

基于移动边缘计算的空天地一体化网络架构

吴 健, 贾 敏, 郭 庆

(哈尔滨工业大学电子与信息工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150006)

摘 要: 下一代无线通信技术将通过支持智能交通、智能医疗、虚拟现实/增强等服务来提高用户的体验质量。这些新兴的服务通常都是计算密集型和时延敏感型的, 必须满足严格的时延、能耗和可靠性要求, 而基于云计算的服务难以满足这些要求。为了解决以上问题, 提出移动边缘计算 (Mobile Edge Computing, MEC) 技术, 解决将卸载请求回传到云计算中心所具有的高时延和高带宽消耗的问题。空天地一体化网络 (Space-Air-Ground Integrated Network, SAGIN) 作为 6G 的重要研究方向, 可以弥补全球范围内的巨大覆盖缺口, 受到广泛关注。通过将 MEC 技术、联邦学习技术和人工智能技术引入 SAGIN, 高效管理网络中海量、异构的资源, 构建低时延、低能耗、高可靠性的 SAGIN, 以支持新兴的各种服务。

关键词: 6G; 空天地一体化网络; 移动边缘计算; 联邦学习; 人工智能

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2024003

Space-Air-Ground Integrated Network Architecture Based on Mobile Edge Computing

WU Jian, JIA Min, GUO Qing

School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150006, China

Abstract: The next generation of wireless communication technologies will enhance the quality of user experience by supporting services such as intelligent transportation, intelligent healthcare, virtual/augmented reality, and more. These emerging services are typically computation-intensive and delay-sensitive, and must meet stringent delay, energy consumption, and reliability requirements that cloud-based services struggle to meet. In order to solve the above problems, mobile edge computing (MEC) technology was proposed to solve the problems of high latency and high bandwidth consumption when sending offloading requests back to the cloud computing centers. As an important research direction of 6G, space-air-ground integrated network (SAGIN) could make up for the huge coverage gap in the world, and had been widely concerned. This paper introduced MEC technology, federated learning technology and artificial intelligence technology into SAGIN to efficiently manage massive and heterogeneous resources in the network, and build low-delay, low-energy consumption and high-reliability SAGIN to support various emerging services.

Keywords: 6G, space-air-ground integrated network, mobile edge computing, federated learning, artificial intelligence

0 引言

随着移动应用程序的快速增长, 计算密集型^[1]、时延敏感型^[2]的服务应运而生。针对用户本身计算能力受限, 而云计算面对海量数据会造成大时延的问题^[3], 移动边缘计算

(Mobile Edge Computing, MEC) 的概念应运而生^[4], 其通过将电信、IT 和云计算结合在一起, 将边缘服务器放置在靠近用户的位置, 直接为用户提供计算服务, 从而获得理想的用户体验质量 (Quality of Experience, QoE)^[5]。

地面网络有部署良好的基础设施结构^[6], 可实现可靠

收稿日期: 2023-10-11; 修回日期: 2024-01-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 62231012); 国家重点研发计划资助项目 (No. 2021YFB2900500); 黑龙江省优秀青年自然科学基金资助项目 (No. YQ2020F001)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62231012), National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFB2900500), The Natural Science Foundation for Outstanding Young Scholars of Heilongjiang Province (No. YQ2020F001)

的高速通信（如骨干网、蜂窝系统、集群系统等），有处理全球和非实时大数据的强大云服务^[7]，有对本地和实时数据快速响应的无处不在的边缘服务。地面云边协同模式结合了云计算、边缘计算^[8]，可以充分利用现有网络容量提供大量服务，显著提高了移动用户的 QoE^[9]。当用户有服务需求时，用户应用程序可能首先将任务卸载到靠近用户侧的边缘服务器，如果边缘服务器的计算能力不足，用户可以转向地面云服务器执行。

一些偏远地区缺乏基础设施，地面网络难以覆盖^[10]。对于需要海上通信、空中通信的用户，由于高度的移动性、复杂的通信环境，地面网络难以高效地提供计算服务。在面对自然灾害时，地面网络非常脆弱^[11]，容易受到损坏。应急救援、局部地区突发大量服务请求等特殊环境需要应急通信时，地面可能无法及时地为应急通信提供快速、稳定的计算服务。

