

# 空间目标协同探测轨迹优化研究进展

张众, 宝音贺西, 李俊峰

(清华大学航天航空学院, 北京 100084)

**摘要:** 面对未来大规模、复杂化、智能化航天任务发展趋势, 针对空间目标协同探测任务中面临的轨迹优化难题, 回顾了航天器轨迹优化的主要技术方法, 包括最优控制方法、智能优化方法, 以及机器学习方法的研究现状与进展。在此基础上, 进一步探讨了以空间碎片清理、卫星对地观测、小天体探测、空间在轨服务等为代表的轨迹优化场景、任务设计问题与优化特性。最后, 分析了现有研究存在的挑战, 并展望了轨迹优化的设计需求, 以为未来复杂航天任务提供新的技术视角和解决方案。

**关键词:** 空间协同探测; 轨迹优化; 最优控制; 智能优化; 机器学习

**中图分类号:** V412.4

**文献标识码:** A

**文章编号:** 2096-9287(2025)01-0003-12

**DOI:** 10.15982/j.issn.2096-9287.2025.20240041

**引用格式:** 张众, 宝音贺西, 李俊峰. 空间目标协同探测轨迹优化研究进展[J]. 深空探测学报(中英文), 2025, 12(1): 3-14.

**Reference format:** ZHANG Z, BAOYIN H X, LI J F. Research progress on trajectory optimization of space target cooperative detection[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2025, 12(1): 3-14.

## 引言

“深空探测, 轨道先行”<sup>[1]</sup>, 航天任务的轨道设计关乎任务设计的成败, 需要精确设计以确保飞行器能够达到预定目的地、充分利用天体引力, 以让人类探索到更远的太空边界。

在新阶段, 航天任务设计面临新的挑战。以美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration, NASA)的“露西”(Lucy)任务为例, 该任务启动于2021年, 是首个计划探访木星特洛伊小行星群的深空探测任务。该任务计划在12年的时间内飞越多颗特洛伊小行星和近地小行星, 截至2024年3月, 该任务的科学目标已增加至计划探测11颗小行星, 包括3颗主带小行星和8颗特洛伊小行星<sup>[2]</sup>。Lucy任务的关键挑战包括广泛甄选探测对象及探测序列、设计时间窗口以实现节省燃料的多次探测轨迹, 以及在太阳与木星主导的引力场环境下精确飞越目标天体轨迹。在应对这些挑战时, 传统的最优控制理论和航天动力学分析方法已经无法满足上述全部挑战。

事实上, 以多小天体探测为代表的深空探测任务设计并不是唯一的复杂任务形式。美国太空探索技术公司(SpaceX)的“星链计划”第一期预计发射12 000

颗低轨通信卫星, 截至2023年底目前已发射近5 650颗<sup>[3]</sup>, 并在第二期追加卫星数量, 预计共发射42 000颗卫星。中国也在2020年末推出“GW”星座计划, 共计划发射12 992颗低轨卫星<sup>[4]</sup>。如此大规模的巨型星座轨道部署以及在轨运行维护将对任务设计提出严峻且实际的挑战。除了巨型星座部署外, 近地空间与日俱增的各类太空碎片逐渐对各类太空任务造成重大威胁。截止到2023年底, 直径超过毫米级太空碎片数量达到1.3亿, 对运行卫星存在重大威胁的超过10 cm级碎片数量达到36 500左右<sup>[5]</sup>, 消除“凯斯勒效应”, 进行空间碎片清除已成为航天领域发展不可逃避的话题。再比如, 地球观测卫星可以在地面灾难发生后提供快速天基观测信息, 2000—2020年, 已有超过1 800次观测卫星应急响应的事件, 多遥感卫星的灾后应急响应观测也已经成为一种全球趋势<sup>[6]</sup>。

复杂航天任务场景参见图1。

根据上述介绍可以预见, 未来航天任务将呈现大规模、复杂化、智能化趋势。以小天体探测、在轨空间服务、空间碎片清除、卫星对地观测等为代表的前沿复杂航天任务已成为了热点问题。在这些任务中, 以航天器轨迹优化为重要组成部分的任务总体设计将更加显著影响任务的科学目标、工程预算、实施难度

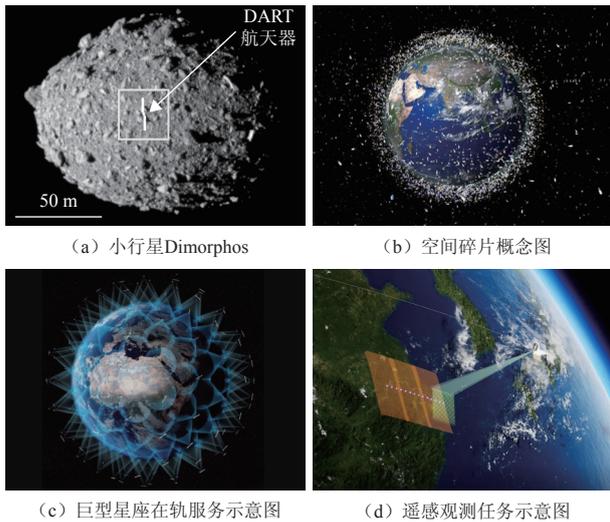


图1 复杂航天任务场景

Fig. 1 Complex space mission scenario

和运行效率。航天任务的设计范式正逐步从单一航天器执行单一任务,转变为多航天器协同执行多重任务的模式,这大幅增加了任务设计的优化空间,同时引入了大量整数优化变量,导致了复杂的组合优化问题。

面对以上复杂挑战,学界与工业界迫切需要提升现有技术水平给出高效的解决方案。为此,2005年欧洲航天局(European Space Agency, ESA)先进概念实验室倡议并发起了第一届国际空间探测轨迹优化大赛(Global Trajectory Optimisation Competition, GTOC)。赛题囊括了大量的离散-连续混合变量组合优化问题,这些问题的求解策略直接关联到航天动力学及轨迹优化的基础研究<sup>[7-8]</sup>。

空间协同探测的轨迹优化问题主要包含以下子问题:多航天器与探测目标的协同分配、探测目标的序列优化、探测时刻与运动状态的优化以及转移轨迹的优化。根据优化变量的数学属性,可分为以下类别:①整数优化变量,涵盖航天器的探测目标分配与探测目标的序列优化;②连续优化变量,包括探测时刻、探测时运动状态、脉冲机动时刻及其矢量;③函数优化变量,涉及小推力机动过程中的转移推力函数优化。面对具体场景时,任务设计需要考虑上述全部或其中一部分的优化变量,且还需满足特定场景下的约束条件,如图2所示。

本文首先介绍空间协同探测任务涉及的轨迹优化方法——最优控制、智能优化、机器学习方法,如图3所示;随后介绍未来复杂航天任务的轨迹优化场景。

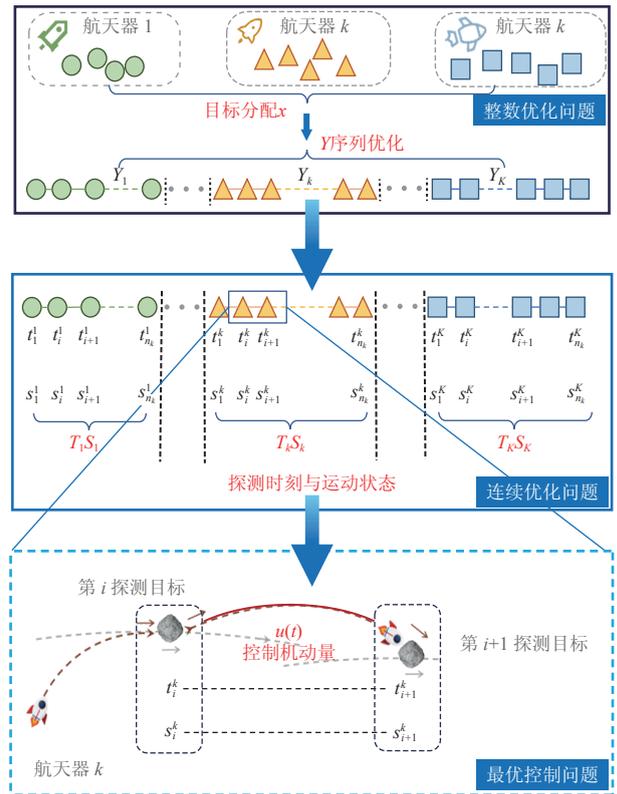


图2 空间协同探测的轨迹优化各子问题关系

Fig. 2 Relationship between sub-problems of trajectory optimization for space cooperative exploration

