

新型网络智慧化发展关键技术研究

张维庭¹, 郭瑞彬¹, 郝帅¹, 杨冬¹, 黄鑫宇², 张宏科¹

(1. 北京交通大学电子信息工程学院, 北京 100044; 2. 滑铁卢大学电子与计算机工程学院, 滑铁卢 N2L 3G1)

摘要: 在人工智能 (AI) 时代, 以大模型为代表的生成式 AI 应用对通信效率、确定性与可扩展性提出更高要求。提升网络智慧化水平以适应时延、可靠性、带宽等多维应用需求, 已成为新型网络研究重点。针对现有网络在静态配置难以适配动态业务、跨域协同与算网融合不足等方面的挑战, 分析了网络智慧化的内涵和关键技术, 以智慧服务为核心, 提出“智慧服务层-映射适配层-融合网络层”的体系架构。通过构建涵盖意图、映射、执行、反馈与优化的智慧闭环机制, 支撑网络自主运行。可靠传输与多维服务保障欠缺、跨域资源协同与算网融合难, 以及安全与隐私合规风险, 共同制约网络智慧化的发展, 需在按需路由、传输控制、服务优化和智能运维等方面进行创新和突破, 推动路由与寻址、传输调度、服务编排与内容分发、智能运维与测量、安全与可信等关键网络技术的持续演进。

关键词: 网络智慧化; 传输控制; 服务优化; 智能运维

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025163

Research on key technologies for the intelligence development of novel networks

ZHANG Weiting¹, GUO Ruibin¹, GAO Shuai¹, YANG Dong¹, HUANG Xinyu², ZHANG Hongke¹

1. School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

2. The Department of Electrical and Computer Engineering, University of Waterloo, Waterloo N2L 3G1, Canada

Abstract: In the era of artificial intelligence (AI), generative AI applications such as large models impose higher demands on communication efficiency, determinism, and scalability. Enhancing the level of network intelligence to accommodate multidimensional application requirements such as latency, reliability, and bandwidth, has become a key focus. The challenges of adapting static configurations to dynamic services, achieving effective cross-domain collaboration, and integrating computing with networking, the concept and key technologies of intelligent networking were analyzed. A hierarchical architecture consisting of the intelligent service layer, mapping and adaptation layer, and an integrated network layer was proposed. A closed-loop mechanism encompassing intent recognition, mapping, execution, feedback, and optimization was constructed to support autonomous network operation. Intelligent networking development remains limited by the inadequate support for multidimensional service guarantees, difficulties in cross-domain resource coordination and computing and networking integration, and risks regarding privacy compliance. Innovations are required in areas including on-demand routing, transmission control, service optimization, and intelligent operation and maintenance, to drive the continuous evolution of key network technologies including addressing, transmission scheduling, service orchestration, content distribution, intelligent operation and maintenance, as well as security and trustworthiness.

Keywords: network intelligence, transmission control, service optimization, intelligent operation and maintenance

收稿日期: 2025-06-10; 修回日期: 2025-09-16

通信作者: 郝帅, shgao@bjtu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62394321, No.62425104)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62394321, No.62425104)

0 引言

信息网络作为国家重要基础设施,对社会、经济发展具有重大推动作用^[1-3]。随着多种行业领域的迅速发展,产业界在安全性、可靠性、高效性和灵活性等方面对网络服务提出了更严苛的要求。近年来,智慧化相关技术,如人工智能(AI, artificial intelligence)、网络功能虚拟化(NFV, network function virtualization)、云计算等快速兴起,相比于传统技术在运行效率等方面具备显著优势。将智慧化技术融入网络体系,改变当前网络“静态僵化”的运维管理模式,已经成为国内外学术界、产业界的共识。

以大模型为代表的生成式AI在低时延、高并发的传输和调度方面对网络提出新挑战^[4-6]。此类模型依赖分布式训练与协同推理机制,要求底层网络具备强算力与智能调度能力。网络智慧化通过资源感知与智能预测,可支撑其推理服务过程中的流量管理与多点协同,成为其落地应用的关键基础设施。大模型业务的兴起验证了网络智慧化对于国家数字经济战略布局和产业转型升级的重要价值。

