-0031](https://doi.org/10.1360/SST-2025-0031)

在嫦娥六号机械臂位姿计算的视觉感知技术中, 主要使用了预设的靶标特征和场景中的自然特征. 靶标特征是人工预先设置的, 采用棋盘格等易于检测的几何形状, 其检测算法已相对成熟. 然而, 使用棋盘格进行视觉定位至少需要3个靶标点的对应关系. 在月球背面复杂的环境中, 靶标易受光照变化和遮挡影响, 导致检测到的靶标点数量不足, 无法完成位姿估计任务.

相比之下, 自然特征是物体的固有属性, 例如表面的纹理、边缘形状或特定的几何特征, 尽管其检测难度较大, 但具有潜在的应用优势. 在众多自然特征中, 椭圆因其独特的旋转不变性、投影不变性以及较高的定位精度, 成为理想的选择, 受到广泛关注和使用^[3~5], 若可以检测出一个对应的椭圆特征, 仅需再检测一个靶标点即可实现位姿估计, 这将大大降低对靶标的依赖, 减轻靶标检测的压力.

现有的椭圆检测方法主要分为基于图像分析的方法和基于深度学习的方法. 基于霍夫(Hough)变换的图像分析方法^[6~10], 虽然在结构明确、噪声较少的环境中有效, 但在复杂背景和强噪声条件下容易出现误检和漏检. 边缘追踪方法^[11~20]虽然能在一定程度上克服霍夫变换的局限性, 但同样面临噪声干扰和遮挡问题, 导致精度较低. 随着深度学习的兴起, 基于神经网络的椭圆检测方法^[21~32]显著提升了检测精度和鲁棒性, 特别是在复杂场景中表现出色. 然而, 这些方法通常需要大量标注数据, 且其泛化能力受限于训练数据的多样性, 难以应对未知环境. 尤其在月面这样光照变化剧烈、背景复杂且常有遮挡的环境中, 现有方法仍面临显著挑战.

综上所述, 现有的椭圆检测技术难以稳定地提取任务所需的椭圆关键特征, 若依赖人工标注, 则面临高成本和长时间耗费的问题, 这限制了其在高自动化场景中的应用. 为此, 本文聚焦嫦娥六号采样任务中的椭圆关键特征检测, 提出了一种渐进式椭圆关键特征检测框架, 提升月球背面复杂场景中椭圆的检测精度和速度. 本文的主要创新点如下.

(1) 提出了渐进式椭圆关键特征检测框架, 结合全自动与半自动椭圆检测技术, 实现了月球背面复杂环境中椭圆特征的精准检测, 显著提升了检测效率并减少了人为干扰.

(2) 设计了位姿驱动的全自动椭圆检测算法, 基于正运动学计算出的初始相机位姿和视觉感知技术, 实

现对椭圆关键特征的快速自动化识别. 该算法适用于相机初始位姿误差较小的情况, 能够满足大部分场景的需求.

(3) 设计了关键点驱动的半自动椭圆检测算法, 通过操作员粗略标记椭圆关键点引导椭圆半自动检测, 既提高了检测的灵活性, 又减少了人为误差. 该算法适用于相机初始位姿不可用或圆形目标三维信息缺失等极端场景.

(4) 该技术成功应用于嫦娥六号月背采样任务, 为机械臂位姿解算提供了有效支持, 展现了工程价值与应用潜力.

2 椭圆检测算法研究现状

2.1 基于图像分析的椭圆检测算法

基于图像分析的椭圆检测算法主要分为霍夫变换法和边缘追踪法. 霍夫变换是一种常用于几何形状检测的经典算法^[6], 其核心思想是将图像中的边缘点映射到参数空间, 并通过参数空间中的累加确定形状的参数. 然而, 直接使用标准霍夫变换存在计算复杂度高、内存需求大以及易受噪声干扰等问题. 为此, 已有大量改进算法相继被提出. 概率霍夫变换(probabilistic Hough transform, PHT)^[7]和随机霍夫变换(randomized Hough transform, RHT)^[8], 通过随机抽样边缘点和减少无效计算的方式显著提升了计算效率, 同时在一定程度上增强了对噪声的鲁棒性. 为了进一步优化效率和鲁棒性, Ito等人^[9]在GPU系统上实现了基于霍夫变换的椭圆检测算法, 通过参数空间的分解, 大幅降低了计算时间和空间需求. Chien等人^[10]则提出了一种结合多次霍夫变换与图像金字塔结构的快速鲁棒椭圆检测算法, 通过逐步提高图像分辨率更新候选椭圆, 对检测结果进行多次迭代优化, 有效降低了误检率.

基于霍夫变换的算法易受噪声干扰、参数调节成本高, 且计算量和存储需求限制了其实时应用. 相比之下, 边缘追踪的方法利用像素连通性和几何约束, 以图像边缘信息为基础, 沿边缘轮廓逐步逼近椭圆, 在一定程度上克服了霍夫变换的局限性. 许多边缘跟踪方法通过从二值边缘中提取线段(line segment, LS)来寻找圆弧段, 例如Kim等人^[11]通过合并短LS并调用圆弧拟合算法来表示圆弧段. 类似地, Mai等人^[12]使用邻接阈值和曲率条件连接LS形成圆弧段, 并通过迭代分组和

随机样本共识(random sample consensus, RANSAC)方法恢复椭圆模型. 为了实现更精确的椭圆检测并有效消除虚假椭圆, Lu等人^[13,14]通过提取和迭代链接圆弧支撑线段拟合初始椭圆, 通过聚类制定椭圆候选集, 从中选择最优结果. Meng等人^[15]提出了一种基于弧邻接矩阵的椭圆检测(arc adjacency matrix based fast ellipse detection, AAMED)方法, 通过构建稀疏的弧邻接矩阵筛选候选椭圆, 并通过综合验证消除虚假椭圆. Jia等人^[16]提出了一种基于射影不变量的高效椭圆检测算法, 通过简单计算矩阵行列式快速修剪和筛选椭圆. Wang等人^[17]开发了一种基于可变中心最大相关熵准则(maximum correntropy criterion with variable center, MCC-VC)的鲁棒椭圆拟合方法, 通过交替优化两个子问题实现收敛, 精确拟合椭圆. 为了检测到更准确的图像边缘, Chen等人^[18]使用多尺度方法去除异常值, 平滑图像, 并通过基于关键点的椭圆拟合来提高拟合精度. 为了增强对小椭圆的检测精度, Zhou等人^[19]使用块序列对边缘进行建模, 对小而平坦椭圆进行自上而下的拟合, 使用两级验证选择可能的椭圆. Wang等人^[20]则提出了各向异性尺度不变(anisotropic scale-invariant, ASI)椭圆检测方法, 该方法将椭圆在变换空间中规范化为单位圆, 在尺寸和椭圆度上保持一致的椭圆检测精度.

