超大规模智算集群的挑战与机遇
——第三十九期 CCF 秀湖会议报告

整理：黄见欣[1] 杨翔瑞[2] 吕格瑞[3] 操佳敏[4] 苏金树[1]

[1] 军事科学院 [2] 国防科技大学 [3] 中国科学院计算技术研究所 [4] 阿里云计算有限公司

背景与意义

随着大模型技术的快速发展，算力需求呈现指数级增长。当前，超大规模智算集群已成为支撑人工智能（AI）技术突破的关键基础设施。然而，单一数据中心（data center, DC）在电力供应、土地资源、政策约束等方面面临日益严峻的物理瓶颈，难以满足数万卡甚至数十万卡级别的算力集中部署需求[1]。与此同时，国内外已建成众多规模不一、技术架构各异的算力中心，包括国家超算中心、企业多地数据中心等，这些分散的算力资源缺乏有效的协同机制，难以形成合力应对大模型训练的算力挑战。集群（cluster）和大规模并行处理（massively parallel processing, MPP）逐渐成为大规模超算/智算系统的主导结构，大多数系统互连在向互联网技术靠拢[1]。

当前全球智算竞争日趋激烈。2025 年 11 月，美国正式启动“创世纪计划”（Genesis Mission）[2]，被明确标榜为“当代曼哈顿计划”，旨在通过整合美国联邦政府海量科学数据、国家实验室超算资源以及私营部门创新能力，确保美国在 AI 领域的绝对主导地位，它标志着在美国智算网络技术的战略重要性已上升至国家层面。

DOI：10.11991/cccf.202610010
基金项目：国家自然科学基金项目（62372462）
通信作者：苏金树，E-mail: birchsu@139.com

2026 年我国《政府工作报告》首次明确提出“实施超大规模智算集群、算电协同等新基建工程”，将其作为打造智能经济新形态的重要支撑。这一部署体现了我国从顶层设计层面推动算力基础设施高质量发展的战略决心。在此背景下，第三十九期 CCF 秀湖会议邀请二十余位专家学者，围绕“超大规模智算集群网络技术——挑战与机遇”的主题展开深入探讨。会议的报告和讨论按照 4 个专题组织，分别是：异构跨域互联的超大规模智算集群、智算网络发展现状与未来展望、智能计算性能优化与创新应用、智算时代数据交换的软硬件协同。与会专家通过观点报告、圆桌（Panel）论坛、集中研讨和户外交流等多种方式，围绕智算网络演进、高性能网络传输、异构跨域训练、光电混合算力网络、超节点通信、大模型推理系统、高通量以太网、工业界应用实践、产学研发展与人才培养等议题，分享了各自的见解和研究实践。

本文系统梳理会议的研讨交流成果，总结与会专家在超大规模智算集群的体系结构、超节点互连结构、智算互联网络、产业实践等方面形成的共识，展望了智算网络在多元化、规模化、融合化方向的发展趋势，为构建面向智能时代的新型算力基础设施，提供了关键思路与行动倡议。

[1] 此处的卡是 AI 加速卡，简称卡，为集成 AI 计算芯片、高带宽显存与高速片间互联接口的板级硬件，是大规模智算集群中纵向扩展的基本计数单位。

©《计算》编辑部版权所有

超级节点内部网络

现实挑战

随着大模型参数量从千亿级迈向万亿级乃至十万亿级，智算网络作为支撑大规模分布式 AI 训练和推理的关键基础设施，面临多维度的技术挑战。首先，架构范式存在演进压力，从纵向扩展（scale-up）到更大规模的横向扩展（scale-out）中，如何构建高效的内存语义通信域，使域内所有计算单元表现得像一颗巨型共享全局内存的单颗芯片，是亟待解决的关键问题；其次，以图形处理器（GPU）为代表的加速器体系结构正面临功耗墙、存储墙与互连墙的多重制约，摩尔定律限制使单芯片性能提升趋缓，依靠堆叠更多算力芯片进行并行训练成为必然选择；再次，机内互连存在异构性问题，当前 GPU 服务器内部存在由英伟达高速互连链路（NVLink）、外设部件互连总线（PCIe）等多种协议构成的异构互联网络，单链路带宽差距超过 20 倍，应用程序编程接口（API）互不兼容，如何发挥所有可用链路，对智算网络提出了远超当前兼容性框架的挑战；最后，系统性融合面临挑战，体系结构的演进趋势进一步加剧了网络与计算深度耦合的设计需求——网络正在从“外部连接”演变为“计算体系结构的内在组成部分”。作为新型基础设施，需要解决“异构、异域、异属、异形”的高效联接与协同难题。因此，亟须探索可编程、可重构、语义感知的新型网络技术体系，以实现软硬协同，促进计算与互连的优化增效。

