

在网计算:愿景与关键技术



In-Network Computing: Vision and Key Technologies

刘杨/LIU Yang¹, 孙浩南/SUN Haonan¹,
程伟强/CHENG Weiqiang^{2,3}

(1. 北京邮电大学, 中国 北京 100876;

2. 东南大学, 中国 南京 211189;

3. 中国移动通信有限公司研究院, 中国 北京 100032)

(1. Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. Southeast University, Nanjing 211189, China);

3. China Mobile Communications Corporation Research Institute, Beijing 100032, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202502007

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20250425.1049.002.html>

网络出版日期: 2025-04-25

收稿日期: 2025-03-26

摘要: 随着5G/6G通信、边缘计算与人工智能技术的深度融合, 传统网络架构面临算力资源分布不均、服务响应延迟高、动态适应能力不足等挑战。提出三级分层在网计算体系架构, 通过算力泛在化、服务动态化与决策智能化的深度协同, 解决算网协同关键瓶颈。该架构在数据中心网络速率限制中显著提升处理性能与系统稳定性, 为高效数据传输、灵活网络服务及大规模智能训练提供支撑, 推动网络向高性能、智能化方向演进。

关键词: 在网计算; 架构; 算网协同; 智能网络技术

Abstract: With the deep integration of 5G/6G communication, edge computing, and artificial intelligence technologies, the traditional network architecture is faced with challenges such as uneven distribution of computing power resources, high service response latency, and insufficient dynamic adaptation capabilities. A three-level hierarchical in-network computing architecture is proposed. Through the deep collaboration of ubiquitous computing power, dynamic services, and intelligent decision-making, the key bottleneck of computing-network collaboration is addressed. This architecture significantly improves the processing performance and system stability in the rate limiting of data center networks, providing support for efficient data transmission, flexible network services, and large-scale intelligent training, and promoting the evolution of the network towards high performance and intelligence.

Keywords: in-network computing; architecture; computing-network collaboration; intelligent network technology

引用格式: 刘杨, 孙浩南, 程伟强. 在网计算: 愿景与关键技术 [J]. 中兴通讯技术, 2025, 31(2): 47-52. DOI: 10.12142/ZTETJ.202502007

Citation: LIU Y, SUN H N, CHENG W Q. In-network computing: vision and key technologies [J]. ZTE technology journal, 2025, 31(2): 47-52. DOI: 10.12142/ZTETJ.202502007

近年来, 在5G/6G通信、边缘计算和人工智能技术的协同驱动下, 网络应用场景正加速从“万物互联”向“万物智联”演进^[1]。这一变革进程凸显出传统“云-边-端”三级算力架构的固有局限^[2]: 虽然该架构通过分布式部署部分缓解了云端集中式计算的压力, 但其基于传输控制协议/互联网协议(TCP/IP)栈的底层设计存在本质性缺陷, 导致网络传输与计算资源之间难以实现高效协同, 最终制约了智能服务场景的性能表现与发展潜力。

当前网络架构存在以下3个核心问题:

- 1) 算网分离。现有网络仅作为数据传输的通道, 缺乏计算任务的感知能力, 这会导致算力与网络资源调度的脱节。
- 2) 资源僵化。网络设备功能硬件固化, 难以按业务需求动态调整。
- 3) 能效失衡。当前网络架构在端到端传输中存在两个关键缺陷: 缺乏计算任务感知能力, 缺少跨域资源协同调度机制。这导致数据传输路径非最优化和重复传输现象频发, 最终造成显著的能源浪费。此外, 云端集中式服务器与边缘节点的中央处理器(CPU)/图形处理器(GPU)等计算资源因任务分配不均、静态调度策略限制, 长期处于低负载状

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFB2906602, 2024YFB2906601); 晋城市重点研发计划项目(20220101, 20230104)

态,加剧了整体系统的能效失衡。

针对上述挑战,学术界与产业界提出将在网计算作为新一代网络演进的核心范式。该范式的核心思想是将计算能力深度嵌入网络基础设施,推动网络从被动传输的“连接管道”向主动提供计算服务的“智能平面”转型。在网计算通过3个核心特征重构网络体系:1)算力泛在化,通过为网络节点赋予异构计算能力(CPU、GPU、现场可编程门阵列),实现算力资源的分布式部署;2)服务动态化,借助网络功能虚拟化(NFV)与软件定义网络(SDN)的深度融合,支持网络功能的按需编排与弹性伸缩;3)决策智能化,基于强化学习与数字孪生技术,构建网络资源的实时镜像与动态优化机制,从而更好地实现网络资源的自主调度与全局优化。

