http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0724

人工智能赋能小行星抵近探测的研究现状及展望

尹继豪[1,*]，魏晓东[1]，崔林艳[1]，吴文峻[2]，张晓明[3]，刘传凯[4]

(1. 北京航空航天大学 宇航学院，北京 100191；2. 北京航空航天大学 人工智能研究院，北京 100191；3. 中国科学院国家天文台，北京 100101；4. 北京航天飞行控制中心，北京 100094)

摘 要：小行星已成为深空探测领域的主要目标之一。围绕小行星抵近探测安全、高效处置的需求，综述了主要航天强国面向小行星抵近探测的人工智能(AI)技术应用及设想。从深空环境智能感知、智能规划及决策2个方面梳理了当前的研究进展，分析了当前人工智能技术应用于小行星抵近探测任务中面临的模型可靠性难以度量、未知环境适应性不足、星载计算资源受限等难点与挑战。结合中国未来的小行星抵近探测任务和行星防御系统构建任务，探讨和展望小行星抵近探测中人工智能技术的未来发展方向与应用趋势。

关 键 词：小行星探测；行星防御；人工智能；智能感知；智能决策
中图分类号：P185.7; V57
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)10-3396-12

自20世纪90年代以来，针对小行星开展探测的手段从绕飞探测发展到附着采样，再到最近的双星重定向实验(double asteroid redirection test, DART)中的精准撞击。中国于2025年实施“天问二号”任务，首次对近地小行星2016HO3开展伴飞探测并取样返回，之后前往主带彗星311P开展伴飞探测。面向小行星探测目标距离远、轨道不确定、认知有限带来的挑战，各国在小行星探测无人化、自主化与智能化的方向上持续发力。

人工智能是一门研究和开发模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用系统的学科，借助计算机和某些感知与执行单元完成某些与人类智能有关的复杂功能[1]。人工智能技术是实现深空探测器自主化的一种技术途径，其应用将推动探测器局部自主能力的实现和提升[2]。

本文将概述各航天“强国”小行星抵近探测的实施及人工智能技术应用及规划，分析并总结相关的人工智能方法和面临的难点与挑战。在此基础上，结合中国未来的小行星探测任务和行星防御系统构建目标，探讨和展望小行星抵近探测中人工智能技术的未来发展方向与应用趋势。

1 小行星探测概述

小行星保留了太阳系早期形成和演化历史信息，还可能蕴含着地球生命起源的重要线索，是研究太阳系的起源和演化历史、探索生命起源的重要途径。同时，由于小行星蕴含丰富的稀有矿物，也是未来太空矿物资源开发的主要目标。另一方面，轨道与地球公转轨道相交的近地小行星撞击地球，是地球安全与人类发展长期面临的重大潜在威胁。恐龙灭绝的小行星撞击学说被提出以来，小行星撞击风险已经引起了国际社会的广泛担忧，被认为是“可能造成人类灭亡的重大灾害”之一。

自20世纪90年代开始，以小行星的科学探测或在轨处置为目标的抵近探测活动日益增多，已成

收稿日期：2024-10-08；**录用日期**：2024-11-07；**网络出版时间**：2024-11-29 10:47
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241129.1003.001
基金项目：国家科技重大专项(2022ZD0117402)
*通信作者. E-mail：jihaoyin@buaa.edu.cn

引用格式：尹继豪，魏晓东，崔林艳，等. 人工智能赋能小行星抵近探测的研究现状及展望[J]. 北京航空航天大学学报，2026，52(10)：3396-3407. Yin J H，Wei X D，Cui L Y，et al. Artificial intelligence for asteroid proximity exploration research progress and future perspectives[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52(10)：3396-3407 (in Chinese).

为深空探测领域备受关注的热点，是当前各航天强国的重点发展目标之一[3]。至今为止，世界各国共实施了 13 次小行星抵近探测活动，其中，21 世纪已实施 9 次，任务及实施时间如图 1 所示，日本、美国、欧洲等国家和机构处于领先地位，具有代表性的包括对龙宫小行星进行采样并返回的隼鸟 2 号任务、首次行星防御技术和动能撞击技术演示的双小行星重定向测试任务等。小行星抵近探测任务的实施推动了高精度自主导航、弱引力天体表面作业、复杂过程高可靠自主规划与决策等深空探测关键技术发展，同时也是先进航天技术的试验场：随着多种小行星智能探测的创新构想和技术探索不断涌现，人工智能技术在深空探测领域的应用潜力日益显著。近 20 年来，不断有融合人工智能理论的小行星抵近探测设想被提出，涉及飞行动力学[4-5]、智能机器人、集群智能等多个领域。

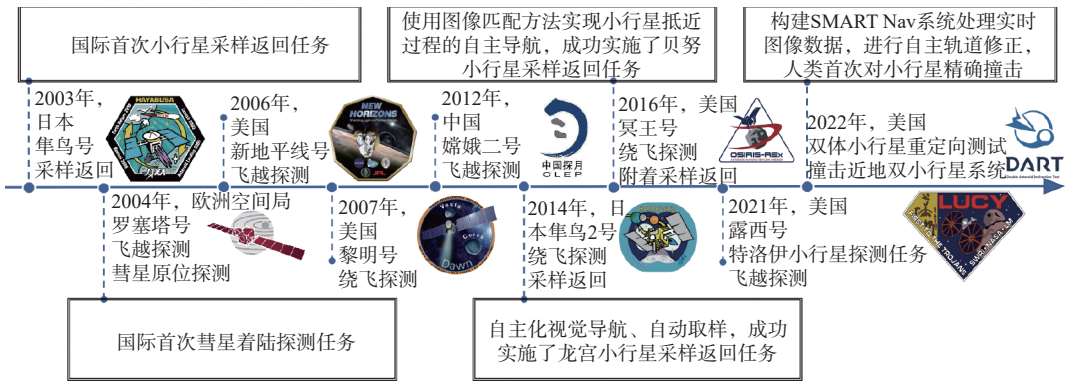


图 1　21 世纪已实施的小行星抵近探测活动

Fig. 1　Asteroids proximity exploration missions implemented in the 21th century

中国首次于 2012 年嫦娥二号再拓展任务中对 4179 号小行星实施了飞越探测[6]，于 2025 年开展“天问 2 号”任务，计划通过一次发射，实现从近地小行星 2016 HO3 采样返回地球，之后前往主带彗星 311P 开展伴飞探测任务；后续中国还将开展首次小行星防御实验任务，为获取小行星精细数据、深度认知小行星物理特性、掌握小行星运行规律提供了机遇和平台。

小行星附着采样-返回任务典型过程如图 2 所示，包含发射前的地面观测/监测和发射后的转移、接近、交会、环绕、附着采样等抵近探测阶段及采样后的返回阶段，区别于月球、火星等大天体，小行星抵近探测具有目标距离远、轨道不确定、对象认知有限等特点，现有探测主要依靠天地反复交互迭代的方式，逐步逼近探测目标和开展复杂探测任务，使探测周期很长、探测效率不高。

