

云边端协同计算与智能

周俊龙, 侯祥鹏, 兰 兰, 徐 妍

南京理工大学计算机科学与工程学院, 江苏 南京

收稿日期: 2025年10月28日; 录用日期: 2025年11月20日; 发布日期: 2025年12月1日

摘 要

云边端协同计算作为应对数据爆炸与实时智能需求的关键架构, 通过将计算任务合理分布于终端、边缘与云端, 有效缓解了传统云计算在高时延、带宽压力和隐私安全等方面的瓶颈。文章系统梳理了云边端协同计算与智能的国内外研究进展, 重点从云边端协同计算框架构建与分布式智能实现两个维度展开分析, 总结了包括任务卸载、资源调度、多模态感知、联邦学习等关键技术路径。文章进一步展望了未来发展趋势, 指出算力网络化、边缘智能化、绿色计算与内生安全将成为推动云边端协同走向纵深的核心方向, 为我国构建高效、可信、可持续的协同智能基础设施提供理论参考。

关键词

边缘智能, 云边端协同计算, 分布式智能

Cloud-Edge-End Collaborative Computing and Intelligence

Junlong Zhou, Xiangpeng Hou, Lan Lan, Yan Xu

School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu

Received: October 28, 2025; accepted: November 20, 2025; published: December 1, 2025

Abstract

Cloud-Edge-End collaborative computing has emerged as a critical architecture to address the challenges of data explosion and the demand for real-time intelligence. By efficiently distributing computational tasks across end devices, edge nodes, and the cloud, this paradigm effectively mitigates bottlenecks inherent in traditional cloud computing, such as high latency, bandwidth pressure, and privacy concerns. This paper systematically reviews the state-of-the-art in Cloud-Edge-End collaborative computing and intelligence, analyzing key research from two primary dimensions: the construction of collaborative computing frameworks and the implementation of distributed intelligence.

It summarizes pivotal technical approaches, including task offloading, resource scheduling, multi-modal perception, and federated learning. Furthermore, the paper outlines future development trends, identifying computing power networking, edge intelligence, green computing, and intrinsic security as core directions for advancing collaborative intelligent infrastructure, providing a theoretical reference for building efficient, trustworthy, and sustainable systems.

Keywords

Edge Intelligence, Cloud-Edge-End Collaborative Computing, Distributed Intelligence

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着物联网设备数量的持续攀升、传感器应用的日益广泛以及生成式 AI 的蓬勃发展,全球数据规模正经历指数级扩张。国际数据公司(IDC)预测显示[1],至 2028 年全球数据总量将突破 384.6 ZB,较 2024 年实现倍增。在此背景下,传统云计算架构面临实时性不足、网络时延高以及分布式数据隐私风险等多重核心挑战。为应对上述挑战,云边端协同计算应运而生,通过网络连接多个节点(端设备、边缘服务器或云数据中心)协同工作,实现计算能力的扩展与并行化,有效降低核心网带宽压力[2],如图 1 所示。智能化技术的融入,使云边端协同计算具备环境自适应与协同决策能力[3]。人工智能模型被部署于从云到端的各个层级,使系统能够动态感知和适应复杂的外部环境,并进行协同决策。更重要的是,边缘智能激活了海量终端设备的数据价值,将其从被动的数据采集单元,转变为能够主动感知、推理和决策的智能体,为构建泛在智能服务奠定了坚实基础。国家层面高度重视并积极引导云边端协同与边缘智能的发展。《“十四五”数字经济发展规划》强调推进云网协同和算网融合发展,打造智能算力、通用算法和开发平台一体化的新型智能基础设施[4]。工业和信息化部等六部门联合发布的《算力基础设施高质量发展行动计划》提出要促进边缘算力协同部署,推动“云边端”算力泛在分布、协同发展[5]。这些政策文件共同构成了推动云边端协同计算与智能发展的顶层设计,为相关技术创新和产业应用指明了方向,注入了强大动力。

