

# 算力智联网关键技术研究



## Key Technologies for Intelligent Computing Power Network

易昕昕/YI Xinxin<sup>1,2</sup>, 张乃晗/ZHANG Naihan<sup>1,2,3</sup>,  
刘雅承/LIU Yacheng<sup>1</sup>, 韩梦瑶/HAN Mengyao<sup>1,2,3</sup>,  
曹畅/CAO Chang<sup>1,2</sup>

(1. 中国联合网络通信集团有限公司, 中国 北京 100033;  
2. 下一代互联网宽带业务应用国家工程研究中心, 中国 北京 100048;  
3. 北京邮电大学, 中国 北京 100876)  
(1. China United Network Communications Group Corporation Limited, Beijing 100033, China;  
2. National Engineering Research Center of Next Generation Internet Broadband Service Application, Beijing 100048, China;  
3. Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202502005

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20250428.0945.002.html>

网络出版日期: 2025-04-28

收稿日期: 2025-03-20

**摘要:** 智算业务的快速发展, 计算资源需求急剧增长, 对网络能力提出了更高标准。聚焦算力智联网, 深入剖析数据入算、模型训练、模型下发、模型推理四大典型智算业务场景需求, 提出算力智联网关键技术要求。通过构建高效、灵活且可靠的智算基础设施, 为智算业务提供差异化承载、灵活算网调度和无损传输等核心能力。此外, 针对四大典型场景开展网络创新能力试点验证, 显著提升了人工智能模型训练效率。

**关键词:** 算力智联网; 差异化网络承载; 灵活算网调度; 无损传输

**Abstract:** The rapid development of intelligent computing services has led to a sharp increase in computing resource demands, imposing higher standards on network capabilities. This paper focuses on the intelligent computing power network and analyzes the requirements of four typical intelligent computing business scenarios: data ingestion, model training, model deployment, and model inference. It also proposes the key technical requirements for the intelligent computing power network. Building an efficient, flexible, and reliable intelligent computing infrastructure provides core capabilities such as differentiated network bearing, flexible computing-network scheduling, and lossless transmission for intelligent computing services. Moreover, pilot verification of network innovation capabilities for the four scenarios has significantly improved the training efficiency of artificial intelligence models.

**Keywords:** intelligent computing power network; differentiated network bearing; flexible computing and network scheduling; lossless transmission

**引用格式:** 易昕昕, 张乃晗, 刘雅承, 等. 算力智联网关键技术研究 [J]. 中兴通讯技术, 2025, 31(2): 31-38. DOI: 10.12142/ZTETJ.202502005

**Citation:** YI X X, ZHANG N H, LIU Y C, et al. Key technologies for intelligent computing power network [J]. ZTE technology journal, 2025, 31(2): 31-38. DOI: 10.12142/ZTETJ.202502005

### 1 智算业务发展趋势

随着信息技术的迅猛发展, 智能计算(后文简称为智算)已经成为推动全球数字化转型的核心力量之一。智算融合了人工智能(AI)、机器学习、深度学习等先进技术, 通过模拟人类的认知过程来处理复杂的数据和任务, 不仅改变了传统行业的运作模式, 也为新兴产业的发展提供了无限可能<sup>[1]</sup>。从自动驾驶到个性化医疗方案, 再到智能家居系统, 智算技术的应用无处不在, 深刻影响着人们的日常生活

和社会经济结构。

近年来, 智算业务取得了令人瞩目的发展, 并实现了关键的技术突破。据市场研究机构的相关数据显示, 全球智算市场规模预计在未来5年内, 将以两位数的年增长率持续扩张。这一增长态势的背后, 得益于云计算、大数据、物联网等基础设施建设的持续完善, 以及算法效率的显著提升。不仅如此, 网络因素在智算业务发展中的作用正日益突出。作为连接计算资源的关键纽带, 网络能够实现大规模算力资源的统一调配与高效协同。

中国高度重视算力与网络基础设施建设, 大力推动网络传输创新模式探索与数据基础设施建设进程。国家发展和改革委员会在相关文件中明确提出, 要“采用弹性带宽、任务

**基金项目:** 国家重点研发计划项目(2023YFB2904201); 中国博士后科学基金资助项目(2024M763570)

式服务、数据快递等创新模式”<sup>[2]</sup>；国家数据局也着重强调，需“有效提升东数西算网络传输效能”。

网络基础设施作为支撑智算业务的核心底座，目前仍面临着诸多技术瓶颈。具体而言，这些瓶颈主要涵盖大数据集传输过程中的效率低下问题、敏感数据集交易环节中的安全隐患，以及多样化业务场景下灵活调度与差异化承载的难题。

## 2 智算业务典型场景与需求

智算业务依托海量数据分析，结合高效智能的计算技术，为个人和企业提供解决方案。在此过程中，海量数据是基础，算法模型是核心，场景应用是价值体现。典型智算业务流程如图1所示：首先将海量数据上传至智算中心，随后利用这些数据进行大模型训练。训练过程可采用存算分离拉远模式或多智算中心协同方式，最终基于训练完成的大模型下发至边缘节点，为用户提供推理服务。

