

算力网关键技术与研究



Key Technologies and Research of Computing Power Network

胡晓女/Hu Xiaonyu^{1,2}, 陆璐/Lu Lu³, 李涛/Li Tao⁴,
雷波/Lei Bo⁵, 唐琴琴/Tang Qinqin⁶, 张宏科/Zhang Hongke⁷

(1. 澳门科技大学, 中国 澳门 999078;
2. 中国通信学会, 中国 北京 100846;
3. 中国移动通信有限公司研究院, 中国 北京 100053;
4. 中国联合网络通信有限公司研究院, 中国 北京 100037;
5. 中国电信股份有限公司研究院, 中国 北京 102200;
6. 北京邮电大学, 中国 北京 100876;
7. 北京交通大学, 中国 北京 100091)

(1. Macau University of Science and Technology, Macau 999078, China;
2. China Institute of Communications, Beijing 100846, China;
3. China Mobile Research Institute, Beijing 100053, China;
4. China Unicom Research Institute, Beijing 100037, China;
5. China Telecom Research Institute, Beijing 102200, China;
6. Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;
7. Beijing Jiaotong University, Beijing 100091, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202601011

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/34.1228.TN.20260225.0924.004>

网络出版日期: 2026-02-25

收稿日期: 2025-12-16

摘要: 随着人工智能与数字经济的深度融合, 传统算网相对独立的架构难以满足计算任务对高性能、实时性及跨域资源共享的需求。将算力网(CPN)定义为以计算为核心、网络为基础、智能为引擎的新型基础设施, 系统探讨了其关键技术创新与发展实践。详细阐述了算力路由、高通量数据网、分布式智算组网、智融标识网络、星织网络架构以及算力互联测量感知等六大核心技术体系, 并通过现网试点与规模验证, 验证了这些技术在提升网络吞吐率、降低端到端时延及优化异构资源调度方面的显著成效。最后, 围绕高效基础设施建设、跨域跨平台调度、智能化管管理、多样化场景适配以及隐私安全与绿色节能等5个维度, 提出了CPN后续研究的重点方向与建议。

关键词: 算力网架构; 算网感知; 算网协同调度; 算网运维

Abstract: With the deep integration of artificial intelligence and the digital economy, the traditional architecture—where computing and networks operate relatively independently—struggles to meet the demands of computing tasks for high performance, real-time response, and cross-domain resource sharing. This paper defines the computing power network (CPN) as a new type of infrastructure that is computing-centric, network-based, and intelligence-driven, and systematically explores its key technological innovations and development practices. This paper elaborates on six core technology systems: computing power routing, high-throughput data network, distributed intelligent computing networking, intelligence-converged identification network, star-fabric network architecture, and computing power interconnection measurement and awareness. Through live network pilots and large-scale verifications, the study demonstrates the significant effectiveness of these technologies in improving network throughput, reducing end-to-end latency, and optimizing heterogeneous resource scheduling. Finally, this paper proposes key directions and suggestions for future research on the CPN, focusing on five dimensions: efficient infrastructure construction, cross-domain and cross-platform scheduling, intelligent management, diverse scenario adaptation, and privacy security combined with green energy conservation.

Keywords: computing power network architecture; computing-network awareness; computing-network collaborative scheduling; computing-network operation and maintenance

引用格式: 胡晓女, 陆璐, 李涛, 等. 算力网关键技术与研究 [J]. 中兴通讯技术, 2026, 32(1): 68-78. DOI: 10.12142/ZTETJ.202601011

Citation: Hu X N, Lu L, Li T, et al. Key technologies and research of computing power network [J]. ZTE technology journal, 2026, 32(1): 68-78. DOI: 10.12142/ZTETJ.202601011

在数字化转型的浪潮中, 人工智能(AI)已成为驱动新质生产力的核心动力, 对国家现代化经济体系构建及高质量发展起到关键支撑作用。传统算网以计算和网络资源相对独立的方式提供服务的架构模式, 二者之间缺

乏深度协同^[1]。在AI、大数据等对算网需求具有动态性和不确定性的应用场景下, 传统架构难以快速响应和灵活调整, 无法满足计算任务对实时响应和海量数据处理的高性能要求。此外, 传统架构在跨平台、跨区域的算力资源

共享和调度方面存在显著局限，限制了大规模分布式计算的能力^[2]。

面对这些问题，算力网作为一种新型的信息基础设施应运而生^[3-4]。算力网以算为中心、网为根基、智为引擎，期望达成“算力无所不在，网络无所不达，智能无所不及”的愿景目标^[5]。为进一步加快算力网产业发展，不断推动算力网创新成果应用落地，本文研究了算力网关键技术及其实践，内容涵盖规模验证、产业推进、应用创新、平台建设等，并探讨了算力网的未来研究方向。

1 算力网关键技术

算力网的构建不仅依赖于传统网络技术的延伸，更需要路由、调度、互联、测量等多个技术层面进行创新。本章将围绕算力网的核心需求，系统介绍一系列关键技术，包括算力路由技术、服务感知技术、测量感知技术、新型交换互联架构等。这些技术相辅相成，共同构建算力网的技术体系，共同推动算力资源的高效利用与智能化发展。

1.1 算力路由技术

面向算力网全新发展理念和算网一体发展目标，算网融合理念要求在实现算网感知的基础上，同时考虑网络与计算资源状态，将流量动态引导到适当的服务节点上^[6-7]，因此算力路由技术的实现面临以下3个关键挑战：如何定义高效封装的高维算力信息（“传什么”）、如何在保证传输实时性的同时降低通告开销（“怎么传”），以及如何设计多因子优化的路由决策机制避免路径不收敛（“怎么用”）^[8]。

新型算力路由技术的核心理念是在传统网络路由机制的基础上引入算力因子^[9]，通过扩展边界网关协议（BGP）路径属性，实现网络和计算资源状态的多维算力信息封装^[10]，采用分层通告机制优化算力信息传播^[11]，并结合算力感知的多因子路由算法，实现路径选择的全局最优，从而提升算网系统资源利用率，降低端到端业务时延，满足多样化的业务需求^[12]。

1.1.1 技术创新与设备研制

算力路由技术在路由器设备的研发和功能优化上取得了关键性的创新突破。中国移动在2024年西班牙巴塞罗那世界移动通信大会（MWC）上发布了全球首台算力路由器

（CATS Router）。该路由器基于现网通用的路由器平台（Net Engine、ZXR10）研制完成，支持互联网工程任务组算力路由（IETF CATS）工作组算力路由架构标准定义的功能模块和组件。同时，该设备在技术上实现了多项创新：通过可扩展归一化有效算力表征，解决了信息丰富性与扩展开销之间的矛盾；利用低开开销自适应算力通告机制，提升通告效率并避免无效通告；采用有限决策域路由选路机制，赋予节点决策能力，有效降低“ping-pong”路由效应。

1.1.2 规模验证与应用落地

中国电信推出一种基于开源SONiC网络操作系统的创新算力网关，支持多种硬件平台，并具备业务感知、算力感知和算力路由功能。通过动态选择最优路径和服务节点，该网关实现了算力与网络资源的全局优化。

中国移动在河南、江苏、浙江、广东、河北等5省20地市开展了该算力网关的集中式、分布式部署及新型地址族等技术验证。实验显示，该技术在高清视频内容分发网络（CDN）场景下使算网容量提升37.5%，在云渲染场景中端到端平均时延减少24.5%，算力通告协议开销较传统机制降低20%，展现出显著的性能优化效果。

