

LI Rongwang, LI Hui, SHU Peng, LI Yuqiang. Research Progress on Estimating Space Objects Characteristics Using Ground-based Observation Data (in Chinese). *Chinese Journal of Space Science*, 2025, 45(6): 1629–1643. CSTR:32142.14.cjss.2024-0181. DOI:10.11728/cjss.2025.06.2024-0181

地基观测数据估计空间目标特性研究进展*

李荣旺¹ 李 徽^{1,2} 舒 鹏¹ 李语强¹

1(中国科学院云南天文台 昆明 650216)

2(中国科学院大学 北京 100049)

摘 要 空间活动日益频繁, 目标解体和碰撞生成大量空间碎片可能引发灾难性后果, 因此对空间目标进行监测与表征变得尤为重要. 空间目标的姿态、形状、材质等特性信息对于目标识别、碰撞规避和主动清除具有重要意义. 对空间态势感知领域的重要学术会议 AMOS (Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies) 近年来文集集中的相关技术论文进行系统分析, 涵盖地基观测数据在空间目标表征中的应用, 从姿态估计、形状估计到姿态演化以及机器学习辅助决策等, 研究结果可为空间目标综合分析提供丰富的技术手段和估计方法, 并为未来空间目标表征技术发展提供了有价值的参考. 此外, 针对特性估计相关数据日益丰富、反演算法愈发成熟的现状和趋势, 提出中国应该建立体系化的空间目标特性估计机制新思路.

关键词 天体测量, 空间目标, 光变曲线, 空间态势感知, 特征表征, 机器学习

中图分类号 P129

Research Progress on Estimating Space Objects Characteristics Using Ground-based Observation Data

LI Rongwang¹ LI Hui^{1,2} SHU Peng¹ LI Yuqiang¹

1(Yunnan Observatories, Chinese Academy of Sciences, Kunming 650216)

2(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

Abstract With the rapid increase in space activities, the proliferation of space debris from space objects' breakup and collisions poses catastrophic risks to orbital operations. Consequently, the monitoring and characterization of space objects, including their attitude, shape, and material properties, have become critical for target identification, collision avoidance, and active debris removal. This study systematically reviews relevant technical papers from recent proceedings of the AMOS Conference, a key academic forum in space situational awareness. The analysis encompasses ground-based observational data applications in space object characterization, attitude estimation, shape reconstruction, attitude evolu-

* 国家自然科学基金项目 (12373086, 12293034, 12303082, 12003065) 和中国科学院“西部之光 – 西部青年学者”基金项目共同资助

2024-12-11 收到原稿, 2025-06-20 收到修定稿

©The Author(s) 2025. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

tion, and machine learning-assisted decision-making. These methodologies provide a comprehensive toolkit for the integrated analysis of space objects, offering valuable insights for future advancements in characterization technologies. Against the current situation and trend of increasingly abundant data related to characteristic estimation and increasingly mature propagation algorithms, this paper proposes a new idea that China should establish a systematic space target characteristic estimation mechanism.

Key words Astrometry, Space objects, Light curves, Space situational awareness, Feature characterization, Machine learning

0 引言

空间态势感知 (SSA) 是通过获取、分析和评估近地空间目标数据理解和掌握空间目标、空间环境和空间事件当前状态, 并预测其发展趋势。

随着空间环境日益拥挤, 在轨设备面临的威胁不断增加, 详细了解和表征空间目标成为空间态势感知的基本目的之一。以空间目标编目^{*}为例, 可以公开获取的两行根数 (TLE) 数据主要包含简化的空间目标特性描述, 例如阻力弹道系数和轨道参数, 这些数据通常基于简化的摄动模型 (例如 SGP, SGP4, SDP4 等) 在一段时间内进行计算, 以预测目标在某个时刻的位置和速度。然而, 这些模型通常假设物体具有一般表面特性, 这种简化描述限制了动态传播模型的轨道预测精度。为提高轨道预报的准确性和可靠性, 未来的空间目标编目需纳入更详细、更精确的目标特性参数。

传统的空间目标跟踪测量方法, 例如地面雷达和光学望远镜观测, 已证明其观测数据对空间目标的形状、姿态、角速度和表面参数等特性高度敏感^[1]。随着计算机算力增强, 深度学习技术愈发成熟, 人工智能在天文学的应用也迅速普及^[2], 深度神经网络在空间态势感知领域的应用进一步提升对空间目标特性的分析能力。Gou 等^[3]于 2016 年总结了基于光变曲线反演空间目标姿态的研究进展, 分析基于光变曲线进行姿态反演的主要方法和特点, 研究认为基于非线性滤波的姿态反演方法可连续、稳健地估计姿态参数, 是未来姿态反演的热点。同年, Wang 等^[4]分析了近 10 年, 国际上利用地基光变曲线反演空间目标特征技术的研究进展, 不仅系统梳理了基于地基光变曲线特征、基于模型构建的空间目标特征反演技术, 还详细

分析了各种技术的用途、优缺点, 并提出未来该领域的研究发展方向。Ma 等^[5]于 2024 年基于公开文献分析 SSA 对象变化发展, 系统梳理国外 SSA 观测设备发展情况, 并对未来观测技术发展方向做出预测。

1957 年苏联发射斯普特尼克一号 (Sputnik-1) 卫星时, 美国尚未具备高分辨率光学成像技术以进行空间目标识别。为应对这一问题, 美国空军随即在俄亥俄州 Sulphur Grove、新墨西哥州 Cloudcroft 建立研究设施, 推动了美国在卫星光学特性研究与空间目标识别技术领域的发展。随后在夏威夷毛伊岛 (Maui) 和佛罗里达州 Malabar 两地也进行空间目标识别成像研究活动。随着时间的推移, 最终只有美国空军毛伊岛光学站 (AMOS) 持续支持光学空间目标识别技术研究^[6]。毛伊岛先进光学与空间监视技术 (AMOS) 会议^{**}作为美国专注于空间态势感知的首要学术会议, 汇聚了大量关于空间目标姿态估计、形状识别等特征表征的前沿研究进展。

本研究系统分析了 2016—2023 年 AMOS 会议论文集集中 50 篇相关技术论文, 针对空间目标的姿态估计问题, 依据采用的数据类型 (光变曲线、雷达数据、可分辨图像等) 进行细化分类。进一步探讨了空间目标的形状估计方法, 同样按照依赖的数据类型进行归类。在其他特征估计部分, 总结了空间目标识别分类、姿态演化分析以及卫星机动检测等研究进展。进一步介绍了基于机器学习的辅助决策方法。根据基于各种数据的特征反演估计方法愈发成熟的现状, 对空间目标特性表征体系化研究进行分析。

1 空间目标的姿态估计

空间目标姿态估计是进行高精度定轨以及空间

^{*} <https://www.space-track.org>

^{**} <https://amostech.com/about/>

碎片主动清除任务的关键技术, 本章节所涉及的相关论文围绕这一主题, 包含光学望远镜、雷达、激光测距等多种观测手段, 使用机器学习、卡尔曼滤波、贝叶斯估计等多种研究方法. 这些研究通过对卫星、火箭体、空间碎片等目标进行观测、建模、反演, 有效提升了空间目标姿态的估计能力. 下面将按照姿态估计研究中使用的数据类型进行分节介绍, 需要说明的是, 各小节的内容将以对应的数据类型为核心, 但涉及的文献也可能包含其他类型的数据.

1.1 基于光变曲线数据

结合实测光变曲线和理论光变曲线, 建立包含待估参数的损失函数, 并进行参数优化, 从而确定目标姿态, 这种方法是对空间目标进行姿态估计的常用方法. 在使用光变曲线进行姿态估计的研究中, Rush 等^[7] 基于改进的 Phong BRDF (Phong Bidirectional Reflectance Distribution Function) 和光线追踪算法建立空间目标太阳光反射模型以生成理论光变曲线, 针对旋转轴稳定、翻滚两种情况实现两种无迹卡尔曼滤波器 (UKF), 最后通过多次迭代收敛最小化观测误差得到解. 该研究中, 对于固定旋转轴情况, UKF 在大多数实验中成功收敛得到解, 而对翻滚目标的成功率则显著降低. Blacketer^[8] 对火箭体和盒翼 (Box-Wing) 卫星应用简化的几何模型和双向反射分布函数 (BRDF) 参数生成理论光变曲线, 使用均方根误差衡量其与实测光变曲线之间的差异, 假设当理论光变曲线和实测光变曲线匹配时, 目标实际姿态和模型的姿态相同, 通过遍历所有可能的参数组合找到最佳拟合参数. 该方法能够将理论光变曲线匹配到实测光变曲线, 但是存在速度慢、精度低且难以获得唯一解等问题. Gallego 等^[9] 使用 Lomb-Scargle 周期图和周期折叠法 (Epoch Folding) 确定目标视旋转周期. 利用机器学习技术, 基于实测光变曲线和雷达散射截面数据, 首先对目标稳定类型进行分类. 接着, 基于 OpenGL (Open Graphics Library) 开发的光变曲线模拟器生成目标的理论光变曲线, 并应用最小二乘法滤波器最小化理论数据和实测数据之间的残差, 确定旋转物体的旋转轴指向.