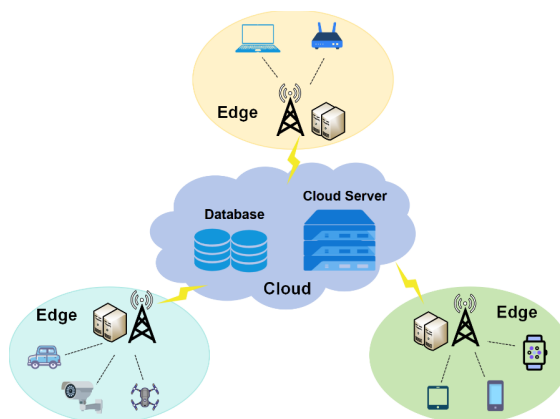


Figure 1. Cloud-edge-end collaborative computing architecture diagram

图 1. 云边端协同计算架构图

2. 国内外研究现状

在物联网与人工智能技术的推动下，云边端协同架构已成为学术界的研究前沿。当前的研究路径清晰地分化为两大相辅相成的领域。其一为云边端协同计算，该领域致力于构建一个普适、高效、可靠的分布式计算底座，将任务与资源进行抽象化处理，追求系统层面的全局最优。其二为分布式智能，该领域则从 AI 任务的内生需求出发，研究如何设计专有的协同架构与算法，以实现复杂的分布式感知、学习与决策，追求智能任务本身的效果最大化。

2.1. 云边端协同计算：普适性计算框架的构建与优化

本领域的核心目标是打造一个通用的分布式计算平台，它视上层应用为待处理的抽象任务，致力于解决在异构、动态环境下普适性的调度与管理难题。研究重点在于优化系统级的关键性能指标，如时延、能耗、成本和可靠性，为所有上层应用提供一个稳定高效的运行环境，如下表 1。

在计算卸载与资源分配这一核心问题上，学术界已发展出较为成熟的优化理论。传统方法侧重于运筹学模型，例如，华东师范大学吴连涛团队[6]通过构建多小区协作框架来最小化用户总成本；陈英团队[7]则从博弈论视角切入，构建了用户体验驱动的任务卸载模型。随着环境动态性的增强，基于 AI 的决策方法成为主流。郝昊团队[8]利用深度强化学习(DRL)赋能边缘节点进行动态协同决策；北京邮电大学范文浩团队[9]-[11]更是系统性地构建了“服务放置 - 任务调度 - 资源分配”三维协同框架，通过混合 DRL 突破了长期服务的稳定性瓶颈。南京理工大学周俊龙团队[12]聚焦智能交通场景，提出多智能体强化学习模型，实现车路协同场景下任务卸载和计算资源分配的最优决策。

在异构与跨域协同方面，研究者致力于打破资源壁垒，实现更广泛的算力共享。中南大学的王伟等人[13]提出的混合模式资源协作框架，实现了边缘与云算力的弹性适配。陈星延团队[14]创新性提出面向“云 - 边 - 端”算力系统的计算和传输联合优化方法，采用梯度投影法突破算力与网络耦合瓶颈。电子科技大学的张林团队[15]与英国萨里大学 Chong Huang 团队[16]的研究则将协同的范畴从地面网络拓展至“空间 - 空中 - 地面”一体化的立体网络，探索了该复杂场景下的能效与任务联合优化。

此外，为解决异构环境下的部署难题，张文柱等人[17]引入 Docker 容器化技术，为构建通用的多接入边缘计算环境提供了实践方案。

Table 1. Research status of cloud-edge-end collaborative computing
表 1. 云边端协同计算研究现状

研究方向	参考文献	核心技术/方法	主要贡献
计算卸载与资源分配	[6]	运筹学模型	构建多小区协作框架，以最小化用户总成本
	[7]	博弈论	构建用户体验驱动的任务卸载博弈模型
	[8]	深度强化学习	赋能边缘节点进行动态协同决策，适应环境变化
	[9]-[11]	混合深度强化学习	构建“服务放置 - 任务调度 - 资源分配”三维协同框架
	[12]	多智能体强化学习	优化车路协同场景下的任务卸载与资源分配
异构与跨域协同	[13]	混合模式协作框架	实现边缘算力与云算力的弹性按需适配
	[14]	梯度投影法	突破算力与网络资源的耦合瓶颈，实现联合优化
	[15] [16]	多智能体强化学习	将协同范畴拓展至“空间 - 空中 - 地面”一体化网络
通用部署	[17]	Docker 容器化技术	解决异构环境下多接入边缘计算的通用部署难题

2.2. 分布式智能：AI 赋能下的协同感知、决策与生成

与协同计算的普适性视角不同，分布式智能领域的研究出发点是 AI 任务本身，如表 2 所示。在分布式智能中，资源调度和协同策略不再是通用目的，而是被深度定制，以服务于特定的智能目标，如最大化模型精度、加快学习收敛速度或提升推理实时性。