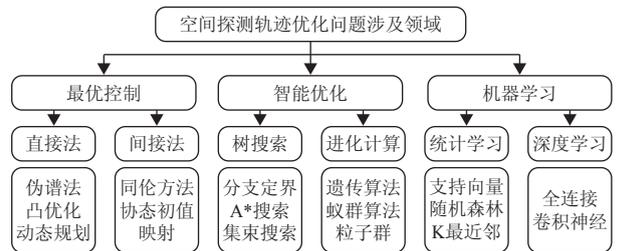


图3 空间探测轨迹优化技术

Fig. 3 Spacecraft cooperative detection trajectory optimization technology

## 1 轨迹优化最优控制方法

轨迹优化问题在数学上通常被建模为最优控制问题。与常规优化问题相比,最优控制问题的独特之处在于两个方面:首先,系统的状态受动力学方程(常为常微分方程)约束,这些方程描述了系统的物理过程;其次,由于控制输入在时间上的连续性,控制输入量呈现为无限维的设计空间,即为函数优化变量,这使得问题不能直接通过计算机系统求解。现有最优控制问题的研究方法主要分为两类:第一类是直接法,此方法通过将控制输入的函数进行离散参数化,随后利用数值优化算法直接对优化指标进行优化;第二类是间接法,该方法基于最优性必要条件,通过

Pontryagin的极大值原理将原问题转化为边值问题并构造打靶方程, 最终通过数值方程求解算法迭代减少打靶方程的残差以求解问题。

直接法借助对动力学方程的广泛适用性, 实现快速收敛、低计算量和良好的过程约束处理, 常用于航天器制导; 但在面对强非线性动力学或长时间控制时, 数值敏感性和控制变量激增可能导致效果不佳。相反, 间接法无需问题离散化, 可以精确保证局部最优, 特别适用于小推力轨迹优化, 因为此时打靶变量较少、求解效率高; 然而, 协态变量的物理意义不明确, 初值猜测困难、收敛性差, 加之对过程约束的处理能力较弱, 这些都是间接法面临的挑战。

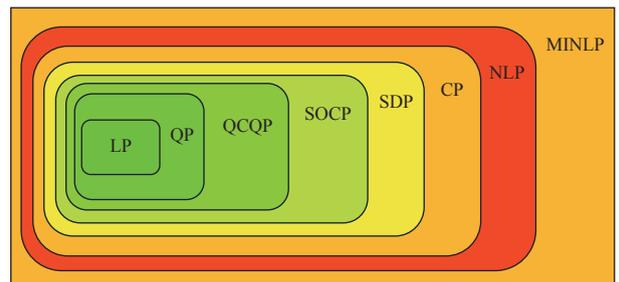
### 1.1 直接法

直接法是一类高效求解最优控制问题的数值方法, 其核心思想是将连续时间最优控制问题离散化为非线性规划问题<sup>[9-10]</sup>。直接法主要包括两个关键步骤: 离散化和数值优化求解。

在离散化阶段, 目标是将连续的常微分动力学方程转换为有限维的代数方程组。常见的离散化方法包括零阶保持法、经典的Runge-Kutta方法以及伪谱法<sup>[10]</sup>。零阶保持法假设控制输入在每个时间段内保持恒定, 适用于线性系统理论以实现精确的离散化。该方法简单易行, 但为了确保精度, 特别是在快速时变的系统中, 需要较短的采样时间。Runge-Kutta法作为经典数值积分方法, 通过在每个时间步长内引入多个中间评估点(例如四阶RK法使用4个评估点)可以显著提高离散化精度。然而, 这同时也会导致优化问题规模的增加。伪谱法利用形式简单的正交多项式(如Chebyshev或Legendre多项式)在整个时间区间内逼近状态和控制变量, 并在选定的配点上满足系统的动力学方程。得益于正交多项式的谱精度特性(随着多项式的阶数增加, 逼近误差以指数速度减小), 伪谱法以较少的配点数实现稀疏而高精度的离散化, 被广泛应用于轨道转移、大气再入、行星着陆等航天最优控制问题。

离散化完成后, 最优控制问题转化为非线性规划问题, 可进一步通过数值优化方法求解。针对凸优化问题, 相关算法因其全局收敛性和多项式时间复杂度而成为最成熟和有效的求解器。然而, 许多航天工程问题本质上是非凸的, 如何将非凸问题转化为凸优化形式是其在工程领域应用的关键。无损凸优化为这一问题提供了有效的工具。其基本思路是在不改变原问题最优解的前提下, 通过引入新的变量和约束, 将非凸问题等价转化为凸优化问题。Acikmese等<sup>[11-12]</sup>首次将无损凸优化应用于火星着陆制导问题, 通过松弛技术

将非凸推力约束转化为二阶锥约束, 大幅提高了计算效率。在此基础上, 该方法进一步拓展到更一般的推力指向约束。其它问题如姿态机动<sup>[13]</sup>可以基于Hamilton-Jacobi理论<sup>[14]</sup>或凸几何分析<sup>[11]</sup>转化为凸优化问题求解。对于非凸优化问题, 序列凸优化(Sequential Convex Programming, SCP)是一类有效的求解算法。SCP的核心思想是在当前解附近构造凸子问题, 并通过迭代求解这些子问题来逼近原问题的局部最优解。根据子问题的构造方式, SCP可以进一步分为信任域方法、惩罚函数法以及滚动时域法。凸优化问题在数学优化问题中的关系参见图4。



LP: 线性规划  
QP: 二次规划  
QCQP: 二次约束二次规划  
SOCP: 二阶锥规划  
SDP: 半定规划  
CP: 凸规划  
NLP: 非线性规划  
MINLP: 混合整数非线性规划

图 4 凸优化问题在数学优化问题中的关系  
Fig. 4 Relationship between convex optimization and mathematical optimization problem

动态规划和微分动态规划是解决最优控制问题的另一种有效策略。动态规划依据Bellman最优性原理, 通过将复杂问题分解为若干子问题, 并基于子问题的最优解逐步递推出原问题的最优解, 特别适合于离散状态和控制空间的场景, 但在面对高维状态空间时将遭遇“维度灾难”问题。作为一种折衷方案, 微分动态规划结合了动态规划和非线性规划的思想, 通过在给定的参考轨迹附近进行泰勒级数展开, 将问题转化为一系列的二次规划子问题, 有效地缓解了维度灾难, 不过这一过程仅能保证局部最优性。微分动态规划在小推力轨迹优化、姿态控制等领域已得到广泛关注。此外, 结合随机最优控制理论和微分动态规划, 一些研究聚焦于不确定性条件下的航天轨迹优化问题<sup>[15-16]</sup>。

各类数值优化软件为直接法的应用提供了极大便利。主要的软件工具包括商业软件SNOPT、IPOPT, 以及开源软件ECOS、FORCES、CasADI等。GPOPS-II、PSOPT等集成的直接法求解器, 结合了多种离散化手段和优化算法, 进一步降低了直接法的应用难度。

### 1.2 间接法

间接法是求解最优控制问题的一种经典方法, 其

理论基础是Pontryagin极大值原理<sup>[17]</sup>。与直接法不同,间接法无需离散化,而是利用变分法将最优控制问题转化为一个两点边值问题或多点边值问题。尤其对于强非线性动力学以及长时间控制过程,如小推力轨迹优化问题,间接法相比直接法具有计算效率高、数值精度高显著优势。间接法的基本思路如下:引入协态变量,构造Hamilton函数并利用Pontryagin极大值原理推导一阶必要条件,再结合原问题的边界条件,得到一个主要以协态变量初值为未知量的边值问题,也称为“打靶问题”。此时可利用数值方法求解此非线性方程。

间接法的主要困难在于协态变量缺乏明确物理意义,难以给出合适的初值,且打靶方程对协态初值敏感,收敛域较小。针对该问题,有两类改进方法:一类是通过同伦策略扩大收敛域,由一个容易求解的辅助问题出发,通过参数变换逐步逼近原问题,在同伦求解过程中,重要的是保证解的连续性,这通常需要结合问题的物理特性进行构造,同伦方法已成功应用于多圈对地轨道转移、日-地平动点轨道转移、交会对接、行星际转移等问题;另一类是设法给出更准确的协态初值估计,如Lawden<sup>[18]</sup>基于间接法的思路提出了主矢量理论,并给出了脉冲转移的最优必要条件,间接法在脉冲转移轨迹优化中的后续应用主要是基于主矢量理论。Prussing等<sup>[19]</sup>进一步在多脉冲转移轨迹中发展了主矢量理论。Lion和Handelsman<sup>[20]</sup>利用主矢量理论来增加脉冲数量和调整脉冲时刻从而优化轨迹。