2.2 基于深度学习的椭圆检测算法

随着深度学习技术的持续发展, 利用神经网络进行椭圆目标检测的方法逐渐增多, Liu等人^[21]将深度学习算法与图像分析算法结合, 通过深度学习模型生成高质量的边缘图, 之后使用圆弧生长的椭圆检测方法检测椭圆. 除此之外, 直接利用深度学习进行椭圆检测的算法通常可以分为两类: 一种是通过锚点预测椭圆参数, 另一种则是无锚点的直接预测椭圆的几何参数.

有锚点的椭圆检测方法通常依赖于预设的锚点框架, 通过调整这些锚点来预测椭圆参数, 可以通过修改Faster R-CNN^[22]和Mask R-CNN^[23]模型来实现. Li等人^[24]开发了一种基于锚点的椭圆检测器—高斯建议网络(Gaussian proposal network, GPNs), 替代了Faster R-CNN中的区域生成网络, 用于提取候选椭圆区域, 并利用二维高斯分布表示椭圆边界, 通过最小化KL散度损失提高检测精度. Dong等人^[25]通过Mask R-CNN进行椭圆回归, 使用U-Net对各种遮挡模式进行学习,

即使在多个椭圆物体被遮挡时也能实现检测. 为了避免对锚点进行过度探索, 无锚点物体检测器被提出^[26,27]. 无锚点的椭圆检测方法不依赖于预设的锚点, 而是直接从图像中学习并回归椭圆参数. Chen等人^[28]提出了EllipseNet, 它将每个对象的中心检测为点, 同时对椭圆的参数进行回归. Wang等人^[29]提出了一种高效的基于无锚数据增强的通用椭圆检测器ElDet, 结合角度损失、IoU损失和掩码预测损失, 提升椭圆检测性能. Kothari等人^[30]训练了一个椭圆回归模型, 结合了质心损失和分割损失, 用于瞳孔和虹膜的椭圆检测, 展示了该模型在遮挡情况下的鲁棒性. Liu等人^[31]提出一种用于工业图像的椭圆检测方法, 结合高斯角度距离和平滑L1损失, 防止椭圆回归过程中丢失椭圆旋转角度特征, 从而提高椭圆旋转角度预测的准确性. Sanchez-Lopez等人^[32]提出了两种不同的卷积神经网络架构, 使用椭圆4个关键点构建损失函数, 检测分段激光雷达测量中的椭圆. 无论是带有锚点还是无锚点的深度学习椭圆检测算法, 都为复杂环境下的椭圆目标检测提供了强有力的支持, 且随着网络架构和损失函数的不断优化, 椭圆检测的精度和鲁棒性得到了显著提升.

综上所述, 当前椭圆检测方法主要包括基于图像分析的传统方法与基于深度学习的智能方法, 两者在不同场景下均展现出一定的效果. 然而, 这些方法在面对光照复杂、背景干扰显著的月面环境时, 仍存在一定局限性: 传统图像处理方法易受噪声干扰、检测稳定性差, 而深度学习方法则对训练数据依赖强, 泛化能力不足, 难以适应未知环境. 此外, 上述方法均难以稳定提取任务所需的椭圆关键特征. 一旦依赖人工标记, 将严重影响自动化程度和处理效率. 因此, 现有方法难以直接满足月面视觉任务对鲁棒性、泛化性和关键特征提取准确性的综合要求, 急需一种能够在复杂环境下保持稳定检测性能, 并具备一定灵活性与适应性的椭圆检测新框架.

3 渐进式椭圆关键特征检测框架

本文针对嫦娥六号采样任务中椭圆自然特征检测的难题, 提出了渐进式椭圆关键特征检测框架, 其流程如图1所示. 首先全自动检测算法, 通过正运动学计算相机的初始位姿, 并对其在小范围内偏移生成位姿集合; 随后使用位姿集合映射目标圆到图像上, 构建椭