1) 数据入算。数据入算流程指将各类数据上传至算力中心，为后续训练与推理奠定数据基础。以医疗应用领域为例，医疗机构需将各科室及分院产生的海量医疗数据传输至专业医疗算力中心，医院可通过集中影像数据，借助深度学习算法辅助医生精准诊断疾病。类似地，政务办公、金融、教育等领域均存在数据入算场景——需将行业数据集中入算，以支撑综合分析及决策。数据入算场景的核心目标是确保网络具备强大传输能力（如大象流识别技术），以高效处理TB/PB级海量数据，并可依据业务需求灵活调配资源，提供弹性化、按需定制及任务式的服务模式。

2) 模型训练。训练的核心目标是通过海量数据与复杂算法，使模型习得数据中的规律和特征，进而具备特定的智

能决策或预测能力。不同训练场景适配于差异化的业务需求与资源条件，同时对网络提出多样化要求。当前训练环节主要包含3种实现方式：数据中心（DC）内训练、跨DC协同训练、存算拉远训练。其中，DC内训练场景应用最为广泛。跨DC协同训练面向多DC协同超大模型训练或碎片化算力整合出租场景，该场景需要广域无损、大象流识别与负载均衡等能力。针对数据敏感用户，训练场景可通过存算分离拉远技术，实现用户私域存储与人工智能计算中心（AIDC）之间的高效拉远训练，此场景需具备广域无损和广域数据安全保障等能力。此外，针对单AIDC算力资源不足的问题，可通过多AIDC协同训练实现算力资源整合，该场景要求网络提供无损、高吞吐、高性能算间互联能力。

3) 模型下发。模型下发是指将训练完成的模型从开发环境部署到生产环境或终端设备，以支持智能推理与决策。该过程通常涉及从智算中心向边缘推理池或企业自建数据中心等目标节点传输模型。模型下发对网络传输能力的要求与数据入算类似，需要网络具备高效的大规模数据传输能力，包括大象流识别等技术，从而确保大模型能够以任务化、高效率 and 灵活的方式传输至边缘节点。

4) 模型推理。模型推理是将训练完成的模型应用于实际业务场景中，针对新数据进行实时分析与预测，以提供决策支持或直接输出服务。模型推理需满足用户泛在接入与实时交互需求，要求网络具备广覆盖及按需定制的确性承载能力，通过应用感知、算力感知及算网一体化调度等能力，实现网络差异化、精准化承载。当前，AI推理能力已成为网络可提供的基础能力之一，且现有网络已较好支持大部分推理能力。

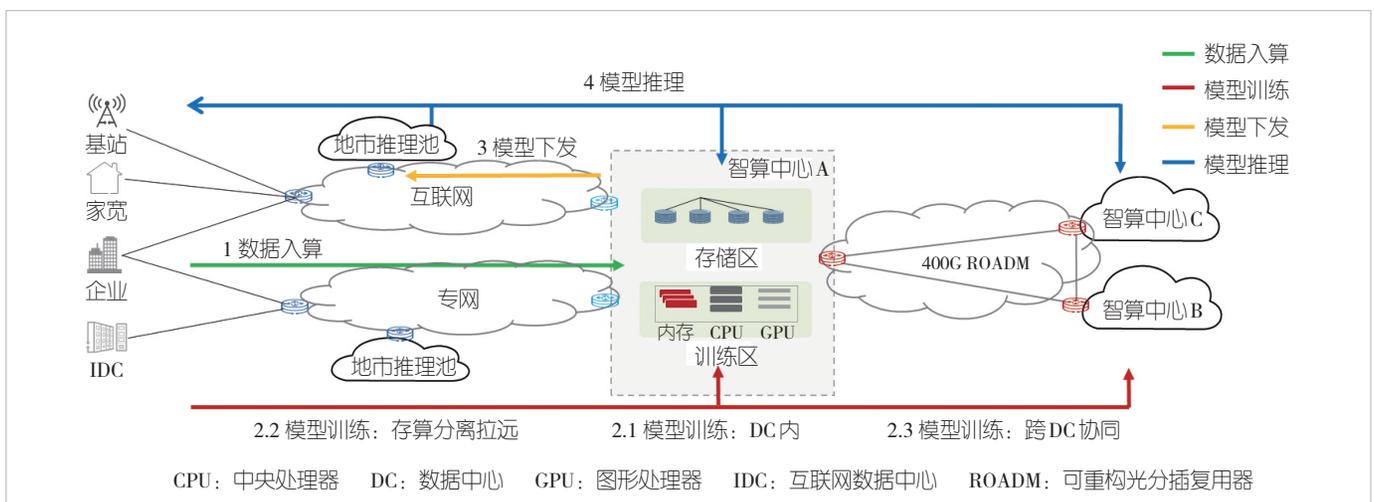


图1 智算业务典型场景

### 3 算力智联网的关键技术

智能计算业务（包括人工智能训练、大数据分析等）对网络的带宽、延迟、可靠性与安全性提出了前所未有的挑战。为支撑此类业务高效运行，网络需具备更精准的感知能力、更灵活的调度策略、更高效的传输技术及更可靠的安全保障，以实现用户与智算中心、智算中心之间的数据高效传输。通过增强上述网络能力，可构建一张具备“高通量、高性能、高智能”特征的算力智联网。

