低轨道地球卫星算网融合技术现状与发展趋势研究

周鑫[1]，陈瑾[1]，张晓凯[1]，徐煜华[1]，姜春晓[2]，贾敏[3]
（1.陆军工程大学通信工程学院，江苏 南京 210007；
2.清华大学国家信息与科学技术研究中心，北京 100084；
3.哈尔滨工业大学电子与信息工程学院，黑龙江 哈尔滨 150001）

摘要：低轨道地球卫星通信网络是解决偏远区域覆盖与应急通信的重要手段。受限于无法全球部署地面网关站的现实约束，我国低轨道地球卫星网络亟需降低对地面节点的依赖。算网融合技术通过星间链路与异构算力实现服务前置，是突破该瓶颈的关键途径。首先梳理低轨道地球卫星算网融合的发展现状，进而分析该技术面临的主要挑战，然后以典型业务为驱动设计了一种“边–端”两级算网融合架构，并对该技术的发展趋势进行探讨，展望了未来可能的研究方向。

关键词：卫星通信；低轨道地球卫星；算网融合；边端协同；业务驱动
中图分类号：TN927.2
文献标志码：A
doi：10.11959/j.issn.1000–436x.TXXB260065

Computing and network convergence in LEO satellite: current status and future trends

Zhou Xin[1], Chen Jin[1], Zhang Xiaokai[1], Xu Yuhua[1], Jiang Chunxiao[2], Jia Min[3]
1. College of Communications Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China
2. Beijing National Research Center for Information Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China
3. School of Electronics and Information, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China

Abstract: Low earth orbit (LEO) satellite communication network is an important means to address coverage in remote areas and emergency communications. Constrained by the practical limitation of being unable to deploy ground gateway stations globally, China’s LEO satellite networks urgently need to reduce their dependence on terrestrial nodes. Computing and network convergence (CNC) technology, which leverages inter-satellite links and heterogeneous computing power to enable service pre-positioning, is a key approach to breaking through this bottleneck. Firstly, the development status of LEO satellite CNC was reviewed. Then, the main challenges faced by this technology were analyzed. Subsequently, driven by typical services, an “edge-end” bi-level CNC architecture for LEO satellites was designed. Finally, the development trends of this technology were discussed and potential future research directions were outlined.

Key words: satellite communication, low earth orbit satellite, computing and network convergence, edge-end collaboration, service-oriented

收稿日期：2026–01–27；修回日期：2026–03–22
通信作者：张晓凯，xiaokaizhang@foxmail.com
基金项目：国家自然科学基金资助项目（No.6240013161, No.U2441228, No.62327802）；江苏省自然科学基金资助项目（No.BK20241601）
Foundation Items：The National Natural Science Foundation of China (No.6240013161, No.U2441228, No.62327802), Jiangsu Provincial Natural Science Foundation (No.BK20241601)

0　引言

低轨道地球卫星（low earth orbit satellite，LEO）网络由于其覆盖能力远超地面蜂窝网络，通信时延大幅低于高轨道地球卫星（high elliptical orbit satellite，HEO），系统容量显著高于高空平台的特点和优势，成为未来无线通信的重要手段之一。通过部署LEO互联网，可以扩展地面网络的覆盖范围，显著提升极地、海洋、山区等偏远区域的泛在接入[1-2]。在“一箭多星”和可回收火箭等技术的推动下，LEO的部署成本大幅降低[3]，其商业化应用前景愈发广阔，除了OneWeb和Starlink星座之外，亚马逊的Kuiper项目、中国星网公司以及Telesat等也都在计划大规模发射LEO。据预测，到2030年，全球LEO的数量将有望突破58 000颗[4]。

随着物联网、智能制造、智能驾驶等领域的迅猛发展，新兴业务对低时延、高算力和高可靠性的需求急剧上升，而传统LEO网络受限于单星计算资源，难以独立满足复杂业务需求[5]。同时鉴于我国在全球范围内无法大规模建设地面网关站的现实国情，这意味着在极地、深海或拥有复杂地缘环境的区域，卫星难以实时连接地面核心网，“星–地”链路的断续性使传统依赖“地面云计算中心”的业务处理模式面临失效风险，众多卫星与地面终端的协同业务必须寻求新方案。

算网融合是一种将网络中所有节点的计算能力与网络能力进行深度集成的技术，通过网络智能调度算力资源，并利用算力优化网络性能，从而实现计算与通信的协同优化，满足未来多样化新业务的需求[6]。算网融合技术为LEO网络赋能，通过整合星地与星间的计算及存储资源，赋予网络智能任务卸载与分布式处理能力，有效降低数据传输时延；同时通过优化路由策略及利用边缘计算（mobile edge computing, MEC）节点，减少数据传输的跳数与距离，进而显著提升对各类业务的支撑能力[7-8]。综上，LEO通过算网融合技术寻求卫星与地面终端的“边–端”协同，既能支撑各类业务需要，又能突破对地面基础设施的依赖。

本文首先阐述LEO算网融合的发展历程与关键技术基础，进而剖析当前面临的核心挑战。然后以内容分发、密集计算与数据收集等典型业务场景为驱动，提出一种“边–端”两级算网融合架构。分别阐述了缓存协同、算感协同与传算协同等关键技术的解决路径与研究思路。本文通过构建业务驱动、协同适配的技术体系，为突破地面设施约束、提升LEO算网融合效能，提供系统性的解决方案与发展路径。

1　LEO算网融合发展现状

1.1　LEO通信网络发展

LEO算网融合的发展，首先依赖于LEO通信网络的构建。典型的LEO通信网络由空间段、地面段和用户段3个部分组成[9]，如图1所示。空间段由数百颗LEO组成星座，负责信号的中继和传输。地面段包括地面站和控制系统，负责与卫星通信、管理网络以及处理数据。用户段则包含各类终端设备，如手持卫星电话或车载终端，用于发送和接收信号。

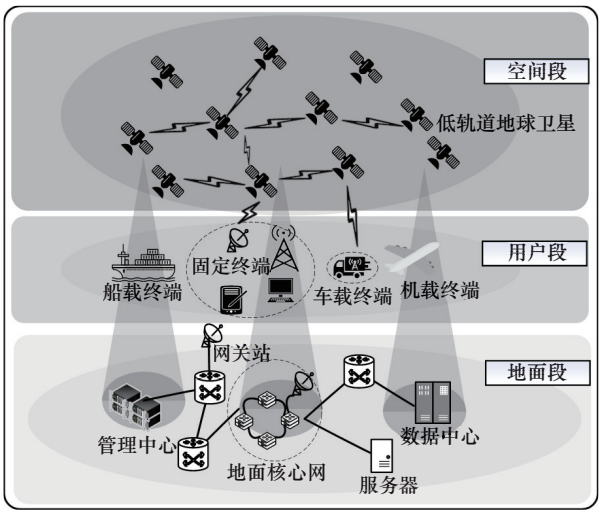


图1　LEO通信网络

随着技术持续演进，其工作模式也经历了显著变化。早期以铱星为代表的系统，其设计初衷是将地面蜂窝网络简单迁移至太空，使用户不需要依赖地面网络即可直接通信。然而，受限于当时的高成本与有限系统容量，该系统未能实现其既定目标[10]。如今，LEO通信网络正以巨型星座为核心加速演进。发展定位从早期试图替代地面网络转变为与地面网络互补融合，逐步形成横向上多网络协同、纵向上多层级覆盖的系统性拓展格局。最终构建起可为全球用户提供全域无缝覆盖服务的天地一体化协同发展模式[11-12]。

LEO一般建模为Walker星座，如图2所示。对于单颗卫星而言，星间链路建链方式为每颗卫星建

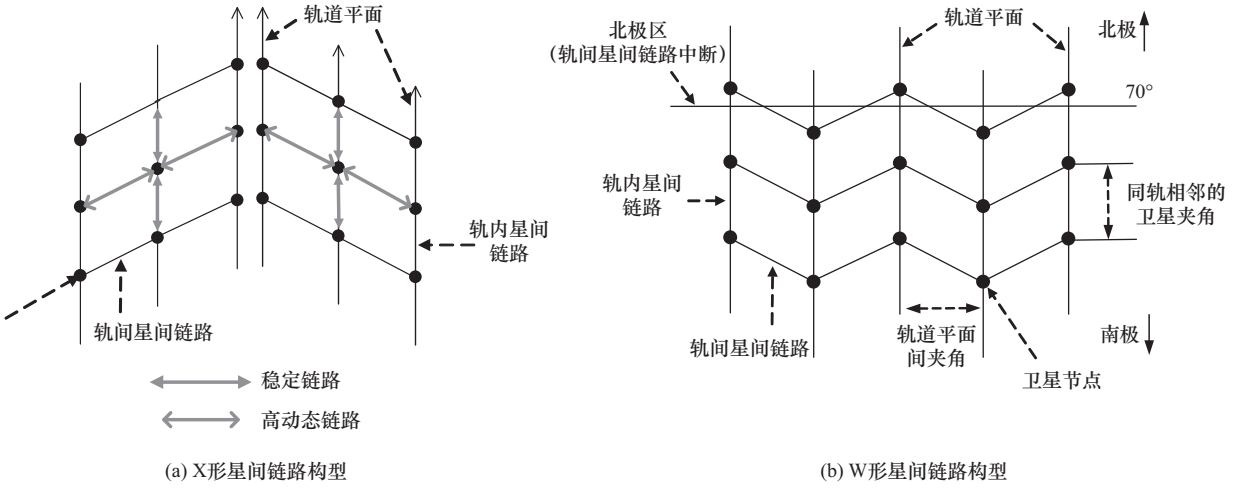
立 4 条星间链路，包括 2 条同轨和 2 条异轨星间链路（位于系统边缘轨道内的卫星只有 1 条）。根据异轨星间链路连接方式的差异，星间链路构型可分为 X 形和 W 形两类构型，其中 X 形如图 2(a)[13]所示，W 形如图 2(b)所示。

伴随节点计算能力增强及算力芯片的高度集成，LEO 算网融合趋势日益显著，依据星上处理能力划分的 LEO 通信网络各发展阶段如图 3 所示，主要包括以下 3 类。

（1）“天星地网”。对于卫星通信而言，最早提出的通信解决方案是采用透明弯管式的卫星通信，即透明转发，卫星上不作任何信号的再生处理[15]。卫星间无直接链路，通过对信号的变频，连接网关站到卫星终端，系统复杂度低，但全球布站需求大，对地面网关站的依赖度较高。当前 OneWeb、Globalstar 及国际海事卫星通信系统（Inmarsat）等卫星通信系统采用天星地网模式[16]。在我国，千帆星座第一代系统为实现快速布局，采用的也是该模式[17]，其结构如图 3(a)所示。

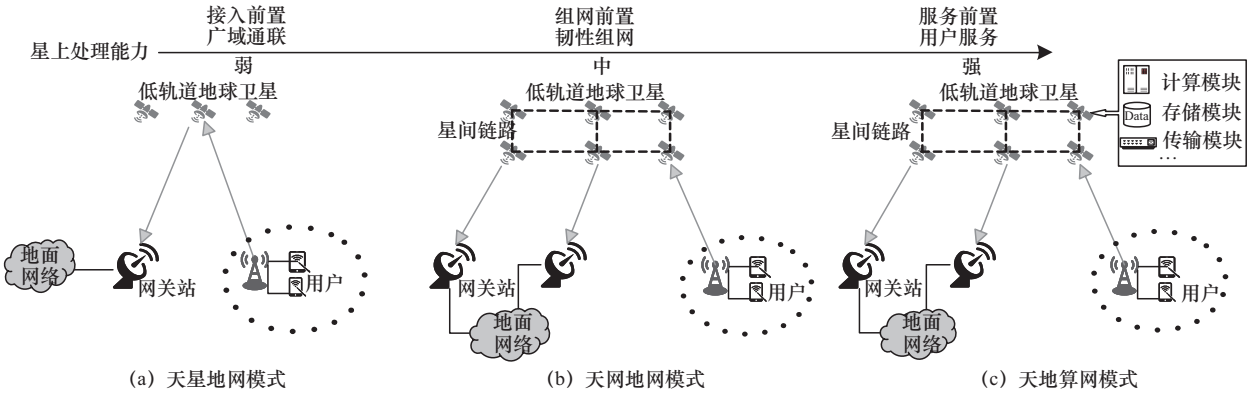
（2）“天网地网”。卫星之间可以通过建立星间链路进行连接，组建天基网络，同时可以利用网关站与地面相连，接入核心网，不需要全球布站即可提供全球服务，实现组网前置及广域韧性通联。目前采用天网地网模式且已实现成熟部署的 LEO 系统中，较有代表性的是由 66 颗 LEO 组成的铱星二代[18]，其结构如图 3(b)所示。

（3）“天地算网”。星上具备较强的存储、计算等能力。在“天网地网”的基础上，“天地算网”针对网关站部署稀疏导致的传输跳数增加、星上传输容量压力增大及网络拥塞风险，依托星间链路，动态调度卫星网络边缘的算力、存力与运力资源，压缩业务传输时延，降低星上拥塞风险，进而扩展业务种类并提升业务响应速度[19]。同时将原本依赖数据中心或地面站提供的服务直接迁移到卫星上进行，从而增强 LEO 网络服务能力和用户需求满足度。该架构确保系统即便在无网关站节点的情况