1.2 面向海量数据传输的高通量数据网技术

随着“东数西算”战略的落地与超智算业务的快速发展，TB级以上海量数据的跨广域网传输成为业界关注的热点和难点^[13]。从用户角度来看，传统百兆带宽难以满足海量数据传输的时效性需求；从网络运营角度来看，多用户并发传输容易导致网络局部负载过高，影响网络质量；从传输效果来看，传统传输协议和用户侧存储性能的限制使得即便配置超大带宽，也难以充分利用带宽资源^[14]。为此，高通量数据网技术应运而生，旨在通过优化传输效率、提升带宽利用率和降低传输成本，满足海量数据传输的需求^[15]，高通量数据网架构如图1所示。

1.2.1 核心技术创新

1) 广域流量调度与识别技术

高通量数据网的核心之一是广域流量的智能调度与识别。为此，需要在IP骨干网中，构建基于IPv6演进技术的广域承载底座^[16]。首次采用SRv6网络编程^[17]与应用感知网络技术，结合网络带宽、时延等服务等级协议（SLA）需求对数据流量进行标识，实现业务的快速开通、路径的确定性编排以及高通量数据的高效传输。

2) 智能管控与端侧优化技术

智能管控技术通过网络状态感知技术，实时采集路径带

基金项目：2024年度全国学会服务国家战略专项（面向AI的算力网关键技术路线图）

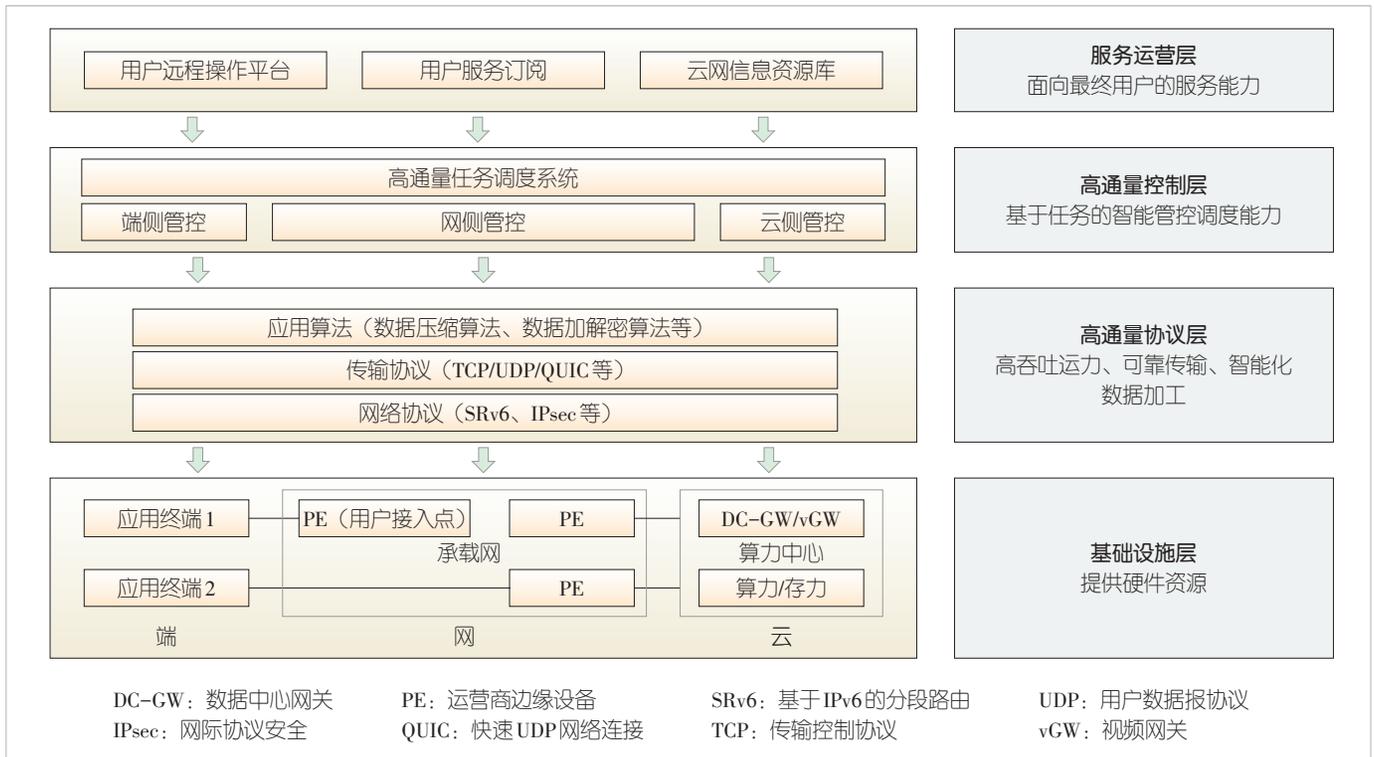


图1 高通量数据网架构

宽变化、流量趋势和资源信息，结合用户需求实现最优路径推荐和多样化套餐定制。端侧优化技术则通过传输控制协议(TCP)缓存、拥塞控制算法的改进以及数据压缩技术，提升传输速率，减少传输量，从而显著降低传输成本。中国联通提出了基于SRv6的任务式调度方案，并通过端网协同的传输协议优化技术，在广域网中实现了高效抗丢包传输和高效带宽利用率。

3) 高通量数据传输系统

随着智算业务的不断发展，客户对传输模式的要求也趋

于多样化。针对海量数据的传输需求，需要研发高通量数据传输系统，如图2所示。该系统通过数据智能压缩、端侧软硬件协同优化以及基于SRv6的智能选路技术，实现端到端的高效传输能力。高通量数据网支持一对一、一对多、多对一等多种传输模式的灵活定制，为客户提供智能调度和低成本商业模式。

1.2.2 典型应用与验证场景

通过基于IPv6+的广域承载底座，高通量数据网实现了

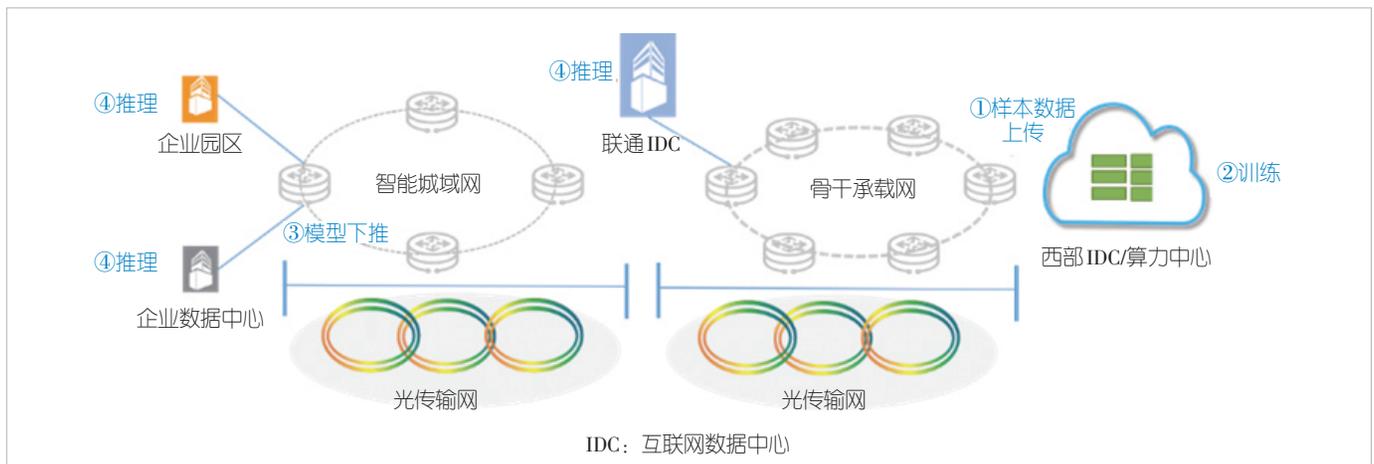


图2 高通量方案现网测试示意图

路径灵活编排和调度,充分利用网络轻载链路和闲时带宽,显著提升了综合承载能力。以中国联通为例,其国际首创的高通量传输方案已在中国多地完成现网试点测试。在上海-宁夏的广域传输测试中,结合智算业务训练数据的典型“东数西算”场景,高通量数据网的创新能力得到了充分验证。测试结果表明,该方案可显著提升带宽利用率,缩短数据传输时延,并实现方案的可复制性推广。