观点集萃

scale-up 与 scale-out 不会融合，而是承担不同角色　scale-up 网络属于内存语义通信域，是基于主机总线技术演化而来的，核心目标是让域内所有计算单元表现得像一颗巨型共享全局内存的单颗芯片；scale-out 网络属于消息语义通信域，是基于网络技术演化的，核心目标是连接多个独立计算节点实现算力弹性扩展。当前智算网络正经历“scale-up 进，scale-out 退”的范式转变，从超算到云计算、再到智算的演进是算力集中、分布再集中的过程。谷歌 Ironwood（TPU v7）SuperPod 单集群 9216 颗张量处理器（TPU），英伟达 GB200 DGX SuperPOD 单集群最大 9216 枚 Blackwell GPU，华为 Atlas960E SuperPoD 单超节点 4096 颗昇腾 960 神经网络处理器（NPU）。这些案例表明，scale-up 规模正在向数千卡级别扩展。

在网计算与机内互连是技术创新中的关键突破　在网计算（in-network computing, INC）是突破后摩尔时代算力瓶颈的有效方法。在网计算通过将网络应用层的功能卸载到网络设备，打破算网边界，实现加速计算传输、优化系统整体性能的目标。在相同硬件条件下，INC 加速效果明显，可获得 40% 的性能提升[3]。在“统一抽象、多态实现”的核心思路下，可通过连接终结形态、连接转换形态、连接增强形态 3 种交换机实现形态，使不同能力的厂商均可实现在网计算。同时，机内互连从多路径向机内软件定义网络（software-defined network, SDN）演进。机内 SDN 作为理想解决方案，基于封闭边界、调度层空白、粗粒度选路、灰盒控制、刚需驱动 5 个独特约束，已具备可行性。

光进铜退，机遇大于挑战　铜互连面临芯片边沿前沿（beachfront）瓶颈，带宽扩展和传输距离受限；而光互连虽然存在激光器可靠性挑战，但硅光芯片的百纳米级生产工艺为中国提供了“光路超车”的机会。2026 年 3 月，作为 AI 从铜互连向光互连迁移的里程碑，《200G 光计算互连线路接口规范》（200G Optical Compute Interconnect Line Interface Specification）1.0 版本由 AMD、Broadcom、Meta、Microsoft、Nvidia 和 OpenAI 联合组建的光计算互连多源协议组织（OCI MSA）发布。但光互连存在物理极限，光速的物理定律决定了分布式同步 AI 训练集群的天然边界为城域尺度（约 100 km），区域级 AI DC 互联的当前部署上限为 150 km，跨国家、跨洲际的同步分布式训练在当前技术体系下尚无落地可行性。土地、电力与可再生能源的分布将是未来分布式 AI 集群部署的重要因素。

发展前景

智算网络正处于从 scale-out 向 scale-up 演进的关键时期，网络与系统深度耦合成为必然趋势。在网计算、机内 SDN、光互连等技术将成为突破算力瓶颈的关键，预计未来几年将在以下方向取得重要进展：一是 scale-up 网络规模持续扩展，有望突破十万卡级别；二是光互连技术加速成熟，硅光芯片工艺突破将带来“光路超车”机遇；三是在网计算技术产业化加速，统一抽象、多态实现的技术路线将推动产业落地；四是机内 SDN 从愿景走向实践，机内传输瓶颈将得到有效缓解；五是可编程数据平面技术持续创新，为网络功能卸载提供更强大的支撑。

智算集群网络演进

现实挑战

智算网络面临规模瓶颈、性能突破与故障高发等多重挑战。随着大模型训练集群向百万卡规模跃迁，作为连接底座的网络逐渐成为系统效率瓶颈[4–5]。智能体人工智能（Agentic AI）时代，智能体（Agent）对上下文长度和并发量的需求呈指数级增长，导致键–值缓存（key-value cache, KV Cache）消耗巨大，引发了长上下文、高并发与词元（token）高吞吐量之间的“不可能三角”问题。同时，scale-out 和 scale-up 网络在扩展过程中面临着极高的带宽、极其敏感的拥塞和时延等问题，传统网络构建方法已无法支撑高强度智能体场景的需求。此外，在超大规模集群中，网络故障（如光模块脏污、链路错误、PCIe 错误等）频发，高达 34% 的训练任务中断由网络故障引起[6]，造成了巨大的算力和经济损失。然而，现有的网络测量与故障检测面临看不细、看不准的挑战，分钟级测量无法捕获微秒级微突发[7]，面对复杂的软硬件栈，跨层故障定位极难且高度依赖专家经验，人工运维逐渐难以为继。

