

## 天基算力网络关键技术综述

张丁允<sup>1,2</sup>, 董涛<sup>1,2</sup>, 刘志慧<sup>1,2</sup>, 邸航<sup>1,2</sup>, 张启维<sup>1,2</sup>, 魏硕彤<sup>1,2</sup>

(1. 航天恒星科技有限公司空间信息体系与融合应用全国重点实验室, 北京 100095;

2. 北京卫星信息工程研究所, 北京 100095)

**摘要:** 天基算力网络通过算力节点组网实现星载算力资源的连通与统一调度, 从而实现星上计算任务的高效处理, 展现了极大的应用潜力和理论研究价值。首先, 对天基算力网络的概念、现状及面临的主要挑战进行了系统总结; 随后, 重点分析了天基算力网络的3项关键技术——网络架构、算力度量及路由和计算任务卸载优化, 并探讨其研究进展及存在的挑战; 最后, 对天基算力网络未来研究的发展方向进行展望。

**关键词:** 天基算力网络; 网络架构; 算力度量; 算力路由; 计算任务卸载

**中图分类号:** TN929

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-0801.2025035

## Review of Key Technologies in Space-Based Computing Power Networks

ZHANG Dingyun<sup>1,2</sup>, DONG Tao<sup>1,2</sup>, LIU Zhihui<sup>1,2</sup>, DI Hang<sup>1,2</sup>, ZHANG Qiwei<sup>1,2</sup>, WEI Shuotong<sup>1,2</sup>

1. State Key Laboratory of Space Information System and Integrated Application,  
Space Star Technology Co., Ltd., Beijing 100095, China

2. Beijing Institute of Satellite Information Engineering, Beijing 100095, China

**Abstract:** The space-based computing power networks (S-CPN) achieve the connectivity and unified scheduling of on-board computing resources through the networking of computing nodes. This enables the efficient processing of on-board computing tasks, demonstrating significant application potential and theoretical research value. This paper provides a systematic review of the key technologies of S-CPN. Firstly, the concept, current status, and main challenges of S-CPN are systematically summarized. Subsequently, three critical technologies of S-CPN are analyzed in detail: network architecture, computing power measurement and routing, and computing task offloading optimization, along with their research progress and existing challenges. Finally, the future research directions of S-CPN are prospected.

**Keywords:** space-based computing power networks, network architecture, computing power measurement, computing power routing, computing task offloading

### 0 引言

随着第5代移动通信网络和人工智能技术的迅速发展, 世界向数字化加速迁移, 而卫星网络以其泛在覆盖及泛在连接等特点, 成为新时代实现万物互联愿景的重要组成部分<sup>[1]</sup>。随着卫星通信技术的不断发展, 星上计算能力显著

提升<sup>[2]</sup>, 逐渐形成数量多、异构性强且动态分布的空间计算资源体系。与此同时, 以计算密集型、传输密集型和低时延业务为代表的卫星应用需求日益增长, 如何高效连接、灵活调度并共享星载各类算力资源, 以满足业务的高效处理需求, 已成为天基网络的重要研究方向。

以地面网络资源调度发展路径为指引, 根据思科发

收稿日期: 2025-05-20; 修回日期: 2025-07-24

通信作者: 董涛, dongtanandy@163.com

基金项目: 国家自然科学基金 (No.62331027); 国家重点研发计划 (No.2024YFB2907301); 中国科协青年人才托举工程 (No.2022QNRC001)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.62331027), National Key Research and Development Program (No. 2024YFB2907301), Young Elite Scientists Sponsorship Program by CAST (No.2022QNRC001)

布的互联网年度报告白皮书<sup>[3]</sup>，截至 2023 年年底，全球连接到 IP 网络的设备数量已达 293 亿台。此外，人工智能技术的快速发展，特别是其复杂的模型训练、数据挖掘等计算密集型任务导致全球对计算能力的需求激增近 30 万倍<sup>[4]</sup>。在智能社会驱动下，各种新兴应用及计算需求的爆炸性增长对网络传输与计算处理能力提出了严峻挑战。然而，由于计算资源地域分布不均衡，数据中心和个人计算终端等各类计算资源的利用率均在 15% 以下<sup>[5]</sup>，高速增长的计算需求与低效资源利用之间的矛盾日益显著。因此，如何高效利用通过网络连接的各种计算资源成为支撑智能应用发展的关键<sup>[6]</sup>。

在此背景下，移动边缘计算（mobile edge computing, MEC）应运而生，算力网络（computing power network, CPN）发展路径如图 1 所示。移动边缘计算将计算资源部署于网络边缘，通过通用算力与高性能计算集群结合的方式，在计算资源有限的场景下提升设备的响应速度和处理能力。但受限于硬件基础设施设计瓶颈，单

个计算节点的计算能力有限<sup>[7]</sup>，对单个边缘计算节点部署计算密集型任务将带来高计算时延，从而造成算力孤岛效应<sup>[3]</sup>。为应对上述问题，算力网络作为一种新型网络技术被广泛研究，CPN 旨在“5G+MEC”时代探索“云-边-端”多层次计算资源的智能调度与高效利用。算力网络需要网络和计算高度协同，将计算单元和计算能力嵌入网络，通过计算成网的方式，提高泛在闲散算力资源的利用率<sup>[3]</sup>。MEC 与 CPN 在提出时间、核心思想、特点、缺点、关键技术及典型应用等方面的差异见表 1。

随着星载智能计算的不断突破，天基算力网络（space-based computing power network, S-CPN）的建设正在为卫星网络带来空间信息范式的根本性变革，其通过构建“在轨智能-星间协同-天地联动”的 3 级计算架构，将传统“数据下行-地面处理”的线性流程重构为“星上感知-网络化计算-按需服务”的智能闭环。S-CPN 充分利用卫星网络的独特优势，展现出实现高信息处理时效性，达到广域高性能计算能力，降低通信传输负载

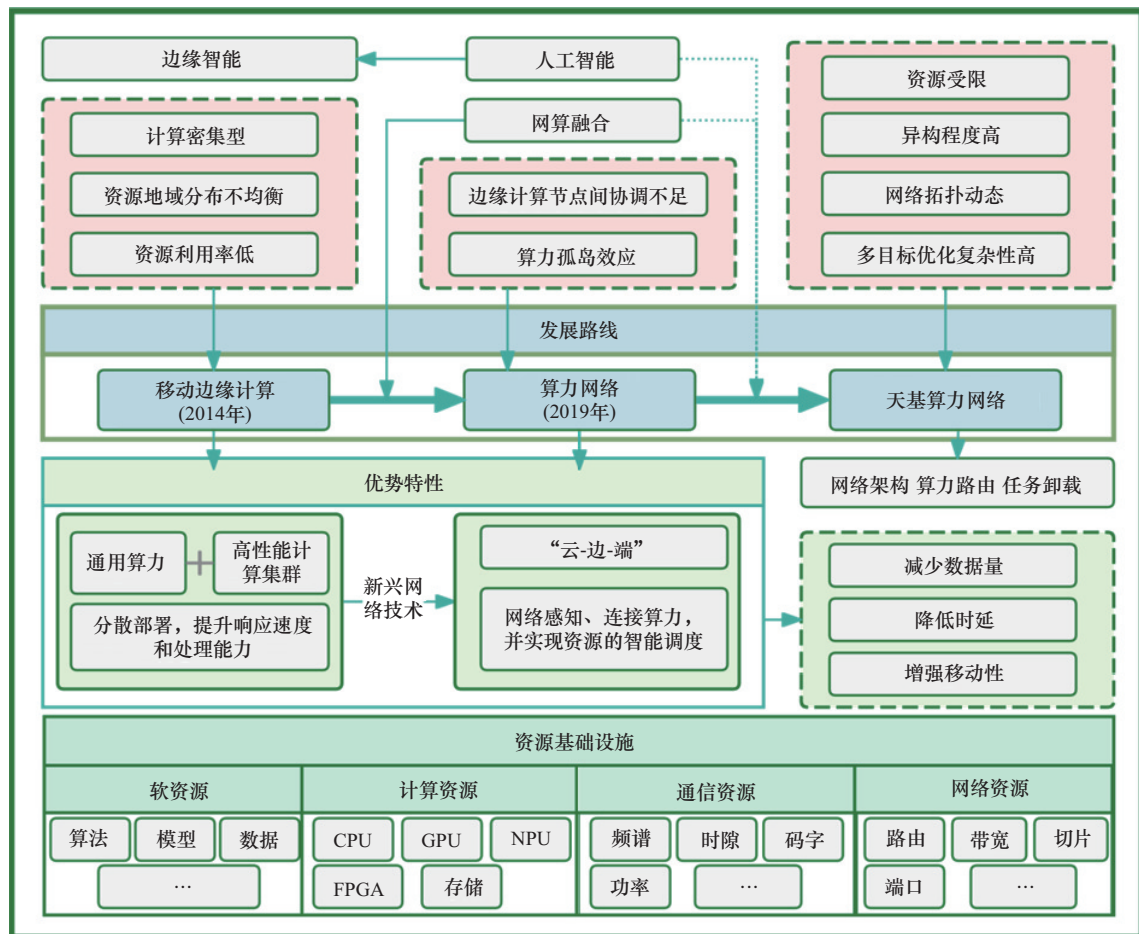


图 1 算力网络发展路径

表 1 MEC 与 CPN 的比较<sup>[3]</sup>

对比项	MEC	CPN
提出时间	2014 年	2019 年
核心思想	将计算资源汇聚到网络边缘侧, 计算节点间不合作	通过网络连接和协调分布式计算资源, 计算节点间合作
特点	计算资源静态、便捷	计算资源动态、易用、去中心化、时延低、计算能力强
缺点	边缘算力不足、算力孤岛效应	设备升级成本高、技术不成熟
关键技术	计算卸载	网络架构、任务卸载
典型应用	物联网	“东数西算”、车联网

压力；扩大信息分布范围，实现广域大规模存储能力，为天地一体信息共享奠定基础；构建公共共享能力，降低卫星星载算力、存储、网络建设及运营成本，优化系统整体计算及传输能耗<sup>[1]</sup>等巨大潜力，推动卫星功能从通信中继向空间智能服务主体跃迁。

## 1 天基算力网络概念及挑战

### 1.1 天基算力网络概述

天基算力网络以卫星作为空间边缘计算节点，基于网络汇聚邻近卫星及地面计算资源，利用通信基础设施将动态分布的计算资源互联，并对各类算力进行统一调度。通过提供广域简洁的连接关系，天基算力网络能够支持星载计算资源的灵活调度，并在星上执行分析任务后将结果传输至地面或其他卫星节点，从而显著减少处理时延，实现快速响应。