近年来，随着卫星制造和发射技术的不断发展，具有广泛覆盖范围和优秀系统鲁棒性的卫星网络受到了广泛关注，卫星和地面网络高效集成的空天地一体化网络（Space-Air-Ground Integrated Network, SAGIN）已成为 6G 无线通信体系结构的重要组成部分^[12]，在广泛的地理区域内提供高度可靠和安全的连接，为地面用户提供无处不在的服务。由于近年来卫星网络和地面蜂窝网络是分发展的，因此本文考虑使双方的通信能力、感知能力、计算能力和存储能力协同发展，使之成为一个统一集成的系统。

一方面，作为一种网络技术，MEC 具有提高 QoE 和减少冗余网络流量的潜力。通过将云计算平台扩展到网络边缘甚至移动设备本身，网络可以为用户提供多层异构的计算资源，使用户可以在任何地方获得计算服务，从而保证了计算任务的性能。

另一方面，针对网络中海量异构资源的管理与安全问题，本文考虑使用面对动态时变、海量数据有很好的全局搜索能力的深度强化学习（Deep Reinforcement Learning, DRL）实现资源的高效管理，使用可以保证每个设备数据隐私的联邦学习（Federated Learning, FL）机制来保障海量数据的安全性。

因此，本文考虑将 MEC、DRL 和 FL 的优势应用到 SAGIN 中，高效、安全地管理网络中海量、异构的资源，为地面任意位置的用户提供服务，提高地面用户的 QoE。

1 基于边缘计算的卫星网络现状

在无线网络中，时延和能耗一直是重要的优化指

标。在卫星边缘系统中，用户处理任务产生大量的时延并消耗大量的能量，因此时延和能耗优化的重要地位更加突出。

参考文献[13]借鉴地面网络边缘计算的思想，在低地球轨道（Low Earth Orbit, LEO）卫星星座上部署 MEC 服务器，以满足各种应用日益增长的实时性和可靠性需求。针对 Walker Delta 卫星星座，提出了一种基于贪心策略的 LEO 卫星网络在轨边缘计算（Orbital Edge Computing, OEC）任务分配算法，充分利用卫星计算资源为地面用户提供服务，显著降低了平均时延和能耗。参考文献[14]研究了一种星-空综合边缘计算网络（SAIECN），将 LEO 卫星和空中高空平台（High Altitude Platform Station, HAPS）结合起来，为地面用户设备（Ground User Equipment, GUE）提供边缘计算服务。在 SAIECN 中，GUE 的计算任务可以卸载到 HAPS 或 LEO 卫星上。通过联合 GUE 关联、多用户多输入/多输出传输预编码、计算任务分配和资源分配，来最小化 SAIECN 的加权总能耗。仿真结果表明，所提出的 SAIECN 及其算法能够较好地解决基于卫星的边缘计算问题，且能量消耗保持在较低的水平。参考文献[15]研究了一种 LEO 卫星（LEO Satellite, LEOS）边缘辅助多层多访问边缘计算系统，在该系统中，MEC 的理念将扩展到 LEOS，用于定义 LEO 卫星边缘，以增强多层 MEC 系统的覆盖范围，并解决拥挤和孤立地区用户的计算问题。然后，设计其操作卸载框架，并探索其可行的实现方法，制定一个联合优化问题，用于相关的通信和计算资源分配，采用经典的交替优化方法对原问题进行分解，使用低复杂度迭代算法求解各子问题，以最小化 LEOS 边缘辅助多层多访问边缘计算系统的整体能量消耗，同时保持低计算时延。

由于卫星通信和计算资源的稀缺性，合理配置计算和通信资源至关重要。因此，目前对于卫星边缘计算领域的研究主要集中在任务的计算卸载问题和资源分配问题。

针对这些问题，参考文献[16]提出了一种卫星物联网多任务联合卸载和资源分配方案，以提高卸载效率。首先构建了一种新的资源分配和任务调度系统，其中任务由多个无人机（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）空中基站收集和决定，边缘计算服务由卫星提供，进一步研究了该框架下的多任务联合计算卸载问题，将具有依赖关系的任务建模为有向无环图。然后提出了一种关注机制和近端策略优化协同算法来学习最佳卸载策略，获得了较好的收敛效果，显著降低了成本。参考文献[17]提出了