在小推力轨迹优化中,Jiang等<sup>[21]</sup>提出协态变量初值归一化技术,通过引入正值乘子将初值归一化到单位球面上,显著减少初值猜测的范围而被广泛采用,并进一步发展。

## 2 轨迹优化智能优化方法

智能优化解决数值优化问题,即在给定的目标函数和约束下,通过搜索策略找出使得目标函数最优的数值解,主要包含进化算法与树搜索方法。进化算法擅长处理非线性、不可微且多目标优化问题,能生成最优解集,但对参数敏感且在大规模问题上效率低下;树搜索算法通过构建决策树逐步细化问题,适合大规模稀疏搜索空间如航天任务设计,但依赖问题表达和启发式知识。与传统基于梯度的优化相比,进化和树搜索不需问题可微,具备全局寻优能力,适用于非线性、混合整数和不确定性问题;然而,当问题光滑且初值良好时,梯度方法则更高效。

### 2.1 进化算法

进化算法主要依赖于源自自然界启发的启发式规

则,如达尔文进化理论。这类算法种类繁多,部分算法在航天轨迹优化任务中已显示出显著的有效性。本小节重点介绍若干代表性方法:

遗传算法(Genetic Algorithm,简称GA)及其变体非常丰富,几乎涵盖了生物或自然界进化的各个方面,Campelo等<sup>[22]</sup>对此进行了较为全面的整理。相关航天领域学者<sup>[23-24]</sup>已在轨迹优化问题中使用这些方法进行了研究,为这些进化技术在特定领域的性能建立了基准。

差分进化(Differential Evolution,DE)是遗传算法的相对简单变体,对于常遇到的非线性和不可微连续空间函数非常有效,例如在化学推进航天器转移中需要决定多次脉冲速度增量的序列。Myatt等<sup>[25-26]</sup>在上述背景下引入了差分进化;Olds和Kluever<sup>[27]</sup>分析了差分进化在Cassini和Galileo任务优化指标上的性能,发现算法性能对其参数敏感;Yao等<sup>[29]</sup>提出了一个具有随机变异的双重自适应差分进化,并评估了其在Lambert转移问题上的性能。

与差分进化同样受欢迎的是粒子群优化(Particle Swarm Optimization,PSO),一种与鸟群、鱼群或类似智能群体觅食行为有明确联系的生物启发式搜索启发式。Pontani和Conway<sup>[30]</sup>全面概述了这种技术在航天器轨迹优化中的应用。粒子群优化的优点是实现较为简单,通常能以良好的准确性快速收敛到全局最优。Vasile等<sup>[31]</sup>在不同设置下对PSO、DE和其他进化算法进行了基准测试,强调了元启发式性能的问题依赖性。因此在实践中,建议不要过分依赖单一元启发式,而是并行探索它们的性能,甚至将几个元启发式结合为一体。

蚁群优化(Ant Colony Optimization,ACO)模拟了自然蚂蚁群体的觅食行为,蚂蚁沿路径沉积生物标记(信息素)以进行通信,并在较大搜索环境中进一步加强探索。蚁群算法传统上用于离散领域,研究人员后续对其改进以适用于连续优化问题。Radice等<sup>[32]</sup>分析了蚁群优化在火星快车任务启发的地球-火星转移中的应用。Schlueter等<sup>[33]</sup>开发了多目标ACO优化框架,允许部署蚁群算法解决单目标或多目标问题,并允许约束和混合整数决策变量。GTOC9问题涉及空间碎片清除任务,需要快速连续交会大量太空碎片,同时最小化所需发射次数<sup>[34]</sup>。在这种情况下,前面提到的蚁群算法被证明特别有效。此外,Ceriotti和Vasile<sup>[35]</sup>也部署了蚁群的一个变体来优化包含多次飞越机动的任务,如卡西尼和拉普拉斯任务。

进化算法的另一个主要应用是多目标优化问题。此时,单一优化指标被替换为帕累托前沿,即一系列

表达不同指标之间的较优解集合。因此需要一组最佳可能解(帕累托最优前沿)来指导工程决策。基于种群的算法如进化算法自然成为首选<sup>[36]</sup>, 提供了显著优势。多目标优化的一个经典进化方法是非支配排序遗传算法(Nondominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II), 其发明者也将其用于行星飞越序列优化的研究中<sup>[37]</sup>。Schutze<sup>[38]</sup>考虑了一个双目标方法来设计多次小推力引力辅助轨迹(最小化飞行时间和燃料消耗), 并在该环境中部署了NSGA-II。Zotes和Penas<sup>[39]</sup>研究了类似轨迹, 他们部署了称为MOPSO的PSO多目标扩展。

## 2.2 树搜索算法

在搜索空间极大而无法有效采样的情况下, 进化算法可能会导致次优解。针对此类问题, 树搜索提供了一种替代解决方案。当问题允许通过逐步构建较小且可分割子问题的子解来形成完整结果时, 树搜索尤为重要。这在复杂的轨道交会和飞越问题中尤为常见, 这些可以被看作是双层优化问题, 其中外层序列选择影响内层连续变量的优化情况。相应地, 内层优化的轨迹性能会反馈到外层序列选择上。因此, 树搜索方法成为解决此类问题的一种成功策略。在树搜索中, 决策点即航天器下一个访问的探测目标被建模为节点, 可扩展以进行进一步评估。鉴于穷尽所有可能的节点扩展是不切实际的, 每种树搜索策略仅探索最有前途的分支, 从而产生有时可以较进化算法更有效处理的子问题。

Wilt等<sup>[40]</sup>对这些策略进行了比较, 发现集束搜索算法是面对巨大搜索空间时的最佳选择, 这解释了为何集束搜索算法在许多复杂任务的初步设计中频繁出现。集束搜索的一大优势是通过限制扩展节点子集规模, 实现搜索树的有效探索与利用平衡。例如, Izzo等<sup>[28]</sup>提出的Lazy TreeSearch就是一类集束搜索, 根据(部分)轨迹的总消耗时间排序, 并优化每个节点以最小化质量消耗, 这允许在树的不同层级进行有效探索。相比典型的贪婪策略, 该策略不会仅逐层通过树选择最佳解, 并保留可能在更深层级变得有希望的路径。尽管树搜索算法通常是确定性的, 树的扩展也可以通过随机过程指导。Hennes和Izzo<sup>[41]</sup>对蒙特卡罗树搜索(Monte Carlo Tree Search, MCTS)的研究表明, MCTS作为一种经常用于应对大搜索空间难题的树搜索变种, 通过应用于卡西尼任务的设计空间, 能够重新发现与实际飞行轨迹非常接近的行星探测序列。Simões等<sup>[42]</sup>引入的集束ACO是一种将束搜索与蚁群优化(ACO)结合的树搜索方法, 通过信息素标记修改树

的搜索路径, 加强对有希望路径的利用, 并实现为随时间算法, 允许在计算资源与解决方案质量间进行灵活调整。

事实上, 树搜索算法也被广泛应用于国际空间探测轨迹优化大问题中。例如, 集束搜索<sup>[40]</sup>已成为解决大多数GTOC中组合优化子问题的基准算法。尽管有时被称为其它名称, 但通常可以找到具有一般结构的树搜索, 其计算成本通过在每个深度级别选择有限数量的节点来进行分支(在该深度未被选择的节点会被丢弃)来限定。

## 3 轨迹优化机器学习方法

机器学习方法旨在解决函数拟合问题, 即回归问题, 侧重于从数据中通过参数化模型逼近未知函数或概率分布, 如人工神经网络、支持向量机、决策树、随机森林等方法。机器学习在轨迹优化领域的主要应用在于快速评估轨迹转移代价: 在轨迹优化过程中, 需要对大量转移轨迹进行计算与评估。当某些行星际任务的设计需要大量计算资源时, 如小推力最优转移轨迹设计, 避免数值求解而构建代理评估模型变得尤为重要。在这种情况下, 能够快速搜索理想的发射和到达时期及有利的行星体序列的评估模型, 对于近似最终最优转移质量尤其有价值。