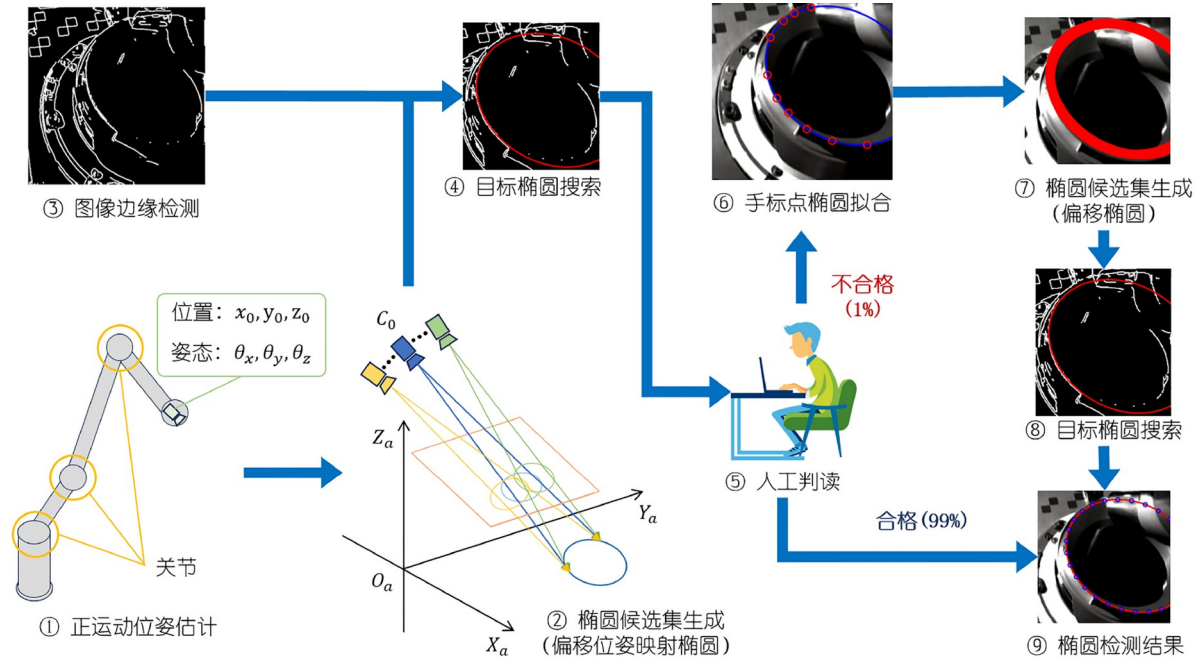


图 1 (网络版彩图)渐进式椭圆关键特征检测框架

Figure 1 (Color online) Progressive ellipse key feature detection framework.

圆候选集; 最后对候选集中的椭圆进行目标搜索, 选择与图像边缘重合度最高的椭圆作为全自动检测结果。

全自动检测算法的椭圆检测结果将由操控人员通过测试进行验证, 若其符合要求, 则直接采用, 若差距较大, 则切换至半自动模式。在半自动检测算法中, 操作员首先在图像上粗略标注少量椭圆关键点, 拟合生成初步椭圆参数; 随后对椭圆参数微调, 构建椭圆候选集; 最后同样采用目标搜索, 从候选集中选择最佳椭圆, 将其作为椭圆检测结果。

3.1 位姿驱动的全自动椭圆关键特征检测算法

根据针孔相机模型可知, 三维空间中的某一点 $P_i = [X, Y, Z]^T$ 可以通过相机的投影矩阵 $K[R | T]$ 投影到二维图像平面上, 得到图像平面上的投影点 $p_i = [u, v]^T$, 其投影过程如下:

$$p_i = \pi_{\{R, T\}}(P_i) = K \cdot [R | T] \cdot P_i, \quad (1)$$

其中 K 是相机内参矩阵, 包含焦点和主点信息; R 是旋转矩阵, 描述相机坐标系与世界坐标系的旋转关系; T 是平移向量, 描述相机坐标系原点到世界坐标系原点的平移。

通过上述映射方法, 可将三维空间中圆形目标的边缘点准确投影到图像平面上。然而, 矩阵 R 和 T 由相机位姿决定, 采用正运动学模型计算的相机初始位姿会因为机械臂柔性以及月球微重力环境等因素存在轻微偏差。为此, 本文设计了位姿驱动的全自动椭圆检测算法, 使用具有轻微偏差的相机初始位姿, 逐步改变相机初始位姿进行精确匹配, 实现全自动椭圆关键特征的检测。其具体步骤如下。

步骤1: 利用正运动学模型计算相机初始位姿 $C_0 = [x, y, z, \theta_x, \theta_y, \theta_z]$, 并在其基础上施加小范围偏移 $\delta_c = [\delta_x, \delta_y, \delta_z, \delta_{\theta_x}, \delta_{\theta_y}, \delta_{\theta_z}]$, 生成位姿候选集 C , 涵盖可能的位姿误差。

步骤2: 使用候选位姿 C_i , 生成三维空间中圆形目标轮廓点集 $p_{e_i}^w$, 并将其投影到二维图像平面, 得到椭圆轮廓点集 $p_{e_i}^p$, 拟合二维平面上的椭圆轮廓点集, 将得到一组椭圆参数 $\Theta_i = (x_i, y_i, a_i, b_i, \theta_i)$ 。根据所有椭圆参数生成对应的椭圆候选集 $\mathcal{E}$, 用于后续匹配和筛选。

步骤3: 将椭圆候选集 $\mathcal{E}$ 中的每个椭圆与图像边缘信息进行匹配计算, 选取与图像边缘重合度最高的椭

圆作为全自动椭圆检测结果。

该方法通过位姿偏移和目标搜索, 能够实现对椭圆关键特征的全自动识别, 具有较高的自动化性, 能够在相机初始位姿偏差较小时稳定工作。

3.2 关键点驱动的半自动椭圆关键特征检测算法

全自动椭圆关键特征检测算法在相机初始位姿偏差较小时表现优异, 能够高效、智能地完成检测任务。然而, 在极端情况下, 正运动学计算的相机初始位姿可能出现较大偏差, 超出全自动检测算法的处理范围, 或者目标椭圆的空间三维信息未知, 因此需要人工辅助完成椭圆关键特征检测。但手动标记本身存在不确定性以及人为误差, 这对检测结果的稳定性提出了挑战。为此, 本文设计了一种基于关键点的半自动椭圆特征检测算法, 使用操作员粗略标记的椭圆关键点, 生成初始椭圆, 并对其进行精细化匹配, 从而提取精确的椭圆关键特征。其具体步骤如下。

步骤1: 使用操作员在图像上粗略标记的椭圆关键点集 $p_{e_i}^m$ 拟合椭圆, 获得初始椭圆参数 $\Theta_0 = (x_0, y_0, a_0, b_0, \theta_0)$ 。

步骤2: 对初始椭圆参数 Θ_0 添加小范围偏移 $\delta_e = [\delta_x, \delta_y, \delta_a, \delta_b, \delta_\theta]$, 生成椭圆候选集 $\mathcal{E}$ 。

步骤3: 将椭圆候选集 $\mathcal{E}$ 中的每个椭圆与图像边缘信息进行重合度比较, 选择重合度最高的椭圆。

该方法通过引入操作员粗略标记的椭圆关键点信息, 为算法提供更准确的初始参数, 从而在复杂场景或极端条件下, 也能保证椭圆的顺利检测。同时, 结合候选集生成和椭圆搜索策略, 该算法能够进一步优化检测结果, 从而降低因人工标注不准确、操作不稳定或主观判断引起的误差。

4 仿真验证与分析

为验证本文算法的有效性, 本节首先定义了椭圆检测准确性的评价指标; 随后在月面采样仿真平台中对算法进行了全面的评估。本文实验在 MATLAB 中进行仿真和运行, 计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i5-13600KF CPU @ 3.50 GHz, 31.8G RAM。