一种具有 3 层计算架构的混合云和边缘计算 LEO 卫星 (Cloud and Edge Computing LEO Satellite, CECLS) 网络, 可以为地面用户提供异构计算资源, 使地面用户能够获得全球范围内的计算服务。利用 CECLS 架构, 在满足每颗 LEO 卫星覆盖时间和计算能力约束的前提下, 研究了以最小化地面用户总能耗为目标的计算卸载决策。目标函数和约束包含二元变量, 导致其具有离散性和非凸性, 使其难以求解。为了解决这一具有挑战性的问题, 利用二元变量松弛法将原来的非凸问题转化为线性规划问题, 提出了一种分布式算法, 利用乘法器的交替方向方法来近似计算复杂度较低的最优解, 显著降低地面用户的总能耗。参考文献[18]针对空中环境中通信不可靠、功率有限的物联网设备的卸载过程具有挑战性的问题, 提出了一种节能的空天地一体化边缘计算网络架构, 其中物联网设备根据其能量水平、通信条件和计算能力选择最合适的 LEO 卫星或 UAV 进行任务卸载。为了在不确定航空环境下提供高效的任务卸载和节能策略, 采用约束马尔可夫决策过程来制定任务卸载决策问题, 并设计了基于 DRL 的算法来解决所提出的问题。在此基础上, 提出了一种基于自适应联邦 DRL 的卸载方法, 通过考虑网络中的隐私保护和通信故障, 找出次优的卸载决策。数值结果验证了所提方案在节能和计算效率方面的有效性。参考文献[19]将具有计算能力的卫星和民用飞机作为宝贵的接入平台, 使物联网设备在没有网络基础设施的偏远地区卸载其计算密集型任务成为可能, 提出了一种创新的民用飞机 (Civil Aircraft, CA) 增强空天地集成网络中的多层混合并行计算架构。以端到端时延及能耗加权和最小为目标, 综合考虑接入策略、传输功率、计算资源分配、卸载比例和时延容限, 提出了部分计算卸载问题。针对平台选择既存在于层内又存在于层间, 通信与计算资源之间存在内部耦合关系和相互耦合关系的问题, 提出了多层部分任务卸载算法。利用广义弯曲分解 (Generalized Benders Decomposition, GBD) 方法将原问题分解为原问题和主问题, 并利用并行逐次凸逼近 (Successive Convex Approximation, SCA) 理论将多变量 NP-hard 主问题转化为凸问题, 证明了多层部分任务卸载算法的收敛性和最优性, 以及该多层混合计算卸载系统的优越性, 实现端到端时延和能量消耗之间的最佳权衡。

2 高效资源管理

2.1 边缘计算环境中深度强化学习发展现状

近年来, 具有强大全局搜索能力的 DRL 算法被引入

MEC 领域。

参考文献[20]研究了动态多用户 MEC 系统中计算卸载和资源分配的联合优化问题, 通过考虑异构计算任务的时延约束和不确定的资源需求, 使整个 MEC 系统的能耗最小化, 将该问题表述为一个混合整数非线性规划 (Mixed Integer Nonlinear Programming, MINLP) 问题, 并提出了一种基于值迭代的强化学习方法 Q-Learning 算法, 以确定计算卸载和资源分配的联合策略。为了避免维数的限制, 进一步提出了一种基于双深度 Q 网络的方法, 显著降低了系统能耗。参考文献[21]考虑了一个具有时变无线信道和随机用户任务数据在连续时间框架内到达的多用户 MEC 网络, 在长期数据队列稳定性和平均功率的约束下, 最大限度地提高网络数据处理能力, 将最大化网络数据处理能力问题表述为一个多阶段 MINLP 问题, 该问题联合考虑了二进制卸载和系统资源分配决策。通过结合李雅普诺夫优化和 DRL 的优点, 提出一种李雅普诺夫指导的基于 DRL 的在线卸载 (Lyapunov-Guided DRL-Based Online Offloading, LyDROO) 框架, 该框架应用李雅普诺夫优化将多阶段随机 MINLP 问题解耦为确定性的每帧 MINLP 子问题, LyDROO 将基于模型的优化和无模型的 DRL 相结合, 以极低的计算复杂度解决逐帧 MINLP 问题, 在稳定系统中所有队列的同时获得了最优的计算性能。参考文献[22]研究了通过联合优化信道时变动态网络环境下的计算卸载策略和信道资源分配, 降低非正交多址接入 (Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA) 辅助 MEC 网络的计算开销, 提出了一种深度强化学习算法。该算法利用 Actor-Critic 方法和深度 Q 网络方法的优点, 考虑了部分计算卸载, 其中用户可以拆分计算任务, 以便一些计算任务在本地终端上执行, 另一些计算任务则卸载到 MEC 服务器。还考虑了一种混合多址方案, 该方案结合了 NOMA 和正交多址接入的优点, 以满足不同的用户需求, 获得了优秀的收敛效果, 显著降低了计算开销, 获得了接近最优的系统性能。

