卫星网络资源管理的激励机制设计：全面综述

Nguyen Cong Luong、Zeping Sui，*IEEE* 会士、Duc Van Le，*IEEE* 高级会员、Jie Cao，*IEEE* 会员、Bo Ma，*IEEE* 会员、Nguyen Duc Hai，*IEEE* 会员、Ruichen Zhang、Vu Van Quang、Dusit Niyato，*IEEE* 会士，以及 Shaohan Feng，*IEEE* 会员。

arXiv:2601.03757v1 [cs.NI] 7 Jan 2026

摘要——**由于卫星网络具有高移动性、广覆盖、长传播距离，以及对能源、通信资源和计算资源的严格限制，资源管理成为其中一项挑战。传统资源分配方法仅依赖僵化且严格的系统性能指标。与此同时，基于博弈论和拍卖理论的激励机制，除了从“系统”视角外，还从“经济”视角研究系统。尤其是，激励机制能够将人类用户的理性及其他行为纳入考量，从而保障所有系统实体的利益／效用，进而提升资源分配的可扩展性、适应性和公平性。本文全面综述了卫星网络资源管理的激励机制设计，涵盖卫星网络中的关键问题，例如通信资源分配、计算卸载、隐私与安全以及协调。最后，本文总结了未来的研究方向，包括面向卫星网络的基于学习的机制设计。**

索引词——**卫星网络、博弈论、拍卖理论、通信资源分配、计算卸载、隐私与安全。**

I. 引言

卫星网络正迅速改变全球通信、感知和导航格局。卫星网络由星载平台构成，包括地球静止轨道（GEO）、中地球轨道（MEO）和低地球轨道（LEO）卫星 [1]。随着卫星通信的应用日益广泛，现代卫星网络不再是应用简单的孤立基础设施。相反，它们正逐渐成为下一代通信系统的重要组成部分，与地面网络相辅相成，提供可靠且无处不在的服务[2]–[4]。卫星网络已应用于多个领域，尤其是用于导航系统、农业、追踪和医疗保健的卫星物联网（SIoT） [5]。

卫星网络面临的主要挑战之一是资源管理 [6], [7], ，其中包括接入控制、频谱分配、功率分配、计算卸载和安全。首先，需要考虑卫星网络的异构特性，这类网络通常包含不同类型的实体，例如卫星、动态拓扑以及服务需求 [8]。其次，卫星通常具有高移动性和广覆盖，可为多个地面实体提供服务 [9]–[13], ，但其资源（包括功率、带宽和计算资源）有限。因此，资源分配必须在确保服务质量（QoS）的同时，具备足够的适应性，以应对卫星通信中频繁的切换和动态链路可用性。此外，随着星链等巨型星座的出现，资源管理必须具备可扩展性，同时将协调开销降至最低。最后，卫星与地面用户之间的远距离可能会引发网络中的无线安全问题。

面对现代卫星网络面临的这些挑战，传统资源分配技术正变得越来越难以满足需求。它们通常需要集中式控制器，并要求掌握完整的网络信息。此外，大多数传统资源管理算法没有考虑卫星的动态拓扑和时变资源需求 [7]。而且，卫星网络具有高移动性、广覆盖和大规模等特点，导致传统算法面临复杂性和可扩展性问题 [14]。

相比之下，激励机制本质上基于经济学、博弈论和拍卖理论，已成为强有力的替代方案。它们能够实现去中心化决策 [15]–[18], ，从而有助于降低协调开销，并确保公平性、真实性，以及对自私或恶意行为的鲁棒性。重要的是，激励机制除了采用系统视角，还从经济学视角研究系统。后者依赖于

Nguyen Cong Luong、Nguyen Duc Hai 和 Vu Van Quang 任职于越南河内 12116 的 Phenikaa 大学计算学院。电子邮箱：luong.nguyencong@phenikaa-uni.edu.vn、21010560@st.phenikaa-uni.edu.vn 和 quang.vuvan@phenikaa-uni.edu.vn。

Zeping Sui 任职于英国科尔切斯特 CO4 3SQ 的埃塞克斯大学计算机科学与电子工程学院。电子邮箱：zeping-sui@outlook.com。

Duc Van Le 任职于澳大利亚新南威尔士州 2052，UNSW 电气工程与电信学院。电子邮箱：duc.le1@unsw.edu.au。

Jie Cao 任职于中国深圳 518055，哈尔滨工业大学（深圳）信息科学与技术系。电子邮箱：caojhitsz@ieee.org。

Bo Ma 和 Shaohan Feng 任职于中国杭州 310018，浙江工商大学信息与电子工程学院、萨塞克斯人工智能研究院。电子邮箱：mabo@mail.zjgsu.edu.cn 和 feng_shaohan@mail.zjgsu.edu.cn。

Ruichen Zhang 和 Dusit Niyato 任职于新加坡南洋理工大学计算与数据科学学院，邮编 639798。电子邮箱：ruichen.zhang@ntu.edu.sg 和 dniyato@ntu.edu.sg。

僵化、不灵活的指标来衡量系统性能，而前者则能够考虑人类用户的理性及其他行为 [19], [20]。例如，斯塔克尔伯格 [14], [21] 博弈和合作博弈 [22], [23] 能够促进稳定的资源共享，而非合作博弈 [17]即使在完全自私的行为下，也能实现高效均衡。斯塔克尔伯格博弈也适用于系统的分层优化，在这种优化中，各实体以对称方式行动 [14],[24]。基于拍卖的方案 [25], [26] 允许买方和卖方进行价格谈判，从而提升可扩展性和经济激励。在安全应用方面，激励机制还通过支持自适应抗干扰 [27], 安全频谱分配 [28], 以及面向协作中继和群智感知的隐私保护资源共享，来缓解安全问题 [29], [30]。此外，它们还解决协同防御中隐私与性能之间的权衡问题 [31]，并激励卫星、无人机和物联网设备开展协同防御 [32]。卫星网络协调等其他关键研究问题 [33], [34] 也已通过各种激励机制模型得到研究。

关于激励机制和卫星网络，已有一些相关综述。然而，这些综述均未全面探讨激励机制在卫星网络资源分配问题中的应用。具体而言， [35] 中的综述讨论了经济与定价模型在5G无线网络资源分配问题中的应用，例如用户关联、频谱分配以及干扰和功率管理。与此同时， [20] 中的综述全面回顾了将经济与定价模型融入云网络资源管理的相关文献，并延伸至边缘计算中的资源共享以及基于云的软件定义无线网络问题。 [36]中有一篇综述专门讨论边缘计算及其三种常见范式（即云端、雾计算和移动边缘计算（移动边缘计算））中的拍卖设计。 [19]中的一项研究全面综述了经济分析和定价模型在物联网数据收集与无线通信中的应用。近期， [37]中的研究着眼于卫星通信网络中基于博弈论的解决方案，涉及卫星/用户分组、中继选择、虚拟网络嵌入、任务卸载和接入控制等各种问题。其他值得关注的卫星通信综述见 [2], [38]–[41] ，其中研究了卫星网络的关键方面，如通信、融合、计算卸载和路由。具体而言， [40] 中的研究全面综述了机器学习在卫星网络物理层设计和资源分配中的应用。然而，以上研究均未专门聚焦于激励机制在卫星网络资源管理中的应用。与5G/6G等蜂窝地面网络不同，卫星网络具有独特特征，因此激励机制设计需要采用不同的方法。首先，卫星网络覆盖广阔的地理区域，并为各类地面用户（例如移动设备、船舶和航空器）提供服务。因此，激励机制必须在考虑服务优先级差异的同时，满足不同的服务质量要求。其次，卫星具有固有的移动性，激励机制必须考虑卫星与地面用户之间有限的连接时长，以及可能面临的切换挑战。第三，卫星与地面用户之间距离遥远，给通信带来限制，使激励机制的设计更具挑战性，即难以获得解决方案。最后，卫星网络需要承担高昂的部署成本。因此，激励机制应显著增加网络服务提供商的收益，以维持其提供资源的动力。表 I 展示了本文综述与相关综述之间的主要差异。本文全面综述了激励机制在卫星网络中的应用。

这促使我们全面综述激励机制如何应用于解决卫星网络的资源分配问题。本综述的贡献如下：

- 我们回顾并探讨了多种基于博弈论的激励方法，用于解决卫星网络中的通信资源分配问题，包括接入控制、频谱分配、功率分配和卸载问题。相关讨论旨在阐明这些方法在降低时延、确保公平性和服务质量，以及适应巨型星座扩展方面的能力。
- 我们综述并分析了用于卫星网络计算卸载的创新型博弈机制、拍卖机制和基于学习的机制。具体而言，我们重点关注卸载策略、资源定价与分配等问题，并展示激励机制在节能、公平性和可扩展性方面的有效性。
- 我们介绍了有关卫星网络的激励兼容安全机制的相关研究，这些机制旨在应对干扰、欺骗和隐私攻击。具体而言，我们探讨了抗干扰、路由优化、隐蔽通信、协同防御和多样化接入等问题，并阐明经济激励如何突破传统的集中式方案，实现自适应防御。
- 我们探讨了卫星网络中用于卸载与协调的激励机制的最新进展，并展示了这些机制在解决流量调度、多路径路由、缓存、聚类和可扩展卸载等问题上的有效性。
- 最后，我们讨论了将激励机制融入卫星网络资源分配的潜在研究方向。

本文其余部分安排如下：第 II 节回顾激励机制在卫星网络通信资源分配中的应用。第 III 节讨论卫星网络计算卸载的基于激励的方法。第 IV 节回顾卫星网络安全问题中的激励机制。第 V 节讨论将博弈论激励机制融入卫星网络协调问题的解决方案。第 VI 节重点介绍关键挑战和未来研究方向，并在最后总结本文。图 1 展示了

表 I 相关综述与论文总结。

现有综述	激励机制	卫星网络	资源分配	计算卸载	隐私与安全	路由	中继选择	缓存
[35]	✓		✓					
[20]	✓			✓				
[39]		✓				✓		
[37]	✓	✓		✓			✓	
[41]		✓		✓	✓			
[40]		✓	✓		✓			
本文	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓

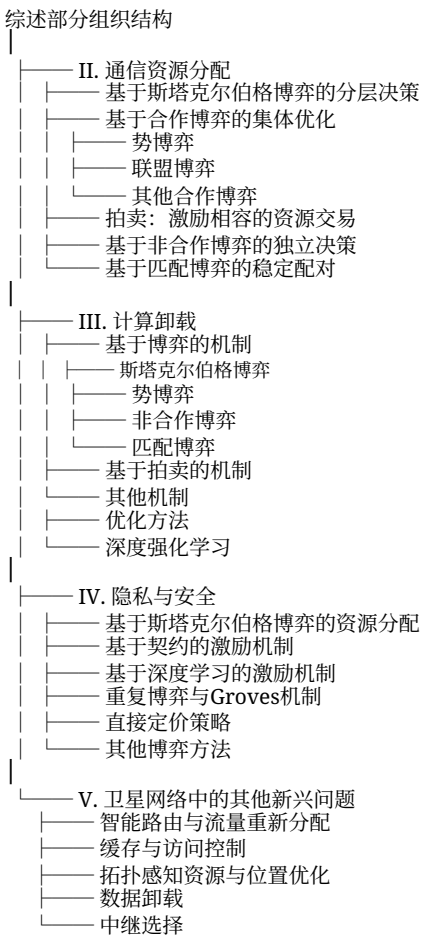


图1. 卫星网络资源管理激励机制设计的分类。本文综述部分的分类。本文中常用的缩写列于表II。

II. 卫星通信资源分配

在卫星网络中，如何在用户和服务之间高效分配有限资源是一项主要挑战 [37]。关键问题包括接入控制、频谱分配、功率分配、计算卸载和安全 [42]。管理这些资源面临重大挑战，因为卫星网络具有高度异构性，涉及多种不同实体、动态拓扑以及各异的服务需求。

表 II 本文常用缩写列表。

缩写	描述
AUV	自主水下航行器
CoIV	信息价值成本
EPG	精确势博弈
GEO	地球同步轨道
HAP	高空平台
卫星-地面车联网	卫星地面车联网
LEO	低地球轨道
MDP	马尔可夫决策过程
MEC	移动边缘计算
NE	纳什均衡
追逃博弈	追逃微分博弈
空天地一体化网络	空天地一体化网络
SEC	卫星边缘计算
UAV	无人驾驶飞行器
VCG	维克里–克拉克–格罗夫斯机制

资源分配必须在确保服务质量的同时，适应频繁的切换和动态链路条件。此外，在去中心化网络中，安全且激励相容的机制至关重要。这些机制可以防止恶意或自私的资源使用行为降低整个系统的性能。本节将综述卫星网络中通信资源分配的博弈论方法。

A. 基于斯塔克尔伯格博弈的分层决策

斯塔克尔伯格博弈适用于层级决策，能够精准刻画卫星网络固有的信息不对称和资源控制特征。因此，已有多项研究采用斯塔克尔伯格博弈框架来解决空间计算网络中的层级资源管理问题 [48]。其基本思路是由领导者（例如卫星运营商和低轨卫星）制定规则或参数，再由跟随者（例如终端用户和中地球轨道卫星）据此最大化自身效用。

表 III 卫星通信资源分配激励机制汇总。

Ref.	场景	问题重点	方法	参与者
[14]	超密集低地球轨道集成卫星地面网络	高移动性和大规模使得最优通信模式选择变得复杂 确定最优通信模式选择-tion	斯塔克尔伯格 game + 演化博弈（用户模式选择）	领导者：网络运营商；跟随者：终端用户
[43]	卫星网络电磁对抗	对抗性频谱接入与干扰对抗情境下的最小化	斯塔克尔伯格博弈	领导者：蓝方；跟随者：红方 Team
[44]	认知 卫星-地面网络（CSTN）	资源交易中缺乏公平性卫星与地面网络之间	两层 斯塔克尔伯格 game	领导者：卫星；跟随者：地面基站（BSs，通过联盟协作、对抗网络）
[24]	GEO中继系统	频谱 设备造成的浪费面向频谱的管理	面向任务斯塔克尔伯格博弈	领导者：地球同步轨道卫星；跟随者：终端用户
[45]	空天地 一体化网络（空天地一体化网络）	多层带宽定价与资源多播服务的分配优化务	四阶段 斯塔克尔伯格 game	领导者：低地球轨道卫星；中间层跟随者：无人机；最终层跟随者：So-社区
[46]	空天地海 一体化网络（SAOINs）	泛在传输 and 资源海上场景定价	已修改 三阶段斯塔克尔伯格博弈	领导者：低地球轨道卫星；中间层跟随者：无人机；最终层跟随者：无-载人水面船舶（无人水面艇）
[47]	多层 异构卫星 网络（低地球轨道/中地球轨道）	分布式星间链路分配和资源匹配	斯塔克尔伯格博弈	领导者：LEO 卫星； 跟随者：中地球轨道卫星
[21]	基于云的 一体化天地一体化网络	资源分配和用户服务选-择优化（多层级服务质量下）	斯塔克尔伯格博弈	领导者：网络运营商；跟随者：终端用户

[14] 中的作者研究了超密集低地球轨道星地一体化网络，其中高移动性和大规模特征使最优通信模式选择变得复杂。为解决这一挑战，他们将网络实体之间的交互建模为斯塔克尔伯格博弈，由网络运营商作为领导者来确定地面基站的接入价格
基站（基站）和低地球轨道卫星。终端用户作为跟随者，通过演化博弈选择通信模式，以最大化其数据速率。研究证明，逆向归纳法可得出斯塔克尔伯格均衡（SE），此时运营商收益最大化，用户也会收敛到稳定的模式选择。同样， [21] 研究了云端一体化天地网络，其中运营商提供两个服务质量/价格等级并分配资源，而用户则通过演化博弈选择服务。在电磁对抗背景下， [43] 提出了卫星网络中蓝方与红方之间的斯塔克尔伯格博弈。该博弈分解为两个精确势子博弈，分布式分层对抗信道选择算法可求得斯塔克尔伯格均衡。然而， [14] 和 [43] 均未考虑资源交易中的公平性。针对关注公平性的认知卫星地面网络（CSTN）， [44] 设计了一个两层斯塔克尔伯格框架。在该框架中，卫星制定资源交易条款，而地面基站通过分布式合并与分裂算法组成联盟，以协商资源需求。该框架确保卫星和基站双方实现“双赢”。

在 GEO 中继系统中， [24] 指出，面向设备的频谱管理会造成频谱资源浪费。因此，提出了一种面向任务的斯塔克尔伯格博弈，其中地球同步轨道卫星采用两种定价模式，包括 U-prior（最大化用户效用）和 S-prior（最大化频谱利用率）。随后，终端用户根据定价调整资源消耗。当用户优先考虑个体效用时，存在纳什均衡（NE），而 SE 则优化

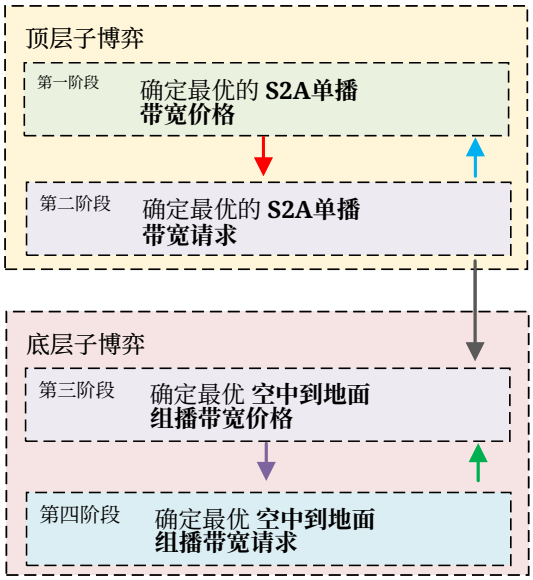


图 2. [45]中基于四阶段斯塔克尔伯格博弈的带宽分配框架示意图。

双模式策略，在吞吐量和时延方面优于基准方案，且收益损失极小。在斯塔克尔伯格博弈的层级逻辑基础上，并将其扩展至空天地一体化网络， [45] 模型构建了一个四阶段斯塔克尔伯格博弈，如图 2 所示。该博弈可分解为两个典型的两阶段斯塔克尔伯格子博弈。上层子博弈中，低轨卫星设定空对地单播带宽价格，以向无人机分配带宽。下层子博弈中，无人机作为领导者，社区作为跟随者，就空中到地面（A2G）多播带宽定价和请求进行协商。所提出的方法通过多阶段去中心化决策加速决策收敛，其中包括快速定价，

低轨卫星、无人机的局部优化，以及社区内的即时带宽选择。该方法还通过激励协调减少传输过程中的模式切换，从而降低拥塞、决策和切换时延。同样，[46]针对空天地海一体化网络中的泛在传输问题，提出了一种改进的三阶段斯塔克尔伯格博弈。具体而言，低轨卫星设定低轨卫星到无人机的数据速率价格，无人机设定无人机到无人水面艇（USV）的价格。随后，无人水面艇在预算约束下选择数据速率。通过非线性规划方法，推导出不同数据速率预算下无人水面艇和无人机的最优策略。此外，低地球轨道卫星采用加速共轭梯度下降进行定价，显著提升了无人水面艇的效用。为解决多层异构卫星网络中的分布式链路分配问题， [47] 模型将低轨卫星视为领导者，将中地球轨道卫星视为跟随者。斯塔克尔伯格的层级结构使低轨卫星领导者能够利用全局状态感知生成有针对性的链路请求，从源头消除请求冲突，降低重配置时延。与此同时，中地球轨道卫星跟随者依据本地数据进行分布式时隙分配，减少星间链路通信轮次；斯塔克尔伯格均衡的稳定性则确保长期链路，避免乒乓切换，从而降低时延。