当前，算力网络正在成为研究热点，而天基算力网络作为其在空间环境中的延伸，其研究尚处于初步探索阶段。

算力网络的核心思想是连接分布式计算节点<sup>[3]</sup>，通过动态感知用户应用需求以及网络和计算等多维异构资源状态，在统一连接及分配碎片化的算力和网络资源的同时灵活调度计算任务，从而实现计算资源与网络资源的按需服务，达到资源利用最大化。随着星载硬件技术的不断发展，低轨卫星逐渐开始搭载高性能计算和存储载荷等资源，推动空间智能服务向星上信息处理方向发展<sup>[8]</sup>。相较于传统的单星计算模式，随着全球低轨卫星星座组网系统的逐渐建成，整合调配不同载荷和轨道的智能卫星进行协同工作更能满足实时动态的任务需求。

天基算力网络基于多星协作的服务方案可用于处理计算密集型、低时延及传输密集型业务，其应用场景如图 2 所示，在地球观测等任务中，星座中的卫星采集地球时空数据，并作为算力节点，通过星载资源虚拟化形成算力网络共享资源池，经星座中算力节点处理后的数据随后通过星地和星间链路传输至地面不同用户。天基算力网络系统根据需求动态分配资源，提升卫星星座的计

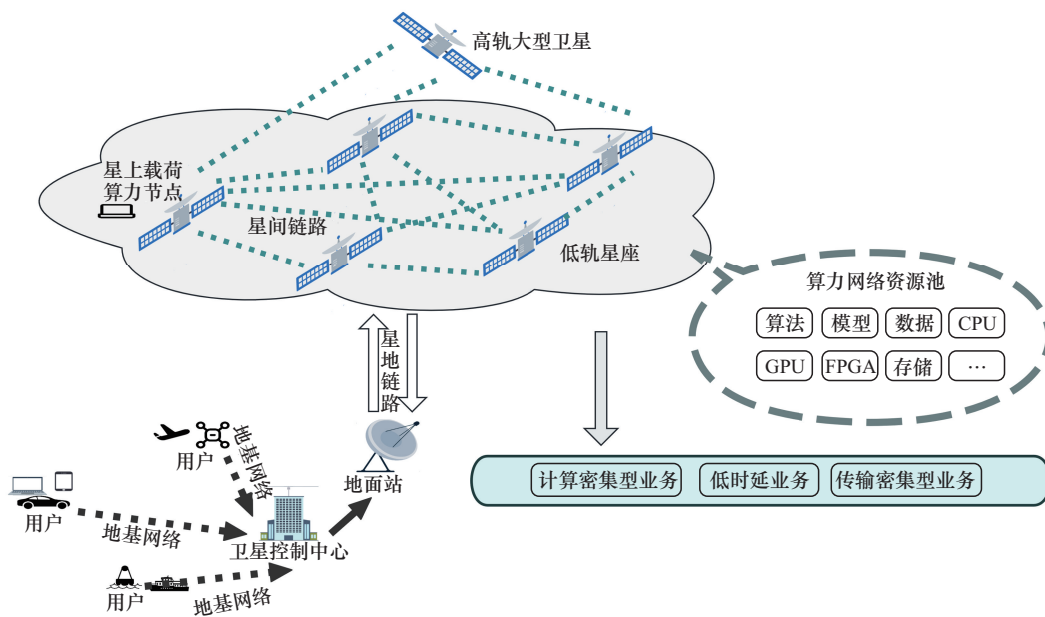


图 2 天基算力网络应用场景

算与通信资源利用率，从而提升对全球范围的连续感知与观测等任务的服务能力。

## 1.2 天基算力发展现状

21 世纪以来，随着卫星制造及发射技术的不断发展<sup>[9-10]</sup>，大规模卫星星座系统的部署工作开展迅速。截至 2025 年 4 月，美国 SpaceX 公司的 Starlink 计划已成功发射 8 000 余颗卫星，其中在轨运行 6 000 余颗；英国 OneWeb 卫星星座累计在轨卫星 654 颗<sup>[11]</sup>。全球范围内的大规模卫星星座部署为卫星系统的智能化和组网化协同控制奠定了坚实基础。与此同时，天基计算平台及星载算力技术发展进入新阶段，表 2 展示了当前国内外星载算力的发展情况。

表 2 星载算力发展情况

年份	国家/地区	系统	算力情况	成果
2024 年	中国	“东方慧眼” 高分 01 星	32 TOPS	高性能智能处理载荷； “极光 1000-慧眼”智能星 载计算机入轨
2024 年	中国	“泰景三号” 02 星	275 TOPS	星载智能计算载荷产品成 功发射
2023 年	中国	“天智二号” D 星	40 TOPS	实现卫星软件计算平台部 署，为实现卫星智能调度 和运算奠定基础
2023 年	美国	Palantir 公司	21 TOPS	提出通过人工智能算法上 星辅助地面战争决策
2020 年	欧洲	Φ-Sat 计划 <sup>[12]</sup>	—	首次实现人工智能芯片在 轨尝试，通过在卫星上运 行深度神经网络，自主识 别云层并进行在轨处理

星载算力关键技术及在轨实验的迅速发展和巨型卫星星座的构建使得空间组网、星上计算及天基算力网络的搭建与应用成为可能。然而，在卫星星群网络拓扑高度动态、计算平台结构差异大、各类资源极度有限以及空间网络时空尺度大的复杂条件下，如何实现天基算力节点间的协同调度，成为天基算力网络的研究关键。

## 1.3 天基算力网络挑战

作为“云-边-端”网络深度集成的创新范式和边缘计算向泛在计算演进的关键，算力网络中网络功能正由“连接算力”（连接数据中心、算力节点与用户端）向“调度算力”（通过网络分配调度各算力节点资源）发展，并期望最终实现“组织算力”（编排管理接入网络的异构算力资源）的愿景<sup>[5]</sup>。天基算力网络作为地面算力网络在空间环境中的扩展与迁移，其实际调度策略面临极大的复杂性，主要挑战包括以下几个。

(1) 算力节点资源严格受限、异构程度高。地面算

力网络节点器件通常采用先进制程，计算能力强大，具备包括大规模交换机、大规模服务器形态在内的集群构建形式，算力资源规模庞大，且不受功耗和体积的严格限制。以 Google 数据中心为例，其单一数据中心算力高达 1 026 FLOPS（每秒浮点运算次数），汇聚带宽达到 Pbit/s 量级。相比之下，天基算力网络以卫星作为算力节点，由于卫星服务功能相对单一，其硬件配置及器件设备相对简单，且卫星服务应用差异大，不同节点间资源异构性显著，因此难以进行直接的资源分配<sup>[13]</sup>。此外，太空环境复杂、空间辐照影响大，星载设备难以采用地面同等级别的先进制程技术，导致星上处理能力受限。同时，受卫星载荷质量及体积限制，星上算力系统的功耗和体积均受到严格控制。由此可见，天基算力网络多样化功能的实现需要天基算力节点协同、高效融合多种有限的异构资源。

(2) 卫星网络拓扑动态性强。地面算力网络通常为静态拓扑结构，而卫星网络拓扑动态性极高。受卫星天线摆动幅度的限制和卫星运动纬度变化的影响，星地及星间链路会产生周期性切换<sup>[14]</sup>，任务到达和传输路径等具有较强不确定性。此外，空间环境的复杂性使得计算资源和传输链路易受空间辐照等因素影响，从而导致故障出现的概率提高，进一步加剧了网络拓扑的动态性。高动态的网络拓扑结构使得任务调度、算力资源分配以及数据传输路径选择等问题的建模、优化和求解过程更加复杂。

(3) 任务-资源约束复杂性高。天基算力网络中资源限制程度高，任务处理面临多重约束。在天基算力网络计算资源调度问题的求解过程中，任务约束包括隐私性、传输时延、处理时延、优先级等多个维度；资源约束则涉及容量、可用性、能耗等因素。如何实现数学建模并有效求解天基算力网络高约束复杂性问题是实现天基算力网络高效运行的关键<sup>[15]</sup>。

(4) 多目标任务卸载优化难度大。算力网络中的调度问题通常需要同时优化多个任务目标，且各任务的常见目标包括时延、响应时间、排队时间、延迟任务数、通信成本、存储成本、资源闲置率和能耗等。不同目标的组合优化可能导致算力节点性能和策略出现差异甚至冲突。针对任务卸载策略的调度算法研究成为当前算力网络领域的研究热点<sup>[16-18]</sup>。任务卸载作为边缘计算中优化计算任务的一种重要处理方法，在天基算力网络中具有重要作用。通过任务卸载，将原本在云端执行的任务移动到星载边缘设备上执行，可以降低任务时延、减少

网络带宽的消耗。面向天基算力网络的任务卸载多样化需求，多目标任务约束与异构高动态天基网络交织导致多目标任务卸载优化困难。

## 2 天基算力网络3项关键技术

针对天基算力网络资源协同调度面临的挑战，本节从天基算力网络架构、算力度量、路由技术以及计算任务卸载优化等方面展开讨论。天基算力网络架构是天基算力网络设计的核心，其决定算力资源的配置、调度与协同工作方式，为路由和计算任务卸载提供基础框架和约束条件；算力度量及路由技术直接影响数据的获取、表征及传输效率，并确保数据在最优路径上传输，为计算任务卸载提供高效的数据传输支持；计算任务卸载优化技术则依托网络架构及数据传输，将计算任务合理分配至合适的资源节点，从而实现负载均衡、时延及能耗优化等，提升网络整体性能。多项关键技术在天基算力网络中的应用构成了天基算力网络高效、灵活、智能运行的基础。

### 2.1 天基算力网络架构

天基算力网络架构是实现算力资源高效、智能、协同利用的核心基础。卫星网络系统资源高度受限，网络建设与硬件设施升级成本高、周期长，因此，天基算力网络的实施为优化网络运行效率并为特定业务优先调度资源提供保障。传统卫星通信网络星上载荷功能相对固化，卫星常以单纯数据转发模式将用户站信号传输至地面信关站，依赖地面网络完成信号处理和报文交换。然而，该模式存在显著局限性：首先，对于缺乏本土或就近信关站覆盖的区域，数据需通过地面网络进行长距离传输，导致端到端时延显著增加；其次，对于远海等无法部署地面信关站的区域，其应用范围受到较大限制；最后，星上功能固化使得网络难以根据业务需求动态调整资源分配策略和服务质量保障等级<sup>[19]</sup>，进一步制约了卫星通信网络的灵活性和服务性能。

天基算力网络架构的转变核心在于实现从“以传输为中心”向“以算力融合为中心”的范式转变。其网络目标由高效数据传输转变为将分布在各类天基卫星节点与地基节点的异构算力资源进行全局抽象、统一感知、智能调度与协同共享，构建“算力随需而动”的智能网络。该网络架构将算力作为一种可感知、可度量、可调度的核心网络资源进行深度融合管理，与以优化网络流量和网元功能为核心的传统网络架构存在本质区别。为支撑这一范式转变，天基算力网络在传统卫星网络基础