(a) X形星间链路构型　　(b) W形星间链路构型

图2　Walker星座构型



（a）天星地网模式　（b）天网地网模式　（c）天地算网模式

图3　依据星上处理能力划分的LEO通信网络各发展阶段[14]

下也能自主运行，成为我国LEO网络建设的优选方案，其结构如图3(c)所示。随着星上计算能力的快速提升，相关实践已逐步落地。截至2024年，美国“元星座”系统已嵌入438颗商业卫星，实现在轨部署人工智能技术，能够对多轨道、地面及航空传感器中的AI模型进行协同优化，体现了“天地算网”架构的技术可行性及其在智能协同方面的应用前景[20]。在我国，算力星座的建设也取得了显著突破，2025年5月14日，酒泉卫星发射中心成功发射“三体计算星座”首批12颗卫星，标志着全球首个“整轨互联太空计算星座”正式进入组网阶段[21]。

1.2　LEO算网融合关键技术

LEO算网融合通过在轨部署计算、存储与通信资源，推动卫星从传统的数据中继节点向具备自主处理与智能调度能力的网络边缘节点演进。该技术能有效支持前向内容分发、星上密集计算与反向广域数据收集等典型业务，如图4所示。

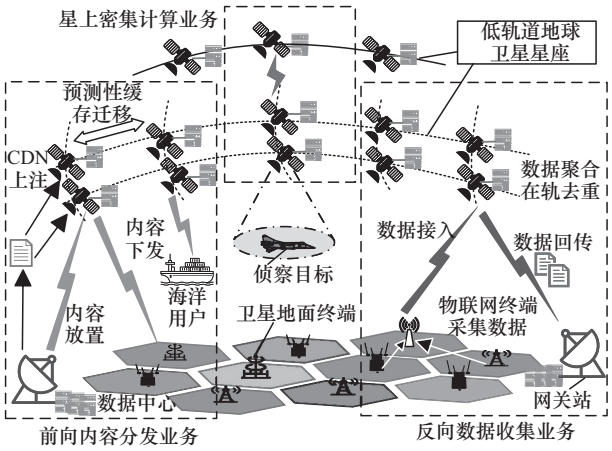


图4　算网融合下的LEO系统多类型业务示意

首先是前向内容分发业务。该业务是指利用卫星边缘节点的存储能力，将传统的地面内容分发网络（content delivery network, CDN）上注至太空，为海洋、机载及偏远地区用户提供4K/8K视频、VR/AR及元宇宙等大带宽、强交互服务[22]。其核心需求在于极低时延与服务连续性保障。为了满足实时交互体验，网络需将端到端时延压缩至20~30 ms，并要求在卫星高速运动导致的网络拓扑频繁变换中，通过预测性缓存迁移或协同波束成形技术，实现跨波束、跨卫星的无缝切换，确保用户会话不出现中断[23]。

其次是星上密集计算业务。该业务是指将计算任务从地面数据中心迁移至数据源头（卫星端），利用星载高性能芯片直接对海量遥感影像或信号数据进行在轨AI推理与联邦学习，仅回传高价值的信息[24]。其核心需求在于能量感知的动态资源调度。受限于卫星在光照区与阴影区巨大的能量获取差异，系统必须具备全网算力编排能力，能够根据卫星的实时能量状态与热控约束[25]，将计算密集型任务通过星间链路动态迁移至能量充裕的节点执行，以解决单星算力与能量不匹配的瓶颈。

最后是反向广域数据收集业务。该业务是指依托3GPP非地面网络（non-terrestrial network, NTN）标准，实现海洋浮标、野外监测站等海量物联网终端的直接入轨连接与数据回传[26]。其核心需求在于超大规模并发接入与信号增强处理。面对每平方公里可能高达百万级的设备连接密度，网络需采用非正交多址接入或免授权接入机制来降低碰撞概率；同时，针对低功耗终端信号微弱及卫星高速运动产生的高多普勒频移，卫星节点需具备强大的星上信号补偿与数据聚合能力，通过在轨去重与压缩最大化上行链路的频谱效率[27]。

1.2.1　面向内容分发业务的边缘缓存技术

随着智能终端数量和种类的不断增加，各种高带宽业务也不断涌现，例如超高清视频业务、虚拟现实业务、增强现实业务等，导致网络传输的数据量呈现爆炸性增长[28]。LEO网络因其特殊的轨道运动特性，存在空口传输时延较大、星地链路动态变化等固有特性。传统的以“连接导向”理念设计的内容分发，难以直接适应这种高动态、长时延的星载环境，无法满足新兴业务对低时延、高可靠内容获取的迫切需求[29]。

因此，LEO网络算网融合中面向内容分发业务的边缘缓存技术，核心在于利用星上不断增强的计算能力与网络中的分布式存储资源，通过智能化的缓存机制，实现内容高效、可靠的近用户交付。内容分发业务分为内容放置和内容下发两个阶段[30]。内容放置阶段，系统根据用户偏好、内容流行度及边缘节点存储能力，在业务低峰期将热点内容预先推送并缓存至网络边缘节点；在内容下发阶段，当用户发起请求时，若内容已缓存在邻近节点，则直接就近响应，从而避免通过回程链路进行重复传输。该机制不仅能显著降低内容获取时延、缓解网络“潮汐效应”，还能有效提升卫星链路资源的利

用效率[31-32]。

目前，学术界围绕LEO内容分发已开展了多方面的研究，主要从架构设计与优化方法两个层面推进。

在架构设计方面，文献[33]提出的LEO智能边缘计算网络架构，通过在LEO上部署多接入边缘计算服务功能模块，可以加速内容处理和分发过程。文献[34]提出了一种联合优化通信、计算和缓存资源分配的方法，以最小化所有地面物联网设备的总时延，利用综合优化方法确保了内容分发过程中各个环节的高效协同，提高了内容分发的整体效率。文献[35]研究星地融合网络场景中的缓存策略，提出基站、卫星和网关3层协作缓存模型，并分析不同缓存设备的缓存命中率，提出协作缓存策略和非协作缓存策略，实现最小化用户的内容检索时延。文献[36]利用多播技术，将请求相同内容的用户组成一个多播组，由基站和卫星共同提供服务，并提出双时间尺度优化策略，实现服务缓存的卫星和基站聚类、用户分组。文献[37]利用深度强化学习，在星地一体化网络中进行存储和通信联合优化，通过不断学习提高缓存在内容获取业务上的效能。文献[38]提出了基于LEO星座的天基云计算架构，首次实现了星上AI推理与跨星动态调度。

在性能验证分析方面，文献[39]在卫星信道状态信息不确定的情况下，讨论了基于缓存中继的星地混合网络的性能，将传输的中断概率和缓存的命中率作为系统性能指标。文献[40]分析了静态的流行程度下星地融合内容分发网络性能，验证了非正交多址接入传输方式的有效性。文献[41]从随机几何的角度出发，研究了缓存中继在随机分布情况下空天地一体化网络的性能。此外，随着研究的深入，缓存出现了内容流行度变化快、更新频次高等新特点[42]。

1.2.2　面向密集计算业务的协同计算技术

LEO边缘计算是指在卫星上部署任务计算处理能力，以便在轨道上进行数据处理和分析，可以剔除感知的冗余信息，直接获取有价值信息，减少回传到网关站的数据量，提高响应速度和效率。这种技术结合了云计算和边缘计算的优势，能够在太空实现智能化的计算和服务。

近年来，LEO网络与算力基础设施的深度融合正重塑全球信息通信技术格局。在星载算力方面，高性能商用现货计算机的引入显著提升了星端人工智能模型的训练与推理能力。这一技术进步使联邦学习在卫星端的部署成为可能，满足了终端计算节点对算力的高要求，从而支持在轨模型训练并赋能计算密集型天基任务的自主执行[43]，案例之一是Planet Labs与NVIDIA合作，为其Pelican-2卫星提供板载Jetson边缘计算平台。在通信终端方面也取得一定进展，如文献[44]研制的K波段四通道低温共烧陶瓷集成接收前端模块，通过三维异构封装与键合线补偿设计，为星地算网协同提供了小型化、高带宽、强抗干扰的解决方案。

未来卫星将搭载更多载荷，拓宽应用领域，如处理定位、侦察等多种类型业务，而传感器直接获取的数据量巨大，若将原始数据传输至网关站进行处理，将耗费大量星间链路和馈电链路资源[45]，这就要求星上具备密集计算能力。然而，单颗卫星的计算资源有限，需通过星间协同计算来弥补这一不足。

已有研究提出了多种协同计算架构和策略，文献[45]提出了一种新的基于卫星的全球尺度遥感框架，利用LEO星上计算和遥感识别相结合，不需要将感应到的数据传输回网关站，利用卫星边缘的算力直接运行识别算法，大大降低处理时延。文献[46]在用户、卫星和云服务器垂直协作和卫星之间横向协作的卫星协作计算卸载架构下，提出分布式深度学习的协同计算卸载策略，在用户能量有限和卫星资源有限的约束下，优化任务执行时延。文献[47]提出了低地球轨道巨型星座在轨计算的框架，将地面和非地面节点的算力需求卸载到星上，并考虑在星上部署机器学习算法接口。文献[48]针对LEO的资源稀缺提出了与5G兼容、向6G融合的技术路径及资源管理策略。文献[49]针对单星计算资源有限的问题，提出了一种分布式断链重连调度算法，提高了在轨计算能力。文献[50]提出了一种适用于异构LEO网络的联邦学习框架，并给出了相应的伪同步模型聚合策略，该方案在任务处理中实现了更高的准确性，并显著降低了计算与通信开销。

1.2.3　面向数据收集业务的存算一体技术

LEO网络凭借全球覆盖优势成为物联网数据回传的重要通道，传感器性能的提升与数据维度的增多使LEO遥感数据应用范围大幅拓展[51]。但随着地面海量物联网节点部署的增加，节点上传的数据量激增，一方面海量数据对卫星网络中负责回传的

用户上行链路、星间链路、馈电链路产生较大负载压力；另一方面，快速变化的环境因素对感知数据时效性提出更高要求[52]。传统LEO平台仅作为物联节点的收集回传中继设施，海量数据依旧需要回传至地面网关进行处理，无法满足业务时延需求与感知网络状态信息的时效性。

存算一体技术通过将星上计算与存储资源深度集成，形成统一调度、协同工作的处理单元，使卫星具备在轨实时计算、数据筛选和智能存储的能力。该技术能显著减少星地间不必要的数据传输，提升在轨自主决策效率与资源利用率，推动卫星从“数据中继”向“智能终端”演进，是突破星地传输瓶颈、实现高效数据收集与处理的关键路径。

广域数据收集业务要求星上算力保障及网络架构扩展以适配不同算力需求的任务快速响应，实现边收集边处理的效果，及时获取海量数据中的价值信息。在卫星和卫星地面终端灵活部署边缘服务器，将“云计算”下沉至LEO网络边缘，通过建立可靠、高效的计算接口，使计算业务的交付具有更低的时延和更小的时延抖动。现有研究主要从以下方向推进。

针对边缘算力在卫星网络中的应用与卸载，文献[14]研究了LEO的MEC网络，从系统需求、构架、机遇和挑战4个方面，通过阐述和分析，为LEO网络在边缘计算发展上提供了技术路径和发展方向。文献[53]基于传统互联网架构缺陷和未来算网融合需要提出了智融标识网络体系架构，为实现卫星网络与其他异构网络的协同组网与资源智能管控提供了新思路。文献[54]研究了在卫星物联网中使用边缘计算卸载技术，利用卫星地面终端和LEO进行计算卸载，有效地提高了能量利用率。文献[55]和文献[56]对MEC在空天地一体化网络中的应用进行了分析，并且就边缘计算卸载在降低网络时延、提高能量利用率、支持更多业务等方面的优势进行了定性分析。文献[57]将LEO卫星作为边缘服务器，采用基于时延的DDQN框架联合优化卸载决策与资源分配，降低终端能耗。

针对面向数据收集业务的传输与处理优化，文献[45]针对未来空天信息算网融合，提出了空间数据系统在智能化和网络化方面的未来发展动向。文献[58]提出一种基于深度Q网络的智能去中心化路由算法，能够自主选择最优返回链路，降低了模型训练时间并优化了数据传输的时延性能。文献[59]分析了在LEO算网融合中，轨道角动量调制可以用于增加卫星与地面站之间的通信链路容量，支持更多用户和更高数据速率的数据传输。文献[60]研究空天地网络中云边融合的卸载场景，提出在无人机设备上部署计算服务器，卫星作为中继设备将数据传输到云服务器的方案。