1.3 面向智算场景的组网方案架构

针对多方异构算力资源纳管与可靠算网服务等核心挑战,本文提出一种创新的分布式智算中心组网架构,通过突破分布式资源调度、广域无损传输等关键技术^[18],构建了包含算力网关设备与交易管控平台的协同调度系统,实现了分散算力资源的高效连接、调度和利用^[19]。这一系统为算力供需双方提供了最佳的资源分发、关联、交易与调配服务,显著优化了算网资源配置效率。

1.3.1 技术方案设计

1) 广域无损组网技术

基于光传送网(OTN)的低时延、零丢包特性,结合长距无损流控机制,扩展了远程直接内存访问(RDMA)协议在广域网场景下的适用性^[20]。通过优化流控机制和传输协议,确保了分布式智算中心在长距离传输中的无损性能,为跨地域智算资源的高效协同提供了技术保障。

2) 异构资源调度技术

采用全局负载均衡算法^[21]与多维度拓扑感知策略^[22],实现了跨地域异构算力资源的动态匹配与协同。该技术能够根据算力需求和网络状态,动态调整算力资源的分配,提升了算网资源的整体利用效率,并满足了多样化的智算业务需求^[23-24]。

3) 超高速传输能力

基于800G C+L波段波分复用技术,构建了大容量全光底座,为千卡级智算集群提供了端到端的超宽连接能力。该技术通过提升传输带宽和优化光传输性能,为分布式智算中心的高效运行提供了强大的传输支撑^[25]。

1.3.2 实践验证成果

在智算领域,中国电信的全光运力网基于800G C+L技术、异构网络集合通信优化技术和全局负

载均衡技术,为1024卡规模的分布式集群提供大容量带宽支持,实现120 km范围内千亿参数大模型的分布式训练,如图3所示。测试结果显示,分布式训练性能达到集中训练效果的95%以上,证实了分布式无损智算网技术方向的可行性,为智算互联构建了坚实技术底座。

1.4 面向云网融合的智能标识网络体系

随着新基建与“东数西算”重大工程的启动,建设以云网融合为核心^[26]的新型信息基础设施是国家核心战略需求,构建异构网络深度融合、算网深度融合、完全自主可控的新型网络体系迫在眉睫^[27]。然而,传统互联网标识体系因其原始设计的局限性,工作机制相对“静态、僵化”,在标识体系、服务模式、资源管控等方面难以满足当前云网融合发展提出的“新业务、新网络、新计算、新管控”需求^[28-29]。

针对云网深度融合需求,业界提出了以高级智能、多维标识、算网协同、异构融合为典型特征的智融标识网络体系与技术^[30],该体系基于“三层、三域”的智融标识网络体系理论与总体架构,攻克了富语义多维融合标识、异构资源动态协同汇聚等关键技术难题,实现了基于标识映射的异构云网资源深度融合与高效协同。

1.4.1 技术方案设计

1) 面向云网融合的智能标识网络体系

智融标识网络体系以“三层、三域”架构为基础,异构融合组网为纽带,智能资源感知^[31]与调度^[32]为核心,聚焦新型标识体系及解析映射关键技术。通过高效的网络按需自组、资源智能感知、服务协同编排,该体系实现了新业务灵

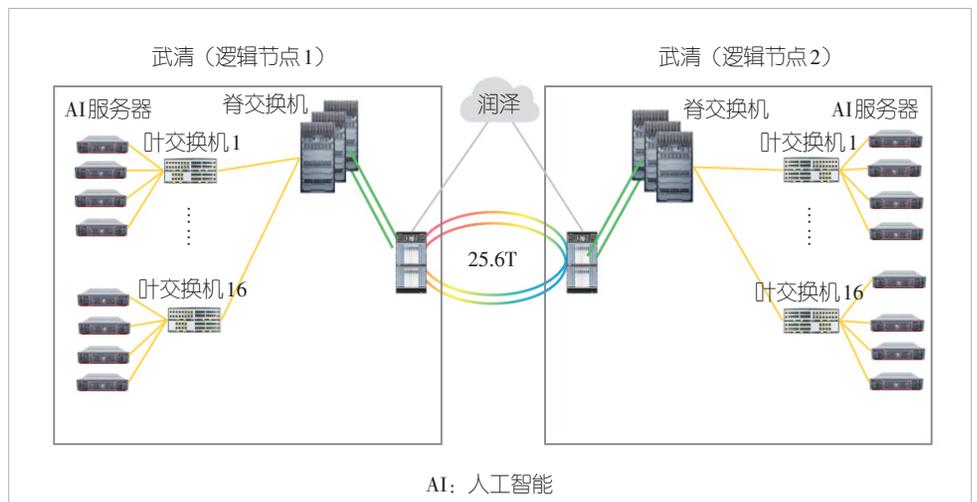


图3 京津冀智算机房千卡120 km绕行拉远验证组网

活部署、新网络按需构建、新计算弹性适配、新管控智能运营，为云网融合提供传-算-存-感等多维能力的一体化支撑^[33]。智融标识网络体系的示意架构如图4所示。

2) 富语义多维融合标识及映射方法

智融标识网络体系构建了具有多维度表征能力的网络层标识体系，在标识空间实现终端、网络、服务、数据、算力等异构对象的多维度融合标识与表征^[34]。通过引入标识空间可编程理念，可实现标识空间的多维重用，从而解决传统网络标识服务语义承载单一的问题。提出将基于意图的多维属性描述作为通信服务的基本原语，设计了统一的服务接口，实现服务与网络的语义连通。这能够将灵活、复杂的服务需求高效承载于网络层上。

3) 异构资源动态协同汇聚技术

基于差异化服务与资源的高效映射方法，通过解耦服务和网络资源，在标识网络中建立一套涵盖服务收集、策略适配、网络对象的动态量化映射机制，实现服务类别与网络资源的按需动态适配。提出碎片化网络资源汇聚融合与细粒度优化调度方法，设计多维状态演化模型，通过数据精准调度适配，实现异构网络深度互通互融的高效传输，保障差异化服务的网络性能。

1.4.2 实践验证成果

北京交通大学基于中国电信云网融合大科创装置，设计并验证了业界首个支持多维融合标识的新型智融标识网络系统，如图5所示。该系统实现了算力网络广域按需确定性传输，在算力服务标识融合寻址、业网协同按需确定组网、跨异构网络协同可靠传输等方面展现了新质能力和显著优势。

1.5 面向AI大模型训练集群的星织网络架构及流量调优技术

在数据中心的AI训练、推理和云业务等领域，集群规模与计算效率是衡量集群有效算力最重要的指标。其中，确保网络的无丢包、高吞吐和低时延是实现高计算效率的关键。然而网络拥塞和负载不均是实现该目标的主要挑战^[35]。具体而言，在AI智算、存储等分布式应用中普遍存在多访问一的流量模型，极易引发微秒级网络拥塞，导致业务时延增大甚至通信丢包。此外，AI训练典型流量特征是少量同步突发的大流，极致低熵，传统等价多路径路由（ECMP）哈希选路机制失效，流量冲突严重，网络链路忙闲不均，有效吞吐低至20%~50%。