上引入全局算力资源抽象与感知、算力的智能调度与控制、确定性服务保障与资源隔离等关键技术。

全局算力资源抽象与感知是天基算力网络的基石。传统卫星网络控制器通常仅关注网络拓扑、链路状态、带宽等网络资源信息，对卫星节点自身的计算能力及存储能力等缺乏有效感知。天基算力网络通过各卫星节点实时监测并上报自身算力状态，构建动态更新的全局算力资源视图。其采用类似统一资源定位符（uniform resource identifier, URL）的算力资源标准化划分和统一标识<sup>[20]</sup>，通过对传统路由协议的扩展机制<sup>[21-22]</sup>在网络中宣告、发现与定位算力类型和可用量等关键信息。这种全局算力视图为后续的路由策略制定和智能任务卸载提供了重要的数据基础。

算力的智能调度与控制是天基算力网络的核心功能。传统卫星网络调度策略聚焦于网络路径优化，其优化目标以提升带宽利用率、降低传输时延和丢包率为主，对计算任务本身的特性及目标节点的实时计算能力缺乏考虑。天基算力网络架构进行“算力+网络”的联合优化，在评估网络可达性与传输开销的同时，依据任务计算需求和全局实时算力视图，智能选择邻近的强计算能力卫星、区域性边缘计算卫星簇或地面云中心作为计算执行节点。一方面，该架构引入段路由技术<sup>[23]</sup>，允许在数据包头携带显式路径信息，并将计算节点作为路径关键“服务端点”；另一方面，借鉴任播地址<sup>[24]</sup>思想，为特定类型的算力服务分配共享服务标识（service identifier, SID），当用户请求发送至该SID，入口路由器即根据实时收集的算力和网络状态，动态地将请求路由至性能最优的服务绑定标识BID，实现计算任务向最佳算力资源的精准投放。

确定性服务保障与资源隔离是天基算力网络满足多样化业务服务水平的关键。传统卫星网络依赖优先级队列或基于多协议标签交换（multi-protocol label switching, MPLS）的虚拟专用网络（virtual private network, VPN）等“软隔离”技术为不同业务提供差异化服务质量保障。天基算力网络架构引入网络切片技术，在物理基础设施上通过对频谱资源、通信时隙、计算资源等实施硬隔离策略，为不同业务类型按需动态创建独立的虚拟网络切片，每个切片拥有专属的资源配额和严格的服务质量策略，从而确保关键计算任务获得其所需的计算能力。网络切片技术在天基算力网络中的应用为时延敏感型业务、关键任务型业务等提供了确定性的算力网络服务保障。

传统星上载荷适配的协议体系与卫星软硬件紧密耦

合，卫星入轨后，卫星载荷及与其适配的网络协议难以升级换代，功能固化，难以满足天基算力网络对资源和任务的灵活适配及服务质量等级等的要求。因此，为满足天基算力网络“连接、调度、组织”算力的要求，需要构建“软件定义”的卫星网络，通过建立全局协同的天基算力网络架构，将控制功能软件化，从而提高算力资源分配效率及网络管控灵活性。

### 2.1.1 软件定义天基算力网络

软件定义网络（software defined network, SDN）是一种新兴网络架构，其通过解耦网络设备的控制面与数据面，实现软件化的统一控制及灵活、智能、可编程的网络管理<sup>[25]</sup>。SDN架构控制面可根据分布式节点的资源状态构建资源分布图，当智能终端发起任务需求时，控制器可根据资源分布图与链路状况将任务调度至最优计算节点<sup>[26]</sup>。SDN具备如下特征<sup>[27]</sup>。

- (1) 控制面与数据面解耦，实现独立部署与更新。
- (2) 数据以“流”为单位灵活处理报文，支持业务的动态调配与管控。
- (3) 控制面软件化，支持集中式部署或边缘分布式代理控制。
- (4) 网络可编程，支持通过软件灵活配置网络功能、调度网络资源及部署虚拟化网络切片等。

当前，SDN架构已广泛应用于地面数据中心广域网<sup>[19]</sup>、5G核心网及地面算力网络等。文献<sup>[28]</sup>提出为车载网络构建SDN辅助下的移动边缘运算网络架构，实现车载网络状态高效灵活的全局感知。文献<sup>[29]</sup>通过SDN架构控制面感知实时流量状况，设计SDN-MEC-VANET架构优化路由性能，在合理时延内提升数据包交付率。

由于卫星载荷受重量、体积、功耗及复杂空间环境的严格约束，因此针对天基算力网络进行设计时，将控制功能以软件形式部署于地面运控中心，该设计倾向与SDN“控制面与数据面解耦”思路一致。已有研究<sup>[30-32]</sup>提出将SDN技术与卫星网络结合，形成软件定义卫星网络（software defined satellite network, SDSN）<sup>[33]</sup>。在此基础上，基于SDSN的天基算力网络架构由控制面和可编程数据面组成，其网络架构如图3所示，控制面统一设计，可分层部署于地面运控中心、信关站、卫星及用户站。运控中心具有全局视角：负责状态收集、算力节点资源调度、边缘节点策略推送等全网控制，并通过北向接口为网络应用提供抽象化算力资源描述；可编程数据面部署于地面信关站、卫星及用户站，根据运控中心及边缘节点策略执行业务流级报文处理与状态收集。软件定义天基算力网络继承并发展了软件定义网络“控制面与数据面解耦”“集中逻辑控制”“网络可编程”的核心理

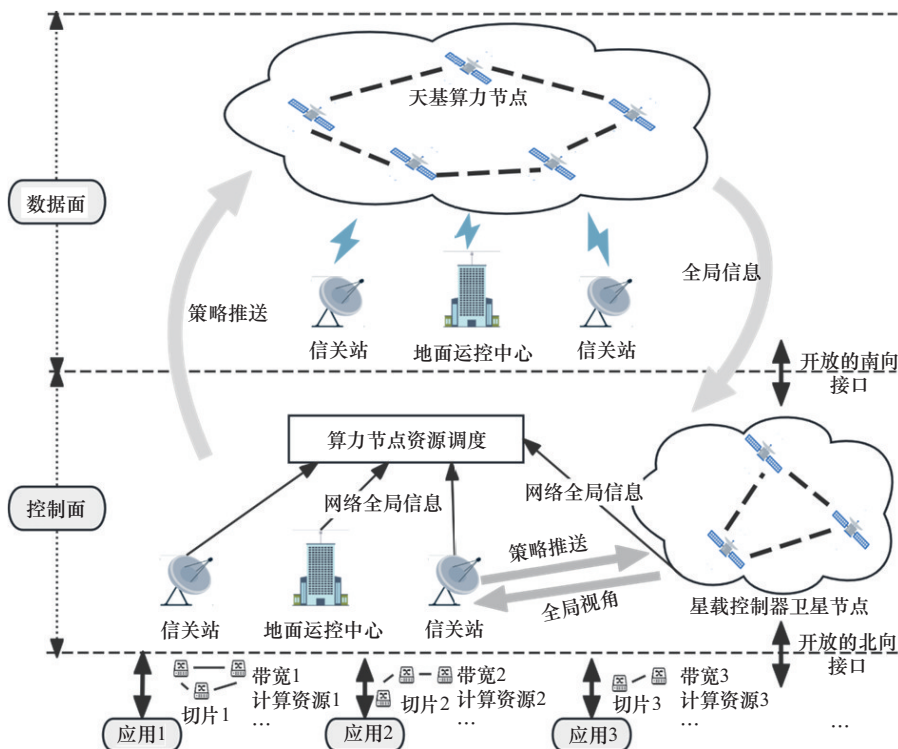


图3 基于SDSN的天基算力网络架构

念，有效降低了对单个卫星节点的资源需求，数据面卫星仅需少量计算与通信资源即可完成数据转发和网络配置任务，而资源分配、路由策略及网络管理等复杂任务则由被部署在高性能卫星或地面站的SDN控制器执行<sup>[3]</sup>。

### 2.1.2 典型天基算力网络架构

天基算力网络因长传输距离、高移动性、不可预测的空间环境及严格的资源约束，为其软件定义架构的实现带来了严峻挑战。相较于传统软件定义卫星网络，软件定义天基算力网络的核心特征在于其深度集成了算力资源管理模块，在管理传统网络拓扑要素的同时，收集、维护并更新全局算力资源视图，运行“算力+网络”联合调度算法，生成并下发基于算力感知的路由策略，并实现网络切片的生命周期管理，一种典型的天基算力网络架构如图4所示。该天基算力网络架构通过纵向分层解耦与横向能力协同，系统性解决了空间环境中算力资源动态调度与服务质量保障的核心挑战。其中，感知层依托协同感知、时空增强与多域处理技术，构建算力、任务与拓扑的采集及预处理能力；网络层以全域协同、智能调度、弹性扩展为核心，形成动态拓扑的分布式算力资源池，并基于网络通联与管控机制实现任务驱动的资源优化配置；服务层则通过服务化、融合化、智能化能力，向用户提供按需赋能的智能应用支撑。在横向维度上，控制面实现算力资源的动态编排与任务流控，数据面保障计算任务在星间及星地链路的低时延、高可靠传递。架构底层锚定时延、可靠性、能耗等核心性能指标，借助流量工程、流表设计和包分类算法方法等基础设计构建效能闭环，为星上算力高效利用提供量化保障。这些核心功能对控制面和数据面的设计提出了更高的要求：

控制面需在保障多样化业务服务质量的同时最大化算力网络资源利用率；数据面则需高效、可靠地执行复杂的算力感知策略，支持多协议、低开销的数据转发。

天基算力网络控制面设计需克服由卫星网络特性带来的核心性能挑战，其核心性能指标主要包括时延、可靠性和能耗等<sup>[34]</sup>。针对这3项性能指标的研究进展与挑战如下。

(1) 时延。控制架构时延主要由信息传输时延与网络决策时延构成。地面网络主要通过优化控制路径长度、均衡控制器负载减小时延。而在天基算力网络多层控制架构中，卫星控制节点处理能力相对受限，需采用低复杂度及低交互策略以缩短决策时延，并考虑空间网络时空尺度大场景下传输时延导致的管控响应不及时的影响。基于上述目标，文献[35-37]采用整数线性规划、模拟退火、改进的粒子群算法等针对控制器部署优化问题展开研究，其优化目标从最小化网络传输时延扩展至最小化包含计算排队和处理时延在内的端到端任务完成时延。进一步需重点设计低复杂度、低控制交互的“算力+网络”联合决策算法以适应星上控制节点受限的处理能力。

(2) 可靠性。地面网络控制器主要通过配备多条独立控制路径、多控制器主从备份及减少控制路径跳数等方式提升控制可靠性。而天基算力网络中卫星设备易受空间复杂环境影响而产生故障且不易修复，因此需进行针对性的可靠性设计。文献[38]基于人工鱼群算法提出软件定义卫星网络多控制器可靠部署方法，有效提升网络可靠性。文献[39]应用集合拓扑分析推导并构建巨型卫星星座的控制器构型，实现具有最优可靠性及有效性的网络控制结构。需进一步针对算力状态信息在多控制器间