观点集萃

大模型与智能体是下一代网络架构演进的主要动力　针对大模型预训练与推理的不同需求，网络架构须持续演进。在预训练端，须坚持“高带宽、低延时”的第一性原理，通过多轨多平面设计和更大容量的交换芯片实现网络扁平化和横向扩展[8]。在 Agentic AI 推理端，为满足首词元时间（time to first token, TTFT）和每个词元输出时间（time per output token, TPOT）的严格要求，须设计专属的词元性能网络（token performance network, TPN）架构，融合纵向扩展与前端网络，并引入新型远程直接内存访问（remote direct memory access, RDMA）协议以支持高性能传输。为解决 Agentic AI 中键–值缓存命中率低导致的性能损耗，须构建大规模存算协同网络，通过设立区域级高性能大容量存储节点，结合数据中心互联（data center interconnect, DCI）高精度遥测与多队列精细化拥塞控制算法，有效支撑智能体的性能需求。在纵向扩展规模化布局方面，业界正探索从单柜 32 卡向 256 卡甚至单层千卡的互联技术，通过铜互连与光互连的结合探索，在降低成本的同时力求提升网络稳定性。

智能体与可视化的智能网络运维成为破局关键　为将训练集群从黑盒变为透明，亟须建立全量测量、微秒感知与智能根因定位的新一代网络可视化技术体系。通过引入稀疏全局测量理论（如基于二分图的矩阵/张量填充）和微观测量极致压缩技术，在极低资源约束下实现微秒级网络瞬态事件的高频捕获，结合高阶时空张量分解算法，精准分离正常子空间与稀疏异常，实现毫秒级在线异常检测与根因定位。面对人工智能基础设施（AI Infra）中复杂的软硬件故障，传统的基于规则或静态日志的排查方法已捉襟见肘。引入大语言模型和智能体工作流，构建智能网络运维系统[9–10]，能够实现上下文感知的元数据查询、端到端根因分析和高保真遥测分析。通过构建交互式的测试竞技场（如智能体运维测试竞技场），进一步评估和提升智能体在真实物理环境中的主动推理、工具调用和知识演化能力，实现网络运维的自感知、

自诊断与自决策。

发展前景

智算网络正在向开放生态与高度自治演进。随着 AI 基础设施规模的指数级扩张，打破封闭技术壁垒、构建开放的以太网生态将成为行业共识，如超级以太网联盟（Ultra Ethernet Consortium，UEC）。同时，网络运维将从被动响应全面走向自主智能体故障排查（autonomous agentic troubleshooting），实现从静态规则检测向网络动态演化的跨越。

智算集群跨域互联

现实挑战

超大规模异构跨域互联技术（后文简称“跨域互联”）作为一种新型技术方法，旨在突破单个智算中心的场地、算力、面积、电力等资源约束，通过网络技术实现不同厂商、不同型号、不同地域算力资源的高效协同。跨域互联技术的内涵与外延正在演变，跨域互联带来的带宽与延迟开销、异构硬件的适配性、可靠性保障等问题，均构成了严峻的技术挑战。一是概念定义的模糊性，关于“超大规模”的衡量标准、“异构”的内涵边界，以及“跨域”的层级划分，学术界与产业界尚未形成统一共识。二是在技术实现层面，跨域或异构环境下需要提出更灵活的模型划分方法、更高效的任务调度和并行策略优化算法等，使跨域互联带来的开销最小。三是在可靠性方面，当集群规模达到十万卡以上级别时，任何微小的网络错误都可能导致整个训练任务失败，因此跨域互联必须提供超越“连通性”的高级服务能力，包括快速故障检测、隔离与恢复机制。

观点集萃

超大规模的定义应超越单纯卡数，关注有效算力与可靠性 关于“超大规模”的衡量标准，专家们提出了多元认识。与高性能计算系统的“高性能”类似，高性能代表当时性能最高的一类计算系统。当前超大规模指智算卡数达到十万卡以上，这是比较直观的定义方法；有专家指出，单纯用卡数衡量规模存在片面性，应关注能真实反映集群效率的指标，如整机有效算力、扩展加速比等。某些网络在标准测试中表现出卓越性能，但在特定模型（如 Mamba[11]）的实际训练中，有效算力可能远低于理论值，这揭示了理论与实践的差距。也有专家提出由大模型训练参数量定义超大规模。另外，极高的可靠性与故障快速恢复能力也应成为“超大规模”的必备内涵。