此外，研究LEO网络的性能，需要对LEO覆盖模型进行分析。文献[61]将LEO建模为齐次泊松点过程，对网络进行了更细粒度的分析，但以统计模型分析为主，未刻画真实业务场景。文献[62]研究多用户、多卫星边缘计算的场景，提出联合任务卸载和计算资源优化算法，在满足用户体验质量的前提下，最小化时延和能耗的加权值。文献[63]提出了一种多地面终端和多星的通信与计算资源联合优化问题，以最小化网络中各节点长期总功率为目标，研究了在长期任务稳定性约束下计算卸载的性能。

2 主要挑战

将算力深度融入高动态、广覆盖的LEO网络，并非简单的地面技术迁移，其进程仍面临着一系列由卫星网络固有特性所衍生的严峻挑战。这些挑战根源在于卫星平台的高速运动性、星载资源的严格受限性及业务需求的复杂多样性，它们相互交织，制约算网融合效能的最大化。本章将分析当前LEO算网融合在网络拓扑动态性、资源覆盖广度与强度的内在矛盾，以及多维资源与复杂业务匹配3个维度上面临的主要挑战。

2.1 网络拓扑动态性引发业务连续性保障困难

LEO网络拓扑动态性主要源于星座系统的高速运动，LEO运行速度通常在7.5~7.9 km/s，高机动性致使星间链路和星地链路持续处于动态变化与重构中。在网络拓扑动态变化下，通信链路会出现频繁的通断，进而引出复杂的切换管理问题，使网络的连续性和可靠性难以得到保障[64]。在网络连接关系不断变动的特性下，传统静态路由表更新速度难以跟上拓扑变化的节奏，导致路由环路问题频发，分组丢失率上升，给缓存部署工作带来极大复杂性挑战；此外，从业务层面来看，实时业务如视频通话、工业控制等低时延业务极易因此中断，在卫星切换过程中，TCP连接会因IP地址变更而被迫重建，对于需要全局资源协同的跨区域算力任务（例如分布

式AI训练），也会因路径断裂面临失败风险[65]。

但是在现有的卫星系统的研究中，多数是基于网络拓扑的静态假设，未能充分适配LEO的高速动态特性。传统蜂窝网中“边–端”协同只考虑用户终端和基站之间端到端的单跳连接，而LEO网络除了星地链路外，还需要考虑星间链路。因此，如何根据LEO网络不断变化的拓扑连接关系和链路状态，以及用户在内容偏好上出现的新特点，研究在有限的缓存空间下的缓存部署策略，并对存储和通信资源进行联合优化，降低终端访问时延、提升用户体验、节约传输带宽，将是LEO网络利用缓存策略进行内容分发的核心问题。

目前，针对LEO网络拓扑动态性带来的问题，学术界已做出一些工作，其中文献[66]利用虚拟拓扑技术将连续时间离散化为时隙，假设每个时隙内拓扑保持静态，然而在时隙边界处仍存在切换开销，无法彻底消除拓扑动态性带来的影响；文献[67]利用Q-learning算法实现强化学习路由以预测拓扑变化，但星上计算资源的局限制约了决策速度，产生的较大时延使其难以适应快速拓扑变化；文献[68]分析多域备份机制依靠地面站中继或HEO作为兜底保障，但这种方式会增加端到端的时延，对实时性要求较高的业务造成不利影响。

上述研究的局限性凸显了应对拓扑动态性的复杂性。在有限的星载缓存空间约束下，需要根据动态拓扑连接、链路状态变化及用户内容偏好的新特征，研究高效的缓存部署策略，并对存储与通信资源进行协同优化。卫星的高速移动性还导致传统地面蜂窝网络的移动性管理机制难以直接适用，需要研究新的切换管理机制和路由策略，以维持通信服务的连续性和可靠性。

2.2　资源覆盖广度与资源强度相互制约

LEO具有覆盖广度优势，单星覆盖直径可达1 000 km（550 km轨道），成本约2.9元/km²，远低于5G基站[69]。但LEO星座的广域覆盖特性伴随信号空间衰减效应，在覆盖边缘受到服务卫星的距离路径损耗、低仰角衰落及覆盖边缘干扰叠加的三重影响，覆盖边缘区域的信干噪比相较覆盖中心会出现一定程度劣化[70-72]。其本质矛盾是香农定理在空间维度的体现，信号强度随传播距离平方衰减，构成了覆盖广度与强度之间的天然制约。

从经济与系统角度看，这种制约表现为在追求全域覆盖时，资源（如功率、波束）必然被摊薄，导致极地等特定区域内的平均资源密度低、强度不足，呈现出相对稀缺性，边际效益快速下降。此外，卫星节点受限于太空工作环境与太阳能供给，其单机存储、计算与供能能力相对有限，难以独立完成复杂计算任务。

目前研究聚焦于LEO资源受限条件下的高效利用方案，但广度与强度之间的根本矛盾依然显著。特别是在我国缺乏全球地面网关站部署能力的现实背景下，该矛盾进一步加剧。截至2025年3月，Starlink在全球部署150个地面网关站，另有13个在建、19个规划中，覆盖北美、南美、欧洲、大洋洲、亚洲、非洲及中东地区，理想条件下网关站通过高速光纤直连数据中心，支持20 ms超低时延和50~150 Mbit/s传输速率[73]。相比之下，我国海外网关站因地缘政治原因陆续关停，商业公司仅在9个非敏感国家设单收站，且缺乏遥控功能，星上数据难以实现单跳落地[74]。

传统的“云–边–端”架构通常假设存在一个强大的、随时可达的地面云中心进行集中式处理，而在缺少全球网关站支持的LEO场景下，这一假设不再成立。若将海量原始数据回传至境内地面站处理，不仅会造成巨大的星间链路拥塞，还会产生无法接受的传输时延。

因此，如何在单节点能力有限和基础设施非对称的条件下，动态权衡与优化资源在覆盖广度与局部强度之间的分配，实现从“覆盖连通”向“高质量服务”的跨越，从而摆脱对地面“云”节点的过度依赖，也是LEO算网融合面临的核心挑战之一。

2.3　网络多维资源与复杂动态业务需求匹配困难

在LEO算网融合场景中，如何将网络侧有限、异构且动态变化的多维资源，与用户侧多样、复杂且时空分布不均的业务需求进行高效适配与匹配，是当前面临的核心挑战之一。这一挑战既源于各类资源自身的物理或平台约束，也与卫星网络和业务固有的动态特性密切相关。

首先，各维资源均存在显著的内在约束。在频谱资源上，LEO的高动态移动使波束间干扰实时变化，超低时延业务为满足时延要求并规避这类动态干扰，需在资源调度与频谱利用中进行权衡，进而产生一定频谱效率折损[75-76]；在计算资源上，星上算力受限与边缘AI推理等业务的算力需求存在矛

盾，任务卸载还会引发传输拥塞；在存储资源上，星载缓存容量小且读写速率慢，面对TB级区域性热点的视频缓存需求，存储迁移易引发星间流量风暴[77]；在能量资源上，LEO受太阳能供电间歇性波动影响，持续监控等需要高稳定性的业务因功率约束不得不降频运行。

其次，网络与业务的双重动态性加剧了匹配难度。一方面，卫星与用户终端的双重移动性，使信道质量和接入节点持续变化，导致资源可用性预测存在一定误差[78]。另一方面，业务请求在时空与性能维度呈现非均匀性与冲突性。空间上，业务密度差异显著：极地等偏远地区带宽利用率低，城市空域常因高带宽业务（如4K/VR）集中而发生拥塞。性能上，不同业务的服务质量（quality of service, QoS）目标相互竞争，例如高可靠应急通信需专用稳定链路，而VR直播等业务则追求极高吞吐量，二者在有限频谱资源上形成直接争夺。

再者，传统资源管理与协同模式面临瓶颈。目前，LEO的广域数据收集等业务仍沿用单边缘节点计算或简单协同的卸载模式，尚未建立与卫星业务深度耦合的动态资源优化机制。传统的集中式云训练范式在卫星场景下面临严峻挑战，LEO每天仅有几次短暂的地面站接入机会，每次连接通常仅持续数分钟，制约了大规模数据的高效回传,导致严重数据积压[79-80]。例如，高度约550 km的Starlink轨道周期约为95 min，但与地面站的连接窗口多数不足15 min[81]。虽然联邦学习等分布式智能范式为此提供了有前景的解决方案，实现了不需要集中回传数据的星间协同训练[82]，但尚未实现技术协同向业务协同的转变。

综上，LEO算网融合的深入发展，亟须突破传统单一、僵化的资源调配思路，构建能够精准感知业务需求与网络状态，并能对通信、计算、存储、能量等多维资源进行联合动态调度与全局优化的智能匹配机制，从而充分释放网络潜能。

3　“边–端”两级算网融合架构

3.1　架构概述

基于前文对LEO算网融合发展现状及挑战的分析，本节面向未来“分布式+协同”的演进趋势，提出一种适用于地面设施支撑薄弱场景的“边–端”两级算网融合架构，如图5所示。

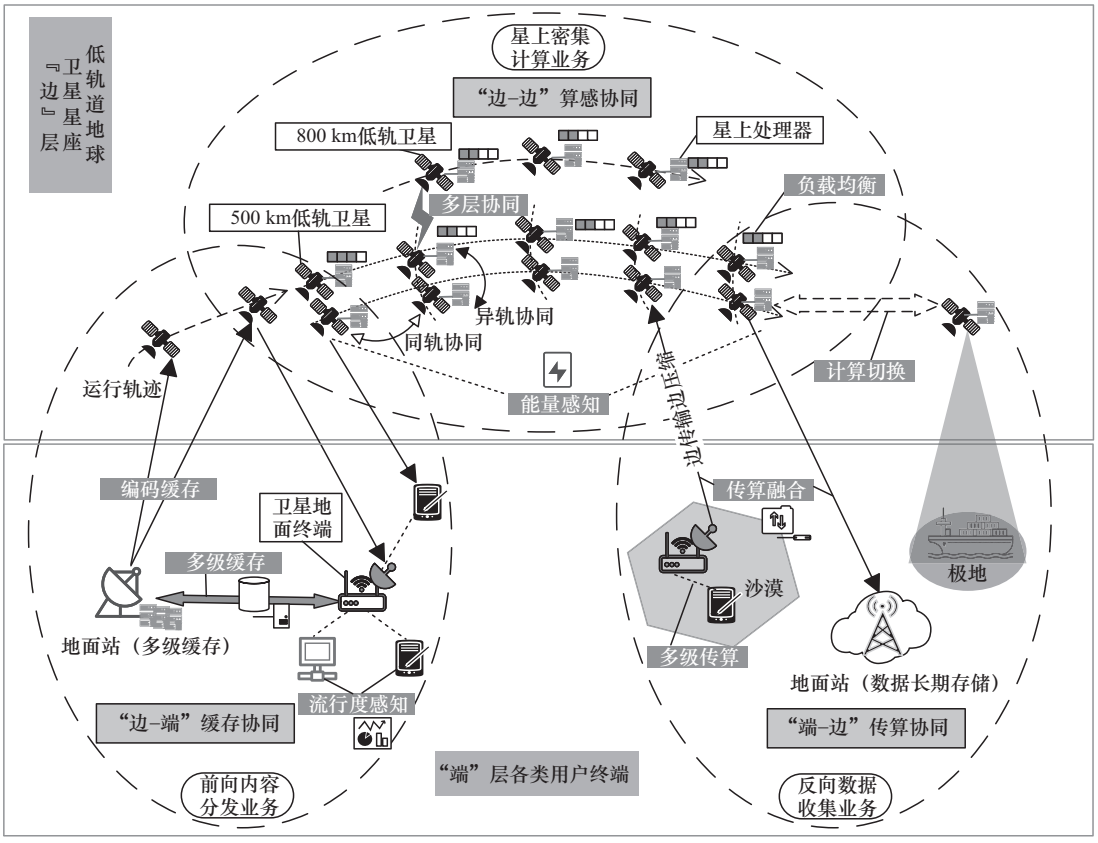


图5　LEO“边–端”两级算网融合架构

该架构将网络物理实体划分为“边”与“端”两大逻辑层级。其中，“边”层由具备星载计算、存储与路由能力的LEO星座构成，其节点不同于传统仅实现透明转发的卫星，而是集成了轻量化虚拟化容器与边缘计算平台，充当着通信路由、任务执行和内容存储的空中节点；“端”层则涵盖了卫星地面终端，各类用户终端及偏远地区的物联网设备，作为业务发起者与数据源头。其中地面站仅作为多级缓存、长期数据存储的补充角色。

根据载荷能力与实时任务状态，节点进一步分为3种角色：全功能边缘节点是搭载高性能计算单元、负责AI推理等时敏业务的LEO；中继协作节点是在能耗或覆盖受限时负责星间流量转发与负载均衡的LEO；接入终端节点则是支持多波束接入、能动态选择最优卫星进行任务卸载的地面终端。

架构以“资源池化、全局调度、按需协同”为核心运行机制，设计了3类闭环协同：一是面向前向内容分发的“边–端”缓存协同，利用多级缓存与流行度感知优化资源分发；二是通过星间算感协同确保星上密集计算业务可靠高效运行；三是面向反向数据收集的“端–边”传算协同，通过“边传边压”与计算切换实现广域数据即时处理。当终端发起请求后，接入卫星实时感知并评估本地资源，若资源受限则通过星间链路在星座内进行全局调度。这种“端侧感知–边缘协同–即时响应”的闭环设计，有效避免数据经地面云中心回传带来的长时延与带宽瓶颈，显著提升了全球覆盖场景下的业务QoS。