#### 3.1 应用与网络感知技术

智算业务覆盖各行各业的多样化应用，需对海量数据进行快速处理与分析。由于不同应用对网络和算力的需求各异，且复杂智能计算环境中计算任务的需求呈动态变化，因此算力智联网需具备感知能力，包括应用感知、算力感知和网络感知。

##### 1) 应用感知

应用感知的核心目标是感知应用的差异化与动态化需求，进而依据实际需求动态分配和调整资源，保障每个应用获得最优资源支持。当前，应用感知技术存在多种实现方式，如应用感知网络（APN）<sup>[3]</sup>、服务感知网络（SAN）<sup>[4]</sup>、服务化网络等。此类方案均借助互联网协议第6版（IPv6）的扩展空间增设标识，网络通过识别该标识获取应用相关信息，从而提供差异化承载服务。

应用感知网络技术包含网络侧与应用侧两种方案，如图2所示。

(1) 网络侧方案。该方案由网络边缘设备对应用感知报文进行标记，再由网络设备识别并执行相应策略。该方案仅需承载网设备具备应用感知能力，无须端侧/云侧支持，部

署难度较低；但其应用感知范围局限于承载网络，且应用需求信息的精细度有限。

(2) 应用侧方案。该方案由应用侧或云侧完成应用感知报文标记，要求应用客户端或云服务器支持在IPv6扩展头中嵌入应用需求信息，并由网络设备识别和执行相应策略。该方案依赖应用端和云端的生态支持，部署复杂度较高，但能实现端到端的应用感知，并更精准地将应用需求传递至网络。

智算业务的模型推理阶段呈现低时延、高带宽、低丢包率等多样化网络需求。以智能驾驶场景为例，车机与智驾模型间的数据传输具有严格的低时延要求。为此，算力智联网需精准感知应用服务的类型与需求，进而为其提供具备低时延、高带宽特性的差异化服务能力。

##### 2) 网络感知

网络感知依托时延、带宽、抖动等网络性能参数的精细化测量来实现。通过动态调整路径编排策略，网络能够显著提升数据传输效率，避免资源浪费；同时将实时网络状态反馈至应用层，支撑应用基于网络条件灵活调整传输策略。当前主流的实时网络感知方案，如随流检测（IFIT）<sup>[5]</sup>和带内操作管理和维护（IOAM）<sup>[6]</sup>等技术，与传统网络测量技术相比，通过直接测量真实数据报文，可实时、准确地呈现网络时延、丢包、抖动等关键性能指标。

IFIT作为一种带内检测技术，通过在网络真实业务报文中嵌入IFIT报文头实现对数据流的实时监测。该技术能够精准呈现网络时延、丢包、抖动等关键性能指标，实现业务故障的主动感知。同时，通过与Telemetry技术、大数据分析及软件定义网络（SDN）控制器的协同运作，可进一步构建智能运维体系。

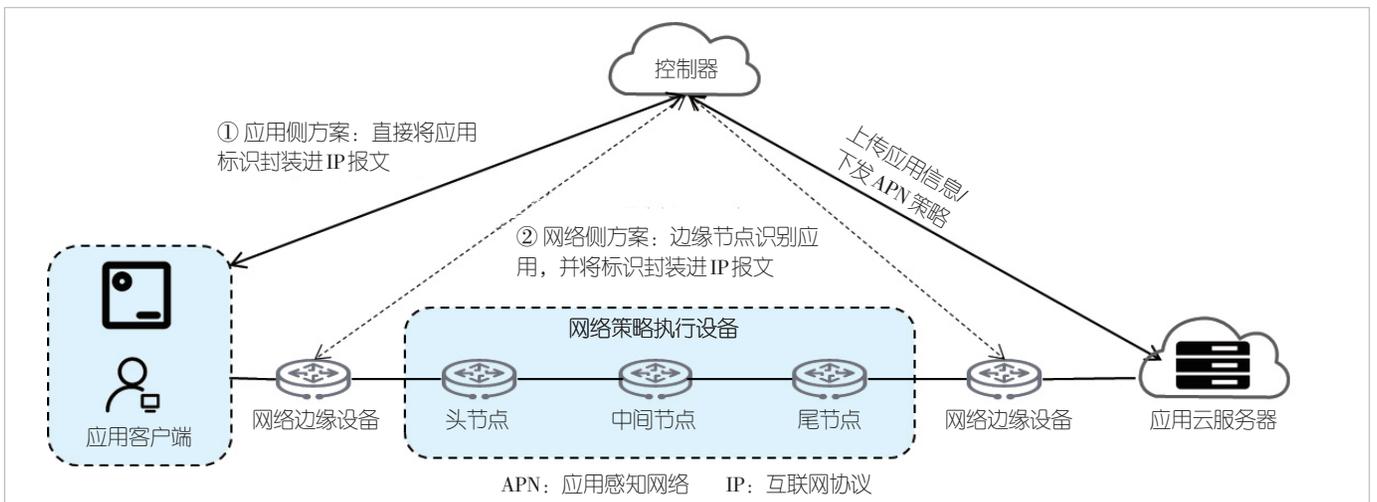


图2 应用感知网络架构

算力智联网借助增强的网络感知能力，实现网络性能指标的实时监测与智能运维管理。在精准感知应用需求后，通过精细化的网络调度策略，为智算业务提供安全可靠的网络服务保障。