针对这些挑战，业界提出面向AI大模型训练集群的星

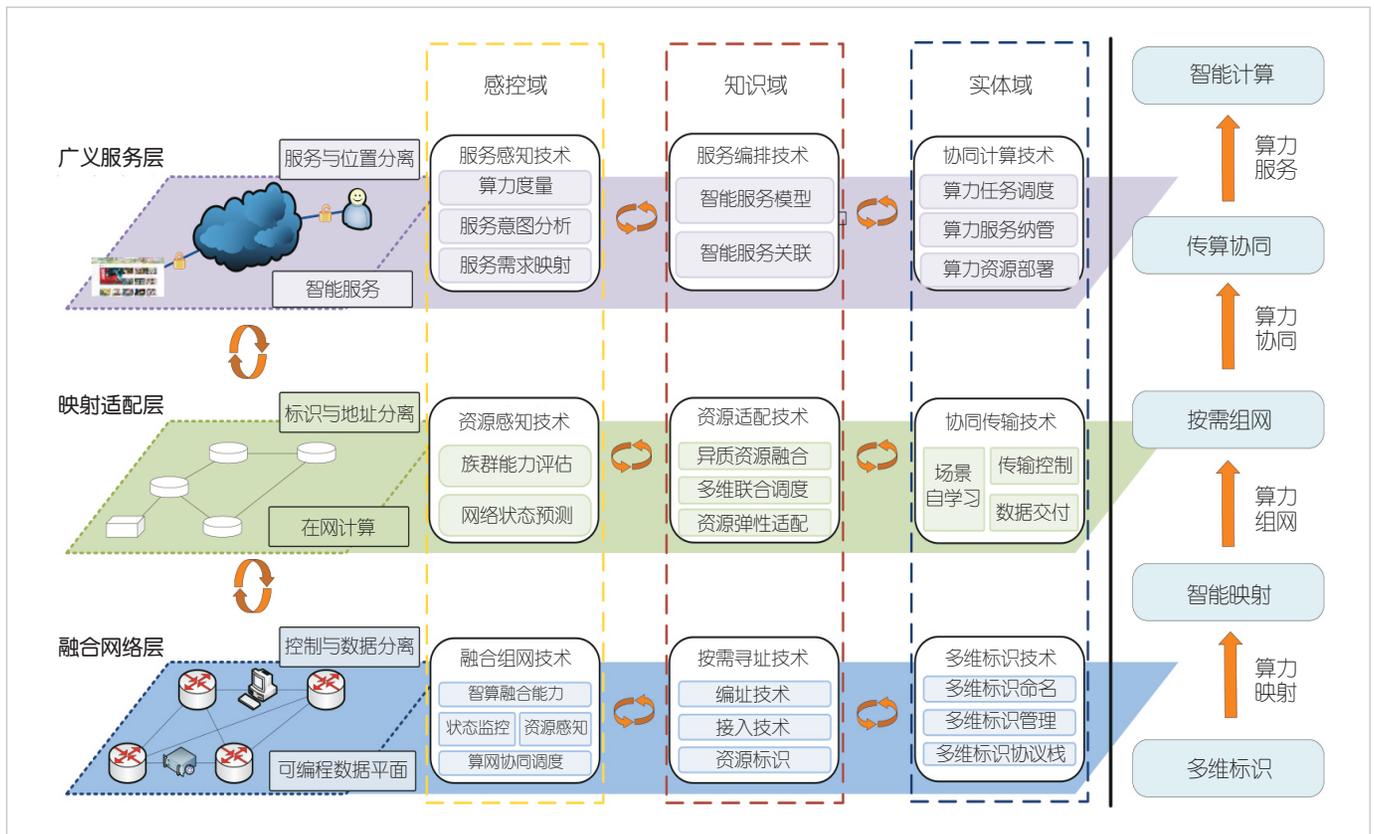


图4 面向云网融合的智能标识网络体系

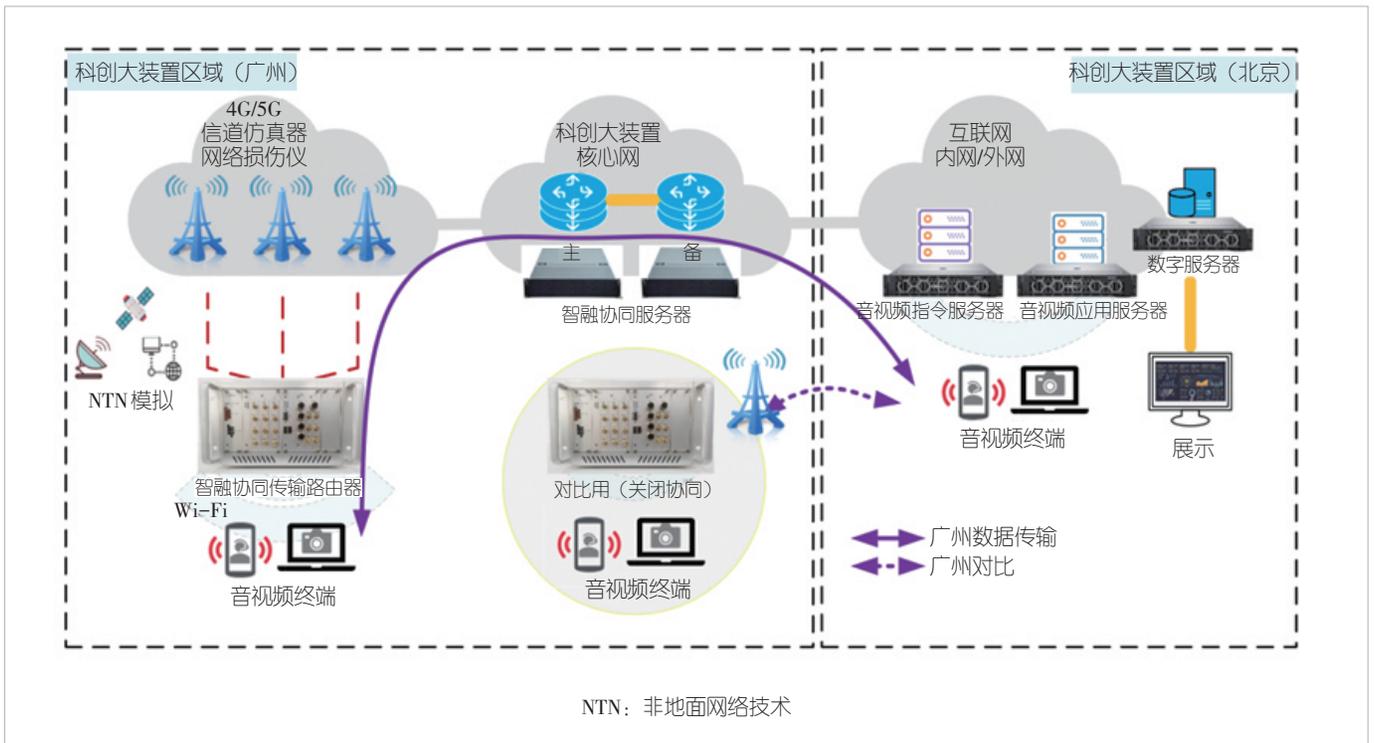


图5 基于中国电信云网融合科创大装置的智融标识网络应用验证

织网络架构。该架构通过超大规模集群组网和自适应流量调优技术，解决了大规模网络设备间拥塞与负载不均问题，实现了数据中心网络无损不丢包的目标，同时保障了网络高利用率和微秒级低延迟性能，从而使计算有效算力达到最优。