### 3.1 深度学习

神经网络是机器学习领域最热门的话题。特别是深度神经网络(Deep Neural Network, DNN), 即具有大量隐藏层的网络, 经常被用来从一系列示例的数据中学习模型的特征信息。Sánchez等<sup>[43-44]</sup>开展了系统性研究, 探讨了DNN如何在连续时间、确定性、非线性系统中进行训练, 例如倒立摆稳定、多旋翼精准着陆以及航天器着陆。这些系统既包含平滑连续的成本函数, 也包含不连续(bang-bang)的最优控制。研究表明, 深度网络在所有任务中均能达到显著的学习精度。Izzo等<sup>[45]</sup>将这一研究成果扩展应用到行星际轨道, 展示了如何训练DNNs以从地球轨道优化地引导航天器前往火星轨道。并进一步地发展出G&CNETs的概念<sup>[46]</sup>, 旨在通过训练生成的通用深度架构执行最优机动, 同时基于微分代数和自动微分提出了一种新方法研究其稳定性边界和控制性能。也有一些研究探索了更为复杂的神经网络结构, 如基于长短期记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)的递归神经网络<sup>[47]</sup>, 以适应类似的应用场景。

由于技术限制和传感器硬件成本的考量, 精确的位置信息可能难以立即获得。近年来, 基于简单视觉

线索和光流开发控制网络的趋势愈发明显,这一方法的优势在于能够通过成本较低的摄像头获得必要信息。在深度学习领域内,用于图像处理的最流行架构无疑是卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNNs),参见图5,得益于其在图像分类基准测试中的卓越性能。针对再入制导问题,Shi等<sup>[48]</sup>训练深度神经网络逼近高精度优化模型得到的状态-动作映射关系,以实现实时计算。另一种思路如Cheng等<sup>[49]</sup>利用深度网络对传统的再入轨迹预测进行改进,提升了制导系统的即时性能。此外,一些研究还探索了神经网络在再入段自适应鲁棒控制中的应用,如Jin等<sup>[50]</sup>设计了一种径向基函数神经网络辅助的滑模控制器,可有效处理再入飞行器的建模不确定性和外部扰动。

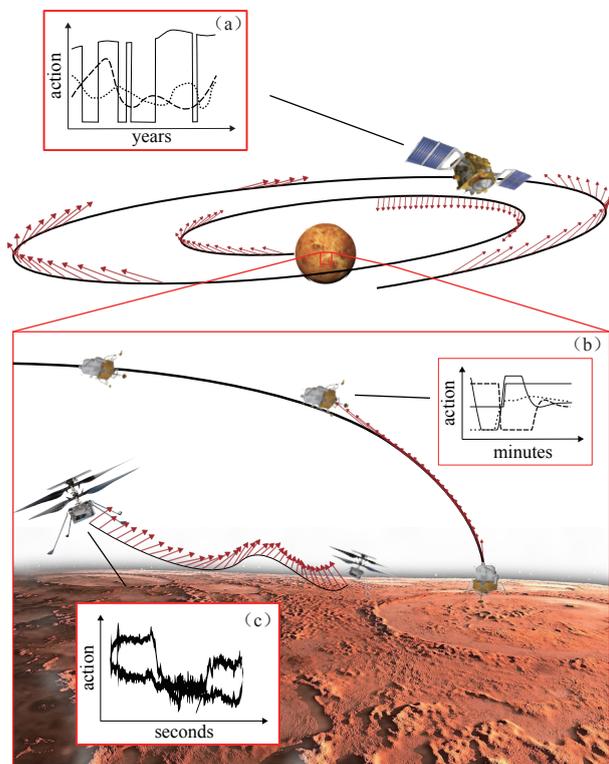


图5 嵌入最优性原则的G&C网络决定了探测任务不同阶段的决策<sup>[127]</sup>

Fig. 5 G&C Nets determine the decision-making in different phases of exploration missions<sup>[127]</sup>

### 3.2 统计学习

在深度学习算法受到大量关注之前,机器学习的另一个主要方法是基于统计学原理的相关算法,这些方法统称统计学习方法。由于航天任务的统计样本数据少,深度学习无法有效应用,一些航天任务因此更适合使用需要样本量更少的统计学习方法。Shang等<sup>[51]</sup>通过高斯过程回归模型设计了主带所有小行星间(大约15万)转移的燃料和时间最优轨迹。通过将轨道相似的小行星分组,精细的特征工程使得仅用300个数值

派生的训练样本训练高斯过程回归模型即可达到高准确率。Shah和Beeson<sup>[52]</sup>应用神经网络和随机森林来解决近似三体问题中出现的流形结构。作者将他们的轨迹与三维卷积方法进行比较,发现随机森林在多个轨道能量上表现相当好。

支持向量机为分类和回归问题提供了另一种监督学习方法。支持向量机能高效处理线性和非线性问题,并依赖于用于训练的核函数。支持向量机的另一个关键参数是有多种核的不同近似特性,包括高斯核、几种点积核或多项式核。Li等<sup>[53]</sup>使用支持向量机对圆形限制三体问题中的轨道进行分类。基于支持向量机方法,可以快速区分出能通过零速度曲线的瓶颈区域并从主体或次体附近逃逸的过渡轨道与其他类型的轨道。Peng和Bai<sup>[54]</sup>探索了支持向量机在提高轨道预测精度方面的能力。支持向量机模型被设计和训练来学习历史数据中轨道预测误差的潜在模式。模拟结果表明,支持向量机模型能够捕捉学习变量与期望的轨道预测误差之间的潜在关系。然而,如果预测的轨道太遥远,其泛化能力会受到限制。Cassioli等<sup>[55]</sup>使用支持向量机在一些轨道优化问题上。

### 3.3 强化学习

强化学习是机器学习的一个子学科,其学习如何在动态的环境中解决任务(如导航或规划)。系统通过奖励函数接收反馈,告知模型当前的表现进而调整。强化的一个优势是其适应未知情况和难以预见或手动处理的困难环境的能力。因此,一旦出现不确定性并且鲁棒性很重要,自主导航和控制的挑战自然适合于强化学习。

典型的挑战包括使航天器能够悬停和绕行不规则形状的天体(如小行星)<sup>[56]</sup>。Gaudet和Furfaro<sup>[57]</sup>的初步探索显示,强化学习能够学习模拟小行星的非均匀引力和旋转场,以开发准确且鲁棒的悬停推力轮廓。否则,鉴于太阳系中发现的形状各异的小行星众多,使用传统方法解决这一任务将极其耗时。Willis等<sup>[58]</sup>通过将任务转移到更通用的引力模型并将光流作为控制器的单一感知信息来源,提高了方法的准确度,进一步改进了前人的工作。Chu等<sup>[59]</sup>使用DQN算法(Deep Q-Network, DQN)进行了航天器撞击规避轨迹优化,Alessandro等<sup>[60]</sup>在PPO算法(Proximal Policy Optimization, PPO)下研究了连续推力轨迹在严重干扰下的鲁棒控制,Gaudet等<sup>[61]</sup>研究了在使用PGO算法(Policy Gradient Optimization, PGO)下小行星探测器在未知环境下精确悬停控制。Doerr等<sup>[62]</sup>和Linares等<sup>[63]</sup>利用逆强化学习估计目标航天器的行为意图。深度强化学习

可能是非常有潜力提高全局轨迹优化规模与效果的方法。

## 4 复杂航天任务的轨迹优化场景

随着航天技术快速发展, 人类探索太空的步伐日益加快, 航天任务也愈发复杂多样。空间碎片清理、小行星探测、卫星对地球观测、空间在轨服务等复杂的航天任务对轨迹优化提出了更高的要求。传统的轨迹优化方法难以满足日益增长的计算效率和优化性能需求, 亟需引入新的优化思路和方法。本节将重点介绍几类具有代表性的复杂航天任务轨迹优化场景, 分析其特点和难点, 并介绍现有研究成果。

### 4.1 空间碎片清理

太空碎片对绕地球运行的卫星构成了严重威胁。根据凯斯勒现象(Kessler's syndrome), 即使未来停止发射活动, 碎片也会通过级联碰撞呈指数增长。大型星座的发展加剧了太空碎片问题, 导致近地环境更加拥挤。因此, 太空碎片清除任务受到广泛关注。