### 3) 算力感知

算力感知是对智算服务节点运行状态的感知能力，旨在依据智算算力的实时状态筛选最优服务节点。在大数据与人工智能领域，计算任务通常分散于不同地理位置的数据节点。通过算力感知，能够更有效地协调这些分布式计算资源，保障数据的高效交换与协同作业。

2022年，互联网工程任务组（IETF）成立了算力感知流量调度（CATS）工作组，专门针对算力感知与路由技术展开研究<sup>[7]</sup>。当前，算力感知主要包含集中式、分布式和混合式3种方式：在集中式模式下，智算中心向上层管控层上报算力状态，由管控层统一进行路由决策；在分布式模式下，路由设备通过协议交互实时同步算力状态信息，并基于本地策略自主完成路由决策；在混合式模式下，智算中心首先将算力状态上报至管控层，再由管控层将信息下发至网络入口节点，依据业务特性，路由决策可在管控层或网络入口节点完成。然而，现阶段算力感知技术的标准化进程仍处于发展阶段，业界正积极探索并推动算力感知度量标准问题的解决。

算力智联网由用户应用、网络和智算中心构成。算力感知技术实时呈现智算中心内的算力状态，通过与应用感知、网络感知技术协同，实现端到端全链路感知，为精准捕捉智算业务应用需求、精细化承载网络流量、高效开展算网调度奠定基础。

## 3.2 跨域跨层调度技术

算力智联网需实现全网算力资源的统一整合与一体化调度。同时，为满足未来智算业务在数据传输速率、延迟、可靠性及带宽等方面不断提升的网络需求，还需具备IP与光网络协同调度的能力。

### 1) 算网一体调度

算力智联网需结合应用类型与需求，涵盖业务类别及网络性能（时延、带宽、丢包率等）要求，综合评估网络状态与智算算力资源状况，实施算网一体化调度。通过智能分析计算任务与网络路径，动态优化资源分配策略，进而提升系统整体响应速度与服务质量，为用户提供优质智算服务。

算网一体调度根据调度机制的不同，可以分为集中式调度和分布式调度。集中式调度依托中心控制节点运行。该节点负责采集全网网络感知与算力感知数据，接收应用需求信息，并基于全局视角制定资源分配和任务调度决策。此方式能够达成全局优化，保障资源利用率最大化，但中心节点的性能易成为系统瓶颈，且中心节点与用户接入点间的物理距离，可能对计算效率产生不利影响。分布式调度通过在网络各节点部署局部控制器或代理，实现分布式的资源管理与任务调度。各节点基于本地获取的业务需求、算力状态及网络状态自主决策，并与其他节点协商协作，共同完成全局任务。这种方式增强了系统的容错性与灵活性，且分布式节点通常更靠近用户接入节点，有助于提升决策效率。然而，该模式可能导致决策结果无法达到全局最优。集中式与分布式调度两种方式可根据智算业务的具体类型和需求灵活选用，亦可协同运用。

### 2) IP+光协同调度

算力智联网需依据应用感知与算力感知结果，结合业务特性，灵活选择IP网络或光网络进行数据传输。一方面，通过IP与光网络的协同调度，利用跨层优先级互感知、跨层带宽资源适配及流量调度等机制，保障端到端服务质量（QoS），提升资源利用效率；另一方面，借助精准的跨层故障定位定界与协同保护控制，实现高效的故障处理与业务恢复，有效降低运维成本。