1.5.1 技术方案设计

1) 星织网络架构

针对AI训练大规模的诉求，华为提出了星织网络架构，如图6所示。该架构可以支撑百万规模集群组网和跨数据中心（DC）算力互联。结合新的自适应路由算法，利用AI大模型流量大流性、并发性、可预测性的固有特征，该架构构建了分布式路由机制，可实现在交换机分布式局部决策下，近乎全局最优网络利用率，同时降低了组网成本和功耗。

2) AIECN技术

为了解决网络拥塞难题，AI增强拥塞通知（AIECN）创造性地引入了分布式多智能体技术，具有较强的泛化能力，通过在线和离线训练相结合的方式，可利用交换设备Telemetry功能在不同场景中实现快速部署，最终实现了整个网络高利用率和微秒级低延迟的极致性能。AIECN算法框架如图7所示。

3) NSLB技术

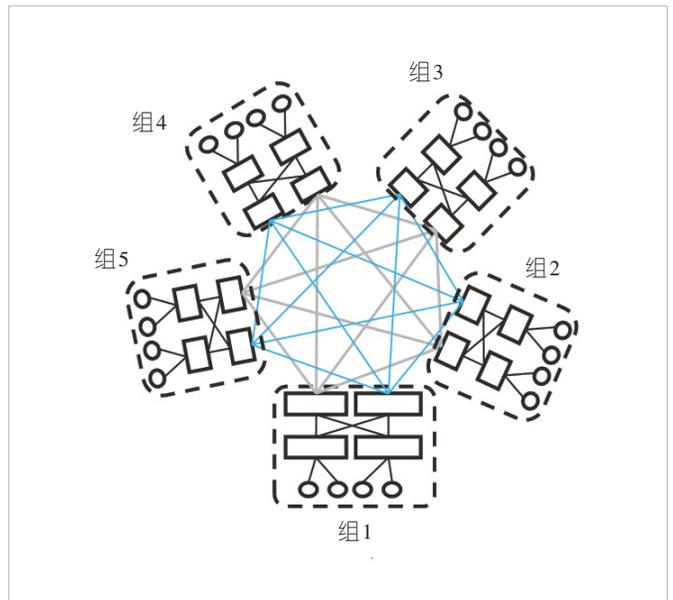


图6 星织网络架构示意图

网络调度负载均衡（NSLB）技术通过端网融合，独创了亲和性调度与集中算路算法，解决了全网流量不均的问题。与传统负载均衡算法相比，NSLB显著提升了大规模分布式应用网络的高吞吐、低时延和零丢包能力。NSLB算法框架如图8所示。

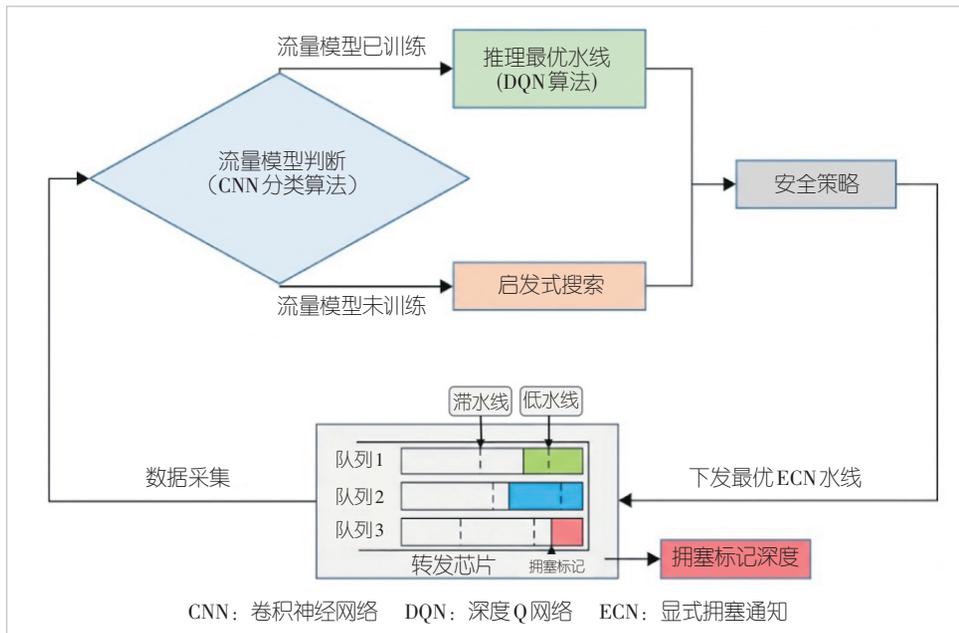


图7 AI ECN算法框架

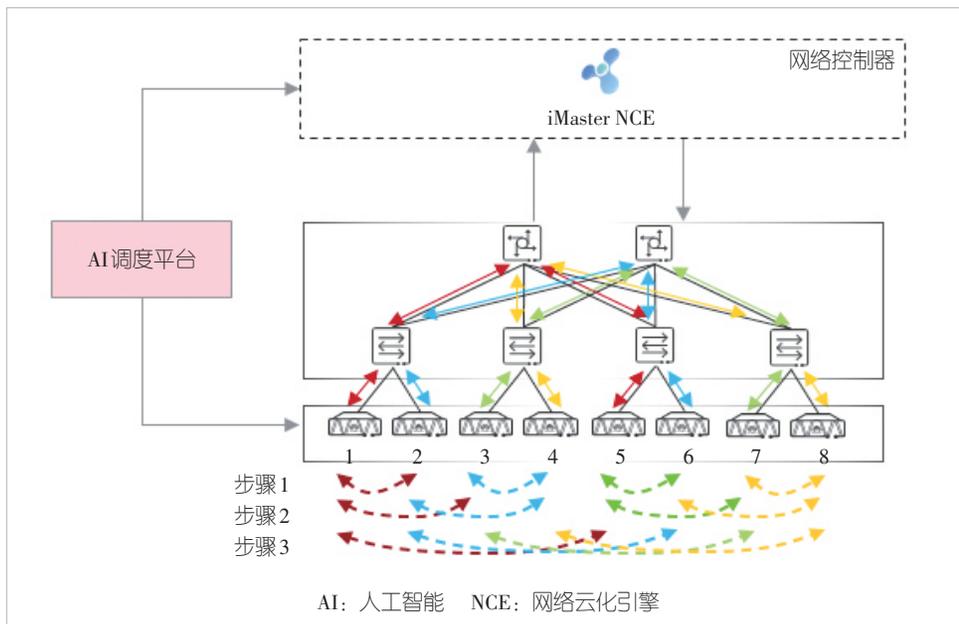


图8 网络调度负载均衡(NSLB)算法框架

1.5.2 实践验证成果

华为基于星织网络架构与流量调优技术推出了超融合解决方案——星河AI智算网络星织架构，并成功应用于金融、政府、互联网、能源等行业的数据中心。该架构支持超大规模400GE集群，网络规模是传统CLOS架构的4倍，通过扁平化设计减少设备和光模块使用量，设备数量降低20%，显著降低网络能耗。

星织架构结合精准流控与负载均衡，网络吞吐率超过

95%，算力效率提升10%，并支持跨数据中心高效互联。通过闪启技术与抗损检测功能，实现月级训练任务的“零中断”，在复杂网络环境中提供高可靠性与稳定性，大幅提升研发效率与能效表现。