在无线网络领域,国外正在积极推进6G网络的全面智慧化和全网功能虚拟化,将硬件部署和软件开发彻底解耦,降低开发成本和难度。在有线网络领域,电气电子工程师学会(IEEE, Institute of Electrical and Electronics Engineers)和国际互联网工程任务组(IETF, Internet Engineering Task Force)等组织相继提出在时间敏感网络(TSN, time-sensitive networking)和确定性网络(DetNet, deterministic networking)中引入深度学习方法,提升网络自我管理和控制能力^[7-9]。我国也做出了“世界正在进入以信息产业为主导的经济发展时期”的战略判断和“把握网络化、智慧化融合发展的契机,以信息化、智慧化为杠杆培育新动能”的战略部署。实现高质量的网络智慧化发展,对占领网络技术制高点,意义重大。

本文所称“新型网络智慧化”,是指以智慧服务为核心目标,基于AI原生能力、多域融合控制能力和数据驱动决策机制对关键网元与流程进行“+智慧”的增强,使网络能够主动适配用户意图与应用场景,形成具备动态适配、自主协同与智能演进能力的网络新范式。与传统网络相比,新型网络的智慧化发展和运营不仅突破静态配置、集中控制

的技术瓶颈,更通过算网融合、意图驱动等机制,重塑了网络资源组织、控制与服务方式。

本文针对网络的智慧化发展战略进行研究,梳理了AI时代信息网络面临的挑战,分析了实现网络智慧化发展的重要性,明确了实现智慧化发展的具体含义和关键技术,并结合我国网络建设实际情况提出了进一步增强网络智慧性的宏观建议和具体落实措施,以期为我国网络高质量发展提供一种新的视角和思考。

1 现有网络的挑战与智慧化发展的重要性

AI时代下,新兴业务和场景的不断涌现,网络服务需求正在发生显著变化,导致现有网络面临严峻挑战。

一方面,现有网络缺乏高级智慧能力,难以满足各种新型网络业务及场景的多样化需求。具体而言,传统互联网基础设施由不同的网络硬件设备组成,如交换机、路由器以及其他网络中间设备,设备内部安装了专用硬件集成电路以执行固定的任务。为实现专门功能,这些设备预编程有不同的复杂规则,在设备运行过程中规则不能随时修改,只能执行单一固定任务。由于单台硬件设备的资源有限,无法预先编程多个规则以提供多样化的网络服务,因此,难以实现个性化服务的按需供给以及差异化、定制化通信网络服务的灵活适配。特别值得关注的是,以大语言模型为代表的生成式AI业务,对网络的实时性、吞吐能力和智能调度能力提出了极高要求。例如,在训练阶段,大模型通常需要跨地域同步超大规模数据中心的梯度信息;在推理服务过程中,还需支持大规模用户的并发访问,并在边缘节点实现低时延响应。这些都远远超出了传统网络架构和管理模式所能支撑的范畴。传统网络的“静态配置”和“被动响应”特性在此类场景下存在明显局限,而网络智慧化通过引入智能路由和资源协同等机制,增强了对多维业务场景的适应能力,能够为新兴业务提供可靠支撑。

另一方面,网络服务模式也在发生转变,即从用户“被动适应”网络向网络“主动适配”用户进行智慧化演进。然而,现有网络配置管理机制相对简单,难以适应这种模式转变。现有网络尚不具备主动区分流媒体、虚拟现实(VR, virtual reality)、游戏等实时通信业务和其他一般业务的能力,难以

针对用户的差异化服务需求进行灵活组网和资源预留,导致时间敏感类业务的服务质量难以得到有效保障。

此外,从技术角度而言,当前我国网络领域的核心技术源自欧美,网络自主化进程面临原始设计僵化、无法综合管控等问题,难以满足国家及行业的多样化服务需求,迫切需要建设核心技术自主可控的新型网络。如何摆脱网络核心技术制约与限制,推进国产化、智慧化、有特色、自主可控的网络建设进程,支撑新型网络技术与传统产业深度融合,是国家“网络强国”战略所面临的主要挑战。