B. 基于合作博弈的集体优化

合作博弈能够解决卫星特有的瓶颈问题，例如高干扰、单个节点的资源有限以及覆盖盲区。这些问题无法由任何单个参与者独自解决。在卫星网络中，合作博弈侧重于实体间的协作，以最大化集体效用，其子类别包括精确势博弈 [22], [49], [50] （其中全局势函数使个体收益与群体收益保持一致）和联盟形成博弈 [23], [51], [52] （其中实体组成稳定群组）。这类博弈策略尤其适用于卫星网络中的切换协调、干扰缓解和资源池化。

1）精确势博弈： [22] 中的作者针对超密集低地球轨道网络中的民航以服务质量为中心的切换问题展开研究，其中航空器/卫星移动性较高会导致频繁切换。多架航空器与存在干扰关系的同伴协作选择目标卫星，并证明该博弈是精确势博弈。研究提出分布式最佳响应和协作混合切换策略，在保障民航服务质量的同时提升网络效用。针对上行多波束卫星物联网（卫星集成物联网）网络，[49]将总容量最大化问题转化为干扰规避问题，并将其建模为精确势博弈。卫星物联网用户协作调度接入并分配功率，该博弈具有多个纳什均衡。一种迭代算法可收敛至纳什均衡，相较于传统方法，能够提升总容量和用户公平性。在认知卫星网络中， [50]首次在分布式框架下考虑耦合信道接入和功率优化。地面认知用户调整接入和功率策略，并证明该博弈是至少存在一个纯纳什均衡的精确势博弈，提出联合策略迭代，以解决离散功率控制问题，并在二维策略空间中求取最优纳什均衡。

2) 联盟形成博弈： 为提高空地频谱利用率， [23] 提出了一种用于空对空链路的联盟图博弈。所提出的分布式算法以较低复杂性实现了接近最优穷举搜索的性能，表明空对空通信是空地系统的有效补充。对于低地球轨道卫星—无人机一体化多层计算网络， [51] 将优化分为两个联盟形成博弈。首先，数据节点和无人机通过最大满意度联盟形成博弈组成联盟，以尽量减少无人机数据负载。此外，无人机与低地球轨道卫星通过多对一匹配博弈组成群组。在低轨卫星—地面一体化网络中， [52] 通过基于非正交多址（NOMA）的联盟形成博弈优化文件传输。该联盟形成博弈采用偏好序，并通过最佳响应算法寻找稳定联盟，在确保非正交多址传输成功的同时，最大限度地降低传输与共享总成本。

3）其他合作博弈：[53] 将团结价值引入认知卫星频谱管理，使卫星与地面代理能够动态接入空闲频段。两阶段交互博弈利用协同效应，在边际主义与平等主义之间取得平衡，在频谱效率和公平性方面优于现有协议。为解决级联卫星广域移动基站下行链路中的资源失配， [54]基于合作博弈论，为级联下行链路建立了资源协同调度机制。纳什乘积的效用函数被转换为最大–最小问题，并通过凸变换解决了非凸性问题。所提出的方案通过适应不同的调度系统和服务质量约束，提高了资源利用率和级联传输速率。 [55]研究了地面与卫星融合网络中的高速铁路通信频谱分配问题。研究采用加权比例收益与损失讨价还价解，对卫星网络与地面网络之间的交互进行建模。其目标是通过探索两个网络之间的互惠利益，自适应地共享有限的频谱资源。与僵化的资源分配方案不同，这一讨价还价范式能够在通信条件动态变化时达成互惠共识。针对具有地面代理的卫星通信系统， [56] 提出了一种基于随机过程和最优契约原则的动态最优合作方案。地面代理充当频谱销售代理，将批量分配的卫星频谱转售给终端用户。这项工作将合作激励与现实市场动态联系起来，弥补了基于代理的频谱管理领域的空白。针对移动终端使用的多波束卫星通信系统， [57] 提出了一种合作式多智能体深度强化学习（多智能体深度强化学习）框架，以应对带宽分配方面的挑战。每个波束都被视为一个合作型参与者，旨在利用灵活载荷满足业务需求。合作博弈利用智能体间协同效应，在保持低复杂性的同时提高传输效率。针对卫星转发器功率控制， [58]

建立了一个离散合作博弈模型，以协调相互竞争的用户终端。合作博弈将功率分配问题分解为一个非线性优化问题，并对其Karush-Kuhn-Tucker条件进行了分析，采用解析方法和数值方法求解。由此得到的最优功率控制方案根据信道增益和功噪比分配功率，从而最大限度地减少干扰并最大化转发器吞吐量。

C. 拍卖：激励相容的资源交易

维克里拍卖和维克里–克拉克–格罗夫斯机制（VCG）等拍卖机制能够确保真实出价：获胜者支付第二高出价，或补偿其他参与者的机会成本，从而消除其谎报资源价值的动机。卫星网络依赖以自利方式行动的去中心化参与者——如果缺乏适当的激励机制，这些参与者可能提交虚假出价或消极履约。因此，拍卖机制对于卫星系统不可或缺，因为一次不诚实的出价就可能浪费稀缺频谱或扰乱主服务。具体而言，拍卖机制能够确保卫星通信网络中的真实出价和高效资源分配，其中拍卖方（例如主卫星网络）以服务（例如协作中继）为交换，将频谱/中继分配给竞标者（例如地面物联网集群、无人机）。

文献 [59] 研究了认知卫星-地面网络中非连续频段的带宽分配问题，并将其建模为带宽拍卖博弈。具体而言，地面认知用户（竞标者）竞逐非连续的空闲频谱频段，拍卖方（卫星/网络控制器）确保分配满足各用户的带宽需求、用户优先级以及总带宽限制。研究证明，该博弈至少存在一个纯策略纳什均衡，并提出了一种基于探索与利用改进的最佳响应学习算法。文献 [60] 针对混合卫星地面物联网设计了拍卖机制，其中主S-IoT网络将频谱分配给T-IoT集群头节点，以换取协作中继。针对轻量级低轨卫星下行发射机， [61]提出了分布式动态拍卖机制，其中地面站定期竞拍子信道，低地球轨道卫星根据出价分配资源。在认知混合卫星-地面覆盖网络中， [62] 采用一次性分布式Vickrey拍卖进行次级中继选择，中继器通过解码转发或放大转发（AF）协议参与竞逐，并在第二传输阶段采用非正交多址。该拍卖机制优于传统中继选择方法，提高了总容量。为应对空天地一体化网络频谱共享中的安全威胁， [63]提出了基于区块链的序贯Vickrey拍卖，其中主卫星将频谱分配给转发卫星信号的无人机。区块链确保了隐私与信任，该拍卖机制在最大化主用户吞吐量的同时，解决了多中继选择问题。

D. 基于非合作博弈的独立决策

基于非合作博弈的实体会自私地行动，以最大化个体效用，可将其用于功率控制、卫星网络中的频谱感知、抗干扰和准入控制。

在下行链路认知卫星网络中， [64]研究了考虑主卫星链路服务质量的分布式功率控制，用户通过调整功率来平衡传输速率与相互干扰。为解决星地频谱冲突， [65]将卫星用户建模为次用户（SU），将地面用户建模为主用户（PU）。次用户通过合作感知主用户信道，并利用博弈论确定感知比例，从而在不干扰主用户通信的前提下最大化次用户吞吐量。[66]聚焦于地球探测卫星业务（EESS）用户（被动微波辐射计）与商用5G用户之间的频谱共享。为评估商用用户使用共享频谱的意愿（尽管可能被EESS抢占），作者提出了一种联合排队博弈模型。商用用户（参与者）根据抢占风险和服务提供商设定的按需付费准入费，决定是否接入共享频谱。结果表明，虽然商用用户参与度增加会降低新用户的参与意愿，但社会最优状态与利润最大化的收费标准一致。针对云边协同卫星网络中的海域探测， [67] 利用非合作博弈优化任务卸载比例，并使总时延最小化。对于认知卫星网络， [68] 将优化拆分为多信道接入和功率控制问题。对于位于固定卫星站保护距离内外的用户，采用不同策略；且每个博弈至少存在一个纳什均衡。多信道接入与功率优化算法收敛至纳什均衡，并提高频谱效率。在存在无源传感器现有用户的空天地一体化网络中，[69] 对商用用户（选择主用户/后付费层级或次用户/免费层级）和服务提供商（设定优先级费用）进行建模，其中所有用户都偏好主用户层级。针对6G物联网，[70]提出了一种节能频谱共享博弈。服务提供商和需求方利用分布式强化学习选择策略，并通过智能合约执行交易。该博弈收敛至纳什均衡，可降低能耗和时延，并提高公平性。 [71] 探讨了用于动态卫星频谱分配的博弈论频谱定价与拍卖，以满足宽带卫星服务需求（例如卫星物联网、云服务）。具体而言，研究考虑了多波束卫星系统中的干扰定价、异构频谱的差异化定价，以及非地球同步轨道卫星的拥塞定价。针对具有异构用户偏好的卫星系统， [72] 提出了一种基于霍特林模型（非合作博弈框架）的差异化定价方案。现有频谱定价方法通常采用地面网络模型，忽略了卫星特有的特性（例如链路距离较长且变化多端）。所采用的霍特林博弈对用户在不同定价和链路质量的卫星频谱频段之间的选择进行建模，由卫星设定差异化价格以最大化频谱效率。数值结果表明，该方案在使用户偏好与频谱频段相匹配、提高整体利用率方面优于统一定价，凸显了其对卫星链路变化的适应性。为缓解卫星物联网干扰，[73]对卫星和地面小区（参与者）进行建模，使其选择未受干扰的卫星进行覆盖交换，并优化波束

角度。该博弈在干扰期间最大化卫星集群传输速率，同时维持较高的可达速率。在LEO/MEO双层网络中， [74] 利用超模博弈论证明了动态功率分配存在纳什均衡。低地球轨道卫星通过牛顿迭代优化功率，中地球轨道卫星则控制惩罚因子。对于卫星转发器， [75]建立了用于用户功率控制的微分博弈。在卫星车联网（SVN）中， [76] 提出了一种非合作博弈，激励车辆报告信道状态信息（发射端）（CSIT）并参与功率分配，从而最小化中断概率并最大化系统加权和速率。对于NOMA卫星多波束网络， [77]将准入控制和功率分配建模为超模博弈。两阶段动态接入过程和迭代功率分配算法在确保服务质量的同时，最大化可支持的用户数量。

E. 基于匹配博弈的稳定双边/多边配对

非合作博弈和匹配博弈都涉及分布式决策，但它们应对的是截然相反的卫星通信挑战。非合作博弈适用于节点独立行动的资源竞争场景[67]–[71], ，最适合卫星节点争夺共享且不可分割的资源（例如传输功率或单个频谱带），而合作又不切实际的情况。匹配博弈则适用于需要稳定配对、避免频繁重新分配的场景。当两个独立集合（例如主用户与次用户、低地球轨道卫星波束与用户）需要长期且低开销的配对时，这种博弈机制尤其有效 [78]–[82]。这对卫星网络至关重要，因为重新分配可能会浪费时间和频谱资源。

在认知卫星网络中， [78]提出了一种用于频谱分配的稳定匹配算法，由主用户和次用户（参与者）独立协商并建立匹配。该算法在效用、和速率、吞吐量和频谱利用率方面优于贪心匹配和随机匹配，且复杂性较低，适用于动态网络。 [79] 研究了太赫兹辅助、移动边缘计算赋能的综合空天地网络中的无人机部署与资源分配联合问题。为求解混合整数非线性规划问题，作者将其分解为四个子问题，其中一个采用匹配博弈进行太赫兹子频带分配。无人机与太赫兹子频带根据信道质量和无人机任务需求进行匹配，从而确保太赫兹带宽得到高效利用。匹配博弈的稳定解能够避免子频带冲突，并最大限度地提高无人机任务卸载效率。在6G异构物联网中，[80]将资源分配子问题转化为多对一频谱匹配博弈。无人机根据信道增益和干扰优先选择子信道，而子信道则根据业务需求对无人机排序。该匹配博弈与功率控制相结合，以最大化系统上行链路和速率。针对偏远地区的空天地网络， [81]提出了两种匹配算法。第一种是面向用户、高空平台和低地球轨道卫星的受限三方匹配算法；第二种是适用于动态高空平台—低地球轨道卫星连接的双层算法。为平衡低地球轨道/地球同步轨道超大规模混合星座中资源分配的收敛时间与准确性， [82] 提出了一种两层匹配博弈。上层通过分布式波束匹配学习算法，将低地球轨道卫星波束与低地球轨道用户进行匹配；下层则通过动态功率分配对数学习算法求解博弈，以优化低地球轨道波束功率。

F. 经验教训

表 III 总结了卫星网络中用于卫星通信资源分配的激励机制。现有研究广泛利用博弈论机制优化卫星网络中的通信资源管理，涉及频谱 [24], 带宽 [45],数据速率分配 [46] 以及星间链路 [47]等关键资源。这些机制提供了去中心化框架，使不同参与者（例如低地球轨道/地球同步轨道卫星、地面基站、无人机、终端用户，甚至对抗团队）能够做出策略性决策。其目标是优化与通信性能相关的效用指标，包括吞吐量、时延、公平性、抗干扰能力和盈利能力。

然而，这些方法仍存在显著局限。首先，许多方法依赖迭代算法（例如，用于斯塔克尔伯格均衡的逆向归纳法、用于定价优化的梯度下降，或联盟合并与分裂过程），需要参与者之间进行多轮信息交换才能达到均衡 [14], [24], [43]–[47]。这会带来较高的通信开销，尤其是在资源受限的星间链路或动态星地信道中，频繁的数据传输可能降低实时服务质量。其次，卫星网络具有内在的高度动态性。低轨卫星快速的轨道运动会改变星座拓扑，而业务需求也会不可预测地波动。因此，基于过时的本地状态信息计算出的均衡点往往会变得次优或不稳定，无法适应实时网络变化。

软件定义卫星网络或云边星协同等集成架构，为弥补这些不足提供了颇具前景的解决方案。这些架构能够汇总各星座的全局网络状态，减少协调轮次并最大限度地降低星间通信开销。此外，集成边缘计算可实现本地化的低时延资源调整，使参与者能够依据新鲜且基于邻近范围的状态信息更新策略，而非依赖过时的全局数据。这些架构弥合了博弈论的去中心化灵活性与实际卫星网络部署所需的动态适应性之间的差距。

III. 计算卸载

卫星网络中的计算卸载通常需要联合决定卸载目的地（即本地设备、地面站、边缘服务器、无人机或卫星等），并在适当的定价机制下分配适量的有限计算资源。然而，网络条件的高度动态变化，以及服务器和用户设备的异构性，使完全集中的卸载优化难以实现，原因在于其可扩展性、时延、公平性以及较高的

表 IV 计算卸载激励机制总结。

Ref.	场景	问题重点	方法	参与者
[15]	战术卫星移动边缘计算	卸载策略与资源定价	斯塔克尔伯格博弈	LEO 卫星，无人机，地面 MEC 服务器，战术用户
[83]	卫星移动边缘计算	卸载策略	斯塔克尔伯格博弈	LEO 卫星，无人机，地面用户
[84]	卫星车联网	资源分配与定价	斯塔克尔伯格博弈	服务提供商，车辆
[85]	空中计算物联网	卸载策略和资源定价	斯塔克尔伯格演化博弈	高空平台、无人机
[86]	空海一体化网络	卸载策略与资源定价	斯塔克尔伯格博弈与议价博弈	LEO 卫星，海上自主水面船舶，AUVs
[16]	空地一体化物联网	卸载策略与资源分配	势博弈	浮空飞艇，无人机，物联网设备
[87]	卫星移动边缘计算	卸载策略与资源分配	随机势博弈	低地球轨道卫星，地面用户
[88]	空天地一体化物联网	卸载策略	加权势博弈	物联网设备
[89]	多卫星系统	观测任务分配	势博弈	低地球轨道卫星
[17]	卫星移动边缘计算	卸载策略	非合作博弈	边缘设备
[90]	卫星移动边缘计算	卸载策略	随机非合作博弈	低地球轨道卫星
[91]	混合卫星移动边缘计算	卸载策略与资源分配	联盟形成与非合作博弈	低地球轨道卫星、云服务器，用户
[92]	卫星移动边缘计算	资源定价	非合作博弈	低地球轨道卫星、地面边缘服务器，用户
[93]	卫星移动边缘计算	卸载策略与资源定价	多对一匹配博弈	低地球轨道卫星、地面用户
[94]	卫星移动边缘计算	卸载策略与资源分配	多对一匹配博弈	低轨卫星和地球同步轨道卫星
[25]	低地球轨道卫星系统	资源定价	双向拍卖模型	低地球轨道卫星，空间站
[26]	卫星移动边缘计算	资源定价	反向拍卖模型	低地球轨道卫星，地面基站
[95]	卫星移动边缘计算	卸载策略与资源分配	李雅普诺夫与随机优化	低地球轨道卫星、地面用户
[96]	卫星物联网	卸载策略与资源分配	逐次凸近似	低地球轨道卫星、物联网设备
[97]	卫星移动边缘计算	卸载策略	深度深度强化学习	低地球轨道卫星、地面用户

通信开销问题。基于博弈论的方法通过构建去中心化的战略决策框架来应对这些问题，使用户、边缘服务器和卫星能够合作或竞争，从而独立做出最优卸载决策。例如，非合作博弈机制允许多个用户竞争选择合适的卫星来卸载任务，以最大化各自的效用。此外，拍卖机制可使用户和卫星分别作为买方和卖方，就计算资源价格进行协商。本节将从以下三类回顾现有的基于博弈论的卫星计算卸载方法：基于博弈的方法、基于拍卖的方法以及其他机制。表 IV 汇总了本节回顾的主要研究。

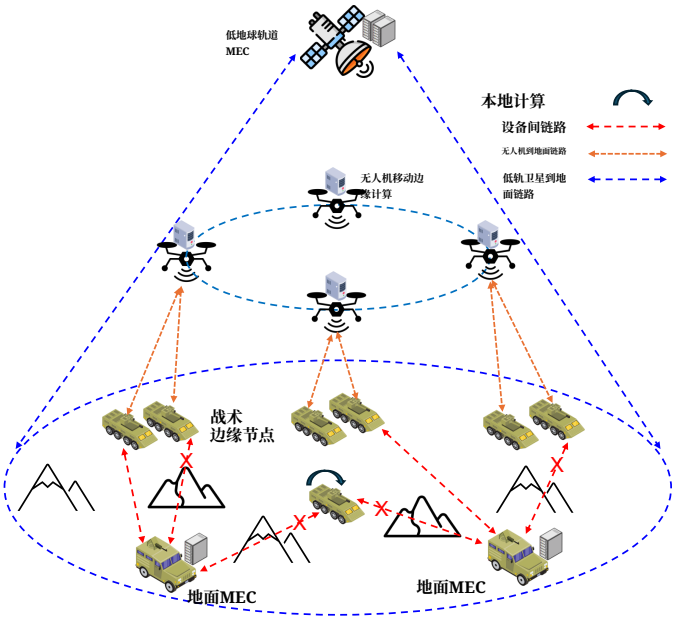


图 3. 战术自组织移动边缘计算（MEC）系统 [15] 允许边缘战术节点分别通过设备到设备（D2D）、无人机到地面（U2G）和低地球轨道到地面（L2G）链路，将其计算任务卸载到地面MEC、无人机（UAV）MEC和低地球轨道（LEO）MEC服务器。

A. 基于博弈的机制

1）斯塔克尔伯格博弈： [15], [83]–[86], [98],[99] 中的研究构建了多种斯塔克尔伯格博弈模型，其中移动边缘计算（MEC）服务器（例如卫星和地面边缘服务器）与用户分别充当领导者和跟随者，以优化资源分配和卸载决策。例如，[15] 中的作者研究了图3所示的战术自组移动边缘计算系统，在