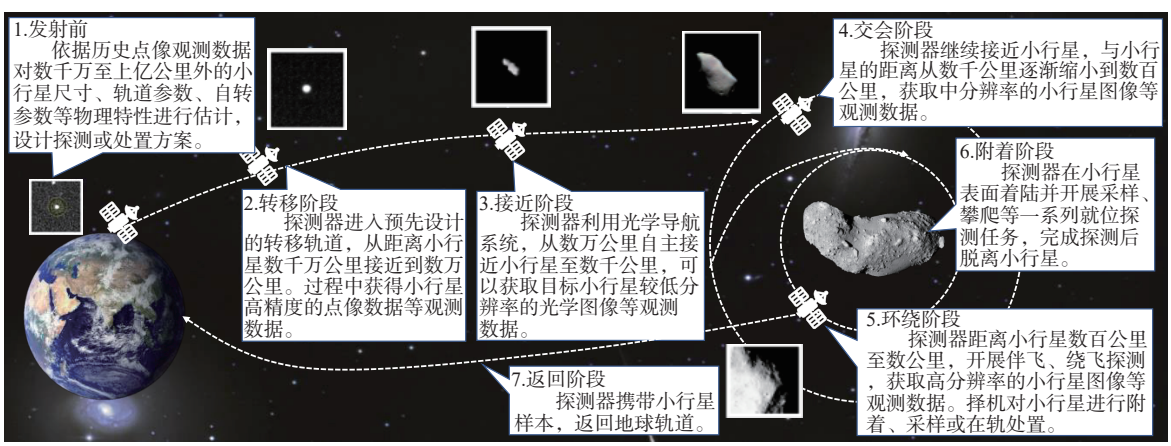


图 2　小行星采样返回任务典型过程

Fig. 2　Typical procedure for an asteroid sample-return mission

具体来说，小行星具有“微引力、不确定”[7]的特点：一方面，由于“微引力”，探测器难以建立环绕轨道开展全方位详细探查，也不能被小行星重力吸引实现安全着陆，使小行星抵近与附着呈现不稳定状态，增大了任务开展的难度；另一方面，依靠地面观测仅能获得小行星的基本轨道参数和少量信息，对小行星体积大小、地形地貌、运动特性、引力场等特性难以事先把握，带来认识上的“不确

定”。针对上述问题，发展小行星抵近探测人工智能技术是具有潜力的解决方案。人工智能技术使探测器系统具备与人类相似的智能感知及灵活应变能力，克服“微引力、不确定”的小行星环境中动态不确定和信息不完备等不利条件，提升任务优化的效率和决策水平[8]，有利于详查阶段的探测效率提升和绕飞/伴飞、攀爬、采样等高动态任务的开展。

本文阐述了主要航天强国面向小行星抵近探测的人工智能技术应用及设想，并对面向小行星抵近探测任务的人工智能探索性研究进行了综述和总结，同时，对其面临的难题与挑战及发展趋势进行了展望，并就未来可能的实际应用给出建议，可为相关研究工作提供参考。

2 各航天强国面向小行星抵近探测的智能技术及设想

近年来，人工智能在多种应用上彰显出巨大应用潜力[9-10]，并在众多新任务、新问题上体现出广泛的适应性，因此，人工智能技术在深空探测领域的应用潜力日益显著。国内外人工智能技术在空间科学和工程领域的应用处在较为初级的阶段，特别是赋能器上自主感知与管理的应用较少，然而，多种小行星智能探测的创新构想和技术探索不断涌现，受到了各航天强国的广泛关注。在中国即将实施的“天问二号”任务中，也指出将突破智能控制、弱引力天体绕飞及取样等关键技术[11]，采用智能自主技术应对小行星不确定的目标特性，实现小行星三维重构的测量与建模、小行星接近过程的自主信息识别与自主导航、小行星采样的自主操作等[12]。

2.1 美国国家航空航天局

以美欧为代表的航天大国很早就开展了近地小行星的观测和防御计划，整合大量地基望远镜组成近地天体观测计划、国际小行星预警网等全球性的小行星地面观测网，筛选出具有潜在科学探测价值或撞击风险的近地小行星，进而开展抵近附着探测或撞击重定向。美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 已经支持并逐步部署多项应用于卡特林那巡天系统(Catalina Sky Survey, CSS)、美国小行星陆地撞击持续报警系统(Asteroid Terrestrial-impact Last Alert System, Atlas)检测和预警小行星的人工智能模型[13]，大幅提升了从每晚数十太字节的数据中提取小行星目标的自动化水平。

NASA 在 OSIRIS-Rex 任务中采用自然路标导航方式进行自主导航，通过将数字地形模型中的特征与实时导航图像匹配，估计探测器相对于目标小行星的位置和速度。具体来说，在开展绕飞/伴飞探测过程中，探测器收集小行星表面图像，生成小行星数字地形模型和用于地标导航的地图(maps for landmark navigation, MLNs)。抵近过程中，根据飞行轨迹和相机参数估计导航相机的可见范围，并进一步与该范围内小行星表面图像、数字地形模型进行配准，从而估计探测器相对于小行星的运动状态。NASA 认为，由于 Bennu 小行星表面以碎石堆为主、地形崎岖危险，基于自然路标特征的自主导航技术对于接触即离(touch-and-go, TAG)模式的采样任务成功实施非常重要。

NASA 还提出了多种利用人工智能技术进行小行星抵近或附着探测的构想，其中，智能化任务调度及规划是 NASA 关注的重点方向。NASA 的 JPL 实验室人工智能小组目前正研制自动调度和规划环境(automated scheduling and planning environment, ASPEN)系统[14]，该系统旨在降低运营成本和提高航空航天系统的自主性。ASPEN 系统利用人工智能技术将高级任务目标转化为有效的行为指令，主要应用于深空探测器、行星巡视器等。NASA 的 JPL 实验室与欧洲空间局合作构建的自动调度和规划组件(automated scheduling and planning environment-rosetta SGS scheduling component, ASPEN-RSSC)[15]，已应用于罗赛塔小行星号探测器的中期任务规划，该系统在 2014 年 1 月罗赛塔号脱离休眠后投入使用，解决了其所携带的 11 个科学仪器极其复杂的探测任务规划问题，总共成功制定了 35 个中期任务规划。

NASA 提出的另一项曾引起广泛影响的科学设想是利用自主微纳卫星技术集群(autonomous nano technology swarm, ANTS)[16]执行小行星勘探任务。如图 3 所示，该构想拟利用大量的微型、异构、携带不同载荷的智能探测器，自主协同开展针对主带小行星的抵近探测，可实现联合导航、协同的小行

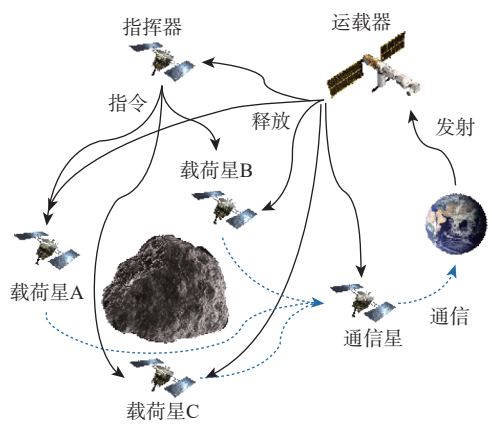


图 3 ANTS 实施小行星探测构想

Fig. 3 Concept of ANTS for asteroids exploration

星特征描述, 在无需先验形状信息的情况下, 自主探测并估计小行星重力场、3D 形状和旋转运动等物理特征, 实现人工参与度的降低和时间效率的提升。然而, 截至目前仍鲜有该框架下的相关任务实施。

2.2　日本宇宙航空研究开发机构

日本宇宙航空研究开发机构(Japan Aerospace Exploration Agency, JAXA)在隼鸟 2 号探测任务中重视自主化技术, 提出了自主化实施视觉导航、自动取样方法。在附着采样过程中, 利用可部署的人工标记, 设计了归一化二值化阈值等图像处理方法, 将隼鸟 2 号获取光学图像中的人工地标与小行星背景进行区分, 并保证了太阳角度较小等恶劣光照条件下的鲁棒性, 使在自主导航和控制过程中探测器能够准确地检测和跟踪位于小行星表面的人工地标, 在隼鸟 2 号实施小行星表面采样任务过程中起到关键作用[17]。

JAXA 计划在 2026 年实施火星卫星探测(Martian Moon eXploration, MMX)任务, 从火卫一取样返回, 面临小天体的近距离操作、样本回收等挑战。在该任务中, JAXA 提出将人工智能视为应对未来的小天体探测及其他深空探测任务、实现自主化探测的重要手段[18], 目前, 其重点研究领域包括精准着陆附着技术、具有障碍物规避的可靠着陆附着方案、在崎岖地形上的安全着陆附着机制等。其中, 为不同地形外观下深空探测器高效准确的自主视觉定位, JAXA 利用现有立体视觉里程计(visual odometer, VO)和同步定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)技术, 研发了适应深空天体表面的视觉特征检测框架和稀疏特征点的探测器运动估计等方法[19], 以实现不同地形外观下的高效和准确的视觉定位。针对现有“Move-Wait”遥操作模式在深空环境下通信效率受限的问题, JAXA 开发了智能路径规划系统, 检测可能导致探测车沿着可能与障碍物发生碰撞的轨迹[20], 并自主使用观测数据对航迹进行优化[21], 以实现探测器的高效和安全探索。