IP+光协同调度主要涵盖管控层协同与设备层融合两大方向。在管控层协同方面，通过管控系统的联合调度与编排，实现IP路由与光路径的跨层优化。例如，基于IP层业

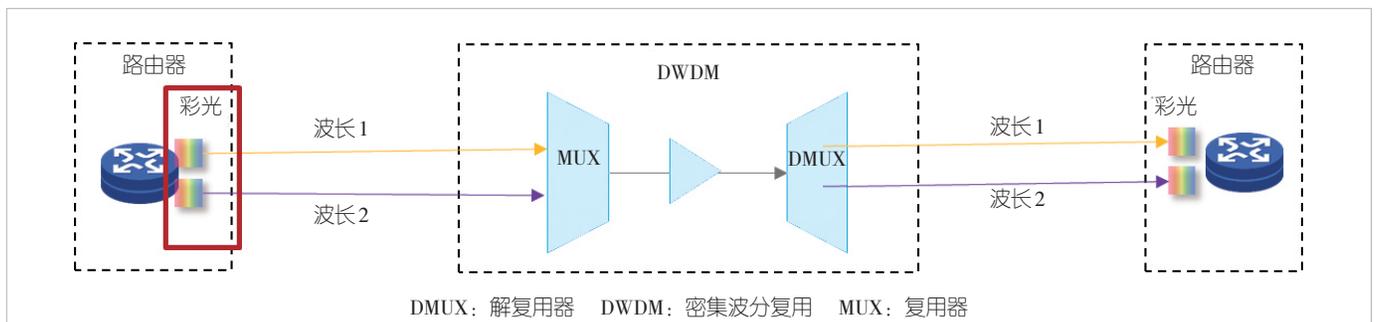


图3 路由器出彩光技术结构图

务流特征分析,动态调整光层波长路由,有效降低端到端时延。而设备层融合则依托传统路由器设备的技术创新实现跨层整合,如图3所示。传统路由器采用灰光模块连接波分设备的光波长转换单元(OTU),经OTU将灰光转换为标准彩光后,再接入复用器(MUX)进行远距离传输;与之不同,设备层融合方案将OTU模块集成至彩光模块,使路由器具备直接输出彩光的能力,可直接接入MUX设备传输,减少OTU板卡等传输设备的部署。然而,当前设备层融合技术在长距离传输场景下仍存在技术瓶颈,面临信号损耗过高、网络管控复杂等问题。目前,设备层融合的主流技术方案包括路由光网络(ROn)<sup>[8]</sup>和融合式光学路由架构(CORA)<sup>[9]</sup>。

### 3.3 数据传输技术

在智算业务中,无论是存算分离架构还是协同训练模式,均需依赖网络的零丢包传输能力。网络丢包将直接导致有效吞吐量急剧下降,从而严重影响训练效率。此外,AI训练过程中存在大象流现象(即流数量少,但单流带宽需求极大),这要求网络能够精准识别并合理拆分大象流,防止对现有网络业务产生冲击。

#### 1) 广域无损传输能力

广域网IP无损传输以降低广域承载网络丢包率、提升吞吐量、可靠性及利用率等传输能力为目标,综合运用流量控制、拥塞避免、负载均衡与网络级缓存等技术,构建基于IP承载网络的广域高通量无损传输体系。该体系可实现微秒级拥塞感知,显著降低拥塞状态下的网络丢包率,为TB级海量数据传输提供高效服务,保障应用的无损承载,对新兴的智算、超算、AI训练、分布式存储等业务发展具有重要意义。

当前,业界致力于探索和研发优化传输协议,改进拥塞控制等新技术,以实现广域无损传输。例如,基于快速用户数据报协议互联网连接(QUIC)协议的多路径传输优化方案<sup>[10]</sup>,通过动态聚合网络中多条物理链路资源,结合智能路径调度与流量分配算法,在降低传输时延的同时,大幅提升网络吞吐量与可靠性。此外,采用优先级流控制与显式拥塞通知的协同机制<sup>[11]</sup>,通过逐跳反馈抑制链路拥塞,避免全局同步引发的性能震荡,进而降低网络传输丢包率,提升数据传输效率。

#### 2) 传输协议代理能力

传输协议代理是网络通信领域的关键技术,通过在通信两端部署代理设备,实现传输协议的优化与管理,从而提升网络通信的效率、可靠性和安全性。该代理能够依据网络状态及应用需求,动态适配最优传输协议<sup>[12]</sup>。例如,在网络拥

塞场景下,代理可自动将传输协议从传输控制协议(TCP)切换至用户数据报协议(UDP)或其他专用协议以改善传输性能。此外,借助强化学习算法,传输协议代理可在多元网络环境中持续学习,优化协议选择策略。

算力智联网可借助智算中心边缘网关设备的传输协议代理功能,解决算力中心侧传输协议与网络质量不匹配的问题,通过对安全加密及传输协议进行重新封装后,在网络侧实现数据传输。具体而言,智算中心网关设备利用远程直接内存访问(RDMA)传输协议代理,对数据存储服务器发起的传输任务进行高吞吐量转发,同时能有效向端侧反馈拥塞信息,实施精细化拥塞控制,防止因网络状况恶化导致传输性能降低,进而提升网络传输效率,最大化利用网络传输带宽。

#### 3) 大象流识别与拆分

大象流(长时大流量)是指网络中持续时间长、占用带宽比例高的长连接流量,常见于视频传输、大数据同步等场景。在广域网传输中,基于传统流哈希负载分担方式,多数大象流会被分配至某一链路,极易引发网络拥塞,同时挤占老鼠流(短时小流量)的服务质量。在智算业务场景下,数据上传、协同训练等环节常出现短时大量的数据传输,若不对这些大象流进行处理,不仅会阻碍智算业务的高效传输,还会影响现网其他业务,造成拥塞、丢包等问题。因此,需对大象流进行精准识别。通过动态检测高负载流量,并实施分流或优先级调度策略,实现带宽资源的精细化分配。目前,业界主流方案是借助流量标记功能完成大象流的识别与映射:在业务头节点基于RDMA队列对(QP)进行APN ID映射,并在Segment List起始节点根据APN ID执行深度哈希处理。通过将网络中所有协议哈希因子归一化为APN ID,实现流量的识别与拆分。