该系统中，地面MEC、无人机移动边缘计算和低地球轨道移动边缘计算卫星服务器利用空天地一体化网络，在恶劣的战术环境通信条件下，受到激励向战术边缘节点提供异构计算资源。具体而言，研究构建了一个多领导者多跟随者斯塔克尔伯格博弈（MLMF-SG），用于建模边缘节点与MEC服务器之间的交互。在该模型中，MEC服务器作为领导者设定合适的计算资源售价，以最大化从边缘节点获得的总支付收益。给定MEC服务器提供的计算资源价格，研究将跟随者子博弈构建为多模式计算任务卸载博弈，使边缘节点选择最优卸载链路和任务划分比例，从而最小化任务执行时延和能耗。研究从理论上证明了所提出的MLMF-SG存在斯塔克尔伯格均衡。此外，还证明跟随者子博弈是一个精确势博弈，其纳什均衡对应于次优卸载策略。最后，研究提出一种分层分布式迭代算法，通过多次迭代求解MLMF-SG的斯塔克尔伯格均衡解；在不同时间尺度上更新MEC服务器的计算资源价格和边缘节点的卸载策略。仿真结果表明，与单设备、完全地面卸载和随机比例卸载方法相比，所提出的算法可帮助边缘战术节点将总能耗最多降低 5.1× ，并将效用最多提高 5.2×。然而，由于缺少与基于博弈、基于优化和基于学习等强有力竞争方法的性能比较，所提方法的有效性尚未得到充分论证。

在 [83], MEC服务器（即无人机和低地球轨道卫星）可以将从地面用户接收的部分任务转发给其邻近服务器。在所构建的斯塔克尔伯格博弈模型中，地面用户作为领导者调整其卸载策略，以最小化任务执行时延和能耗。作为跟随者，MEC服务器根据用户的卸载策略调整转发比例，以最小化自身能耗。此外，本文还证明了所构建博弈中纳什均衡的存在性。随后，本文提出了一种名为 NEIO-SG 的迭代卸载算法，用于求解该博弈的纳什均衡解，即用户和服务器各自的最优卸载策略与转发比例策略。仿真结果表明，与随机卸载、集中式卸载、基于强化学习（RL）的卸载以及基于遗传算法的优化方法相比，所提出的 NEIO-SG 可将系统总时延降低约 13%，并将服务器能耗降低约 35%。

此外， [84] 中的研究考虑了一种由边缘计算服务提供商（ECSP）管理的卫星-地面车联网（IST-IOV）系统。该服务提供商负责收集车辆的计算任务，并分配路侧单元（RSU）和低轨卫星的计算资源以处理任务。ECSP与车辆之间的交互被建模为合作式斯塔克尔伯格博弈，其中，作为领导者的ECSP旨在确定RSU和卫星的计算资源价格，以及RSU向卫星传输任务所用的功率，从而最大化ECSP的效用（即总支付收益与通信能耗成本之差）。鉴于ECSP设定的计算资源价格，车辆作为跟随者参与博弈，并调整各自的任务卸载比例，以最大化自身效用（即卸载满意度与社会交互之和减去通信能耗成本）。随后，研究提出一种名为DCGT-IOV的动态合作博弈算法，通过多次迭代求解所构建博弈的纳什均衡。仿真结果表明，与精确势博弈和拥塞博弈框架相比，该算法可将所需收敛时间缩短约1.4倍；此外，与 [100]–[102]中提出的五种启发式及基于博弈的卸载和资源分配方法相比，该算法还能将ECSP和车辆的总效用提高约73.3%。

不同于使用低地球轨道卫星， [15], [83], [84],提出的分层空中计算系统 [85]采用高空强大平台（HAP）来处理无人机从其覆盖范围内的物联网设备接收的一部分计算任务。具体而言，构建了一种斯塔克尔伯格演化博弈（即经典斯塔克尔伯格博弈与演化博弈的结合），用于描述高空平台与无人机之间的交互。作为领导者，高空平台根据进化学习过程确定其计算价格。作为跟随者，无人机根据多目标讨价还价解做出卸载决策（即任务卸载比例），该解会自适应地响应高空平台设定的价格。随后，提出一种交互式学习算法，使高空平台和无人机确定其最优定价与卸载策略，从而在相互矛盾的卸载服务需求之间实现均衡的系统性能。评估结果表明，与现有的四种分层空中计算算法相比，所提出的算法可使系统吞吐量和资源利用率分别提高约10%和15%。

此外， [86] 中的研究考虑了一种空海一体化网络，其中多个自主水下航行器（AUV）部署在海床上，用于监测海洋环境，随后将其收集数据的一部分（例如海洋生物图像和情报侦察视频）卸载至海上自主水面船舶（MASS）进行处理。在接收来自AUV的工作负载后，MASS处理其中一部分，并将剩余工作负载上传至低地球轨道卫星。研究以分布式方式构建了两种博弈模型，以高效地为无人机、MASS和卫星确定最优的任务卸载策略与资源定价策略。具体而言，一对AUV与MASS之间的交互被建模为斯塔克尔伯格博弈，其中MASS作为领导者，确定任务处理和奖励获取的定价策略，以最大化其收益。随后，作为跟随者，AUV确定其卸载比例，以最大化其效用函数（即其执行计算卸载时的满意度与为购买MASS的计算资源及本地计算处理的能耗而支付的总成本之差

）。另一方面，MASS与卫星之间的交互被建模为讨价还价博弈，其中MASS作为买方，旨在从作为卖方的卫星处购买用于任务卸载的计算服务。MASS与卫星分别确定其卸载比例和定价策略，目标是最大化各自的效用（即获得的报酬与能源使用成本之差）。随后，研究提出了一种两层任务卸载（TTA）算法，基于基于定价的激励机制，求解所构建的两种博弈的均衡解。仿真结果表明，与先前研究提出的八种卸载与定价算法相比，所提出的算法可使AUV、MASS和卫星的效用分别提高约 1.7×、 3.1×和 1.4×。

2）势博弈：不同于 [15], [83]–[86], [98], [99], 中的研究 [16], [87], [87], [89], [103], [104]提出了基于势博弈的方法，通过共享势函数（例如平均任务执行时延、用户效用加权和）使博弈参与者（如用户、无人机、卫星）参与博弈的激励保持一致。例如， [16]中的作者考虑了一种空地一体化物联网，其中地面物联网设备可通过设备到设备（D2D）或蜂窝链路，将计算任务卸载到配备移动边缘计算服务器的无人机和浮空飞艇上。该联合卸载与资源分配问题被建模为混合整数非线性规划（MINLP），以确定物联网设备的最优任务卸载决策和通信信道选择，以及无人机和飞艇的最优资源分配。目标函数旨在最小化任务处理时延和设备能耗，同时满足无人机和飞艇的计算资源能力约束。由于该问题具有非线性和非凸特性，求解所构建的 MINLP 颇具挑战。因此，该问题被分解为独立的卸载子问题和资源分配子问题。随后，提出一种分布式计算卸载与资源分配（DCORA）算法，以联合求解这两个子问题。具体而言，卸载子问题被建模为完全势博弈，并证明纳什均衡解存在。因此，物联网设备可通过多次迭代相互交换信息，从而获知其最优卸载决策和信道选择。资源分配子问题被建模为无约束凸优化问题，可采用基于 Karush-Kuhn-Tucker（KKT）条件的算法求解。仿真结果表明，与四种常用的卸载与资源分配方法相比，所提出的 DCORA 可将所需收敛时间和平均任务处理时延分别降低约 13.3% 和 10%。

与 [16], [87] 中的作者类似，他们也将联合卸载与资源分配问题构建为一个优化问题，以寻找最优的卸载策略、通信信道选择和功率控制方案，使用户能够将其任务卸载至卫星。目标是最小化用户的计算开销，该开销定义为任务执行时延与能耗的加权和。由于其具有NP难特性，对所构建优化问题的求解颇具挑战。因此，该问题进一步分解为功率控制和卸载策略两个子问题。为求解这两个子问题，将用户之间的交互建模为随机势博弈，在该博弈中，用户通过多个阶段自主调整其卸载策略和功率水平，以最小化自身的计算开销。随后，提出了一种基于博弈的方法，该方法由基于同步对数线性学习的功率控制算法，以及基于随机学习自动机的联合卸载策略与功率优化算法组成，以使用户达到所构建博弈的纳什均衡。仿真结果表明，与五种卸载和功率控制基线方法相比，所提方法可将响应时延、网络开销和能耗分别降低约2.1倍、8.2倍和1.6倍。

[88] 中的研究引入了一个通用的物联网设备计算卸载框架，用于在空天地一体化网络框架中做出最优卸载决策。具体而言，每个物联网设备都可以将其计算任务卸载到无人机或低轨卫星。该卸载问题被构建为一个优化问题，其目标是在满足最大执行时延要求的同时，最小化系统成本；系统成本是任务执行时延与设备能耗的加权和。研究构建了一个随机博弈，用于建模设备之间的交互，以共同确定各自的最优卸载决策。具体而言，所构建的博弈被证明是一个至少存在一个纳什均衡的加权势博弈。随后，研究提出了一种多智能体熵增强随机学习（MESL）算法，使设备能够以完全分布式方式达到博弈的纳什均衡，而无需设备之间进行信息交换。此外，所提出的MESL算法采用每个设备的决策概率熵，以加速其学习最优卸载决策的收敛。实验结果表明，与五种基于启发式方法和深度强化学习（DRL）的卸载算法相比，所提出的MESL可使系统平均成本和能耗分别降低最高约 5.1× 和 1.8×。

不同的是， [89]中的研究考察了一种多卫星系统，其中每颗卫星都会选择执行位于其观测范围（FOR）内的一组客户端观测任务。该多卫星任务分配被建模为一个无约束优化问题，旨在最大限度地降低所有卫星的总观测成本和摆动成本，同时最大限度地增加已执行任务的总数。然而，以集中式方式求解所建模的问题会面临可扩展性和鲁棒性方面的顾虑。因此，研究提出了一种完全分布式算法，通过由多个自主且理性的参与者构成的势博弈中卫星之间的交互，实现最优任务分配。具体而言，每颗卫星通过多次迭代与邻居交互，选择能使自身效用最大化的任务集。研究证明，所提出的算法以概率 1 收敛至纳什均衡，该均衡对应于近似最优的任务分配解。

仿真结果表明，与现有的四种分布式学习算法相比，所提出的算法能够实现最高的求解效率。然而，该算法需要更长的收敛计算时间。

此外，[103] 研究了空天地一体化网络中的卸载问题，其中地面用户旨在做出最优任务卸载决策（即本地计算，或卸载至低地球轨道卫星或基站），以最小化能耗。用户之间的交互被建模为一个博弈，每个用户都通过做出本地卸载决策来最小化自身的能耗成本。随后，研究证明所构建的博弈是一个精确势博弈，且存在一个纳什均衡；在该均衡下，当其他用户的决策保持不变时，任何用户都无法通过单方面改变自己的决策来降低开销。仿真结果表明，与用户在本地执行任务的情形相比，所提出的博弈方法最多可将总卸载成本降低85.2%。结果还表明，所提出的博弈方法具有可扩展性，最多可支持 90 名用户。不过，该研究未考虑时变信道和任务执行时延。

与 [103], 类似，[104]中的作者也构建了一个势博弈来描述地面用户之间的交互。用户的目标是做出最优卸载决策（即本地计算或卸载至低地球轨道卫星），从而最小化任务执行时延和能耗。该研究考虑了用户与卫星之间的动态信道，使系统模型更加贴近实际。然而，引入信道动态性后，寻找博弈的纳什均衡变得更具挑战性。为此，研究采用了随机学习方法 [105]。仿真结果表明，采用随机学习能够使所提出的博弈在较少迭代内收敛。此外，与采用最佳响应 [106] 寻找纳什均衡的势博弈相比，该方法能够将用户成本最多降低30%。不过，若能考虑用户之间的公平性，研究还可进一步完善。例如，可以采用 [107]提出的Jain公平性指数来量化用户之间的公平性。

3) 非合作博弈：不同于上述研究在 [15], [16], [83]–[87], [87], [89], [98], [99], [103], [104] 中通过斯塔克尔伯格博弈中的分层决策结构或势博弈中的共享函数来协调博弈参与者（例如地面用户、无人机、自主水下航行器和卫星），[17], [90], [92] 中的研究采用非合作博弈方法，允许参与者在不形成约束性协议的情况下独立决策，以最大化自身效用。例如，[17] 中的研究考虑了一种卫星边缘计算系统，其中，由于卫星运行导致天地通信间歇性中断，边缘设备无法随时将其任务卸载至卫星。具体而言，该研究将计算卸载问题建模为非合作博弈，每个设备自私地选择最优卸载策略，以确定其卸载至卫星的任务比例，从而最小化包含平均任务响应时间和能耗在内的成本函数。该均衡的存在性得到了理论证明。随后，研究提出了一种迭代算法，通过多次迭代寻找所有设备的最优计算卸载策略。具体而言，每个设备迭代搜索其最佳卸载策略，并使用拉格朗日乘子法计算其最小成本函数。仿真结果表明，与均衡卸载、随机卸载和仅本地计算方法相比，所提出的迭代算法最多可将设备平均成本降低 36.6×。

在 [90],过载的普通卫星可以进一步将其从地面用户接收的部分任务卸载到另一颗空闲卫星。本文构建了一个重复随机非合作博弈，以刻画卫星之间的交互。在该博弈中，头卫星根据观测到的动态网络条件，向每颗普通卫星提供任务卸载策略，旨在最大化整个卫星系统的总体能量效用。普通卫星仅在卸载策略能够最大化自身能量效用时才会接受该策略。具体而言，卫星的能量效用定义为扣除数据通信和处理所消耗的能量后剩余的能量。随后，提出一种基于 Lyapunov 的在线数据均衡算法，以求解所构建博弈的粗相关均衡。仿真结果表明，与多跳卸载、仅本地计算和随机卸载方法相比，所提算法最多可将卫星能耗降低 61.49%。

与 [90], [91], [108]中的研究类似，本文考虑一种混合式移动边缘计算低地球轨道卫星网络，其中低轨卫星也可以将接收的任务转发至地面云服务器，而非邻近卫星。本文构建了一个 NP难优化问题，在用户最大传输功率和卫星计算能力的约束下，联合优化用户的卸载决策、通信信道选择和发射功率控制，以及卫星的资源分配，以最小化总体用户成本。随后，提出一种两级分层博弈方法，以高效求得最优解。具体而言，该方法将所构建的问题分解为卸载和资源分配子问题。在上层，将卸载子问题建模为用户的享乐型联盟形成博弈，用户通过综合考虑自身效用和联盟效用来确定卸载决策。在下层，在给定用户任务卸载决策的情况下，建立非合作博弈，以确定各联盟内用户的联合功率控制和信道选择。本文证明了所构建非合作博弈的纳什均衡存在。因此，联合卸载与资源分配问题能够得到高效求解。仿真结果表明，与四种卸载与资源分配方案 [109]相比，所提博弈方法最多可将平均用户成本、任务执行时延和任务时延违约概率分别降低约 7.1×、3.7×和 34%。

此外，[92]中的作者提出了一种两阶段卸载模型：在第一阶段，地面用户支付一定的资源

购买价格，将部分任务卸载到卫星上。在第二阶段，每颗卫星执行收到的部分任务，并将其余任务转发给地面MEC服务器，由该服务器采用特定的定价策略出售其计算资源。本文基于微分博弈理论，提出了一种两阶段任务定价机制，用于模拟用户和地面服务器的卸载与定价决策过程。具体而言，该机制采用庞特里亚金极大值原理 [110]构建卸载过程的哈密顿函数，以求解用户资源购买策略和服务器资源定价策略的纳什均衡解。随后，设计了一种基于龙格–库塔的算法，为验证所提定价机制的最优解提供数值结果。通过比较数值结果与系统级仿真结果，也验证了所提机制的有效性。

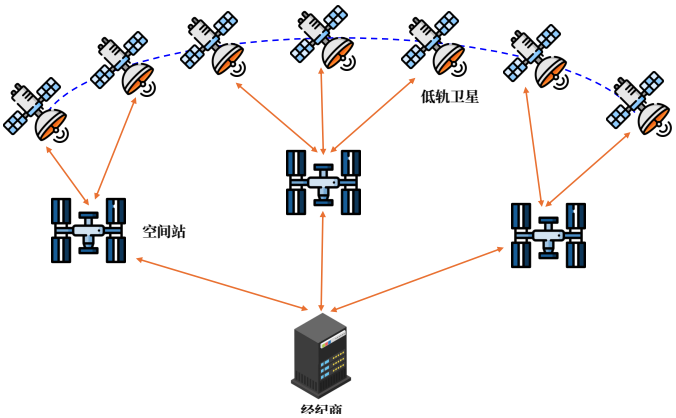


图 4. 基于空间站的 LEO卫星系统 [25]由多颗低地球轨道卫星组成，这些卫星支付一定费用，将其计算任务卸载到功能强大的空间站，以实现高速任务处理。

4）匹配博弈： [93], [94], [111]中的研究采用匹配博弈模型，根据参与者（例如用户和卫星）的效用或偏好进行相互匹配。例如， [93]中的作者构建了一种多对一匹配博弈，其中多个地面用户可以与一颗卫星匹配。具体而言，每个用户都旨在选择一颗卫星来卸载任务，以最大化其效用函数；该函数被设计为任务执行满意度、执行时间和能耗的加权和。同时，每颗卫星都可以接受来自用户的多个任务执行请求，并采用定价策略为用户确定相应价格。卫星的效用函数旨在最大化其收到的支付，同时尽可能降低能源使用成本。首先，研究提出一种多对一匹配算法，让用户根据偏好列表确定卸载决策。其次，研究构建了一个完全信息下的两阶段动态博弈，以优化卫星的计算资源价格和用户的卸载量。在第一阶段，卫星设定价格；随后，用户在第二阶段据此确定卸载量。这个两阶段过程会不断重复，直到用户和卫星达到纳什均衡。仿真结果

提出了这些结果，以验证所提算法的收敛性能。然而，由于缺乏与现有研究的比较，本研究的优势尚未得到充分论证。与 [93], 的作者类似， [111] 也构建了一种匹配博弈，将用户与各颗卫星进行匹配。随后，他们采用一种联盟博弈，允许每个用户加入或退出联盟，以最大限度地降低其成本。与每个用户选择信号最强的卫星这一贪心方案相比，所提出的博弈方法可将用户成本降低多达 15%。

此外，在 [94]，中，低轨卫星可以将计算任务卸载到地球同步轨道卫星。本文构建了一个混合整数非线性规划优化问题，以确定低轨卫星的最优卸载决策，以及地球同步轨道卫星的最优通信和计算资源分配，目标是最大限度地降低任务执行时延和低轨卫星的能耗。由于该问题具有 NP难特性，求解所构建的优化问题颇具挑战，

尤其是在系统包含大量卫星和通信子带宽的情况下。因此，本文将低轨卫星的卸载问题重构为双边多对一匹配问题，其中每颗低轨卫星只能选择一颗地球同步轨道卫星进行卸载。随后，地球同步轨道卫星可根据自身偏好决定接受或拒绝来自低轨卫星的任务卸载请求，其偏好根据任务执行时延和能耗成本计算。仿真结果表明，与 [112]中提出的启发式任务卸载算法相比，所提出的卸载算法可分别将系统开销和运行时间降低约 8.8% 和 55.53%。