异构涉及从片内到跨域的多个层次，互联的核心价值在于让网络成为连接各类算力的“黏合剂” 异构不仅指不同厂商、不同型号的 GPU 的混合使用；还指随着芯片设计演进，单个芯片或系统内部的计算、存储、互联单元逐渐解耦，访存带宽与延迟的差异性给训练与推理带来的复杂的异构性。从计算机体系结构视角看，从芯片片内网络、芯片间、节点内、机架内、数据中心内到跨地域，每一级间都存在带宽和延迟的显著差异，本质上构成了一个多层次、非均匀的存储/通信层次结构。因此，研究异构互联，就是研究如何优化这个复杂的层次结构。每一级通信层级都可被视为一个“域”，“跨域”的内涵由此变得异常丰富。有专家提出了一个生动的类比，认为异构跨域互联技术的作用类似于计算机网络中的传输控制协议 / 网际协议（TCP/IP）：异构跨域互联技术的核心价值不在于理论最优，而在于能够统一现实中分散、异构的算力资源，使其能够协同工作。该类比深刻揭示了异构技术从“追求极致性能”到“实现互联互通”的价值转向。

跨域训练受延迟、带宽和可靠性等限制，跨域推理会成为真实的应用需求 从理论最优角度，多数专家认为集中式、同构的大规模集群是大模型训练的更优选择。在模型并行训练时，不同集群间如果只有有限的带宽，会造成计算资源的巨大浪费。不少研究数据表明，要实现十万卡到百万卡训练系统，应尽量建设同构集群。然而，从现

实约束角度，异构跨域互联具有重要且紧迫的现实意义，其驱动力主要来自 3 方面：物理资源约束、存量算力整合需求，以及应用场景的演进。尽管跨域训练可能因理论瓶颈而受限，但专家们指出，“后训练”（如强化学习）和“推理”阶段可能是更适用的场景。特别是随着智能体的兴起，跨域或分布式推理正在成为真实且强烈的应用需求。

发展前景

随着大模型技术持续演进和智能体应用的兴起，未来的技术发展将呈现几个重要趋势：一是可靠性与可服务性的持续提升，十万卡级别的集群对网络故障容忍度极低，快速故障检测、隔离与恢复机制将成为核心竞争力；二是网络与上层应用的深度协同，需要研发更智能的模型划分、任务调度和并行策略优化算法，实现网络状态与调度系统的联动；三是体系结构层面的多层次融合创新，研究工作将从智算中心网络拓展到片上网络（network-on-chip, NoC），探索从片内到跨地域的高效管理方法；四是预填充与解码分离、存算分离等将给跨域互联带来新机遇、新挑战。

智算网络性能优化

现实挑战

端到端性能优化的核心难点在于跨层协同复杂度高、局部优化难以转化为全局收益。随着大模型训练和推理规模持续扩大，系统性能越来越不是由单一算子、单机能力或单个模块决定，而是取决于计算、存储、通信与调度之间的整体匹配程度。从引擎侧的算子实现、内存访问、图执行和任务调度，到并行策略设计、通信原语选择及互联拓扑映射，各层之间相互耦合、彼此制约，任何单点优化都可能因为其他环节的瓶颈而被抵消。尤其在大规模分布式场景下，通信与数据移动正成为影响吞吐、时延和扩展效率的关键因素，因此，如何以系统视角推进跨层软硬件协同，构建面向训练与推理的端到端优化能力，是提升智能计算性能需要解决的核心问题。

观点集萃

超节点在训练和推理中都可能具有重要价值　过去超节点更多被视为训练场景中的基础设施选择，但研讨中形成的共识是，只要存在显著通信瓶颈，超节点就可能在训练和推理中产生收益。对于训练而言，随着模型参数规模扩大和混合并行策略复杂化，跨卡、跨节点通信开销不断上升，超节点凭借更强互连和更高带宽，可以提升扩展效率并缩短训练周期。对于推理而言，在高并发、高吞吐、超大模型切分部署、长上下文处理以及对尾延迟敏感的场景下，同样会面临明显的通信压力，超节点也可能在性能表现和性能成本比上体现优势。因此，是否采用超节点以及如何配置，不应简单按训练或推理来划分，而应结合模型结构、并行方式、通信模式、服务级别协议（service level agreement, SLA）目标和成本约束进行系统评估。