基于实测数据与理论数据构建关于姿态参数的损失函数, 并采用参数优化算法进行姿态参数寻优, 是实现目标姿态估计的一种有效方法. 在 Clark 等^[10] 的研究中, 对参数估计算法进行了较为系统的研究,

并应用正向光线追踪模型对四种空间目标形状: 1 U 立方星、3 U 立方星、盒翼立方星和第一代铱星生成模拟光变曲线, 并使用这些模拟数据测试五种参数优化方法: 梯度下降、随机爬山、模拟退火、遗传算法和粒子群优化算法. 研究发现所有算法均表现出收敛到不同姿态序列的能力, 其中粒子群优化和遗传算法在姿态残差精度方面表现最佳. Burton 等^[11] 使用两个粒子群优化器 (PSO) 估计目标姿态, 其中, 第一个 PSO 估计可能的初始姿态, 而第二个 PSO 根据可能的初始姿态生成理论光变曲线. 通过计算损失函数对粒子进行评估, 迭代更新粒子的位置、速度以最小化损失函数, 从而得到和实测光线曲线相符的姿态序列. 研究表明, 通过该方法能够找到和实测光变曲线匹配的解, 但是反演具有歧义性, 可能存在多个姿态序列和实测光变曲线匹配.

Badura 等^[12] 提出了一种基于物理约束的损失函数构建方法, 使训练得到的机器学习模型不仅在训练数据上预测误差低, 同时确保其输出结果符合已知的物理规律. Badura 等构建了一个时变的机器学习模型用于检索目标的旋转状态, 该模型优于随机数值优化方法以及例如卷积神经网络 (CNN) 等时不变机器学习方法. 初步结果表明, 基于物理约束的损失函数时变机器学习模型在训练过程中更加稳定, 泛化效果更好.

Hrobár 等^[13] 在斯洛伐克、瑞士两地对 CZ-3B, H-2A, FALCON 9 火箭体进行双基地同步光度测量, 并获得目标实测光变曲线, 对圆柱体目标应用低分辨率 Williams 模型, 接着利用亮度比 (一个旋转周期内亮度最大值和最小值的差异) 估计 CZ-3B 和 H-2A 的旋转轴指向, CZ-3B 旋转轴指向如图 1 所示^[13]. 图 1 给出了对 CZ-3B 型火箭体姿态运动的反演结果. 该火箭体于 2018 年 9 月 19 日发射, 轨道近地点距地表约 200 km. 结果表明, 存在两个主要的解区域, 分别位于赤纬 $DEC = -3^\circ$ 、赤经 $RA = 65^\circ$ 和赤纬 $DEC = 39^\circ$ 、赤经 $RA = 145^\circ$ 附近. 此外还存在两个方向相反的对称解区域, 研究认为多解的产生很可能与观测时间间隔较长有关.

通过融合待估参数的先验分布与观测数据, 依据贝叶斯定理可以推导出参数的后验概率分布. 采用马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC) 方法对该后验分布进行高效采样, 进而实现待估参数的最大后验概率估计.

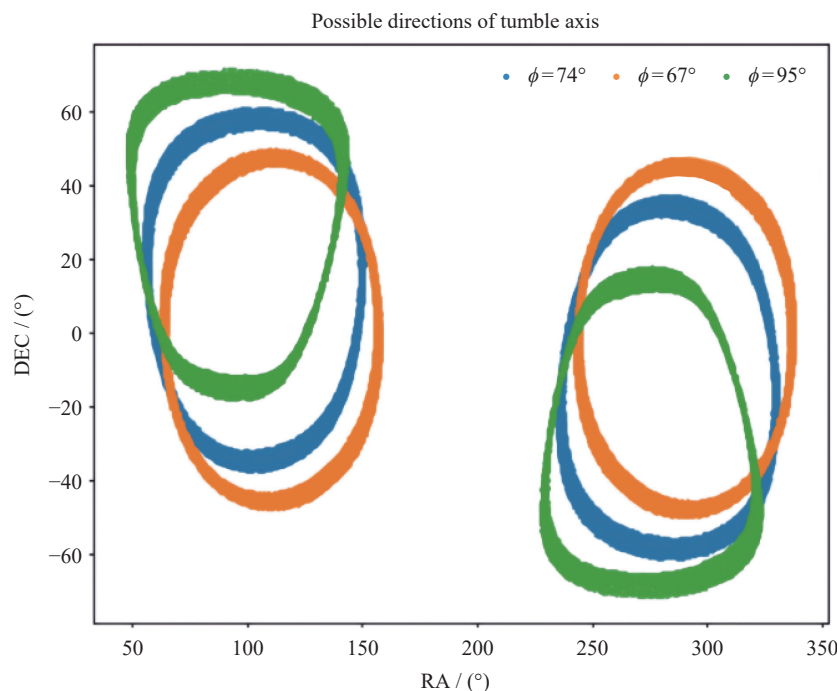


图1 J2000 历元赤道坐标下长征三号乙 (CZ-3B) 运载火箭上面级可能的翻滚轴方向

Fig. 1 Possible tumble axis directions of CZ-3B upper stage in equatorial coordinates at J2000 epoch

Campbell 等^[14]使用近地目标 2020 SO 的实测光变曲线, 对在观测时段开始时的 4 个姿态参数、3 个角速度参数和 3 个漫反射/镜面反射参数进行贝叶斯估计, 通过 35000 次 MCMC 迭代获得待估参数最大后验概率估计值和 95% 最高后验密度. 接着对参数的后验分布进行抽样, 并计算理论光变曲线, 进而将理论光变曲线和实测光变曲线进行对比分析. 研究认为该贝叶斯估计模型很好地估计了 2020 SO 的自旋状态和反射特性. 在后续的工作中, Campbell 等^[15]对嫦娥 5 号 T1 火箭体进行特征分析, 基于各向异性 Phong 反射模型生成理论光变曲线, 结合目标在撞击月球前最后两次接近地球时收集的天体测量数据、实测光变曲线数据, 通过 MCMC 采样估计目标的 2 个旋转轴方向参数 (α, β), 3 个角速度参数 (w_1, w_2, w_3), 2 个漫反射/镜面反射参数 (ρ, F_0) 以及 2 个表面各向异性/粗糙度参数 (n_u, n_v), 结果如图 2 所示^[15], 各子图横坐标为参数取值范围, 纵坐标为概率密度. 根据贝叶斯分析结果, 认为火箭体前端可能存在额外质量.