网络管理与优化领域作为克服以上挑战的潜在突破口,正经历一场巨大变革。软件定义网络、网络功能虚拟化等技术使现有网络脱离了底层硬件限制,但无法完全解决未来网络应用规模扩张所带来的诸多问题。因此,针对当前的挑战,需要寻找一种全面智慧化的网络管理技术。人工智能技术目前已成为行业内数字化转型的重要驱动力。在网络遥测、策略自动生成等技术的推动下,通过逐步将人工智能和大数据技术应用到单域、跨域和全系统中,有助于完成网络全生命周期的智慧化运转。

网络智慧化凭借其自动化、自优化、自治化的优势,已成为未来网络发展的重要方向。

第一,网络智慧化加速了网络推理速度。相比于传统的决策算法,如动态规划、可满足性模理论、启发式算法等,人工智能充分利用了各类异构的算力资源,不断提高算法的迭代速率,在执行任务推理时,可以利用先前训练好的智能模型,快速做出决策,利用现有算力资源,如图形处理单元(GPU, graphics processing unit),决策时延通常可以达到秒级甚至毫秒级。

第二,网络智慧化使网络更加灵活地适配任务需求。网络的服务对象是用户,传统的网络结构和功能相对“静态僵化”,用户只能被动适应网络服务能力,网络难以满足用户个性化定制服务的需求。网络智慧化可以通过用户意图识别、网络按需组建、动态网络优化等技术增强网络动态适配的能力,从而在网络状态和流量预测、网络架构组建、网络安全防护等方面取得突出的性能表现,实现网络适配用户,进而提供高质量的个性化网络服务^[10]。

第三,网络智慧化提升了网络的可扩展性。随

着网络设备和传感器数量呈现指数级增长趋势,传统网络因管理模式的瓶颈容易导致网络中传输的流量过负荷,影响网络的性能。网络智慧化通过对流量和资源的智能预测与适配,可以有效增强网络的动态响应能力^[11]。

第四,网络智慧化降低了异构网络管理的难度。由于网络技术的异构性,网络互操作和互联互通存在一定困难,网络智慧化通过设计统一的管控框架,使部署在异构网络中的智慧决策算法具有统一性,为有效管理异构网络节约了成本,提升了用户体验^[12]。

第五,网络智慧化使网络具有更好的可预测性和可决策性。网络规模的扩大给传统网络基础设施带来了额外复杂性,如连接网络的用户设备大幅增加,以及新兴的具有未知行为的新应用等。网络智慧化具备预测分析功能,可对流量等数据进行分析,使管理人员能据此做出积极主动的决策,同时可以为如何进一步优化网络提供有价值的参考^[13]。

第六,网络智慧化为设备提供更好的安全性。相比传统网络,网络智慧化所带来的资源动态适配能力和实时监控和分析能力使其对网络中流量和资源的变化情况更为敏感,对于异常流量能够更迅速和准确地识别,并更好地做出防御措施,从而达到提高安全性的效果^[14]。

鉴于此,本文对网络智慧化技术的过去、现状和发展趋势进行了全面梳理和调研,构建网络智慧化技术生态体系,制定我国网络智慧化发展战略,对突破网络核心技术、建设网络强国具有重要意义。

2 网络智慧化的内涵及研究进展

2.1 “智慧化”发展的含义

网络智慧化的重点在于如何定义“智慧”,如何在网络中体现“智慧”,如何将网络智慧化融入各领域应用场景。将人工智能等信息技术与网络融合,建立面向差异化服务的意图、映射、执行、反馈和优化的网络智慧体系,实现网络的自主运行与演进,并设立网络智慧化的逐级演进标准,是阐释网络智慧化内涵的主要任务。

本节将网络智慧化划分为智慧服务层、映射适配层与融合网络层三大功能模块,分别承担服务意图与策略、语义映射与资源适配、服务承载与执行

等任务。但与传统网络相比，网络智慧化不仅强调连接能力，更注重智能感知、实时决策、自主优化等特性。具体而言，传统网络以静态配置和人工调度为主，难以应对动态复杂的业务场景，而面向智慧服务的网络智慧化则具备基于AI的自动感知与控制能力，可显著提升故障响应时延、资源调度效率与网络自适应性，在性能、灵活性与可持续性方面展现出显著优势。因此，网络智慧化的核心内涵应包括：感知驱动的状态建模能力、基于策略的闭环控制能力以及面向多目标的自我优化能力，形成“可感知、可决策、可演进”的新型网络范式，其运行逻辑如图1所示。