4.1 评价指标

针对椭圆目标的评估, 我们使用了多种指标。首先

本文采用平均平方误差 (mean squared error, MSE), 平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和豪斯多夫距离 (Hausdorff distance, HD) 三种常用误差指标来衡量预测关键点与真实椭圆边缘关键点之间的误差。此外, 本文还使用了交并比 (intersection over union, IoU) 对检测椭圆与目标椭圆之间的重合度进行评估。

由于椭圆边缘是连续的, 在椭圆关键点评估过程中, 对于每个预测点, 采用近似匹配方法在真实椭圆边缘上找到最接近的真实点作为真值, 并基于此对应关系进行计算。MSE 和 MAE 的定义如下:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|p_i - q_i\|^2, \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|p_i - q_i\|, \quad (3)$$

其中 N 表示预测点的总数, p_i 表示第 i 个预测点的位置, q_i 表示椭圆边缘上与 p_i 最近的真实点的位置, $\|\cdot\|$ 表示两点间的欧氏距离。MSE 对较大误差点更敏感, MAE 则更能反映整体预测性能。通过这两项指标结合, 可对椭圆关键点检测的准确性进行全面评估。

豪斯多夫距离是一个集合到另一个集合中最近点的最大距离, 特别适合用于评估不规则形状之间的最大距离。在本研究中通过计算预测椭圆与真实椭圆点集之间的豪斯多夫距离, 衡量椭圆的相似性。设两条椭圆轮廓分别为 $S_a = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_n\}$ 和 $S_b = \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_n\}$, 豪斯多夫距离的计算公式如下所示:

$$d_H\{S_a, S_b\} = \max \left\{ \supinf_{a \in S_a, b \in S_b} \|a - b\|, \supinf_{b \in S_b, a \in S_a} \|b - a\| \right\}, \quad (4)$$

其中 $\|a - b\|$ 表示 a 和 b 两点之间的欧几里得距离。inf 表示一个集合最大的下界, sup 表示一个集合最小的上界。

交并比是用于衡量两个区域 (如检测到的目标区域和实际目标区域) 之间重合程度的一种常用评估指标。它定义为两个区域交集面积与并集面积之比, 取值范围在 0~1 之间, 数值越接近 1 则两个区域的重合程度越高, 即检测越准确。IoU 的计算公式如下所示:

$$IoU = \frac{|R_1 \cap R_2|}{|R_1 \cup R_2|}, \quad (5)$$

其中 R_1 表示检测到的椭圆区域, R_2 表示目标椭圆的真实区域。IoU 能够直观且准确地衡量检测区域与目标

区域的重合度, 有助于评估检测结果的精度。

4.2 仿真实验及结果分析

为了更好地验证本文渐进式椭圆检测框架的有效性, 我们使用与真实场景相仿的月面采样仿真平台进行仿真实验, 选择了一次放样过程中4个不同位置进行实验验证, 其中包含了起始点、到位点和两个中间点。每张图像对应的相机初始位姿通过仿真平台中的相机真实位姿随机叠加偏差生成, 为兼顾实时性, 相机初始位置的偏差范围设定为 $(-2\text{ mm}, 2\text{ mm})$, 角度偏差范围设定为 $(-0.1^\circ, 0.1^\circ)$ 。在此范围内, 随机生成1000组相机初始位姿对算法进行了评估和分析。图2中, (a~d)展示了随机生成的相机初始位姿在空间中的分布, 本文将六维的相机位姿通过主成分分析(principal component analysis, PCA)降维至三维进行展示, 从初始相机位姿的空间分布可以看出, 生成的点覆盖了设定范围, 并分布均匀。在图2中, (e~h), (i~l)分别展示

了使用全自动椭圆关键特征检测算法对1000组相机初始位姿输入, 检测椭圆位置和真实椭圆位置IoU和MAE的盒图, 真实椭圆位置使用真实相机位姿对目标罐口映射生成。盒图直观反映了数据的分布特性, 包括中位数、四分位数范围及离群点。从不同位置的结果中可以看出, 该算法具有较高的稳定性, 异常点较少, 整体偏差幅度较小。

对于半自动椭圆关键特征检测算法, 不再依赖相机初始位姿, 主要关注手动标记关键点的误差。本文从图像中的真实椭圆轮廓上有间隔的随机选取8~11个真值关键点, 在其横纵坐标上叠加 $(-1\text{ mm}, 1\text{ mm})$ 的偏差, 模拟人工标注时的误差。在此设定下, 随机生成1000组操作员标记的初始椭圆关键点对算法进行评估。图3中, (a~d)展示了初始标记点拟合的椭圆参数空间分布, 与图2中(a~d)相似, 本文将椭圆的五维参数使用PCA降维到三维进行展示。可以看出, 拟合的椭圆参数会出现一些偏差较大的点, 这是因为随机进行了点