综合考虑目标的形状、尺寸、反射特性、观测几何以及所受到的各种空间环境作用力, 建立目标的光度模型以生成理论光变曲线, 但是对于已建立的光度模型往往还需要使用实测数据进行验证. 在这些会议

文献中, Šilha 等^[16,17]介绍了由哥廷根高超音速技术公司开发的软件工具 ι OTA, 该软件综合考虑大气阻力、涡流阻尼、太阳辐射压、地球太阳月球引力、空间碎片和微流星体碰撞动量传递等影响, 以及可选的特定航天器影响因素, 例如油箱晃动、反作用轮行为、磁力矩器活动和推进器点火等. 该软件可以对空间目标的轨道、姿态进行短至数天、长达数年的预报. 另外, ι OTA 的后处理模块能够生成理论观测数据, 例如光变曲线、激光测距残差和逆合成孔径雷达 (ISAR) 图像. Šilha 等^[16,17]通过多单位联合观测获得 ENVISAT 卫星的实测数据并对 ι OTA 进行验证, 结果表明, ENVISAT (Environmental Satellite) 的理论激光测距残差和理论 ISAR (Inverse Synthetic Aperture Radar) 图像与实测结果符合很好, 但是由于使用了非常简单的光反射模型, 使得难以获得与实际相符的理论光变曲线. 这里认为, 未来版本的 ι OTA 应包含有更多细节的且非唯一的光反射模型. Polo 等^[18]也使用实测数据评估光变曲线模拟器的性能, Polo 等在猎鹰望远镜网络 (Falcon Telescope Network, FTN) 对目标观测期间, 通过对 BRMM 3 U 立方星发布指令, 使其旋转速度从每秒 0.2° 到每秒 5° 变化以建立全面的实测光变曲线数据库, 然后基于

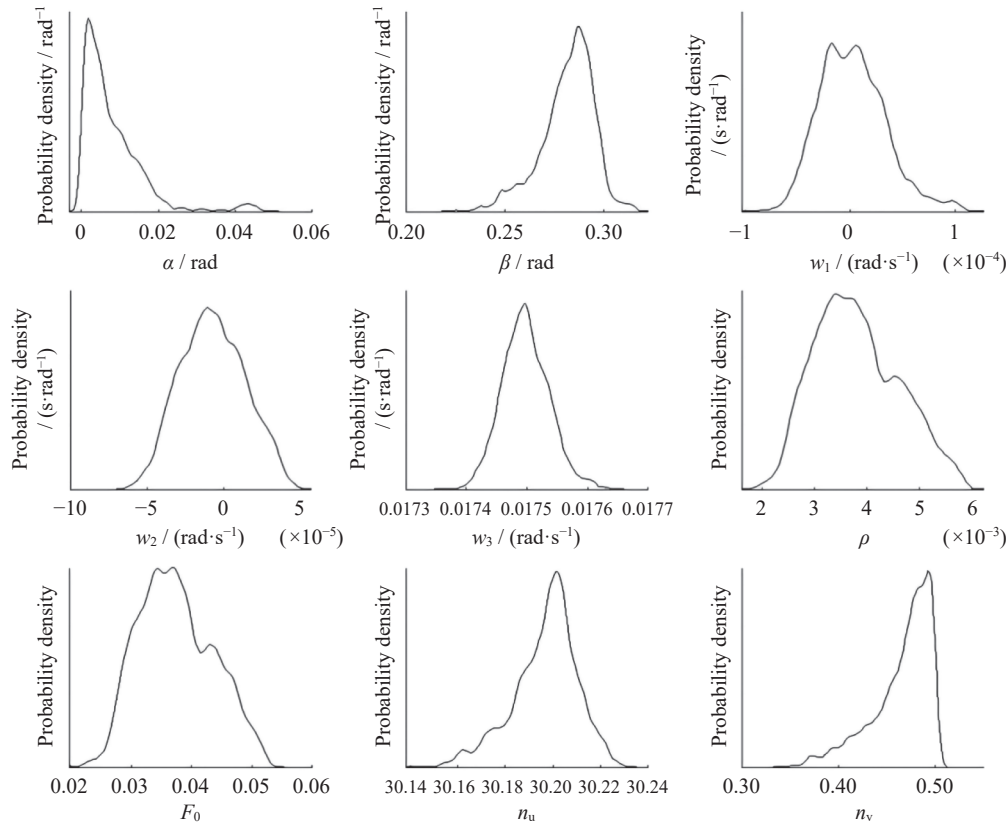


图2 各参数后验分布的最终估计

Fig. 2 Final estimates of the posterior distributions of each parameter

Ashikhmin-Premože BRDF 模型, 结合由 Orekit 库支持的高保真度六自由度轨道预报器为 BRMM 生成理论光变曲线, 最后将目标遥测报告的姿态叠加在预报轨道上, 以进行实测与理论光变曲线的一一对比. 研究表明, 实测和理论光变曲线可以用于评估目标的遥测数据, 但是基于实测光变曲线反演目标姿态参数及旋转速率的逆问题求解还需进一步研究.

1.2 基于雷达数据

除了基于常见的地面光学望远镜进行光度测量, 雷达观测也是分析空间目标特征的重要手段. 在使用雷达数据进行研究, Benson 等^[19-21]提出了一种基于多普勒带宽和二维/三维旋转相位多普勒 (RPD) 技术的旋转轴指向参数估计方法. 研究认为, 在具有显著非平面观测几何以及目标处于稳定的旋转状态时, RPD 能够在目标缺乏详细模型细节情况下精确估计目标旋转周期、旋转轴指向, 该方法相较于传统基于光变曲线的反演技术是一个巨大的改进. Benson 等^[19-21]发现, 构型几乎相同的 GOES (Geostationary Operational Environmental Satellite) 卫星群表

现出显著的进动周期和角动量空间指向多样性, 并且在 2.5 个月内, GOES 8 和 GOES 12 的进动周期发生显著变化. 作者认为这些旋转状态的多样性符合 YORP (Yarkovsky-O'Keefe-Radzievskii-Paddack) 效应驱动作用. 另外, 在该项工作中, 对距离观测站约 118000 km 处的 Titan 3 C 中间级火箭体获得的多普勒回波分析表明, 34 m 口径的深空网络 (DSN) 天线可以观测到地月空间内的大型目标.

1.3 基于可分辨图像

目标的可分辨图像能够直观地展示目标姿态, 基于可分辨图像的姿态估计方法在空间目标姿态估计中的作用日益凸显. 基于三维模型构建、可分辨图像模拟、深度学习等技术, 研究基于可分辨图像姿态估计技术, 这些研究拓展了姿态估计的新思路.

传统图像匹配方法基于图像特征, 依赖于图像的清晰度和特征明显程度, 而深度学习方法则通过构建复杂的神经网络提取并学习图像特征, 这些方法均依赖于图像特征的提取和匹配. Watanabe 等^[22]在 Blender 软件中渲染目标卫星 JCSAT-3 的三维模

型,生成包含目标卫星所有可能姿态的图像数据集,通过 SOAPY (Satellite Observation and Analysis Program) 软件模拟实际观测中的影响(包括望远镜性能、自适应光学特性、大气扰动等),以生成点扩散函数(PSF),将图像数据集中的原始图像和点扩散函数卷积生成模拟图像,最后使用 SAD (Sum of Absolute Differences) 和 ZNCC (Zero-Mean Normalized Cross-Correlation)^[22] 作为评价标准来描述图像特征,其中 SAD 衡量图像亮度的差异,ZNCC 衡量图像亮度分布的相似性.计算图像数据集中每张模拟图像的特征值,并与目标图像的特征值进行对比,特征差异越小,表示两幅图像的姿态越接近.研究者基于该方法找到了和目标图像最为相似的九张图像.需要说明的是,由于可分辨目标图像的获取要求望远镜具有很强的成像能力,所以 Watanabe 等使用的目标图像也是由三维模型生成.

对于基于可分辨图像的姿态估计研究,Seitzer 等^[23,24]进行了一项新颖的实验,通过高空气球任务模拟目标在地影中的情况,气球携带带有 LED (Light-Emitting Diode) 的载荷以模拟目标在轨运行. Seitzer 等^[23,24]使用 85 mm 口径望远镜在约 54 km 的距离上进行主动跟踪以捕获目标图像,捕获到超过 200 张目标 LED 图像,其中单个 LED 信号信噪比超过 15,通过对捕获的图像进行后处理提取目标位置和姿态信息. Bazik 等^[25]提出了一种创新的三维姿态估计方法以解决目标图像缺乏纹理信息问题,该方法使用粒子滤波技术将已知卫星模型的轮廓拟合到目标图像.首先,每个粒子携带关于物体的方向、位置、尺

寸和模型关节等信息以生成目标的理论轮廓,通过计算像素的联合概率比较理论轮廓和实测目标图像的符合程度.对于新的目标图像,粒子群体会重新进行采样,采样概率与粒子轮廓和目标图像匹配程度成正比,重新采样过程中进行多个姿态估计,这样有助于避免和摆脱局部最小值问题.通过在商业图像、近地球轨道 Seasat 卫星图像、NASA 航天飞机返回地球时的 RGB 图像进行实验,验证了该方法的有效性,图 3^[25]给出了实验中对 NASA 航天飞机的 RGB 视频图像的应用效果,第一行图像为输入图像;第二行是概率最高粒子对应姿态;最后一行中,概率最高粒子的姿态用蓝色表示,覆盖在原始输入图像上.