2.3　欧洲空间局

欧洲空间局于 2024 年 10 月 7 日成功发射了 Hera 号探测器, 旨在进一步推进人工智能在小行星探测中的应用[22], 其重要目标之一是在深空环境中进行自主导航和控制系统的测试及验证。Hera 探测器针对 DART 撞击的 Didymos 双小行星系统开展抵近探测, 并释放 Juventas 号和 Milani 号立方星在 Dimorphos 小行星上附着。其自主导航和控制系统能够使探测器在没有地面控制的情况下自主完成复杂的飞行任务, 从而解决深空通信延迟和实时决策需求的矛盾, 任务中将验证多传感器融合、自主视觉导航、自主特征地形跟踪等关键智能技术。

在多传感器融合方面, Hera 探测器将搭载类似于 GPU 的专用处理设备, 利用机器视觉算法融合小行星成像相机、星敏感器、激光高度计、热红外相机和惯性测量单元等多种传感器数据, 来构建小行星环境特性模型, 并实时提供探测器的位置信息和姿态数据。在自主视觉导航方面, Hera 探测器将利用基于高分辨率网格(high-resolution net, HRNet)开发的深度学习识别技术, 识别双小行星系统中较大的 Didymain 小行星, 并将其作为参考点进行导航[23]。当探测器抵近至 Didymain 小行星的距离小于 8 km 时, 探测器将验证自主特征地形跟踪技术, 采用机器视觉方法在不同图像中对巨石和陨石坑等表面特征进行匹配, 同时, 融合热红外相机和惯性测量单元数据, 实现探测器的航迹推算和飞越小行星夜间面时的决策应变。

已实施的小行星抵近探测任务基于详查数据构建精确的小行星环境模型, 基于数理方法设计自主系统使其具备做出自主选择的能力, 为小行星抵近探测的地形识别与导航、附着和采样区域选取及高动态任务中的决策应变等提供支持。同时, 包括中国在内的各主要航天强国及机构密切在关注如何推进人工智能技术在小行星抵近探测任务中的应用, 进一步提升探测器的环境感知、规划决策能力。以下针对小行星抵近探测的智能感知和智能决策 2 个方面的研究展开论述。

3　面向小行星抵近探测的智能感知技术

探测器要安全有效地执行科学与工程任务, 需要感知小行星附近环境, 智能感知技术通过实现任务周期内感知效能的提升, 支持探测器的规划和决策。目前, 面向小行星抵近过程的智能感知主要包括小行星形貌智能重建、小行星表面地物识别和小行星引力场智能重建等。

3.1　小行星形貌智能重建

小行星形貌的重建和识别是影响抵近和附着策略的重要因素。在 DART 任务中, “意大利光立方体卫星”伴随撞击器发射, 用于 Dimorphos 小行星形状建模和撞击地点规划[24]。该任务中主要的形状建模技术是立体光斜测量 (stereophotoclinometry, SPC) 方法。SPC[25] 方法由 JPL 实验室提出, 通过测量 2 个或多个拍摄位置不同的影像中同一地面点的像点位置, 推导出该地面点的三维坐标。该方法具有空间精度高的优点, 在小行星探测任务的感知

中起到了重要作用,还被应用于隼鸟2号探测龙宫小行星[26]、冥王号探测贝努小行星[27]、罗塞塔号探测67P号彗星[28]等历次任务中。但SPC方法使用每个地面点多组不同光照、不同角度的观测图像进行运算,要求大量人工参与制定探测器伴飞轨迹。为降低SPC对人工参与的需求,Brandonisio等[29]提出结合人工智能方法,利用光照入射角度、成像距离等参数评估小行星表面的图像质量,并基于深度强化学习方法产生在探测周期、推力等约束下的伴飞路径。

近期提出的神经辐射场、符号距离场(signed distance function, SDF)等隐式三维表征方法在三维重建任务中受到广泛关注。Chen等[30]提出利用隐式三维表征方法对小行星三维形状建模,并在糸川和龙宫小行星数据上对三维重建效果进行了实验验证。Chen等[31]使用SDF方法从小行星的多视角姿态图像重建3D表面模型,使用可学习的外观特征适应不同光照条件输入,处理小行星图像中常见的不同太阳高度和曝光条件变化。值得注意的是,目前,基于隐式三维表征的方法可以替代传统三维重建流程的表面重建部分,但无法进行图像位姿估计。由于小行星的表面通常包含弱纹理区域,在图像位姿估计过程中必须使用大量手动选择的控制点,需要一定程度的人工干预。未来的工作仍需对图像位姿估计开展进一步研究,以进一步增强小行星三维形貌重建过程的自主程度。

3.2 小行星表面地物识别

在小行星表面地物的识别方面,目前的研究主要关注陨石坑[32]、岩石等目标,服务于附着阶段的危险规避、科学探测的位置选取等,是提升任务安全性和环境适应性的重要手段[33]。深度学习模型是目前识别、分割等任务中主流和最优的方法,因此,深度学习模型在小行星表面地物识别上的应用受到研究者的广泛关注。

Pugliatti等[34]提出利用卷积神经网络对小行星、彗星等不规则的小天体进行辨识,并建立了包括谷神星、贝努小行星、4179号小行星、67P号彗星等11个小天体的数据集,准确率达到了98.52%。该工作验证了卷积神经网络等深度学习方法在小行星数据上相比传统方法具有突出的优势。Latorre等[35]利用月面数据学习陨石坑的特征,设计了基于U-Net的全卷积神经网络陨石坑识别模型,同时结合迁移学习方法,仅使用少量谷神星的数据进行微调,实现了接近80%的陨石坑识别准确率。

小行星表面地物识别的目标是分析表面环境、提高任务实施安全性。在小行星表面地物进行识别和分类基础上,Caroselli等[36]将Didymos小行星双星系统作为仿真场景,构建了在小行星表面软着陆操作过程的图像数据集,利用卷积神经网络识别其中的岩石,并根据岩石分布评估附着安全性,实现了软着陆过程中图像附着安全性的自主化评估。

3.3 小行星引力场智能重建

开展小行星抵近探测时,引力场的重建是克服弱引力场环境,实现抵近和接近过程轨道设计、表面附着和采样的关键,其精细重建主要依赖于探测器在绕飞、伴飞过程中的摄动量,或绕飞、伴飞过程中观测到的漂浮物轨迹推算。早期方法通常假设目标小行星具有均匀的密度,再通过对形状积分的方法估计小行星附近的引力场[37]。然而,密度均匀的假设并非广泛适用于组成成分、形成过程多样的小行星,因此,轨道确定过程中测量的引力场通常与形状模型积分产生的引力场不同。另一种常见的方法是利用球谐函数表征引力场[38],球谐函数在布里渊球外对引力场有良好的拟合效果,然而,在形状距离球体差别较大的小行星上并不适用。

由于神经网络出色的拟合能力,近年来在小行星和其他天体的引力场重建上得到了广泛关注。Turgut[39]提出将反向传播神经网络(backpropagation artificial neural network, BPANN)作为引力场建模的工具,通过训练人工神经网络从数据中学习三维位置和重力加速度之间的映射,在不需要有关引力场和天体质量分布的先验知识实现了地球引力场的重建。这种范式被推广到其他模型上,如Gao等[40]利用高斯过程回归模型反演重力场和三维位置之间的直接映射关系;Furfaro等[41]采用贝叶斯优化的方法训练单层前馈神经网络,实现不规则小天体引力场建模;Cheng等[42]利用包含全连接层的深度前馈网络重建小行星的不规则引力场等。这些工作利用数据驱动的方法,使用神经网络拟合小行星的引力场,借助大量仿真数据实现了快速、准确的引力估计,但在小行星抵近探测的场景中,受探测器机动能力和任务周期的限制,可获取的轨道偏移量等支撑引力场建模的数据较有限,完全基于数据驱动的深度学习方法可能面临模型过拟合、泛化性能差等困难。