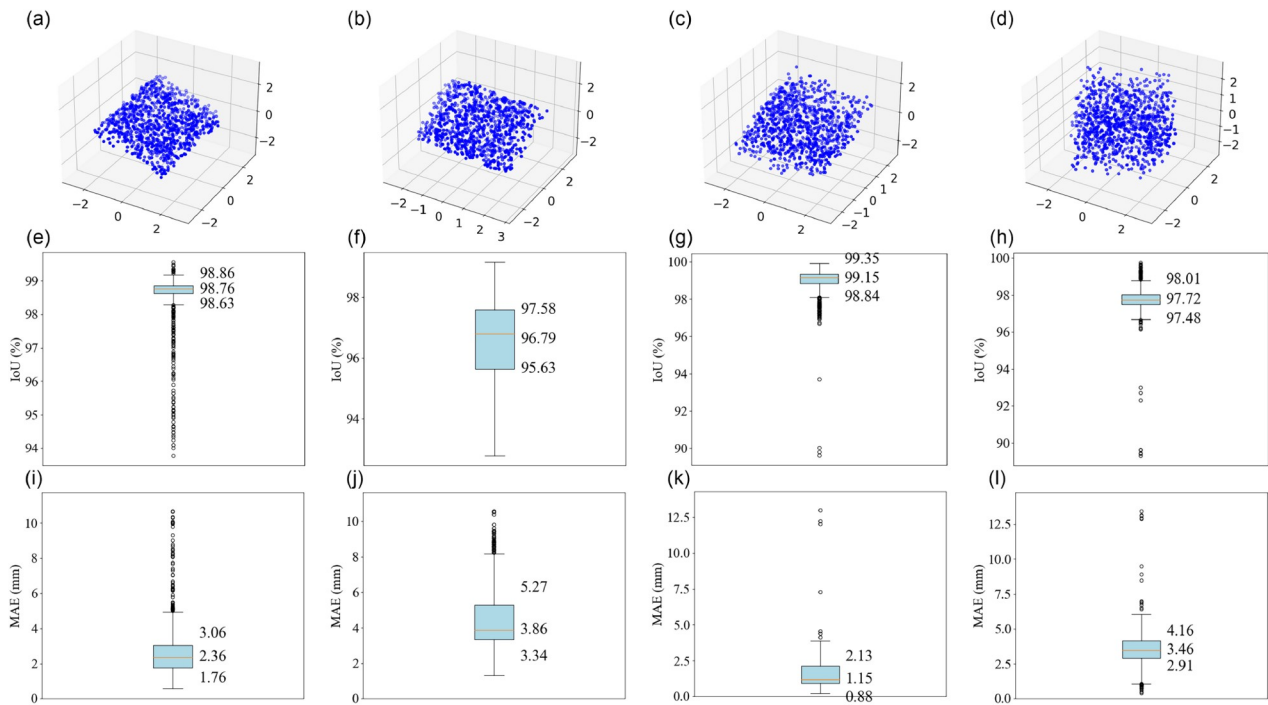


图2 (网络版彩图)全自动椭圆检测算法在月面采样仿真平台中的检测结果。(a~d)一次放样过程中选取的4个不同位置的相机初始位姿空间分布;(e~h)对应位置下全自动椭圆检测算法的交并比(IoU)盒图;(i~l)对应位置下全自动椭圆检测算法的平均绝对误差(MAE)盒图

Figure 2 (Color online) Detection results of the fully-automatic ellipse detection algorithm on the lunar sampling simulation platform. (a~d) The spatial distribution of initial camera poses at four selected positions during a single deployment; (e~h) the box plots of intersection over union (IoU) for the fully-automatic ellipse detection algorithm at the corresponding positions; (i~l) the box plots of mean absolute error (MAE) for the fully-automatic ellipse detection algorithm at the corresponding positions.

的选取, 若选取的点代表性不足, 或距离过近, 则可能会导致初始拟合的椭圆与真实椭圆偏差较大. 图3中(e~h)和(i~l)展示了半自动椭圆关键特征检测算法使用1000组标记点进行椭圆检测得到的IoU和MAE的盒图.

结果显示, 该算法在不依赖初始相机位姿和其他三维信息的极端条件下, 使用人工操作员的粗略标记, 可以得到精准的椭圆位置, 具有较强的稳定性和可用性. 表1展示了在月面采样仿真平台中全自动与半自

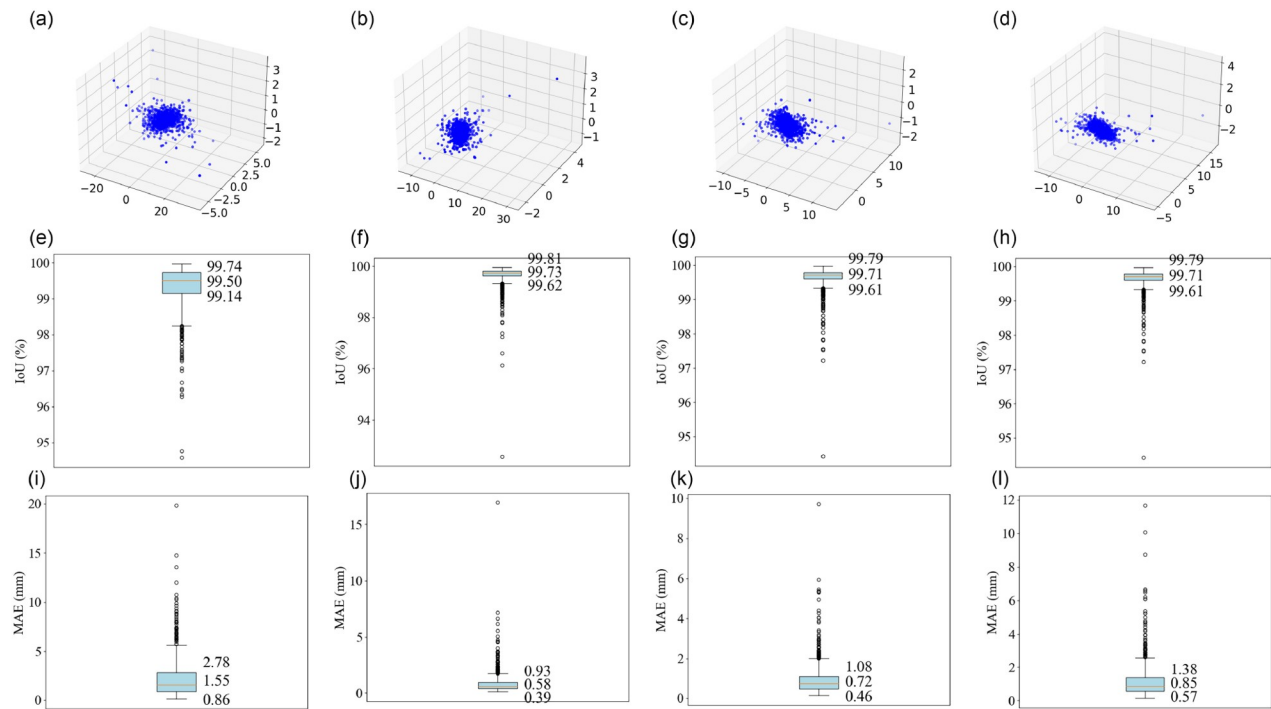


图3 (网络版彩图)半自动椭圆检测算法在月面采样仿真平台中的检测结果. (a~d) 一次放样过程中选取的4个不同位置所拟合得到的初始椭圆分布; (e~h) 对应位置下半自动椭圆检测算法的交并比(IoU)盒图; (i~l) 对应位置下半自动椭圆检测算法的平均绝对误差(MAE)盒图

Figure 3 (Color online) Detection results of the semi-automatic ellipse detection algorithm in the lunar sampling simulation platform. (a~d) The fitted distribution of initial ellipses at four selected positions during a single deployment; (e~h) the box plots of intersection over union (IoU) for the semi-automatic ellipse detection algorithm at the corresponding positions; (i~l) the box plots of mean absolute error (MAE) for the semi-automatic ellipse detection algorithm at the corresponding positions.