在基于可分辨图像的目标姿态估计研究中,Arakawa 等^[26]提出了一种基于卷积神经网络的估计方法.该研究在训练阶段采用了模拟图像数据集,其中所有训练样本对应的姿态四元数均匀分布;而在模型验证阶段,测试集的姿态四元数则采用随机分布.经过训练后的 CNN 模型能够根据目标图像估计所对应的姿态四元数.相比于前文中传统图像匹配方法,CNN 显示出更高的性能,尤其是能够显著减少由目标对称性导致的错误. Lucas 等^[27]也基于相似思路,模拟在没有大气干扰的条件下位于夏威夷 Haleakala 的 AEOS (Advanced Electro-Optical System) 3.6 m 望远镜的观测视角,生成 216000 个不同姿态下哈勃空间望远镜的模拟图像.选择几种经过 ImageNet 预训练的模型,包括 ResNet50 (Residual Network-50), VGG16 (Visual Geometry Group-16), InceptionV3 和 Xception (Extreme Inception),最终

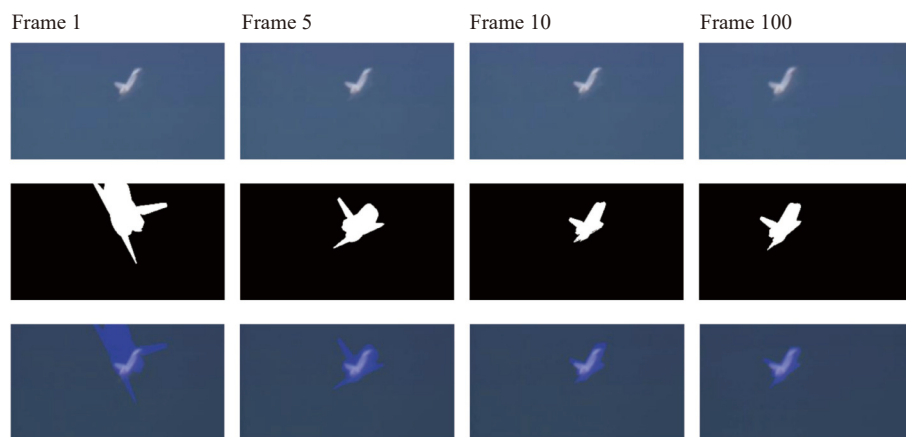


图 3 航天飞机 RGB 图像第 1, 5, 10, 100 帧

Fig. 3 The 1st, 5th, 10th, and 100th frame of the RGB shuttle sequence

的全连接层有 4 个神经元以匹配四元数预测的维度和尺度. Lucas 等^[27]的研究表明, 在未受大气湍流影响的模拟图像数据集上, Xception 模型表现出色, 能够准确地从单个图像中估计卫星的姿态, 但是受到大气湍流影响时, 模型性能有所下降. 另外, 有研究还使用生成对抗网络 (GAN) 恢复受湍流影响的目标图像, 以提高图像质量. 基于 Lucas 等的研究, Okkelberg 等^[28]提出, 在应用深度神经网络估计目标图像姿态之前添加分类任务作为辅助, 以提高对不同对象姿态估计的泛化能力.

Kobayashi 等^[29]使用在 COCO (Microsoft Common Objects in Context) 数据集上预训练的 YOLO (You Only Look Once) v8 模型, 在 TESS (Transiting Exoplanet Survey Satellite) 卫星的模拟图像训练集上进行训练, 以检测图像中航天器的边界. 在随机的旋转、照明条件下, 利用光线追踪算法对 TESS 卫星进行渲染, 生成 5000 张模拟图像. 使用 ResNet, HRNet, HRFormer 和 RTMPose 四种不同的神经网络模型进行关键点检测以识别图像中航天器的关键特征点. 使用 EPnP 算法和粒子群优化算法解决 PnP 问题, 实现姿态估计. 研究结果表明, 对于关键点检测, RTMPose 模型优于其他模型, 尤其是对太阳能电池板进行关键点检测, 而对于姿态估计, 粒子群优化算法的准确性则优于 EPnP 算法.

1.4 基于其他数据类型

深度学习技术能够从大量数据中学习模式特征, 从而解决复杂的非线性问题, 基于深度学习的特点, Amato 等^[30]设计了一种基于循环神经网络 (RNN) 和长短时记忆网络 (LSTM) 的深度学习架构, 通过学习姿态四元数序列实现预测给定时间的姿态四元数. 研究表明, 若要构建一个能够仅基于历史观测数据即可准确预测任意类型姿态运动的 RNN/LSTM 模型, 关键在于训练数据的充分性和多样性. 作者指出, 此类时序预测模型必须在大规模、涵盖广泛旋转运动的训练数据集上进行充分训练, 才能获得足够的泛化能力. Phelps 等^[31,32]研究了基于 CNN 使用模拟光谱图像数据集进行训练以估计目标的旋转状态, 提高了从远处判断空间物体旋转姿态的准确度, 但要真正用于空间监测, 还需要让方法更适应真实多变的环境和真实的观测设备.

2 空间目标的形状估计

空间目标形状特征分析在空间态势感知领域具有重要的研究价值. 通过对目标几何形状特征的准确估计, 可以有效推断其所属类别及任务类型, 从而为空间威胁评估提供关键决策依据, 本节同样按照使用的数据类型进行分节介绍.

2.1 基于光变曲线数据

通过观测目标光度变化获得的光变曲线可以用来估计目标形状, 在高定向照明下, 宏观上平滑但微观上粗糙的曲面反射的光功率极化分量空间分布, 可以通过适当的 BRDF 来表征, 其包含了该表面的三维形状信息. 只要能够获取至少两个不同照明或观测方向的反射功率数据, 这些信息便可以在相当一般的条件下用于局部恢复表面形状. 基于此观点, Antolin 等^[33]提出基于超二次曲面的全局估计方法和基于低阶多项式的局部块估计方法. 分析表明, 在太阳反射光的闪点附近, 这两种形状估计方法在恢复表面参数时对噪声均具有良好的鲁棒性.

McMahon 等^[34]认为, 从光变曲线信息中估计形状和姿态的问题存在诸多假设, 因为此类问题在技术上是病态并且不可解的, 所以将其他信息融合到特征估计中以进一步约束估计结果是非常必要的. 对此, McMahon 等提出利用定轨过程中获得的详细太阳辐射压力作为约束条件, 为复杂空间目标的形状与光学属性识别提供了新的思路.

关于在何种观测条件下可以获得良好估计结果的问题也得到进一步研究, 通过可观测性分析, Fan 等^[35]论述了有效收集光变曲线的观测场景, 使用扩展高斯像 (EGI) 和通过解决 Minkowski 问题进行形状反演. 结果表明对于单轴旋转情况, 测量噪声和反演方法的局限性导致显著的形状恢复误差. 而在三轴旋转情况下, 通过结合两条光曲线和多假设方法, 形状估计结果有明显改善. Cabrera 等^[36]基于 SPOOK 软件框架以相似方法进行形状估计, 在确定目标的姿态和轨道后, 利用光变曲线估计目标的 EGI, 通过 Minkowski 最小化从 EGI 中得到目标形状. 对于凸物体, 测试结果表明估计形状和真实形状保持良好一致性, 对于非凸物体则效果不佳.

2.2 基于雷达数据

Ikeda 等^[37]使用中高层大气雷达对目标进行观

测,并基于 SRDI (Single-Range Doppler Interferometry) 方法,通过分析空间碎片旋转运动引起的多普勒频移信息估计目标形状,对 H-2A 火箭体的形状、旋转频率和旋转半径等特征进行估计.这里认为该雷达主要用于大气观测,但其在特征估计领域的应用有助于在不建设新观测设施的情况下扩展空间碎片观测网络.

3 空间目标的其他特征表征

除了目标的姿态和形状特征,相关研究还对空间目标其他特征进行了深入研究,包括目标分类、目标姿态运动演化以及目标机动检测.

3.1 空间目标分类

对空间目标准确分类是空间态势感知的基础,而光变曲线作为重要观测数据在当前分类研究中扮演着不可或缺的角色.在技术方面,神经网络、决策树、支持向量机 (SVM) 等机器学习技术因其强大的非线性拟合能力,能够有效捕捉光变曲线特征,实现对目标准确分类,在处理复杂光变曲线数据进行空间目标分类时展现出显著优势.