针对数据驱动的人工智能方法对数据量需求高的问题,Raissi等[43]提出了物理信息引导的神经网络(physics-informed neural network, PINN),通过将基础物理方程等先验知识引入神经网络的损失函数中,驱动网络在符合物理规律的范围内学习数据的映射关系,实现了数据驱动与物理知识的同步

驱动。Martin 等[44]将这一思想引入到天体引力场重建的问题中, 利用引力场的拉普拉斯方程作为知识约束, 使用多层感知机实现了天体引力场的重建。此外, 也有研究者使用 Hopfield 神经网络对物理场特性进行建模, 将引力场的特性作为先验知识并减少对数据量的需求。Pasquale 等[45]提出基于 Hopfield 神经网络进行球谐系数的在线调优来重建小行星的重力场, Zhao 等[46]基于旋转质量偶极子模型简化模型参数, 使用少量参数实现对细长形态小行星重力场的表征。

4　小行星抵近探测的智能决策

小行星抵近探测任务过程复杂、探测模式多样, 包含接近阶段、伴飞/绕飞阶段、抵近附着阶段等多个过程。面向复杂的小行星抵近探测过程, 在认识上“不确定”的深空环境中, 现有探测任务主要采用地面事先规划、器上自主实施相结合的模式, 实施过程中需进行多次调整。如何根据环境和任务规划探测行为, 提升探测器智能化水平, 实现小行星抵近过程中的在线执行决策, 从而提升探测安全性, 并缩短探测任务周期, 是当前各国重要的探索方向。

4.1　面向绕飞、详查阶段的智能决策技术

面向绕飞、详查阶段的智能决策技术主要关注探测器的自主导航及航迹规划, 以实现器上自主决策和控制。在 DART 任务中, 器上自主决策系统得到了较好的应用, 突破了器上自主图像处理、目标检测和精确制导等技术, 提升了探测器的精确自主控制水平[47]。撞击器上搭载了基于预设规则进行决策的自主小型机动实时导航 (SMART Nav) 系统, 在撞击前 245 min 开始进行自主制导[48]。SMART Nav 的作用过程如图 4 所示, 通过光学图像识别 Didymos 和 Dimorphos 组成的双星系统, 并在撞击前 73 min 基于目标的亮度和像素数量自动识别出双星系统中较暗、较小的撞击目标 Dimorphos 小行星, 随后开始自主地向 Dimorphos 调整航向。SMART Nav 直到撞击前 2.5 min 仍在持续进行制导, 最终达到了约 15 m 的撞击精度。

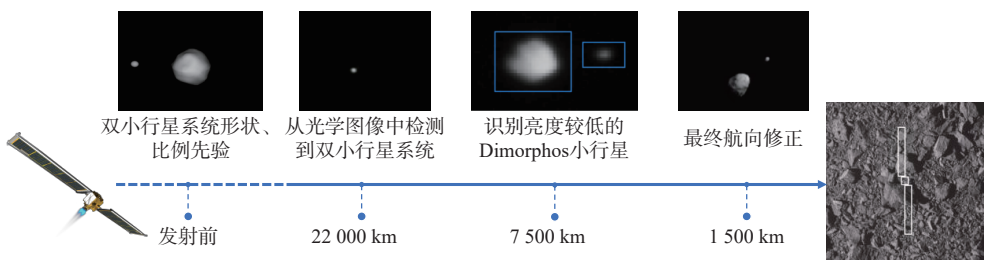


图 4　SMART Nav 基于光学影像实现对 Dimorphos 小行星撞击的引导

Fig. 4　SMART Nav system utilizes optical imaging for navigation to Dimorphos

相较于 DART, 其他小行星抵近探测任务过程更加复杂。除交会段的自主导航外, 还涉及伴飞/绕飞的详查轨道规划等复杂过程的自主决策控制。通过规划合适的轨道, 探测器在小行星周围进行多次接近和飞越, 从而获取不同角度上的高分辨率图像、光谱等数据。小行星伴飞/绕飞轨道规划需要考虑小行星的形状、质量分布、引力场和探测器的机动能力、燃料限制等多种因素, 同时, 小行星自转速度较快且自转轴不稳定, 使绕飞探测轨道动力学问题存在较强的非线性, 导致绕飞轨道的设计与分析非常困难。因此, 传统规划方法的难点在于需要建立复杂的模型和算法。

为提升小行星绕飞详查的效率, 一部分工作借用了主动 SLAM 的思想, 使用探测器智能探索环境并进行测绘。Pesce 等[49]提出了定量表征某一轨道下小行星测绘完整性和准确性的计算方法, 从而实现了小行星绕飞轨道的选择。在此基础上, Piccinin 等[50]提出利用深度 Q 学习设计小行星绕飞轨道上的图像采集策略。进一步地, Chan 等[51]将小行星的绕飞探测规约为一个部分可观察马尔可夫决策过程, 构建了小行星绕飞探测的模拟环境, 使用深度 Q 学习框架训练决策器, 综合考虑太阳方位角、探测器方位角、图像质量、限制探测器至目标的距离等因素实现伴飞轨迹规划。Piccinin 等[52]提出通过测绘生成小行星的三维点云质量评价规划结果, 并使用强化学习模型获得产生最高三维点云质量的轨迹。另一类方法考虑小行星引力较小, 难以获得卫星围绕目标小行星飞行的轨道, 因此, 将小行星的伴飞问题看作对空间非合作目标的跟踪问题。例如, Zhou 等[53]使用目标跟踪算法 SiamRPN[54]跟踪图像中的小行星等目标并判断其方位, 使用深度 Q 学习训练智能体, 引导航天器接近小行星等空间非合作目标。

然而, 目前的智能导航及航迹规划方案研究多从理想情况出发, 部分或完全忽略了小行星抵近探测过程中复杂的工程和安全性约束, 距离实际应用

仍有较远距离。

4.2 小行星附着采样智能决策技术

小行星表面引力微弱、逃逸速度小,同时,由于小行星的形状和引力场不规则、事先仅能对表面动力学环境部分特性进行估计[55],实现精准软着陆和附着面临着技术挑战。目前的工作主要从动力学或视觉导航的角度出发,进行附着位置的选取和附着过程的精细控制。

4.2.1 结合动力学的方法

从动力学出发的工作通过对引力场及小行星表面的建模和分析,进行小行星附着过程的实时优化控制。经典的控制方法采用同伦法[56]、凸优化方法[57]等进行最优附着轨迹的设计。例如,崔平远等[58]在小行星自旋速度、引力场等动力学参数存在着较大不确性的情况下,根据名义的动力学参数设计探测器离轨速度,将探测器引向目标附着位置,并在最终接近段,采用势函数制导法确定每次制动的时刻及制动速度脉冲的大小、方向,实现小行星附着过程的自主实时优化控制。

初期,基于人工智能的方法主要引入深度学习模型描述小行星的引力场,在此基础上进行附着过程的优化。例如,Song等[59]利用深度神经网络估计不规则小行星的重力和重力梯度,再以燃料最优的优化目标进行了附着过程的优化。Gaudet等[60]将强化元学习用于小行星抵近操作的自适应制导、导航与控制,利用光学导引角和激光测距等观测量直接生成发动机推力指令,并在六自由度仿真中验证了其在未知小行星动力学环境、执行机构故障和传感器偏差等条件下完成着陆机动的鲁棒性。

近期的工作则进一步采用端到端的强化学习方法,实现弱引力场下的附着过程控制。Qi等[61]设计了四足机器人小行星附着一体化姿态控制框架,训练以根据重力分布和地形信息作为输入的智能体,实现了附着过程中探测器相对地表姿态的控制。

4.2.2 基于视觉导航的方法

从视觉导航出发的方法侧重于关注附着位置的可达性和安全性,通过相邻图像估计探测器的运动信息,进而对探测器的轨迹进行规划和控制[33]。部分工作基于边缘特征、几何特征、自然路标特征[62](如陨石坑[63]等)实现高精度的附着过程引导,或通过对岩石的模板匹配[64]、地表高程图和崎岖度的计算[65]评估安全附着区域。深度学习等人工智能方法进一步提升了对地形的理解能力。