当前计算卸载与边缘智能研究虽取得一定进展,但现有方案仍存在明显不足:一是异构计算资源缺乏统一的量化标准,造成跨域调度效率低下;二是静态化的网络功能编排机制难以满足动态多变的业务需求。针对以上这些问题,本研究创新性地构建了三级分层的在网计算体系架构,有机整合分布式协同计算、智能资源调度与确定性网络保障三大技术,系统性地突破算网协同的关键技术瓶颈。本研究的创新性主要体现在以下3个方面:1)设计基于P4可编程数据平面与计算感知路由协议(CARP)的融合架构,实现了网络传输与计算处理的深度协同;2)设计了基于联邦学习的隐私保护计算框架,有效解决了跨域协同中的信任与安全的一系列问题;3)研发了基于深度强化学习的动态服务链编排算法,在典型的智能制造场景中实现了端到端时延的突破性优化。

1 在网计算体系架构

1.1 物理资源层的异构协同架构

1.1.1 异构计算节点动态适配机制

物理资源层构建了由边缘服务器、智能网卡和可编程ASIC组成的三维异构计算矩阵。其中,基于x86/ARM混合架构的边缘服务器支持容器化应用部署和硬件加速模块动态扩展;配备高速外围组件互联(PCIe) Gen4接口的智能网卡实现网络协议卸载,集成可编程数据平面开发套件以提供线速数据处理能力;可编程专用集成电路实现基于RISC-V(一种开源精简指令集架构)指令集扩展架构的动态重构硬件加速单元,能够在AI推理引擎与视频编码模块等多种计算模式之间实现实时切换,可实时切换为AI推理引擎或视

频编码模块等不同计算模式。在网络架构方面,采用叶脊拓扑构建分布式计算平面:智能网卡作为边缘计算节点,脊交换机连接的边缘服务器构成区域计算中心,通过自适应拓扑发现协议实现设备动态注册与发现,确保系统具备微秒级低时延特性。

1.1.2 软件定义光传输网络的弹性供给

软件定义光传输网络子系统基于灵活以太网技术实现物理链路虚拟化切片,并通过OpenConfig/YANG模型构建标准化控制平面。系统创新性地融合了可调谐光模块与弹性频谱分配算法,实现25~400 Gbit/s带宽的动态可调谐能力。控制平面部署智能资源感知引擎,实现光路损耗、色散特性和流量模式的多维实时监测,并基于优化算法完成波长路由与频谱分配的协同优化。传输层采用光子计算交换技术,通过硅基光子集成电路集成马赫-曾德尔干涉仪(MZI)矩阵,支持光域内纳秒级计算预处理和智能路由决策^[3]。

1.2 虚拟化层的服务功能动态编排

1.2.1 网络功能虚拟化的资源抽象模型

虚拟化层构建了三维资源抽象模型:在空间维度借助单根输入输出虚拟化(SR-IOV)技术穿透硬件虚拟化层,实现跨计算节点的资源池化;在时间维度运用时分复用机制实现GPU等稀缺资源的弹性分配;在功能维度构建标准化的虚拟网络功能组件库以支持灵活编排。资源调度器采用改进的装箱算法实现多维资源的最优匹配,并通过引入亲和性约束机制保障关键业务对物理资源的独占性需求^[4]。

本研究归纳了硬件描述文件(HDP)元数据标准。该标准通过结构化封装方式统一表征异构硬件的关键特征参数,包括指令集架构(ISA)、加速器类型、内存带宽等硬件属性。智能服务编排系统通过解析HDP元数据,动态匹配最优硬件资源,实现从“计算意图”到“硬件能力”的精准调度与自动化部署。

1.2.2 服务功能链的动态编排机制

服务功能链(SFC)编排引擎基于意图网络架构实现业务需求到服务功能图的智能映射^[5],其创新性体现在双层遗传算法设计:上层算法优化服务组件的拓扑排序,确保功能模块的依赖关系满足业务逻辑;下层算法完成物理资源的细粒度调度,结合网络演算理论,利用到达曲线和服务曲线建模保障端到端时延约束。编排系统通过增量计算原理,仅对受网络状态变化影响的服务链段进行重配置,使得动态调整