1.6 基于测量感知与新型交换互联架构的算力互联技术

算力互联是实现全国算力一体化布局的关键路径，而跨算力中心的网络质量直接影响了算力互联产业化进程^[36]。针对跨算力中心互联场景中存在的网络质量波动、测量成本高、异构资源调度低效等问题^[37]，本文提出了基于测量感知与新型交换互联架构的算力互联技术^[38]。该技术从新型架构设计、智能算法优化与平台构建3个层级，系统性地解决了算力互联中的关键技术难题。

1.6.1 技术方案设计

1) 新型交换互联架构

基于新型交换互联架构的算力互联网络采用大二层交换互联架构^[39]，如图9所示，通过算力网关实现通算、智算等多元异构算力中心的一跳直达互联，突破了传统Internet或点对点直联方案的网络质量与成本方面的瓶颈，且支持异构算力资源的扁平化调度^[40]，消除多层协议转换开销^[41]，

使能通、超、智等多元异构算力中心一跳直达，网络时延下降显著^[42]。

2) 稀疏感知测量算法

分布式计算任务中约26.1%的故障为网络问题，因此进行全网质量测量至关重要。但全网测量开销极高，重则会阻塞业务。为此，本文提出了基于稀疏感知的低开销网测量理论和算法，如图10所示，通过局部稀疏采样数据精准重

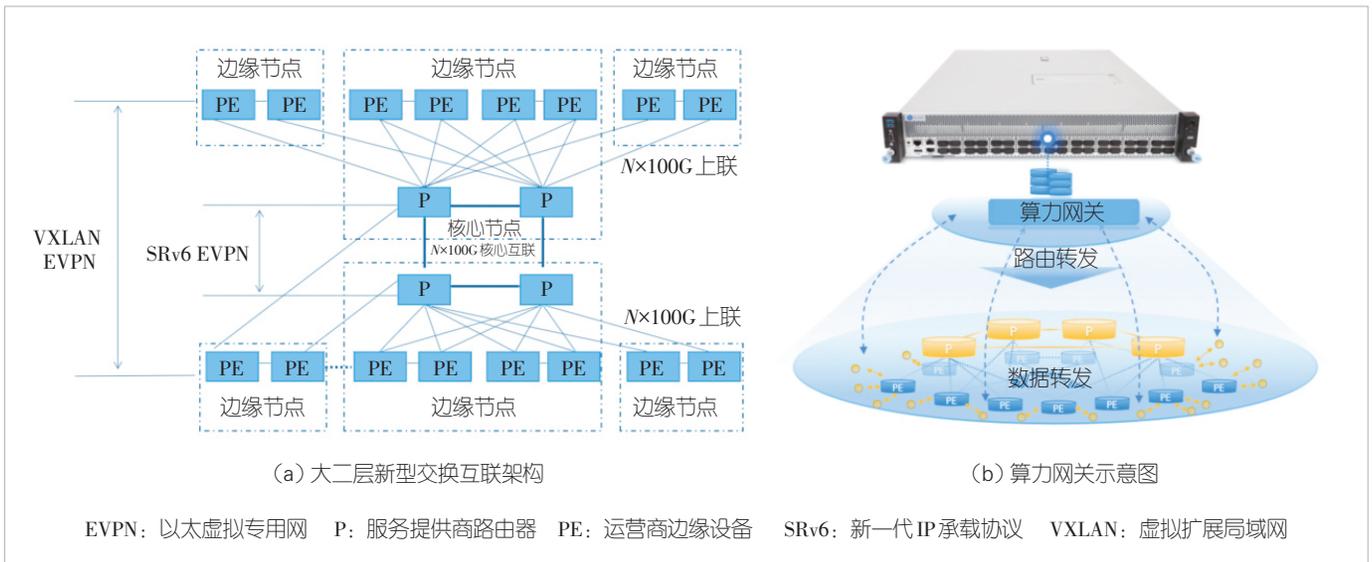


图9 大二层新型交换互联架构与算力网关示意图

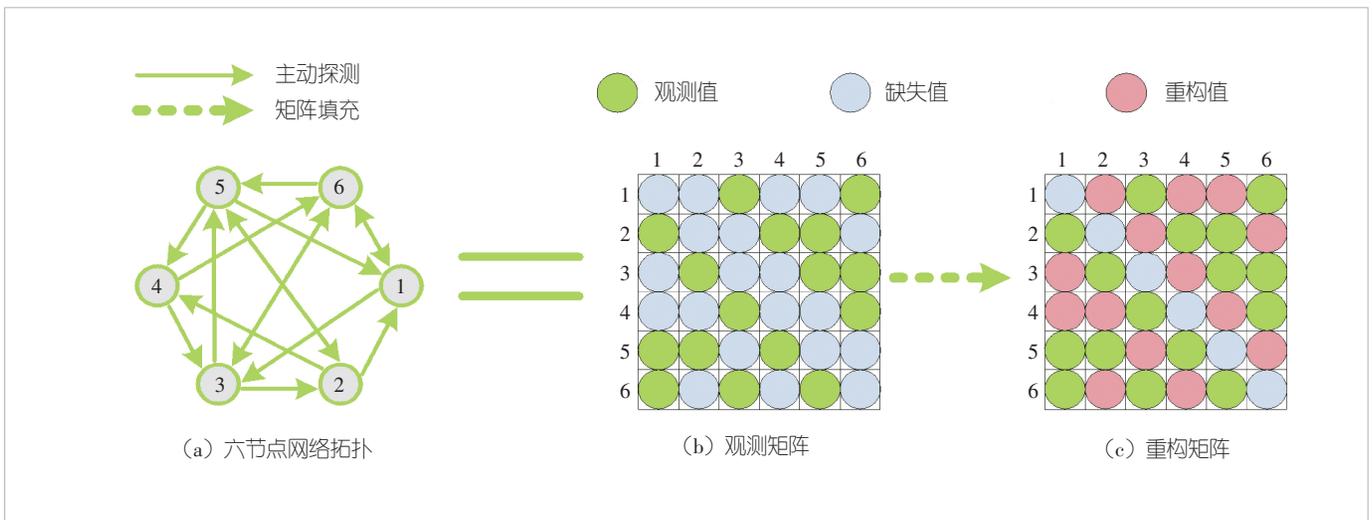


图10 基于稀疏感知的低开销算力网测量理论和算法

构全网性能状态，并设计在线/离线双模时空网络异常检测模型，结合动态阈值调整机制，实现了高精度异常定位与低误判率。

1.6.2 实践验证成果

湖南大学谢鲲教授团队联合多方搭建了基于新型交换互联架构的算力互连网络，并取得重要突破。在网络时延方面，该算力互联方案将东西向调度网络时延降低77%，显著提升了跨算力中心的传输效率。在测量成本上，该方案通过稀疏感知的低开销测量理论与算法，将测量代价降低70%，实现了高效网络性能推理。

同时，团队研发的高阶时空网络异常检测模型提升了检

测精度，使模型误判率下降幅度超过50%。这些成果验证了新型交换互联与测量感知技术在提升网络性能和资源调度效率方面的有效性，为全国算力一体化布局提供了强有力的技术支撑。

2 未来研究方向

随着AI技术的快速发展，AI应用场景已渗透至智慧城市、智能制造、自动驾驶、医疗健康等诸多领域，在推动各行业数字化转型的同时，也对算力网络提出更高要求。传统架构难以满足大规模分布式计算和跨平台资源调度需求，亟需围绕以下维度展开关键技术攻关：

- 1) 高效算力基础设施建设关键技术

需构建异构资源整合与多级协同体系,通过通信网络整合中央处理器(CPU)、图形处理器(GPU)、现场可编程门阵列(FPGA)等算力形成弹性资源池,结合多层次部署实现中心云-边缘云-终端的协同计算,支撑低延迟场景。突破分布式存储与并行计算技术,优化数据存取效率,推动新型通信协议与AI计算深度融合,提升系统交互效能。同时,建立算力需求测算模型,从算力、存力、运力3个维度精准评估基础资源,为动态调度提供基准。