在分布式协同感知方面，研究旨在融合多源、多模态数据以形成超越单点的场景理解。哈尔滨工业大学崔双双等人[18]通过构建多维特征张量，实现了云边端跨层异构数据的语义对齐，解决了多模态数据的融合难题。刘林峰团队[19]则将图注意力机制与时空卷积网络结合，这种为时空数据“定制”的融合框架，是实现精准城市交通预测的关键。来自 Uber 和多伦多大学的 Liang 等人[20]探索了如何利用车对车通信来提升自动驾驶汽车的感知和运动预测性能。他们通过智能整合从附近多辆车接收到的信息，能够从不同视角观察同一场景，穿透遮挡物，在观测数据极为稀疏或根本不存在的条件下，远距离检测目标。

在面向 AI 任务的实时协同方面，协同机制的设计完全服务于 AI 模型的实时推理需求。例如，赵林东团队[21]开发的数字孪生驱动架构，其核心是通过虚实映射机制，将工业预测性维护 AI 模型的决策延迟压缩至毫秒级。华中科技大学郝义学团队[22]提出的轻量化实时计数框架，其采用的可微分神经架构搜索和视频流动态裁剪技术，本质上是一种 AI 驱动的协同策略——系统根据 AI 模型的需求来智能决定传输哪些数据，从而在保证计数精度的前提下极大降低带宽消耗。同样，北京航空航天大学曹志强团队[23]设计的自适应判别器协作检测系统，其“边筛选、云精判”的模式，是为优化困难样本检测这一特定 AI 任务而设计的协同流程。

在分布式协同学习与生成方面，研究已进入更复杂的协同智能阶段。例如，联邦学习(Federated Learning)是分布式智能的标志性范式，其客户端选择、模型聚合等协同策略，完全是为了在保护数据隐私的前提下，高效、准确地完成分布式模型训练这一核心智能任务。例如，由来自 Google 的研究人员 McMahan 等人提出的开创性工作[24]，其设计的联邦平均(FedAvg)算法奠定了该领域的基础，使得在不共享原始数据的情况下，通过聚合本地模型更新来训练全局模型成为可能。然而，真实场景中各节点的数据异构性(Non-IID)会严重影响模型收敛，为解决这一挑战，Li 等人提出的 FedProx 算法[25]通过引入近端项来约束本地训练过程，显著提升了异构环境下的模型稳定性和性能。同样，在生成式 AI 的浪潮下，如何通过边云协同来运行大型语言模型(LLM)成为前沿，研究者们探索将模型进行切分，或通过检索增强生成(RAG)让边云协同完成推理，这些协同方式的设计初衷均是为了实现高质量的内容生成。如基于向量数据库的智能缓存机制 VELO 框架[26]。该方法在边缘侧缓存 LLM 的问答对，并通过多智能体强化学习训练一个决策智能体。当新请求到达时，智能体能判断该请求与缓存中问题的相似度，从而决定是直接返回“语义相似”的答案，还是向云端发起新的推理请求。这种将 LLM 视为“黑盒”并优化其服务流程的思路，为降低 LLM 使用成本和延迟提供了极具实用价值的方案。

Table 2. Research status of distributed intelligence
表 2. 分布式智能研究现状

研究方向	参考文献	核心技术/方法	主要贡献
分布式协同感知	[18]	多维特征张量	解决云边端跨层异构数据(视频、点云、文本)的语义对齐与融合难题
	[19]	图注意力机制和时空卷积网络	构建为时空数据“定制”的融合框架，实现精准城市交通预测
	[20]	空间感知图神经网络	融合多车辆视角信息，突破单车感知遮挡，提升自动驾驶感知性能

续表

面向 AI 任务的实时协同	[21]	数字孪生驱动架构	通过虚实双向映射机制，将 AI 模型决策延迟压缩至毫秒级
	[22]	可微分神经架构搜索	AI 驱动的动态视频流裁剪，根据模型需求智能传输数据，保证精度并降低带宽
	[23]	自适应判别器和知识蒸馏	设计“边筛选、云精判”模式，为优化困难样本检测这一特定 AI 任务而协同
分布式协同学习与生成	[24]	联邦平均算法	奠定联邦学习基础，在保护隐私前提下实现分布式模型训练
	[25]	FedProx 算法	解决数据异构性(Non-IID)问题，提升联邦学习的稳定性
	[26]	向量数据库和 MARL	将 LLM 视为“黑盒”，通过智能缓存优化服务流程，降低延迟与成本