Ravani等[66]提出通过深度学习将附着点的规划问题转换为安全附着位置的检测问题,使用Mask CNN检测小行星表面的安全附着位置。Mancini等[67]设计了基于孪生卷积神经网络的地形相对导航方法,使用深度学习模型检测预先设定的自然路标位置,克服了附着过程中因图像光照条件、尺度和旋转等因素变化而难以检测预设路标的问题。

面向小行星抵近探测任务的伴飞绕飞、着陆附着、攀爬采样等高动态操作高效、精准实施的要求,人工智能模型的灵活应变特性将有助于减少与地面通信和调整次数,提升探测效率,但当前研究仍以技术探索为主,距离实际场景和应用有较大差距。类似于小行星抵近探测场景的智能感知技术,小行星抵近探测的智能决策方法也面临数据稀缺、质量低等问题。同时,从动力学角度出发的方法和从视觉、激光雷达等感知数据出发的方法“泾渭分明”,尚未出现实现综合考虑多种环境感知输入的一体化智能规划决策方法。此外,基于强化学习的方法虽然逐渐受到关注,但当前研究中对探测器智能体构建的动作空间和观测空间通常维度较低,距离实际任务和真实场景差距较远,智能体从仿真环境迁移到真实环境将产生泛化性的问题。

5 小行星探测中人工智能技术的发展趋势

近年来,以机器学习为代表的人工智能技术得到了快速发展,在计算机视觉、机器人等领域获得了日益广泛的成功应用,为构建新的航天器操控模式、发展智能化深空探测体系等提供了理论基础。同时,后续小行星和其他深空探测任务以对更深更远更广阔空间的探测和资源开发利用为主体,附着、攀爬、设施部署等高动态任务中对探测器自主能力,尤其是灵活应变和适应能力也提出了更高更迫切的需求。如表1所示,未来需要重点关注的人工智能发展方向可能包括:

1)大规模预训练模型。当前大量天文观测数据驱动了人工智能方法应用于小行星检测识别、定轨、特性反演,形成具有优越性能的专用模型,例如,以残差网络(residual network, ResNet)、VGG网络、

表1 小行星探测中人工智能技术的发展趋势

Table 1 Evolutionary trends of AI techniques for asteroids exploration

技术领域	大规模预训练模型	可信人工智能	内嵌数理知识的人工智能	具身化智能
发展方向	实现多样数据和任务的协同促进,形成小行星特性反演的通用智能范式	实现人工智能模型的稳定可靠、增强人工智能使用信心	引入数理规律先验知识,实现可控、可信的环境感知	支持智能模型向真实物理世界迁移,实现智能模型决策和应变能力提升
实现目标	提升智能模型性能	增强智能方法可靠性	提高深空未知环境下的适应性	提高深空未知环境下的适应性

密集连接卷积网络(densely connected convolutional network, DenseNet)等卷积神经网络模型作为骨干网络处理光学观测数据的智能方法[68-71]、以循环神经网络(recurrent neural network, RNN)、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)等模型处理元数据序列的模型[72-73]、以统计学习方法进行小行星聚类的模型[74-75] 等, 已经在单一设备的特定任务上取得了优异的表现。然而, 如何综合利用来源于不同观测系统的海量、多模态、无标注数据; 如何挖掘不同模态数据、多种物理特性间的关联, 实现多样数据和任务的协同促进, 最终形成小行星特性反演的通用智能范式, 是尚未解决的问题。

近期以来, 以 Transformer 架构为基础的大规模预训练模型快速发展, 其智能涌现现象带来的超越预期的泛化性, 出现了 ChatGPT、Segment Anything[76] 等自然语言处理和图像处理模型, 并迅速扩展到自动驾驶、气象预测[77]、数学推理等领域。利用大规模预训练模型适应多模态输入数据的优势, 结合其优越的特征挖掘能力和泛化性, 是形成天文领域通用人工智能、支持小行星或其他空间目标特性智能反演的通用范式的途径之一。

2) 可信人工智能。人工智能模型的可靠性、稳定性、可解释性是其能否应用于深空探测领域的核心问题。由于深度学习具备高度复杂性和不确定性, 无法直观理解决策背后的判断依据和原因, 从而可能引发不确定的风险, 如对抗攻击相关研究[78] 表明, 少量关键特征信息的改变就有可能改变人工智能的判断结果, 这与重大深空探测任务的高可靠性、高成功率要求相违背。因此, 实现人工智能模型的稳定可靠、增强人工智能使用信心是深空探测领域应用的重要议题。

当前, 人工智能的稳定性仍面临较大挑战, 针对人工智能模型可解释性的研究仍处在初级阶段。随着对人工智能模型可解释性研究的深入, 未来将对人工智能模型如何利用数据特征进行预测和判断, 从而刻画人工智能模型对特征重要性的描述方法、特征与决策的关联机制, 使人工智能模型的决策过程更加可解释、可控制, 有助于其在深空探测等高可靠性要求领域的运用。此外, 针对小行星这一深空目标, 随着综合考虑其轨道特性、表面形貌、引力场分布等多方面特性的数字或半实物仿真环境逐步完善, 是协同人工智能可解释性理论增强智能决策模型可信度的重要途径。当前学术界已通过实验在可信人工智能方向上取得一定成果[79-80], 但尚未形成理论体系支撑。未来在该领域的研究将不断增多, 人工智能模型应用于小行星抵近探测的可行性将逐步得到验证。

3) 内嵌数理知识的人工智能。由于地面数据分辨率较低、已有抵近探测数据量有限, 目前小行星物理特性反演方法对小行星内部结构等复杂物理特性认知能力有限, 尤其是针对中国深空探测任务规划目标的了解有限。同时, 尽管将其他小行星的知识利用迁移学习方法推广到中国探测目标上是一种可能的方法, 但小行星具有多种可能构型, 其物理特性迥异, 人工智能模型不具备基于现有的数据建立起具有泛化性和普适的小行星特性认知的理论基础。因此, 在未来抵近探测任务中获取有限数据的条件下, 如何快速、可靠地逐步精细反演小行星物理特性、建立小行星形貌模型, 是需要重点关注的问题。

实现有限数据条件下物理特性精细反演的途径通常是引入数理规律等先验知识。近些年来, 内嵌数理知识的人工智能模型引起广泛关注[81], 其应用从偏微分方程求解扩展到地球、月球等大天体引力场的反演[44]。内嵌数理知识的人工智能方法可以有效聚合神经网络模型的特征提取能力和数理规律的先验约束, 且由于神经网络的推理速度仅与网络本身有关, 内嵌数理知识的人工智能模型在物理场高精度表达这一场景下具有超越传统方法的时间和内存效率。此外, 引入数理规律约束是引导神经网络产生可信、可控结果的一种可行途径。同时, 在人工智能模型中嵌入数理知识是将环境和工程约束条件引入智能模型的有效手段。因此, 内嵌数理知识的人工智能模型用于小行星特性反演和深空抵近探测的环境感知是值得关注和探索的研究方向之一。

4) 具身化智能。具身智能强调智能体在物理世界中与环境进行交互的能力, 包括感知环境、理解环境和在环境中做出决策和行动。其与非具身智能模型的区别在于智能体通过与环境交互, 从真实的物理或虚拟的仿真数字空间中学习, 并产生理解环境并适应和改造环境的能力。因此, 智能决策模型如何适应环境、适应任务、适配探测器计算效能, 是具身智能研究的主要问题。具身化智能研究强化学习、形态学习等领域, 目前的具身化智能研究主要聚焦在机器人抓取、视觉认知等场景。面向仿真环境与真实物理世界间的鸿沟, 已有具身化智能通过构建包含多项复杂任务和动作空间高维度智能体[82]、形态可变的深度进化强化学习智能体[83]、优化仿真环境[84-85] 等方式, 评估智能体在仿真空间中适应环境的能力, 并为最终向开放、复杂的真实世界迁移做准备。