B. 基于拍卖的机制

[25], [26], [113]中的研究提出了多种基于拍卖的方法，通过采用竞价机制或拍卖规则，使参与者竞争卫星和空间站的计算资源。例如， [25] 中的作者考虑了如图4所示的基于空间站的低地球轨道卫星系统，其中每颗卫星向功能强大的空间站卸载其计算任务，并支付一定的价格以实现高速处理。计算资源定价问题被建模为双向拍卖模型，卫星和空间站分别作为买方和卖方，同时向经纪商提交各自的报价和要价。随后，经纪商确定每颗卫星和每个空间站的交易价格。研究提出了一种经验加权吸引力（EWA）算法，使市场参与者（即卫星和空间站）学习最优的买卖报价策略，从而最大化其总收益。具体而言，EWA算法结合了信念学习和强化学习，使参与者作为学习智能体，分别根据其他参与者的价格以及自身过去的定价经验判断其价格，并通过多次拍卖迭代调整价格。仿真结果表明，该算法能够使由2颗卫星和2个空间站组成的小规模拍卖系统在800次迭代后达到纳什均衡。

在 [26]，反向拍卖中，卫星向地面基站提供计算服务。具体而言，作为卖方，卫星向基站提交其要价。随后，基站选择执行任务的卫星，并提出相应的价格，以最大化卫星的总利润。这里，卫星收益定义为任务执行价格与资源成本之差。随后，采用动态规划算法解决卫星选择问题，而卫星的价格则根据其他卫星的要价确定。该定价方式总体上类似于反向维克里拍卖，以保证拍卖的真实性和个体理性。仿真结果表明，保证个体理性能够激励更多卫星加入市场，使系统的任务完成率最高提升至16%。

卫星网络的一个特点是其广覆盖。这一特点使其能够充当资源交易的中心实体，在地面用户与地面边缘服务器之间进行资源交易，如 [113]所示。其中，采用双边拍卖为每个用户（即买方）和每个边缘服务器（即卖方）进行匹配。该双边拍卖类似于标准双边拍卖。然而，系统根据卖方的报价设定临界价格，并选择报价低于该价格的边缘服务器参与拍卖。为解决用户与边缘服务器的匹配问题，采用FPTAS [114] 作为一种具有多项式时间复杂度的近似算法。同时，根据临界价格确定向用户支付的款项。通过使用FPTAS和临界价格，所提出的双边拍卖实现了计算效率、个体理性和激励相容性。然而，使用临界价格会减少参与资源交易的边缘服务器数量。因此，成功交易的数量可能减少，用户（即买方）可能需要支付较高的费用。

C. 其他机制

[95], [96], [115] 中的研究采用基于优化的方法，对卫星网络中的卸载和/或资源分配进行优化。例如， [95] 中的作者考虑了一种卫星边缘计算（SEC）辅助的卫星-地面综合网络（STIN），其中用户设备可以通过馈电卫星-地面链路将其任务卸载至卫星或远程云中心。研究构建了一个随机优化问题，以求解用户设备的任务卸载比例和发射功率水平，以及卫星和云的计算资源分配的最优解，目标是在满足低地球轨道卫星和用户设备能量约束的条件下，最小化总体任务完成时间的长期平均值。由于该优化问题属于NP难问题，并且需要准确获知未来的信道状态和随机数据包到达情况，因此求解所构建的优化问题具有挑战性。为此，研究提出了一种在线动态卸载策略（DOS），利用李雅普诺夫优化理论将原始问题转换为多个单时隙优化问题，从而学习最优解。随后，单时隙优化问题进一步分解为任务卸载和资源分配子问题，这些子问题是凸的，可以使用传统优化技术迭代求解。仿真结果表明，与现有的四种卸载策略相比，所提出的DOS方法可分别将平均任务完成时间和任务丢弃率最多降低 $2.1\times$ 和$9.4\times$。

同样， [96] 中的卸载问题被表述为一个混合整数非线性规划（MINLP）问题，旨在为物联网设备寻找最优卸载决策，在满足用户的最大任务执行时延、卫星的能源和资源能力约束的同时，最大限度地降低使用卫星计算资源的总卸载成本（即资源购买成本）。随后，采用惩罚法和逐次凸近似（SCA）方法，将所构建的 NP难优化问题转化为易于求解的凸问题。通过反复求解简化后的优化问题，直至满足收敛条件或迭代总次数达到预设的最大阈值，设计了一种算法来寻找近似最优解。仿真结果表明，与多目标粒子群优化（MOPSO）算法相比，所提出的算法可将所需收敛时间缩短约 $2.6\times$。此外，与某项已有研究 [116] 提出的两种卸载方法相比，该算法还将任务成功率提高约 90%，同时将卸载成本降低约 $1.83\times$。

此外，在 [115],中构建了一个混合整数非线性规划问题，分别为物联网用户和移动边缘计算服务提供商确定最优卸载决策与资源分配，目标是在满足地面和卫星服务器的任务执行时延、通信资源及计算资源约束的同时，使移动边缘计算服务提供商的利润最大化。具体而言，移动边缘计算服务提供商的利润定义为其获得的报酬与卫星能耗成本之差。将构建的优化问题分解为两个子问题，分别优化卸载策略和资源分配策略。最后，提出一种基于联合拉格朗日方法的优化算法来求解这两个子问题。仿真结果表明，与三种卸载和资源分配算法相比，所提出的算法可将移动边缘计算服务提供商的利润提高约80%。

与 [95], [96],[115], 中的基于优化的方法不同， [97] 中的研究采用基于深度强化学习的方法，解决低地球轨道泛在边缘计算（UEC）网络中的联合卫星选择与卸载问题。在所考虑的网络中，每个时隙内，地面用户（TU）可通过接入卫星（AS）将其时延敏感（DS）计算任务卸载至计算卫星（CS）。研究构建了一个马尔可夫决策过程（MDP），并设置两个智能体，分别用于帮助TU为任务卸载选择AS和CS。具体而言，AS智能体根据先前的AS和AS选择、接收信号强度、可用带宽以及AS候选项的估计切换开销来选择合适的AS，目标是最小化卫星与地面之间以及卫星间的总

通信时延。与此同时，CS智能体根据先前的CS选择、各CS候选项的计算能力以及估计的AS-CS传播时延，选择最优CS，从而尽可能降低卫星间通信时延与计算处理时延之和。随后，研究提出一种名为交替对偶深度网络（ADDQN）的基于深度强化学习的学习方法，使两个智能体学习各自最优的AS和CS选择策略。仿真结果表明，与四种启发式算法和深度强化学习算法相比，所提方法可使成功完成的任务数量增加约6.8%，并将卫星开销降低约15×。

D. 经验教训

表 IV 总结了卫星网络中用于计算卸载的激励机制。综上所述，现有研究广泛采用博弈论机制来优化卫星网络中的卸载决策、资源分配与定价。这些机制提供了去中心化框架，使用户、边缘服务器和卫星能够确定卸载目的地、分配计算资源并设定适当的价格，从而优化与任务时延、能耗和收益相关的效用。然而，许多此类方法依赖迭代算法，参与者可能需要经过多轮信息交换才能达到均衡点。这一要求可能导致较高的通信开销，尤其是在星间链路上。此外，在高度动态的卫星网络中，卫星星座拓扑和流量可能迅速变化。因此，根据过时的局部信息计算得出的均衡点可能变得次优或不稳定。软件定义卫星网络为解决这些问题提供了一种有前景的方案 [37]。具体而言，可以采用集中式软件定义网络（SDN）控制器来汇总卫星星座的全局网络状态，并以更少的协调轮次和更低的开销广播局部信息。

IV. 隐私与安全

鉴于卫星与地面用户之间距离遥远，空中网络和空天地一体化网络日益面临窃听、干扰、欺骗和隐私泄露等安全威胁，而动态拓扑和这些系统的多主体特性进一步加剧了这一问题，如图 5 所示。传统优化方案不足以应对这些挑战，因为它们通常假设各方相互合作且系统完全可控。实际上，多个利益相关方（例如卫星、地面站和物联网设备）具有异构目标，并且可能采取利己行为。基于博弈论的激励机制通过将合法用户和对手都建模为理性决策者，刻画这些策略性交互。与在不对称信息或利益不一致的情况下可能失效的静态优化不同，基于激励的方法能够得出均衡解，即使参与者各自追求自身利益，这些解仍然稳定。这使系统能够提供可扩展且自适应的安全保障，在动态卫星—地面环境中平衡成本、服务质量和保护级别。因此，必须采用激励机制，在协调不同参与者目标的同时，高效分配稀缺的频谱和计算资源。通过纳入博弈论、拍卖、合约、联盟形成和去中心化学习等方法，可以构建系统化方案，以鼓励合作、管理隐私与性能之间的权衡，并缓解异构网络层中的对抗行为。合作博弈和非合作博弈均已用于资源分配和安全保障，但它们在卫星场景中的适用范围各不相同。合作博弈依赖联盟形成和集体效用最大化，假设参与节点能够进行协商并透明地共享信息。然而，在异构卫星—地面系统中，低地球轨道星座、地面网关和第三方服务提供商等实体往往具有相互冲突的商业或运营目标。缺乏可信协调者且存在不对称信息，使得全面合作难以实现。在这种情况下，斯塔克尔伯格博弈、拍卖和重复博弈等非合作博弈模型更为适用，因为它们能够在部分可观测条件下刻画竞争、自利行为和策略性交互。相较之下，合作博弈更适用于内部运营商协调或可信联盟环境，在这些环境中，参与节点的利益是一致的。明确这一区别对于在不同的网络所有权和安全配置下选择合适的激励机制至关重要。因此，本节回顾了近期研究，这些研究利用激励驱动的资源分配策略，在多样化的运行和架构约束下实现安全目标。

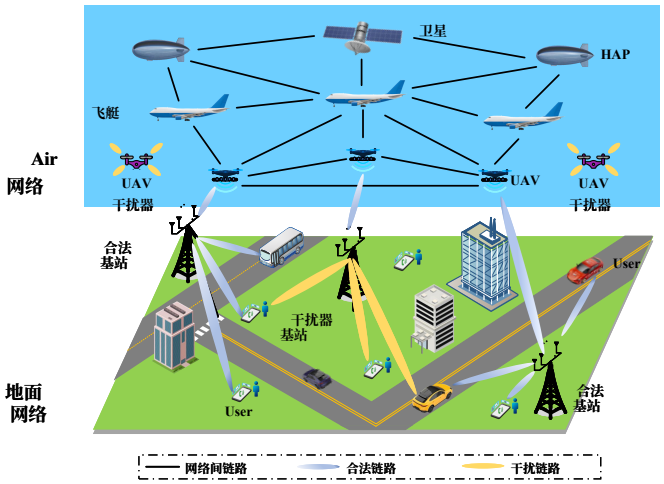


图 5. 含干扰基站和无人机的空天地一体化网络示意图。

A. 基于斯塔克尔伯格博弈的资源分配

多项研究采用斯塔克尔伯格博弈框架，在卫星及星地系统中分配资源。

作者在 [117]中研究了一种卫星-地面物联网，其中远程用户向服务提供商购买加密服务，以保护数据隐私。斯塔克尔伯格博弈能够刻画卫星网络与地面网络之间的资源交换过程。因此，该交互被建模为斯塔克尔伯格博弈，其中服务提供商（领导者）设定价格，用户（跟随者）选择其安全配置。为处理系统的序贯性和非对称性，作者利用马尔可夫决策过程，并设计了一种多智能体强化学习算法（WoLF-PHC），以寻找近似纳什均衡策略。可以观察到，与Q学习相比，所提出的WoLF-PHC具有更好的收敛性，并且更有效地满足用户隐私要求。具体而言，所提出的WoLF-PHC方法实现的价格是Q学习方法的两倍，且安全配置级别更高。WoLF-PHC的收敛点与纳什均衡点几乎相同。因此，[27] 和 [28] 利用主用户与次用户或窃听者之间的斯塔克尔伯格层级结构，平衡安全频谱效率与能效。文献 [27]提出了一种认知卫星-地面网络，通过双向中继和友好干扰增强抵御窃听的安全性。研究表明，安全频谱效率与安全能效之间的权衡被建模为斯塔克尔伯格博弈，其中卫星网络为领导者，地面网络为跟随者。为更好地刻画现实场景，作者在利用自适应帧结构的基础上，对主用户和窃听者不同的活动状态进行了建模。研究提出了一种迭代式联合频谱与能量分配优化算法，与固定分配方案相比，其效用提高了28.5%；与传统固定分配方案相比，其收敛速度更快，迭代次数减少了25倍。

在 [28], 一种分层斯塔克尔伯格博弈中，采用深度强化学习方案，为高度动态的卫星网络制定抗干扰策略，其中干扰器是领导者，用户是跟随者。具体而言，利用斯塔克尔伯格抗干扰路由博弈对干扰器和卫星用户采取的通信对策进行建模。所提出的方法利用深度学习缩小决策空间，并利用强化学习在智能干扰下实现快速自适应路由，从而得到一个收敛于稳定均衡的迭代解。与传统方案相比，所提出的方法能够将路由成本降低57%，并在定向干扰下表现出更高的鲁棒性。同样，在 [118], 一种双层斯塔克尔伯格博弈模型被提出，用于保护卫星-无人机融合网络中的回传链路，抵御能够同时进行干扰和窃听的全双工攻击者。在第一层中，攻击者和源无人机分别是领导者和跟随者；而协作无人机和源无人机分别被设为领导者和跟随者。该模型捕捉了卫星-无人机信道的独特暴露特征以及无人机节点有限的合作行为，这些特征不同于传统地面模型。第一层对无人机网络与攻击者之间的对抗关系进行建模，其中无人机的传输功率策略可根据攻击者的干扰策略进行调整。此外，第二层对协作无人机场景进行建模，设定干扰服务的单位价格，在固有自私性的情况下激励节点参与。随后，提出三阶段最优响应迭代算法，以迭代方式求解博弈均衡。结果表明，与非合作干扰相比，该方法使安全速率提高了50%；在 10^{-3} 自干扰因子下，与现有的定价方法和讨价还价方法相比，协作无人机的效用分别提高了7%和27%。

[118] 的概念随后被扩展到大规模多层网络中的隐蔽通信 [119]。为考虑卫星回传链路独有的广域覆盖和密集多层结构， [119] 中的作者构建了一个两阶段斯塔克尔伯格博弈，以防范警觉的对抗性地面基站对大规模多层低轨卫星网络进行检测，直接应对这一问题。具体而言，地面基站被建模为非合作跟随者，通过能量检测将检测错误降至最低。同时，低轨卫星网络充当领导者，在隐蔽约束下进行功率控制以最大化效用。所提出的设计结合了随机几何、二项点过程模型和均场方法，以处理卫星、无人机和基站的空间分布，这使其有别于传统的小规模地面隐蔽通信方案。研究人员提出了一种结合逐次凸近似和黄金分割搜索的双层算法，以求得斯塔克尔伯格均衡；数值结果验证了该算法，并展示了干扰和卫星激活概率如何共同影响隐蔽性能。在CSTN的实际安全传输中，卫星网络与地面网络的所有权相互独立，二者无法通过合作实现互利。因此， [120]提出了一种基于斯塔克尔伯格博弈的CSTN安全传输策略。具体而言，卫星网络被建模为领导者，并招募一个地面节点作为跟随者，由该跟随者协助抗干扰。借助可通过分配频谱接入时间获得补偿的跟随者，领导卫星网络以总体传输能量为代价最大化保密速率。该方法考虑了不完美信道状态信息对窃听者链路的影响，反映了卫星系统覆盖范围广且具有不确定性的特点。此外，作者还通过逆向归纳法推导出斯塔克尔伯格均衡，得到最优时间和功率分配，实现了保密速率与地面传输效用之间的权衡。

研究 [121]结合斯塔克尔伯格博弈与匹配博弈，在空间物联网干扰不断变化的情况下动态分配抗干扰策略。具体而言，研究 [121] 基于干扰卫星与地面小区之间的动态关系，提出分层抗干扰斯塔克尔伯格博弈（HASG），通过多对一和一对一匹配构建稳定的抗干扰策略，以应对低轨卫星造成的干扰；其中，干扰卫星为领导者，地面小区为跟随者。采用八颗卫星时，所提出的 HASG 在实现几乎相同传输速率的同时，将计算复杂度较穷举搜索降低了90%。

该方法旨在应对干扰卫星与地面用户之间的动态对抗交互，并通过收敛性和均衡性证明予以支撑。在 [122], 考虑由智能反射面（IRS）辅助的卫星—无人机—地面（SUT）一体化物联网网络时，提出了一种斯塔克尔伯格博弈框架，以解决不完美信道状态信息下针对智能干扰器的卫星、无人机和 IRS 混合波束成形设计联合优化问题。具体而言，将卫星和无人机建模为领导者，将 IRS 和干扰器建模为跟随者。该方法利用基于到达角的离散化和用后即忘策略处理未知干扰信道，并利用柯西–施瓦茨不等式推导出闭式次优干扰功率。为求解相互耦合的领导者子问题，提出了一种带惩罚函数的交替优化方法；与传统最大比传输波束成形方案相比，该方法在实现收敛的同时将发射功率降低了 19.25%。针对无人机网络的独特特性，包括开放式无线暴露和去中心化的无人机间拓扑，提出了一种随机斯塔克尔伯格博弈，以[123] 应对智能干扰。该范式将地面干扰器建模为领导者，以优化干扰信道和干扰功率。同时，无人机对充当跟随者，协同选择传输信道和功率等级，在考虑功率成本的同时最大化吞吐量。所提出的机制在无人机对之间采用联邦深度Q学习，并利用卫星服务器聚合本地模型，而不集中原始数据，从而保护隐私，并提升面对共同干扰威胁时的协调能力。研究结果表明，联邦学习几乎可以达到集中式学习的性能，与去中心化学习相比，抗干扰效率提高了 23.3%。

在计算卸载和隐私保护分配领域， [124] 和 [125] 采用结合联邦学习的李雅普诺夫优化，在保障隐私的同时管理随机的卫星-地面任务放置。在 [124], 中，研究者提出了一种双层斯塔克尔伯格博弈，并结合深度联邦元强化学习方案，以协调卫星-地面孪生网络中的周期频率、信道分配和区块大小。卫星云服务器和地面用户分别被视为领导者和跟随者。该方法采用李雅普诺夫稳定性理论，将长期队列解耦为短期资源决策。所提出的策略能够针对动态任务和不断变化的卫星位置实现自适应求解。与基准方法相比，该方法的吞吐量最高提升了10%，认证开销则降低了78%。为实现计算卸载、缓解信道干扰并促进卫星-地面数字孪生网络的隐私保护， [125],提出了一种区块链辅助的两阶段斯塔克尔伯格博弈，其中云服务提供商和多个数字孪生分别被建模为领导者和跟随者。与传统地面系统不同，所提出的模型能够处理随机任务到达、时变的低地球轨道卫星位置以及跨层干扰。考虑到卫星-地面融合网络在计算和连接方面的独特约束，作者设计了一种基于李雅普诺夫的变换，以解耦长期队列。他们采用多智能体深度联邦强化学习框架，联合优化CPU频率、信道分配、卸载、区块大小和云定价。该方法通过联邦聚合和发布机制，在卫星连接条件下保护不可信数字孪生之间的隐私，同时借助区块链确保交易验证。

B. 基于契约的激励机制

一些研究则采用了基于契约的激励机制。在协作定位系统中，节点传输其位置信息时会产生隐私成本。因此， [31] 中的研究提出了一种激励机制，用于评估协作节点隐私与目标定位精度之间的权衡。具体而言，该方案基于合约理论，在确保协作节点定位性能的同时，将目标支付降至最低。该方案将原始非凸优化问题转化为凸问题，并给出了闭式解，从而在满足定位精度约束的条件下最大限度地减少支付。