协同设计（co-design）应从系统抽象出发，而不是停留于对硬件能力的被动适配　真正有效的协同设计，不是简单依赖启发式方法去“吃硬件红利”，而是要将通信问题及计算通信协同问题系统化拆解，围绕问题抽象、优化目标、实现路径和硬件映射建立一套方法，在算法、并行策略、通信原语、内核实现与硬件能力之间形成闭环，明确瓶颈来源，统一优化目标，并通过可观测、可分析、可迭代的方式持续演进。只有这样，才能把针对单个平台、单一场景的局部优化，沉淀为可复用、可迁移、可扩展的系统能力，更好地支撑不同工作负载和不同基础设施条件下的持续优化。事实上，近年来面向大模型训练与推理的数据中心网络与集合通信系统研究已在这一方向取得显著进展，例如面向大模型训练的高性能数据中心网络设计[8]、面向深度学习训练的 GPU 高效通信调度[12]、面向云上 AI 的新一代 RDMA 网络[13]，以及利用对称性提升集合通信调度效率的方法[14]，均印证了通信优化与软硬件协同在端到端性能提升中的核心地位。

发展前景

智能计算性能优化正在从局部提速，走向全链路、系统级协同，重点体现在网络优化、资源组织效率提升和软硬件协同设计上。随着模型规模持续增长、集群形态日趋多样，超级节点、高速互联、拓扑感知调度、动态并行优化和智能调优等将变得更加重要。

共识与倡议

系统谋划支撑国家超大规模智算集群的网络技术 大规模智算集群作为新型基础设施，不只是传统的通信网，而是新型计算架构、算力集群、通信网络、云计算等系统性融合形成的资源网、信息网和服务网，需要持续验证各项技术在“成规模、跨地域、跨主体”真实环境下的调度和服务能力。构建自主可控、高性能、高可靠的超大规模智算集群，是网络基础设施中至关重要的组成部分，也是我国在 AI 时代保持竞争力的战略选择。建议后续持续推动跨层协同研发，加强对通信问题的基础研究与工程平台建设，加快沉淀软硬协同设计的方法论、标准接口和评测体系，推动智能计算平台从单点优化走向体系化优化，高效释放算力基础设施价值。

加强网络与系统、软件与硬件的统筹设计深度耦合 超大规模智算集群网络互联不是孤立的网络技术问题，而是需要从系统层面统筹考虑计算、存储、网络协同设计的问题。从体系结构的角度，深化对“跨域”的理解与管理，深入研究从 NoC 到智算中心网络的融合设计，理解并优化整个非均匀的存储层次，探索如何高效管理从片内到跨地域的各级通信域。从性能优化的角度，需要研发更智能的模型划分、任务调度和并行策略优化算法，使跨域通信带来的开销最小。同时，探索在超节点内部实现存算分离等新型架构，降低训练推理成本。从服务可靠性的角度，超大规模智算集群网络必须提供超越“连通性”的高级服务能力，如快速故障检测、隔离与恢复，以确保长时间运行的任务不被中断，并支持与调度系统的联动。

开源开放共建生态是智算网络发展的重要抓手 当前，共建开放生态已成为网络技术发展的新趋势。高通量以太网联盟秉承“高通量”和“开源开放的智算网络生态体系”两大理念[15]，坚持渐进式技术改进、标准开放、IP 开源，既是我国高水平科技自立自强的重要路径，也是与世界共建技术体系的实践选择。在可编程数据平面方面，Menshen[16] 和 FastRMT[17] 等开源项目为学术界提供了底层研究与验证平台。但仍存在 AI 基础设施运维数据匮乏、测试环境封闭以及评估标准不一的问题。呼吁各界共同构建交互式的开放测试竞技场与基准测试平台。一方面，鼓励头部企业共享高质量的脱敏故障数据集、真实网络运行切片以及多模态遥测数据，打破学术研究的“数据孤岛”；另一方面，联合开发支持故障注入、动态仿真与闭环反馈的标准化评测环境。通过提供可复现的基准测试框架，为智能运维智能体的主动推理、工具调用能力评估提供统一、客观的平台支撑，从而激发智算集群相关算法的持续突破，加速学术成果快速向工业界落地转化。