2.2 基于深度强化学习的 MEC-SAGIN 架构

随着全球通信需求的不断增长, 低地球轨道卫星网络与现有地面网络的融合可以显著扩展 6G 网络的无线覆盖范围。随着空天地一体化网络规模的不断扩大, 如何在保证用户 QoE 的前提下高效、动态地分配稀缺的带宽频谱资源已成为一个巨大的挑战。为了满足空天地一体化网络中时变的服务需求, 最大限度地提高资源利用率, 保证用户的服务质量, 考虑用具有强大全局搜索能力的深度强化学习技术来高效地进行资源分配与智能计算卸载, 显著降低

系统时延和能耗,降低系统成本。

本文考虑利用卫星网络的快速通信功能和广覆盖的特点以及优秀的系统鲁棒性,高效利用网络中的通信资源、感知资源、计算资源和存储资源,为地球上任意位置的用户提供服务,提升用户的体验质量。具体而言,本文考虑为每颗卫星搭载 MEC 服务器,地面用户可以将计算任务卸载到 LEO 卫星上进行处理,或者将计算任务通过地球静止轨道 (Geostationary Earth Orbit, GEO) 卫星转发到云计算中心进行计算,主要面向 5 个应用场景:海上通信、应急通信、偏远地区通信、受灾区域通信、空中通信。

通过将深度强化学习算法嵌入边缘服务器形成的边缘智能,可以在网络边缘提供强大的低时延、低能耗的通信服务、感知服务、计算服务和存储服务,比传统的基于云计算的架构更适合支持关键服务。为了充分利用空天地一体化网络的计算能力,应将移动边缘计算和深度强化学习算法引入空天地一体化网络。本文所提的基于深度强化学习的 MEC-SAGIN 架构如图 1 所示。接下来,本文将对网络架构中的天基网络、空基网络、地基网络分别进行论述。

- 天基网络由 LEO 卫星和 GEO 卫星组成,以铱星、星链、环球之星等为依托,协同构成一个复杂的卫星星座。

作为 6G 的重要研究领域,LEO 卫星网络具有覆盖区域广、持续时间长等诸多优势,本文考虑将 MEC 服务器

搭载在 LEO 卫星网络中,显著提升 LEO 卫星网络的通信能力、感知能力、计算能力、存储能力。接收到地面用户转发过来的空天地一体化网络的信息后,将自己本身的资源信息、位置信息、星座拓扑结构信息等与地面用户上传的信息进行信息整合,统一上传到 GEO 卫星进行处理。

GEO 卫星网络具有轨道高度高和计算资源丰富的优势,本文将具有强大计算能力的 MEC 服务器放置在 GEO 卫星网络中,作为空天地一体化网络架构的核心部分。本文还将深度强化学习算法用于 GEO 卫星中,以处理整个空天地一体化网络架构的信息,为 LEO 卫星和地面用户分配计算资源,为网络中的用户提供卸载决策。

空基网络由 UAV、飞机、飞艇等组成。

地基网络包括 3G/4G/5G 蜂窝网络、WiMAX、WLAN 等。

地基网络主要由两部分组成:一部分是地面核心网络覆盖到的核心区域;另一部分是由于覆盖范围有限,地面核心网络难以覆盖到的偏远地区。地面核心网络由蜂窝无线网络、卫星地面站、云计算中心组成。其中,蜂窝无线网络提高了无线网络的覆盖范围,其大量的基站可以为核心区域的用户提供快速、可靠的计算服务。卫星地面站可以解析从卫星上接收到的数据,或者将数据转发到云计算中心计算。云计算中心具有极其丰富的计算资源,可以为外界提供高性能的计算服务、存储服务。