C. 基于深度学习的激励机制

另一种资源协调方法采用了联盟形成和强化学习框架。鉴于空地系统相较于纯地面网络具有覆盖范围广、基础设施稀疏的特点， [126]中的研究结合博弈论与多智能体深度强化学习（MADRL），为一体化空地网络设计了一种抗干扰传输策略，如图 6 所示。该方法利用这些模型应对地面和空中干扰机，同时最大限度地提升上行数据收集量和可靠性，并将无人机群部署建模为拥塞博弈，将动态子网形成建模为联盟博弈。在下行场景中，联合轨迹与功率优化问题被建模为部分可观测马尔可夫决策过程，并由高空平台通过集中式训练的多智能体深度强化学习框架求解。该框架减轻了无人机的计算负担，并确保分布式执行。此外，研究还提出了一种采用自适应裁剪的改进型近端策略优化算法，以加快大规模状态空间下的收敛速度。仿真结果表明，与帕累托方案相比，该方案在无人机-高空平台链路方面采集到的总数据量提高了 16.6%。

D. 重复博弈与*Groves*机制

除这些学习驱动的方法外，也有研究采用重复博弈或 Groves 机制，在资源调度中实现公平性与效率。为协调用户行为与任务调度，文献[38], 提出了一种基于重复博弈的数据中继卫星系统资源分配方法，以应对有限的星间波束资源以及

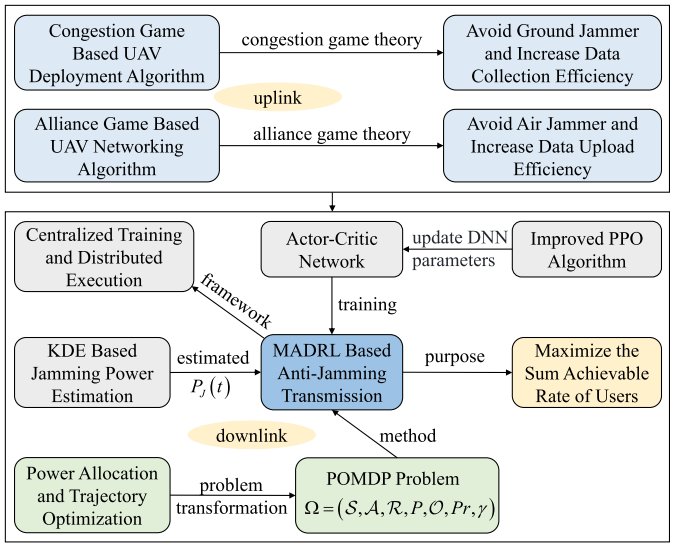


图 6. 文献 [126] 提出的多智能体深度强化学习辅助抗干扰传输方案的博弈论。

地球同步中继系统所特有的可见窗口约束。具体而言，提出了一种兼顾资源满足度和调度成功率的收益结构。随后，推导了单次竞争下的纳什均衡，表明用户会自私地请求最大资源量。为激励长期合作，构思了一种结合惩罚与宽恕的重复博弈，并通过折扣因子和惩罚时长的解析条件予以支撑。此外，基于Groves机制设计的防欺诈机制进一步鼓励用户如实申报其资源需求，并利用中继卫星系统所特有的透明运行协议和安全协议。

E. 直接定价策略

一些研究采用了直接定价，而未使用分层斯塔克尔伯格博弈。在 [127]，中，针对卫星集成物联网（S-IoT），提出了一种分布式非合作博弈机制，以最小化优先级感知不规则重复时隙ALOHA（IRSA）中的信息价值成本（CoIV），即价值最优增强型IRSA（V-IRSA）。与传统的信息年龄指标不同，该方案引入了基于信息价值成本的效用，从用户视角评估数据包的重要性，并推导出线性衰减和指数衰减场景下信息价值成本函数的闭式表达式。研究采用差分进化算法优化度分布，并证明在拟凹性条件下该算法收敛至纳什均衡。该方案能够有效优先处理重要性高的节点，从而提高吞吐量并降低信息价值成本，优于标准IRSA。针对卫星场景特有的地面基础设施稀疏和高移动性问题， [128]提出了一种面向低地球轨道卫星物联网的隐私感知频谱定价与功率控制框架。该框架将定价建模为马尔可夫决策过程，由卫星上的本地双重深度Q网络智能体求解；同时将计算卸载至地面服务器，以克服星载处理能力有限的问题。

此外，该方法整合了一种通过基于声誉的区块链进行协调的联邦学习方案，同时利用去中心化卫星网络，避免地面联邦学习架构中常见的单点故障。该设计通过将频谱租赁和功率合规与声誉挂钩来激励诚实参与，而声誉则决定奖励的聚合与分配。

F. 其他博弈方法

另有一些研究则聚焦于抗干扰、检测或认证问题。与密集的地面基础设施不同，大规模低地球轨道卫星部署容易受到欺骗攻击。在 [131],中，从可达域（RD）视角研究了连续推力卫星的追逃微分博弈（PE Game）。因此，引入了超可达域（HRD）概念来分析追逃博弈问题，并基于参与者的HRD提出了追逃博弈捕获的充分条件。此外，基于Clohessy-Wiltshire模型，利用RD工具推导出了可达域的解析表达式。仿真结果表明，所提出的Clohessy-Wiltshire模型无需采用传统打靶法，即可高效评估捕获场景。在 [132], 中还提出了类似的双边拍卖设计，重点关注时延感知的卫星边缘学习。在 [129]中，提出了一种面向空间信息网络的博弈论欺骗检测方案。该方法将物理层认证建模为零和博弈，其中地面站选择检测阈值，同时对欺骗攻击概率进行优化。此外，还利用多普勒频率扩展和接收功率来区分卫星轨迹。因此，该方法能够根据不同的仰角，在多普勒属性和功率属性之间切换，从而提高认证率。与卫星赋能物联网中的单层防御相比，协同防御涉及物联网设备、接入网络和卫星传输网络，能够实现更细粒度的防御。具体而言，在给定测试阈值 $\tau = 0.5$的情况下，与组合认证方案相比，该方案将平均认证率提高了14.5%。在 [32],中，提出了一个用于卫星赋能物联网场景下抵御跨域攻击的三方安全博弈框架，明确解决了量化不同组件之间跨域影响和激励不一致这一开放问题。该框架评估了卫星域和地面域中不同攻防方案的影响。具体而言，在卫星域中，开发了一种流定价方法，以激励物联网网络运营商防止恶意信息渗透。开发了高效的学习算法，使物联网网络运营商能够识别最优流采样策略，并使卫星服务提供商能够有效设定流价格。与基于偏离策略的方案相比，采用斯塔克尔伯格–纳什均衡时，最大效用提高了11.9%。该框架提出了统一斯塔克尔伯格–纳什均衡的存在条件，并开发了

表 V 隐私与安全激励机制综述。

Ref.	场景	问题重点	方法	参与者
[73]	卫星物联网	抗干扰	博弈论	卫星、基站、用户和干扰器
[28]	卫星互联网	路由 优化 and 抗干扰	斯塔克尔伯格博弈 + 学习	卫星、可重构智能表面和用户
[119]	低地球轨道卫星网络	隐蔽通信	随机几何 +博弈论	卫星、基站、用户和无人机
[129]	低地球轨道卫星网络	物理层认证	假设检验 + 博弈论	基站、欺骗者和卫星
[32]	卫星赋能物联网	协同防御	流量定价 + 学习	卫星、无人机和用户
[31]	协同定位	隐私与准确率权衡	激励机制 + 优化	节点和目标
[122]	RIS辅助空天地一体化网络	抗干扰	混合波束成形 + 博弈论	卫星、无人机、可重构智能表面和干扰器
[123]	无人机网络	抗干扰	博弈论 +学习	无人机和干扰器
[126]	空天地一体化网络	抗干扰 +轨迹优化化	博弈论 + 马尔可夫决策过程 +学习	无人机和高空平台
[38]	数据中继卫星系tems	任务调度 + 用户行为协调	博弈论 +防作弊机制-nism	卫星、基站和用户
[124]	空天地一体化网络数字孪生网-络	安全认证	斯塔克尔伯格博弈 + 学习	低地球轨道卫星、基站和用户
[125]	空天地一体化网络数字孪生网-络	计算 +隐私保护	博弈论 +区块链 + Lya-普诺夫稳定性理论 + 学习	卫星、基站和用户
[127]	卫星集成物联网	多样化接入	博弈论 +学习	基站和地面节点
[128]	低地球轨道卫星物联网	频谱资源管理	区块链 + 博弈论 + 学习	卫星、基站和用户
[130]	空地综合网络	匿名认证	区块链 + 计费	卫星、地面站和用户

有限步学习算法，以便在不完全信息下达到稳定策略。在 [73]，中，提出了一种面向卫星物联网系统的抗干扰策略，该策略基于推导出的卫星物联网系统传输速率，并利用波束切换和波束角优化。该方案利用合适的卫星提供充足的空间分集，从而确保覆盖。此外，博弈论被用于在考虑外部性的情况下建立卫星与地面小区之间的稳定匹配；与穷举搜索相比，该方法降低了复杂性，同时实现了近似等效的传输速率。随后，采用变度量法细化卫星波束角，以进一步最大化网络吞吐量。该方法利用卫星集群的空间分集动态重新分配覆盖范围，在不依赖会增加卫星能耗的传统方案的情况下，缓解干扰攻击。在 [133] 中，作者提出了一种改进的条件生成对抗网络（GAN）框架，该框架融合了一般和博弈结构与虚拟博弈，以稳定卫星行为发现的训练过程。具体而言，采用注入噪声的损失函数实现持续激励，与传统生成对抗网络训练相比，实现了更好的收敛性。该范式将多层条件生成器和判别器与专用嵌入模块及卷积模块相结合，并利用自适应梯度更新进行迭代优化。研究表明，在弗雷歇初始距离为0.002时，可实现93%的分类一致性，说明采用注入噪声的成本函数的GAM训练方案具有有效性。在 [134],中，拦截问题被建模为两个参与者之间的零和微分博弈：追击者（拦截者）和逃逸者（目标卫星）。每个参与者通过两个角参数控制其连续低推力推进的方向，即

推力矢量的方位角和仰角共同定义了控制策略。追击者寻求最小化拦截时间和燃料消耗，而逃逸者则旨在最大化生存时间或耗尽追击者的资源。通过应用一阶和二阶最优性条件，可以为双方分别推导出有限组可行控制模式，鞍点解则给出双方最优策略。该均衡确保任何一方都无法通过单边偏离来改善自身结果，从而刻画出给定边界和动态约束下的最优追逃轨迹。该方案在满足轨道安全约束的同时，相较于单边控制基准实现了更好的收敛性。文献 [130]提出了一种适用于空天地一体化网络（SGINs）的去中心化匿名认证方案，实现了快速切换认证和公平计费流程。具体而言，该方案将地面认证任务委托给卫星，以减少由空天地传播造成的认证时延，这一点不同于传统地面网络。该方案引入基于阈值的凭证聚合，使用户能够在多个卫星运营商之间实现无缝漫游，而无需分别注册账户。最近，文献 [135]，将基于贡献度的聚合算法与贝叶斯功率控制博弈相结合，提出了一个用于防御无线联邦学习中协同干扰和投毒的统一框架。具体来说，该框架设计了一个受夏普利值启发的指标，用于评估节点贡献，在实现线性复杂度的同时，即使存在投毒更新，也能保持聚合鲁棒性；对于具有可变参与度的资源受限网络（例如基于卫星的物联网网络）而言，这是一个关键改进。所构建的贝叶斯博弈在无需完整类型披露的情况下处理节点行为的不确定性，同时利用不完全信息来

基于概率信念调整功率控制。该方案在多种攻击下展现出较强的韧性，并且与基准方案相比，以更低的功率和时间开销维持了全局模型精度。然而，本文未考虑多集群协同，也忽略了干扰和投毒之外的跨域攻击。

G. 经验总结

表 V 总结了异构参与者之间近期针对隐私、保密性和抗干扰策略的激励机制。斯塔克尔伯格博弈框架已广泛应用于卫星和卫星–地面网络中的频谱共享、能效、抗干扰、隐蔽通信和计算卸载 [27], [28],[117]–[125], [129]。这些研究利用分层的领导者–跟随者交互，并通常与先进的学习技术相结合 [126], ；与传统优化方案相比，它们始终展现出更优的收敛性、鲁棒性和效用 [38], [127], [128], [131], [132]。通过明确卫星网络中的激励方案及相应的安全资源管理问题，可以得出以下几点重要观察。

1）基于斯塔克尔伯格博弈的机制：这些方法最适用于存在明确领导者–跟随者关系的分层和非对称资源管理 问题（例如，卫星与地面用户之间，或干扰器与防御者之间）。它们能够有效建模序贯决策过程，从而实现对干扰和窃听等动态威胁的自适应响应。与深度强化学习或联邦强化学习相结合后，斯塔克尔伯格博弈构式还可以进一步处理随机的卫星移动性和不确定的信道状态。然而，其有效性取决于可靠的反馈，并且在大规模多智能体环境中可能因收敛速度较慢而下降。

2）基于合约的机制：这些方案特别适用于隐私保护合作和定位相关资源共享，因为智能体掌握着私人信息。通过设计激励相容的合约，此类机制可缓解协调者与参与者之间的信息不对称，在确保各方如实参与的同时，最大限度地降低运营成本。然而，其性能容易受到系统建模不准确的影响，并且在高度动态的网络条件下可能会下降。

3）深度学习与基于联盟的激励方案：这类方法更适用于去中心化的大规模协调任务，例如无人机或低轨卫星集群之间的分布式抗干扰和计算卸载。融合多智能体深度强化学习（MADRL）后，即使信息交换有限，也能实现分布式决策；联盟博弈或拥塞博弈则可刻画不断演变的群体行为。尽管这些方案具有可扩展性和韧性，但通常会带来较高的计算复杂度，并需要大量训练数据。

4) 重复博弈与Groves机制：这些方法非常适合长期合作和公平调度，可应用于星间中继网络等存在重复交互的系统。它们通过惩罚自私行为并随着时间推移奖励合作行为来促进可持续性。其分析易于处理，能够进行形式化的均衡与公平性分析，但在高度动态或一次性场景中适应性有限。

尽管取得了这些进展，大多数现有方法仍依赖理想化假设，例如对手是理性的、信道状态信息准确无误，以及交互同步，而这些假设在实际中很少成立。当前模型通常局限于简化的双层结构，因此难以扩展到多卫星、多无人机和大量用户的场景。此外，将博弈论与机器学习相结合会带来大量训练开销，并在非平稳环境中造成不稳定，从而降低部署的可行性。最后，许多研究只关注单一优化目标，未能综合考虑跨层安全、隐私和异构威胁。因此，在动态卫星网络中实现可扩展、具有韧性且兼顾隐私的资源分配，仍是一项开放的研究挑战。

V. 卫星网络中的其他新兴问题

除上述讨论的问题外，卫星地面网络日益增长的复杂性和异构性也带来了其他新兴的资源管理问题。本节聚焦于一些前景广阔但相对新兴的领域，例如路由、缓存和数据卸载。鉴于这些新兴领域的相关文献仍然有限，但其重要性不容忽视，我们将相关讨论整合于此，以提供关键且具有前瞻性的视角。本节分为若干专题小节：V-A节讨论智能路由与流量重新分配，V-B节讨论缓存与访问控制，V-C节讨论拓扑感知的资源与位置优化，V-D节讨论数据卸载，V-E节讨论中继选择。为满足6G空天地一体化网络 [136],对性能、可扩展性和响应能力的要求，激励机制已成为在自利或去中心化场景下促成合作行为的有力工具。本节探讨相关领域的最新进展，其中经济激励或博弈论激励被用于解决各类协调问题，涵盖路由与流量重新分配、基于学习的缓存与接入控制、拓扑感知的资源优化，以及数据卸载和中继选择。由于本节涉及的问题较为多样，我们先按问题类型进行梳理，再讨论如何运用不同的激励机制来解决这些问题。

A. 智能路由与流量重新分配

卫星网络包含通过混合无线方式连接的设备，其数据包需要通过智能路由发送至接收方（如图 7 所示）。由于拓扑动态变化、节点能力异构以及服务质量需求严格，这些网络中的路由和流量调度需要进行智能决策。引入激励机制，尤其是博弈论模型，可提供一种分布式自适应框架，引导节点采取行为，以实现全局高效的路由策略。这些机制鼓励

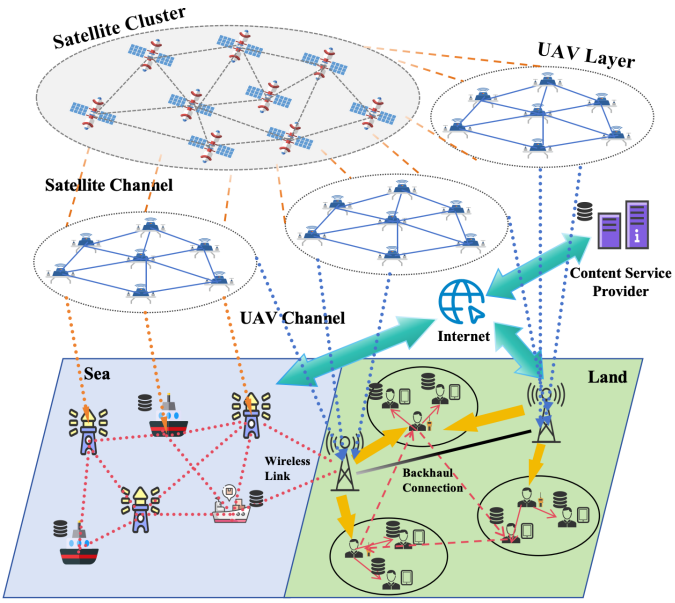


图 7. 空天地海一体化网络的示意图，展示了卸载与协调。

卫星之间，或卫星与地面／海上智能体之间开展合作，从而实现有效的流量均衡、拥塞规避以及服务质量感知的服务交付。

1）非合作博弈：在 [33], 文中，作者研究了多层软件定义卫星网络中的服务质量驱动的流量调度。他们将流量流分为三类：时延敏感型（A 类）、带宽敏感型（B 类）和尽力而为型（C 类）。为平衡吞吐量与公平性，作者提出了一种混合调度框架，将超模博弈与优先级排队相结合，并赋予 A 类流量绝对优先权。在这一非合作博弈中，参与者是 B 类和 C 类流量聚合体。每个参与者都通过竞争性地调整自身的调度策略（与其发送速率或优先级有关），力求最大化自身的效用函数。效用函数定义为优先级与到达率之间的加权权衡。通过迭代最佳响应算法可以达到均衡，此时任何参与者都无法单方面提高自身效用。此外，他们提出的星间优先路由算法通过减少高优先级流量的星间跳数来降低时延。

2）联盟博弈：与 [33],中聚焦星内场景的研究不同，[137] 中的作者考虑了更广泛的卫星—海上集成网络（ISMN）场景，其中路由决策涉及多种类型的网络实体，包括船舶、浮标、低地球轨道（LEO）卫星和地面基站（TBSs）。他们提出了一种基于三阶段联盟博弈的多路径路由策略，让这些实体作为参与者组成路由联盟。该策略根据流量类型（实时与非实时）和网络状态，动态地将智能体划分为不同的路由联盟。仿真结果表明，所提出的联盟博弈方法显著提升了系统性能：与 INPM、SMUC 和 MRCA 等基准方案相比，该方法将整体吞吐量提高了 15–20%，尤其是在中高流量负载下。

两项研究 [33]和 [137] 均展示了博弈论激励机制如何在复杂的卫星网络环境中有效引导分布式路由行为。 [33]着重探讨了如何在分层卫星系统中运用非合作超模博弈实现由服务质量驱动的优先级排序，而[137] 则利用联盟博弈，聚焦于卫星—海上混合基础设施间的协作。然而，在实时约束下协调跨越卫星、地面和海上边界的多域路由激励机制，仍是一项关键挑战。未来的研究可探索分层或混合激励框架，综合考虑路由效率、公平性和跨层适应性。