3. 发展趋势和展望

随着云边端协同计算与智能技术的深度融合，其发展将呈现以下核心趋势：

(1) 从资源孤岛到分布式算力网络

面对 AI 模型、数字孪生等应用带来的爆炸式算力需求，传统的、孤立的边、云数据中心正在向一个统一、协同的“算力网络”演进。其核心目标是让算力像电力和网络一样，成为一种可按需取用、即取即用的社会级服务。一方面，从“任务卸载”到“算力路由”，系统将具备全局视野，能够实时感知从云到端所有可用算力资源(CPU、GPU、NPU 等)的状态、成本和能耗。如同网络中的路由协议，智能调度算法将为每一个计算任务动态规划出最优的“算力路由”，实现跨地域、跨运营商、跨空天地的算力最优分配。另一方面，从“应用适配算力”到“算力主动服务应用”：未来的算力网络将是“意图驱动”的。开发者只需声明其应用对时延、成本、精度等方面的需求，算力网络便能自动化地完成服务部署、资源配置、弹性伸缩和故障自愈的全生命周期管理，从而极大降低复杂应用的开发和运维门槛。

(2) 终端与边缘成为智能创新的核心

AI 能力下沉至边缘，已成为应对实时性需求与隐私保护双重压力的必然趋势。例如，机器视觉作为智能制造的典型场景，需要上行带宽超过 50 Mbps 甚至 200 Mbps，端到端通信时延小于 10 ms，可靠性要求大于 99.9999% [27]。这一趋势正从根本上颠覆长期以来“云重边轻”的模式，推动终端与边缘从被动的“数据采集器”转变为主动的“智能体”。这场变革的实现，得益于硬件算力的突破与协同算法的创新。硬件层面，以华为海思 Ascend310 芯片为例，其能以约 25 W 的低功耗提供高达 22TOPS 的 AI 算力，为在边缘部署复杂 AI 模型提供了坚实的物理基础[28]。算法层面，智能化的协同范式不断涌现，为不同 AI 任务在边缘的落地提供了可行路径。以联邦学习为代表的技术使边缘节点群能在不共享原始数据的前提下，协同训练强大的全局模型，并可进一步演化为最适应本地需求的个性化模型，实现“群体智能”与“个体智能”的共生。对于生成式 AI，业界正积极探索“小模型在边缘、大模型在云端”的高效协同模式。其核心是利用边缘侧的轻量化模型和智能语义缓存处理海量高频请求，仅在需要深度创作或复杂推理时才调用云端大模型，从而在保证服务质量的同时大幅降低 AIGC 的应用成本，为其在各行业的普及铺平道路。

(3) 绿色计算成为协同架构的内生目标

随着全球数据总量和计算需求的激增，数据中心和通信网络的能耗问题日益凸出，全球数据中心年

耗电量已达 1000 TWh [27] [29]。云边端协同架构通过将计算推向数据源头,天然具备了节能潜力。未来,“绿色计算”将从一个附加选项,变为协同架构设计与调度的核心约束和优化目标。绿色化路径呈现出从宏观能源供给到微观芯片设计,再到系统级智能调度的多层次、立体化特征:一是供电模式的绿色革新,例如腾讯云正大规模开发建设数据中心分布式新能源项目,预计 2030 年实现 100%绿色电力,自身运营及供应链的全面碳中和[30];二是硬件能效提升,从追求性能到专注“算力功耗比”。例如,3D 堆叠、存算一体、新型半导体材料以及专用计算架构等技术在加速发展,其共同目标是在有限的功耗预算内,为边缘设备提供出最大的有效算力。三是架构与算法的协同节能,将计算推向数据源头,最大限度减少非必要的数据传输。架构级节能通过在边缘侧完成数据预处理、清洗和特征提取,仅将高价值、小体积的结果数据上传至云端,从物理上减少了广域网的流量和能耗。算法级节能中轻量化的模型压缩与量化技术,则直接降低了在资源受限的边缘设备上运行算法所需的计算能耗。这种从传输“原始数据”到传输“有效知识”的转变,是实现全链路绿色化的关键。