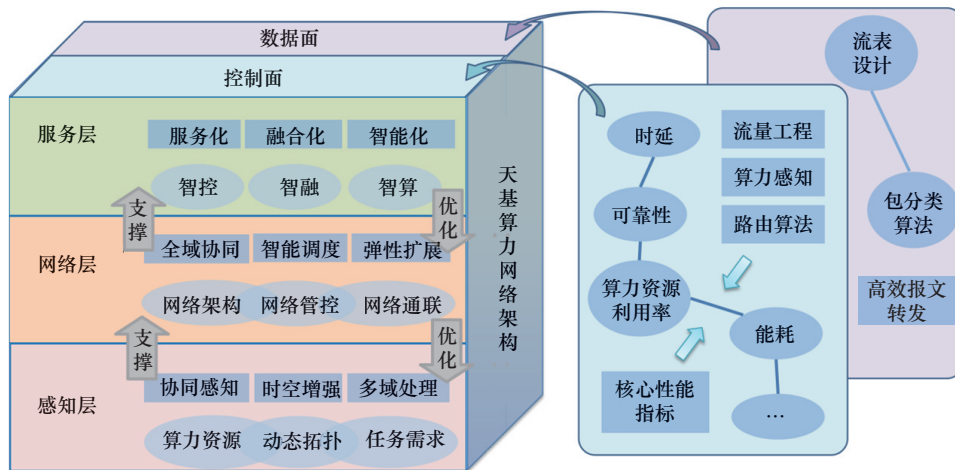


图4 典型天基算力网络架构

可靠、低开销的同步传输展开研究。

(3) 能耗。地面软件定义网络通过建立优化模型和灵活关闭控制器实现部署及能耗开销最小化。天基算力网络则需考虑卫星节点的能耗受限特性和规律性拓扑变化特征进行优化。文献[40]针对控制器迁移成本及网络重构成本问题分析动态拓扑及流量对建立链路开销的影响。文献[41]则针对卫星网络动态拓扑和时变负载特性构建基于贪心策略的控制器候选集合,通过控制关系图获取并进一步降低网络控制开销。未来需要针对算力调度策略本身对卫星节点能耗的影响展开研究。

此外,天基算力网络的算力资源利用率等也是需要考虑的关键性能指标。为实现对“算力+网络”资源的联合智能调度,以融合算力感知的流量工程为代表的先进控制方法设计是关键,其根据以网络状态、算力状态、任务需求为代表的全局视图来优化资源分配和路径选择。当前地面网络流量工程方法设计主要包括基于全局优化<sup>[42]</sup>和深度学习<sup>[43]</sup>两种技术路线。基于全局优化的方法从源端管控业务发送并进行资源的最优化分配,其优势在于理论上可获得最优解,但计算复杂度随网络规模呈指数级增长,难以满足大规模天基算力网络实时调度需求。基于深度学习的方法通常以业务流矩阵、节点或链路负载作为输入,以服务质量作为奖励值构建深度学习模型,适用于处理复杂非线性问题,亟须发展融合算力负载状态、任务特性和网络状态的多维智能算网流量工程模型。但该方法依赖真实卫星网络业务分布数据下的训练,对实验仿真的要求更高。

基于软件定义天基算力网络的数据面的核心任务是高效、可靠地执行控制面下发的算力感知策略,其具体技术挑战主要集中在流表设计及包分类算法优化等。

数据面流表根据报文包头字段查找对应的处理策略,是优化实现软件定义天基算力网络低复杂度设计的关键环节,需进行新的流表优化设计以支持算力标识的字段匹配。文献[44]通过动态分类超时算法和基于超时策略的移动管理算法实现流表资源利用率的提升;文献[45]采用存储颗粒灵活分配的 RuleMap 流表架构来降低流表的资源及能耗开销;文献[46]则将流表与数据包传输路径相结合,在供应不足的网络中最大化承载流量,实现不同节点流表间的负载均衡从而降低存储开销。而在卫星网络中,以上方法均需考虑环境复杂导致的高辐射等问题。

基于静态随机存取存储器的卫星网络包分类算法是当前高速包分类算法设计中的研究热点。典型算法 Cut-Split<sup>[47]</sup>、EffiCuts<sup>[48]</sup>通过构建决策树的形式实现快速查

找,分类速度快但更新复杂,存储资源占用较多。而以 TupleMerge<sup>[49]</sup>为代表的基于规则集划分算法等占用内存小且更新速度快,但分类速度随着规则集数量的增加而变慢。卫星网络包分类算法设计应根据不同服务应用需求综合考虑。此外,由于卫星网络具有高辐射复杂环境及链路长时延特征,不同包分类算法均应采取进一步容错及流表时延匹配设计,并进一步优化对携带算力服务标识包头的快速识别与处理能力。

## 2.2 天基算力度量与路由技术

天基算力网络通过天基算力度量和天基算力路由等技术的应用实现计算与网络的深度融合,提供算力和网络的一体化服务。

### 2.2.1 算力度量方法

算力度量对算力需求和算力资源进行统一的抽象描述,通过量化和分析计算节点的性能指标,为资源规划提供数据支持,是评估计算资源性能及效率的关键工具和实现多元异构算力资源灵活调度的基础。

天基算力网络算力资源分散,异构算力资源种类多元,按照功能可分为计算资源、通信资源和网络资源。计算资源指天基算力网络中负责数据处理、存储和管理的硬件组件,是在轨处理能力的基础,主要包括面向通用算力的中央处理器(central processing unit, CPU)、面向并行处理的图形处理器(graphics processing unit, GPU)、嵌入式神经网络处理器(neural processing unit, NPU)、现场可编程门阵列(field programmable gate array, FPGA)、内存及存储等;通信资源指天基算力网络中负责天基节点及天基与地面站间数据传输的物理和逻辑要素,主要包括无线电频谱、时隙、码字、功率等;网络资源负责天基算力网络内的数据传输与服务交付,确保数据流的优化管理,主要包括路由、带宽、网络切片及端口等。

算力度量指标通常可以分为静态指标、动态指标和动静结合指标。静态指标指与计算节点的硬件配置相关的固定属性,在运行过程中保持不变,反映计算节点的基础性能。常见的静态指标<sup>[50]</sup>包括 CPU 主频、CPU 内核数、每秒浮点运算次数、内存容量和磁盘容量等。该指标易于测量和标准化,能够为资源初始规划提供可靠依据,但无法反映设备实时性能和负载情况,难以满足天基算力网络的资源动态分配需求。动态指标反映计算节点在特定负载下的实时性能,随任务执行而变化,体现节点的当前运行状态。常见的动态指标包括 CPU 使用率、内存使用率、带宽占用率等,这些指标随时间和任务变化,具有较高的实时性,但可能因数据波动而难以形成

稳定的评估标准。动静结合指标则综合静态和动态信息，提供对计算节点性能的全面评估，通常通过静态属性预测或调整动态性能。文献[51]提出使用分类与回归树和隐马尔可夫模型方法优化资源管理，基于静态指标（硬件配置）和动态指标（实时运行数据）构建动静结合的评估体系，通过综合分析有效提升资源度量精度。

根据天基异构算力资源情况和国际互联网工程任务组算力度量的相关标准，可将天基算力度量划分为“三级”算力度量技术体系，即异构硬件算力度量、节点服务能力度量和节点对业务的支撑能力度量<sup>[52]</sup>，从硬件基础到业务应用逐级抽象，构建完整天基算力度量框架。

异构硬件算力度量基于天基算力网络中异构硬件的原始性能参数表征算力，可通过厂商提供的数据规格、基准测试或公式计算获得<sup>[52]</sup>，天基异构硬件算力度量指标见表3。

表3 天基异构硬件算力度量指标

资源类型	资源	度量指标
计算资源	CPU	主频、内核数、整数计算速率、每秒浮点运算次数
	GPU	每秒浮点运算次数、并行处理单元数
	NPU	神经网络处理能力
	FPGA	可编程逻辑门数、动态重配置速度
网络资源	内存/存储	容量、读写带宽
	路由	支持的路由协议
	带宽	总带宽容量/单通道带宽
	网络切片	切片数量
通信资源	端口	端口数量、端口速率
	频谱	可用带宽、频谱效率
	时隙	时隙数量
	码字	码字长度、编码效率
	功率	发射功率、功耗效率

节点服务能力度量以硬件原始性能参数为基础，综合评估天基算力节点在计算、网络、通信等方面的服务能力和异构资源的协同能力，从而衡量节点整体性能。目前主要的建模方式为针对不同类型的资源单元进行拆解及差异化分析，计算资源根据硬件重要性分配权重系数，通信与网络资源则通过吞吐量、时延和丢包率等指标综合评估，针对不同资源及业务需求设定比例系数，实现对不同类型资源单元的统一度量。所提节点服务能力度量模型为：

$$C = \alpha \times \sum_{i=1}^m (\omega_i \cdot P_i) + \beta \times \sum_{j=1}^n (\varphi_j \cdot T_j) + \gamma \times \sum_{k=1}^l (\rho_k \cdot N_k) \quad (1)$$

其中，底层计算、通信和网络资源的性能指标  $P_i$ 、 $T_j$ 、

$N_k$  均需进行标准化处理以消除量纲差异。硬件内部权重  $\omega_i$ 、 $\varphi_j$ 、 $\rho_k$  依据硬件特性和节点配置确定，全局比例系数  $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  则依据具体任务的资源需求特征设定。模型通过分层加权机制，实现了节点服务能力度量中异构硬件多维度指标的有机整合与统一量化。

节点对业务的支撑能力度量结合节点部署业务评价节点算力，即节点针对特定算力业务可提供的实际处理能力。以遥感图像处理为例，节点的业务处理能力可通过图像处理速度（帧/秒）和分辨率支持能力衡量，业务吞吐量表现为每秒处理的图像帧数。通过真实业务负载测试，并采用有效算力（effective computing power, ECP）的几何加权<sup>[53]</sup>进行综合评估：

$$ECP = \left( \prod_{i=1}^n M_i^{\omega_i} \right)^{1/\sum_{i=1}^n \omega_i} \quad (2)$$

其中， $M_i$  表示第  $i$  项业务性能指标， $\omega_i$  为其对应的权重系数。此外，天基算力网络高度动态的环境特征使得节点对业务的支撑能力度量需引入算力动态性度量维度以刻画节点算力及网络环境的时变特性对业务执行效能的影响。算力动态性度量由节点自身算力动态性和网络拓扑动态性协同约束，具体来说，节点硬件在执行特定业务过程中的性能波动性、峰值能力、业务与硬件资源适配性随负载变化的特征和动态网络拓扑连通性均对算力协同效率产生影响。结合时间函数及动态性衰减因子（节点性能波动因子  $\lambda_{\text{node}}(t)$ 、网络协同效能因子  $\lambda_{\text{net}}(t)$ ）以评估节点在特定业务时间窗口  $T$  内的有效算力积分，所提节点对业务的支撑能力度量模型如下：

$$C(T) = \frac{1}{T} \int \left( ECP(t) \cdot f(\lambda_{\text{node}}(t), \lambda_{\text{net}}(t)) \right) dt \quad (3)$$