B. 缓存与访问控制

在卫星集成网络中，激励机制对于智能缓存和接入控制日益重要。随着内容流行度变得更加动态、用户行为更难预测，卫星地面系统必须实时协调缓存放置、用户聚类和资源分配。支付方案或合作收益等激励措施，能够鼓励用户和中间节点（如无人机或设备到设备通信设备）贡献缓存空间和通信带宽等资源。基于学习的博弈方法为引导分布式决策、降低时延和运营成本提供了可扩展的途径。

1) 拍卖机制：作者在 [138] 针对蜂窝设备到设备网络中缓存容量有限且用户缺乏参与动机这一双重挑战，提出了一种由激励驱动的深度强化学习框架（IDQNM）。该模型的主要目标是最大化内容服务提供商（CSP）的成本节省，即通过设备到设备卸载降低蜂窝传输成本所带来的净收益，并扣除向参与用户支付的费用。在该框架中，CSP 担任中央控制器和拍卖方，移动用户则作为竞标者，通过反向拍卖提供缓存和数据转发服务。该方法将深度 Q 网络（DQN）用于自适应内容缓存，并结合 VCG 支付规则，以确保真实出价和个体理性。仿真结果表明，所提出的方法显著优于基线策略：在真实移动轨迹下，与基于衰减、贪心和随机缓存的方法相比，IDQNM 可将 CSP 的成本节省提高约 20–30%；节点数量和内容容忍时延越大，这一优势尤其明显。然而，该方法的效率容易受到用户行为可预测性的影响——如果偏好预测不确定，产生的缓存开销可能会抵消其收益。

2）非合作博弈：与 [138]，中仅关注单层 D2D 网络不同， [129] 中的作者考虑了更广泛的6G卫星—无人机—地面网络。他们提出了一个实时分布式优化框架，将整体时延最小化问题分解为三个子问题：用户聚类、缓存放置和功率分配。这些问题分别通过地面用户之间用于聚类的非合作博弈、由无人机执行的用于缓存决策的遗传算法，以及用于功率分配的低复杂度估计技术来解决。聚类博弈通过迭代最佳响应算法达到纳什均衡：每个用户自私地选择能使自身时延最小化的无人机，直至没有用户能够单方面提高自身效用。

虽然这种方法能有效降低时延，但其迭代式分解引发了人们对动态环境中变量是否得到恰当解耦的担忧。作者们在[139]中通过提出一种星地一体化网络（STINs）协作缓存方案，推进了空间缓存的发展。低轨卫星作为主要参与者，执行分布式缓存决策。他们引入基于岭回归的预测模型，以支持低轨卫星分布式缓存，并利用非合作博弈指导聚类合作区域内的缓存效用优化。每颗卫星根据其他卫星当前的策略更新自身的缓存决策，以最大化自身与合作邻居的综合效用；势函数则保证了收敛。与[140]，中的方法相比，该方案的一个已知局限是无法适应快速变化的用户移动性，因此在动态集群形成方面仍存在不足。

3）成本最小化框架：在类似的多层场景中，[141]的作者为采用基于无人机的缓存的内容服务提供商设计了成本最小化框架，旨在降低服务时延和运营开支。他们采用了与[140]，类似的用户聚类和缓存放置策略，通过非合作博弈进行用户聚类，并使用遗传算法进行缓存放置；但值得注意的是，他们假设传输功率固定，从而简化了优化问题。实验结果表明，与不采用协作缓存的基准策略相比，该方法可使内容服务提供商的成本最多降低28%，同时将平均服务时延降低约22%。这一假设虽具有实用性，却忽视了远距离卫星—无人机—地面链路中能耗和链路质量变化的影响，表明资源耦合方面仍有机会采用更具适应性的方案。

[138]–[141]中的这些研究表明，将维克里—克拉克—格罗夫斯机制、拍卖和非合作博弈与基于学习的策略相结合，可有效实现空天地网络中的缓存。从设备到设备拍卖到多层协作缓存，激励机制使分布式决策与全局效率目标保持一致。然而，在对缓存、功率分配和用户移动性之间相互依赖关系的建模方面，仍存在尚待解决的挑战。未来的研究可以探索具有适应性且关注移动性的激励框架，联合考虑内容流行度预测、能量预算和跨层性能约束。

C. 拓扑感知资源与位置优化

卫星网络中的激励机制不仅有助于任务执行或资源交换，还能促进动态拓扑优化中的协作，尤其适用于多卫星星座中的位置调整和资源协调。随着卫星数量增加、拓扑变得更加动态，亟需采用智能协调方案，以减少控制开销、保持覆盖鲁棒性并实现节能运行。博弈论模型和基于学习的优化方法常用于确保卫星之间公平协作，同时平衡能源、时延和星间干扰等约束。

1) 联盟博弈：[142]中的作者研究了大规模低轨卫星网络中的集群问题。在这类网络中，频繁的拓扑变化使稳定通信与协调变得困难。他们构建了一种联盟形成博弈，由卫星本身作为自主参与者，通过分布式决策组建集群并选择簇头（CH）。其主要目标是通过集群组织优化网络结构，从而最大限度地降低协议信令开销。与资源共享机制不同，他们关注的是网络结构本身的组织方式。每颗卫星都作为独立的智能体运行，并持续评估转入其他集群是否能提升效用函数；该函数综合考虑簇可靠性与管理开销。这一过程持续进行，直至没有卫星能够通过单方面更换集群来提升效用，从而达到纳什均衡。尽管该方案有效降低了控制消息负担，但未考虑其他开销来源，例如持续状态监控所消耗的能源以及决策所需的计算成本。

2）微分博弈：与以聚类为核心的方法[142]，不同，[143]中的作者借助微分图博弈理论，聚焦于多卫星系统中的容错区域覆盖。在他们的方法中，每颗卫星都作为自主参与者，通过分布式决策实现协同覆盖控制。他们对耦合的位置—姿态控制机制进行建模，以便在卫星发生故障时实现覆盖的平滑降级。一项关键贡献是他们提出的单网络近似动态规划控制器，该控制器能够快速适应，同时保持较低的计算复杂度。与[142]，类似，这项工作采用分布式策略，但相比降低控制开销，更加注重在故障情况下维持服务质量。与[143]，类似，[144]中的作者也采用微分博弈理论，但将其应用扩展至地球同步轨道卫星的共位控制。在他们的方法中，每颗卫星都是独立的决策者，在合作与非合作博弈模式下优化各自的定点保持机动。他们在高度受限的轨道环境中，联合优化燃料消耗、碰撞规避和信号干扰。尽管他们的方法涵盖范围更广，同时考虑物理层和通信层的约束，但该方法假设机动方案已预先计算，且未纳入实时反馈控制。这限制了系统应对轨道漂移或通信时延等动态不确定性的能力。

这些研究[142]–[144]共同揭示了在动态卫星星座中，采用智能且激励相容的机制进行拓扑与位置控制的重要性。无论关注的是聚类、容错还是共址，博弈论框架都能为自主智能体之间的协商与协调提供系统化支持。然而，当前研究往往将能源成本、时延容忍度或系统可观测性等方面割裂开来。未来研究应考虑对控制信令、计算能耗和时延感知学习进行联合建模，以实现更稳健、实时的

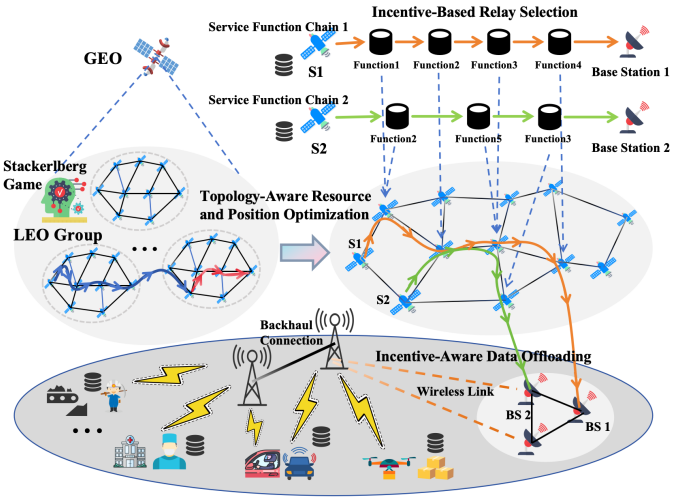


图 8. 展示具有拓扑优化和中继优化的空天地一体化网络。

复杂空间系统闭环优化。

D. 数据卸载

卫星地面网络中的数据卸载已成为缓解地面回传局限并提升服务覆盖的关键解决方案 [145], ，尤其适用于超密集或地理位置偏远的场景（如图 8 所示）。然而，由于各实体（例如卫星运营商、地面服务提供商和用户）之间存在所有权差异、成本不对称以及服务目标多样等情况，必须采用激励相容机制来确保有效卸载。博弈论模型，尤其是斯塔克尔伯格博弈、贝叶斯博弈、讨价还价博弈和联盟博弈，已成为协调卸载策略与经济理性、拓扑动态及服务质量约束的标准工具。

1）贝叶斯博弈：[146] 中的作者率先提出在卫星多播网络中采用激励感知反馈抑制的思路，并将用户的决策过程建模为贝叶斯博弈。在这一框架中，每个用户都是独立的博弈参与者，根据剩余电池电量和往返时间等私有信息，策略性地决定是否发送反馈消息。通过推导阈值策略可达到纳什均衡：只有当用户的归一化成本低于某个均衡截断值时，才会发送反馈消息。该截断值通过求解一个不动点方程唯一确定，该方程纳入了所有用户的能源成本和时延成本分布。虽然这项工作并未直接卸载数据，但它减少了不必要的回传流量，从而有效降低负载并保留带宽，可视为一种隐式卸载。仿真结果表明，即使在10^6 个用户且电池电量较高的情况下，所提方案也能显著抑制反馈消息，将其数量控制在30条以内，同时保持反馈时延接近于零，优于传统的基于计时器的方法。然而，与后续研究不同，该方案没有考虑动态流量模式或移动性，而这两者是现代卸载场景中的关键因素。

2）斯塔克尔伯格博弈：为拓展至双向运营商交互，[34] 中的作者构建了一个用于地面系统与卫星系统之间运营商间卸载的斯塔克尔伯格博弈框架。与 [146],类似，该工作对非对称信息和激励驱动行为进行建模，但重点关注频谱租赁和定价。在这一层级模型中，卫星运营商作为领导者（先行者）设定价格或租赁条款，而地面运营商作为跟随者，相应地调整用户关联。通过逆向归纳法实现斯塔克尔伯格均衡：首先在领导者策略固定的情况下推导跟随者的最佳响应，然后领导者在预判跟随者反应的基础上优化其策略。这一迭代过程持续进行，直至双方都不再有偏离的动机，从而保证收敛至稳定均衡。然而，与 [147], 不同，该模型缺乏对流量突发性和移动性的实时适应能力，因而可扩展性受限。 [147] 中的作者通过引入斯塔克尔伯格均值场博弈（SMFG），推进了建模范式，以管理超密集低地球轨道网络中的海量用户卸载。该框架巧妙地结合了斯塔克尔伯格博弈的层级结构（卫星与大量用户群体）和均值场博弈的可扩展性，从而处理海量用户群体内部的交互。与 [34], 不同，该框架同时刻画了智能体间影响和动态定价，使卫星和用户能够进行去中心化但相互协调的决策。然而，当前模型假设服务需求同质，而现实系统往往涉及时延敏感、隐私关键或计算密集型卸载任务。这一假设限制了该模型在多服务6G场景中的适用性。与地面—卫星协同不同， [148] 中的作者关注从低轨卫星到地球同步轨道节点的卫星内卸载，以处理遥感数据。他们提出一种两阶段混合策略，将数据分区与基于讨价还价博弈的地球同步轨道资源分配机制相结合，具体采用动态拓扑下的双边谈判博弈（TWBGS-DT）。在该方案中，低地球轨道卫星作为买方寻求缓存空间，地球同步轨道卫星作为卖方提供存储资源，而集中式SDN控制器则充当市场管理者，促成定价和缓存分配方面的协商。作者还引入非均匀时隙调度机制（NUTSDM）来处理链路动态变化。与 [34], 中的静态假设相比，这项工作强调拓扑变化和路径多样性，但未明确整合差异化服务保障或时间关键型优先级。

3）分布式决策：最后， [149]中的作者通过服务功能链（SFC）解决数据交付与资源编排问题。在他们的模型中，每条SFC都作为独立的参与者，选择多跳路由和网络功能嵌入策略，以尽可能降低自身的服务完成时延。尽管这种方法兼具灵活性和可扩展性，但与 [147]和 [148], 不同，它缺乏明确的博弈论激励机制来鼓励数据卸载协作。对卫星节点或中间服务代理的经济考量只是被隐含假设，并未通过正式的博弈模型进行优化，这可能会限制其在竞争激烈的多运营商环境中的部署。

总之，卫星地面网络数据卸载机制的最新进展表明，激励驱动策略能够有效协调资源利用率、服务质量与经济利益。从贝叶斯博弈、斯塔克尔伯格博弈到讨价还价博弈和基于联盟的SFC，各类模型能够应对不同的利益相关方互动、拓扑变化及规模挑战。然而，未来研究应关注异构且时间敏感型卸载：不同的服务类别需要差异化定价、时延感知讨价还价以及信誉感知合作。此外，部分可观测性下的多智能体激励和长期公平性仍缺乏充分研究，但它们对于在密集、动态的6G卫星基础设施中实现可持续卸载至关重要。

E. 中继选择

在混合天地一体化网络（HSTN）中，中继选择对于维持可靠传输起着至关重要的作用，尤其是在卫星直连链路性能下降或不可用时 [150]。地面中继的参与带来了将数据从卫星卸载至地面基础设施的可能性，这能够显著提升频谱效率和服务覆盖。然而，有效的中继参与依赖于激励相容机制，以确保作为中继的次用户能够因提供资源和开展协作而获得公平补偿或效用收益。基于拍卖的模型，尤其是维克里-克拉克-格罗夫斯机制等真实机制，是在分布式且高效的条件下协调此类中继分配的有效工具。

1）拍卖机制： [151] 中的作者提出了一种基于VCG拍卖的中继选择框架，适用于混合卫星-地面叠加网络，其中主卫星网络充当拍卖方，地面次级中继则作为竞标者。地面中继通过协作频谱共享来协助卫星用户，以换取频谱接入，从而获得激励。不同于依赖固定链路指标的传统基于匹配的中继选择方案，该研究纳入了经济估值和竞价驱动合作，在确保参与者如实参与的同时，实现了高频谱利用率。获胜者选择被建模为分配问题，并通过匈牙利算法高效求解。在VCG机制中，如实报告是每位竞标者的占优策略，因此形成纳什均衡，任何参与者都无法通过单方面偏离其真实估值而获益。仿真结果表明，所提出的拍卖机制显著优于基于位置和随机中继选择等基准方法，同时通过高效的时隙重分配，确保次用户之间的公平性。然而，与前一小节中的 [147] 等动态卸载模型相比，该中继选择机制采用静态的分块拍卖，无法适应实时信道变化、用户移动性或服务异质性。此外，当前模型假设每个中继在每轮拍卖中仅协助一名主接收机，忽略了高需求场景下的多中继链式连接或负载均衡。总之，激励相容的中继选择机制（如VCG拍卖）在卫星地面网络中实现可信、高效的中继协作方面具有巨大潜力。这类机制在卸载传输任务与奖励中继贡献之间实现了平衡。

在所评述的五个类别中，一个共同点逐渐显现：激励机制的融入并非仅仅是理论构想，而是大规模异构6G卫星空天地一体化网络高效运行的实际必要条件。这些机制能够实现理性代理（无论是卫星、地面运营商还是终端用户）之间的去中心化协同、公平的资源分配以及自适应协作。尽管已经取得了长足进展，但仍存在若干跨领域挑战。首先，许多模型采用静态或基于快照的优化方法，无法捕获卫星移动性、用户行为和流量突发所固有的时间动态。其次，现有研究通常假设服务和用户类型同质化，忽视了未来网络中日益增强的服务多样性和服务质量异构性。第三，大多数拍卖或博弈论框架强调真实性和均衡，但缺乏与基于学习的自适应机制的结合，因而难以应对不完全信息或演化环境。

六、结论与未来研究方向

本文全面回顾了激励机制在卫星网络资源管理中的应用。这些机制按照博弈论、拍卖、匹配和学习等方法范式进行分类。为全面且连贯地理解这些范式，我们提出了一个统一比较框架，在一致的评估维度下对所有回顾的机制进行基准评估。所选维度包括通信开销、收敛速度、公平性和可扩展性，这些都是衡量激励驱动的卫星资源管理效率与实用性的基础。表 VI 总结了这些机制的主要特征和权衡。可以看出，每种激励机制都呈现出独特的权衡。斯塔克尔伯格博弈和合作博弈适用于分层或协同优化，但要实现均衡，需要进行大量信息交换。拍卖和匹配机制在真实性或稳定性保证下，能够实现更快的收敛和更高的公平性，同时保持相对较低的信令成本。基于学习的框架具有很强的适应性和可扩展性，适用于高度动态的卫星环境，但由于探索—利用过程，通常收敛较慢。该统一框架打通了上述各节的方法论边界，为大型卫星网络中的比较评估和未来混合激励设计奠定了连贯的基础。此外，基于我们的研究发现，我们提出以下值得关注的未来研究方向。

表 VI 卫星网络激励机制的统一比较

机制	典型框架	开销	收敛	公平性	可扩展性	参考文献
斯塔克尔伯格博弈	分层领导者-跟随者优化	中高 (迭代交换)	Fast	中等 (以领导者为中心)	High	[14], [21]
合作博弈	联盟博弈/势博弈 用于联合优化	High （参与者合作）	中等	High （集体效用）	中等	[22], [23]
非合作博弈	独立策略学习 趋向纳什均衡	Low	中等	低至中等	High	[17], [64]
基于拍卖的方案	维克里/双边拍卖机制	低至中等	Fast	High （真实出价）	High	[25], [26]
匹配博弈	通过稳定配对 多对一映射	中等	Fast	High （稳定性标准）	中	[93], [94]
基于学习的方案	强化学习/DRL-增强型激励机制设计	Low （本地更新）	自适应	中等 （取决于奖励）	High	[70], [97]

A. 面向卫星网络的轻量级约束感知推理

一个有前景的研究方向是，重点协同设计轻量级、资源感知型智能体，使其能够在卫星与地面基础设施之间执行分割推理。这些智能体必须在计算、能源、内存和频谱方面受到严格约束，并将每种资源视为激励层中的首要可交易要素 [152]。可采用推理时拍卖、能源预算合同和基于令牌的优先级排序等机制，在相互竞争的任务之间分配这些有限资源。这种方法使 AI 的运营成本与整体网络目标保持一致，从而支持实时响应、过载期间的平滑降级，以及回传连接受限时的自主运行。性能指标可包括截止期限满足率、按能源或频谱使用量归一化的任务成功率、对不同推理划分方式的适应性，以及在抢占式或可中断执行条件下端到端资源分配的稳定性。

B. 动态*SAGIN*的学习型机制设计

另一个很有前景的方向，是针对非平稳且部分可观测的空天地一体化网络，自动设计激励机制。这涉及通过自博弈和基于模型的强化学习，在模拟轨道动力学、链路间歇性以及用户策略行为的数字孪生中，学习机制生成策略 [153]。与静态、人工设计的方案不同，这类方法能够实现动态拍卖、自适应合约和拥塞感知定价，并随环境变化不断演进。通过基于群体的方法和对抗性测试，可以将鲁棒性与公平性直接融入训练环节。这一方向无需人工重新设计，即可实现快速适应。相关评估指标包括社会福利、能源与成本效率、重新优化时延、应对不完全信息或对抗行为的鲁棒性，以及网络实体之间的服务公平性。