### 3.4 安全增强技术

在智算业务场景下,训练数据通常存在严格的安全保密需求,如科研数据、企业核心数据等敏感信息。此类数据传输过程亟需网络具备更强的安全保障能力,可通过安全加密技术、路径溯源机制等手段,进一步强化数据传输的安全性。

#### 1) 安全加密

在传统网络加密领域,互联网安全协议(IPSec)技术常被应用于虚拟专网(VPN)构建。然而,IPSec作为点对点加密技术,仅支持基于隧道的协商机制,无法基于路由和业务实施加密,由此衍生两大问题:难以适配大型组网场景需求,无法满足基于IPv6的段路由(SRv6)加密场景要求。

为攻克这些难题，业界提出 xSEC 加密技术。该技术通过在网络边缘部署 xSEC 控制器，基于策略生成全局加密规则，实现“一次加密，全程保护”，避免多跳重复加解密操作；同时支持将加密元数据嵌入 SRv6 报文，可按段动态选择加密算法，具备更高的扩展性与灵活性。目前，业界正积极推进 xSEC 技术的标准化进程。在智算业务场景下，xSEC 技术能够为海量数据传输提供端到端安全加密服务，凭借端到端一次加密能力降低智算业务配置与运维复杂度，且可与 SRv6 技术协同实现随路加密，有效提升算力智联网的可靠性。

2) 路径溯源能力

为增强算力智联网的安全性，可借助 IFIT 技术赋予智算业务路径溯源能力。该技术通过对网络实际业务流进行特征标记，实现网络性能指标的直接检测，大幅提升网络运维的及时性与有效性。IFIT 不仅能为 IP 数据包提供安全服务，实现单点加密以降低配置与运维复杂度，还可实现随路加密，显著增强网络的高可靠性。

基于 IFIT 技术，可精准定位业务的网络承载路径，实现路径溯源。该技术通过在网络真实业务报文中插入 IFIT 报文头，并结合 Telemetry 逐跳上报信息，实现对业务流端到端的实时可视化检测，进而精确还原业务流转路径。该能力对智算业务具有双重价值：可确保数据传输安全，满足智算业务的高安全性要求；通过与大数据分析及智能算法融合，构建智能运维体系，实现算力智联网的预测性分析和自愈功能，为智算业务的智能化演进提供关键技术支持。

4 智算业务典型场景试验验证

依据算力智联网能力演进需求，项目

团队围绕海量数据入算、存算拉远训练、协同训练等智算业务典型场景，开展了试点验证工作。

4.1 海量数据入算

面向海量数据入算场景，为增强网络调度与传输能力，项目团队在实际网络中开展了高通量数据传输技术能力验证，如图 4 所示。依托覆盖全国的骨干网络，团队选取了上海与宁夏两个节点，完成了跨越 3 000 km 的智算业务训练数据导入<sup>[13]</sup>。经测试，网络传输双向时延约为 33 ms，骨干网络的链路带宽达 100 Gbit/s，城域网带宽为 10 Gbit/s。通过应用基于 SRv6 协议的广域流量调度、传输协议优化及长距 RDMA 无损传输等技术，成功实现海量数据的任务式传输。详细测试结果与分析如下：

1) 成功实现基于 IP 承载网络的 3 000 km 海量数据任务式传输，支持用户传输带宽从 100 Mbit/s 至  $N \times 1$  Gbit/s 实现数十倍至上百倍的智能弹性调整。