### 2.2.2 算力路由方法

天基算力网络路由技术通过感知获取卫星网络链路及卫星节点多维资源状态并进行算力信息的全网通告，根据卫星网络链路及节点资源状况，采用“算力+网络”的联合路由计算，将业务灵活调度至不同算力资源状况节点中，同时为其规划满足要求的传输路径<sup>[54]</sup>。该技术旨在应对卫星网络高度动态的拓扑结构及负载变化的同时，提升算力和网络资源的利用效率。为此，需要设计具备在动态环境下通告链路状态变化及多维算力资源的路由算法。

在天基算力网络架构中，高效通告天基节点算力资源状态信息是支撑算力路由的关键环节。相较于独立设计专用信令协议，通过扩展现有路由协议传递算力信息已成为主流技术方向。一方面，复用成熟路由协议的泛洪与更新机制，可避免引入额外控制平面开销；另一方面，算力状态与路由拓扑的同步扩散可有效保障算力-路

由联合决策的实时性。

作为计算机网络实现域间路由的基础协议之一，边界网关协议 (border gateway protocol, BGP) [55] 以其可扩展路径属性框架成为天基算力网络域间通告的理想载体。通过在 BGP UPDATE 消息中定义新型算力资源状态的类型-长度-值 (type-length-value, TLV)，将归一化的节点动态资源指标嵌入路由更新流程，并通过服务能力 TLV 及增量更新触发机制声明节点支持的特定算力服务类型和 BGP 更新触发。在自治系统内部，开放最短路径优先 (open shortest path first, OSPF) 协议可通过两种范式实现算力信息通告：前缀属性扩展和专用链路状态通告 (link state advertisement, LSA) 泛洪。一方面，前缀属性拓展通过在 Router-LSA 或 Prefix-LSA 中新增 Compute\_Metric 子 TLV，将天基算力节点实时资源信息与 IP 服务前缀绑定，使得最短路径优先 (shortest path first, SPF) 算法在计算最短路径时可同步优化算力资源分配，实现“算力+网络”的联合路由计算；另一方面，专用 LSA 泛洪通过定义结构化新型 LSA 广播算力拓扑信息，包括算力节点标识符、算力资源信息、服务列表及时间戳，并通过 OSPF 的 LSA 老化机制实现算力资源信息实时性保障。

然而，由于算力资源具备动态性，与相对固定的传统 IP 地址通告不同，算力资源的通告会对协议扩展后的性能边界产生影响。因此，在 BGP 或 OSPF 框架下嵌入算力通告时面临两方面的挑战：高频更新引发的控制平面开销增加与动态语义带来的实现复杂度提升。具体表现在：一方面，算力状态的波动频率可达毫秒级，远高于路由表更新基线，若直接采用传统触发机制，可能引发路由振荡甚至网络拥塞；另一方面，算力资源的异构性要求协议扩展新的语义抽象层，而传统路由协议缺乏对多维动态指标的兼容。

为解决上述问题，当前研究主要围绕以下 3 方面展开。

(1) 控制面能力增强与轻量化同步技术。针对算力随时间和计算任务的快速动态变化，一种典型的解决思路为提升控制面处理效率并降低同步开销从而实现算力较为高频的更新。其候选技术手段包括通过网络层引入优化的内核态报文转发机制和主动队列管理方法 [56]，实现高效的轻量化资源同步，以及基于支持度和置信度优化的算力资源监控技术减少算力感知资源消耗 [57]。在工业实践中，谷歌容器管理框架 Kubernetes 通过 cAdvisor 组件定期监控并基于 HTTP 协议上报容器资源；华为云原生边缘计算平台 KubeEdge 则采用轻量化 MQTT 协议发布

订阅模式从而实现资源信息传输。

(2) 分级分层抽象与状态压缩技术。该技术将不同颗粒度的算力资源和服务状态按网络域进行分层同步，并维护对应的分级路由表，即将算力资源的动态性约束在局部域内处理，仅将稳定、聚合后的摘要信息在域间传播，从而大幅压缩节点状态量和边界网关协议的通告频率 [58]。

(3) 算力拓扑按需生成技术。为减少网络中不必要的算力信息洪泛，可按需动态生成算力拓扑，仅传播与当前需求或路径相关的资源信息，有效降低信息的处理与传输开销。此外，针对资源异构性带来的语义复杂问题，需设计统一的资源描述框架，如基于通用身份标签 (universal identity tag, UIT) 的计算感知策略 [59]，为异构通信实体的计算资源提供标准化的抽象层，简化资源描述与匹配过程。

获取并应用算力信息是提升天基网络服务质量和资源利用效率的关键，针对协议优化，未来亟须在如下两方面展开研究。

(1) 面向算网融合的全域路由方法。通过扩展协议通告算力状态，在星上路由决策中，将算力指标融入路径选择算法，实现面向算网融合的全域路由方法，以支持典型遥感侦察等任务。这些任务通常涉及实时数据处理和机器学习模型推理，但受限于卫星节点的计算资源，需优化任务分配以避免过载，而动态算力信息有助于识别资源富余节点，实现负载均衡，从而提高任务完成率并减少时延。

(2) 基于算力资源学习的性能分析与决策方法。尽管算力状态动态变化，但天基网络的周期性轨道运动和任务模式为网络的高峰期负载分布等带来一定的规律及可预测性。对于获取到的算力信息，可利用学习和建模机制支撑性能分析与决策。例如，可运用统计信息辅助方法，结合队列论、强化学习等构建典型任务下的算力使用模型，并结合时序分析通过预训练模型预测算力波动，提前进行路由调整，确保关键任务的连续性，从而实现高效、鲁棒的域间协作。

为了实现天基算力网络中星上计算、网络等受限资源的有效利用，已有研究针对综合考虑星上带宽、计算及存储等多维资源信息的路由算法展开，相关工作主要聚焦于链路属性、流量分布及资源状态信息。天基算力网络路由算法对比见表 4。在链路属性对天基算力网络拓扑的影响的研究中，文献 [60] 建立了基于链路持续时间、缓冲区队列等链路属性的加权时空演化图，并引入多属

表 4 天基算力网络路由算法对比

研究问题	算法名称	算法简述	资源类别			路由目标
			带宽	计算	存储	
链路属性	IUDR <sup>[60]</sup>	建立加权时空演化图,引入多属性决策计算各链路属性的权重,量化路由链路效用	√	×	×	时延、丢包率
流量分布	SSLB <sup>[61]</sup>	在选择性迭代 Dijkstra 算法的基础上考虑卫星节点计算资源,提出一种选择性分流的全局负载均衡策略	×	√	×	时延、负载均衡
资源模型	RMA-TRS <sup>[62]</sup>	提出了一种分层资源建模和抽象方法,将节点资源的演变建模为马尔可夫过程	√	×	×	时延、吞吐量
资源信息	基于计算资源度的路由协议 <sup>[63]</sup>	提出基于移动自组织网络的优化链路状态路由协议,引入计算、存储资源度和链路生存时间进行路由选择	×	√	√	时延
	NO-MLPS <sup>[64]</sup>	融合 IP 与 ATM 两种技术体制,提出基于带宽利用率和跳数的路径选择算法	√	×	×	时延、跳数
	Pathloss Metric <sup>[65]</sup>	提出了一种利用网络拓扑结构的轻量级拓扑感知路由指标,并通过自适应多速率卫星间链路进行路由	√	×	×	时延、吞吐量
	DQN-IR <sup>[66]</sup>	提出基于深度强化学习的分布式路由算法,结合带宽可用率自适应选择转发链路	√	×	×	时延

性决策计算各链路属性的权重,量化链路效用,提出基于卫星间链路效用的动态路由算法,有效提升路由适应性。针对流量分布不均问题,文献[61]在选择性迭代 Dijkstra 算法的基础上结合卫星节点计算资源,提出选择性分流的全局负载均衡策略,有效缓解卫星网络链路拥塞。此外,为了有效构建星载资源模型,文献[62]提出时变资源图,结合星间拓扑与带宽资源信息对卫星网络进行建模,并实现多级按需资源调度。

在综合多维资源状态信息的路由选择方面,文献[63]基于移动自组织网络中的优化链路状态路由协议,引入计算资源度和链路生存时间,提出多资源度考量的星间路由协议,实现星间协同计算。文献[64]则在融合网际协议(Internet protocol, IP)和异步传输模式(asynchronous transfer mode, ATM)两种技术体制中,提出基于路由跳数和带宽利用率的路径选择算法,从而降低传播时延,合理选择传输路径。文献[65]则提出一种基于拓扑感知的路由指标,通过选择具有高数据速率星间链路的路径,在实现星间链路高流量的同时保持任务最短排队时延。文献[66]提出一种基于深度强化学习的分布式路由算法,该算法结合卫星节点拓扑、带宽可用率及排队时延等自适应选择转发链路,具有较好的泛化能力和较低的时延,但计算复杂度较高,对星载计算能力的要求更高。

当前,面向天基算力网络的路由算法研究大都针对地解决了卫星网络拓扑动态问题并开展了以带宽为主的链路状态资源度考量路由算法研究,但针对卫星网络中节点的计算、存储等能力信息的利用率较低,且卫星组

网场景下对于链路动态特性及路由算法的联合研究仍然较少。随着星载算力资源的日益增多,基于“算力+网络”的架构实现结合多维资源信息的天基算力网络路由将成为未来卫星网络路由研究的重要发展方向。

### 2.3 天基算力网络计算任务卸载优化技术

天基算力网络因其独特的空间环境和任务需求,面临卫星高速移动、星间链路动态变化、业务分布时空不均、资源严格受限等核心挑战,而高效的计算任务卸载策略是提升天基算力网络整体效能的关键,其目标在于动态、协同、智能地将用户或卫星节点产生的计算任务卸载至天基算力网络中最合适的节点,以优化时延、能耗、资源利用率及服务质量等关键指标。以下将结合天基典型业务场景,围绕天基环境高动态、分布式协同及多目标优化的核心特征,对当前主流计算任务卸载优化方法展开讨论。

#### 2.3.1 面向天基资源高动态管理的计算任务卸载优化方法

天基算力网络拓扑高速变化、信道条件瞬时波动,传统静态或半静态优化方法难以适用。针对天基算力网络显著的高动态特性,强化学习和李雅普诺夫优化理论以其强大的在线学习与随机优化能力成为研究热点。

##### (1) 基于强化学习理论的资源管理方法

强化学习技术依赖环境反馈学习最优策略,以“离线训练+在线执行”模式作为地面算力网络资源的高动态管理方法被广泛研究<sup>[4,67-72]</sup>。但天基算力网络特殊的环境对强化学习的应用提出了更为严苛的要求:卫星的高速运动导致状态空间急剧扩大,显著增加了策略学习的复杂度;星间链路的频繁切换造成环境反馈的不稳定延迟,