具身化智能的研究有助于结合探测器自身形

态和载荷，指导智能决策模型的适配，进而逐步演化出复杂多变环境下更强的决策和感知能力。在未来探测任务中，探测器及其搭载的功能载荷有望构成具有高维度动作空间的智能体，在认知有限的深空环境中执行多项复杂任务。现有的探索包括利用视觉信息进行小天体表面形貌的自主感知[86]、对探测器自身状态认知及异常检测[87]等。随着具身智能受到业界关注，为具身智能的学习提供环境的具身仿真技术及平台也在蓬勃发展。目前，已涌现了一批物理高保真、对象可交互、环境可演进的仿真模拟器[88]。结合逐步抵近探测数据构建精细化仿真环境，在地面同步开展具身化智能相关验证实验，为探测策略的制定提供辅助，是验证人工智能模型感知和灵活应变能力、为探测任务智能决策提供补充的有益尝试。

6 结束语

本文介绍了当前小行星探测中人工智能方法的研究现状，总结了现有人工智能方法在小行星探测领域面临的问题，并对人工智能在小行星探测领域的趋势与方向进行了展望。

面向小行星探测中任务种类多、协调要求高、执行难度大等挑战，人工智能技术可能彻底改变空间探索技术格局，在自主应变、交互时效、环境适应等技术难题上产生变革性影响。从发展现状来看，人工智能赋能小行星探测是多学科交叉的先进研究领域，具有重大科学意义和应用潜力，但涉及的理念门类众多、核心理论与创新性技术仍在持续发展和完善。

小行星结构独特、人类认知有限，探测过程存在极大不确定性；同时探测器与地面通信延时大，地面无法全程掌握探测器运行状态并实时提供支持。根据小行星抵近探测任务特点和需求，人工智能赋能小行星探测的核心问题是实现小行星环境的智能认知、探测过程的智能决策。利用人工智能方法提升小行星环境感知的精确性与广泛性，增强对复杂环境的全方位认知能力，最终完成复杂的决策与控制任务，提升小行星探测任务效益与安全性。

目前，人工智能技术在小行星探测和其他深空探测领域的应用方兴未艾，中国应加快构建人工智能赋能小行星探测技术路线图，制定技术实现具体途径；在小行星物理特性智能反演和环境认知环节上先应用和验证人工智能技术，在不影响现有探测开展的情况下进行技术验证，进一步推动中国空间科学与空间技术发展。

参考文献（References）

[1] 于登云, 张哲, 泮斌峰, 等. 深空探测人工智能技术研究与展望[J]. 深空探测学报, 2020, 7(1): 11-23.
Yu D Y, Zhang Z, Pan B F, et al. Development and trend of artificial intelligent in deep space exploration[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2020, 7(1): 11-23(in Chinese).

[2] 叶培建, 孟林智, 马继楠, 等. 深空探测人工智能技术应用及发展建议[J]. 深空探测学报, 2019, 6(4): 303-316.
Ye P J, Meng L Z, Ma J N, et al. Suggestions on artificial intelligence technology application and development in deep space exploration[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2019, 6(4): 303-316 (in Chinese).

[3] 叶培建, 彭兢. 深空探测与我国深空探测展望[J]. 中国工程科学, 2006, 8(10): 13-18.
Ye P J, Peng J. Deep space exploration and its prospect in China[J]. Engineering Science, 2006, 8(10): 13-18(in Chinese).

[4] 李俊峰, 曾祥远. 不规则小行星引力场内的飞行动力学[J]. 力学进展, 2017, 47(1): 429-451.
Li J F, Zeng X Y. Flight dynamics in the gravitational fields of irregular asteroids[J]. Advances in Mechanics, 2017, 47(1): 429-451 (in Chinese).

[5] Izzo D, Märtens M, Pan B F. A survey on artificial intelligence trends in spacecraft guidance dynamics and control[J]. Astrodynamics, 2019, 3(4): 287-299.

[6] 乔栋, 黄江川, 崔平远, 等. 嫦娥二号卫星飞越探测小行星的目标选择[J]. 中国科学: 技术科学, 2013, 43(6): 602-608.
Qiao D, Huang J C, Cui P Y, et al. Target selection of Chang'e-2 satellite flying over to detect asteroids[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2013, 43(6): 602-608(in Chinese).

[7] 张荣桥, 黄江川, 赫荣伟, 等. 小行星探测发展综述[J]. 深空探测学报, 2019(5): 417-423.
Zhang R Q, Huang J C, He R W, et al. The development overview of asteroid exploration[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2019(5): 417-423(in Chinese).

[8] 程林, 蒋方华, 李俊峰. 深度学习在飞行器动力学与控制中的应用研究综述[J]. 力学与实践, 2020, 42(3): 267-276.
Cheng L, Jiang F H, Li J F. A review on the applications of deep learning in aircraft dynamics and control[J]. Mechanics in Engineering, 2020, 42(3): 267-276(in Chinese).

[9] 郑志明, 吕金虎, 韦卫, 等. 精准智能理论: 面向复杂动态对象的人工智能[J]. 中国科学: 信息科学, 2021, 51(4): 678-690.
Zheng Z M, Lyu J H, Wei W, et al. Refined intelligence theory: artificial intelligence regarding complex dynamic objects[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2021, 51(4): 678-690(in Chinese).

[10] 张钹, 朱军, 苏航. 迈向第三代人工智能[J]. 中国科学 (信息科学), 2020, 50(9): 1281-1302.
Zhang B, Zhu J, Su H. Toward the third generation of artificial intelligence[J]. Science in China (Information Sciences), 2020, 50(9): 1281-1302(in Chinese).

[11] 国家国防科工局. 国家国防科工局: 务实推动国防科技工业高质量发展[EB/OL]. (2023-08-22) [2024-09-25]. https://www.sastind.gov.cn/n10086200/n10100131/c10347911/content.html.
State Administration of Science, Technology and Industry for National Defense. Pragmatically promoting high-quality development

of National Defense Science and Technology Industry[EB/OL]. (2023-08-22) [2024-09-25]. https://www.sastind.gov.cn/n10086200/n10100131/c10347911/content.html(in Chinese).

[12] 张熇. 小行星探测任务的信息技术挑战[EB/OL]. (2021-11-24) [2024-09-25]. http://academics.casad.cas.cn/xsjl/kxyjsqylt/2021/d122c/202111/t20211124_4979344.html.
Zhang H. Information technology challenges in asteroid exploration missions[EB/OL]. (2021-11-24)[2024-09-25]. http://academics.casad.cas.cn/xsjl/kxyjsqylt/2021/d122c/202111/t20211124_4979344.html(in Chinese).

[13] International Astronomical Union. Minor planet center: latest published data [EB/OL]. (2023-04-01)[2024-09-25]. https://www.minorplanetcenter.net/mpc/summary.

[14] Smith B, Sherwood R, Govindjee A, et al. Representing spacecraft mission planning knowledge in ASPEN[C]//Proceedings of the Artificial Intelligence Planning Systems Workshop on Knowledge Acquisition. Palo Alto: AAAI Press, 1998.

[15] Chien S A, Rabideau G, Tran D Q, et al. Activity-based scheduling of science campaigns for the Rosetta orbiter[J]. Journal of Aerospace Information Systems, 2021, 18(10): 711-727.

[16] Clark P, Rilee M, Curtis S, et al. BEES for ANTS: space mission applications for the autonomous NanoTechnology swarm[C]//Proceedings of the AIAA 1st Intelligent Systems Technical Conference. Reston: AIAA, 2004.

[17] Ogawa N, Terui F, Mimasu Y, et al. Image-based autonomous navigation of Hayabusa2 using artificial landmarks: the design and brief in-flight results of the first landing on asteroid Ryugu[J]. Astrodynamics, 2020, 4(2): 89-103.

[18] Doyle R, Kubota T, Picard M, et al. Recent research and development activities on space robotics and AI[J]. Advanced Robotics, 2021, 35(21-22): 1244-1264.

[19] Cocaud C, Kubota T. Development of an intelligent simulator with SLAM functions for visual autonomous landing on small celestial bodies[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2011, 15(8): 1167-1174.