LEO“边–端”两级算网融合架构的总体研究路线如图6所示。

架构设计的各项协同机制并非孤立对应单一问题，而是通过多维度深度耦合，在解决核心业务问题的同时，能够有效抵御其他制约因素的影响，进而共同应对LEO算网融合面临的关键挑战，支撑“天地算网”高效稳定运行。

面向内容分发的“边–端”缓存协同，通过感知内容流行度将服务前置，主要降低拓扑动态性带来的业务中断风险。同时，引入多级缓存优化与卫星轨迹辅助的编码技术，通过“以存代传”缓解覆盖边缘资源强度不足的制约，实现分发效能与连续性双重提升。

面向密集计算的“边–边”算感协同，依托多

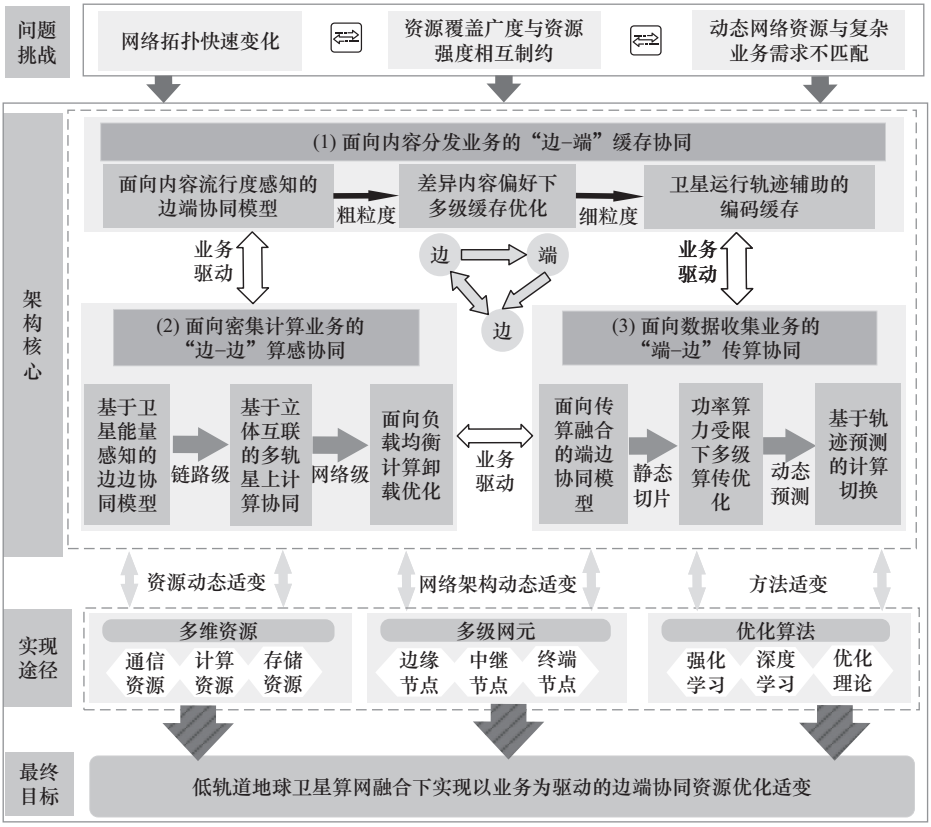


图6　LEO“边–端”两级算网融合研究路线

轨立体互联构建星上算力池，通过分布式任务动态卸载处理，主要化解单星资源受限与覆盖广度的矛盾。通过网络级负载均衡动态适配时空分布不均的业务需求，保障复杂计算任务的可靠执行。

面向数据收集的“端–边”传算协同，通过灵活切分计算任务压缩回传数据量，主要满足精准匹配动态变化的网络资源与异构业务需求。同时借助轨迹预测驱动的计算切换技术，在优化资源配置的同时解决节点高速运动下的业务连续性难题。

上述协同机制通过融合通信、计算与存储等多维资源，在终端、中继与边缘节点间进行动态调配，并借助强化学习、深度学习等智能优化算法实现协同决策，最终实现边缘节点算力、存力与运力的均衡配置，达成网络异构资源优化适变的目标，这为LEO算网融合的后续研究与发展提供了一条可行路径。

3.2　面向内容分发的“边–端”缓存协同研究思路

针对未来LEO网络的内容分发业务，面对网络拓扑动态性引发业务连续性保障困难的核心挑战，以及伴随的星端计算存储资源受限等困难，利用主动缓存技术降低流量高峰时刻传输数据量，构建内容流行度感知的“边–端”协同缓存模型，通过对边缘缓存放置阶段和下发阶段联合设计，充分考虑流行度的差异性和拓扑动态性，从不同粒度上构建多级网元缓存部署、轨迹辅助的编码缓存等优化问题，并利用优化理论对问题进行求解，以降低用户获取内容的传输时延，实现资源高效适变。面向内容分发的“边–端”缓存协同研究框架如图7所示。

3.2.1　面向内容流行度感知的“边–端”协同模型

针对传统以连接为主的内容分发方式，效率低、内容流行程度变化快等挑战，构建面向内容流行度感知的“边–端”协同模型，如图8所示，在LEO与地面终端两级缓存节点部署热点内容，实现内容的近用户分发，从根本上降低用户获取内容的传输时延。同时，对内容流行度进行动态感知，结合用户需求和星上计算，实现文件转码和切分编码。通过两级缓存协同，达到降低用户访问时延、提升用户体验、节约传输带宽的目的。

网关站与地面核心网直连可获取全量内容，但分发需经至少两跳传输，时延最大；LEO存储能力有限，但其内容分发仅需单跳传输，时延大幅降低；卫星地面终端紧邻用户侧，内容可实现零跳直连分发，时延最优。同时因用户接入设备的硬件差

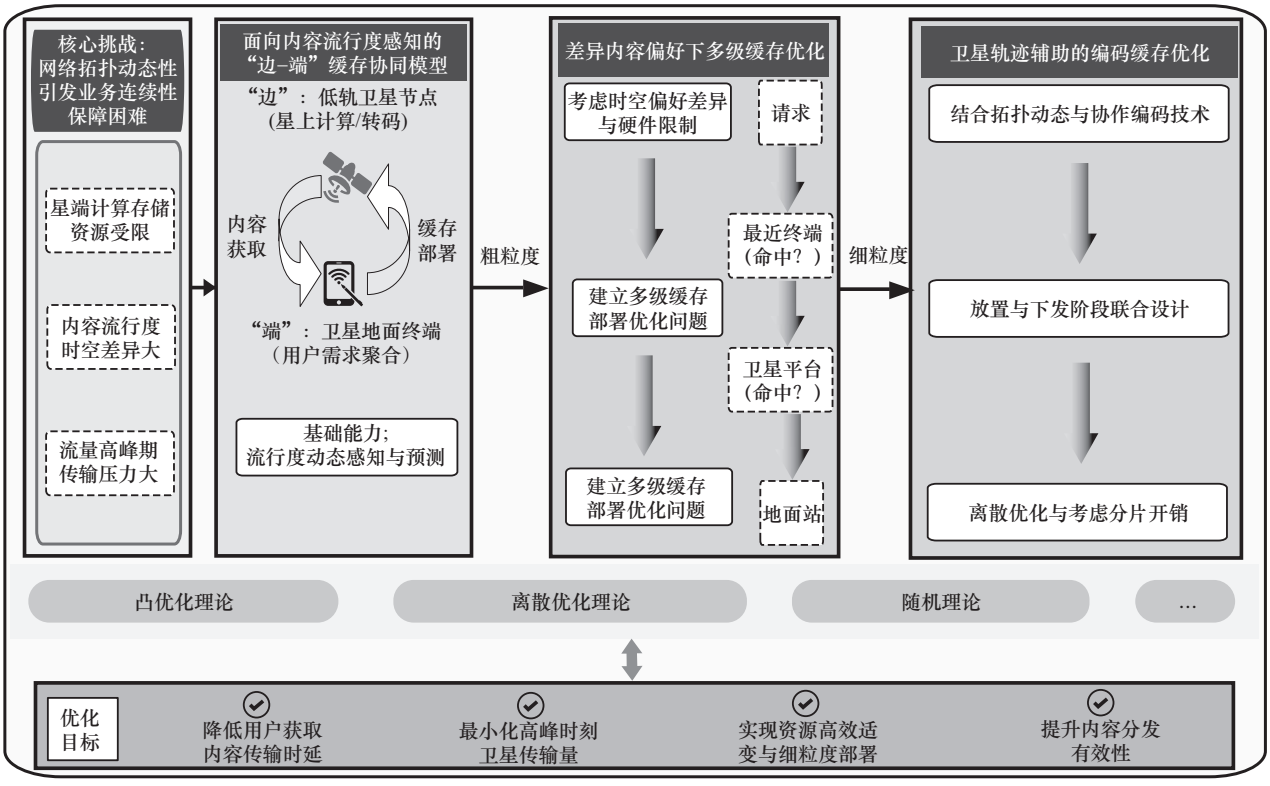


图7　面向内容分发的“边—端”缓存协同研究框架

异，同一内容需适配不同编码版本，对节点算力提出了异构处理要求。本模型依托星上计算能力，实现对热点内容的转码与切分编码，满足终端的差异化需求。

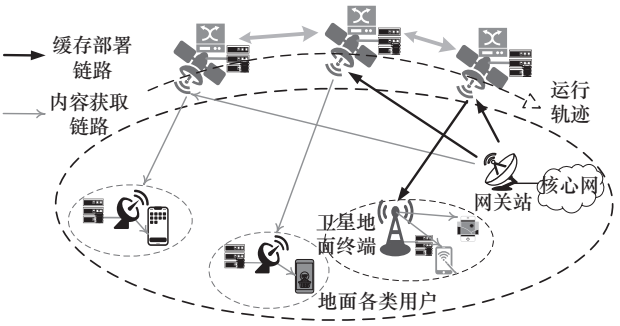


图8　面向内容流行度感知的“边–端”协同模型

为了量化用户请求的差异性，假设用户可能请求的内容在一个有限的内容库$F=\{f_1\cdots f_N\}$内，由于各个卫星地面终端覆盖范围内用户对内容的喜爱程度不同，采用齐普夫（Zipf）分布进行用户请求内容概率建模。用户对文件f_N的请求概率为：

$$P(f_n)=\frac{R(n)^{-\gamma}}{\sum_{i=1}^{N}R(i)^{-\gamma}} \tag{1}$$

其中，$R(n)$表示第n个文件流行程度排名，$\gamma>0$表示用户对热门内容的偏好程度。针对LEO覆盖广、不同地域内容偏好及流行度动态变化的特征，通过对用户请求行为的统计分析，实现对区域内容流行度的精准感知与动态预测，为两级缓存节点的内容部署、转码策略制定提供数据支撑，最终实现卫星链路资源的高效利用，提升用户内容获取体验。

后续研究可以针对内容流行程度在不同地域出现差异性等特点，充分利用网络中的内容请求日志（包括请求次数与时间分布）进行统计分析。此外，除了利用随机理论对内容流行程度的特征进行提取，还可以引入时空图神经网络，通过动态邻接矩阵精准捕捉LEO网络拓扑快速变化下的流量“潮汐效应”与时空演变规律，实现对网络流行度动态变化的感知[83]。通过统计数据，利用知识图谱技术深度挖掘内容间的关联，对潜在高关联内容进行主动预取[84-85]，进行未来内容流行程度预测，为动态流行度下缓存策略更新提供依据。

3.2.2　差异内容偏好下多级缓存部署优化

针对不同时空分布下用户内容偏好差异、广域内容分发有效性不足的问题，可利用卫星和卫星终端的存储能力，构建“边–端”多级缓存并优化部署。在处理用户内容请求时，首先向最近的卫星地面终端发起请求，若缓存内容存在，则直接为用户提供服务，否则，将请求转发至卫星平台；若卫星平台缓存了该内容，则由卫星向用户发送，反之，请求将进一步发送至网关站，网关站通过卫星链路将内容传输给用户。

为量化多维时空下的业务需求，利用Zipf分布建模不同地域用户的内容流行度偏好，结合泊松分布刻画请求频率，同时将缓存资源部署抽象为多约束组合优化问题，综合考虑卫星、地面终端存储空间及系统上下行链路带宽等硬件限制，以最小化高峰时刻卫星传输量为目标，通过智能求解缓存部署策略，实现存储与通信资源的帕累托最优配置。