深化规模驱动的产学研双向协同创新 智算网络的高并发、高投入、高动态决定了技术突破必须依赖理论研究与工程实践，产学研多方的深度融合。一方面，分布式系统与网络研究高度依赖于“规模”验证，学术界若脱离工业界的庞大算力、真实拓扑与海量数据，往往难以充分验证其创新成果在复杂场景下的有效性；另一方面，工业界在面对超大规模网络带来的全新痛点时，也迫切需要学术界在理论模型、前沿架构和底层算法等提供突破性的探索。高通量以太网联盟已联合 50 余家企事业单位，将学术创新与产业工程紧密结合，为产学研协同提供了成功的实践范例。倡议双方建立长期互信的协同机制，学术界依托企业提供的大规模试验床开展前沿验证，工业界为学术创新提供真实场景与数据反哺；同时，发挥

CCF 中立学术平台的作用，汇聚产学研各方资源，抛开商业利益的前提下，共同探讨技术路线和标准，推动形成行业共识。具体机制包括：建立常设的专题研讨组织或论坛，推动专注于智能计算互联技术的专业期刊、专题论文、前沿技术论坛的发展，为学术界的研究成果提供权威的展示与评价平台，形成可持续的产学研互动生态。以解决实际需求为导向，推动理论研究与工程实践的深度结合，共同加速科技创新与实战型人才的培养。

结束语

本次会议召开于我国 2026 年《政府工作报告》提出超大规模智算集群新基建不久，恰逢建设规划和发展关键时期，与会专家围绕智算集群网络技术的核心内涵及创新应用等展开了深入而富有成效的思辨，为后续科研攻关与产业实践奠定了基础。展望未来，随着全球人工智能竞争持续深化，构建自主可控、高效协同的超大规模智算网络基础设施将成为凝聚和提升我国在人工智能领域竞争力的战略基石。希望会议提出的共识与倡议，能够抛砖引玉，推动高校、科研机构与企业在平台、应用和人才等方面紧密协同，助力核心技术突破与标准生态建设，共同促进我国超大规模智算集群建设高质量发展。 ■

参会专家名单

会议发起人/执行主席：

苏金树

会议共同执行主席：

赵宝康　何　倩

特邀嘉宾：

张宏科　云晓春　蔡德忠

参会嘉宾（按姓名拼音排序）：

操佳敏　陈　果　陈　凯　董德尊　李　虎
李　韬　李振宇　唐雄燕　王肖军　王　展
吴文斐　吴　烨　谢　鲲　徐　宏　徐跃东
余　跃　翟恩南　张乙然　赵世振



黄见欣

军事科学院助理研究员。主要研究方向为网络协议、网络空间安全。
jxin8585@nudt.edu.cn



杨翔瑞

CCF 高级会员。国防科技大学副教授。主要研究方向为可编程数据平面、时间敏感网络。yangxiangrui11@nudt.edu.cn



吕格瑞

CCF 专业会员。中国科学院计算技术研究所特别研究助理。主要研究方向为高效互联网传输协议、分布式计算系统。
lvgerui@ict.ac.cn



操佳敏

CCF 专业会员。阿里云网络研究部门高级技术专家。主要研究方向为大模型推理、集合通信库。
caojiamin.cjm@alibaba-inc.com



苏金树

CCF 会士、理事，CCF 王选奖获得者。军事科学院研究员。主要研究方向为计算机网络、网络空间安全。
birchsu@139.com

参考文献

[1] 苏金树. 领域定制方法促进网络与计算发展的思考 [J]. 计算机研究与发展, 2025, 62(12): 2889−2894.

[2] U. S. Department of ENERGY. Genesis Mission: A National Mission to Accelerate Science Through Artificial Intelligence[EB/OL]. (2025−11−01)[2026−06−04]. https://genesis.energy.gov/.

[3] ChonLam Lao, Yanfang Le, Kshiteej Mahajan, et al. ATP: In-Network Aggregation for Multi-Tenant Learning[C]// *Proceedings of the 18th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation*. Berkeley: USENIX Association, 2021: 741−761.