[20] Otsu K, Kubota T. Energy-aware terrain analysis for mobile robot exploration[C]//Proceedings of the Field and Service Robotics: Results of the 10th International Conference. Berlin: Springer, 2016: 373-388.

[21] Ishigami G, Otsuki M, Kubota T. Range-dependent terrain mapping and multipath planning using cylindrical coordinates for a planetary exploration rover[J]. Journal of Field Robotics, 2013, 30(4): 536-551.

[22] Michel P, Küppers M, Bagatin A C, et al. The ESA Hera mission: detailed characterization of the DART impact outcome and of the binary asteroid (65803) Didymos[J]. The Planetary Science Journal, 2022, 3(7): 160.

[23] Kaluthantrige A, Feng J L, Gil-Fernández J. CNN-based image processing algorithm for autonomous optical navigation of Hera mission to the binary asteroid Didymos[J]. Acta Astronautica, 2023, 211: 60-75.

[24] Daly R T, Ernst C M, Barnouin O S, et al. Shape modeling of dimorphos for the double asteroid redirection test (DART)[J]. The Planetary Science Journal, 2022, 3(9): 207.

[25] Gaskell R W, Barnouin-Jha O S, Scheeres D J, et al. Characterizing and navigating small bodies with imaging data[J]. Meteoritics & Planetary Science, 2008, 43(6): 1049-1061.

[26] Hirata N, Hirata N, Tanaka S, et al. Initial results of shape modeling on the asteroid Ryugu from observations by Hayabusa2 for landing site selection[C]//Proceedings of the AAS/Division for Planetary Sciences Meeting Abstracts#50. Washington, D. C.: AAS/Division for Planetary Sciences, 2018, 50: 501.05.

[27] Barnouin O S, Daly M G, Palmer E E, et al. Digital terrain mapping by the OSIRIS-REx mission[J]. Planetary and Space Science, 2020, 180: 104764.

[28] Gaskell R W, Jorda L, Palmer E, et al. Comet 67P/CG: preliminary shape and topography from SPC[C]//Proceedings of the AAS/Division for Planetary Sciences Meeting Abstracts. Washington, D. C.: AAS/Division for Planetary Sciences #46, 2014, 46: 209.04.

[29] Brandonisio A, Lavagna M, Guzzetti D. Reinforcement learning for uncooperative space objects smart imaging path-planning[J]. The Journal of the Astronautical Sciences, 2021, 68(4): 1145-1169.

[30] Chen H, Hu X Y, Willner K, et al. Neural implicit shape modeling for small planetary bodies from multi-view images using a mask-based classification sampling strategy[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2024, 212: 122-145.

[31] Chen S H, Wu B, Li H L, et al. Asteroid-NeRF: a deep-learning method for 3D surface reconstruction of asteroids[J]. Astronomy & Astrophysics, 2024, 687: A278.

[32] 冯军华, 崔祜涛, 崔平远, 等. 行星表面陨石坑检测与匹配方法[J]. 航空学报, 2010, 31(9): 1858-1863.
Feng J H, Cui H T, Cui P Y, et al. Autonomous crater detection and matching on planetary surface[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(9): 1858-1863(in Chinese).

[33] 崔平远, 贾贺, 朱圣英, 等. 小天体光学导航特征识别与提取研究进展[J]. 宇航学报, 2020, 41(7): 880-888.
Cui P Y, Jia H, Zhu S Y, et al. Research progress on optical navigation feature recognition and extraction technologies for small body exploration[J]. Journal of Astronautics, 2020, 41(7): 880-888 (in Chinese).

[34] Pugliatti M, Topputo F. Small-body shape recognition with convolutional neural network and comparison with explicit features based method[J]. Advances in the Astronautical Sciences, 2021, 175: 2539-2558.

[35] Latorre F, Spiller D, Sasidharan S T, et al. Transfer learning for real-time crater detection on asteroids using a fully convolutional neural network[J]. Icarus, 2023, 394: 115434.

[36] Caroselli E, Belien F, Falke A, et al. Deep learning-based passive hazard detection for asteroid landing in unexplored environment[C]//Proceedings of the 44th Annual American Astronautical Society Guidance, Navigation, and Control Conference. Berlin: Springer, 2024: 319-334.

[37] Werner R A. Spherical harmonic coefficients for the potential of a constant-density polyhedron[J]. Computers & Geosciences, 1997, 23(10): 1071-1077.

[38] Werner R A, Scheeres D J. Exterior gravitation of a polyhedron derived and compared with harmonic and mascon gravitation representations of asteroid 4769 Castalia[J]. Celestial Mechanics and Dynamical Astronomy, 1996, 65(3): 313-344.

[39] Turgut B. Application of back propagation artificial neural networks for gravity field modelling[J]. Acta Montanistica Slovaca, 2016, 21(3): 200-207.

[40] Gao A, Liao W T. Efficient gravity field modeling method for small

bodies based on Gaussian process regression[J]. Acta Astronautica, 2019, 157: 73-91.

[41] Furfaro R, Barocco R, Linares R, et al. Modeling irregular small bodies gravity field via extreme learning machines and Bayesian optimization[J]. Advances in Space Research, 2021, 67(1): 617-638.

[42] Cheng L, Wang Z B, Song Y, et al. Real-time optimal control for irregular asteroid landings using deep neural networks[J]. Acta Astronautica, 2020, 170: 66-79.

[43] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686-707.

[44] Martin J, Schaub H. Physics-informed neural networks for gravity field modeling of the Earth and Moon[J]. Celestial Mechanics and Dynamical Astronomy, 2022, 134(2): 13.

[45] Pasquale A, Silvestrini S, Capannolo A, et al. Small bodies non-uniform gravity field on-board learning through hopfield neural networks[J]. Planetary and Space Science, 2022, 212: 105425.

[46] Zhao Y J, Yang H W, Li S, et al. On-board modeling of gravity fields of elongated asteroids using Hopfield neural networks[J]. Astrodynamics, 2023, 7(1): 101-114.

[47] Adams E, O'Shaughnessy D, Reinhart M, et al. Double asteroid redirection test: the Earth strikes back[C]//Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-11.

[48] Daly R T, Ernst C M, Barnouin O S, et al. Successful kinetic impact into an asteroid for planetary defence[J]. Nature, 2023, 616(7957): 443-447.

[49] Pesce V, Agha-Mohammadi A A, Lavagna M. Autonomous navigation & mapping of small bodies[C]//Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-10.

[50] Piccinin M, Lunghi P, Lavagna M. Deep reinforcement learning-based policy for autonomous imaging planning of small celestial bodies mapping[J]. Aerospace Science and Technology, 2022, 120: 107224.

[51] Chan D M, Agha-Mohammadi A A. Autonomous imaging and mapping of small bodies using deep reinforcement learning[C]//Proceedings of the IEEE Aerospace Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-12.

[52] Piccinin M, Lavagna M R. Deep reinforcement learning approach for small bodies shape reconstruction enhancement[C]//Proceedings of the AIAA Scitech 2020 Forum. Reston: AIAA, 2020: 1909.

[53] Zhou D, Sun G H, Lei W X, et al. Space noncooperative object active tracking with deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(6): 4902-4916.

[54] Li B, Yan J J, Wu W, et al. High performance visual tracking with Siamese Region proposal network[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 8971-8980.

[55] 张永隆, 闫翛然, 李俊峰, 等. 小行星 2016 HO3 表面动力学环境分析及采样挑战[J]. 力学与实践, 2021, 43(5): 674-679.
Zhang Y L, Yan X R, Li J F, et al. The analysis of surface dynamical environments and sampling difficulties for asteroid 2016 Ho3[J]. Mechanics in Engineering, 2021, 43(5): 674-679(in Chinese).

[56] Jiang F H, Baoyin H, Li J F. Practical techniques for low-thrust trajectory optimization with homotopic approach[J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2012, 35(1): 245-258.

[57] Pinson R, Lu P. Rapid generation of optimal asteroid powered descent trajectories via convex optimization[C]//Proceedings of the AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference. San Diego: Univelt, 2015: 2655-2672.