Jia 等^[38]提出了一种基于多源特征融合的空间目标分类方法.该方法构建的融合特征向量包含两个关键组成部分:时间序列特征和纹理特征.其中,时间序列特征包括目标历史轨道数据及光变曲线;纹理特征通过 Gabor 滤波器从递归图中提取. Jia 等^[38]采用层次聚类算法进行特征分析,并最终通过 SVM 实现目标分类.初步结果表明,使用融合特征向量的分类算法比仅使用单个特征向量(轨道或光变曲线)的分类算法效果更好. McQuaid 等^[39]利用 STK EOIR 插件,结合目标光度特性、毛伊岛 GEODSS (Ground-based Electro-Optical Deep Space Surveillance) 站点望远镜传感器特点生成模拟光度数据.通过训练深度神经网络提取光度相关特征,并将这些特征映射到对应类别,以区分不同 GEO (Geostationary Earth Orbit) 目标.研究结果表明,基于光度数据的特征提取方法能够有效区分 GEO 目标,尤其对保持固定位置但具有不同几何构型的目标展现出良好的分类性能.

Furfaro 等^[40,41]基于 Ashikhmin-Shirley 模型生成模拟光变曲线并从 MMT (Multichannel Monitoring Telescope) 数据集中获得碎片、火箭体、卫星三

个类别的实测光变曲线.建立 CNN 模型对模拟光变曲线进行预训练,接着对较小规模的实测光变曲线数据集进行迁移学习以提高泛化能力. Furfaro 等^[40,41]对 CNN 与传统机器学习方法包括 Bagged Trees 和 SVM 的分类性能进行对比分析,结果表明 CNN 在训练于模拟光变曲线数据集时,在选定测试集上的准确率达到 98%,但是在实测光变曲线测试集上 CNN 的准确率为 75%, Bagged Trees 和 SVM 的准确率则分别为 63% 和 53%.

Badura 等^[42,43]提出了一种结合物理模型与深度学习的空间目标机动状态识别方法.该方法基于 Beard-Maxwell 模型,利用卫星表面材料的经验数据,通过两步反演过程物理推导出 BRDF 模型参数.在此基础上, Badura 等^[42,43]构建了 CNN 分类模型,并采用四种典型机动类型(翻滚、旋转加速、稳定、不活跃)产生的模拟光变曲线数据进行模型训练.该模型对四种机动类别的整体分类准确率为 86.2%,其中对分类翻滚和旋转加速类型表现最佳,准确率为 94%,而对不活跃目标表现最差,准确率为 60%. Abercrombie 等^[44]为空间目标 GOES8 卫星的光变曲线建立单频模型和多频模型,认为如果单频模型可以很好地拟合数据,则认为物体处于稳定自旋状态,反之则应用多频模型描述复杂的旋转状态.根据贝叶斯证据 (Bayesian Evidence) 和光变曲线拟合质量来评估不同模型描述光变曲线的能力,从而确定目标旋转状态.

Kerr 等^[45]基于自编码器对数据进行预处理以提取光变曲线特征,使用 CNN 模型从光变曲线数据集中学习卫星的形状、大小、姿态和材料特征,其输出层采用多任务分类设计,以支持多特征并行输出.结果表明,如图 4 所示^[45]多分类模型在进行形状分类时对球体、盒状、盒翼分类准确率分别为 100.0%, 98.6%, 93.8%, 对于尺寸、姿态(包含三种姿态模式)分类准确率分别为 94.8%, 84.2%, 对于材料,除了黑色油漆外其他材料均被正确分类.

除可见光外,其他波段的电磁信号也能为目标特征描述提供重要信息,通过多色测光可以分析不同波段的信号,对空间目标的材料特性进行识别区分,进而对目标进行分类. Polo 等^[46]使用由 GPS (Global Positioning System) 时钟同步的两台望远镜,并在其中一个望远镜光路中的光束准直部分安装线性偏振

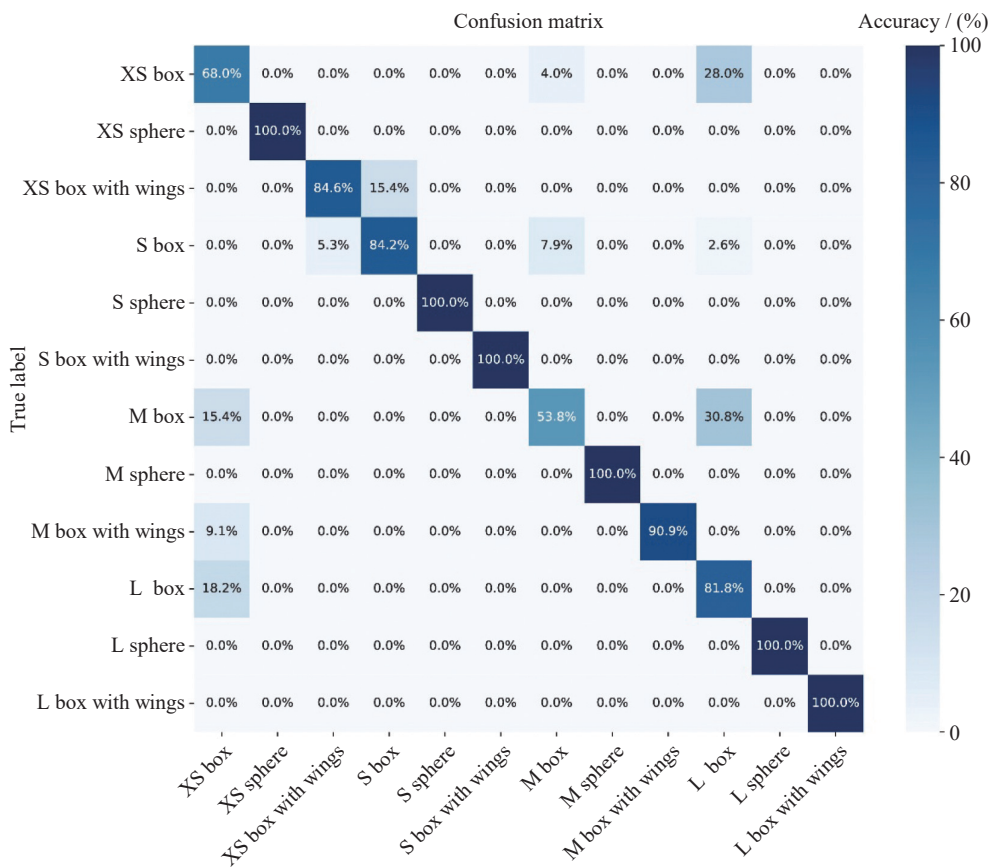


图 4 在测试集上评估多分类模型得到的混淆矩阵

Fig. 4 Confusion matrix of the multiclassification model evaluated on the test subset

片,以捕捉偏振光度数据,而另一个望远镜则获取同一目标的非偏振光度数据,最后将偏振和非偏振的时间同步光变曲线进行对比分析.结果表明,很难从偏振光变曲线中获得有效信息,偏振特征还需要长期积累. Pearce 等^[47,48]认为多色测光以及近红外、短波红外的色指数拥有快速区分碎片和完整的空间目标(例如火箭体、卫星)的潜力,特别是近红外 Z 波段的色指数显示出区分材料的良好前景. Cordelli 等^[49]使用瑞士 Zimmerwald 天文台的 ZimTWIN 望远镜进行多色测光,应用开源软件 AstroImageJ 进行图像预处理和光度分析,使用 Matlab 计算输出不同波段的光变曲线和色指数.此外,对三轴稳定位于同步轨道的四颗 ASTRA 1 卫星、两个废弃的火箭体上面级、四颗失效 GLONASS (Global Navigation Satellite System) 卫星进行观测,并分析了其光变曲线和色指数.

3.2 姿态演化

退役或失控的空间目标在轨运行期间,受到多种空间作用力的共同影响,其姿态演化规律复杂且难以

预测,深入研究这些作用力对目标姿态的影响,有助于揭示空间目标的运动机制,为高精度轨道预测和空间碎片清理提供理论支撑.