目前提出了许多太空碎片捕捉和清除方法, 如电力抓捕、阻力增强和离子束等, 大体分为接触式清理与非接触式清理。如果一艘航天器能够清除多个碎片, 从经济成本角度来看具有明显优势。

现有研究显示优秀的航天器集群全局轨迹优化方案能够降低上百万欧元的任务成本。目前对空间碎片清理的全局轨迹优化方法研究较为广泛, 如列生成算法、蚁群、遗传算法以及集束搜索等。但现有方法仍无法应用于百万量级空间碎片筛选与清理, 这是由于高维搜索空间优化能力不足。一些学者提出可对局部轨迹转移代价进行近似估计, 以降低全局优化难度, 对连续推力及脉冲推力在非球形摄动下的转移燃料消耗均进行了解析估计。但航天器多圈转移问题的强非线性导致解析估计精确性不足。基于深度学习的转移代价估计方法已有初步成果可借鉴。

上述航天动力学问题的研究为多目标交会问题的研究奠定了基础。单艘航天器时, 优化目标包括交会序列和交会时刻, 涉及组合优化和连续变量优化。穷举算法仅适用于不超过5个目标的问题。为解决更多目标数量的优化问题, 树搜索算法如集束搜索和分支定界, 以及智能优化算法如蚁群和遗传算法被广泛应用, 成为主流算法。根据文献, 单个航天器可清除约5~30个碎片。

多艘航天器需考虑目标分配问题, 良好分配可提高协作性能和任务效率。Stuart等<sup>[64]</sup>分析SL-8/Kosmos共3个碎片云后设计了3个组合任务, 共使用52艘航天器清除182个碎片。Bang等<sup>[65]</sup>设计了使用4艘航天器从

Iridium33清除100个碎片的任务。

### 4.2 小天体探测

小行星可能蕴含着太阳系演化的重要证据<sup>[66]</sup>, 因此, 各大航天机构对小行星探测任务有着浓厚的兴趣。在一次任务中访问多颗小行星可以显著降低成本并增加科学目标<sup>[67-68]</sup>。21世纪以来, 多小天体探测任务占国际深空探测任务超过60%, 欧洲航天局的“罗塞塔”(Rosetta)任务设计了飞越两颗小行星的可能性。2021年发射的美国Lucy航天器将一次性飞越8颗特洛伊小行星和3颗主带小行星, 中国计划于2025年发射“天问二号”, 一次性探测小行星2016HO3和311P。多小行星任务的困难在于, 需要在有限的时间内精确控制与小行星的相位重合, 以实现短暂的接触。这一类问题可以建模为连续飞越问题。

由于深空探测任务周期漫长, 小行星探测转移轨道设计以一次发射完成多项探测任务更符合实际工程和科学需求。截至2024年2月, 国际天文学联合会(International Astronomical Union, IAU)已经确认的小天体数量超过130万颗, 近地小行星的数量超过3万4千颗<sup>[69]</sup>。其中, 莫斯科国立大学团队曾设计出在10年内使用连续推力接连飞越44颗小行星的航天器轨迹, 突破了航天动力学领域的以往认识。

设计该类轨迹的难点在于基于探测科学价值和轨道动力学特性的待探测小行星筛选, 以及探测小行星序列和局部轨迹的优化。前人针对小行星多次探测任务设计问题开展了广泛研究: 在任务分析中, Petropoulos等<sup>[70]</sup>提出使用形函数方法估计连续推力轨迹的转移时间及燃料消耗; 在全局轨迹设计方法上, 研究者提出了流形拼接、形函数设计、数值优化等方法; 另有一些学者针对深空探测任务设计中特有的引力辅助、太阳帆航天器、小行星轨道动力学等问题进行了详细讨论。目前该领域的基础理论研究较为广泛, 但针对大范围带探测行星筛选及全局待探测小行星序列优化仍依赖于专家经验及传统方法。例如, Abdelkhalik和Darani<sup>[71]</sup>进一步研究了在航天器轨迹优化中系统地使用隐藏基因, 他们设计了一个包括使用这种技术优化中间飞越的木星转移, 但设计问题的规模难以进一步扩大。针对这些问题, 一些基于传统深度学习的方法<sup>[72]</sup>被提出用于进行快速准确的小行星间转移估计并取得了不错的成果。

### 4.3 遥感卫星对地观测

地球观测卫星提供了一个天机观测视角, 减少了灾害发生后可能阻碍应急响应的信息缺失, 相对有限的、不完整的、经常相互矛盾的地面信息具有天然优

势。2000—2020年,全世界共发生了超过1 800次观测卫星灾后应急响应的事件(例如,2004年的印度洋海啸和2008年的汶川地震),卫星监测被越来越多地用于对灾情的全球评估<sup>[6]</sup>。当马航MH370空难发生后,中国曾部署了10颗卫星对南海大部分区域进行搜寻,试图定位飞机位置。因此,多卫星应急响应是一种全球趋势。在这种紧急情况下,合理组织现有的卫星作业,对完成救援和救助任务具有至关重要的意义。

地球观测卫星的轨道和传感器通常控制着地面分辨率(轨道高度)、区域覆盖和重访时间。从本质上讲,分辨率和重访时间是相互冲突的因素,工程师们试图找到一个合理的折衷方案<sup>[73]</sup>。然而,在多卫星应急响应任务中,快速响应和高分辨率都是关键因素。以往算法集中在卫星的姿态机动上,而在多卫星应急响应任务中,迫切需要更多的观测信息和高质量的照片。仅依靠姿态机动,卫星无法实现更快的响应速度。因此,工程师和应急响应界考虑了利用轨道机动来加快响应速度的可能性<sup>[74]</sup>。

对地观测卫星飞越问题具体是指,观测卫星连续飞越多个地面目标,卫星在飞越时刻到达地面目标点的上方,即卫星、地面目标点、地球球心在该时刻三点接近共线,而对此时的卫星速度不作限制。针对这一场景,学界常用的方法是研究对地观测卫星的星下点轨迹,当星下点轨迹与地面目标点接近重合时即可认为卫星飞越该目标。

目前,对地观测卫星的星下点轨迹局部变轨优化方法已开展较多,Co等<sup>[75-76]</sup>定量测试了现有推进剂水准,包括化学和电力推进系统,发现现有技术水平和预算即可实现及时响应用户需求的机动。Zhang等<sup>[77]</sup>建立了一个近似模型研究脉冲机动对飞越地面任意点的影响,介绍了单共面和双共面脉冲机动的近似解析解,使任何给定的目标都可以通过机动后进行观测。Guelman等<sup>[78]</sup>介绍了一个简单的闭环轨道控制方案,使用小推力电力推进,不需要预先计算的轨道指令。Mok等<sup>[79]</sup>提出了一个近似最优脉冲控制方法用于飞越地面目标。Zhang等<sup>[80]</sup>最近分析了单一脉冲下星下点轨迹的可达域。

上述关于地面星下点轨迹调整的研究,主要针对观察一个地面目标寻找机动方案,而对于观察多个地面目标机动策略的研究则较少。Lin等<sup>[81]</sup>研究了使用一次共面机动飞越1个、2个和3个地面目标问题。Mok等<sup>[79]</sup>考虑了用显式枚举法观测3个目标,而有两项研究<sup>[76,78]</sup>考虑了10个随机目标的观测,不过观测顺序是事先给定的。自然地,当目标数量增加时,就需要调度算法

来确定观测序列以有效减少燃料消耗和重访时间。可以看到,由于严苛的时间约束和巨大的搜索空间,此问题在技术上具有重要意义却充满挑战。

#### 4.4 空间在轨服务

随着航天技术的不断进步,空间在轨服务任务日益增多,如在轨加注燃料、载人交会对接、空间站运营任务规划等重大工程任务。另一方面,美国太空探索技术公司(SpaceX)的“星链计划”巨型星座共发射42 000颗卫星,并带领了全球多国巨型星座计划的相继制定。如此大规模的巨型星座轨道部署以及在轨运行维护将对任务设计提出严峻且实际的挑战。

分布式空间系统的星座设计和编队飞行已经开展了广泛研究。20世纪70年代,Walker<sup>[82]</sup>提出了经典的Walker星座设计方案,之后不同类型的星座设计方案被提出,其中以Mortari等<sup>[83]</sup>提出的Flower星座较为有代表性。然而,随着卫星数量大规模增加,巨型星座的研究较少,且一些实际约束需要在任务设计阶段就被重点考虑,如低轨空间碰撞规避、最优通信链路、地面站选址、星座组网的时间规划等问题。