(4) 安全与隐私保护加强

云边端协同在带来灵活性和高效性的同时,也因其开放和分布式的特性,引入了更复杂的安全挑战,据统计 2024 年物联网恶意软件攻击增长了 45%,其中路由器是攻击目标最多的设备类型,超过 66%的攻击针对这些设备[31]。安全能力必须“内生”于协同体系的每一环,并构建于零信任架构与隐私计算范式两大基石之上。首先是遵循“永不信任,永远验证”原则的零信任架构:在传输层,国密 SM9 等高性能加密算法[32]可为 5G 边缘网络提供高速安全信道;在计算层,基于可信执行环境的安全节点(如蚂蚁链“摩斯”)能实现高效的机密计算与联邦学习;在存储层,“分片加密-边缘存储-云端审计”等机制,通过将数据分散加密存储,能有效防范因单点故障或攻击导致的数据泄露与篡改风险。其次是隐私计算范式的普及深化。以联邦学习为代表的“数据不动模型动”技术正成为处理敏感数据的标准范式,从源头保障用户隐私。在此基础上,业界正积极探索效率更高的多方安全计算、同态加密等前沿技术,以适应更广泛的协同计算场景。

参考文献

- [1] International Data Corporation (2025) IDC: Global Data Generation to Reach 159.2 ZB in 2024, More Than Doubling by 2028. <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=US52076424>
- [2] Chen, R. and Wang, X. (2023) Maximization of Value of Service for Mobile Collaborative Computing through Situation-Aware Task Offloading. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 22, 1049-1065. <https://doi.org/10.1109/tmc.2021.3086687>
- [3] 张晓东, 张朝昆, 赵继军. 边缘智能研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2023, 60(12): 2749-2764.
- [4] 国家发展和改革委员会. “十四五”数字经济发展规划[EB/OL]. 2022-01-12, https://www.ndrc.gov.cn/fggz/fzzlgh/gijzxgh/202203/t20220325_1320207.html, 2025-02-24.
- [5] 工业和信息化部, 中央网络安全和信息化委员会办公室, 教育部, 等. 关于印发《算力基础设施高质量发展行动计划》的通知[EB/OL]. 2023-10-09. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202310/content_6907900.htm, 2025-02-24.
- [6] Wu, L., Sun, P., Wang, Z., Li, Y. and Yang, Y. (2024) Computation Offloading in Multi-Cell Networks with Collaborative Edge-Cloud Computing: A Game Theoretic Approach. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 23, 2093-2106. <https://doi.org/10.1109/tmc.2023.3246462>
- [7] Chen, Y., Zhao, J., Wu, Y., Huang, J. and Shen, X. (2024) QoE-Aware Decentralized Task Offloading and Resource Allocation for End-Edge-Cloud Systems: A Game-Theoretical Approach. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 23, 769-784. <https://doi.org/10.1109/tmc.2022.3223119>
- [8] 郝昊, 杨树杰, 张伟. 算网融合下时间连续的计算任务卸载机制[J]. 计算机研究与发展, 2023, 60(4): 735-749.
- [9] Fan, W., Zhao, L., Liu, X., Su, Y., Li, S., Wu, F., et al. (2024) Collaborative Service Placement, Task Scheduling, and Resource Allocation for Task Offloading with Edge-Cloud Cooperation. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 23, 238-256. <https://doi.org/10.1109/tmc.2022.3219261>