时延降至毫秒级,显著提升响应效率。

针对移动边缘场景,本研究设计了分布式服务代理机制,以满足动态多变的业务需求。在每个边缘节点部署轻量级服务网关,缓存常用功能组件并维护局部服务目录,同时支持应用层功能的快速调用(如数据预处理、实时推理等)。当中心编排器发生故障时,代理节点可基于预设的本地策略维持服务运行,并通过最终一致性机制实现状态同步,确保服务的连续性与可靠性。

此外,为扩展传统SFC的功能范围,本研究将应用层功能(如AI推理、视频处理等)纳入服务功能链编排框架。通过引入硬件描述文件元数据标准,编排系统能够动态匹配异构硬件资源,实现从计算意图到硬件能力的精准映射,支持复杂应用的高效执行。该机制突破了传统SFC仅限于L3网络功能的局限性,显著增强了服务功能链在应用层场景中的适配性与扩展能力。

1.3 智能控制层的认知决策体系

1.3.1 数字孪生网络建模

数字孪生子系统构建了四维网络模型:物理实体层实时镜像设备运行状态,虚拟实例层精确映射服务实例的拓扑结构,规则引擎层封装智能化运维策略集,认知推理层通过数据驱动和优化算法自主实现决策优化。该模型采用混合仿真引擎,将微分方程用于连续状态的动态变化建模,并结合离散事件仿真用于捕捉网络行为的非线性特性,实现从光子层到应用层的跨层建模。

本研究创新性地融合生成对抗网络(GAN),构建动态异常流量生成器,通过持续的对抗训练机制提升数字孪生体的故障预测与异常检测能力。GAN模型生成的异常流量数据能够弥补传统数据集的不足,从而提高数字孪生体在复杂网络环境中的鲁棒性和泛化能力。

在线学习模块采用联邦学习框架,各物理节点通过本地数据训练轻量级模型,数字孪生体聚合模型参数更新全局认知^[6]。这种机制既保护了节点数据隐私,又实现了全网知识共享。模型解释引擎基于注意力机制可视化决策依据,帮助运维人员理解AI模型的推理过程,提升系统可信度。

1.3.2 深度Q学习资源调度算法

深度Q学习(DQL)算法设计了三重状态空间:微观层采集设备级中央处理器/内存利用率,中观层统计网络链路负载率,宏观层分析业务服务水平协议(SLA)达成率^[7]。动作空间定义为多维资源分配向量,涵盖计算节点选择、频

谱分配和服务链映射策略。奖励函数引入模糊逻辑控制器,动态调整时延、能耗和资源利用率的权重系数。针对传统数据查询语言探索效率低下的问题,本研究提出一种课程学习增强机制。该机制将资源调度问题分解为3个关键阶段:设备选择、路径计算和服务部署,并为每个阶段训练专用子网络。最终通过元学习器集成各阶段策略,形成全局优化方案。在经验回放机制方面,采用优先经验重放技术,基于TD-error动态调整样本采样概率,从而有效提升算法收敛速度。

2 关键技术突破

2.1 网络计算一体化架构创新

2.1.1 可编程数据平面构建

基于P4语言的数据平面编程体系通过协议无关处理架构,突破传统网络设备功能固化的技术瓶颈。该体系在数据平面抽象层构建统一的可编程流水线,支持包头解析图的动态配置机制,实现网络协议栈的运行时装配能力。同时,创新设计领域特定的中间表示,实现数据平面程序向现场可编程门阵列(FPGA)比特流、神经网络处理器(NPU)微码和ASIC逻辑电路^[8]等异构硬件目标的高效编译优化。通过引入国际互联网工程任务组(IETF)标准化的In-band Network Telemetry扩展指令集,在数据包处理流程中实时同步采集链路时延、队列深度等网络状态参数,为上层网络决策系统提供即时反馈数据。

2.1.2 计算感知路由协议

共用地址冗余协议突破传统路由协议的拓扑驱动范式,构建多维决策空间:计算节点负载率、任务处理时延、数据传输能耗、服务链跳数和SLA优先级权重^[9]。协议核心采用改进的Dijkstra算法,通过将计算资源可用性量化为虚拟链路权重,构建了多维约束的最短路径优化模型。在路由更新机制方面,创新性地引入模糊逻辑控制,动态调节链路状态通告(LSA)的触发阈值,实现了控制平面开销与路由准确性的智能均衡优化。

2.2 分布式协同计算范式演进

2.2.1 区块链赋能的算力市场

通过构建基于智能合约的分布式算力交易平台,并采用优化的实用拜占庭容错(PBFT)共识算法,将交易确认时延降低至秒级^[10]。本研究还设计了事务链与审计链的双链架