低轨道卫星群位于形成卫星 MEC 层的网络边缘。该层有许多卫星节点,并且网络拓扑结构显示有规律的变

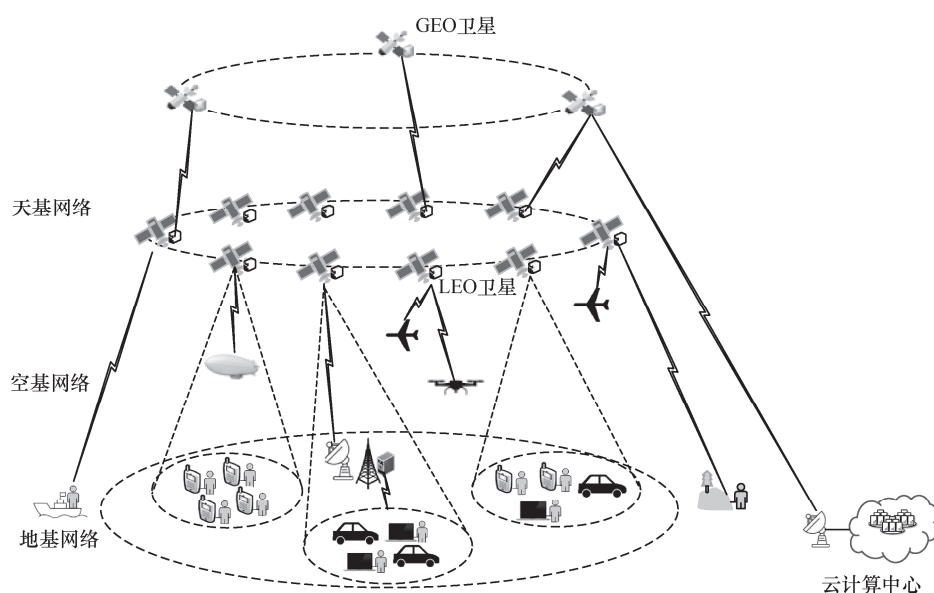


图 1 基于深度强化学习的 MEC-SAGIN 架构

化,但是可以确保每个节点始终可用。该层的计算能力和存储能力是由多个低轨道卫星携带的嵌入式设备组成的集成资源,计算能力有限,但可以为空间或地面用户提供高度可靠的低时延边缘处理功能。

高轨道卫星集群构成卫星云计算层,并充当卫星 MEC 网络的管理员。该层负责卫星 MEC 集群资源的管理和协调,特点是通信覆盖范围广,可以实现对低轨道卫星群和地球的全覆盖,同时集群计算资源和带宽资源充足,适合处理大量复杂的计算任务。

卫星 MEC 层和卫星云计算层互为补充。云计算层是协调器的角色,负责长期数据分析、环境维护、服务提供等,可以更好地支持卫星大数据服务的执行。MEC 层更靠近数据源。云计算层将大数据分析和规则传递到边缘侧,以实现数据侧任务的实时处理,从而有助于对卫星时延敏感型服务的快速响应。

3 海量数据安全

目前,全球有海量物联网设备和智能手机。这些设备配备了越来越先进的通信能力、感知能力、计算能力和存储能力,再加上深度学习的兴起,终端设备收集的大量数据为有意义的研究和应用开辟了无数可能性。在传统的以云为中心的方法中,移动设备收集的数据在基于云的服务器或数据中心集中上传和处理。特别是物联网设备和智能手机收集的数据,在数据中心进行汇总。

这种方法会产生安全问题。为了保证训练数据保留在个人设备上,并促进分布式设备之间复杂模型的协作机器学习,研究人员提出了 FL 的学习框架。在 FL 中,移动设备使用其本地数据来协作训练 FL 服务器所需的机器学习 (Machine Learning, ML) 模型。然后,将模型更新 (即模型的权重) 发送到 FL 服务器进行聚合。这些步骤在多个回合中重复,直到达到理想的精度,这意味着 FL 可以成为移动边缘网络中 ML 模型训练的使能技术。

3.1 边缘计算环境中联邦学习发展现状

近年来,具有强大隐私保护能力的联邦学习被引入 MEC 环境。

参考文献[23]针对联邦边缘学习 (Federated Edge Learning, FEL) 局部训练设备计算能力有限的问题,将传输功率建模为拟凸上行功率分配问题;为了在多服务器智能边缘网络中,基于 QoE 优化传输功率和带宽分配,实现时延和能耗的最优平衡,提出了一种低能耗的带宽分配算法进行求解,通过适应设备的计算能力和信道状态,为设备分配适当的功率,从而降低能耗,显著优化了最大增益

比。理论推导结果表明,为了在约束时间内实现最小的能耗,对于那些计算能力较弱、信道条件较差的设备,应该分配额外的带宽。

参考文献[24]提出一种新的动态资源分配策略,用于无线网络边缘的节能自适应联邦学习,同时保证时延和学习性能。考虑一组设备收集本地数据并将处理后的信息上传到边缘服务器,该服务器运行基于随机梯度的算法来执行持续学习和适应,借助 Lyapunov 随机优化工具动态优化无线电参数和计算资源,以便在功率、时延和联邦学习任务的性能之间取得最佳平衡,支持基于模型的实现。将该方法定制为联合最小均方估计和深度卷积神经网络的联合训练,显著提高了无线网络边缘执行节能和自适应联邦学习的有效性,降低了时延。