2) 跨区域和跨平台的算力调度关键技术

跨区域调度能力的提升是算力网络高效运行的关键,依赖于智能协同机制的创新。针对多区域、多平台特征,需研发支持跨云/跨数据中心任务分配的技术体系,通过AI驱动的动态负载均衡算法实现资源自适应优化。借助无损网络与加速技术,可突破大规模AI任务中的网络瓶颈。例如,在分布式训练场景中,智能调度与网络优化的耦合能将任务执行效率提升30%以上。这要求管控协议支持跨域光网实时信息采集,构建高动态信令传输通道。

3) 算力网络的智能化管理关键技术

智能化管理体系的构建是算网自治的核心。通过算网智能体架构设计,实现资源编排、故障预测等功能的AI内生,同时要求运营管理大模型需具备多模态数据处理与复杂决策能力。在实践层面,AI驱动的资源管理不仅需要实时监控,更要建立面向5G切片、算力突增等场景的弹性伸缩机制。研究表明,引入数字孪生技术可使资源调度响应速度提升40%,而智能运维系统能缩短30%的故障处理时长。

4) 支持多样化AI应用场景关键技术

算力网的普适性在很大程度上取决于该技术对多样化应用场景的适配能力,这也是算力网架构设计的重要方向。需深度解构智慧城市、工业互联网等场景的差异性需求:自动驾驶强调毫秒级时延保障,智能制造关注计算精度与稳定性平衡,智慧城市则需海量终端接入能力。这要求算网架构支持模块化定制,例如通过边缘节点动态组网满足车路协同需求,或采用存算一体架构优化工业质检场景效率。

5) 隐私安全与绿色节能技术

安全与能效构成可持续发展双翼,是算力网可持续发展的重要支柱。隐私计算技术需实现联邦学习与差分隐私的有机融合,在医疗AI等敏感场景构建数据可用不可见的保护机制。网络层需创新轻量级加密算法,在千亿级参数传输场景下维持加密效率。在绿色节能方面,AI赋能的能效优化可动态调整算力节点运行状态,结合液冷散热、芯片级功耗管理等技术,整体电源使用效率(PUE)可降至

1.1以下,同时智能休眠策略可实现边缘设备30%的能耗降幅。

综上所述,算力网的未来发展需要多维度的协同创新,才能实现智能化、弹性化和安全化的全面升级。这不仅是支撑AI 2.0时代应用爆发的基础,更是推动各行业迈向高效、可持续发展的关键所在。通过在算力基础设施、跨域调度、智能管理、安全与能效等方面的持续突破,算力网络将为智慧社会的构建提供坚实的技术底座,助力AI技术在更广泛领域的深度应用与价值释放。

3 结束语

算力网在助力“网络强国”和“数字中国”建设中具有重要意义,对深入实施“东数西算”工程,加快构建全国一体化算力网络至关重要。为此,本文围绕算力网关键技术展开深入分析,聚焦技术标准、体系架构、融合创新、运维调度及优化等方面,内容涵盖关键技术突破、实验验证、产业推进和应用创新,并提出了算力网领域后续研究的方向与建议,以期为该领域发展提供有价值的参考。

参考文献

- [1] 邢文娟,雷波,赵倩颖. 算力基础设施发展现状与趋势展望[J]. 电信科学, 2022, 38(6): 51-61. DOI: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022137
- [2] 中国移动. “九州”算力互联网(MATRIXES)目标架构白皮书[R]. 2024
- [3] 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. DOI: 10.12263/DZXB.20221140
- [4] 吴帅,韩振东,王佳,等. 运营商视角下的算力网络技术及其实践研究[J]. 信息通信技术与政策, 2024, 50(2): 40-45
- [5] 曹畅,刘莹. 算力网络发展现状与展望[J]. 通信世界, 2021(23): 34-35. DOI: 10.13571/j.cnki.cwww.2021.23.012
- [6] Wang X Y, Duan X D, Yao K H, et al. Computing-aware network (CAN): a systematic design of computing and network convergence[J]. Frontiers of information technology & electronic engineering, 2024, 25(5): 633-644. DOI: 10.1631/fitee.2400098
- [7] Wen W, Lu L, Xie R C, et al. Secure incentive mechanism for energy trading in computing force networks enabled Internet of vehicles: a contract theory approach[J]. The journal of supercomputing, 2024, 80(18): 26061-26087. DOI: 10.1007/s11227-024-06369-2
- [8] 付月霞,陆璐,刘鹏. 算网一体调度现状、挑战和分析. 中国计算机学会通讯, 2024, 20(1): 31-33
- [9] 牟彦,姚柯翰,刘鹏,等. 面向工业互联网的在网计算加速技术[J]. 自动化博览, 2024, 41(2): 39-42. DOI: 10.3969/j.issn.1003-0492.2024.02.034
- [10] 姚柯翰,刘鹏,李志强,等. 基于在网计算NACA的边缘算力负载均衡方案[J]. 自动化博览, 2024, 41(2): 82-83. DOI: 10.3969/j.issn.1003-0492.2024.02.044