在技术评估层面，重点通过本地缓存命中率、高峰时段带宽节省率及平均请求响应时延三大关键指标，验证多级缓存部署方案的可行性与优越性。

多级缓存优化问题是非线性整数规划问题，传统迭代方法求解复杂度会随缓存文件数和卫星地面终端数指数级增加，无法满足网络敏捷性要求。所以后续理论研究可以采用连续凸近似方法，把非凸问题近似成凸问题来求解，从而初步优化缓存部署的占位策略。在此基础上，研究重心应进一步向去中心化机制延伸：采用多智能体强化学习，将每颗卫星建模为具备自主决策能力的智能体，依托局部观测信息实现动态缓存替换与协同卸载[86]；同时引入博弈论与资源竞价机制，构建在轨资源交易市场，通过纳什均衡实现资源的高效匹配，缓解热点区域与空闲轨道卫星之间算力、存储资源分布不均的问题[87-88]。为保障复杂智能算法在轨运行的稳定性，可以构建切片级数字孪生系统，在数字镜像中完成预测性验证与不确定性量化，在激进资源优化策略与系统鲁棒性之间实现动态平衡[89]。

3.2.3　卫星运行轨迹辅助的编码缓存优化

针对LEO网络拓扑变化快且各网元节点存储空间有限等挑战，利用最大距离可分编码等协作编码缓存技术，将内容拆分为多个编码分块，通过构建天基与地基协同的缓存矩阵，在满足硬件存储容量约束的前提下，完成编码块的精细化部署，实现

在缓存部署和内容分发两个阶段联合优化。同时，利用Walker星座高度对称的几何拓扑特性，将卫星运动轨迹、接入顺序与内容块放置进行量化建模。依据星座构型将热点内容分块缓存在多颗连续过顶的卫星上，用户在切换过程中获取所需内容的各个分块，提高网络拓扑动态变化下内容分发的有效性，最终通过解码成功率、系统分发稳健性及内容获取时延对编码缓存的优化效果进行评估。

后续研究需结合网络拓扑动态变化规律与用户移动性，联动编码缓存特性设计合理编码方案，并借助离散优化理论等方法，实现缓存的细粒度优化部署。此外，需关注文件分片带来的索引开销，通过优化文件分片数，实现系统性能与索引开销之间的平衡。针对链路不稳定场景，可引入喷泉码机制，该机制不需要复杂的重传与序列同步，终端只需累积足够数量的编码包即可恢复文件，能有效对抗高动态拓扑下的链路抖动与丢包问题。同时传统TCP重传机制会因往返时延过长导致吞吐量大幅下降，无速率编码和网络编码能有效弥补这一缺陷[90]，应成为未来研究重点。

3.3　面向密集计算的“边–边”算感协同研究思路

利用LEO网络实现遥感业务、定位业务及其他星上计算密集业务是LEO未来发展的重要内容，而LEO系统中地面网关站数量有限，密集计算无法反馈到网关站“云”节点。面对资源覆盖广度和强度相互制约的核心挑战，以及业务时空分布不均等困难，在星上进行预处理，避免海量数据返回网关站进行处理，可以降低星地之间传输的一跳传播和传输时延，并且节省回传链路带宽。新型LEO间可建立微波或激光链路，并且在运动过程中保持连接，利用“天地算网”架构，通过多颗同轨道、异轨道卫星进行协同计算，提高密集计算业务的稳健性。面向密集计算的“边–边”算感协同研究框架如图9所示。

3.3.1　基于卫星能量感知的“边–边”协同模型

针对网关站部署有限而单颗卫星计算和供能能力有限的挑战，构建基于卫星能量感知的“边–边”协同模型，首先立足于Walker星座拓扑结构与物理链路的量化建模，计算轨内、轨间星间链路的动态时延，借助星间链路的连通性，将密集计算任务部分卸载至周边具备闲置计算资源的卫星，实现算力资源的初步调度与共享。

实际场景中卫星运动将导致其能量动态变动，且计算资源调用过程能耗较高，需要在执行计算任务时对卫星剩余能量进行感知，通过实时计算卫星、太阳、地球三者相对位置形成的卫星轨道与太阳光线夹角，判定卫星当前处于补能区还是背光区的能效状态，并将卫星实时轨道位置与剩余电池电量作为任务调度的关键约束条件[91]。最终，通过联合优化任务切分比例与星间卸载路径，实现对周边卫星闲置算力资源的动态调用，确保任务卸载与资源分配的合理性和高效性。

为全面评估模型性能，选取任务处理端到端时延、能量可持续性以及数据回传压缩比作为关键技术评估指标，验证模型在解决资源错配问题上的有效性。

星间链路指向角和距离随卫星相位周期性变化，会影响卫星之间连接关系，因此后续研究需要探索星间链路变化规律，为星间计算连接做好支撑。同时，在计算任务执行时，需要对LEO的能

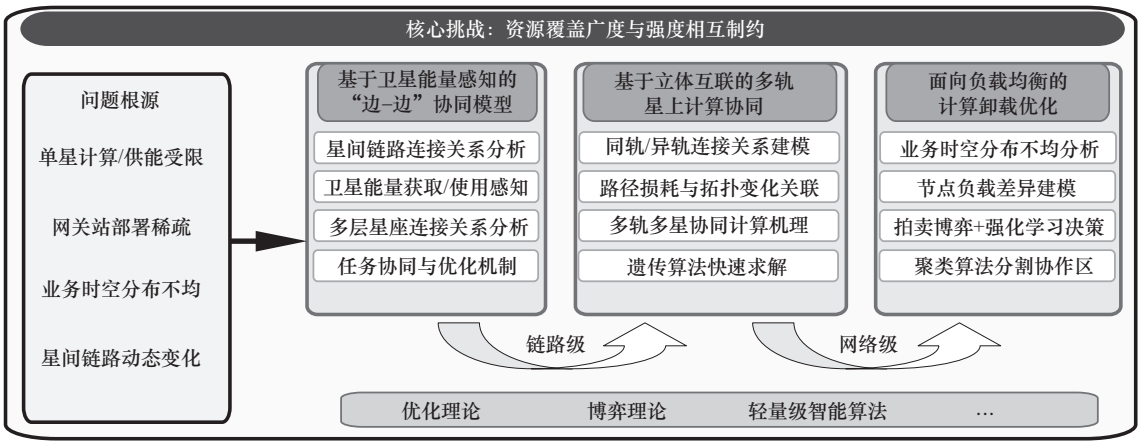


图9　面向密集计算的“边–边”算感协同研究框架

量获取和使用进行全方位感知，单纯的被动监测已不足以应对密集计算的能耗挑战，还需要根据轨道光照周期对能量获取与电池深度放电进行预测性建模，实现任务的主动调度；并进一步引入神经形态计算与脉冲神经网络，利用其事件驱动与稀疏激活的特性降低持续感知的基底能耗，从而在资源受限情况下保证卫星的正常运行[92-94]。

此外，未来卫星星座将会部署在不同的轨道高度上，会有多层的 Walker 星座，密集计算业务往往会出现在不同高度的卫星上，需要进一步考虑多层星座之间的连接关系，实现任务协同与优化。

3.3.2　*基于立体互联的多轨星间协同计算*

针对 LEO 运行轨道变化导致连接关系变化的挑战，考虑多层星座同轨、异轨之间的连接关系，将多层轨道中的卫星节点逻辑整合成统一的算力池，然后利用邻接矩阵刻画星间链路的动态连接状态。在该框架下，将用户任务的端到端时延细化拆解为由空间几何距离决定的传播时延与由星间链路带宽决定的传输时延，为在高度动态的拓扑路径中寻找最优卸载策略提供物理基础。

在此基础上，综合星间的路径损耗、拓扑变化等情况，关联分析多颗卫星之间的密集协同计算可行边界，研究多轨多星协同计算机理，实现星上可靠密集计算业务。

由于该协同计算过程涉及大规模线性约束，需采用多维约束下的总时延最小化策略，将复杂的星上资源调度问题转化为非线性规划问题；在满足各卫星节点算力限额、存储容量及最大任务时延等边界条件的前提下，协同优化任务切分比例与星间传输路径，实现资源高效利用。

为评估协同计算框架的性能，可以选取端到端总处理时延、资源均衡度以及算力吞吐效率作为关键技术评估指标；针对转化后的非线性规划问题，为实现快速求解，可采用遗传算法等高效优化算法完成求解过程。

后续研究应综合考虑 LEO 拓扑链路连接情况，根据不同地域热点地区星上计算的需求，可以基于分布式卫星信息网络[95]，构建离散时间图模型，利用服务感知时间介数等指标量化节点在特定任务流中的动态重要性，对立体互联多星协同计算进行任务感知型优化[96]。同时，结合软件定义网络与 6G NTN 标准演进，充分利用“边–边”协同中星上核心网的路由调度、资源分配、任务管控等核心功能，进一步设计有效的协同调度策略，以支持计算任务在各卫星之间的可控有序流动，降低计算时延。

3.3.3　*面向负载均衡的计算卸载优化*

LEO 网络具有用户多、覆盖广、跨时区的特点，同时单用户计算卸载任务是随机且动态波动的，不同时间空间用户的业务量分布不均，最终导致节点的负载差异。若任务卸载量与边缘服务器能力不匹配，会引发卫星节点负载不均：部分节点长期高负载,导致大量的排队时延或者配置较少的计算资源给移动用户，进而出现服务丢失、用户体验下降等问题，还会影响卫星载荷性能与寿命；而其他节点长期闲置或低负载，又使整个网络的资源利用率低，从而加重了星上计算任务量与边缘服务器计算能力不匹配的问题。系统中不同节点计算负载状态如图 10 所示。

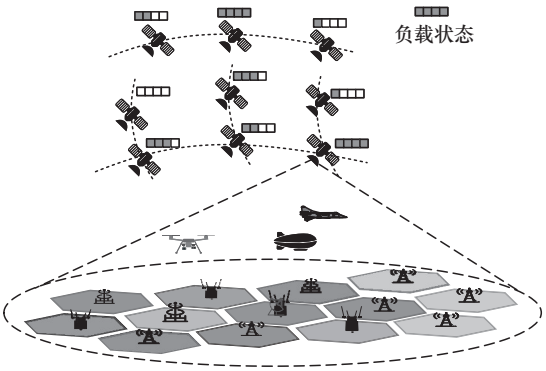


图 10　不同节点计算负载状态

由于星间链路的存在，计算卸载可以不再局限于将任务卸载到某一个固定星载边缘计算服务器，而是根据网络计算负载的动态变化情况选择较优的服务器进行卸载，从而维持网络的负载均衡。计算卸载响应时延可结合 LEO 数量及其对应计算能力进行建模，主要由传播时延、传输时延、排队时延和处理时延 4 个部分构成。为了解决节点间计算能力差异导致的公平性问题，定义节点系统负载为卸载到卫星上的计算量与卫星计算能力之比，并最终考虑系统负载的均方差用于度量系统不均衡度。

后续研究可引入无服务器计算[97]，通过细粒度的函数级调度实现星上资源的最大化利用，以应对星上密集型计算需求，有效分散计算处理压力。以计算负载均衡为优化目标，充分挖掘边缘节点的

资源效能；采用冷启动优化策略在任务到达前，借助星间链路提前完成函数镜像的预热部署，使更多业务能够得到高效处理[98]，增强网络对算力资源供需失衡的动态适配能力，进而提升网络的弹性与可靠性。

下一步还需要综合考虑不同时间和空间上业务分布的不均匀性，结合节点任务到达规律和链路变化情况，以系统不均衡度最小为优化目标，研究计算分配以及卸载策略。针对未来巨型星座的协同难题，传统将单个卫星建模为单个智能体的方法面临维数灾难，可以利用拍卖博弈，或者采用 Stackelberg 平均场博弈理论[99]，将大规模节点的复杂博弈简化为个体与全局整体状态分布交互，实现与规模无关的快速决策收敛和全局最优的资源利用率，解决万星级规模下的计算复杂性问题。此外，随着星间拓扑越来越复杂，可以利用聚类算法分割卸载协作区域，降低优化变量空间。

3.4　面向数据收集的“端–边”传算协同研究思路

针对 LEO 泛在物联网的广域数据收集业务，面对多维资源与复杂动态业务需求匹配困难的核心挑战，以及伴随的网络拓扑高度变化等困难，利用网络“端–边”节点的计算能力，对采集的数据进行属性简化和降维处理，广域数据按需汇聚传输，实现边压缩边传输，提高传输效率，降低上行、星间及回传等链路传输带宽。同时充分考虑链路的不确定性和网络拓扑的动态性，从网络静态切片和动态预测等角度对网络动态性进行分析，提高广域数据收集业务的稳健性。面向数据收集的“端–边”传算协同研究框架如图 11 所示。

3.4.1　面向传算融合的“端–边”协同模型

针对 LEO 物联网中海量节点数据激增及采集数据的大量冗余的挑战，构建面向传算融合的“端–边”协同模型。在“端–边”协同模型中，地面终端不再只是盲目地上传数据，还要负责数据