参考文献[25]针对带宽、存储和隐私方面的问题,考虑了从分布在多个边缘节点上的数据中学习模型参数的问题,不需要将原始数据发送到一个集中的地方,使用基于梯度下降的方法训练的一类通用机器学习模型,从理论的角度分析了分布式梯度下降算法的收敛界。在此基础上提出了一种控制算法,在给定的资源预算下,确定局部更新和全局参数聚合之间的最佳权衡,以最小化损失函数,通过在网络原型系统和更大规模的模拟环境中使用真实数据集进行大量实验,在不同的机器学习模型和不同的数据分布下,获得了接近最优的系统性能。

3.2 基于联邦学习的 MEC-SAGIN 架构

随着智慧城市、智能建筑、智能工业等智能系统的发展^[26],对 6G 等高数据速率、低时延网络的高可靠、可扩展、安全通信的需求日益增加。6G 被认为是建立在泛在人工智能之上^[27],在异构和大规模网络中实现数据驱动的 ML 解决方案。传统的机器学习技术需要中央服务器集中收集和處理数据,隐私问题显著增加,成为在日常生活中大规模实施的瓶颈。联邦学习作为一种具有隐私保护性质^[28]的分布式人工智能方法,被视为实现 6G 无处不在的人工智能的重要解决方案之一。本文所提的基于联邦学习的 MEC-SAGIN 架构如图 2 所示。

在联邦学习的框架下,低轨卫星系统构成的分布式节点首先通过 MEC 服务器和传感器感知来自地面、海上和空中的环境信息,构建本地模型进行训练。其得出的梯度信息通过星间链路传送到 GEO 卫星云服务器,云服务器采用联邦平均等聚合算法后,计算损失函数,得到全局梯度信息,再通过星间链路将参数回传至低轨卫星分布式节点,供终端计算单元优化迭代。经过多轮交互后,GEO 卫星上的中心服务器的损失函数收敛。模型训练完成,显著

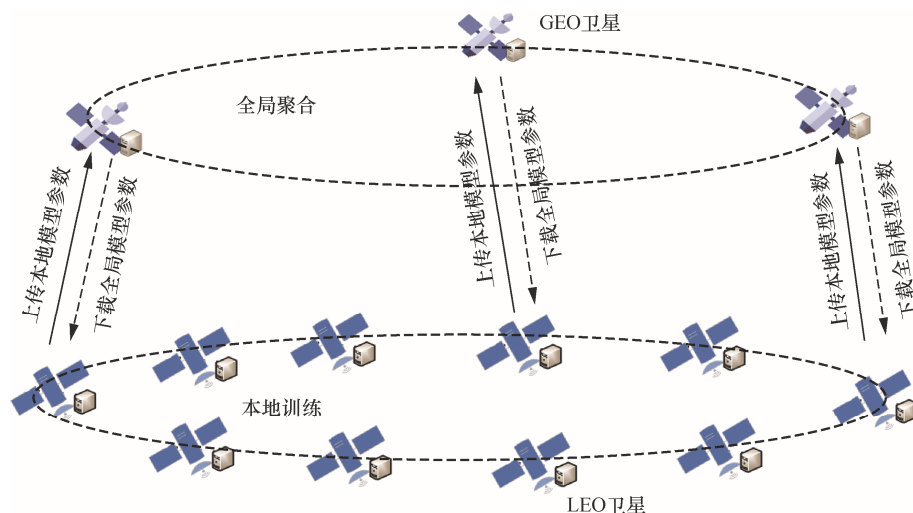


图 2 基于联邦学习的 MEC-SAGIN 架构

提升空天地一体化网络中海量数据的安全。

4 面临的挑战、挑战与相关的解决方案

4.1 面临的挑战

将边缘计算的思想应用到空天地一体化网络中，可带来以下 4 点优势。

一是，在某些通信受限的特殊情况和地区中，卫星网络的通信能力和计算能力可以有效满足任务处理的要求。通过在卫星上部署 MEC 服务器，增强了卫星的计算能力，对于资源有限的用户来说，在地面网络处理计算服务不再是唯一的选择，用户可以根据具体的服务需求选择将计算服务卸载到 LEO 卫星上进行计算，或者利用 GEO 卫星将计算服务转发到远处的云计算中心进行计算。这种系统架构不仅为地面用户提供了多种卸载方案的选择，而且可以突破地形限制，实现全球全覆盖。