干扰了模型的在线学习与决策；星载计算资源的极端有限性严重制约了复杂模型的部署与应用，使得传统强化学习算法高昂的训练及在线推断开销难以满足星上实时处理的需求。

以遥感图像星上实时处理为例，卫星获取的海量数据须在有限过境窗口内完成关键目标的快速检测，计算量大且时效性要求高，单星算力不足时，计算任务卸载成为必然选择，且卸载决策须在极短时间内完成并考虑后续数据传输开销。针对天基算力网络资源动态管理和任务卸载的优化需求，以强化学习驱动的技术路径主要包括分布式强化学习框架和去中心化的多智能体深度强化学习算法。分布式强化学习框架通过卫星间协作优化任务卸载路径，有效降低端到端时延，并可融合速率分割多路存取技术实现通信资源分配与功率控制的联合决策，进一步提升卸载效率；去中心化的多智能体深度强化学习算法则致力于在单一框架内协同优化发射功率、CPU 频率、比特分配、卸载决策和带宽分配等多维资源。

以上研究基于强化学习理论对天基算力网络中的资源分配和计算任务卸载实现了动态配置优化，通过分布式设计有效降低了对中心节点的依赖，但对多目标、多任务并发场景下的天基算力资源的全面优化配置探讨不足，难以有效权衡任务处理中时效性、识别精度、能耗约束等多重目标。且分布式设计的资源消耗、计算复杂度等问题限制了其在天基算力网络中的应用效果，需要进一步结合模型压缩、迁移学习等设计轻量化算法以满足实际需求。

(2) 基于李雅普诺夫优化理论的资源管理方法

李雅普诺夫优化理论通过构造李雅普诺夫函数保证动态系统的队列稳定性，其核心思想是将长时间多阶段高动态资源管理问题解耦为确定性单时隙优化子问题，这种解耦机制显著降低了在线求解的复杂度，并提供了严格的长期平均性能与队列稳定性理论保证。凭借对动态网络的良好适用性，李雅普诺夫优化理论被广泛应用于地面算力网络计算及网络资源的动态分配<sup>[73-75]</sup>。

李雅普诺夫优化理论的低在线计算复杂度和对队列管理的理论保障使其成为资源受限、业务突发性强且对队列积压敏感的天基算力网络环境的重要解决方案。在多跳卫星卸载场景中，为实现在满足资源及排队约束下的最小化系统时延与能耗，基于李雅普诺夫框架的优化方法可通过延迟在线学习应对未来工作负载的不确定性，并针对卫星对等卸载路径展开优化，但其实际效能可能受制于多跳网络固有的通信时延。在星地协同计算场景

下，面向地面用户与低轨卫星的协作需求，可利用李雅普诺夫优化方法将长期随机问题分解为确定性单时隙子问题，并结合深度强化学习与传统优化算法进行高效求解，从而实现通信计算资源分配及卸载决策的联合优化。对于更为复杂的星地一体化资源全局优化问题，涉及任务卸载分配比例、星地关联关系及计算资源分配等多维决策，李雅普诺夫优化理论可作为构建时延及能耗等指标最小化问题求解框架的基础，将原始随机问题分解为多个可在线迭代求解的确定性子问题，为后续优化算法的高效实施奠定坚实基础。

基于李雅普诺夫优化方法的卫星网络优化分析方法通过建立基于单元格的模型，充分考虑卫星网络的动态特性和异构性，在处理长期平均性能目标和保障关键队列稳定性方面具有坚实的理论基础。其分解思想可显著降低优化问题在线求解难度，适合资源受限的星载环境，为解决天基算力网络中普遍存在的业务突发性、资源碎片化与队列积压等问题提供了强有力的数学工具和系统性设计范式。面向天基资源高动态管理的计算任务卸载优化方法对比见表 5。

表 5 面向天基资源高动态管理的计算任务卸载优化方法对比

算法类型	基本思路	算法名称	提出年份	算法简述	卸载目标
基于强化学习	通过“离线训练+在线执行”模式实现资源的高动态管理	D3QN <sup>[70]</sup>	2024年	利用卫星间合作的分布式方案为卫星边缘计算提供服务迁移的任务卸载	时延
		DQN&PPO <sup>[71]</sup>	2024年	联合使用用于离散资源分配的深度Q网络算法和用于连续功率控制的近端策略优化算法	资源分配
		MADDPG <sup>[72]</sup>	2024年	通过去中心化方法实现具有全局奖励的多代理深度强化学习算法	能耗
基于李雅普诺夫优化理论	通过对系统中队列稳定性的约束，将长时间资源管理问题转化为单时隙在线资源分配问题	MHSPO <sup>[76]</sup>	2023年	利用李雅普诺夫框架下的延迟在线学习方法，优化了未来工作负载不确定的决策过程	时延、能耗
		DRLCO <sup>[77]</sup>	2024年	利用李雅普诺夫优化将长期随机计算卸载问题解耦为每个时隙中的确定性子问题	能耗
		SATIMECN <sup>[78]</sup>	2023年	利用李雅普诺夫优化理论调整控制参数，将随机优化问题转化为多个确定性子问题	能耗

### 2.3.2 面向天基资源分布式协同的计算任务卸载优化方法

天基算力网络本质为分布式系统，其核心在于各节点间的协同机制。以地面算力网络资源协同研究中的横向“边-边”协同和纵向“云-边”协同<sup>[4]</sup>为指引，卫星间的分布式协同成为天基算力网络提升资源利用率、系统鲁棒性和服务灵活性的核心方法。具体而言，卫星间“边-边”协同聚焦邻近卫星节点间快速、高效的任务调度、动态资源配置与协作路由优化，其核心挑战在于克服卫星高速移动带来的邻居关系频繁变化、有限的星间链路带宽及显著的时延抖动，从而实现低时延、低开销的分布式协同决策设计。“云-边”协同则采用分层计算范式，将通信中继等低时延敏感型任务交由作为边缘节点的卫星处理，而将计算密集型或需长期存储的任务卸载至算力资源丰富的天基或地面云中心。当前，分布式协同管理方法因其能够显著提升网络灵活性和资源利用率，成为天基算力网络的研究热点之一，尤其聚焦于“云-边”协同及分布式架构整体设计，面向天基资源分布式协同的计算任务卸载优化典型方法对比见表 6。

表 6 面向天基资源分布式协同的计算任务卸载优化方法对比

算法类型	基本思路	算法名称	提出年份	算法简述	卸载目标
基于“云-边”协同	中心云和边缘节点之间的资源协同	面向 MHSPO 的分布式架构 <sup>[79]</sup>	2024 年	利用间隙保持技术使卫星以自主方式协调其卸载策略	时延、能耗
		TO-ADMM <sup>[80]</sup>	2023 年	利用基于交替方向乘法法的分布式方法进行任务卸载	时延、能耗
		3 层计算卸载联合迭代算法 <sup>[81]</sup>	2024 年	构建一个 3 层“云-边”集成网络，将任务卸载至卫星边缘节点，并通过链路回传进一步卸载至远程地面云节点	能耗
		DCCF-GA <sup>[82]</sup>	2023 年	提出基于遗传算法任务调度模型的分布式协同计算框架，通过遗传算法实现多卫星间的协同计算	时延

在具体应用场景中，分布式协同技术展现出关键价值并驱动特定优化方法的演进。例如，在高精度实时导航定位增强场景中，生成高精度校正信息需要多颗卫星联合处理观测数据，对协同计算的实时性和数据一致性要求极高；在广域覆盖通信中继场景中，将负载过高卫星上的部分转发或缓存任务卸载至邻近空闲卫星，是实

现负载均衡、降低热点阻塞的核心策略；对于复杂遥感信息提取与融合应用场景，单一卫星视角的局限性促使多星协作成为完成任务的必然选择。现有研究主要通过 3 种协同优化路径解决以上问题：第一，通过分布式架构优化卫星间的任务卸载路径与计算资源分配策略，从而有效降低端到端任务时延；第二，提出集卫星边缘、天基微云与地面云于一体的 3 层“云-微云-边”架构，突破传统的“云-边”二分模式，向“微云”卫星集群协同范式演进，并结合用户关联、功率分配、任务调度及带宽分配等展开联合优化，为复杂遥感处理等任务提供灵活的卸载通道；第三，发展“集中调度+分布式执行”的混合协同框架，利用智能优化算法进行主卫星的任务调度，进而优化多星负载均衡。

面向分布式协同的卸载优化方法呈现灵活性与层次化演进的趋势，多层次协同架构正在成为主流，未来需进一步探索基于服务网格或分布式服务总线的轻量级框架以支持灵活的服务发现与任务编排，并结合去中心化的协同机制进行邻居关系预测与协同节点选择，增强天基算力网络的鲁棒性和适应性。

### 2.3.3 面向天基资源多目标优化的计算任务卸载优化方法

天基算力网络的任务卸载为典型多目标、多约束的复杂优化问题，其核心目标通常包括最小化任务时延、最小化系统能耗、最大化资源利用率、最大化服务质量等。博弈论、拍卖机制等经济学方法因其可有效解决主体利益分配和资源竞争问题而被广泛应用于卫星网络多目标优化研究中。主流优化思路包括将多个目标通过加权因子整合为单目标函数，或构建帕累托最优解集以供策略选择。博弈论方法则通过精确建模任务卸载参与者之间的策略互动关系，寻求系统性的均衡解。这些方法的核心价值在于能够充分考量天基算力网络中时延、能耗、资源稀缺等多重约束条件，为资源分配与任务卸载提供坚实的理论和实践基础，面向天基资源多目标优化的计算任务卸载优化方法对比见表 7。

基于博弈与拍卖的多目标优化方法展现出多样化的实现路径和技术特点。在实时通信中继与服务质量保障的场景中，卫星需同时服务多个用户终端，优化目标需兼顾最小化端到端时延与最大化系统吞吐量。针对此类多用户竞争有限卫星资源的场景，潜在博弈模型可有效收敛至使系统总开销最小的纳什均衡点成为重要研究方向。在更复杂的用户-低轨卫星-远程云垂直协作场景下，利用非合作博弈方法可逼近时延与能耗的联合最优解，但其对全局信息的依赖成为在动态天基网络中实际