[4] Omkar Salpekar, Rohan Varma, Kenny Yu, et al. Training LLMs with Fault Tolerant HSDP on 100, 000 GPUs[PP/OL]. (2026−01−30)[2026−06−04]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2602.00277.
[5] Ting Liu, Qinghua Wu, Jun Zhou, et al. GeoOrchestra: Orchestrating Heterogeneous Geo-Distributed Training with Network-Aware Scheduling[C]//*Proceedings of the ACM SIGCOMM 2026 Conference*. New York: ACM, 2026: 1095−1108.
[6] 鲍中帅. 万卡级超大规模智算集群网络运维挑战及实战[EB/OL]. (2024−08−13)[2026−06−04]. https://www.eet-china.com/mp/a338739.html.
[7] Chenxu Wang, Xumiao Zhang, Runwei Lu, et al. Pingmesh: a Large-Scale System for Data Center Network Latency Measurement and Analysis[C]//*Proceedings of the 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication*. New York: ACM, 2015: 139−152.
[8] Chuanxiong Guo, Lihua Yuan, Dong Xiang, et al. Alibaba HPN: a Data Center Network for Large Language Model Training[C]//*Proceedings of the ACM SIGCOMM 2024 Conference*. New York: ACM, 2024: 691−706.
[9] Yitao Yang, Yangtao Deng, Yifan Xiong, et al. TSGuard: Automated User-Centric Incident Diagnosis for AI Workloads in the Cloud[J]. *Proceedings of the ACM on Software Engineering*, 2026, 3(FSE): 253−276.
[10] Chenxu Wang, Xumiao Zhang, Runwei Lu, et al. Towards LLM-Based Failure Localization in Production-Scale Networks[C]//*Proceedings of the ACM SIGCOMM 2025 Conference*. New York: ACM, 2025: 496−511.
[11] Albert Gu, Tri Dao. Mamba: Linear-Time Sequence Modeling with Selective State Spaces[C]//*Proceedings of the First Conference on Language Modeling (COLM 2024)*. PA: UPenn, 2024: 1039.
[12] Jiamin Cao, Yu Guan, Kun Qian, et al. Crux: GPU-Efficient Communication Scheduling for Deep Learning Training[C]//*Proceedings of the ACM SIGCOMM 2024 Conference*. New York: ACM, 2024: 1−15.
[13] Jie Lu, Jiaqi Gao, Fei Feng, et al. Alibaba Stellar: a New Generation RDMA Network for Cloud AI[C]//*Proceedings of the ACM SIGCOMM 2025 Conference*. New York: ACM, 2025: 453−466.
[14] Jiamin Cao, Shangfeng Shi, Jiaqi Gao, et al. SyCCL: Exploiting Symmetry for Efficient Collective Communication Scheduling[C]//*Proceedings of the ACM SIGCOMM 2025 Conference*. New York: ACM, 2025: 645−662.
[15] T/CESA 1502-2026: 高通量以太网互连协议团体标准[S/OL]. http://www.eth-plus.cn/documentCenter.
[16] Tao Wang, Aurojit Panda, Xiangrui Yang, et al. Menschen[EB/OL]. (2021−10−17)[2026−06−04]. https://github.com/multitenancy-project/menshen.
[17] 杨翔瑞, 曾令斌, 刘忠沛, 等. FastRMT: 一种面向微体系结构创新的高速数据平面可编程系统 [J]. 计算机学报, 2024, 47(2): 473−490.

Challenges and Opportunities of Ultra-Large-Scale Intelligent Computing Cluster—Report of the 39th CCF Beautiful Lake Seminar

Compilation: Jianxin Huang[1], Xiangrui Yang[2], Gerui Lü[3], Jiamin Cao[4], Jinshu Su[1]

1. Academy of Military Science
2. National University of Defense Technology
3. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences
4. Alibaba Cloud

Abstract: Driven by the explosive advancement of generative AI technologies, exemplified by LLMs, intelligent computing centers are rapidly evolving toward clusters with tens to hundreds of thousands of accelerators deployment scales. Consequently, intelligent computing networks have emerged as critical infrastructure underpinning the digital economy in the intelligent era. Against the backdrop China's 2026 Government Work Report has put forward initiatives to launch new infrastructure programs featuring ultra-large-scale intelligent computing clusters, the 39th CCF Beautiful Lake Seminar was successfully held at the CCF BC in Suzhou. Centered on the theme "Networking Technologies for Ultra-Large-Scale Intelligent Computing Clusters—Challenges and Opportunities", this article summarizes the insights from the seminar and provides an in-depth analysis of the practical challenges in four key areas: intra-networks of the SuperPod, architecture evolution of intelligent computing networks, cross-domain interconnection of intelligent computing clusters, and performance optimization of intelligent computing networks. The analysis covers critical issues such as architectural design, high-performance communication, reliability assurance, and end-to-end optimization. By aggregating expert viewpoints shared at the seminar, this work systematically reviews distinctive insights and practical experiences concerning a broad spectrum of topics, including the evolution of intelligent computing networks, high-performance network transport, heterogeneous cross-domain training, optoelectronic hybrid networks, super-node communication, LLM inference systems, ETH+, industrial practices, industry-university-research collaboration, and disciplinary talent cultivation. Furthermore, the article concludes and forecasts prospective developmental trajectories and technological tendencies of intelligent computing clusters amid the booming intelligent era. Consensus proposals originating from the seminar include strengthening deep hardware-software coupling, facilitating standard formulation for intelligent computing clusters, fostering open-source and collaborative ecosystems, and boosting innovation through industry-university-research cooperation, all of which aim to fuel the high-quality construction of domestic ultra-large-

scale intelligent computing cluster infrastructure.