一些已有方案可以被借鉴,如Portillo等<sup>[84]</sup>提出使用一种统计性方法计算通讯系统吞吐量来评估巨型星座设计方案,并实际对比了SpaceX、OneWeb、Telesat等公司的已公布巨型星座参数;Radtke等<sup>[85]</sup>提出了一种针对巨型星座评估其与空间碎片环境碰撞概率的计算方法;Lee等<sup>[86]</sup>对巨型星座的轨道特性分析了端到端链路传输的性能。不过这些研究均为针对现有巨型星座方案进行各性能评估,涉及到较为复杂的仿真运算,计算效率无法满足直接应用于星座轨道设计。

为了提高巨型星座轨道设计的效率,一些较为快速的星座设计方法可以为我们提供思路。Gong等<sup>[87]</sup>提出了针对巨型星座覆盖性的快速评估方法,Ge等<sup>[88]</sup>针对低轨卫星的轨道平面数、卫星数、轨道倾角选择给出一些统计学意义的方法准则。

然而,目前巨型星座的轨道设计仍然研究较少,主要难点在于众多卫星导致的计算规模大以及星座任务周期下性能的评估计算耗时长,将各种因素综合计算十分困难。为了解决上述问题,可以借鉴机器深度学习方法为轨道设计方案提供快速评估。深度学习在复杂非线性函数的拟合方面具有优势。

## 5 展望

航天任务的成功实施不仅是对一个国家综合技术实力的全面考验,也深刻反映了综合国力。它在探索与利用外层空间、增强空间国防力量以及在太空领域

推动构建人类命运共同体等方面具有重要意义。随着人类太空探索活动进入一个以巨型通信星座、太空资源开发与利用、载人月球探测和大规模深空探测等为代表的阶段, 新的任务对设计技术提出了新的需求, 中国航天人员可以注重以下几个值得探索的方面:

### 5.1 自主航天设计软件

将中国现有成熟的轨迹设计技术集成起来, 形成自主化软件, 是提升中国整体航天设计人员能力的有效手段。这样的系统化整合不仅便于技术传递和降低技术门槛, 还能使科研人员更专注地聚焦前沿技术。当前, 航天任务分析与设计软件贯穿航天任务全寿命周期, 但国内软件在功能、性能和交互性方面仍与国外有差距, 亟需加强整合与优化以获得广泛认可和推广。

### 5.2 全局轨迹设计技术

全局轨迹设计技术需要在全任务阶段实现大规模优化, 以满足中国未来深空探测任务的需求。这包括冰巨星探测和行星防御监视系统的规划。例如, 海王星探测中, 其卫星主要分布在赤道面上(赤道面与黄道面夹角近 $30^\circ$ ), 其中海卫一的轨道为逆行轨道, 涉及大角度异面轨道转移。这需要设计跨地心-日心-海王心的多中心引力场转移轨迹, 以实现更巧妙高效的探测。同时, 天基行星防御监控体系的建立需要分批次、分阶段的整体部署, 结合近地小行星探测任务的星座构型与探测轨迹设计。具体技术包括小推力轨迹的快速优化、大倾角转移捕获轨迹设计, 以及大规模的整数-连续变量稀疏可行空间优化技术。

### 5.3 实时自主制导规划技术

随着未来月球、火星、小行星及太阳边际探测任务的复杂性增加, 实时自主制导与规划技术的突破显得尤为重要。当前探测任务中, 飞行轨道和机动时刻由地面预先规划, 但未来任务中, 探测器数量和轨控复杂性将显著提升, 难以完全依赖地面控制中心。探测器需具备强大的自主能力, 以应对地面测控资源和通信带宽的限制。此外, 地面控制中心需要定期联络深空飞行器, 以确保其安全性和正确性。如何在探测器自主性与地面干预之间取得平衡, 是未来多目标复杂飞行任务的关键问题。这需要设计探测器自主飞行与地面适度干预的协同模式, 是实现智能航天任务规划与执行的瓶颈问题。

### 5.4 航天动力学的反问题

航天动力学的认识决定了轨迹设计的上限。通过二体问题的经典解析结果, 人类已成功实现地月和行星际航行。学界与工业界正尝试利用更复杂的动力学

模型推动航天任务的新发展, 探索新型轨道。例如, NASA的阿尔忒弥斯计划(Artemis Program)采用了近直线晕轨道; 日本宇宙航空研究开发机构(Japan Aerospace Exploration Agency, JAXA)的SLIM月球探测器基于弱稳定边界理论设计了高效的地月转移轨迹。更复杂的动力学模型带来了更难的挑战, 如何破解海量高维信息中蕴含的动力学本质是当前研究的重点。利用符号回归方法重新发现航天动力学中的知识, 是一个具有挑战性但具有潜力的研究方向。如果能从海量数据中识别出最优转移轨迹的特征, 并发现新的拟周期轨道, 将为高效航天任务设计提供理论基础。

## 6 结束语

本文综述了空间目标协同探测任务中的轨迹优化技术, 包括最优控制、智能优化和机器学习方法。直接法和间接法是轨迹优化的两大最优控制方法。直接法将问题离散化为非线性规划, 适合处理复杂约束, 而间接法利用变分法转化为边值问题, 适合强非线性动力学和长时间控制过程。智能优化方法如遗传算法、差分进化和蚁群优化具备全局优化能力, 不依赖梯度信息, 广泛应用于航天任务设计。树搜索算法则能有效减少搜索空间的盲目探索, 适用于多阶段任务序列优化。机器学习方法, 尤其是深度神经网络, 在轨迹转移代价评估中展现潜力, 通过学习动力学问题中的运动规律减少原有数值计算开销。统计学习方法和强化学习则在小样本场景和不确定性环境中各具优势。未来研究可将动力学性质与智能优化结合, 如通过解析推导与神经网络结合, 实现轨道转移问题的本质规律学习, 并应用于复杂约束条件下的实时优化。提升自主航天设计软件、全局轨迹设计、实时自主制导规划及航天动力学反问题研究, 将成为实现智能航天任务规划的关键。

## 参 考 文 献

- [1] 新华网. 相约浩瀚太空, 逐梦航天强国[EB/OL]. (2022-09-29)[2024-03-14]. [http://www.news.cn/tech/2022-09/29/c\\_1129040274.htm](http://www.news.cn/tech/2022-09/29/c_1129040274.htm).
- [2] NASA. Lucy: the first mission to the trojan asteroids[EB/OL].[2024-03-14]. <https://science.nasa.gov/missions/lucy>.
- [3] SpaceX. SpaceX launches[EB/OL].[2024-03-14]. <https://www.spacex.com/launches/>.
- [4] ITU. E-submission of satellite network filings[EB/OL].[2024-03-14]. <https://www.itu.int/ITU-R/space/asreceived/Publication/DisplayPublication/23708>.
- [5] ESA. Space debris statistics[EB/OL].[2024-03-14]. <https://sdup.esoc.esa.int/discosweb/statistics/>.
- [6] VOIGT S, TONOLO F G, LYONS J, et al. Global trends in satellite-based emergency mapping[J]. *Science*, 2016, 353(6296): 247-252.