C. 面向卫星网络的安全感知激励设计

第三个研究方向侧重于开发能够抵御卫星网络中对抗行为和不可信参与者的激励机制。随着此类威胁如干扰、欺骗、虚假报告和串谋在空天地系统中日益普遍，激励机制设计必须融入密码学验证、信任与信誉系统以及异常或不当行为检测等安全基元 [154]。基于学习的方法能够根据不断演变的威胁模式或检测到的异常，动态调整激励机制。此外，机制必须兼顾系统安全与效率，确保防护措施不会降低正常条件下的性能。评估指标可包括遭受定向攻击时的鲁棒性、威胁检测的准确率和时延、对抗场景下的性能下降，以及安全实施所引入的资源开销。

D. 安全的多域资源交换

最后一个研究方向关注激励机制的设计，以支持异构卫星—地面生态系统中的安全、高效资源交换，包括低地球轨道星座、地面基础设施和高空平台。这些机制必须应对不对称信息、间歇性连接和多样化的服务质量需求，同时确保公平性、可验证性，并能够抵御对抗行为。具有前景的方法包括采用轻量级密码原语、隐私保护竞价协议和抗串谋拍卖设计，在保障交换安全的同时避免引入过多开销。未来的研究还应考虑将声誉与信任系统和跨层防御相结合，使资源市场在高度动态且充满对抗行为的环境中保持韧性。评估指标可包括跨域公平性、抵御操纵的能力、连接中断情况下的交换效率，以及相对于所实现性能的安全开销。

参考文献

[1] R. Zhang, H. Du, Y. Liu, D. Niyato, J. Kang, Z. Xiong, A. Jamalipour 和 D. In Kim，“基于专家混合传输、面向卫星网络的大语言模型生成式人工智能智能体”，*IEEE*通信领域精选期刊，第42卷，3596，2024年12月，第3581页–页码未详。[2] O. Kodheli, E. Lagunas, N. Maturo, S. K. Sharma, B. Shankar, J. F. M. Montoya, J. C. M. Duncan, D. Spano, S.Chatzinotas, S. Kisseleff 等，“新太空时代的卫星通信：综述与未来挑战”，*IEEE*《通信调查与教程》，第23卷，第1期，第70–109页，2020年。

[3] M. Giordani、M. Polese 等，“6G时代的非地面网络：挑战、机遇与未决问题”，IEEE《通信杂志》，第58卷，第9期，第62–68页，2020年。[4] Z. Sui、Q. Luo、Z. Liu、M. Temiz、L. Musavian、C. Masouros、Y. L. Guan、P. Xiao 和 L. Hanzo，“面向下一代多载波无线网络的多功能啁啾信号传输：通信、感知与通感一体化视角”，arXiv预印本 arXiv:2508 06022，2025年。[5] S. K. Routray 和 H. M. Hussein，“面向新兴应用的基于卫星的物联网网络”，arXiv预印本 arXiv:1904.00520，2019年。[6] Y. Peng、T. Dong、R. Gu、Q. Guo、J. Yin、Z. Liu、T. Zhang 和 Y. Ji，“卫星与地面融合网络中的动态资源分配综述”，载于国际网络与网络应用会议（NaNA），2018年，第127–132页。[7] D. Zhou、M. Sheng、Y. Wang、J. Li 和 Z. Han，“支持远程物联网的卫星网络中的机器学习资源分配”，IEEE Transactions on Wireless Communications，第20卷，第10期，第6606–6621页，2021年。[8] R. Zhang、H. Du、D. Niyato、J. Kang、Z. Xiong、A. Jamalipour、P. Zhang 和 D. I. Kim，“面向空天地一体化网络的生成式人工智能”，IEEE《无线通信》，第31卷，20，2024年6月，第10页–页码未详。[9] Z. Sui、Z. Liu、L. Musavian、L.-L. Yang 和 L. Hanzo，“广义空间调制辅助仿射频分复用”，IEEE Transactions on Wireless Communications，第1–1页，2025年。[10] Z. Sui、S. Yan、H. Zhang、S. Sun、Y. Zeng、L.-L. Yang 和 L. Hanzo，“正交时序复用调制的性能分析与近似消息传递检测”，IEEE Transactions on Wireless Communications，第23卷，第3期，第1913–1928页，2024年。[11] Z. Sui、H. Zhang、S. Sun、L.-L. Yang 和 L. Hanzo，“空时移位键控辅助正交时频空调制的正交多址接入”，IEEE通信汇刊，第71卷，7408，2023年12月，第7393页–页码未详。[12] Z. Ye、S. Yan、Z. Sui、H. Zhang 和 S. Sun，“连续干扰消除辅助的正交时频空系统双向软判决反馈均衡”，IEEE《无线通信快报》，第12卷，第12期，第2028–2032页，2023年。[13] Z. Sui、H. Zhang、Y. Xin、T. Bao、L.-L. Yang 和 L. Hanzo，“双选信道中空间调制辅助正交时频空系统的低复杂度检测”，IEEE车辆技术汇刊，第72卷，第10期，第13 746–13 751页，2023年。[14] X. Zhang、X. Qin、B. Qian、T. Ma 和 H. Zhou，“超密集低轨卫星与地面融合网络中的联合模式选择和动态定价”，载于2022年IEEE/CIC中国通信国际会议（ICCC）。IEEE，2022年，第1090–1094页。[15] X. Lin、A. Liu、C. Han、X. Liang、K. Pan 和 Z. Gao，“低轨卫星与无人机辅助战术自组网移动边缘计算：一种博弈论方法”，IEEE物联网期刊，第10卷，第23期，第20 560–20 573页，2023年。[16] Y. Peng、X. Guang、X. Zhang、L. Liu、C. Wu 和 L. Huang，“利用势博弈实现空天地一体化物联网的云边协同计算框架”，EURASIP《信号处理进展期刊》，第2024卷，第1期，第54页，2024年。[17] Y. Wang、J. Yang、X. Guo 和 Z. Qu，“卫星边缘计算中计算卸载的博弈论方法”，IEEE Access，第8卷，第12 510–12 520页，2019年。[18] X. Tang、Q. Chen、R. Yu 和 X. Li，“数字孪生赋能的空中移动边缘计算网络任务分配：基于生成模型的资源联盟协作方法”，IEEE《网络科学与工程汇刊》，2024年。[19] N. C. Luong、D. T. Hoang、P. Wang、D. Niyato、D. I. Kim 和 Z. Han，“物联网（IoT）中的数据收集与无线通信：经济分析与定价模型综述”，IEEE《通信调查与教程》，第18卷，第4期，第2546–2590页，2016年。[20] N. C. Luong、P. Wang、D. Niyato、Y. Wen 和 Z. Han，“云网络中的资源管理：经济分析与定价模型综述”，IEEE《通信调查与教程》，第19卷，第2期，第954–1001页，2017年。[21] X. Zhu、C. Jiang、L. Kuang、Z. Zhao 和 S. Guo，“基于云的卫星与地面融合网络中的双层博弈资源分配”，IEEE认知通信与网络汇刊，第6卷，第2期，第509–522页，2020年。[22] Y. Wang、X. Qin、Z. Tang、T. Ma、X. Zhang 和 H. Zhou，“面向超密集低轨卫星网络民航飞机接入的服务质量中心切换”，载于2022年IEEE/CIC中国通信国际会议（ICCC）。IEEE，2022年，第1085–1089页。

[23] B. Du、R. Xue、L. Zhao 和 V. C. Leung，“用于空对空和空对地认知频谱共享的联盟图博弈”，*IEEE*航空航天与电子系统汇刊，第56卷，第4期，第2959–2977页，2019年。[24] X. Xu、Q. Wang、S. Li、H. Xu、H. Zhao 和 Z. Han，“面向GEO中继系统的自适应双模式任务导向资源管理策略”，*IEEE Transactions on Mobile Computing*，第23卷，第5期，第4303–4317页，2023年。[25] Y. Jin、H. Yao 和 T. Mai，“基于双向拍卖博弈的低地球轨道卫星系统计算资源分配”，载于国际无线通信与移动计算会议，2020年，第274–279页。[26] J. Huang、R. Xing、X. Ma、A. Zhou 和 S. Wang，“卫星计算中的利润感知任务分配”，载于*2024 IEEE*国际*Web*服务会议 *(ICWS)*。IEEE，2024年，第696–706页。[27] X. Li、R. Yao、Y. Fan、P. Wang、N. Qi、N. I. Miridakis 和 T. A. Tsift- sis，“ 基于斯塔克尔伯格博弈的双向中继认知卫星地面网络安全频谱-能效权衡”，*IEEE*《无线通信快报》，第11卷，第8期，第1679–1683页，2022年。[28] C. Han、L. Huo、X. Tong、H. Wang 和 X. Liu，“ 基于深度强化学习和斯塔克尔伯格博弈的卫星互联网空间抗干扰方案”，*IEEE*车辆技术汇刊，第69卷，第5期，第5331–5342页，2020年。[29] R. Zhao、L. T. Yang、D. Liu、X. Deng 和 Y. Mo，“一种用于区块链赋能的空天地一体化车辆众感知的基于张量的真实激励机制”，*IEEE*智能交通系统汇刊，第23卷，第3期，第2853–2862页，2022年。[30] Z. Ma、Y. Wang、J. Li 和 Y. Liu，“一种用于卫星-地面众感知中车联网的基于区块链的隐私保护激励机制”，无线通信与移动计算，第2022卷，第1期，文章编号4036491，2022年。[31] X. Shi、D. Yu、M. Fu 和 W.-A. Zhang，“CLAP：一种兼顾定位精度与位置隐私的基于合约的协同定位激励机制”，*IEEE*物联网期刊，第9卷，第9期，第6678–6687页，2021年。[32] L. Huang、P. Liu、X. Chen、C. Jiang、L. Kuang 和 J. Lu，“用于防御卫星赋能物联网中跨域网络攻击的统一博弈框架”，*IEEE*物联网期刊，第12卷，第9期，第12 853–12 868页，2025年。[33] J. Du、C. Wang、C. Wang、F. Jiang 和 W. Wang，“软件定义卫星网络中的博弈论流量调度与混合式QoS感知路由”，载于*2022*年第*14*届无线通信与信号处理国际会议 *(WCSP)*。IEEE，2022年，第859–864页。[34] R. Deng、B. Di、S. Chen、S. Sun 和 L. Song，“面向地面网络的超密集低地球轨道卫星卸载：向卫星运营商支付多少费用？”，*IEEE Transactions on Wireless Communications*，第19卷，第10期，第6240–6254页，2020年。[35] N. C. Luong、P. Wang、D. Niyato、Y.-C. Liang、Z. Han 和 F. Hou，“经济与定价模型在5G无线网络资源管理中的应用：综述”，*IEEE*《通信调查与教程》，第21卷，第4期，第3298–3339页，2018年。[36] H. Qiu、K. Zhu、N. C. Luong、C. Yi、D. Niyato 和 D. I. Kim，“拍卖与机制设计在边缘计算中的应用：综述”，*IEEE*认知通信与网络汇刊，第8卷，第2期，第1034–1058页，2022年。[37] W. Jiang、H. Han、M. He 和 W. Gu，“当博弈论遇上卫星通信网络：综述”，计算机通信，第217卷，第208–229页，2024年。[38] L. Wang、C. Jiang、L. Kuang、S. Wu、H. Huang 和 Y. Qian，“通过用户行为协调提升数据中继卫星系统的高效资源分配”，*IEEE*车辆技术汇刊，第67卷，第12期，第12 072–12 085页，2018年。[39] Q. Xiaogang、M. Jiulong、W. Dan、L. Lifang 和 H. Shaolin，“卫星网络路由技术综述”，通信与信息网络学报，第1卷，第4期，第66–85页，2016年。[40] G. Fontanesi、F. Ortíz、E. Lagunas、L. M. Garcés-Socarrás、V. M. Baeza、M. Á. Vázquez、J. A. Vásquez-Peralvo、M. Minardi、H. N. Vu、P. J. Honnaiah 等，“卫星通信中的人工智能：综述”，*IEEE*《通信调查与教程》，即将发表。[41] Q. Chen、Z. Guo、W. Meng、S. Han、C. Li 和 T. Q. Quek，“联合通信与计算嵌入式空天地一体化网络资源管理综述”，*IEEE*《通信调查与教程》，第27卷，第3期，第1911–1954页，2024年。[42] R. Smith、C. Freeberg、T. Machacek 和 V. Ramaswamy，“一种用于商用5G与政府卫星系统之间频谱共享的开放无线接入网方案”

，” 中*IEEE MILCOM* ，2021，第739–744页。

[43] P. Yan, F. Chu, L. Jia, and N. Qi, “电磁屏障辅助的卫星互联网通信中的动态频谱接入对抗”，IET Communications，第16卷，第18期，第2145–2157页，2022年。 [44] X. Wen, Y. Ruan, Y. Li, C. Pan, M. Elkashlan, R. Zhang, and T. Li, “认知卫星地面网络中实现双赢资源交易的分层博弈框架”，IEEE Transactions on Wireless Communications，第23卷，第10期，第13 530–13 544页，2024年。 [45] Q. Xu, Z. Su, D. Fang, and Y. Wu, “ 空天地一体化网络中面向社群的组播分层带宽分配”，IEEE Transactions on Wireless Communications，第22卷，第3期，第1915–1930页，2022年。 [46] Q. Xu, Z. Su, R. Lu, and S. Yu, “泛在传输服务：空天地海一体化网络中的分层无线数据速率供给”，IEEE Transactions on Wireless Communications，第21卷，第9期，第7821–7836页，2022年。 [47] Y. Liu, Y. Wang, and Y. Shen, “多层异构卫星网络中的需求感知分布式链路分配：一种博弈论方法”，IEEE物联网期刊，第11卷，第10期，第17 629–17 641页，2024年。 [48] Z. Liu, X. Zha, X. Ren, and Q. Yao, “低轨卫星网络切换策略研究”，载于《大数据与信息化教育国际会议》，2021年，第188–194页。 [49] X. Zhang, B. Zhang, D. Guo, K. An, S. Qi, and G. Wu, “基于势博弈的上行多波束卫星物联网无线资源分配”，IEEE航空航天与电子系统汇刊，第57卷，第6期，第4269–4279页，2021年。 [50] J. Wang, B. Zhang, L. Jia, B. Zhao, and D. Guo, “认知卫星通信网络中的分布式协作博弈论方法”，IEEE Access，第8卷，第129 446–129 460页，2020年。 [51] Z. Gao, A. Liu, X. Xu, X. Liang, C. Han, and X. Liu, “低轨卫星-无人机一体化多层计算网络中的总数据量最小化：一种博弈论多址接入方法”，IEEE通信汇刊，第72卷，第3期，第1701–1715页，2023年。 [52] Z. Gao, A. Liu, C. Han, and X. Liang, “低轨卫星与地面一体化网络中的文件传送与共享优化：一种基于非正交多址的联盟形成博弈方法”，IEEE车辆技术汇刊，第71卷，第1期，第831–843页，2021年。 [53] S. Kim, “基于合作团结值的认知卫星频谱管理方案”，IEEE Access，第8卷，第113 837–113 846页，2020年。 [54] Z. Li, C. Jiang, J. Sun, and J. Lu, “星地一体化网络中卫星与广域移动基站之间的资源协作”，IEEE Transactions on Mobile Computing，2024年。 [55] S. Kim, “面向高速铁路通信的基于讨价还价的频谱分配算法”，IEEE Access，第9卷，第71 651–71 659页，2021年。 [56] F. Li, K.-Y. Lam, Z. Sheng, W. Lu, X. Liu, and L. Wang, “卫星通信系统中基于智能体的频谱管理方案”，IEEE车辆技术汇刊，第70卷，第3期，第2877–2881页，2021年。 [57] X. Hu, X. Liao, Z. Liu, S. Liu, X. Ding, M. Helaoui, W. Wang, and F. M. Ghannouchi, “面向移动终端的基于多智能体深度强化学习的柔性卫星载荷”，IEEE车辆技术汇刊，第69卷，第9期，第9849–9865页，2020年。 [58] W. Wan, Y. Peng, and N. Medhin, “卫星通信子系统中基于合作博弈的最优功率控制研究”，载于《第六届通信与电子系统国际会议》，2021年，第737–746页。 [59] J. Wang, B. Zhang, B. Zhao, G. Ding, and D. Guo, “认知卫星-地面网络中频谱交易的博弈论学习方法”，IEEE通信快报，第25卷，第9期，第3065–3069页，2021年。 [60] X. Zhang, D. Guo, K. An, G. Zheng, S. Chatzinotas, and B. Zhang, “混合卫星地面物联网网络中基于拍卖的多信道协作频谱共享”，IEEE物联网期刊，第8卷，第8期，第7009–7023页，2020年。 [61] L. Cheng and B. A. Huberman, “通过动态拍卖和基于局部敏感哈希的预测进行卫星资源分配”，载于IEEE第97届车辆技术会议（VTC2023-Spring），2023年，第1–5页。 [62] X. Zhang, K. An, B. Zhang, Z. Chen, Y. Yan, and D. Guo, “采用非正交多址的认知混合卫星-地面覆盖网络中基于维克里拍卖的次级中继选择”，IEEE《无线通信快报》，第9卷，第5期，第628–632页，2020年。 [63] N. Yang, D. Guo, Y. Jiao, G. Ding, and T. Qu, “空天地一体化物联网网络中轻量级区块链安全频谱共享”，IEEE物联网期刊，第10卷，第23期，第20 511–20 527页

，2023年。

[64] Z. Chen, B. Zhao, K. An, G. Ding, X. Zhang, J. Xu, and D. Guo, 《认知卫星-地面网络中基于相关均衡的分布式功率控制》，IEEE通信快报，第25卷，第3期，第945–949页，2020年。 [65] D. Liu, X. Yang, N. Xiao, and S. Zhu, 《基于博弈论的卫星-地面通信频谱分配算法》，载于《2020年第五届信息科学、计算机技术与交通国际会议（ISCTT）》。IEEE，2020年，第350–354页。 [66] J. Chamberlain, J. T. Johnson, and D. Starobinski, 《地球探测卫星与商业服务之间的频谱共享：经济可行性分析》，载于《IEEE动态频谱接入网络国际研讨会》，2024年，第197–206页。 [67] Y. Li, B. Wang, Y. Xu, and H. Xu, 《基于博弈论的云边协同卫星网络海域探测》，Frontiers in Physics，第12卷，第1387709页，2024年。 [68] J. Wang, D. Guo, and B. Zhang, 《认知卫星网络的一种新型频谱共享方案：博弈论方法》，载于IEEE WCSP，2020年，第712–717页。 [69] J. Chamberlain, D. Starobinski, and J. T. Johnson, 《促进与被动卫星既有用户的频谱共享》，IEEE通信领域精选期刊，第42卷，第3733页，2024年12月，第3719–号。 [70] X. Yuan, Y. Li, F. Qi, W. Xie, P. Li, and W. Li, 《高能效6G泛在物联网网络的博弈论频谱共享》，载于《2023年信息处理与网络供应国际会议（ICIPNP）》。IEEE，2023年，第469–473页。 [71] F. Li, K.-Y. Lam, H.-H. Chen, and N. Zhao, 《卫星移动通信中的频谱效率提升：博弈论方法》，IEEE《无线通信》，第27卷，第1期，第200–205页，2019年。 [72] F. Li, K.-Y. Lam, M. Jia, K. Zhao, X. Li, and L. Wang, 《异构用户偏好下卫星通信系统的频谱优化》，IEEE Systems Journal，第14卷，第2191页，2019年，第2期，第2187页。 [73] R. Han, M. Liu, J. Wang, L. Bai, and J. Liu, 《卫星物联网抗干扰策略：波束切换与优化》，IEEE物联网期刊，第10卷，第23期，第20 254–20 263页，2023年。 [74] H. Zhang, Q. Li, Y. Zhang, and X. Li, 《低轨/中轨双层卫星网络中星间链路的博弈论功率分配方法》，载于《2021年IEEE/CIC中国通信国际会议（ICCC）》。IEEE，2021年，第398–403页。 [75] W. Wan, J. M. Cioffi, Y. Peng, and B. S. Howard, 《卫星通信子系统能效的微分博弈分析》，载于《第五届工程应用计算工具进展国际会议》，2023年，第217–222页。 [76] S. Zhang, S. Zhang, W. Yuan, and T. Q. Quek, 《基于速率分裂多址的卫星-车载通信系统：非合作博弈论方法》，IEEE通信学会开放期刊，第4卷，第430–441页，2023年。 [77] R. Wang, W. Kang, G. Liu, R. Ma, and B. Li, 《基于非正交多址的卫星多波束网络的准入控制与功率分配》，IEEE Access，第8卷，第33 631–33 643页，2020年。 [78] Z. Liu, W. Lv, and X. Ren, 《分层认知卫星网络中基于稳定匹配的频谱分配方案》，IEEE Access，第10卷，第134 549–134 556页，2022年。 [79] Y. K. Tun, G. Dán, Y. M. Park, and C. S. Hong, 《太赫兹辅助、MEC赋能的空天地一体化网络中的无人机联合部署与资源分配》，IEEE Transactions on Mobile Computing，第24卷，第5期，第3794–3808页，2024年。 [80] P. Qin, Y. Zhu, X. Zhao, X. Feng, J. Liu, and Z. Zhou, 《面向6G异构物联网中xAP赋能的C-NOMA的联合三维位置规划与资源分配》，IEEE车辆技术汇刊，第70卷，第10期，第10 594–10 609页，2021年。 [81] Z. Jia, M. Sheng, J. Li, D. Zhou, and Z. Han, 《6G中的高空平台接入与低轨卫星回传：基于匹配博弈的方法》，IEEE通信领域精选期刊，第39卷，第4期，第1147–1159页，2020年。 [82] W. Li, L. Jia, Y. Chen, Q. Chen, J. Yan, and N. Qi, 《超大规模混合星座频谱共享场景下卫星波束调度与功率控制的博弈论方法》，IEEE物联网期刊，2025年。 [83] B. Xiang, B. Zhong, A. Wang, W. Mao, and L. Liu, 《空天地一体化网络的边缘计算协同卸载策略》，Concurrency and Computation: Practice and Experience，第36卷，第21期，第e8214页，2024年。 [84] Z.-Y. Chai, H.-S. Kang, Y.-L. Li, Y.-J. Zhao, and H. Huang, 《面向星地融合车联网的计算卸载，