- [10] Fan, W. (2024) Hybrid Deep Reinforcement Learning-Based Task Offloading for D2d-Assisted Cloud-Edge-Device Collaborative Networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, **23**, 13455-13471. <https://doi.org/10.1109/tmc.2024.3425723>
- [11] Fan, W., Liu, X., Yuan, H., Li, N. and Liu, Y. (2024) Time-Slotted Task Offloading and Resource Allocation for Cloud-Edge-End Cooperative Computing Networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, **23**, 8225-8241. <https://doi.org/10.1109/tmc.2024.3349551>
- [12] 郑莹莹, 周俊龙, 申钰凡, 等. 时间和能量敏感的端-边-云车路协同系统资源调度优化方法[J]. 计算机研究与发展, 2023, 60(5): 1037-1052.
- [13] Wang, W., Zhang, Y., Huang, R., Ren, J., Lyu, F. and Zhang, Y. (2024) Efficient Resource Management and Expansion Scheme for Collaborative Edge-Cloud Computing. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, **23**, 2731-2747. <https://doi.org/10.1109/tmc.2023.3267497>
- [14] 陈星延, 张雪松, 谢志龙, 等. 面向“云-边-端”算力系统的计算和传输联合优化方法[J]. 计算机研究与发展, 2023, 60(4): 719-734.
- [15] Wang, Z., Zhang, L., Feng, D., Wu, G. and Yang, L. (2024) Intelligent Cloud-Edge Collaborations for Energy-Efficient User Association and Power Allocation in Space-Air-Ground Integrated Networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, **42**, 3659-3673. <https://doi.org/10.1109/jsac.2024.3459089>
- [16] Huang, C., Chen, G., Xiao, P., Xiao, Y., Han, Z. and Chambers, J.A. (2024) Joint Offloading and Resource Allocation for Hybrid Cloud and Edge Computing in SAGINs: A Decision Assisted Hybrid Action Space Deep Reinforcement Learning Approach. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, **42**, 1029-1043. <https://doi.org/10.1109/jsac.2024.3365899>
- [17] 张文柱, 余静华. 移动边缘计算中基于云边端协同的任务卸载策略[J]. 计算机研究与发展, 2023, 60(2): 371-385.
- [18] 崔双双, 吴限, 王宏志, 等. 面向云边端协同的多模态数据建模技术及其应用[J]. 软件学报, 2023, 35(3): 1154-1172.
- [19] Liu, L., Zhou, Y. and Xu, J. (2024) A Cloud-Edge-End Collaboration Framework for Cruising Route Recommendation of Vacant Taxis. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, **23**, 4678-4693. <https://doi.org/10.1109/tmc.2023.3294898>
- [20] Wang, T., Manivasagam, S., Liang, M., Yang, B., Zeng, W. and Urtasun, R. (2020) V2VNet: Vehicle-To-Vehicle Communication for Joint Perception and Prediction. In: *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 605-621. https://doi.org/10.1007/978-3-030-58536-5_36
- [21] Zhao, L., Ni, S., Wu, D. and Zhou, L. (2023) Cloud-Edge-Client Collaborative Learning in Digital Twin Empowered Mobile Networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, **41**, 3491-3503. <https://doi.org/10.1109/jsac.2023.3310060>
- [22] Wang, R., Hao, Y., Miao, Y., Hu, L. and Chen, M. (2024) RT3C: Real-Time Crowd Counting in Multi-Scene Video Streams via Cloud-Edge-Device Collaboration. *IEEE Transactions on Services Computing*, **17**, 1739-1752. <https://doi.org/10.1109/tsc.2024.3377156>
- [23] Cao, Z., Cheng, Y., Zhou, Z., Chen, Y., Hu, Y., Lu, A., et al. (2025) Edge-Cloud Collaborated Object Detection via Bandwidth Adaptive Difficult-Case Discriminator. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, **24**, 1181-1196. <https://doi.org/10.1109/tmc.2024.3474743>
- [24] McMahan, B., Moore, E., Ramage, D., et al. (2017) Communication-Efficient Learning of Deep Networks from Decentralized Data. *Proceedings of the 20th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics*, Fort Lauderdale, 20-22 April 2017, 1273-1282.
- [25] Li, T., Sahu, A., Zaheer, M., et al. (2020) Federated Optimization in Heterogeneous Networks. *Proceedings of Machine Learning and Systems*, Austin, 2-4 March 2020, 429-450.
- [26] Yao, Z., Tang, Z., Yang, W. and Jia, W. (2025) Enhancing LLM QoS through Cloud-Edge Collaboration: A Diffusion-Based Multi-Agent Reinforcement Learning Approach. *IEEE Transactions on Services Computing*, **18**, 1412-1427. <https://doi.org/10.1109/tsc.2025.3562362>
- [27] 华为. 5G 确定性网络产业白皮书[R]. 深圳: 华为技术有限公司, 2019.
- [28] Ascend (2025) Intelligent Edge. <https://www.hiascend.com/en/hardware/intelligent-edge>
- [29] IEA (2024) Electricity 2024. <https://www.iea.org/reports/electricity-2024>
- [30] 中国信息通信研究院. 中国绿色算力发展研究报告[R]. 北京: 中国信息通信研究院, 2024.
- [31] Zscaler (2025) New ThreatLabz Report. <https://www.zscaler.com/blogs/security-research/new-threatlabz-report-mobile-remains-top-threat-vector-111-spyware-growth>
- [32] 国家密码管理局. SM9 标识密码算法行业标准[S]. 北京: 国家密码管理局, 2022.