- [7] LI S, HUANG X, YANG B. Review of optimization methodologies in global and China trajectory optimization competitions[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2018, 102: 60-75.
- [8] SUTTON R. The bitter lesson: number 1[EB/OL]. [2024-03-14]. <http://www.incompleteideas.net/IncIdeas/BitterLesson.html>.
- [9] BETTS J T. Survey of numerical methods for trajectory optimization[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1998, 21(2): 193-207.
- [10] KELLY M. An introduction to trajectory optimization: How to do your own direct collocation[J]. *SIAM Review*, 2017, 59(4): 849-904.
- [11] ACIKMESE B, BLACKMORE L. Lossless convexification of a class of optimal control problems with non-convex control constraints[J]. *Automatica*, 2011, 47(2): 341-347.
- [12] ACIKMESE B, CARSON J M, BLACKMORE L. Lossless convexification of nonconvex control bound and pointing constraints of the soft landing optimal control problem[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2013, 21(6): 2104-2113.
- [13] KIM Y, MESBAHI M. Quadratically constrained attitude control via semidefinite programming[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2004, 49(5): 731-735.
- [14] HARRIS M W, ACIKMESE B. Maximum divert for planetary landing using convex optimization[J]. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 2013, 162(3): 975-995.
- [15] OZAKI N, CAMPAGNOLA S, FUNASE R, et al. Stochastic differential dynamic programming with unscented transform for low-thrust trajectory design[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2017, 41(2): 377-387.
- [16] OZAKI N, CAMPAGNOLA S, FUNASE R. Tube stochastic optimal control for nonlinear constrained trajectory optimization problems[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2020, 43(4): 645-655.
- [17] PONTRYAGIN L S, BOLTYANSKII V G, GAMKRELIDZE R V, et al. *The mathematical theory of optimal processes*[M]. Montreux: Gordon and Breach Science Publishers, 1986.
- [18] LAWLEN D F. *Optimal trajectories for space navigation*[M]. London, UK: Butterworths, 1963.
- [19] PRUSSING J E, CHIU J H. Optimal two-and three-impulse fixed-time rendezvous in the vicinity of a circular orbit[J]. *AIAA Journal*, 1970, 8(7): 1221-1228.
- [20] LION P M, HANDELSMAN M. Primer vector on fixed-time impulsive trajectories[J]. *AIAA Journal*, 1968, 6(1): 127-132.
- [21] JIANG F, BAOYIN H, LI J. Practical techniques for low-thrust trajectory optimization with homotopic approach[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2012, 35(1): 245-258.
- [22] CAMPELO F, ARANHA C. Lessons from the evolutionary computation bestiary[J]. *Artificial Life*, 2023, 29(4): 421-432.
- [23] VINKÓ T, IZZO D. *Global optimisation heuristics and test problems for preliminary spacecraft trajectory design: 2008-GOHTPPSTD*[R]. Noordwijk, Netherlands: ESA, 2008.
- [24] STRACQUADANIO G, LA FERLA A, DE FELICE M, et al. Design of robust space trajectories[C]//Proceedings of International Conference on Innovative Techniques and Applications of Artificial Intelligence (SGAI 2011). London: Springer, 2011: 341-354.
- [25] MYATT D, BECERRA V, NASUTO S, et al. Advanced global optimisation for mission analysis and design: 03-4101A[R]. Noordwijk, Netherlands: ESA, 2004.
- [26] IZZO D, BECERRA V, MYATT D, et al. Search space pruning and global optimisation of multiple gravity assist spacecraft trajectories[J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 38(2): 283-296.
- [27] OLDS A, KLUEVER C, CUPPLES M. Interplanetary mission design using differential evolution[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2007, 44(5): 1060-1070.
- [28] IZZO D, SIMÕES L F, MÄRTENS M, et al. Search for a grand tour of the jupiter galilean moons[C]//Proceedings of GECCO'13: Proceedings of the 15th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation. New York: Association for Computing Machinery, 2013: 1301-1308.
- [29] YAO W, LUO J, MACDONALD M, et al. Improved differential evolution algorithm and its applications to orbit design[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2018, 41(4): 936-943.
- [30] PONTANI M, CONWAY B. Particle swarm optimization applied to space trajectories[J]. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 2010, 33(5): 1429-1441.
- [31] VASILE M, MINISCI E, LOCATELLI M. Analysis of some global optimization algorithms for space trajectory design[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2010, 47(2): 334.
- [32] RADICE G, OLMO G. Ant colony algorithms for two-impulse interplanetary trajectory optimization[J]. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 2006, 29(6): 1440.
- [33] SCHLUETER M, ERB S, GERDTS M, et al. Midaco on MINLP space applications[J]. *Advances in Space Research*, 2013, 51(7): 1116-1131.
- [34] IZZO D, MÄRTENS M. The Kessler run: on the design of the GTOC9 challenge[J]. *Acta Futura*, 2018, 11: 11-24.
- [35] CERIOTTI M, VASILE M. MGA trajectory planning with an ac-inspired algorithm[J]. *Acta Astronautica*, 2010, 67(9): 1202-1217.
- [36] COELLO C. Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the field[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006, 1(1): 28-36.
- [37] DEB K, PADHYE N, NEEMA G. Interplanetary trajectory optimization with swing-bys using evolutionary multi-objective optimization[C]//Proceedings of 2007 International Symposium on Intelligence Computation and Applications (ISICA). Berlin: Springer, 2007: 26-35.
- [38] SCHÜTZE O, VASILE M, JUNGE O, et al. Designing optimal low-thrust gravity-assist trajectories using space pruning and a multi-objective approach[J]. *Engineering Optimization*, 2009, 41(2): 155-181.
- [39] ZOTES F, PEÑAS M. Particle swarm optimisation of interplanetary trajectories from Earth to Jupiter and Saturn[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(1): 189-199.
- [40] WILT C M, THAYER J T, Ruml W. A comparison of greedy search algorithms[C]//Proceedings of Third Annual Symposium on Combinatorial Search: volume 1. Atlanta: AAAI, 2010: 129-136.
- [41] HENNES D, IZZO D. Interplanetary trajectory planning with monte carlo tree search[C]//Proceedings of Proceedings of the 24th International Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 15). Buenos Aires: AAAI, 2015: 769-775.
- [42] SIMÕES L F, IZZO D, HAASDIJK E, et al. Multi-rendezvous spacecraft trajectory optimization with beam P-ACO[C]//Proceedings of European Conference on Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization. Cham: Springer, 2017: 141-156.
- [43] SÁNCHEZ-SÁNCHEZ C, IZZO D, HENNES D. Learning the optimal state-feedback using deep networks[C]//Proceedings of 2016 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). Athens: IEEE, 2016: 1-8.
- [44] SÁNCHEZ-SÁNCHEZ C, IZZO D. Real-time optimal control via deep