2) 有效验证基于 SRv6 协议的 IP 骨干网路径可编程能力，达成上海—广州—宁夏 3 地协同、4 条并发路径的高通量数据传输。

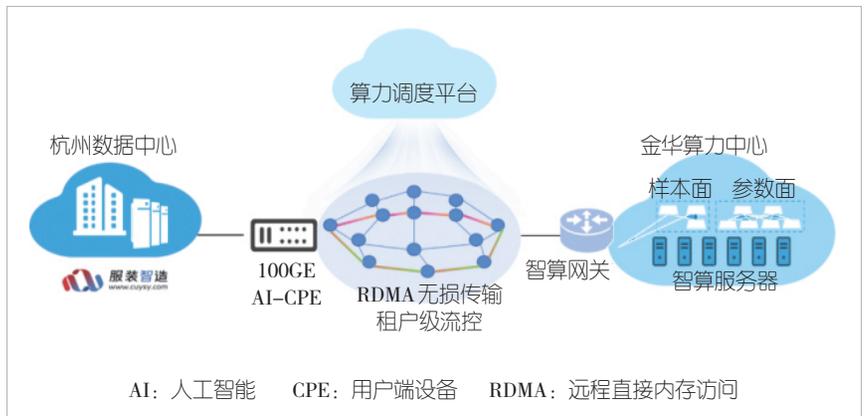


图 5 存算拉远训练场景示意图

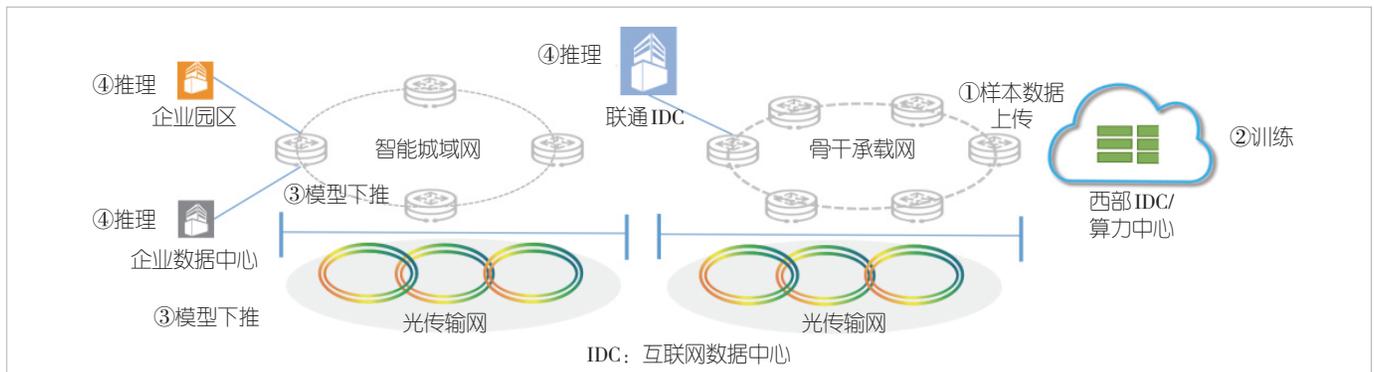


图 4 海量数据入算场景示意图

3) 借助光传送网 (OTN) 无损流控与端网协同拥塞控制技术, 实现 3 000 km 长距 RDMA 流量在现网环境下的稳定传输, 端口带宽利用率从 20% 提升至 90% 以上。

#### 4.2 存算拉远训练

在智算业务场景下, 部分客户存在 AI 敏感数据本地存储、异地训练的需求。针对此类需求, 可提供存算拉远训练模式。为验证该模式的可行性, 项目团队在浙江开展了联通服装制造军团“衣瞳行业模型”的 AI 训练存算分离现网测试, 如图 5 所示。在本次测试中, 训练数据存储于杭州数据中心, 算力资源部署在金华算力中心。网络侧部署智算网关, 并运用突发流量缓存技术实现广域无损传输, 满足拉远训练过程中的数据传输要求, 达成高算力效率的存算分离拉远训练。详细测试结果及分析如下:

1) 通过运用多线程处理、增强并发性能及系统级优化等手段, 分布式存储文件系统在拉远场景下的文件读/写性能提升超 5 倍, 有效满足自然语言处理 (NLP) 模型与计算机视觉 (CV) 模型在拉远训练中的性能需求。

2) 借助长距 RDMA 广域无损传输、租户级精准流控以及存储读写性能优化等创新技术, 成功实现 30 TB 样本数据跨 200 km 的存算分离拉远训练, 计算拉远效率达 97% 以上。

#### 4.3 协同训练

在智算模型训练过程中, 当单个 DC 无法满足训练资源需求时, 需开展跨 DC 协同训练。目前, 中国联通临港智算中心已完成 AI 大模型 300 km 分布式协同训练技术验证, 充分证实了跨 DC 协同训练技术的商用可行性, 如图 6 所示。本次测试应用长距拥塞控制与精准流控协议, 在网络侧部署智算网关, 实现近端拥塞的快速识别与反馈; 同时优化智算模型并行策略, 提出适配广域带宽超大收敛比的解决方案, 有效降低超大规模智算中心互联场景下对拉远带宽的巨大需求。详细测试结果及分析如下:

1) 采用业界领先的 800G 光传送解决方案, 实现超大带宽传输与 300 km 长距覆盖, 并开展多项可靠性功能测试。验证结果显示, 智算互联需具备抗多次故障时带宽不下降的能力。