应用的主要障碍。此外，拍卖机制深入剖析了算力资源提供者与用户之间的效用关系，其模型设计旨在最大化双方效用，为未来天基算力资源的商业化运营和定价策略奠定理论基础。

表 7 面向天基资源多目标优化的计算任务卸载优化方法对比

基本思路	算法名称	提出年份	算法简述	卸载目标
博弈论	JOPAS <sup>[83]</sup>	2024年	将系统开销最小化问题建模为潜在博弈，证明纳什均衡可使系统开销最小化	能耗
非合作博弈论	MGSCO <sup>[84]</sup>	2024年	面向地名用户、低轨卫星及远程云服务器间的垂直协作，利用非合作博弈论逼近不同约束条件下的最优解	时延、能耗
匹配博弈	MTOMG <sup>[85]</sup>	2024年	将无人机-卫星匹配过程表述为多对一匹配博弈过程，基础基于交换的多对一匹配博弈算法	能耗
泊松博弈	服务选择博弈平衡搜索算法 <sup>[86]</sup>	2023年	将边缘计算服务访问表述为泊松博弈，通过多因素考虑的均衡解析得到最优的边缘计算服务接入策略	稳定性

基于博弈论、拍卖机制等的多目标优化资源管理及计算任务卸载方法充分考虑时延、能耗和资源利用率等，适应天基网络各项资源受限特性，为天基网络中资源分配和任务卸载提供了理论和实践参考。但其在高度分布式且信息受限的天基算力网络中仍然面临信息获取成本高、收敛速度慢的问题，需要进一步开发基于局部信息的分布式、低通信开销的博弈学习算法，以增强该优化方法在实际天基网络环境中的适应性和可扩展性。

### 3 天基算力网络技术展望

随着星载智能计算设备的不断发展，天基算力网络的构建和优化将成为空间信息网络领域的重要研究方向，为全球范围内的空间信息应用提供强有力的技术支撑。未来的研究将聚焦以下几个关键技术领域，以应对当前和潜在的挑战，推动天基算力网络的全面发展。

(1) 基于异构资源虚拟化与软件定义网络的灵活调度。天基算力网络中的卫星节点通常具有高度异构性，不同卫星在计算能力、存储容量和通信能力等方面存在显著差异。为有效利用这些资源，需要开发先进的资源虚拟化技术和软件定义的卫星网络新架构。通过资源虚拟化和灵活的网络调度，可将不同卫星的计算能力整合

为统一的资源池，实现基于网络连接的资源动态调度，以满足实时计算需求，确保任务的高效处理。

(2) 基于算力度量的自适应优化路由算法。卫星网络受卫星轨道、姿态调整和通信链路状况等多种因素的影响，其拓扑结构具有高度动态性。自适应优化方法能够实时感知天基算力网络的状态变化，自动调整算力资源分配策略，通过设计适应动态拓扑和资源变化的路由算法，有效保障数据传输效率与可靠性。

(3) 多目标优化与协同调度。由于卫星节点资源受限，天基算力网络计算任务卸载将呈现“轻量化、智能化、协同化、鲁棒化、安全化”的发展趋势，轻量级学习框架与鲁棒在线优化的融合创新、智能协同边缘计算范式的成熟和面向多目标权衡的标准化跨层设计，将成为驱动天基算力网络高效运行的关键。

### 参考文献

- [1] 方海, 赵扬, 王显煜, 等. 6G时代卫星算力网络发展思考[J]. 空间电子技术, 2023, 20(2): 8-14.  
FANG H, ZHAO Y, WANG X Y, et al. Thoughts on the development of satellite computing power network in 6G era[J]. Space Electronic Technology, 2023, 20(2): 8-14.
- [2] 虞志刚, 冯旭, 陆洲, 等. 宇航级处理器发展现状与趋势[J]. 天地一体化信息网络, 2023, 4(1): 50-58.  
YU Z G, FENG X, LU Z, et al. Development status and trends of space processor[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2023, 4(1): 50-58.
- [3] SUN Y K, LEI B, LIU J L, et al. Computing power network: a survey[J]. China Communications, 2024, 21(9): 109-145.
- [4] 许曰强. 移动边缘算力网络中的资源管理技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2024.  
XU Y Q. Research on resource management technology in mobile edge computing power network[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024.
- [5] 李少鹤, 李泰新, 周旭. 算力网络:以网络为中心的融合资源供给[J]. 中兴通讯技术, 2021, 27(3): 29-34.  
LI S H, LI T X, ZHOU X. Computing power network: a network-centric supply paradigm for integrated resources[J]. ZTE Communications, 2021, 27(3): 29-34.
- [6] 郭凤仙, 孙耀华, 彭木根. 6G算力网络:体系架构与关键技术[J]. 无线电通信技术, 2023, 49(1): 21-30.  
GUO F X, SUN Y H, PENG M G. Computing force networks in 6G: architecture and key technologies[J]. Radio Communications Technology, 2023, 49(1): 21-30.
- [7] 丁春涛, 曹建农, 杨磊, 等. 边缘计算综述:应用、现状及挑战[J]. 中兴通讯技术, 2019, 25(3): 2-7.

- DING C T, CAO J N, YANG L, et al. Edge computing: applications, state-of-the-art and challenges[J]. ZTE Communications, 2019, 25(3): 2-7.
- [8] LI Y J, WANG M, HWANG K, et al. LEO satellite constellation for global-scale remote sensing with on-orbit cloud AI computing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023, 16: 9369-9381.
- [9] DRENTHE N T, ZANDBERGEN B T C, CURRAN R, et al. Cost estimating of commercial smallsat launch vehicles[J]. Acta Astronautica, 2019, 155: 160-169.
- [10] SIPPEL M, STAPPERT S, KOCH A. Assessment of multiple mission reusable launch vehicles[J]. Journal of Space Safety Engineering, 2019, 6(3): 165-180.
- [11] 邹诚. 低轨卫星通信系统频谱兼容技术研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2023.
- ZOU C. Spectrum compatibility study for low earth orbit satellite communication system[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences. 2023.
- [12] GIUFFRIDA G, FANUCCI L, MEONI G, et al. The  $\Phi$ -sat-1 mission: the first on-board deep neural network demonstrator for satellite earth observation[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 5517414.
- [13] 张雨童, 彭煜明, 邸博雅, 等. 天地算力网络中的异构资源协同博弈[J]. 通信学报, 2023, 44(12): 15-27.
- ZHANG Y T, PENG Y M, DI B Y, et al. Heterogeneous resource cooperative game in space-ground computing power network[J]. Journal on Communications, 2023, 44(12): 15-27.
- [14] SVIGELJ A, MOHORCIC M, KANDUS G, et al. Routing in ISL networks considering empirical IP traffic[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2004, 22(2): 261-272.
- [15] 李逸博, 李小平, 王爽, 等. 面向算力网络的智慧调度综述[J]. 自动化学报, 2024, 50(6): 1086-1103.
- LI Y B, LI X P, WANG S, et al. Survey on wise scheduling in computing power network[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2024, 50(6): 1086-1103.
- [16] ZHANG Y M, FENG B H, TIAN A, et al. Task offloading control and customized workload scheduling in multi-layer cloud networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2023, 21(1): 714-728.
- [17] XU X L, ZHANG X, LIU X H, et al. Adaptive computation offloading with edge for 5G-envisioned Internet of connected vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 22(8): 5213-5222.
- [18] JIANG K H, NI H, HAN R, et al. An improved multi-objective grey wolf optimizer for dependent task scheduling in edge computing[J]. International Journal of Innovative Computing Information and Control, 2019, 15(6): 2289-2304.
- [19] JAIN S, KUMAR A, MANDAL S, et al. B4[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2013, 43(4): 3-14.
- [20] 赵倩颖, 邢文娟, 雷波, 等. 一种基于域名解析机制的算力网络实现方案[J]. 电信科学, 2021, 37(10): 86-92.
- ZHAO Q Y, XING W J, LEI B, et al. A solution of computing power network based on domain name resolution[J]. Telecommunication Science, 2021, 37(10): 86-92.
- [21] GHOSH P, NGUYEN Q, SAKULKAR P, et al. Jupiter: a networked computing architecture[J]. arXiv.1912.10643, 2019.
- [22] KAMRAN K, YEH E, MA Q. DECO: joint computation scheduling, caching, and communication in data-intensive computing networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2021, 30(3): 1058-1072.
- [23] RENL B, GUO D K, TANG G M, et al. SRUF: low-latency path routing with SRv6 underlay federation in wide area network[C]// Proceedings of the 2021 IEEE 41st International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway: IEEE Press, 2021: 910-920.
- [24] LIU B, MAO J W, XU L, et al. CFN-dyncast: load balancing the edges via the network[C]// Proceedings of the 2021 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [25] BANNOUR F, SOUIHI S, MELLOUK A. Distributed SDN control: survey, taxonomy, and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 20(1): 333-354.
- [26] 李铭轩, 曹畅, 杨建军. 基于可编程网络的算力调度机制研究[J]. 中兴通讯技术, 2021, 27(3): 18-22.
- LI M X, CAO C, YANG J J. Computing power scheduling mechanism based on programmable network[J]. ZTE Communications, 2021, 27(3): 18-22.
- [27] CASADO M, GARFINKEL T, AKELLA A, et al. SANE: a protection architecture for enterprise networks[C]//15th USENIX Security Symposium, 2006: 137-151.
- [28] ZHANG H B, WANG Z X, LIU K J. V2X offloading and resource allocation in SDN-assisted MEC-based vehicular networks[J]. China Communications, 2020, 17(5): 266-283.
- [29] JI X F, XU W Q, ZHANG C W, et al. A three-level routing hierarchy in improved SDN-MEC-VANET architecture[C]// Proceedings of the 2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-7.
- [30] FENG B H, ZHOU H C, ZHANG H K, et al. HetNet: a flexible architecture for heterogeneous satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Network, 2017, 31(6): 86-92.
- [31] LIU J J, SHI Y P, FADLULLAH Z M, et al. Space-air-ground integrated network: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(4): 2714-2741.
- [32] FENG B H, CUI Z W, HUANG Y X, et al. Elastic resilience for