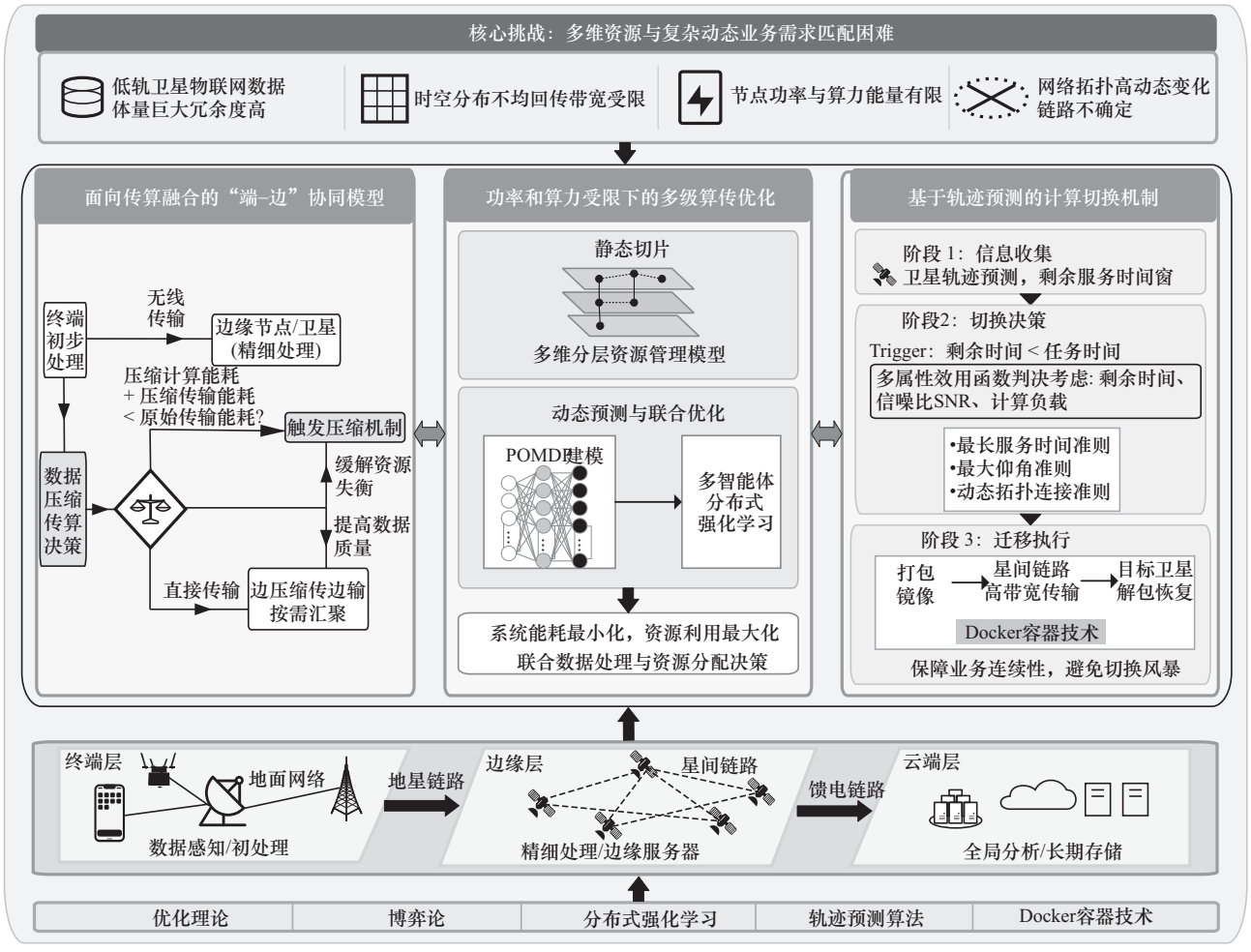


图 11　面向数据收集的“端–边”传算协同研究框架

的初步处理和分析；采集数据的精细处理则部署在卫星或卫星地面终端上，实现减少冗余信息、提高数据质量的效果。处理后的数据通过无线网络传输至边缘节点。边缘节点综合LEO网络多个网元的空间位置、计算能力等特性进行分析，根据需要将数据上传至云端或在网络边缘进行处理，以降低传输数据量，减少传输时延，缓解核心网络负担，提升数据精确度和质量，并增强系统的应变能力。

面向传算融合的“端–边”协同模型如图12所示，系统通过星间链路和地星链路实现卫星间的通信以及卫星与地面站之间的数据传输，从而确保广域物联节点将感知的数据通过LEO网络实时回传给远端云服务器，实现环境监测、智慧农业、智慧物流、智慧电网等广域数据收集业务[100]。

LEO网络的数据压缩传算决策流程如图13所示，该流程的核心在于通过权衡计算开销与通信开销来实现系统效能最大化。在压缩决策阶段，系统需实时评估本地计算能耗与传输能耗的差值，当压缩计算能耗与压缩后数据传输能耗之和小于原始数据传输能耗时，才触发压缩机制。在节点选取决策阶段，引入基于信道状态信息与节点计算负载的联合判决策略：若星地链路在低仰角场景下质量较差，倾向于选择本地或地面终端进行预处理；若星上计算资源富余且链路状况良好，则采用星地多级联合执行或星间迁移执行策略，以降低数据回传量并均衡网络负载。在LEO物联网场景中，数据往往是服务于特定智能任务的（如目标识别、环境异常检测）。传输一张完美但不包含目标的高清图像，其价值远低于传输一张模糊但包含关键目标的图像。下一步研究应该根据不同业务对计算和传输的异构需求，引入任务导向的语义通信机制与信息效用评价体系[101]，突破传统保真度优先局限，匹配智能任务需求，优先传输高价值语义信息、合理分配资源，降低损耗并提升业务与任务可靠性。根据业务需求，探索基于大语言模型的逆向数据重构模式，研究在语义压缩与大模型生成辅助下不同数据计算分割比例对系统计算量的需求影响，为后续算传优化策略提供支撑[102-104]。

3.4.2　功率和算力受限下的多级算传优化

针对LEO物联网中物联网设备激增与多维资

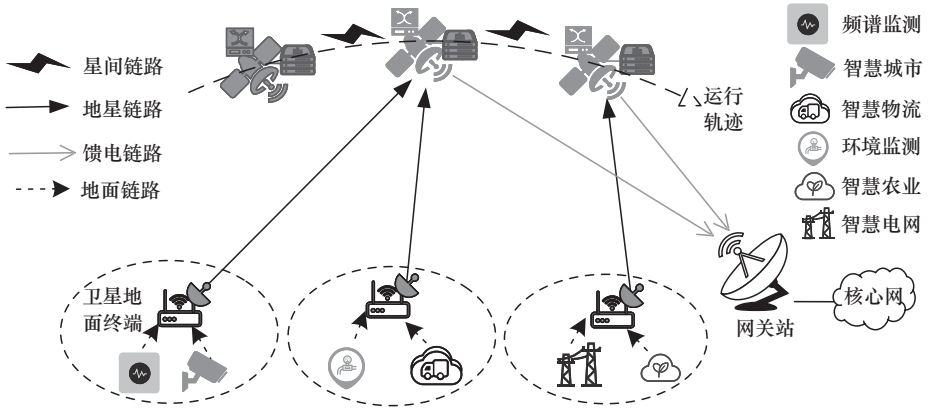


图12　面向传算融合的“端–边”协同模型

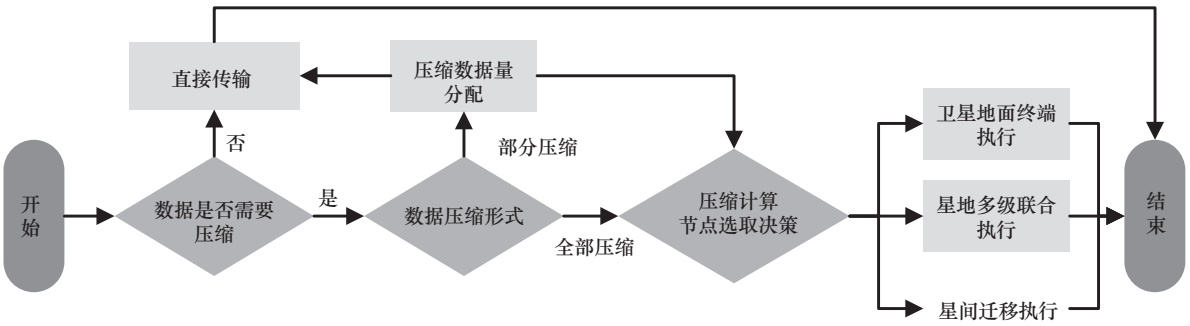


图13　LEO网络的数据压缩传算决策流程

源受限的矛盾，提出了一种集成数据压缩技术的“用户–卫星地面终端–卫星”三级传算模式。通过引入关联指标刻画星地、地面链路的数据关联性与时空演进特征，结合香农公式与路径损耗模型实现传输速率动态计算，将分布式算力转化为传输增益；依托卫星与地面终端的协同算力部署，在数据采集阶段实现“边压缩边传输”，从而在满足感知回传任务约束的前提下，有效对冲大气衰减和多普勒频移带来的链路质量波动。

在智能决策层面，将任务调度建模为以系统总能耗最小为目标的联合优化问题，通过对数据上传、压缩效率与发射功率的协同调控，在算力限额、存储容量与天线链路等硬约束下求取能耗最优平衡点。研究以系统能效比、数据压缩增益、任务感知时延为核心的评估指标，依托精细化资源切片与任务关联决策，为大规模LEO物联网在动态场景下的高效可靠运行提供算法支撑与性能保障。

未来研究可以从系统静态切片角度建立多级多维分层资源管理模型，以系统消耗能量最小为目标，构建网络长期的联合数据上传和资源管理优化问题。进一步地，可将上述优化问题建模为部分可观测马尔可夫决策过程，引入李雅普诺夫优化框架来平衡能量与算力调度[105]，为资源优化提供更贴合实际场景的约束支撑；在此基础上引入联合数据处理和计算资源分配决策的分布式强化学习算法进行求解，利用多智能体强化学习算法能够提高优化策略的自适应性，在有限的资源下实现快速、准确的数据处理。通过自主学习和分布式数据处理，挖掘卫星以及终端的动态拓扑变化规律，减少数据传输的开销，提高资源利用效率。

3.4.3　基于轨迹预测的计算切换

针对网络拓扑快速变化导致业务连续性难以保证的挑战，可通过基于轨迹预测的主动计算切换机制实现数据连续收集。广域数据收集业务下计算切换流程如图14所示。卫星终端根据卸载策略将待处理的数据与计算需求上传至LEO，当任务开始在边缘服务器执行时，系统便进入触发判定阶段：通过计算卫星轨道的覆盖窗口，比较任务预计完成时间与卫星剩余服务时间。若预测当前卫星即将飞离服务区且计算尚未结束，系统将立即启动目标选择机制。

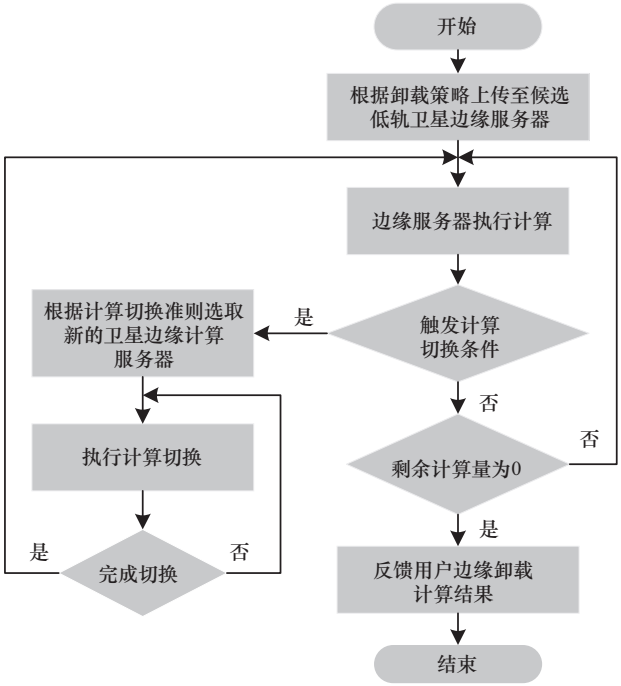


图14　广域数据收集业务下计算切换流程

在此阶段，遵循三大核心准则来筛选接力卫星：最长服务时间准则，即优先选择对用户覆盖时间最长的卫星，最大限度减少后续再次切换的频率；最大星地仰角准则，寻找与地面终端夹角最大的卫星，因为仰角越大通常意味着星地距离越短、信号干扰越小，从而能获得更高的回传速率；动态拓扑连接准则，利用Walker星座稳定的轨道结构，优先在同一轨道或相邻轨道的成熟链路中寻找目标，确保数据传输的稳定性。

当目标卫星选定后，进入计算切换执行环节。借助Docker容器技术将剩余计算任务及其运行环境打包为镜像文件，利用高带宽星间链路传输至目标卫星边缘服务器进行解包与恢复，确保在卫星过境切换的短暂窗口内完成任务接力，实现无缝服务体验。

后续研究可聚焦于数据业务特性与实际需求，包括卫星运行轨迹和位置、计算业务类型、计算业务量等，在保障业务连续性的基础上，系统评估不同的选星切换准则，并结合Open RAN架构下的动态功能分割技术[106]，优化计算任务星间无缝流转。同时，结合计算卸载任务耗时与卫星在轨服务时间尺度，优化不同切换策略下的最佳切换门限，以避免切换风暴现象的发生。此外，可通过分析过顶卫星接触时间窗口的重叠情况，预先剔除不必要的过

顶卫星，从而减少星地链路的切换次数，提升系统整体鲁棒性。

4　结束语

针对LEO算网融合面临的网络拓扑动态变化、资源覆盖制约、多维资源匹配困难，以及我国地面网关站全球部署受限的现实挑战，提出了适用于地面设施支撑薄弱场景的“边–端”两级算网融合架构。架构由内容分发、密集计算、数据收集等典型业务驱动，通过构建缓存协同、算感协同、传算协同三大核心机制，实现星间–星地链路深度融合下通信、计算、存储资源的智能调度。本文从理论层面明确了内容流行度感知的编码缓存优化、能量感知的多轨星间立体协同，以及轨迹预测驱动的计算切换等具体技术路径，为实现资源效能的最优适变提供了理论支撑。指明未来研究可进一步聚焦于动态拓扑下的缓存策略更新、多智能体强化学习驱动的多维资源联合调度，以及多层巨型星座间的立体互联协同等方向，为LEO算网融合性能突破与服务升级提供系统性解决方案与发展路径。

参考文献：

[1] 吴巍. 天地一体化信息网络发展综述[J]. 天地一体化信息网络, 2020, 1(1): 1-16.
Wu W. Survey on the development of space-integrated-ground information network[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2020, 1(1): 1-16.