6g edge 网络：一种协 p作型斯塔克尔伯 g game," *IEEE Transactions* 智能交通系统汇刊，第25卷，第10 404页，2024年8月，第10 389页。[85] S. Kim，《基于斯塔克尔伯格-进化博弈模型的分层空中卸载计算算法》，计算机网络，第245卷，第110348页，2024年。[86] Z. Wang, B. Lin, Q. Ye, and H. Peng，《卫星辅助海洋网络的两层任务卸载：混合斯塔克尔伯格-讨价还价博弈方法》，*IEEE*物联网期刊，第12卷，第9期，第13 047–13 060页，2024年。[87] Y. Gao, Z. Ji, K. Zhao, T. De Cola, and W. Li，《分布式动态环境下低轨星座网络的博弈式计算卸载与功率分配》，*IEEE*物联网期刊，第11卷，第4期，第7040–7058页，2023年。[88] J. Zhang, J. Zhang, F. Shen, F. Yan, and Z. Bu，《Dogs：基于博弈论随机学习的空天地一体化网络动态任务卸载》，*IEEE*物联网期刊，第12卷，第2期，第1655–1672页，2024年。[89] C. Sun, X. Wang, H. Qiu, and Q. Zhou，《多卫星分布式任务分配中的博弈论自组织》，航空航天科学与技术，第112卷，第106650页，2021年。[90] Y. Qiao, J. Luo, and S. Teng，《低轨卫星集群在轨数据均衡在线算法：重复随机博弈方法》，载于国际计算与组合会议。Springer，2024年，第66–78页。[91] P. Li, Y. Wang, Z. Wang, T. Wang, and J. Cheng，《混合移动边缘计算支持的低轨卫星网络中的联合任务卸载与资源分配策略：分层博弈方法》，*IEEE*通信汇刊，第73卷，第5期，第3150–3166页，2024年。[92] H. Wang and J. An，《低轨卫星-多接入边缘计算中的动态博弈任务卸载与资源定价》，计算，第106卷，第2期，第579–606页，2024年。[93] C. Yu, G. Xie, and Y. Liu，《基于斯塔克尔伯格博弈的计算卸载与定价机制》，载于第九届智能计算与信号处理国际会议，2024年，第163–166页。[94] H. Fang, Y. Jia, Y. Wang, Y. Zhao, Y. Gao, and X. Yang，《卫星边缘计算网络中基于匹配博弈的任务卸载与资源分配算法》，载于网络、计算机与通信国际研讨会，2022年，第1–5页。[95] L. Cheng, G. Feng, Y. Sun, S. Qin, F. Wang, and T. Q. Quek，《卫星-地面一体化网络中的能量受限卫星边缘计算》，*IEEE*车辆技术汇刊，第2期，第3359–3374页，2024年。[96] X. Zhang, J. Liu, Z. Xiong, Y. Huang, R. Zhang, S. Mao, and Z. Han，《卫星-地面一体化网络中的经济高效混合计算卸载》，*IEEE*物联网期刊，2024年。[97] J. Yang, Y. Zhang, Z. Xiao, and Z. Han，《低轨泛在边缘计算网络中的联合接入选择与计算卸载：基于交替深度强化学习的方法》，*IEEE*认知通信与网络汇刊，2024年。[98] Y. Gao, J. Liu, S. Geng, X. Zhao, Z. Chen, and H. Zhou，《基于博弈论的空天地一体化网络边缘计算任务卸载》，载于第六届通信、信息系统与计算机工程国际会议，2024年，第627–631页。[99] H. Fan, C. Sun, J. Long, L. Li, Y. Huo, and S. Wang，《卫星物联网中的图驱动资源分配策略：合作博弈论方法》，*IEEE*物联网期刊，2024年。[100] L. Zhao, K. Yang, Z. Tan, X. Li, S. Sharma, and Z. Liu，《一种面向SDN赋能的无人机辅助车载计算卸载的新型成本优化策略》，*IEEE*智能交通系统汇刊，第22卷，第6期，第3664–3674页，2020年。[101] W. Y. B. Lim, J. S. Ng, Z. Xiong, D. Niyato, C. Miao, and D. I. Kim，《自组织分层联邦学习网络中的动态边缘关联与资源分配》，*IEEE*通信领域精选期刊，第39卷，第12期，第3640–3653页，2021年。[102] Y. Li, B. Yang, H. Wu, Q. Han, C. Chen, and X. Guan，《车载雾边缘计算网络中的联合卸载决策与资源分配：契约-斯塔克尔伯格方法》，*IEEE*物联网期刊，第9卷，第17期，第15 969–15 982页，2022年。[103] Y. Chen, Y. Yang, J. Hu, Y. Wu, and J. Huang，《低轨卫星地面边缘计算系统中分布式计算卸载的博弈论方法》，*IEEE Transactions on Mobile Computing*，即将发表。[104] Y. Gao, K. Zhao, T. De Cola, W. Li, Y. Cui, and P. Hu，《低轨星座动态环境中的多用户计算卸载网络》，《IEEE车辆技术汇刊》，第73卷，第3期，第4453–4458页，2023年。[105] P. S. Sastry、V. V. Phansalkar和M. Thathachar，《不完全信息多人随机博弈中纳什均衡的去中心化学习》，《IEEE系统、人类与控制论汇刊》，第24卷，第5期，第769–777页，2002年。[106] D. Monderer和L. S. Shapley，《势博弈》，《博弈与经济行为》，第14卷，第1期，第124–143页，1996年。[107] F. Wei、Y. Wang、G. Feng和S. Qin，《卫星-地面边缘计算网络中网络切片赋能的计算卸载：一种双层博弈方法》，《IEEE物联网期刊》，第23卷，第12期，第11 576–11 587页，2025年。[108] P. Li、Y. Wang和Z. Wang，《面向混合云边缘与云边协同低轨卫星网络的基于博弈的联合任务卸载与计算资源分配策略》，载于《IEEE/CIC中国通信国际会议》，2022年，第868–873页。[109] Q. Tang、Z. Fei、B. Li和Z. Han，《混合云边缘计算下低轨卫星网络中的计算卸载》，《IEEE物联网期刊》，第8卷，第11期，第9164–9176页，2021年。[110] S. Onori、L. Serrao和G. Rizzoni，《庞特里亚金最小值原理》，载于《混合动力汽车：能源管理策略》。Springer，2015年，第51–63页。[111] B. Wang、J. Xie、D. Huang和X. Xie，《低轨卫星移动边缘计算系统的计算卸载策略》，载于《2022年第14届通信软件与网络国际会议（ICCSN）》。IEEE，2022年，第75–80页。[112] T. X. Tran和D. Pompili，《多服务器移动边缘计算网络中的联合任务卸载与资源分配》，《IEEE车辆技术汇刊》，第68卷，第1期，第856–868页，2018年。[113] Z. Li、C. Jiang和L. Kuang，《卫星移动边缘计算中的资源分配双边拍卖机制》，《IEEE认知通信与网络汇刊》，第7卷，第4期，第1112–1125页，2021年。[114] F. Ergun、R. Sinha和L. Zhang，《受限最短路径的改进完全多项式时间近似方案》，《信息处理快报》，第83卷，第5期，第287–291页，2002年。[115] B. Wang、X. Li、D. Huang和J. Xie，《星地双边缘计算系统中移动边缘计算资源提供商的利润最大化策略》，载于《IEEE ICCT》，2021年，第906–912页。[116] X. Zhang、J. Liu、R. Zhang、Y. Huang、J. Tong、N. Xin、L. Liu和Z. Xiong，《卫星边缘计算网络中的节能计算对等卸载》，《IEEE Transactions on Mobile Computing》，第23卷，第4期，第3077–3091页，2023年。[117] Y. Cai、H. Yao和Y. Gong，《星地物联网的安全配置与定价方案：一种斯塔克尔伯格博弈》，载于《2022年国际无线通信与移动计算会议（IWCMC）》。IEEE，2022年，第237–242页。[118] C. Liao、K. Xu、H. Zhu、X. Xia、Q. Su和N. Sha，《卫星无人机集成系统中对抗窃听与干扰的安全传输：两层斯塔克尔伯格博弈模型》，《中国通信》，第19卷，第7期，第53–66页，2022年。[119] S. Feng、X. Lu、S. Sun、E. Hossain、G. Wei和Z. Ni，《大规模多层低轨卫星网络中的隐蔽通信》，《IEEE Transactions on Mobile Computing》，第23卷，第12期，第11 576–11 587页，2024年。[120] X. Wen、Y. Ruan、Y. Li和R. Zhang，《认知卫星地面网络中基于斯塔克尔伯格博弈的安全传输策略》，载于《IEEE全球通信大会》，2022年，第01–06页。[121] Y. Zhang、F. Chu、L. Jia、M. Yu和W. Cao，《卫星物联网中的动态抗干扰策略：一种斯塔克尔伯格匹配博弈方法》，《IEEE消费电子学汇刊》，第71卷，第2期，第4660–4669页，2024年。[122] C. Liao、K. Xu、X. Xia、G. Hu、C. Li、Y. Wang、W. Xie、X. Yang、Y. Shi和L. Wan，《不完美信道状态信息下集成卫星-无人机-地面网络的智能反射面辅助抗干扰传输：基于博弈的视角》，《IEEE物联网期刊》，第10卷，第23期，第20 484–20 497页，2023年。[123] Z. Yin、J. Li、Z. Wang、Y. Qian、Y. Lin、F. Shu和W. Chen，《智能干扰下的无人机通信：结合联邦强化学习的斯塔克尔伯格博弈方法》，《IEEE绿色通信与网络汇刊》，第8卷，第4期，第1796–1808页，2024年。[124] Y. Gong、X. Liu、H. Yao、X. Cheng、A. Nallanathan和G. K. Karagiannidis，《星地孪生网络中的在轨计算与安全认证》，《IEEE车辆技术汇刊》，第74卷，第2期，第3545–3549页，2024年。

[125] Y. Gong、H. Yao、X. Liu、M. Bennis、A. Nallanathan和Z. Han，《卫星-地面数字孪生网络中的计算与隐私保护》，《IEEE通信汇刊》，第72卷，第9期，第5532–5546页，2024年。[126] C. Liao、K. Xu、G. Hu、X. Xia、C. Wei、W. Xie、C. Li和Y. Wang，《面向空地一体化网络的基于博弈论与多智能体DRL的抗干扰传输》，《IEEE车辆技术汇刊》，第73卷，第12期，第19 565–19 581页，2024年。[127] B. Zhang、Y. Zhang、Y. Wang和Z. Yang，《卫星集成物联网中基于非合作博弈的价值最优优先级感知非规则重复时隙ALOHA》，《IEEE物联网期刊》，第11卷，第7期，第12 495–12 509页，2023年。[128] B. Shen、K.-Y. Lam、F. Li和L. Wang，《低轨卫星物联网的隐私感知频谱定价与功率控制优化》，《IEEE Transactions on Wireless Communications》，第1–15页，即将发表。[129] M. Abdrabou和T. A. Gulliver，《利用物理属性检测空间信息网络中的博弈论欺骗》，《IEEE通信汇刊》，第72卷，第7期，第3947–3956页，2024年。[130] X. Liu、A. Yang、C. Huang、Y. Li、T. Li和M. Li，《空天地一体化网络中的公平计费去中心化匿名认证》，《IEEE车辆技术汇刊》，第70卷，第8期，第7764–7777页，2021年。[131] H. Gong、S. Gong和J. Li，《基于连续推力可达域的卫星追逃博弈》，《IEEE航空航天与电子系统汇刊》，第56卷，第6期，第4626–4637页，2020年。[132] Q. Xia、Z. Xu和Z. Hou，《基于双边拍卖的卫星边缘云联邦学习激励机制》，载于《移动、感知与网络国际会议》，2023年，第660–668页。[133] D. Shen、C. Sheaff、M. Guo、E. Blasch、K. Pham和G. Chen，《用于卫星行为发现的增强型生成对抗网络》，载于《空间应用传感器与系统XIII》，第11422卷。SPIE，2020年，第110–121页。[134] W. Wu、J. Chen和J. Liu，《基于微分博弈的拦截卫星轨迹混合优化方法》，《航空学报》，第127卷，第1312期，第900–922页，2023年。[135] S. Barkatsa、M. Diamanti、P. Charatsaris、S. Voikos、E. E. Tsiropoulou和S. Papavassiliou，《无线联邦学习网络中协同干扰、投毒攻击的检测与缓解》，《IEEE通信学会开放期刊》，即将发表。[136] S. Yang、C.-X. Wang、Y. Wang、J. Huang、Y. Zhou和E.-H. M. Aggoune，《用于6G动态射线追踪信道建模的高效预处理方法》，《IEEE车辆技术汇刊》，第74卷，第5期，第6941–6953页，2025年。[137] S. Kim，《卫星-海事一体化网络的协作式多路径路由算法》，《移动信息系统》，第2022卷，第1期，第8678007页，2022年。[138] H. Zhou、T. Wu、H. Zhang和J. Wu，《用于内容缓存与设备到设备卸载的激励驱动深度强化学习》，《IEEE通信领域精选期刊》，第39卷，第8期，第2445–2460页，2021年。[139] J. Tang、J. Li、X. Chen、K. Xue、L. Zhang、Q. Sun和J. Lu，《卫星-地面一体化网络中的协作缓存：一种区域特征感知方法》，《IEEE车辆技术汇刊》，2024年。[140] M.-H. T. Nguyen、T. T. Bui、L. D. Nguyen、E. Garcia-Palacios、H.-J. Zepernick、H. Shin和T. Q. Duong，《面向6G卫星-无人机-地面网络的实时优化聚类与缓存》，《IEEE智能交通系统汇刊》，第25卷，第3期，第3009–3019页，2023年。[141] S. K. Mishra、C. Goyal、C. Agrawal和A. Pratap，《降低6G空天地一体化网络中内容服务提供商的成本》，载于《IEEE SPACE》，2024年，第479–483页。[142] J. Liu、X. Zhang、R. Zhang、T. Huang和F. R. Yu，《低轨小卫星网络中可靠且低开销的聚类》，《IEEE物联网期刊》，第9卷，第16期，第14 844–14 856页，2021年。[143] Y. Ni、H. Yang和B. Jiang，《多颗卫星的容错覆盖控制：一种微分图博弈方法》，《IEEE航空航天与电子系统汇刊》，第59卷，第5期，第5516–5529页，2023年。[144] F. Amozegari、A. Kosari和M. Fakoor，《基于微分博弈理论的GEO卫星共址》，载于《IEEE ICEE》，2024年，第1–8页。[145] S. Liu、Y. Feng、S. Yang、B. Ma和C. Li，《基于异构图神经网络的城市场景高效射线追踪框架》，《IEEE天线与无线传播快报》，第24卷，第9期，第2884–2888页，2025年。

[146] M. P. Anastasopoulos、T. Taleb、P. G. Cottis 和 M. S. Obaidat，《使用博弈论抑制多播卫星网络中的反馈》，*IEEE Systems Journal*，第 6 卷第 4 期，第 657–666 页，2012年。[147] D. Wang、W. Wang、Y. Kang 和 Z. Han，《基于斯塔克尔伯格均值场博弈的超密集低轨卫星网络海量用户动态数据卸载》，载于 *IEEE INFOCOM*研讨会，2022年，第 1–6 页。[148] J. Chen、X. Di、R. Xu、H. Qi、L. Cong、K. Zhang、Z. Xing、X. He、W. Lei 和 S. Zhang，《动态拓扑下基于星地链路与地球静止轨道中继相结合的遥感数据传输策略》，*Future Generation Computer Systems*，第 145 卷，第 337–353 页，2023年。[149] X. Qin、T. Ma、Z. Tang、X. Zhang、H. Zhou 和 L. Zhao，《超密集低轨卫星-地面一体化 6G 中面向服务的资源编排：一种服务功能链方法》，*IEEE Transactions on Wireless Communications*，第 22 卷第 9 期，第 6003–6017 页，2023年。[150] B. Ma、J. Ye、S. Feng、C. Li、D. Niyato 和 D. I. Kim，《无人机辅助中继与边缘计算：混合网络优化》，*IEEE*车辆技术汇刊，第 74 卷第 7 期，第 11 644–11 649 页，2025年。[151] X. Zhang、B. Zhang、D. Guo、Y. Jia 和 Z. Chen，《基于 VCG拍卖的混合卫星-地面叠加网络多中继选择》，载于 *IEEE WCSP*，2020年，第 736–741 页。[152] R. Zhang、G. Liu、Y. Liu、C. Zhao、J. Wang、Y. Xu、D. Niyato、J. Kang、Y. Li、S. Mao 等，《借助智能体式AI和智能体化迈向边缘通用智能：概念、技术与未来方向》，*arXiv*预印本 *arXiv:2508.18725*，2025年。[153] R. Zhang、C. Zhao、H. Du、D. Niyato、J. Wang、S. Sawadsitang、X. Shen 和 D. I. Kim，《具身智能增强的车联网：一种集成视觉语言模型与强化学习的方法》，*IEEE Transactions on Mobile Computing*，第 1–16 页，2025年。[154] F. Tang、C. Wen、L. Luo、M. Zhao 和 N. Kato，《空天地一体化网络中的基于区块链的可信流量卸载：一种联邦强化学习方法》，*IEEE J. Sel. Areas Commun.*，第 40 卷第 12 期，第 3501–3516 页，2022年。