表1 椭圆检测算法在月面采样仿真平台中的结果

Table 1 Results of the ellipse detection algorithm in the lunar sampling simulation platform

	全自动椭圆关节特征检测算法				半自动椭圆关节特征检测算法			
	MSE (mm)	MAE (mm)	HD (mm)	IoU (%)	MSE (mm)	MAE (mm)	HD (mm)	IoU (%)
起始位置(平均)	12.17	2.71	4.99	98.55	16.92	2.14	5.81	99.34
起始位置(最差)	139.85	10.66	18.46	93.76	771.31	19.82	49.59	94.57
中间位置1(平均)	29.61	4.52	7.88	96.43	2.90	0.82	2.42	99.64
中间位置1(最差)	135.01	10.56	17.80	92.76	592.61	16.93	44.00	92.55
中间位置2(平均)	4.74	1.53	3.07	98.99	2.76	0.92	2.68	99.64
中间位置2(最差)	202.73	12.98	21.78	89.58	184.82	9.71	26.65	94.40
到位位置(平均)	17.74	3.51	6.39	97.73	4.56	1.14	3.25	99.63
到位位置(最差)	224.10	13.41	23.06	89.25	278.80	11.66	33.76	92.29

动椭圆检测算法在放样过程中4个位置的椭圆检测结果, 表中展示了MSE, MAE, HD, IoU对1000组随机输入的平均结果和最差结果. 实验结果显示, 全自动检测算法的IoU指标在89.25%以上, MAE均小于13.41 mm, 豪斯多夫距离小于23.06 mm, 可以满足相机初始位姿存在较小偏差的大多数场景; 半自动检测算法得益于操作员对关键点的标记, IoU指标稳定在92.29%以上, 平均MSE, MAE, HD整体优于全自动算法, 这体现了半自动椭圆检测算法的准确性和稳定性. 半自动椭圆检测算法消除了对相机初始位姿和三维信息的依赖, 可以满足更多极端场景.

5 实际应用与结果分析

本节展示了该算法在嫦娥六号采样任务中的实际应用效果. 在真实操作中, 若已有相机初始位姿和目标圆形三维信息, 则先采用自动椭圆检测算法进行检测, 之后进行人工判读. 若检测结果不满足精度要求或初始信息缺失, 则使用半自动椭圆检测算法.

我们对全自动椭圆检测算法、半自动椭圆检测算法以及手动椭圆检测算法在用时上进行了分析和比较, 如图4所示. 机器计算时间用蓝色实色填充表示, 人工参与时间用橙色带斜纹填充表示. 图中展示了3种算法(全自动、半自动、手动)的时间消耗分布. 全自动算法通过高度智能化的设计, 仅在最后阶段需要人工对结果进行判读, 耗时约15 s; 半自动算法在执行过程

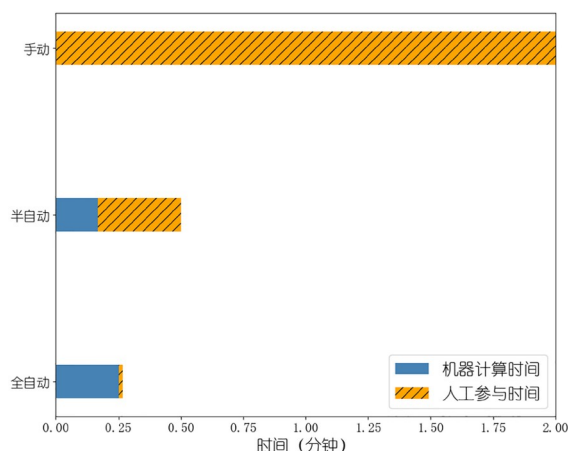


图4 (网络版彩图)全自动、半自动、手动椭圆检测算法使用时间对比

Figure 4 (Color online) Comparison of the use time of fully-automatic, semi-automatic, and manual ellipse detection algorithms

中需要人工对部分关键点进行粗略标记, 机器再基于这些标记完成后续计算, 耗时约30 s; 手动算法则完全依赖人工操作, 由于人工标记的精确性直接决定了最终结果的质量, 需要精确标记所有关键点, 并剔除可能存在的错误点, 耗时约2 min. 总体来看, 半自动和全自动算法在时间效率上明显优于手动操作. 尽管全自动算法的机器计算时间较长, 但人工参与时间极少, 且整体执行时间最短; 半自动算法虽然仍需一定程度的人工干预, 但相比手动算法, 其人工参与时间显著减少, 成功在效率与精确度之间实现了平衡. 相比之下, 手动算法完全依赖人工操作, 所需时间最长, 效率最低.

在嫦娥六号任务中, 由于月背光线条件较差, 导致靶标的识别存在困难, 尤其是在放样过程中, 仅3号靶标和7号靶标相对清晰, 其余靶标受光照影响, 标注和检测需要消耗更多的时间与人力, 且结果的准确性也难以得到保证. 这种情况下, 单独依赖传统靶标进行精确的相机定位变得不可靠且难以实现, 椭圆靶标联合估计算法成为更优的选择. Liu等人^[3,4]已对椭圆靶标联合视觉定位算法进行了论证, 并在嫦娥五号的图像中进行了仿真验证. 该算法具有较强的适应性, 可支持1~9个靶标的检测, 能够在部分靶标信息缺失的情况下实现相机位姿的精确估计, 但其性能的关键在于椭圆检测的效率和准确性.