Benson 等^[50]研究了退役 GEO 卫星的动力学演化规律,认为对于退役 GEO 卫星,随着其能量耗散慢慢失去角动量,由于受到 YORP 效应驱动,目标开始翻滚并优先绕最小惯量轴旋转,当绕该轴进行旋转时,能量耗散开始占据主导地位,使卫星最终绕最大惯量轴恢复稳定的均匀旋转,随着能量进一步耗散,YORP 效应再次成为最主要的摄动,循环重新开始.通过对 GEOS 8 卫星实测光变曲线分析其旋转状态,认为 GEOS 8 的演变与退役 GEO 卫星在均匀运动和翻滚运动之间循环的假设是一致的,支持 YORP 效应驱使退役 GEO 卫星旋转状态演变的假设.

Sakamoto 等^[51]采用 Bouc-Wen 模型的滞后特性方法,认为目标构件间的摩擦和内部液体晃动是能量耗散的原因,结合有限元方法和刚体理论,基于 YORP 效应,对处于复杂旋转状态的废弃卫星进行能

量耗散建模,以研究目标旋转速率和能量耗散之间的关系,该工作揭示了吸收能量、旋转速率和滞后参数之间的指数关系。

3.3 卫星机动检测

空间目标机动检测的意义在于对卫星机动行为进行实时监测与分析,能够有效识别潜在威胁,分析目标任务意图,为空间任务规划提供决策支持。Spurbeck 等^[52]将高速光度测量数据的采集定义为光声感知,并提出利用光声特征近似实时地检测卫星机动和估计航天器参数。研究认为,推进器点火会引起卫星振动以调制入射光,通过以足够高的速度进行光度测量可以检测到由推进事件引起的光强度变化,通过光变曲线获得机动开始和结束时刻。Spurbeck 等^[52]认为可以在推进器关闭后的五分钟内准确估计点火持续时间、速度增量、机动类型。

4 基于机器学习的辅助决策

为了保护空间设备,需要对相关目标进行监视和任务意图判断,实现这一目标的前提是对空间目标的行为有深刻的认识,而机器学习和贝叶斯估计技术能够对大量历史数据进行深度学习、推理,从而辅助操作人员进行分析与决策,提升对目标行为的分析能力。

为实现空间态势感知领域决策支持系统开发,从而辅助描述、理解、预测空间目标的行为, Furfaro 等^[53]提出了一种端到端的方法,该方法采用机器学习

技术和基于本体论的贝叶斯网络 (BN) 表征目标行为。首先建立机器学习架构在物理模型上进行训练以学习目标特征,通过应用聚类算法对目标进行分类。然后使用空间目标行为本体论 (SOBO) 定义和建立知识库 (KB), 并从 SOBO 中半自动地构建贝叶斯网络进行概率推理。此方法通过将机器学习分类器与概率推理相结合,从而支持更高层次的空间态势感知决策。Furfaro 等^[53]以 IADC (Inter-Agency Space Debris Coordination Committee) 发布的《空间碎片减缓指南》关于地球同步轨道任务结束后的处置规范为例,通过 SOBO-BN 进行概率推理目标卫星是否符合 IADC GEO 处置标准。

空间态势感知领域已有关于机器学习应用的大量研究,但是新技术的部署困难且很耗时, Kelly^[54]提出了一种 MVC (Model-View-Controller) 架构将机器学习与现有的操作系统集成,设计和组织层级对齐的用户界面,使不同层级的用户能够根据角色和责任有效地使用推荐系统。该项工作引入蓝队、红队、白队概念:红队不断注入新的数据和事件;蓝队根据推荐系统给出的建议和信息进行决策;白队监控系统的性能和输出反馈,以进一步改进系统,如图 5 所示^[54]。文献进一步指出,美国空军研究实验室 (AFRL) 已充分认识到机器学习技术在空间任务操作系统和数据分析标准化应用中的重要性。为此,该实验室正在通过支持 StreamlinedML 计划,积极推进相关技术标准的工作。

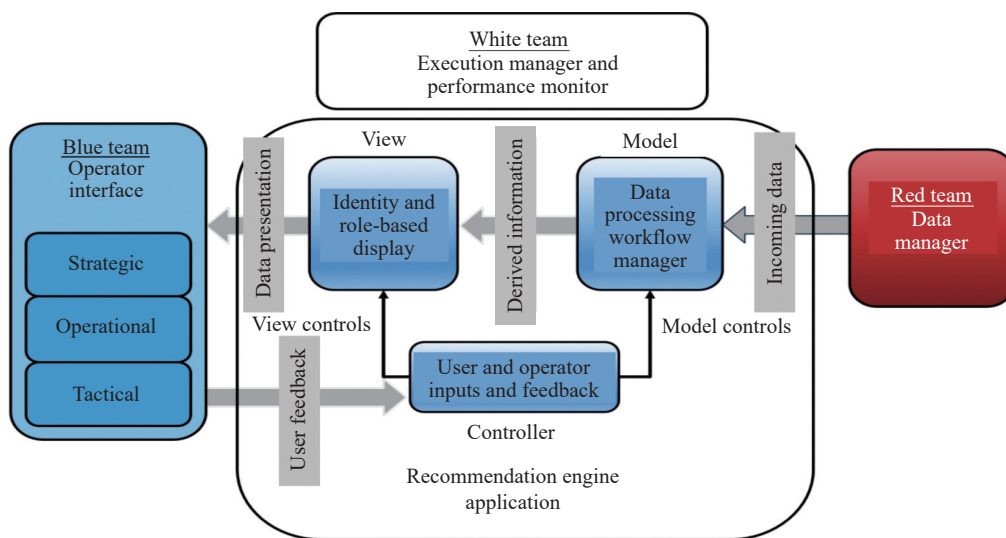


图 5 推荐系统结构

Fig. 5 Recommended system structure diagram

5 空间目标表征体系化

在空间态势感知领域,对空间目标的特征描述和反演已形成多个研究方向,涵盖多种数据源,每种数据源各有其不同的反演分析方法来揭示空间目标的特定特征,将这些分析方法进行系统化整合,构建统一分析框架,将显著提升对空间目标的综合表征能力. 2016 年 Richmond 等^[55,56]在研究中阐述了支持空间目标特征描述的多种现象论,包括光学、雷达、信号和红外反演技术,确定了能够从这些数据类型中可提取的目标特性,并说明支持信息提取的算法.此外,梳理了确定目标旋转指向、材料构成、热构成的方法及其所需数据类型,并总结光学、雷达、红外、信号数据对 17 种特性描述的支持情况,如表 1 所示^[55],表中“是”表示通过该类型数据可以估计对应目标特性;“支持”表示该类型数据支持估计对应目标特性;“生命模式”表示生命模式数据可以用来分析相应的目标特性. Richmond 等^[55,56]未来的目标是确定能够提供所需数据的具体传感器,评估传感器任务指派以及信息及时接收的方法,从长远来看,计划为所有目标建立历史数据库,从而建立生命模式 (PoL) 基准.

6 结论

AMOS 会议作为美国专注于空间态势感知的首要会议,汇聚大量前沿研究进展,本研究对 2016—2023 年间 50 篇会议技术论文进行了分析总结,梳理了空间目标特性估计研究领域多个方向的研究进展.

目标姿态估计方面,通常通过建立目标光度模型模拟其对太阳光反射,从而生成理论光变曲线,将这些理论数据与实测光变曲线相结合,以检验和校正理论模型、估计方法.但是目标表面反射特性的复杂性导致理论光变曲线与实测数据难以精确吻合.参数优化算法的应用能够有效解决局部最小值问题,并快速找到最优参数,在姿态参数估计中能够获得良好的结果.

使用光变曲线模拟器生成不同姿态下的光变曲线,构成光变曲线数据集,应用 RNN 和 LSTM 进行训练,预测目标姿态,该方法虽然具有理论上的可行性,但需要海量训练数据才能实现有效泛化.相比之下,贝叶斯方法通过将先验知识与实测数据相结合,不仅提高了估计的可靠性,还能有效反映参数的不确定性,提供了更具参考价值的估计结果.