- [11] Han M Y, Liu Y, Pang R, et al. Experimental verification of massive data transfer for super intelligent computing services [C]//Proceedings of 2024 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops). IEEE, 2024. DOI: 10.1109/ICCCWorkshops62562.2024.10693723
- [12] Han M Y, Liu Y, Pang R, et al. Field trial of long-distance flexible large data transfer service based on IP and optical networks [C]//Proceedings of 2024 Asia Communications and Photonics Conference (ACP) and International Conference on Information Photonics and Optical Communications (IPOC). IEEE, 2024. DOI: 10.1109/ACP/IPOC63121.2024.10809685
- [13] Tang X Y, Cao C, Wang Y X, et al. Computing power network: the architecture of convergence of computing and networking towards 6G requirement [J]. China Communications, 2021, 18 (2): 175–185. DOI: 10.23919/JCC.2021.02.011
- [14] 曹畅, 唐雄燕. 算力网关键技术与发展挑战分析 [J]. 信息技术与政策, 2021, 47(3): 6–11. DOI: 10.12267/j. issn. 2096-5931.2021.03.002
- [15] 中国联通. 高通量数据网架构与关键技术白皮书 [R]. 2023
- [16] 刘莹, 张帅, 李建飞, 等. 中国联通“IPv6+”创新探索与实践 [J]. 通信世界, 2022(23): 14–17. DOI: 10.13571/j.cnki.cww.2022.23.012
- [17] 张帅, 曹畅, 唐雄燕. 基于SRv6的算力网络技术体系研究 [J]. 中兴通讯技术, 2022, 28(1): 11–15. DOI: 10.12142/ZTETJ.202201005
- [18] 雷波, 刘增义, 王旭亮, 等. 基于云、网、边融合的边缘计算新方案: 算力网络 [J]. 电信科学, 2019, 35(9): 44–51. DOI: 10.11959/j. issn.1000-0801.2019209
- [19] Huang X Y, Lei B, Ji G L, et al. Energy criticality avoidance-based delay minimization ant colony algorithm for task assignment in mobile-server-assisted mobile edge computing [J]. Sensors, 2023, 23(13): 6041. DOI: 10.3390/s23136041
- [20] Xie Y P, Huang X Y, Li J C, et al. Computing power network: multi-objective optimization-based routing [J]. Sensors, 2023, 23(15): 6702. DOI: 10.3390/s23156702
- [21] Lei B, Zhao Q Y, Mei J. Computing power network: an interworking architecture of computing and network based on IP extension [C]//Proceedings of IEEE 22nd International Conference on High Performance Switching and Routing (HPSR). IEEE, 2021: 1–6. DOI: 10.1109/HPSR52026.2021.9481792
- [22] Li J C, Lv H, Lei B, et al. A computing power resource modeling approach for computing power network [C]//Proceedings of 2022 International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN). IEEE, 2022. DOI: 10.1109/ICCCN54977.2022.9868931
- [23] Huang X Y, Lei B, Ji G L, et al. Multi-agent deep reinforcement learning-based incentive mechanism for computing power network [C]//Proceedings of International Conference on Emerging Networking Architecture and Technologies, Springer, 2022: 38–49
- [24] Huang X Y, Lei B, Wei M, et al. Task value aware optimization of routing for computing power network [C]//Proceedings of 2023 IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting (BMSB). IEEE, 2023: 1–6. DOI: 10.1109/BMSB58369.2023.10211159
- [25] Li J C, Lv H, Lei B, et al. A hierarchical routing mechanism for service in computing power network [EB/OL]. (2023–06–29) [2026–01–06]. <https://dlnext.acm.org/doi/pdf/10.1145/3600061.3603120>
- [26] Zhang W T, Yang D, Zhang C, et al. (Com)²Net: a novel communication and computation integrated network architecture [EB/OL]. (2024–09–24) [2026–01–06]. https://qiang-john-ye.github.io/Papers/Com2Net_A_Novel_Communication_and_Computation_Integrated_Network_Architecture.pdf
- [27] Hou X D, Gao S, Liu N C, et al. L3Geocast: enabling P4-based customizable network-layer geocast at the network edge [J]. IEEE transactions on mobile computing, 2024, 23(8): 8323–8340. DOI: 10.1109/tmc.2023.3345933
- [28] Liu Y, Zhang W T, Li L T, et al. Toward autonomous trusted networks—from digital twin perspective [J]. IEEE network, 2024, 38(3): 84–91. DOI: 10.1109/MNET.2024.3353180
- [29] Yang D, Zhang W T, Ye Q, et al. DetFed: dynamic resource scheduling for deterministic federated learning over time-sensitive networks [C]//Proceedings of IEEE Transactions on Mobile Computing. ACM, 2024: 5162–5178. DOI: 10.1109/TMC.2023.3303017
- [30] Xu Z H, Quan W, Liu M Y, et al. DOFMS: DRL-based out-of-order friendly multipath scheduling in mobile heterogeneous networks [C]//Proceedings of IEEE Transactions on Mobile Computing. ACM, 2024: 8274–8288. DOI: 10.1109/TMC.2023.3346480
- [31] 柴若楠, 郜帅, 兰江雨, 等. 算力网络中高效算力资源度量方法 [J]. 计算机研究与发展, 2023, 60(4): 763–771. DOI: 10.7544/issn1000-1239.202330003
- [32] Yang D, Cheng Z R, Zhang W T, et al. Burst-aware time-triggered flow scheduling with enhanced multi-CQF in time-sensitive networks [J]. IEEE/ACM transactions on networking, 2023, 31(6): 2809–2824. DOI: 10.1109/TNET.2023.3264583
- [33] Quan W, Xu Z H, Liu M Y, et al. AI-driven packet forwarding with programmable data plane: a survey [EB/OL]. (2023–03–14) [2026–01–06]. <https://uwaterloo.ca/scholar/sites/ca.scholar/files/sshen/files/quan2023ai.pdf>
- [34] 郜帅, 侯心迪, 刘宁春, 等. 多模态网络环境异构标识空间管控架构研究 [J]. 通信学报, 2022, 43(4): 26–35
- [35] Liu S, Wang Q L, Zhang J Y, et al. In-network aggregation with transport transparency for distributed training [EB/OL]. (2023–03–14) [2026–01–06]. <https://mcanini.github.io/papers/netreduce.asplos23.pdf>
- [36] Tian J Z, Xie K, Wang X, et al. Efficiently inferring top-k largest monitoring data entries based on discrete tensor completion [C]//Proceedings of IEEE/ACM Transactions on Networking. ACM, 2021: 2737–2750. DOI: 10.1109/TNET.2021.3103527
- [37] Xie K, Li X C, Wang X, et al. Fast tensor factorization for accurate internet anomaly detection [J]. IEEE/ACM transactions on networking, 2017, 25(6): 3794–3807
- [38] Cong Y C, Xie K, Wen J G, et al. Per-packet traffic measurement in storage, computation and bandwidth limited data plane [C]//Proceedings of IEEE/ACM Transactions on Networking. ACM, 2024: 3730–3742. DOI: 10.1109/TNET.2024.3404011
- [39] Chen J G, Li K L, Tang Z, et al. A parallel random forest algorithm for big data in a spark cloud computing environment [J]. IEEE transactions on parallel and distributed systems, 2017, 28(4): 919–933. DOI: 10.1109/tpds.2016.2603511
- [40] Tang Z, Du L F, Zhang X D, et al. AEML: an acceleration engine for multi-GPU load-balancing in distributed heterogeneous environment [J]. IEEE transactions on computers, 2022, 71(6): 1344–1357. DOI: 10.1109/TC.2021.3084407
- [41] Ma T, Luo L, Yu H F, et al. Klonet: an easy-to-use and scalable platform for computer networks education [EB/OL]. (2024–04–16) [2026–01–06]. <https://www.usenix.org/system/files/nsdi24-ma.pdf>
- [42] Xie J Z, Ma C X, Yu H F, et al. Analysis and optimization for passive one-way delay measurement tax in container networks [C]//Proceedings of IEEE 17th International Conference on Cloud Computing (CLOUD). IEEE, 2024: 247–255. DOI: 10.1109/cloud62652.2024.00036

作者简介



胡晓女，澳门科技大学在读博士研究生，中国通信学会业务主管；主要研究方向为城市与区域经济可持续发展、算力网络、数字经济、工业互联网等。



陆璐，中国移动研究院基础网络技术研究所副所长，目前担任 ITU-T SG13 WP1 副主席、CCSA TC5 WG12 核心网组组长、TC614 网络 5.0 技术标准推进委员会副主席；长期从事移动核心网和算力网络的策略演进、技术研究、标准制订相关工作，在 6G、算力网络及下一代互联网产业推动方面具有丰富经验。



李涛，中国联合网络通信有限公司研究院教授级高级工程师、中国科协科技人才奖项评审专家、中国通信学会 AI 技术与应用专委会委员、中国 AI 学会深度学习专委会委员；主要研究方向为网络智能化、AI 大模型、智能算力等。



雷波，中国电信股份有限公司研究院网络技术研究所副所长，正高级工程师，中国科学院计算机网络信息中心客座研究员，北京邮电大学兼职教授；主要研究方向为未来网络技术、新型数据中心网络、边缘计算与算力网络等；出版专著 4 本，发表论文 10 余篇。



唐琴琴，北京邮电大学副研究员；主要研究方向为边缘计算、算力网络、网络 AI、工业互联网等；发表论文 20 余篇。



张宏科，中国工程院院士、通信与网络技术专家，北京交通大学教授、博士生导师，移动专用网络国家工程研究中心主任，IEEE Fellow (2021 年)，教育部“全国高校黄大年式教师团队”带头人，享受国务院政府特殊津贴；长期从事专用通信网络理论与工程技术研究，建立了标识网络功能结构及解析映射机制，有效解决了复杂场景下网络高移动支持和高可靠传输难题，主持研制出专用网络设备与系统，为解决国家和行业专网工程难题做出重要贡献；获国家技术发明奖二等奖 2 项；出版专著 6 部。