图5展示了不同检测算法在实际任务中一次放样过程的检测结果, 选取了起始位置、到位位置和一个中间位置进行展示. 其中第一行(a, b, c)为起始位置检测结果, 第二行(d, e, f)为中间位置检测结果, 第三行(g, h, i)为到位位置检测结果. 第一列(a, d, g)为手动标注椭圆检测结果, 第二列(b, e, h)为半自动椭圆检测算法椭圆检测结果, 第三列(c, f, i)为全自动椭圆检测算法检测结果. 从图中可以看出, 半自动椭圆检测算法需要人工标记的点更少, 且允许一定误差. 经操控人员测试验证, 渐进式椭圆关键特征检测框架可在月背复杂光照条件下满足机械臂精确定位的需求, 检测误差在可容忍范围之内, 为嫦娥六号采样任务的顺利实施提供了关键的技术支撑与保障.

6 结论与讨论

本文提出的渐进式椭圆关键特征检测框架, 结合全自动与半自动椭圆检测技术, 针对嫦娥六号月背采

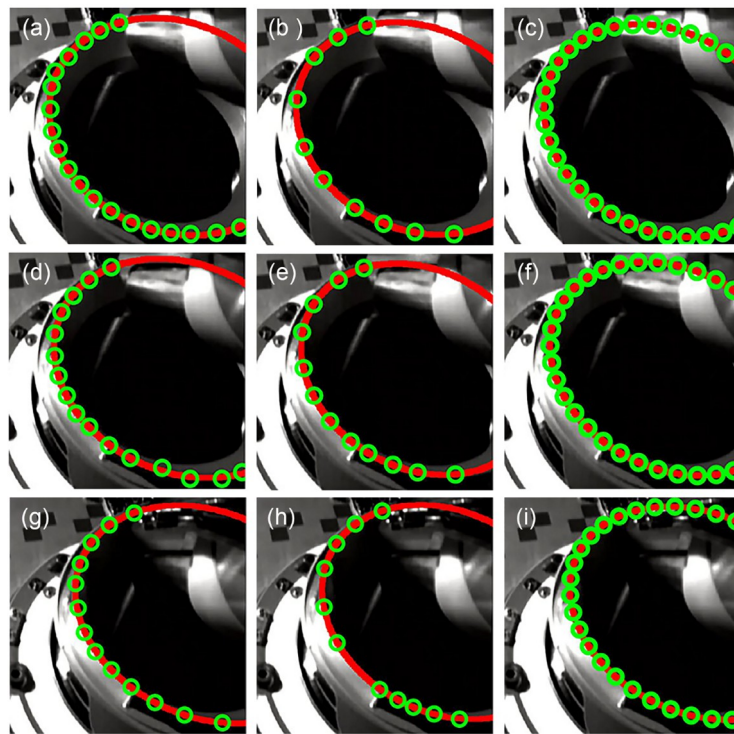


图 5 (网络版彩图)全自动、半自动与手动椭圆检测算法可视化对比。(a~c)为起始位置检测结果; (d~f)为中间位置检测结果; (g~i)为到位位置检测结果; (a, d, g)为手动标注椭圆检测结果; (b, e, h)为半自动椭圆检测算法椭圆检测结果; (c, f, i)为全自动椭圆检测算法检测结果

Figure 5 (Color online) Visual results of fully-automatic, semi-automatic, and manual ellipse detection algorithms. (a~c) Detection at the initial position; (d~f) detection at the intermediate position; (g~i) detection at the final position. (a, d, g) are results of manual annotation; (b, e, h) are results of semi-automatic method; and (c, f, i) are results of fully-automatic method.

样任务中的椭圆特征检测挑战, 提供了高效且准确的解决方案. 全自动椭圆检测算法在相机初始位姿误差较小的情况下, 能够实现快速、精准的椭圆识别; 而在偏差较大的情况下, 半自动检测算法通过操作者的粗略标记, 进一步提高了检测的可靠性与灵活性. 通过仿真实验验证, 该方法能够有效检测椭圆位置. 在相机初始位姿存在一定范围的偏差时, 全自动椭圆检

测算法能够满足精准放样的需求, MAE均小于13.41 mm, IoU指标在89.25%以上; 而在偏差较大时, 可以通过半自动椭圆检测算法确保算法的可靠性, IoU指标稳定在92.29%以上. 该方法在嫦娥六号采样的关键阶段实现了高精度的椭圆检测, 经操控人员测试验证, 证明了算法的有效性和实用性, 为嫦娥六号采样任务的视觉定位提供了支撑.

致谢 本文在北京航天飞行控制中心空间遥操作团队的通力协作下得以顺利完成, 在此深表感谢.

参考文献

- 1 Hu H, Wang Q, Hu H D, et al. A review of the first human sample return to the far side of the moon to the Chang'e-6 mission (in Chinese). *Aerosp China*, 2024, 7: 6–13 [胡浩, 王琼, 胡浩德, 等. 人类首次月球背面采样返回“嫦娥”六号任务综述. *中国航天*, 2024, 7: 6–13]
- 2 Cui Z, Yang Q, Zhang Y Q, et al. A sample of the Moon's far side retrieved by Chang'e-6 contains 2.83-billion-year-old basalt. *Science*, 2024, 386: 1395–1399