[2] 申佳伟, 洪涛, 张更新. 低轨卫星网络接入与传输技术[J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(5): 68-74.
Shen J W, Hong T, Zhang G X. Access and transmission technology for LEO satellite networks[J]. ZTE Technology Journal, 2024, 30(5): 68-74.

[3] Kodheli O, Lagunas E, Maturo N, et al. Satellite communications in the new space era: a survey and future challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(1): 70-109.

[4] ASTROSCALE. Global implementation of active debris removal (ADR). UNOOSA Scientific and Technical Subcommittee Meeting [EB]. (2025-02-04)[2026-01-27].

[5] 刘沛龙, 陈宏宇, 魏松杰, 等. LEO卫星网络海量遥感数据下行的负载均衡多径路由算法[J]. 通信学报, 2017,38(Z1): 135-142.
Liu P L, Chen H Y, Wei S J, et al. Load balancing multipath routing protocol for mass remote sensing data downlink in LEO satellite network[J]. Journal on Communications, 2017, 38(Z1): 135-142.

[6] 张宏科, 于成晓, 权伟, 等. 融算网络体系基础研究[J]. 电子学报, 2022, 50(12): 2928-2934.
Zhang H K, Yu C X, Quan W, et al. Fundamental research on computing integration networking[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(12): 2928-2934.

[7] 贾庆民, 胡玉姣, 张华宇, 等. 确定性算力网络研究[J]. 通信学报, 2022, 43(10): 55-64.
Jia Q M, Hu Y J, Zhang H Y, et al. Research on deterministic computing power network[J]. Journal on Communications, 2022, 43(10): 55-64.

[8] 宋晓勤, 吴志豪, 赖海光, 等. 基于深度确定性策略梯度的星地融合网络可拆分任务卸载算法[J]. 通信学报, 2024, 45(10): 116-128.
Song X Q, Wu Z H, Lai H G, et al. Split task offloading algorithm for satellite-ground integrated networks based on deep deterministic policy gradient[J]. Journal on Communications, 2024, 45(10): 116-128.

[9] 赛迪顾问物联网产业研究中心. 中国卫星互联网产业发展研究白皮书[EB]. (2020-05-29)[2026-01-27].
CCID Consulting Internet of Things Industry Research Center. White paper on the development of China's satellite internet industry[EB]. (2020-05-29)[2026-01-27].

[10] 沈学民, 承楠, 周海波, 等. 空天地一体化网络技术:探索与展望[J]. 物联网学报, 2020, 4(3): 3-19.
Shen X M, Cheng N, Zhou H B, et al. Space-air-ground integrated networks: review and prospect[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2020, 4(3): 3-19.

[11] 高利春, 饶建兵, 高铭阳, 等. 天地一体化网络中LEO天基互联网的构建探讨[J]. 卫星应用, 2016, 24(5): 31-37.
Gao L C, Rao J B, Gao M Y, et al. Discussion on the construction of LEO space-based Internet in the space-ground integrated network[J]. Satellite Application, 2016, 24(5): 31-37.

[12] 陈全, 杨磊, 郭剑鸣, 等. 低轨巨型星座网络: 组网技术与研究现状[J]. 通信学报, 2022, 43(5): 177-189.
Chen Q, Yang L, Guo J M, et al. LEO mega-constellation network: networking technologies and state of the art[J]. Journal on Communications, 2022, 43(5): 177-189.

[13] Chen Q, Giambene G, Yang L, et al. Analysis of inter-satellite link paths for LEO mega-constellation networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(3): 2743-2755.

[14] 虞志刚, 丁文慧, 陆洲, 等. 卫星云网: 一种云网融合的卫星网络体系架构[J]. 天地一体化信息网络, 2023, 4(3): 23-30.
Yu Z G, Ding W H, Lu Z, et al. Satellite cloud network: a satellite network architecture based on cloud-network integration[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2023, 4(3): 23-30.

[15] 冷涛. 高低轨卫星通信系统多维资源管理技术研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2022.
Leng T. Research on multi-dimensional resource management technology for high and low orbit satellite communication systems[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2022.

[16] 陈全. 面向低轨巨型星座的星地一体化网络关键技术研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2021.
Chen Q. Research on key technologies of space-ground integrated network for giant constellations[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2021.

[17] 民生证券. 商业航天行业专题报告: 千帆星座组网加速部署, 出海需求逐步涌现[EB].(2024-11-25)[2026-01-27].
Minsheng Securities. Special report on commercial space industry: deployment of Qianfan constellation acceleration, and overseas demand gradually emerging[EB]. (2024-11-25)[2026-01-27].

[18] Iridium Communications Inc. Iridium 2024 annual report[EB]. McLean: Iridium Communications Inc, 2025.

[19] 王静贤, 张景, 魏肖, 等. 卫星 5G 融合网络架构与关键技术研究[J]. 无线电通信技术, 2021, 47(5): 528-534.
Wang J X, Zhang J, Wei X, et al. Research on architecture and key technologies of integrated satellite-5G networks[J]. Radio Communications Technology, 2021, 47(5): 528-534.

[20] 靖安科技. 下一代行星级时敏情报系统: Palantir 元星座深度分析报告[EB]. (2024-01-24)[2026-01-27].
Jingan Technology. Next-generation planetary-scale time-sensitive intelligence system: in-depth analysis report of Palantir Metaconstellation[EB]. (2024-01-24)[2026-01-27].

[21] 央视新闻. 将 AI 送上太空: 我国成功发射全球首个太空计算卫星星座[EB]. (2025-05-14)[2026-01-27].
CCTV News. Sending AI into space: China successfully launches the world's first space computing satellite constellation[EB]. (2025-05-14)[2026-01-27].

[22] Rossi F D, de Souza P S S, Luizelli M C. Resource allocation on low-earth orbit edge infrastructure: taxonomy, survey, and research challenges[J]. IEEE Access, 2025, 13: 40992-41010.

[23] Abreha H G, Maity I, Drif Y, et al. Revenue-aware seamless content distribution in satellite-terrestrial integrated networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2026, 23: 1128-1144.

[24] Xing R L, Xu M W, Zhou A, et al. Deciphering the enigma of satellite computing with COTS devices: measurement and analysis[C]//Proceedings of the 30th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2024: 420-435.

[25] Lai Z Q, Liu W S, Wu Q, et al. SpaceRTC: unleashing the low-latency potential of mega-constellations for real-time communications[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1339-1348.

[26] Dou S S, Zhang S Y, Li Z L, et al. SpaceCache: towards pervasive content delivery via low-earth orbit mega-constellations[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2025, 18(5): 3206-3220.

[27] Lai Z Q, Li H W, Zhang Q, et al. StarFront: cooperatively constructing pervasive and low-latency CDNs upon emerging LEO satellites and clouds[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2023, 31(6): 2559-2574.

[28] Yoo S, Jeong S, Kim J, et al. Cache-assisted mobile-edge computing over space-air-ground integrated networks for extended reality applications[J]. IEEE Internet of Things Journal,2024,11(10): 18306-18319.

[29] Azari M M, Solanki S, Chatzinotas S, et al. Evolution of non-terrestrial networks from 5G to 6G: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(4): 2633-2672.

[30] Akhlaghpasand H, Shah-Mansouri V. Traffic offloading probability for integrated LEO satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(9): 2413-2416.

[31] Wang X M, Li H, Yao W B, et al. Content delivery for high-speed railway via integrated terrestrial-satellite networks[C]//Proceedings of the 2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.

[32] Li J, Xue K P, Liu J Q, et al. An ICN/SDN-based network architecture and efficient content retrieval for future satellite-terrestrial integrated networks[J]. IEEE Network, 2020, 34(1): 188-195.

[33] 王鹏, 张佳鑫, 张兴, 等. 低轨卫星智能多接入边缘计算网络: 需求、架构、机遇与挑战[J]. 移动通信, 2021, 45(5): 35-46.
Wang P, Zhang J X, Zhang X, et al. Low earth orbit satellite intelligent multi-access edge computing networks: requirements, architecture, opportunities and challenges[J]. Mobile Communications, 2021, 45(5): 35-46.

[34] Hao Y Y, Song Z Y, Zheng Z, et al. Joint communication, computing, and caching resource allocation in LEO satellite MEC networks[J]. IEEE Access, 2023, 11: 6708-6716.

[35] Zhu X M, Jiang C X, Kuang L L, et al. Cooperative multilayer edge caching in integrated satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(5): 2924-2937.

[36] Han D R, Liao W H, Peng H X, et al. Joint cache placement and cooperative multicast beamforming in integrated satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(3): 3131-3143.

[37] Qiu C, Yao H P, Yu F R, et al. Deep Q-learning aided networking, caching, and computing resources allocation in software-defined satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 5871-5883.

[38] 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.

[39] An K, Li Y S, Yan X J, et al. On the performance of cache-enabled hybrid satellite-terrestrial relay networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(5): 1506-1509.

[40] Zhang X K, Zhang B N, An K, et al. On the performance of hybrid satellite-terrestrial content delivery networks with non-orthogonal multiple access[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(3): 454-458.

[41] Zhang X K, Zhang B N, An K, et al. Stochastic geometry-based analysis of cache-enabled hybrid satellite-aerial-terrestrial networks with non-orthogonal multiple access[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(2): 1272-1287.

[42] 陶滢, 刘伟, 高梓贺, 等. 天地一体化信息网络中星载边缘计算应用与挑战[J]. 无线电通信技术, 2022, 48(5): 63-72.
Tao Y, Liu W, Gao Z H, et al. Application and technical challenges of onboard edge computing in space-terrestrial integrated information network[J]. Radio Communications Technology, 2022, 48(5): 63-72.

[43] Wang S G, Li Q. Satellite computing: vision and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(24): 22514-22529.

[44] 徐仲麟, 吴林晟, 余胜团, 等. 面向低轨卫星通信的 K 波段 LTCC 多通道集成接收前端模块[J]. 电子学报, 2022, 50(6): 1389-1398.
Xu Z L, Wu L S, She S T, et al. A K-band LTCC multi-channel integrated receiving front-end module for low earth orbit satellite communication[J]. Acta Electronica Sinica, 2022, 50(6): 1389-1398.

[45] Han K, Siew M, Xu B, et al. A distributed collaborative data relay method: VLEO earth observation constellation cross-layer access to the mega-LEO satellite Internet[J]. IEEE Internet of Things Journal,

2025, 12(8): 10539-10557.

[46] Tang Q Q, Fei Z S, Li B. Distributed deep learning for cooperative computation offloading in low earth orbit satellite networks[J]. China Communications, 2022, 19(4): 230-243.

[47] Cassará P, Gotta A, Marchese M, et al. Orbital edge offloading on mega-LEO satellite constellations for equal access to computing[J]. IEEE Communications Magazine, 2022, 60(4): 32-36.

[48] 陈山枝. 关于低轨卫星通信的分析及我国的发展建议[J]. 电信科学, 2020, 36(6): 1-13.
Chen S Z. Analysis of LEO satellite communication and suggestions for its development strategy in China[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(6): 1-13.

[49] 张科科, 孙煜坤, 夏磊, 等. 网络卫星在轨分布式协同任务调度方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2019, 40(2): 393-399.
Zhang K K, Sun Y K, Xia L, et al. A method of network satellite on-orbit distributed collaborative mission scheduling[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2019, 40(2): 393-399.

[50] Lin Z, Chen Z, Fang Z H, et al. FedSN: a federated learning framework over heterogeneous LEO satellite networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(3): 1293-1307.

[51] 何熊文, 谭维炽, 郭坚. 空间数据系统发展展望[J]. 国际太空, 2016(10): 62-66.
He X W, Tan W C, Guo J. Development of space data system[J]. Space International, 2016(10): 62-66.