- neural networks: study on landing problems[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2018, 41(5): 1122-1135.
- [45] IZZO D, SPRAGUE C I, TAILOR D V. Machine learning and evolutionary techniques in interplanetary trajectory design[M]. Cham: Springer, 2019.
- [46] IZZO D, BLAZQUEZ E, FERED E, et al. Optimality principles in spacecraft neural guidance and control[J]. *Science Robotics*, 2024, 9(91): eadi6421.
- [47] FURFARO R, BLOISE I, ORLANDELLI M, et al. A recurrent deep architecture for quasi-optimal feedback guidance in planetary landing[J]. *Advances in the Astronautical Sciences*, 2020, 170: 151-174.
- [48] SHI Y, WANG Z. A deep learning-based approach to real-time trajectory optimization for hypersonic vehicles[C]//Proceedings of AIAA Scitech 2020 Forum. Orlando, USA: AIAA, 2020.
- [49] CHENG L, JIANG F, WANG Z, et al. Multi-constrained real-time entry guidance using deep neural networks[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 57(1): 325-340.
- [50] JIN Z, CHEN J, SHENG Y, et al. Neural network based adaptive fuzzy PID-type sliding mode attitude control for a reentry vehicle[J]. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2017, 15(1): 404-415.
- [51] SHANG H, WU X, QIAO D, et al. Parameter estimation for optimal asteroid transfer trajectories using supervised machine learning[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2018, 79: 570-579.
- [52] SHAH V, BEESON R. Rapid approximation of invariant manifolds using machine learning methods[C]//Proceedings of 2017 AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference. Stevenson: AIAA, 2017: 2583-2599.
- [53] LI W, HUANG H, PENG F. Trajectory classification in circular restricted three-body problem using support vector machine[J]. *Advances in Space Research*, 2015, 56(2): 273-280.
- [54] PENG H, BAI X. Exploring capability of support vector machine for improving satellite orbit prediction accuracy[J]. *Journal of Aerospace Information Systems*, 2018, 15(6): 366-381.
- [55] CASSIOLI A, DI LORENZO D, LOCATELLI M, et al. Machine learning for global optimization[J]. *Computational Optimization and Applications*, 2012, 51(1): 279-303.
- [56] CHENG L, WANG Z, SONG Y, et al. Real-time optimal control for irregular asteroid landings using deep neural networks[J]. *Acta Astronautica*, 2020, 170: 66-79.
- [57] GAUDET B, FURFARO R. Robust spacecraft hovering near small bodies in environments with unknown dynamics using reinforcement learning[C]//Proceedings of AIAA/AAS Astrodynamics Specialist Conference. Minneapolis, USA: AIAA, 2012.
- [58] WILLIS S, IZZO D, HENNES D. Reinforcement learning for spacecraft maneuvering near small bodies[C]//Proceedings of 26th AAS/AIAA Space Flight Mechanics Meeting. Napa: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2016: 1351-1368.
- [59] CHU X, ALFRIEND K T, ZHANG J, et al. Q-learning algorithm for path-planning to maneuver through a satellite cluster[C]//Proceedings of 2018 AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference. Snowbird: AAS, 2018.
- [60] ZAVOLI A, FEDERICI L. Reinforcement learning for robust trajectory design of interplanetary missions[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2021, 44(8): 1440-1453.
- [61] GAUDET B, LINARES R, FURFARO R. Deep reinforcement learning for six degree-of-freedom planetary landing[J]. *Advances in Space Research*, 2020, 65(7): 1723-1741.
- [62] DOERR B G, LINARES R, FURFARO R. Space objects maneuvering prediction via maximum causal entropy inverse reinforcement learning[C]//Proceedings of AIAA Scitech 2020 Forum. Orlando: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2020: 0235.
- [63] LINARES R, RAQUEPAS J B. Physically-constrained inverse optimal control for satellite maneuver detection[C]//Proceedings of 2018 AAS/AIAA Astrodynamics Specialist Conference: Number 377. Snowbird: AAS, 2018.
- [64] STUART J, HOWELL K, WILSON R. Application of multi-agent coordination methods to the design of space debris mitigation tours[J]. *Advances in Space Research*, 2016, 57(8): 1680-1697.
- [65] BANG J, AHN J. Multitarget rendezvous for active debris removal using multiple spacecraft[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2019, 56(4): 1237-1247.
- [66] ZHANG Y, RICHARDSON D C, BARNOUIN O S, et al. Creep stability of the proposed AIDA mission target 65803 Didymos: I. Discrete cohesionless granular physics model[J]. *Icarus*, 2017, 294: 98-123.
- [67] 黄江川, 李翔宇, 乔栋, 等. 小天体多目标多模式探测任务设计[J]. *中国科学: 物理学, 力学, 天文学*, 2019, 49(8): 110-120.  
HUANG J C, LI X Y, QIAO D, et al. Design of multi-target multi-mode exploration missions for small celestial bodies[J]. *Scientia Sinica: Physics, Mechanics & Astronomy*, 2019, 49(8): 110-120.
- [68] 崔平远, 袁旭, 朱圣英, 等. 小天体自主附着技术研究进展[J]. *宇航学报*, 2016, 37(7): 759-767.  
CUI P Y, YUAN X, ZHU S Y, et al. Research progress on autonomous attachment technology for small celestial bodies[J]. *Journal of Astronautics*, 2016, 37(7): 759-767.
- [69] INTERNATIONAL ASTRONOMICAL UNION. Minor planet center[EB/OL].[2024-03-19]. <https://minorplanetcenter.net/>.
- [70] PETROPOULOS A E, LONGUSKI J M. Shape-based algorithm for automated design of low-thrust, gravity-assist trajectories[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2004, 41(5): 787-796.
- [71] ABDELKHALIK O, DARANI S. Hidden genes genetic algorithms for systems architecture optimization[C]//Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference 2016. New York: Association for Computing Machinery, 2016: 629-636.
- [72] VIAVATTENE G, CERIOTTI M. Artificial neural networks for multiple NEA rendezvous missions with continuous thrust[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2022, 59(2): 574-586.
- [73] DENIS G, CLAVERIE A, PASCO X, et al. Towards disruptions in Earth observation? New Earth Observation systems and markets evolution: possible scenarios and impacts[J]. *Acta Astronautica*, 2017, 137: 415-433.
- [74] GUELMAN M, KOGAN A. Electric propulsion for remote sensing from low orbits[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1999, 22(2): 313-321.
- [75] CO T C, ZAGARIS C, BLACK J T. Responsive satellites through ground track manipulation using existing technology[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2013, 50(1): 206-216.
- [76] CO T C, BLACK J T. Responsiveness in low orbits using electric propulsion[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2014, 51(3): 938-945.
- [77] ZHANG J, LI H Y, LUO Y Z, et al. Effects of in-track maneuver on the ground track of near-circular orbits[J]. *Journal of Guidance, Control,*

- and Dynamics, 2014, 37(4): 1373-1378.
- [78] GUELMAN M M, SHIRYAEV A. Closed-loop control of Earth observation satellites[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2019, 56(1): 82-90.
- [79] MOK S H, BANG H. Optimal multi-target overflight using ground-track adjustment[J]. *Journal of the Astronautical Sciences*, 2021, 12(1): 110-119.
- [80] ZHANG H, ZHANG G. Reachable domain of ground track with a single impulse[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2020, 57(2): 1105-1122.
- [81] LIN X, ZHANG G, ZHANG H. Multi-target ground-track adjustment with a single coplanar impulse[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2021: 107135.
- [82] WALKER J G. Continuous whole-earth coverage by circular-orbit satellite patterns: Recon Technical Report N, 1977: 11169[R]. Washington, D. C.: NASA STI, 1977.
- [83] MORTARI D, WILKINS M P, BRUCCOLERI C. The flower constellations[J]. *The Journal of the Astronautical Sciences*, 2004, 52(1): 107-127.
- [84] DEL PORTILLO I, CAMERON B G, CRAWLEY E F. A technical comparison of three low earth orbit satellite constellation systems to provide global broadband[J]. *Acta astronautica*, 2019, 159: 123-135.
- [85] RADTKE J, KEBSCHULL C, STOLL E. Interactions of the space debris environment with mega constellations—using the example of the OneWeb constellation[J]. *Acta Astronautica*, 2017, 131: 55-68.
- [86] LEE Y, CHOI J P. Connectivity analysis of mega-constellation satellite networks with optical intersatellite links[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(6): 4213-4226.
- [87] GONG Y, ZHANG S, PENG X. Quick coverage analysis of mega Walker Constellation based on 2D map[J]. *Acta Astronautica*, 2021, 188: 99-109.
- [88] GE H, LI B, NIE L, et al. LEO constellation optimization for LEO enhanced global navigation satellite system (LeGNSS)[J]. *Advances in Space Research*, 2020, 66(3): 520-532.
- 作者简介:  
**张众**(1996-),男,助理研究员,博士,主要研究方向:航天器轨迹优化、组合优化算法、智能动力学与控制方法。  
 通信地址:清华大学航天航空学院N904(100084)  
 电话:(010)62795926  
 E-mail: zhong-zh19@mails.tsinghua.edu.cn  
**宝音贺西**(1972-),男,教授,博士生导师,主要研究方向:飞行器设计、深空探测动力学与控制。  
 通信地址:清华大学航天航空学院N903室(100084)  
 电话:(010)62795926  
 E-mail: baoyin@tsinghua.edu.cn  
**李俊峰**(1964-),男,教授,博士生导师,主要研究方向:航天动力学与控制、涉及航天轨迹优化、深空探测、卫星编队飞行、充液系统晃动等。**本文通信作者**。  
 通信地址:清华大学蒙民伟科技大楼N909室(100084)  
 E-mail: lijunf@mail.tsinghua.edu.cn

## Research Progress on Trajectory Optimization of Space Target Cooperative Detection

ZHANG Zhong, BAOYIN Hexi, LI Junfeng

(School of Aerospace Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** In response to the development trend of large-scale, complex, and intelligent space missions, this paper addressed the trajectory optimization challenges faced in space target cooperative exploration missions by reviewing the principal technological methods of spacecraft trajectory optimization. These methods include the current state of research and advancements in optimal control methods, intelligent optimization methods, and machine learning approaches. Based on this, the paper further explored trajectory optimization scenarios, mission design issues, and optimization characteristics represented by space debris removal, Earth observation satellites, small body exploration, and in-orbit servicing. Finally, the paper discussed the existing research challenges and anticipated the design requirements for trajectory optimization, aiming to provide new technological perspectives and solutions for future complex space missions.

**Keywords:** space cooperative detection; trajectory optimization; optimal control; intelligent optimization; machine learning

### Highlights:

- Reviewed the principal methodologies and application scenarios for spacecraft trajectory optimization in anticipation of future complex space missions.
- Discussed the design challenges of cooperative multi-spacecraft missions including space debris removal, small body exploration, and Earth observation satellites.
- Analyzed the current state and potential of machine learning applications in spacecraft trajectory optimization for intricate tasks.

[责任编辑:高莎,英文审校:宋利辉]