- 3 Liu C K, Li J, Zhang T Z, et al. Key technologies in the teleoperation of the Chang'e-5 lunar sampling (in Chinese). *Sci Sin Tech*, 2022, 52: 473–488 [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. 中国科学: 技术科学, 2022, 52: 473–488]
- 4 Liu C K, Li D S, Xie J F, et al. Multi-feature fusion based vision locating method for lunar surface sampling teleoperation (in Chinese). *Chin J Aeronaut*, 2022, 43: 468–485 [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. 航空学报, 2022, 43: 468–485]
- 5 Liu C K, Lei J X, Liu Q, et al. Fast and precise location measurement of joint multiple ellipses based on inverse transformation of perspective projection (in Chinese). *Chin J Aeronaut*, 2023, 44: 250–264 [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. 航空学报, 2023, 44: 250–264]
- 6 Duda R O, Hart P E. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Commun ACM*, 1972, 15: 11–15
- 7 Kiryati N, Eldar Y, Bruckstein A M. A probabilistic Hough transform. *Pattern Recogn*, 1991, 24: 303–316
- 8 Xu L, Oja E, Kultanen P. A new curve detection method: Randomized Hough transform (RHT). *Pattern Recogn Lett*, 1990, 11: 331–338
- 9 Ito Y, Ogawa K, Nakano K. Fast ellipse detection algorithm using Hough transform on the GPU. In: *Proceedings of International Conference on Networking and Computing (ICNC)*. Osaka, 2011. 313–319
- 10 Chien C F, Cheng Y C, Lin T T. Robust ellipse detection based on hierarchical image pyramid and Hough transform. *J Opt Soc Am A*, 2011, 28: 581
- 11 Kim E, Haseyama M, Kitajima H. Fast and robust ellipse extraction from complicated images. In: *Proceedings of International Conference on Information Technology and Applications (ICITA)*. Sydney, 2002. 357–362
- 12 Mai F, Hung Y S, Zhong H, et al. A hierarchical approach for fast and robust ellipse extraction. *Pattern Recognition*, 2008, 41: 2512–2524
- 13 Lu C, Xia S, Huang W, et al. Circle detection by arc-support line segments. In: *Proceedings of International Conference on Image Processing (ICIP)*. Beijing, 2017. 76–80
- 14 Lu C, Xia S, Shao M, et al. Arc-support line segments revisited: An efficient high-quality ellipse detection. *IEEE Trans Image Process*, 2019, 29: 768–781
- 15 Meng C, Li Z, Bai X, et al. Arc adjacency matrix-based fast ellipse detection. *IEEE Trans Image Process*, 2020, 29: 4406–4420
- 16 Jia Q, Fan X, Luo Z, et al. A fast ellipse detector using projective invariant pruning. *IEEE Trans Image Process*, 2017, 26: 3665–3679
- 17 Wang W, Wang G, Hu C, et al. Robust ellipse fitting based on maximum correntropy criterion with variable center. *IEEE Trans Image Process*, 2023, 32: 2520–2535
- 18 Chen X D, Qian C, Zhao M, et al. Improving ellipse fitting via multi-scale smoothing and key-point searching. *Pattern Recognition*, 2024, 151: 110432
- 19 Zhou H, Han L, Zhu S, et al. A high-precision ellipse detection method based on quadrant representation and top-down fitting. *Pattern Recognition*, 2024, 154: 110603
- 20 Wang Z, Zhong B, Ma K K. Anisotropic scale-invariant ellipse detection. *IEEE Trans Image Process*, 2024, 33: 3161–3173
- 21 Liu C, Chen R, Chen K, et al. Ellipse detection using the edges extracted by deep learning. *Machine Vision Appl*, 2022, 33: 63
- 22 Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2016, 39: 1137–1149
- 23 He K, Gkioxari G, Dollár P, et al. Mask R-CNN. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Venice, 2017. 2961–2969
- 24 Li Y. Detecting lesion bounding ellipses with Gaussian proposal networks. In: *Proceedings of Machine Learning in Medical Imaging (MLMI)*. Shenzhen, 2019. 337–344
- 25 Dong W, Roy P, Peng C, et al. Ellipse R-CNN: Learning to infer elliptical object from clustering and occlusion. *IEEE Trans Image Process*, 2021, 30: 2193–2206
- 26 Tian Z, Shen C, Chen H, et al. FCOS: A simple and strong anchor-free object detector. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2020, 44: 1922–1933
- 27 Lu C, Koniusz P. Few-shot keypoint detection with uncertainty learning for unseen species. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. New Orleans, 2022. 19416–19426
- 28 Chen J, Zhang Y, Wang J, et al. EllipseNet: anchor-free ellipse detection for automatic cardiac biometrics in fetal echocardiography. In: *Proceedings of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI)*. Strasbourg, 2021. 218–227
- 29 Wang T, Lu C, Shao M, et al. ElIDet: An anchor-free general ellipse object detector. In: *Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision*

(ACCV). Macao, 2022. 2580–2595

- 30 Kothari R S, Chaudhary A K, Bailey R J, et al. EllSeg: An ellipse segmentation framework for robust gaze tracking. *IEEE Trans Visual Comput Graphics*, 2021, 27: 2757–2767
- 31 Liu K, Lu Y, Bai R, et al. Ellipse detection with applications of convolutional neural network in industrial images. *Electronics*, 2023, 12: 3431
- 32 Sanchez-Lopez J L, Castillo-Lopez M, Voos H. Semantic situation awareness of ellipse shapes via deep learning for multirotor aerial robots with a 2D LIDAR. In: *Proceedings of the International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*. Athens, 2020. 1014–1023

A progressive ellipse key feature detection framework for Chang’e-6 sampling task

DUAN ShaoHua^{1,2}, ZHANG ChunJie^{1,2*}, LIU ChuanKai^{3,4*}, ZHANG JiTao^{3,4}, ZHANG ZuoYu^{3,4}, WANG Yi⁵, HU XiaoDong³ & HE XiMing³

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 The Key Laboratory of Science and Technology on Aerospace Flight Dynamics, Beijing 100094, China

⁵ School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China

Chang’e-6 is the world’s first lunar sampling task. During the lunar back sampling process, due to the slender and flexible configuration of the robotic arm, there is a large uncertainty in the end operation posture, and visual guidance is required to achieve various fine operations. To this end, this paper considers the complex lighting effects on the lunar surface and proposes a progressive ellipse key feature detection framework for the joint positioning of artificial targets and natural features. The framework adopts a step-by-step detection strategy from coarse to fine to accurately identify ellipse features, including a posture-driven fully-automatic ellipse detection algorithm and a key point-driven semi-automatic ellipse detection algorithm. When the initial posture deviation of the camera is small, the initial posture of the camera is fine-tuned to detect the ellipse. The circular target is mapped into the image, and the ellipse in the image is searched for the target to achieve fully automatic ellipse detection. Under extreme conditions, such as when the camera’s initial position is unavailable or the three-dimensional information of the circular target is missing, the operator roughly marks the key points of the ellipse and fine-tunes the fitted ellipse parameters for target search to achieve semi-automatic ellipse detection and precise positioning. Through simulation experiments, it is verified that this method can accurately detect the key features of the ellipse and meet the accuracy requirements of the visual positioning of the robotic arm. This method has been successfully applied to the Chang’e-6 lunar back sampling task. Compared with manual marking, the speed is significantly improved and the human noise is effectively reduced, providing reliable support for the lunar back sampling task.

Chang’e-6, visual guidance, elliptical detection

doi: [10.1360/SST-2025-0031](https://doi.org/10.1360/SST-2025-0031)