构,其中事务链记录算力订单、合约执行等交易信息;审计链存储资源使用凭证和服务质量(QoS)证明等可验证存证数据。本研究创新性提出可验证计算承诺(VCC)协议,服务请求方通过零知识证明验证计算结果的正确性,无须获取原始数据。在算力定价机制方面,引入了期权合约机制,支持预定预留、现货竞价和弹性扩展3种交易模式,提升市场流动性。

2.2.2 联邦学习驱动的隐私计算

通过构建分层联邦学习架构:边缘节点执行本地模型训练,区域服务器进行模型聚合,中心节点优化全局参数。针对非独立同分布(Non-IID)数据难题,提出特征空间对齐算法,通过变分自编码器(VAE)生成跨域共享的隐式特征表示。在模型更新阶段,设计差分隐私噪声注入机制,采用自适应噪声比例调整策略,在隐私保护强度与模型精度间实现动态平衡。本研究还创新性开发模型水印技术,将设备指纹嵌入神经网络权重参数,有效溯源恶意节点。

2.3 智能资源调度体系构建

2.3.1 时空双维度预测模型

时空特征提取网络基于三维卷积长短期记忆网络(LSTM)架构构建,可在时间维度捕捉资源利用率的周期性变化规律,在空间维度建模节点间的关联性^[11]。该架构引入多头注意力机制,构建时空依赖图,能够动态识别关键影响因素。针对长尾分布问题,通过设计混合密度网络(MDN)输出资源需求概率分布,提升预测鲁棒性。在在线学习模块中,集成概念漂移检测算法,当业务模式发生突变时,算法自动触发模型增量更新,保持预测精度持续稳定。

2.3.2 多目标优化决策引擎

基于NSGAIII算法构建Pareto最优解搜索框架,我们阐述了3层解空间映射机制:第1层采用拉丁超立方采样生成初始种群;第2层通过约束支配关系筛选可行解;第3层借助参考点引导进化方向。还创新性地引入了知识迁移策略,将历史优化解编码为概率模型,以指导新任务的种群初始化。针对高维决策变量难题,提出了变量分组进化策略,按照物理耦合关系将决策变量划分为独立进化组,从而提升算法收敛速度。

2.4 确定性网络保障技术

2.4.1 时间敏感网络增强

通过构建具备微秒级精度的全局时钟同步体系,改进广

义精确时间协议(gPTP),结合卡尔曼滤波技术对传输时延抖动进行补偿^[12]。在流量调度方面,本研究创新性地融合时间感知整形器(TAS)和循环排队转发(CQF),设计混合调度策略:对关键流量采用离线规划的时间槽分配方案,对弹性流量实施在线抢占式调度。面向工业控制场景,研发帧复制与消除(FRER)机制的增强版本,支持三路径冗余传输,将丢包率降至 10^{-9} 量级。

时间敏感网络(TSN)技术为在网计算提供了确定性服务质量保障的基础设施。通过精准的时钟同步和关键流量的时间槽分配机制,TSN能够确保在网计算任务的实时性和可靠性,尤其是在工业互联网、智能制造等场景中,计算任务对低延迟和高可靠性的要求极为严格。TSN的帧复制与消除机制进一步增强了计算任务的数据传输稳定性,为分布式计算节点之间的协同提供了高效传输支持。

2.4.2 网络演算QoS保障

通过建立随机网络演算(SNC)分析框架,将业务流建模为随机到达过程,同时将服务节点抽象为随机服务曲线^[13]。在此基础上,推导出端到端时延上界的闭合表达式,并构建随机服务保障的充分条件。我们提出一种可组合的服务曲线建模方法,将复杂服务链分解拆解为基本构件,通过卷积运算聚合形成整体服务能力。此外,还开发了在线参数辨识算法,能够实时测算业务流突发参数与服务节点的剩余服务能力,进而动态调整资源预留策略。

网络演算技术为在网计算中的资源调度提供了理论支撑。通过对业务流的随机特性建模和服务节点能力的动态评估,网络演算能够实现计算任务的精确调度和资源的高效分配。特别是在多租户场景中,网络演算的在线参数辨识机制能够实时优化计算资源的分布,确保不同计算任务的服务质量需求得到满足。

3 典型应用场景

3.1 场景特征与技术挑战

在数据中心场景下,远程直接内存访问网络接口卡(RDMA NICs)对速率限制器提出了极高的要求,需精准实施拥塞控制和流量隔离策略。但商用RDMA NICs存在性能瓶颈,当启用速率限制且流数量超过1k时,其速率限制器会出现处理效率不足、调度性能下降等问题。