二是，减轻链路负担，降低时延，节省带宽。在传统的空天地一体化网络架构中，网络中时时刻刻都要传输海量的数据，这给网络带来了很大的压力。缓存资源管理是网络资源管理的重要内容，良好的缓存资源管理可以有效提升用户 QoE。在空天地一体化网络中，利用部署在卫星上的缓存资源，使其能够根据网络状态，利用闲时星地链路资源提前将用户潜在的服务内容进行缓存。然后，在用户发起内容请求时，能够快速从星载缓存空间中获取信息，从而提升用户的服务体验质量。因此，通过在边缘服务器中缓存重复、冗余的数据可以大大减少网络流量，减轻网络链路的负担，从而降低服务的处理时延，并节省带宽。

三是，基于边缘计算的空天地一体化网络架构集成了分散在每颗卫星上的计算资源，为外界提供了统一的计算能力，实现了卫星资源的有效利用，并提供了低时延、低能耗和高可靠性的计算支持。

四是，在传统的云计算范式中，用户将计算服务卸载到公共的云计算平台集中处理，这种集中式处理方式无法为用户的信息安全提供保障。通过在卫星上部署边缘服务器，用户的信息不再集中处理，大大保障了用户隐私的安全性。

4.2 面临的挑战及解决方案

虽然在空天地一体化网络场景中结合边缘计算可以带来很多的优势，但是这个场景也面临很多的挑战。

一是，卫星的芯片设计问题。卫星在太空中必须要面对的一个问题是来自宇宙的辐射，当卫星中的芯片受到来自宇宙的辐射，可能会造成损害。如果辐射导致芯片中的位翻转，芯片的整体功能可能会受损，无法提供相应的服务，因此，卫星中芯片的设计是一个很大的挑战。针对卫星芯片设计问题的相关解决方案：在硬件设计中，可以在芯片表面添加铝，以减少辐射对芯片的影响；在软件设计上，对芯片的输入/输出信息采用循环冗余校验等能够检测和纠错的信息冗余技术，保证信息的正确性，达到更好的抗辐射效果。

二是，卫星在太空中的能源供应问题。卫星的移动、通信和数据处理都需要从太空中吸收能量，但是卫星的太阳能板大小有限，卫星的能源供应是一个很大的挑战。针对卫星在太空中的能源供应问题的相关解决方案：利用无线输电技术，高能量卫星可以为低能量卫星提供能量，卫星

可以通过切断地球周围的磁场来产生能量,从而发挥功能。

三是,卫星的下行链路不可靠问题。因为卫星的位置在高速、动态地变化,所以星地链路通信质量不可靠,间歇性可用的星地链路也是很大的挑战。针对卫星的下行链路不可靠问题的相关解决方案:对于用户来说,当用户感觉到通信链路的质量较差时,用户应该发出新的服务请求;对于卫星来说,当卫星感知到通信链路质量较差时,应立即为用户切换通信链路或将业务迁移到通信链路质量较好的卫星上,通过业务迁移技术为用户提供服务。

四是,用户之间的干扰问题。在卫星的覆盖范围内,会有大量的用户同时接入链路,这种大容量、并发的用户接入会导致用户间的干扰问题,因此用户之间的干扰也是个亟待解决的问题。针对用户之间干扰问题的相关解决方案:在接收端,将深度学习与干扰消除技术相结合,通过神经网络将干扰消除后的信号恢复为发送信号;在发射端,采用波束成形技术自适应控制各信号的相位和幅度,有效地降低用户间干扰。

5 结束语

本文提出的基于移动边缘计算的空天地一体化网络架构,将 MEC 的优势应用到 SAGIN 中组成 MEC-SAGIN 架构,研究了基于深度强化学习的 MEC-SAGIN 架构和基于联邦学习的 MEC-SAGIN 架构,实现了资源的高效管理与海量数据的隐私保护。

参考文献:

- [1] ZHANG J, SHEN Y, WANG Y, et al. Dual-timescale resource allocation for collaborative service caching and computation offloading in IoT systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 19(2): 1735-1746.
- [2] MOHAMMADI R, AKLEYLEK S, GHAFARI A, et al. Automatic delay-sensitive applications quality of service improvement with deep flows discrimination in software defined networks[J]. Cluster Computing, 2023, 26(1): 437-459.
- [3] SHUKLA S, HASSAN M F, TRAN D C, et al. Improving latency in Internet-of-Things and cloud computing for real-time data transmission: a systematic literature review (SLR)[J]. Cluster Computing, 2023, 26(5): 2657-2680.
- [4] HU Y C, PATEL M, SABELLA D, et al. Mobile edge computing—A key technology towards 5G[J]. ETSI White Paper, 2015, 11(11): 1-16.
- [5] MAHENG M P J, LI C L, SANGA C A. Energy-efficient task offloading strategy in mobile edge computing for resource-intensive mobile applications[J]. Digital Communications and Networks, 2022, 8(6): 1048-1058.
- [6] LYU F, XU W C, YUAN Q, et al. Space-air-ground integrated networks for future IoT: architecture, management, service and performance[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2021, 14(5): 3265-3267.
- [7] ZHAO M, CHEN C, LIU L, et al. Orbital collaborative learning in 6G space-air-ground integrated networks[J]. Neurocomputing, 2022, 497: 94-109.
- [8] CAO K, HU S Y, SHI Y, et al. A survey on edge and edge-cloud computing assisted cyber-physical systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(11): 7806-7819.
- [9] ZHAO T T, HE L J, HUANG X Y, et al. QoE-driven secure video transmission in cloud-edge collaborative networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(1): 681-696.
- [10] YU S, GONG X W, SHI Q, et al. EC-SAGINs: edge-computing-enhanced space-air-ground-integrated networks for Internet of vehicles[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(8): 5742-5754.
- [11] LIU Y, NI L Q, PENG M G. A secure and efficient authentication protocol for satellite-terrestrial networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 10(7): 5810-5822.
- [12] ZHU X M, JIANG C X. Integrated satellite-terrestrial networks toward 6G: architectures, applications, and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 9(1): 437-461.
- [13] ZHANG Y R, CHEN C, LIU L, et al. Aerial edge computing on orbit: a task offloading and allocation scheme[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2022, 10(1): 275-285.
- [14] DING C F, WANG J B, ZHANG H, et al. Joint optimization of transmission and computation resources for satellite and high altitude platform assisted edge computing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 21(2): 1362-1377.
- [15] CAO X, YANG B, SHEN Y, et al. Edge-assisted multi-layer offloading optimization of LEO satellite-terrestrial integrated networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 41(2): 381-398.
- [16] CHAI F R, ZHANG Q, YAO H P, et al. Joint multi-task offloading and resource allocation for mobile edge computing systems in satellite IoT[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(6): 7783-7795.
- [17] TANG Q Q, FEI Z S, LI B, et al. Computation offloading in LEO satellite networks with hybrid cloud and edge computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(11): 9164-9176.
- [18] LIU Y, JIANG L, QI Q, et al. Energy-efficient space-air-ground

- integrated edge computing for Internet of remote things: a federated DRL approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 10(6): 4845-4856.
- [19] CHEN Q, MENG W X, QUEK T Q S, et al. Multi-tier hybrid offloading for computation-aware IoT applications in civil aircraft-augmented SAGIN[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 41(2): 399-417.
- [20] 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, 2021, 9(2): 1517-1530.
- [21] BI S Z, HUANG L, WANG H, et al. Lyapunov-guided deep reinforcement learning for stable online computation offloading in mobile-edge computing networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(11): 7519-7537.
- [22] TUONG V D, TRUONG T P, NGUYEN T V, et al. Partial computation offloading in NOMA-assisted mobile-edge computing systems using deep reinforcement learning[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(17): 13196-13208.
- [23] ZHOU T Y, LI X H, PAN C Y, et al. Multi-server federated edge learning for low power consumption wireless resource allocation based on user QoE[J]. Journal of Communications and Networks, 2021, 23(6): 463-472.
- [24] BATTILORO C, DI LORENZO P, MERLUZZI M, et al. Lyapunov-based optimization of edge resources for energy-efficient adaptive federated learning[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2022, 7(1): 265-280.
- [25] WANG S Q, TUOR T, SALONIDIS T, et al. Adaptive federated learning in resource constrained edge computing systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(6): 1205-1221.
- [26] ZAHRA S R, CHISHTI M A. Smart cities pilot projects: an IoT perspective[M]. Cham: Springer, 2021.
- [27] YANG T T, QIN M, CHENG N, et al. Liquid software-based edge intelligence for future 6G networks[J]. IEEE Network, 2022, 36(1): 69-75.
- [28] RATNAYAKE H, CHEN L, DING X F. A review of federated learning: taxonomy, privacy and future directions[J]. Journal of Intelligent Information Systems, 2023, 61(3): 923-949.

[作者简介]



吴健 (1999—), 男, 哈尔滨工业大学博士生, 主要研究方向为卫星边缘计算等。



贾敏 (1982—), 女, 哈尔滨工业大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为天地一体化认知通信、组网与接入技术等。



郭庆 (1964—), 男, 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和宽带多媒体通信。