[58] 崔平远, 朱圣英, 崔祜涛. 小天体自主软着陆脉冲机动控制方法研究[J]. 宇航学报, 2008, 29(2): 511-516.
Cui P Y, Zhu S Y, Cui H T. Autonomous impulse maneuver control method for soft landing on small bodies[J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(2): 511-516(in Chinese).

[59] Song Y, Cheng L, Gong S. Fast estimation of gravitational field of irregular asteroids based on deep neural network and its application [J]. Advances in the Astronautical Sciences, 2019, 168: 1721-1735.

[60] Gaudet B, Linares R, Furfaro R. Seeker based adaptive guidance via reinforcement meta-learning applied to asteroid close proximity operations[EB/OL]. (2019-07-13)[2026-06-28]. https://arxiv.org/abs/1907.06098.

[61] Qi J, Gao H B, Yu H T, et al. Integrated attitude and landing control for quadruped robots in asteroid landing mission scenarios using reinforcement learning[J]. Acta Astronautica, 2023, 204: 599-610.

[62] Xiao Y, Li S, Wang G Z, et al. Deep learning prediction frame matching algorithm of small celestial navigation landmarks[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2022, 9(4): 400-406(in Chinese).

[63] Tian Y, Yu M. A novel crater recognition based visual navigation approach for asteroid precise pin-point landing[J]. Aerospace Science and Technology, 2017, 70: 1-9.

[64] Yu M, Cui H T. Robust hazard matching approach for visual navigation application in planetary landing[J]. Aerospace Science and Technology, 2015, 47: 378-387.

[65] Johnson A, Montgomery J, Matthies L. Vision guided landing of an autonomous helicopter in hazardous terrain[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2006: 3966-3971.

[66] Ravani K, Mathavaraj S, Padhi R. Site detection for autonomous soft-landing on asteroids using deep learning[J]. Transactions of the Indian National Academy of Engineering, 2021, 6(2): 365-375.

[67] Mancini P, Cannici M, Matteucci M. Deep learning for asteroids autonomous terrain relative navigation[J]. Advances in Space Research, 2023, 71(9): 3748-3760.

[68] Cazeneuve D, Marchis F, Blaclard G, et al. ODNet: a convolutional neural network for asteroid occultation detection[J]. The Astronomical Journal, 2023, 165(1): 11.

[69] Kaluthantrige A, Feng J, Gil-Fernández J. Pseudorange measurement and Sun phase angle estimation using CNN-based image processing algorithm for Hera mission[C]//Proceedings of the Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies Conference. Hawaii: Maui Economic Development Board, 2022: 371-377.

[70] Rabeendran A C, Denneau L. A two-stage deep learning detection classifier for the ATLAS asteroid survey[EB/OL]. (2021-01-22)[2026-06-28]. https://arxiv.org/abs/2101.08912.

[71] Carruba V, Aljbaae S, Caritá G, et al. Optimization of artificial neural networks models applied to the identification of images of asteroids' resonant arguments[J]. Celestial Mechanics and Dynamical Astronomy, 2022, 134(6): 59.

[72] Naul B, Bloom J S, PÉRez F, et al. A recurrent neural network for classification of unevenly sampled variable stars[J]. Nature Astronomy, 2018, 2(2): 151-155.

[73] Carruba V, Aljbaae S, Domingos R C, et al. Machine learning applied to asteroid dynamics[J]. Celestial Mechanics and Dynamical Astronomy, 2022, 134(4): 36.

[74] Zappalà V, Bendjoya P, Cellino A, et al. Asteroid families: search of a 12, 487-asteroid sample using two different clustering techniques[J]. Icarus, 1995, 116(2): 291-314.

[75] Zappala V, Cellino A, Farinella P, et al. Asteroid families. I-Identification by hierarchical clustering and reliability assessment[J]. The Astronomical Journal, 1990, 100: 2030.

[76] Kirillov A, Mintun E, Ravi N, et al. Segment anything[EB/OL]. (2023-04-05)[2024-09-20]. https://arxiv.org/abs/2304.02643.

[77] Bi K F, Xie L X, Zhang H H, et al. Pangu-weather: a 3D high-resolution model for fast and accurate global weather forecast[EB/OL]. (2022-11-03)[2024-09-20]. https://arxiv.org/abs/2211.02556.

[78] Deng Y P, Karam L J. Universal adversarial attack via enhanced projected gradient descent[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1241-1245.

[79] Liu T L, Tao D C, Song M L, et al. Algorithm-dependent generalization bounds for multi-task learning[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(2): 227-241.

[80] He F X, Liu T L, Tao D C. Control batch size and learning rate to generalize well: theoretical and empirical evidence[C]//Proceedings of the 33rd Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook: Curran Associates, Inc. , 2019: 1141-1150.

[81] Karniadakis G E, Kevrekidis I G, Lu L, et al. Physics-informed machine learning[J]. Nature Reviews Physics, 2021, 3: 422-440.

[82] Srivastava S, Li C S, Lingelbach M, et al. BEHAVIOR: benchmark for everyday household activities in virtual, interactive, and ecological environments[EB/OL]. (2021-08-06)[2024-09-20]. https://arxiv.org/abs/2108.03332.

[83] Gupta A, Savarese S, Ganguli S, et al. Embodied intelligence via learning and evolution[J]. Nature Communications, 2021, 12: 5721.

[84] 杜德嵩, 宋以拓, 刘延芳, 等. 面向空间航天器机器人学习算法研究的高保真仿真平台[J]. 空间控制技术与应用, 2023, 49(3): 10-17.
Du D S, Song Y T, Liu Y F, et al. A high-fidelity simulation environment for spacecrafts with robot learning algorithms[J]. Aerospace Control and Application, 2023, 49(3): 10-17(in Chinese).

[85] 姚文龙, 刘毅, 邵巍, 等. 小天体地形动态模拟与着陆视景仿真系统设计[J]. 深空探测学报 (中英文), 2022, 9(4): 427-437.
Yao W L, Liu Y, Shao W, et al. Design of terrain dynamic simulation and landing view simulation system for small celestial bodies[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2022, 9(4): 427-437 (in Chinese).

[86] Wei X D, Cui L Y, Liu C K, et al. Integrating neural radiance fields with deep reinforcement learning for autonomous mapping of small bodies[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5642717.

[87] Song Y N, Li Z, Zhang Z Y, et al. SSC-KA: a framework of space situational knowledge acquisition for status-cognition of satellites[J]. IEEE Access, 2022, 10: 101750-101761.

[88] Liu Y, Chen W X, Bai Y J, et al. Aligning cyber space with physical world: a comprehensive survey on embodied AI[EB/OL]. (2024-07-09)[2024-09-20]. https://arxiv.org/abs/2407.06886.

Artificial intelligence for asteroid proximity exploration research progress and future perspectives

YIN Jihao[1,*], WEI Xiaodong[1], CUI Linyan[1], WU Wenjun[2], ZHANG Xiaoming[3], LIU Chuankai[4]

(1. School of Astronautics, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. Institute of Artificial Intelligence, Beihang University, Beijing 100191, China;
3. National Astronomical Observatories, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
4. Beijing Aerospace Control Center, Beijing 100094, China)

Abstract: One of the main goals of deep space exploration is asteroid exploration, which has great scientific significance. Faced with the challenges of long distances and limited knowledge of asteroid exploration targets, the rapidly evolving technology of artificial intelligence (AI) has emerged as a promising complement to existing space mission implementation paradigms. In addition to introducing the current state of research on the application of AI methods in asteroid exploration, this paper analyzes the methods of AI systems used in space exploration missions and asteroid ground observation systems. It also summarizes the challenges that these methods face. It also proposes key technologies with developmental potential for asteroid exploration.

Keywords: asteroid exploration; planetary defense; artificial intelligence; intelligent sensing; intelligent control

Received: 2024-10-08; **Accepted**: 2024-11-07; **Published Online**: 2024-11-29 10:47

URL: link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241129.1003.001

Foundation item: National Science and Technology Major Project (2022ZD0117402)

*** Corresponding author**. E-mail: jihaoyin@buaa.edu.cn