2) 借助新一代智算网关设备, 结合精准流控技术与并行方式优化技术, 达成广域收敛比不低于 16 : 1 的目标, 且

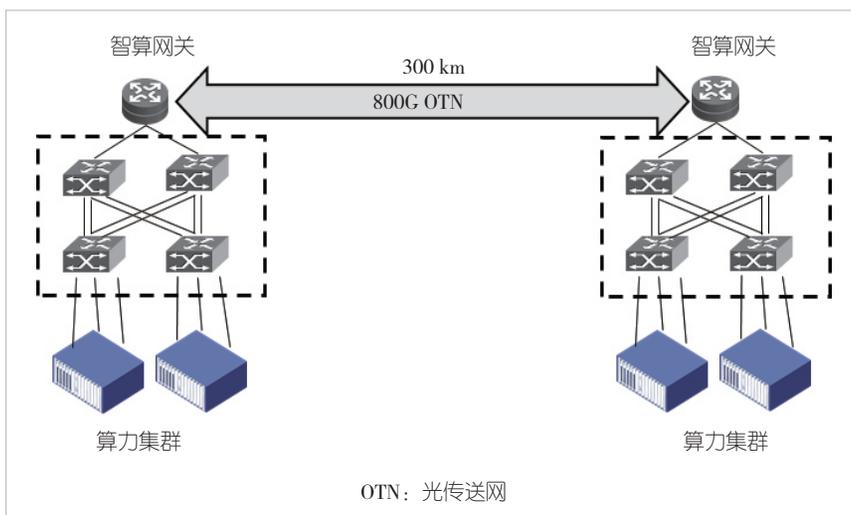


图6 协同训练场景示意图

百亿大模型分布式训练性能均达单智算中心训练性能的 95% 以上。

#### 5 结束语

针对智算业务典型场景需求, 本文中我们提出了算力智联网的新型能力演进方向, 涵盖感知、调度、传输及安全四大核心能力。通过对应用需求、网络状态、算力状态的精准感知, 满足智算业务的差异化诉求; 依托算网一体化调度与 IP+光协同调度能力的增强, 实现全网算力资源的深度整合与网络资源的高效利用; 借助无损传输能力的强化, 提升网络吞吐量, 进而加速模型训练效率。围绕海量数据入算、存算拉远训练、协同训练三大典型场景, 开展网络关键技术试点验证工作, 相关成果为未来 AI 训练模式提供了创新思路与可行方案。

#### 参考文献

- [1] 李国杰. 智能计算技术的历史性突破与巨大挑战 [J]. 集成技术, 2025, 14(1): 1-8
- [2] 国家发展改革委, 国家数据局, 中央网信办, 等. 关于深入实施“东数西算”工程加快构建全国一体化算力网的实施意见 [EB/OL]. [2025-03-12]. [https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202401/content\\_6924596.htm](https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202401/content_6924596.htm)
- [3] PENG S P, MAO J W, HU R Z, et al. Demo abstract: APN6: application-aware IPv6 networking [C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS). IEEE, 2020: 1330-1331. DOI: 10.1109/infocomwkshps50562.2020.9162934
- [4] 中兴通讯股份有限公司. IP 网络未来演进技术白皮书 4.0——服务感知网络 (SAN) [R]. 2024
- [5] FIOCCOLA G, PANG R, WANG S, et al. Advertising in-situ flow information telemetry (IFIT) capabilities in BGP [EB/OL]. [2025-03-18]. <https://datatracker.ietf.org/doc/draft-ietf-idr-bgp-ifit-capabilities/>
- [6] SONG H, GAFINI B, BROCKNERS F. In situ operations,

administration, and maintenance (IOAM) direct exporting [EB/OL]. [2025-03-18]. <https://www.rfc-editor.org/rfc/rfc9326>

[7] LI C, DU Z P, BOUCADAIR M, et al. A framework for computing-aware traffic steering (CATS) [EB/OL]. [2025-03-18]. <https://datatracker.ietf.org/doc/draft-ietf-cats-framework/>

[8] Cisco Systems, Inc. . Routed optical networking white paper [R]. 2023

[9] Juniper. Reimaging IP over DWDM with Juniper CORA [R]. 2023

[10] CHOUDHARY G K, KANAGARATHINAM M R, NATARAJAN H, et al. Novel MultiPipe QUIC protocols to enhance the wireless network performance [EB/OL]. [2025-03-17]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9120821>

[11] LUANGSOMBOON N, LIEBEHERR J. Necessary and sufficient condition for triggering ECN before PFC in shared memory switches [J]. IEEE networking letters, 2024, 6(2): 119-123. DOI: 10.1109/LNET.2024.3382955

[12] LIU M X, LIU Y C, MA Z F, et al. The effects of a performance enhancing proxy on TCP congestion control over a satellite network [C]//Proceedings of IEEE International Performance, Computing, and Communications Conference (IPCCC). IEEE, 2022: 325-331. DOI: 10.1109/IPCCC55026.2022.9894351

[13] 韩梦瑶, 燕飞, 曹畅, 等. 高通量数据网演进关键技术 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(6): 10-15. DOI: 10.12142/ZTETJ.202406003

作者简介



**易昕昕**, 中国联合网络通信有限公司研究院高级研究员, 高级工程师; 主要研究领域为下一代互联网、IPv6+及智算网络等。



**张乃瞻**, 中国联合网络通信集团有限公司研究院博士后; 主要研究领域为算力网络新型架构和关键技术。



**刘雅承**, 中国联合网络通信集团有限公司高级工程师; 主要研究领域为承载网络架构与关键技术。



**韩梦瑶**, 中国联合网络通信集团有限公司研究院博士后; 主要研究领域为下一代互联网架构演进与关键技术。



**曹畅**, 中国联合网络通信集团有限公司研究院下一代互联网研究部总监, 正高级工程师; 主要研究领域为算力网络、IPv6+网络新技术、未来网络体系架构等。