3.2 在网计算解决方案

分层速率限制架构(Tassel)的提出有效解决了上述问题。Tassel通过流级与包级两级协同控制实现了高效流量管

理。在流级控制阶段,采用基于令牌桶的全局调度算法实现粗粒度流量整形,通过自适应批处理机制动态确定各流可传输的数据包批量阈值,有效隐藏高速串行计算机扩展总线标准传输与调度排序的时延开销。在包级控制阶段,设计基于时间窗口的动态过滤算法,仅对时间戳位于 $[T_{\text{curr}}, T_{\text{curr}} + \Delta]$ 范围内的候选数据包执行精确速率检查,将包处理复杂度从 $O(N)$ 降至 $O(1)$ 。

3.3 技术效益与行业价值

实验数据显示,在100 Gbit/s链路环境中,Tassel可实现125 Mbit/s的稳定吞吐量。与现有方案SE-PIEO相比,Tassel的吞吐性能提升了3.6倍。当流规模扩展至16 k时,Tassel对FPGA逻辑资源与存储资源的占用分别低于5%和1%,验证了架构的硬件友好性。对比测试表明,在1 024队列对(QP)场景下,NVIDIA BlueField-3吞吐量下降63%,而Tassel保持线速传输。在时延控制方面,系统在10 k并发流时,速率控制精度仍能保持 $\pm 1.5\%$ 以内,支持100 kbit/s~100 Gbit/s的动态范围调节,满足多租户场景下SLA要求^[14]。

4 挑战与发展趋势

4.1 技术挑战

当前计算资源度量体系存在维度割裂与语义鸿沟问题:传统CPU以每秒指令数(IPS)来衡量性能,GPU采用每秒万亿次浮点运算(TFLOPS)表征计算能力,智能网卡则通过每秒包处理数(PPS)评估处理效能^[15]。这种离散化的度量模式引发三大核心困境:1)跨平台性能缺乏可比性,x86服务器的1 TFLOPS与ASIC加速器的同等算力无法提供等价服务能力;2)难以实现多维资源联合建模,无法有效量化计算单元与内存带宽、输入/输出吞吐之间的耦合关系;3)服务质量预测失准,单一维度指标难以准确映射至端到端时延、任务成功率等业务级SLA参数。

深层矛盾根源于冯·诺依曼架构的固有局限:计算密度、存储墙效应与能效比之间的非线性关系难以通过线性模型准确刻画。当前研究虽尝试利用等效计算周期(ECP)模型统一异构资源度量,但在处理存算一体芯片等新型架构时仍存在局限性。因此,亟需构建包含时空复杂性、能量熵和信息熵的多维度度量框架,实现“计算意图-硬件能力-服务效能”的精准映射。

4.2 发展趋势

量子信息技术将重构算力网络基础架构^[16],形成三级增强效应:1)安全增强,通过量子密钥分发构建具备信息论

安全的算力调度通道,有效抵御量子计算时代的中间人攻击;2)协同增强,借助量子纠缠态实现跨地域计算节点的状态同步,支撑分布式量子退火算法求解万亿变量级组合优化问题;3)效能增强,构建量子-经典混合计算架构,由量子处理器专注非确定性多项式困难(NP-hard)类问题求解,经典算力网络承担预处理与结果验证任务。

量子算力网络发展的关键突破在于量子中继技术的工程化实践:通过量子存储与纠缠交换机制实现长距离量子通信网络构建,进而打造全国性量子算力骨干网。预计2028年后,首个量子赋能的算力交易市场将应运而生,支持量子计算资源的按需租赁与协同调度服务。

5 结束语

本文中我们提出了在网计算体系架构通过算力泛在化、服务动态化与决策智能化的深度协同,重构了网络与计算资源的交互范式。其三级分层架构实现了异构硬件资源池化、动态服务编排及AI驱动优化的有机融合,解决了传统“云-端-边”架构的算网分离、资源僵化与能效失衡问题。在网络协议栈重构、隐私保护计算和确定性服务质量保障等关键技术领域取得创新性突破。面向未来发展,需进一步解决异构资源统一度量等基础性难题,并探索与量子通信融合的新型计算范式。该研究成果为6G网络、工业互联网等新兴领域提供了重要理论支撑与技术基础,是网络基础设施向“计算即服务”高级形态演进的重要阶段性成果。