[52] Song Z Y, Hao Y Y, Liu Y W, et al. Energy-efficient multiaccess edge computing for terrestrial-satellite Internet of things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(18): 14202-14218.

[53] 张宏科, 张宇明, 彭轶华. 新型互联网的探索与演进[J]. 陆军工程大学学报, 2024, 3(6): 1-9.
Zhang H K, Zhang Y M, Peng Y H. Exploration and evolution of new-generation Internet[J]. Journal of Army Engineering University of PLA, 2024, 3(6): 1-9.

[54] 李斌, 刘文帅, 费泽松. 面向空天地异构网络的边缘计算部分任务卸载策略[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(9): 3091-3098.
Li B, Liu W S, Fei Z S. Partial computation offloading for mobile edge computing in space-air-ground integrated network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(9): 3091-3098.

[55] Xie R C, Tang Q Q, Wang Q N, et al. Satellite-terrestrial integrated edge computing networks: architecture, challenges, and open issues[J]. IEEE Network, 2020, 34(3): 224-231.

[56] Fu J F, Hua J Y, Wen J G, et al. Optimization of achievable rate in the multiuser satellite IoT system with SWIPT and MEC[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(3): 2072-2080.

[57] Xie B, Cui H, Ho I W H, et al. Computation Offloading and Resource Allocation in LEO Satellite-Terrestrial Integrated Networks With System State Delay[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24 (3): 1372-1385.

[58] 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.

[59] Chen S Z, Liang Y C, Sun S H, et al. Vision, requirements, and technology trend of 6G: how to tackle the challenges of system coverage, capacity, user data-rate and movement speed[J]. IEEE Wireless Communications, 2020, 27(2): 218-228.

[60] Cheng N, Lyu F, Quan W, et al. Space/aerial-assisted computing offloading for IoT applications: a learning-based approach[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(5): 1117-1129.

[61] Sun Y S, Ding Z G. A fine grained stochastic geometry-based analysis on LEO satellite communication systems[J]. IEEE Networking Letters, 2023, 5(4): 237-240.

[62] Jia M, Zhang L, Wu J, et al. Joint computing and communication resource allocation for edge computing towards huge LEO networks[J]. China Communications, 2022, 19(8): 73-84.

[63] 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, 2024, 11(4): 5638-5652.

[64] 凌翔, 胡剑浩, 吴诗其. 低轨卫星移动通信系统接入方案[J]. 电子学报, 2000, 28(7): 55-58.
Ling X, Hu J H, Wu S Q. Access schemes for LEO satellite mobile communication systems[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(7): 55-58.

[65] 宋雅琴, 徐晖, 刘险峰, 等. 面向星地融合网络的统一编排架构和关键技术[J]. 移动通信, 2024, 48(1): 19-24.
Song Y Q, Xu H, Liu X F, et al. Unified orchestration architecture and key technologies for satellite-terrestrial integrated networks[J]. Mobile Communications, 2024, 48(1): 19-24.

[66] 杨桂松, 陶挺, 何杏宇, 等. 卫星物联网中基于能量感知的自适应节能路由策略[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(6): 127-133.
Yang G S, Tao T, He X Y, et al. Adaptive energy-efficient routing strategy based on energy aware in satellite Internet of Things[J]. Intelligent Computer and Applications, 2024, 14(6): 127-133.

[67] 张晨, 徐阳威, 李宛静, 等. 基于多智能体深度强化学习的低轨星座跳波束资源调度研究[J]. 通信学报, 2025, 46(1): 35-51.
Zhang C, Xu Y W, Li W J, et al. Research on low earth orbit constellation beam hopping resource scheduling based on multi-agent deep reinforcement learning[J]. Journal on Communications, 2025, 46(1): 35-51.

[68] 蒋瑞红, 冯一哲, 孙耀华, 等. 面向低轨卫星网络的组网关键技术综述[J]. 电信科学, 2023, 39(2): 37-47.
Jiang R H, Feng Y Z, Sun Y H, et al. A survey on networking key technologies for LEO satellite network[J]. Telecommunications Science, 2023, 39(2): 37-47.

[69] 五矿证券. 航天新材料系列报告之一: 低轨卫星的商业逻辑[EB]. (2025-05-09)[2026-01-27].
Minmetals Securities. Aerospace new materials series report I: commercial logic of low Earth orbit satellites[EB]. (2025-05-09) [2026-01-27].

[70] Okati N, Riihonen T, Korpi D, et al. Downlink coverage and rate analysis of low earth orbit satellite constellations using stochastic geometry[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(8): 5120-5134.

[71] Li J H, Chai R, Gui K G, et al. Joint task offloading and resource scheduling in low earth orbit satellite edge computing networks[J]. Electronics, 2025, 14(5): 1016.

[72] Fastenbauer A, Kaneko M, Svoboda P, et al. Impact of elevation angle on multi-beam LEO satellite communication systems[J]. IEEE Access, 2025, 13: 71723-71737.

[73] Stella Linkson. Starlink ground stations: what they are and how they work[EB].(2025-03-21)[2026-01-27].

[74] 李程. 推动商业航天测控可持续发展[J]. 中国工业和信息化, 2025(4): 40-43.
Li C. Promote the sustainable development of commercial space TT&C[J]. China Industry & Information Technology, 2025(4): 40-43.

[75] Zhu J F, Sun Y H, Peng M G. Beam management in low earth orbit satellite communication with handover frequency control and satellite-terrestrial spectrum sharing[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, 73(7): 5247-5263.

[76] Gomes A, Kibiłda J, Marchetti N, et al. Dimensioning spectrum to support ultra-reliable low-latency communication[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2023, 7(1): 88-93.

[77] 张美蓉, 镐梦婷, 王闯, 等. 高低轨卫星异构网络资源管控策略与技术研究[J]. 天地一体化信息网络, 2021, 2(4): 66-74.
Zhang M R, Hao M T, Wang C, et al. Research on strategies and technologies for resource management and control of heterogeneous network of high and low orbit satellites[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2021, 2(4): 66-74.

[78] 周家恩, 赵亚飞, 彭木根. 面向低轨卫星多维资源优化的用户分配技术[J]. 电信科学, 2024, 40(8): 1-10.
Zhou J E, Zhao Y F, Peng M G. User allocation technology for multi-dimensional resource optimization of LEO satellite[J]. Telecommunications Science, 2024, 40(8): 1-10.

[79] Deng R Q, Di B Y, Zhang H L, et al. Ultra-dense LEO satellite constellations: how many LEO satellites do we need?[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(8): 4843-4857.

[80] Okati N, Riihonen T. Nonhomogeneous stochastic geometry analysis of massive LEO communication constellations[J]. IEEE Transactions on Communications, 2022, 70(3): 1848-1860.

[81] Cakaj S. The parameters comparison of the “Starlink” LEO satellites constellation for different orbital shells[J]. Frontiers in Communications and Networks, 2021, 2: 643095.

[82] Zhai Z W, Wu Q, Yu S, et al. FedLEO: an offloading-assisted decentralized federated learning framework for low earth orbit satellite networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, 23(5): 5260-5279.

[83] Liu K X, Zhang Y S, Lu S. A dynamic spatio-temporal traffic prediction model applicable to low earth orbit satellite constellations[J]. Electronics, 2025, 14(5): 1052.

[84] Guimarães M, Soares C, Manfletti C. Predicting the properties of resident space objects in LEO using graph neural networks[C]//38th Annual Small Satellite Conference. Logan: Utah State University, 2024: 1-8.

[85] Ma Y J, Liu Z W, Yang N, et al. Research on knowledge graph construction and semantic representation of low earth orbit satellite spectrum sensing data[J]. Electronics, 2024, 13(4): 672.

[86] Jiang W W, Zhan Y F, Fang X. Satellite edge computing for mobile multimedia communications: a multi-agent federated reinforcement learning approach[J]. ACM Transactions on Autonomous and Adaptive Systems, 2025, 20(4): 1-25.

[87] 沈斐, 吕承丞, 张嘉璇, 等. 基于终端流量预测的低地球轨道卫星互联网资源分配策略[J]. 通信学报, 2024, 45(7): 21-36.
Shen F, Lyu C C, Zhang J X, et al. LEO satellite Internet resource allocation strategy based on terminal traffic prediction[J]. Journal on Communications, 2024, 45(7): 21-36.

[88] Hady M A, Hu S Y, Pratama M, et al. Multi-agent reinforcement learning for resources allocation optimization: a survey[PP]. V1. (2025-04-29)[2026-01-27]. arXiv: arXiv.2504.21048.

[89] He M C, Wu H Q, Zhou C H, et al. Digital twin-assisted robust and adaptive resource slicing in LEO satellite networks[C]//Proceedings of the GLOBECOM 2024 - 2024 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2024: 3261-3266.

[90] Valentine A, Wakeman I, Parisis G. OrbCC: high-throughput and low-latency data transport for LEO satellite networks[PP]. V2. (2026-03-25)[2026-01-27]. arXiv :arXiv.2508.19067.

[91] Alnahdi A, Fayad A, Toka L, et al. Minimizing energy consumption of satellite edge computing-capable LEO satellites[J]. IEEE Access, 2025, 13: 165844-165859.

[92] Ferreira P M, Wang S Q, Gao Y Y, et al. A comparative review of deep and spiking neural networks for edge AI neuromorphic circuits[J]. Frontiers in Neuroscience, 2025, 19: 1676570.

[93] Song Z H, Popovski P. Neuromorphic split computing via optical inter-satellite links[PP]. V2. (2025-11-19) [2026-01-27]. arXiv: arXiv.2507.08490.

[94] Putra R V W, Wickramasinghe P, Shafique M. Enabling efficient processing of spiking neural networks with on-chip learning on commodity neuromorphic processors for edge AI systems[C]//Proceedings of the 2025 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-8.

[95] Zhang Q Y, Xu L, Huang J H, et al. Distributed satellite information networks: architecture, enabling technologies, and trends[J]. Science China Information Sciences, 2025, 68(9): 190301.

[96] Guo B Q, Xiong Z H, Zhang Z, et al. Resilience of mega-satellite constellations: how node failures impact inter-satellite networking over time?[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, 73(12): 15705-15721.

[97] Pfandzelter T, Bermbach D. Komet: a serverless platform for low-earth orbit edge services[C]//Proceedings of the 2024 ACM Symposium on Cloud Computing. New York: ACM Press, 2024: 866-882.

[98] Verma P, Goel P, Rani N. A review: cold start latency in serverless computing[C]//Proceedings of the 2024 Sixth International Conference on Computational Intelligence and Communication Technologies (CCICT). Piscataway: IEEE Press, 2024: 141-148.

[99] Luong N C, Sui Z P, Le D V, et al. Incentive mechanism design for resource management in satellite networks: a comprehensive survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2026, 13(3): 3938-3964.

[100] Lü Y F, Liu Z, Fan R F, et al. Optimal computation offloading in collaborative LEO-IoT enabled MEC: a multiagent deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2023, 7(2): 996-1011.

[101] Xu Z, Jiao J, Yuan G W, et al. Task-oriented semantic coding and utility optimal transmission in satellite-integrated Internet[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63: 5626016.

[102] Shi Y M, Zhu J Y, Jiang C X, et al. Satellite edge artificial intelli-

gence with large models: architectures and technologies[J]. Science China Information Sciences, 2025, 68(7): 170302.

[103] Yan H B, Huang H L, Zhao Z J, et al. Accuracy-aware MLLM task offloading and resource allocation in UAV-assisted satellite edge computing[J]. Drones, 2025, 9(7): 500.

[104] Sun M H, Hou J B, Qiu K H, et al. LLM-based task offloading and resource allocation in satellite edge computing networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2026, 75(3): 5262-5267.

[105] Zhong L, Tian S, Zeng D Z, et al. Battery lifetime extension in heterogeneous satellite edge computing: a Lyapunov-DRL approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2026, 13(8): 15976-15988.

[106] Seeram S S S G, Feltrin L, Ozger M, et al. Handover challenges in disaggregated open RAN for LEO Satellites: tradeoff between handover delay and onboard processing[J]. Frontiers in Space Technologies, 2025, 6: 1580005.

[作者简介]



周鑫（2001– ），男，陆军工程大学博士生，主要研究方向为低轨道地球卫星通信。



陈瑾（1971– ），女，博士，陆军工程大学教授、博士生导师，主要研究方向为无线通信网络和认知无线电网络。



张晓凯（1992– ），男，博士，陆军工程大学副教授，主要研究方向为空天地一体化网络、卫星通信、非正交多址接入、信号极化特性等。



徐煜华（1983– ），男，博士，陆军工程大学教授、博士生导师，主要研究方向为机会频谱接入、智能抗干扰通信和智能无人集群系统等。



姜春晓（1984– ），男，博士，清华大学副研究员，主要研究方向为卫星通信、空间通信网络等。



贾敏（1982– ），女，哈尔滨工业大学教授、博士生导师，主要研究方向为卫星通信、无线通信、天地一体化。