在基于可分辨图像的姿态估计方法中,已有很多

表 1 不同类型数据对 17 种特性描述的支持情况
Table 1 Support for 17 properties description of different types of data

目标特性		光学	雷达	红外	遥测信号
目标测量特性	位置	是	是	是	是
	速度	是	是	是	是
目标物理特性	尺寸	—	是	—	—
	质量	—	支持	—	—
	平台类型	是	支持	—	—
目标旋转特性	旋转速度	是	是	是	—
	旋转轴	是	是	是	—
目标推进特性	推进类型	生命模式	生命模式	生命模式	—
	可用燃料	支持	—	—	—
	速度变化	生命模式	生命模式	生命模式	—
目标电量特性	电能产生	—	—	支持	—
	电能消耗	—	—	支持	支持
目标其他特性	线框简图	是	是	—	—
	材料成分	是	—	—	—
	热辐射	—	—	是	—
	任务状态	支持	支持	支持	是
	气体排放	—	—	是	—

研究通过模拟地面观测站对空间目标的观测生成图像进行分析. 传统的特征向量匹配方法因目标对称性问题难以获得唯一解, 将神经网络提取的特征与 PnP 问题求解相结合的方法在需要高精度姿态估计的场景中展现出优势, 为该研究方向提供了重要参考.

在目标形状估计方面, 基于超二次曲面的全局估计方法与基于低阶多项式的局部估计方法在处理太阳反射光闪点附近数据时表现出较强的鲁棒性. 通过光变曲线估计扩展高斯图像, 并结合 Minkowski 最小化方法恢复物体形状, 对于凸物体能够实现较高的形状保真度, 但该方法在处理非凸物体时存在偏差, 仍需进一步优化和改进.

在其他特征表征方面, 机器学习在空间目标分类中展现出强大的能力, 能够对目标的类型、形状、尺

寸、材料和姿态类型等进行准确分类. 另外, 通过对 GEOS 8 卫星的深入分析发现, 其演变与退役地球同步卫星在均匀运动和翻滚运动之间循环的假设一致, 支持了 YORP 效应驱使退役 GEO 卫星旋转状态演变的假设, 为姿态演化理论研究提供了重要依据.

随着技术的快速发展、新方法的持续创新以及观测数据的不断积累, 对现有技术进行系统性梳理与整合, 以建立一个完善的空间目标特性估计体系. 成体系的空間目标特性估计不仅能够提高现有技术的应用效能, 也将为未来研究提供框架基础. 如图 6 所示, 空间目标特性估计体系基于现有各种观测设备, 例如光学望远镜、雷达、激光、光谱仪、遥测数据地面接收站等, 不断积累各种空间目标的测光数据、测角测距数据、雷达数据、遥测信号数据, 分析估计目标的物

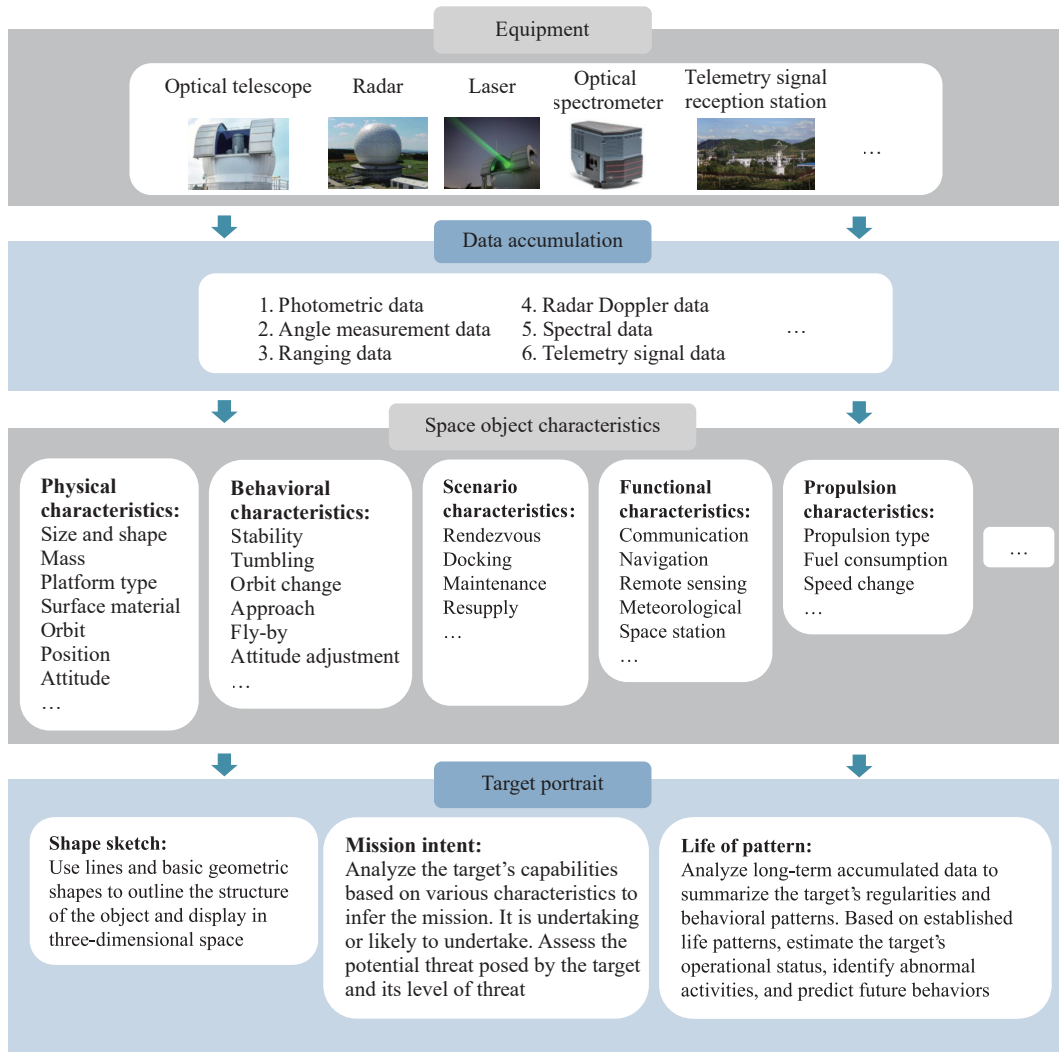


图 6 空间目标特性估计体系

Fig. 6 Schematic diagram of the space object characteristics estimation system

理、行为、场景、功能、电量、推进等特性,以期建立详细的目標画像,从而能够刻画目标结构轮廓,分析目标任务意图,描述目标生命模式.随着建立体系化分析估计框架的条件愈发成熟,以及国家安全需求愈加迫切,建立建成空间目标特性估计体系不仅是未来空间态势感知领域发展的重要趋势,而且具有重要的国家安全意义.

参考文献

- [1] FURFARO R, LINARES R, REDDY V. Shape identification of space objects *via* light curve inversion using deep learning models[C]//2019 Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Wailea, Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2019
- [2] ZHANG H L, WANG J, ZHANG Y Z, *et al.* Review of artificial intelligence applications in astronomical data processing[J]. *Astronomical Techniques and Instruments*, 2024, 1(1): 1-15
- [3] GOU Ruixin, DU Xiaoping, LIU Hao. Advances in attitude inversion of space object based on photometric data[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(10): 9-18 (苟瑞新, 杜小平, 刘浩. 光度数据反演空间目标姿态的研究进展 [J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(10): 9-18)
- [4] WANG Yang, DU Xiaoping, FAN Chunlin. Progress of light curve inversion technology for resident space object characteristics[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2017, 62(15): 1578-1590 (王阳, 杜小平, 范椿林. 地基光度曲线反演空间目标特征技术研究进展 [J]. *科学通报*, 2017, 62(15): 1578-1590)
- [5] MA Baolin, ZHU Xuyu, XIONG Chengkang. Development overview of foreign space situation awareness system[J]. *Tactical Missile Technology*, 2025(1): 60-66,74 (马宝林, 朱旭宇, 熊承康. 国外太空态势感知系统发展综述 [J]. *战术导弹技术*, 2025(1): 60-66,74)
- [6] LAMBERT J V, KISSELL K E. The early development of satellite characterization capabilities at the air force laboratories[C]//Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Wailea, Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2006
- [7] RUSH K A, YOST M, SMITH L, *et al.* An application of the unscented Kalman filter for spacecraft attitude estimation on real and simulated light curve data[C]//21st Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2020
- [8] BLACKETER L D J. Angular velocity vector determination of spacecraft in flat-spin attitude states[C]//23rd Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2022
- [9] GALLEGÓ Á, DE ANDRÉS A, PAULETE C, *et al.* RSO characterization and attitude estimation with data fusion and advanced data simulation[C]//24th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2023
- [10] CLARK R, DAVE S, WAWROW J, *et al.* Performance of parameterization algorithms for resident space Object (RSO) attitude estimates[C]//21st Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2020
- [11] BURTON A, FRUEH C. Fast light curve inversion for regular and tumbling attitude motion[C]//24th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2023
- [12] BADURA G P, VALENTA C R. Physics-guided machine learning for satellite spin property estimation from light curves[C]//24th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2023
- [13] HROBÁR T, ŠILHA J, ZIGO M, *et al.* Attitude determination of cylindrical rocket bodies by using simultaneous bistatic photometric measurements[C]//2023 Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2023
- [14] CAMPBELL T, FURFARO R, REDDY V, *et al.* Bayesian approach to light curve inversion of 2020 SO[J]. *The Journal of the Astronautical Sciences*, 2022, 69(1): 95-119
- [15] Campbell T, Battle A, Gray B, *et al.* Spin axis and physical property inversion of moon-impactor Chang'e 5-t1 rocket body[C]//24th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2023
- [16] ŠILHA J, SCHILDKNECHT T, PITTET J N, *et al.* Comparison of ENVISAT's attitude simulation and real optical and SLR observations in order to refine the satellite attitude model[C]//17th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2016
- [17] LIPS T, KANZLER R, BRESLAU A, *et al.* Debris attitude motion measurements and modeling - observation vs. simulation[C]//18th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2017
- [18] POLO M C, ABAY R, GEHL Y S, *et al.* Attitude detection of buccaneer RMM cubesat through experimental and simulated light curves in combination with telemetry data[C]//19th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2018
- [19] BENSON C J, NAUDET C J, SCHEERES D J, *et al.* Radar and optical study of defunct GEO satellites[C]//21st Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2020
- [20] BENSON C J, NAUDET C J, SCHEERES D J, *et al.* Radar-derived spin states of defunct GEO satellites and rocket bodies[C]//22nd Advanced Maui Optical and Space