- software-defined satellite networking: challenges, solutions, and open issues[J]. *IT Professional*, 2020, 22(6): 39-45.
- [33] JIANG W W. Software defined satellite networks: a survey[J]. *Digital Communications and Networks*, 2023, 9(6): 1243-1264.
- [34] WANG G D, ZHAO Y X, HUANG J, et al. The controller placement problem in software defined networking: a survey[J]. *IEEE Network*, 2017, 31(5): 21-27.
- [35] PAPA A, DE COLA T, VIZARRETA P, et al. Dynamic SDN controller placement in a LEO constellation satellite network[C]//*Proceedings of the 2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 206-212.
- [36] CHANG C, LIU Y, WANG Y M. Failure-based multi-controller placement in software defined satellite networking[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [37] 陈金涛, 梁俊, 郭子植, 等. 软件定义卫星网络多控制器部署策略[J]. *西安电子科技大学学报*, 2022, 49(3): 59-67.  
CHEN J T, LIANG J, GUO Z Z, et al. Research on deployment strategy of multiple controllers in the software-defined satellite network[J]. *Journal of Xidian University*, 2022, 49(3): 59-67.
- [38] 郭子植, 梁俊, 肖楠, 等. 软件定义卫星网络多控制器可靠部署算法[J]. *西安交通大学学报*, 2021, 55(2): 158-165.  
GUO Z Z, LIANG J, XIAO N, et al. Multi-controller reliable deployment algorithm for software defined satellite network[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021, 55(2): 158-165.
- [39] JI S J, ZHOU D, SHENG M, et al. Mega satellite constellation system optimization: from a network control structure perspective[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 21(2): 913-927.
- [40] PAPA A, DE COLA T, VIZARRETA P, et al. Design and evaluation of reconfigurable SDN LEO constellations[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2020, 17(3): 1432-1445.
- [41] CHEN L, TANG F L, LI X. Mobility- and load-adaptive controller placement and assignment in LEO satellite networks[C]//*Proceedings of the IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-10.
- [42] WU H, YAN J, LU J H. FlowTrace: maximizing the service payoff of heterogeneous communications networks[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2020, 7(4): 2481-2493.
- [43] MAO Q, HU F, HAO Q. Deep learning for intelligent wireless networks: a comprehensive survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(4): 2595-2621.
- [44] LI T X, ZHOU H C, LUO H B, et al. SAT-FLOW: multi-strategy flow table management for software defined satellite networks[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 14952-14965.
- [45] 吴昊, 王帅, 邓献策, 等. 面向天地一体化信息网络的星载交换技术发展现状与趋势[J]. *天地一体化信息网络*, 2021, 2(2): 2-10.  
WU H, WANG S, DENG X C, et al. On-board switching for space-integrated-ground information network: progress and trends[J]. *Space-Integrated-Ground Information Networks*, 2021, 2(2): 2-10.
- [46] NGUYEN X N, SAUCEZ D, BARAKAT C, et al. OFFICER: a general optimization framework for OpenFlow rule allocation and endpoint policy enforcement[C]//*Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM)*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 478-486.
- [47] LI W J, LI X F, LI H, et al. CutSplit: a decision-tree combining cutting and splitting for scalable packet classification[C]//*Proceedings of the IEEE INFOCOM 2018 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 2645-2653.
- [48] VAMANAN B, VOSKUILEN G, VIJAYKUMAR T N. EffiCuts[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2010, 40(4): 207-218.
- [49] DALY J, TORNG E. TupleMerge: building online packet classifiers by omitting bits[C]//*Proceedings of the 2017 26th International Conference on Computer Communication and Networks (ICCCN)*. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-10.
- [50] 乔楚. 算力度量与算网资源调度思路分析[J]. *通信技术*, 2022, 55(9): 1165-1170.  
QIAO C. Analysis of the computing power measurement and resource scheduling on CPN[J]. *Communications Technology*, 2022, 55(9): 1165-1170.
- [51] 柴若楠, 郜帅, 兰江雨, 等. 算力网络中高效算力资源度量方法[J]. *计算机研究与发展*, 2023, 60(4): 763-771.  
CHAI R N, GAO S, LAN J Y, et al. Efficient computing resource metric method in computing-first network[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2023, 60(4): 763-771.
- [52] 杜宗鹏, 李志强, 陆璐. 算力网络四面三级算力度量技术体系[J]. *中兴通讯技术*, 2023, 29(4): 8-13.  
DU Z P, LI Z Q, LU L. Three-level and four-aspect computing measurement system in computing force network[J]. *ZTE Communications*, 2023, 29(4): 8-13.
- [53] 中国电子技术标准化研究院. 计算中心有效算力评测体系白皮书[R]. 2022.  
CHINA Electronics Standardization Institute. White paper on the effective computing power evaluation system of the computing center[R]. 2022.
- [54] 张佳鑫, 常朝阳, 张易隆, 等. 巨型星座路由技术综述[J]. *天地一体化信息网络*, 2024, 5(1): 2-13.  
ZHANG J X, CHANG Z Y, ZHANG Y L, et al. Survey on routing technology of mega constellation[J]. *Space-Integrated-Ground Information Networks*, 2024, 5(1): 2-13.
- [55] BATES T, CHANDRA R, KATZ D, et al. RFC 4760: Multiproto-

- col extensions for BGP-4[M]. RFC Editor, 2007.
- [56] 李开祥. 算力网络资源感知与通告策略研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2024.
- LI K X. Research on resource awareness and notification strategies in computing power network[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024.
- [57] BATTULA S K, GARG S, MONTGOMERY J, et al. An efficient resource monitoring service for fog computing environments[J]. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2020, 13(4): 709-722.
- [58] 黄光平, 史伟强, 谭斌. 基于SRv6的算力网络资源和服务编排调度[J]. *中兴通讯技术*, 2021, 27(3): 23-28.
- HUANG G P, SHI W Q, TAN B. Computing power network resources based on SRv6 and its service arrangement and scheduling[J]. *ZTE Communications*, 2021, 27(3): 23-28.
- [59] ZHANG Q, ZHANG Y, ZHANG S K, et al. Task scheduling algorithm based on computing-aware in mobile Ad hoc cloud[C]//*Proceedings of the 2022 19th Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication, and Networking (SECON)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 470-478.
- [60] HAN Z Z, XU C, ZHAO G F, et al. Time-varying topology model for dynamic routing in LEO satellite constellation networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(3): 3440-3454.
- [61] LIU J, LUO R Z, HUANG T, et al. A load balancing routing strategy for LEO satellite network[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 155136-155144.
- [62] CHEN L, TANG F L, LI Z T, et al. Time-varying resource graph based resource model for space-terrestrial integrated networks[C]//*Proceedings of the IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-10.
- [63] 苏安, 刘乃金, 陈清霞, 等. 一种基于计算资源度的星间路由协议[J]. *中国空间科学技术*, 2023, 43(3): 134-143.
- SU A, LIU N J, CHEN Q X, et al. An inter satellite routing protocol based on computing resource degree[J]. *Chinese Space Science and Technology*, 2023, 43(3): 134-143.
- [64] 潘成胜, 贾亚茹, 蔡睿妍, 等. 基于MPLS的空间信息网络路由策略[J]. *计算机工程*, 2019, 45(3): 85-90.
- PAN C S, JIA Y R, CAI R Y, et al. Routing strategy for spatial information network based on MPLS[J]. *Computer Engineering*, 2019, 45(3): 85-90.
- [65] RABJERG J W, LEYVA-MAYORGA I, SORET B, et al. Exploiting topology awareness for routing in LEO satellite constellations [C]//*Proceedings of the 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [66] ZUO P L, WANG C, YAO Z, et al. An intelligent routing algorithm for LEO satellites based on deep reinforcement learning[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE 94th Vehicular Technology Conference (VTC2021-Fall)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [67] ZHOU H, JIANG K, LIU X X, et al. Deep reinforcement learning for energy-efficient computation offloading in mobile-edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(2): 1517-1530.
- [68] WAQAR N, ALI HASSAN S, MAHMOOD A, et al. Computation offloading and resource allocation in MEC-enabled integrated aerial-terrestrial vehicular networks: a reinforcement learning approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(11): 21478-21491.
- [69] YANG X, FANG H, GAO Y, et al. Computation offloading and resource allocation based on P-DQN in LEO satellite edge networks[J]. *Sensors*, 2023, 23(24): 9885.
- [70] WU H N, YANG X M, BU Z Y. Task offloading with service migration for satellite edge computing: a deep reinforcement learning approach[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 25844-25856.
- [71] HUANG J F, YANG Y, LEE J, et al. Deep reinforcement learning-based resource allocation for RSMA in LEO satellite-terrestrial networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2024, 72(3): 1341-1354.
- [72] LI H, YU J Y, CAO L L, et al. Multi-agent reinforcement learning based computation offloading and resource allocation for LEO Satellite edge computing networks[J]. *Computer Communications*, 2024, 222: 268-276.
- [73] ZHANG W Q, ZHANG G L, MAO S W. Joint parallel offloading and load balancing for cooperative-MEC systems with delay constraints[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(4): 4249-4263.
- [74] YANG Z Y, BI S Z, ZHANG Y A. Online trajectory and resource optimization for stochastic UAV-enabled MEC systems[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(7): 5629-5643.
- [75] MA H R, ZHOU Z, CHEN X. Leveraging the power of prediction: predictive service placement for latency-sensitive mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(10): 6454-6468.
- [76] ZHANG X Y, LIU J, ZHANG R, et al. Energy-efficient computation peer offloading in satellite edge computing networks[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 23(4): 3077-3091.
- [77] TANG Q Q, FEI Z S, LI B, et al. Stochastic computation offloading for LEO satellite edge computing networks: a learning-based approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 11(4): 5638-5652.
- [78] DING C F, WANG J B, CHENG M, et al. Dynamic transmission and computation resource optimization for dense LEO satellite assisted mobile-edge computing[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(5): 3087-3102.
- [79] ZHANG X Y, LIU J, ZHANG R, et al. Energy-efficient computation peer offloading in satellite edge computing networks[J]. *IEEE*

Transactions on Mobile Computing, 2023, 23(4): 3077-3091.

- [80] SUN J Y, WANG H Q, NIE L L, et al. A joint strategy for service deployment and task offloading in satellite terrestrial IoT[J]. Computer Networks, 2023, 225: 109656.
- [81] ZHANG Y M, ZHANG H J, SUN K, et al. Partial computation offloading in satellite-based three-tier cloud-edge integration networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(2): 836-847.
- [82] FEI H X, ZHANG X, LONG J, et al. Towards multi-satellite collaborative computing via task scheduling based on genetic algorithm[J]. Aerospace, 2023, 10(2): 95.
- [83] GAO Y F, JI Z, ZHAO K L, et al. Game-based computation offloading and power allocation for LEO constellation networks in distributed and dynamic environment[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(4): 7040-7058.
- [84] CAO H F, WANG H P, WU T, et al. Task offloading strategy in satellite edge computing based on matching game[C]//Proceedings of the 2023 12th International Conference on Networks, Communication and Computing. New York: ACM, 2023: 91-98.
- [85] GAO Z X, LIU A J, XU X, et al. Sum data minimization in LEO satellite-UAV integrated multi-tier computing networks: a game-theoretic multiple access approach[C]//Proceedings of the IEEE Transactions on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1701-1715.
- [86] LIANG H, ZHANG W. A game-theoretic access strategy for satellite edge computing enabled massive IoT networks[C]//IEEE Global Communications Conference, 2023: 5330-5335.

[作者简介]



张丁允 (2000-), 女, 主要从事卫星通信与卫星网络等方面的研究工作。



董涛 (1975-), 男, 博士, 研究员, 主要从事卫星通信与卫星网络等方面的研究工作。



刘志慧 (1989-), 女, 博士, 研究员, 主要从事卫星通信与卫星网络等方面的研究工作。



邸航 (1996-), 男, 博士生, 主要从事卫星通信与卫星网络等方面的研究工作。



张启维 (1995-), 男, 博士, 主要从事卫星通信与卫星网络等方面的研究工作。



魏硕彤 (2000-), 男, 主要研究方向为卫星通信网络。