参考文献

- [1] LI X, SAMAKA M, CHAN H A, et al. Network slicing for 5G: challenges and opportunities [EB/OL]. [2025-03-22]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8039298>
- [2] LOGHIN D, RAMAPANTULU L, TEO Y M, et al. Towards analyzing the performance of hybrid edge - cloud processing [EB/OL]. [2025-03-25]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8812205>
- [3] DONG W, LIU X, HE X L. Multi-stratum joint strategy based on decomposition implement in SDON [C]//Proceedings of 16th International Conference on Optical Communications and Networks (ICOON). IEEE, 2017: 1-3. DOI: 10.1109/icoon.2017.8121502
- [4] GIL HERRERA J D J, BOTERO VEGA J F. Network functions virtualization: a survey [J]. IEEE Latin America transactions, 2016, 14(2): 983 - 997. DOI: 10.1109/tla.2016.7437249
- [5] ALI ZAMANI, SHARIFIAN S. A novel approach for service function chain (SFC) mapping with multiple SFC instances in a fog - to - cloud computing system [EB/OL]. [2025-03-25]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8700535>
- [6] HU S G, LI C H, LI B K, et al. Digital twins enabling intelligent manufacturing: from methodology to application [J]. Intelligent and sustainable manufacturing, 2024, 1(1): 10007. DOI: 10.35534/ism.2024.10007

- [7] ZHANG C F, DONG M X, OTA K. Fine-grained management in 5G: DQL based intelligent resource allocation for network function virtualization in C-RAN [J]. IEEE transactions on cognitive communications and networking, 2020, 6(2): 428 - 435. DOI: 10.1109/tccn.2020.2982886
- [8] LI P L, LUO Y. P4GPU: accelerate packet processing of a P4 program with a CPU - GPU heterogeneous architecture [EB/OL]. [2025-03-25]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7856573>
- [9] YAO H J, DUAN X D, FU Y X. A computing-aware routing protocol for computing force network [EB/OL]. [2025-03-22]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9860158>
- [10] ZHANG Q Y, SU J, MA Z H, et al. Blockchain model testing and implementation based on improved PBFT consensus [C]// Proceedings of 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). IEEE, 2021: 1010-1025. DOI: 10.1109/idaacs53288.2021.9660959
- [11] LUO Q Y, HU S H, LI C L, et al. Resource scheduling in edge computing: a survey [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2021, 23(4): 2131 - 2165. DOI: 10.1109/comst.2021.3106401
- [12] SATKA Z, BARHIA D, SAUD S, et al. Experimental analysis of wireless TSN networks for real-time applications [C]// Proceedings of IEEE 28th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA). IEEE, 2023: 1-4. DOI: 10.1109/etfa54631.2023.10275665
- [13] HU B, WANG G C. Study on delay boundary based on SNC in wireless sensor networks [C]//Proceedings of 7th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. IEEE, 2011: 1-4. DOI: 10.1109/wicom.2011.6040353
- [14] WANG Z L, WAN X C, LI L Y, et al. Fast, scalable, and accurate rate limiter for RDMA NICs [C]//Proceedings of the ACM SIGCOMM 2024 Conference. ACM, 2024: 568-580. DOI: 10.1145/3651890.3672215
- [15] HONG C-H, VARGHESE B. Resource management in fog/edge computing: a survey on architectures, infrastructure, and algorithms [EB/OL]. [2025-03-26]. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3326066>

- [16] ARALIKATTI S. Quantum computing: challenges and opportunities [EB/OL]. [2025-03-28]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9616647>

作者简介



刘杨, 北京邮电大学教授, 博士生导师; 主要研究方向为算力芯片与网络关键技术; 参与多个国家自然科学基金、国家重点研发计划等项目; 联合研发了智能视觉深度学习处理器BM1684X、基于RISC-V内核的多核处理器SG2042、高性能低功耗深度学习视觉处理器CV1812H/CV1813HR等; 获2022年度山西省科技进步奖二等奖。



孙浩南, 北京邮电大学在读硕士研究生; 研究方向为高性能计算与网络资源协同优化、在网计算一体化架构与智能资源调度等; 参与多个国家级科研项目。



程伟强, 东南大学网络空间安全学院在读博士, 中国移动研究院基础网络技术研究所副所长, 教授级高工; 主要从事下一代互联网、数据中心网络以及传输网等技术研究和标准制定等工作; 参与IETF、ITU-T等10余项国际标准的制定。