- Surveillance Technologies Conference, 2021. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2021
- [21] BENSON C J, NAUDET C J, SCHEERES D J, *et al.* Radar and optical study of defunct geosynchronous satellites[J]. *The Journal of the Astronautical Sciences*, 2021, **68**(3): 728-749
- [22] WATANABE K, HANADA T, FUJITA K. Dynamics observation of space objects using adaptive optics simulation and light curve analysis[C]//18th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2017
- [23] SEITZER P, SCHACHTER J H, SZCZERBA M, *et al.* Optical tracking and attitude determination of LEO CubeSats with LEDs: a balloon demonstration[C]//19th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2018
- [24] SANTONI F, SEITZER P, CARDONA T, *et al.* Optical tracking and orbit determination performance of self-illuminated small spacecraft: LEDSAT (LED-based SATellite)[J]. *Advances in Space Research*, 2018, **62**(12): 3318-3334
- [25] BAZIK M, FLEWELLING B, MAJJI M, *et al.* Bayesian inference of spacecraft pose using particle filtering[C]//19th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, Inc. , 2018
- [26] ARAKAWA R, MATSUSHITA Y, HANADA T, *et al.* Attitude estimation of space objects using imaging observations and deep learning[C]//20th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2019
- [27] LUCAS J, KYONO T, WERTH M, *et al.* Estimating satellite orientation through turbulence with deep learning[C]//21st Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2020
- [28] OKKELBERG K, LUCAS J, KYONO T, *et al.* Self-supervised auxiliary task learning for estimating satellite orientation[C]//22nd Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2021
- [29] KOBAYASHI D, BURTON A, FRUEH C. AI-assisted near-field monocular monostatic pose estimation of spacecraft[C]//24th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2023
- [30] AMATO D, FURFARO R, ROSENGREN A J, *et al.* Attitude propagation of resident space objects with recurrent neural networks[C]//19th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2018
- [31] PHELPS M, GAZAK J Z, SWINDLE T, *et al.* Inferring space object orientation with spectroscopy and convolutional networks[C]//22nd Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2021
- [32] PHELPS M, SWINDLE T, GAZAK J Z, *et al.* Improving spectral-based estimation of space object orientation[C]//23rd Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2022
- [33] ANTOLIN J, YU Z X, PRASAD S. Optical estimation of the 3d shape of a solar illuminated, reflecting satellite surface[C]//17th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2016
- [34] MCMAHON J W, SCHEERES D J. Shape estimation from lightcurves including constraints from orbit determination[C]//17th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2016
- [35] FAN S, FRIEDMAN A, FRUEH C. Satellite shape recovery from light curves with noise[C]//20th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2019
- [36] CABRERA D V, UTZMANN J, FÖRSTNER R. Inversion of the shape of space debris from non-resolved optical measurements within SPOOK[C]//22nd Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2021
- [37] IKEDA N, NISHIMURA T, IWAHORI T, *et al.* Shape and orbit estimation techniques for space debris observation using the middle and upper atmosphere radar (MU radar)[C]//18th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2017
- [38] JIA B, PHAM K D, BLASCH E, *et al.* Space object classification using fused features of time series data[C]//18th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2017
- [39] MCQUAID I, MERKLE L D, BORGHETTI B, *et al.* Space object identification using deep neural networks[C]//19th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2018
- [40] FURFARO R, LINARES R, REDDY V. Space objects classification *via* light-curve measurements: deep convolutional neural networks and model-based transfer learning[C]//19th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2018
- [41] LINARES R, FURFARO R, REDDY V. Space objects classification *via* light-curve measurements using deep convolutional neural networks[J]. *The Journal of the Astronautical Sciences*, 2020, **67**(3): 1063-1091
- [42] BADURA G, VALENTA C R, GUNTER B. Convolutional neural networks for inference of space object attitude

- status[C]//21st Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2020
- [43] BADURA G P, VALENTA C R, GUNTER B. Convolutional neural networks for inference of space object attitude status[J]. *The Journal of the Astronautical Sciences*, 2022, **69**(2): 593-626
- [44] ABERCROMBIE M D, CALEF B, NADERI S. Light curve analysis of deep space objects in complex rotation states[C]//22nd Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2021
- [45] KERR E, PETERSEN E G, TALON P, *et al.* Using AI to analyse light curves for GEO object characterisation[C]//22nd Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2021
- [46] POLO M C, ALENIN A, VAUGHN I, *et al.* GEO satellite characterization through polarimetry using simultaneous observations from nearby optical sensors[C]//17th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2016
- [47] PEARCE E C, FORD H A, SCHILDKNECHT T, *et al.* Rapid characterization of geosynchronous space debris with 5-color near-IR photometry[C]//18th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2017
- [48] PEARCE E C, KRANTZ H, BLOCK A, *et al.* Multicolor and spectral characterization of space objects in the near-IR[C]//21st Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2020
- [49] CORDELLI E, SCHLATTER P, SCHILDKNECHT T. Simultaneous multi-filter photometric characterization of space debris at the Swiss optical ground station and geodynamics observatory zimmerwald[C]//19th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2018
- [50] BENSON C J, SCHEERES D J, RYAN W H, *et al.* Rotation state evolution of retired geosynchronous satellites [C]//18th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2017
- [51] SAKAMOTO R, SCHEERES D J. Modeling energy dissipation and deformation in a tumbling defunct satellite using a finite element method[C]//20th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2019
- [52] SPURBECK J, JAH M K, KUCHARSKI D, *et al.* Satellite characterization, classification, and operational assessment *via* the exploitation of remote photoacoustic signatures[C]//19th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2018
- [53] FURFARO R, LINARES R, GAYLOR D, *et al.* Resident space object characterization and behavior understanding *via* machine learning and ontology-based Bayesian networks[C]//17th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2016
- [54] KELLY K G. Integrating machine learning into space operations[C]//18th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2017
- [55] RICHMOND D, SPOTO G. Comparison of phenomenology for satellite characterization[C]//16th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2016
- [56] RICHMOND D, BRENNAN J. Satellite characterization data collection and analysis[C]//18th Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Maui, Hawaii: Maui Economic Development Board, 2017

作者简介



李荣旺 (通信作者) 男, 1985 年 1 月出生于云南省大理白族自治州, 现为中国科学院云南天文台应用天文研究团组研究员, 硕士生导师, 中国科学院青促会会员, 云南省兴滇英才青年人才, 主要研究方向为 人造天体动力学、空间碎片旋转特性等。
E-mail: lirw@ynao.ac.cn



李 徽 男, 1998 年 6 月出生于安徽省淮北市, 现为中国科学院大学天文与空间科学学院硕士研究生, 主要研究方向为空间目标特性分析建模。
E-mail: lihui@ynao.ac.cn