Keywords: ultra-large-scale intelligent computing cluster; system architecture evolution; computing node; high-performance communication; in-network computing; ETH+

摘　要: 随着以大语言模型为代表的生成式人工智能技术爆发式增长，智算中心正向万卡级、十万卡级规模集群演进，智算网络成为支撑智能时代数字经济发展的关键基础设施。在 2026 年《政府工作报告》提出实施超大规模智算集群等新型基础设施工程的背景下，第三十九期 CCF 秀湖会议在苏州 CCF 秀湖学术会堂成功举办。本文基于会议内容，围绕“超大规模智算集群网络技术——挑战与机遇”的主题，从超级节点内部网络、智算集群网络演进、智算集群跨域互联、智算网络性能优化 4 个方面，深入分析了超大规模智算集群在体系结构设计、高性能通信、可靠性保障、端到端优化等方面的现实挑战；通过观点集萃，系统阐述了与会专家关于智算网络演进、超节点通信、高性能网络传输、异构跨域训练、高通量以太网、光电混合网络、大模型推理系统、工业界应用实践、产学研发展与人才培养等议题的独到见解和宝贵经验，总结展望了智算集群在智能时代的发展前景和技术趋势。会议倡议加强软硬件深度耦合，推进智算集群标准建设，共建开源开放生态，以及推动产学研协同创新，助力我国超大规模智算集群建设高质量发展。

关键词: 超大规模智算集群；系统结构演化；计算节点；高性能通信；在网计算；高通量以太网

中图分类号: TP393

中文引用格式: 黄见欣, 杨翔瑞, 吕格瑞, 等. 超大规模智算集群的挑战与机遇: 第三十九期 CCF 秀湖会议报告 [J]. 计算, 2026, 2(10): 84−92.

英文引用格式: Jianxin Huang, Xiangrui Yang, Gerui Lü, et al. Challenges and Opportunities of Ultra-Large-Scale Intelligent Computing Cluster: Report of the 39th CCF Beautiful Lake Seminar[J]. *Computing Magazine of the CCF*, 2026, 2(10): 84−92.

（本文责任编委：**翟季冬**）

第四届 CCF 黄河科技大会在济南举办

9 月 11—13 日，由 CCF 主办，CCF 济南代表处、济南大学、中新绿色科技研究院共同承办的第四届 CCF 黄河科技大会（CHHC 2026）在济南召开。本届大会以“数智 • 产业 • 生态”为主题，邀请了来自国内外高校、科研院所的专家学者以及产业界的 800 余位代表，组织了四十余场报告，为黄河流域高质量发展汇聚数字科技力量。

大会开幕式由 CHHC 2026 大会主席、CCF 理事、CCF 济南代表处主任、济南大学教授陈贞翔主持。CHHC 2026 大会主席、CCF 会士、CCF 副理事长、华中科技大学教授金海，济南市教育局总督学马炳光，济南大学党委常委、副校长黄加栋等分别致开幕辞。

本次会议邀请了 CCF 会士、中国工程院院士何友，日本工程院外籍院士赵强福，塞尔维亚科学院、欧洲科学院院士米哈伊诺维奇，CCF 会士、CCF 常务理事、北京邮电大学讲席教授马华东四位国内外知名学者作特邀主旨报告。浪潮计算机高级工程师赵明月作企业报告。

会议设置了高校校长论坛、国家高层次人才专题报告以及 8 场平行分论坛，涵盖了具身智能与多智能体群智协同、AI 时代的文化遗产保护与传承、生态保护与智慧黄河、智慧能源、智慧农业、AI 赋能生育友好型社会、智慧教育、“联黄聚智 • 青创同行”沿黄高校学生分会协同发展等多个前沿及应用领域。期间，还举办了 CCF YOCSEF 济南技术论坛。

第五届 CCF 黄河科技大会将于 2027 年在天津举办。