基础，其核心目标是实现对网络状态、业务意图、用户行为等多维信息的精准、高频、低开销感知。当前，智能感知正朝着语义感知和跨层融合感知的方向深化发展。语义感知突破传统对数据包结构的浅层感知，进一步识别用户意图与业务语义，为后续调度提供高层次理解基础。跨层融合感知打通网络协议栈各层（如物理层、链路层、应用层）之间的信息壁垒，实现从底层资源状态到上层应用需求的全栈感知。具体而言，融合网络层通过采用带内遥测（INT, in-band network telemetry）和开源观测框架 OpenTelemetry 等主动探测机制，实时采集链路的时延、丢包率、带宽占用等关键性能指标。同时，结合可定义感知语言和语义建模工具，构建统一的服务与资源感知框架，用于支撑上层智能策略的精准生成。基于统一的高层语义描述模型，系统能够构建全网视图，全面反映当前网络状态。此外，智慧服务层负责获取并解析用户以多种方式输入的服务意图，完成到标准化意图表达的转写。理论上，意图识别属于复杂的序列映射任务，其本质是从非结构化输入中提取结构化策略需求，可视为一种条件下的多目标分类或结构预测问题，计算复杂度与输入维度、语义空间大小和策略集合规模呈指数关系。以当前主流的基于注意力机制的意图识别模型为例^[15]，其时间复杂度通常为 $O(L^2d + Ld^2)$ 。其中， L 为输入意图序列长度， d 为模型维度（如 Transformer 编码层的隐藏层宽度）。因此，为提升实时性，实际系统往往通过领域缩减、意图聚类等方式对输入空间进行压缩，减少推理开销。映射适配层据此进行语义建模与策略映射，针对网络状态复杂、流量行为多变、业务模型不确定等特点，通过机器学习技术进行复杂不确定业务与多维资源间的决策拟合，根据当前网络状态信息验证网络策略，并对其进行优化，然后将优化后的策略下发到融合网络层的实际网络设备中。该层执行策略映射的过程可以建模为多约束满足问题（CSP, constraint satisfaction problem），其时间复杂度随着约束维度 m 及变量取值空间大小 k 的增大呈指数增长，复杂度可达 $O(k^m)$ 。例如，文献[16]指出，在仅使用理论约束可满足性（SMT, satisfiability modulo theory）求解器处理节点可达性和优先级等约束时，随着节点数 N 的增加，耗时呈指数级增长，当节点数达到一定规模时，求解时间将变得

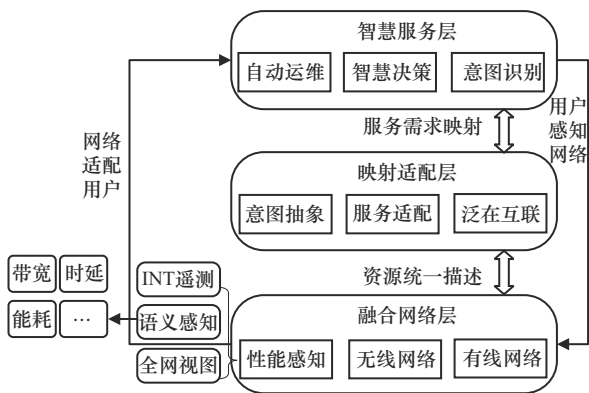


图1 网络智慧化功能结构设计

图1所示的三层架构设计立足于面向网络智慧化演进的实际需求，采用“智慧服务层-映射适配层-融合网络层”的垂直分层结构，体现了从智慧决策到状态感知再到底层连接的递进逻辑，AI能力内化并按职能分布于三层：上层策略与评估，中层语义与映射，下层承载与执行。与部分6G架构将“智慧面”作为贯穿控制面与用户面的横向实体不同，本文架构强调智慧能力的内化与按职能分布于智慧服务层、映射适配层、融合网络层之中。智慧服务层位于最上层，代表AI驱动的策略生成、全局优化与业务意图解析；映射适配层则通过AI技术将网络环境、状态信息与业务特征进行匹配与映射，完成跨层状态汇聚、语义抽象、意图-资源映射与策略验证；融合网络层承载实时带内性能感知与数据传输。该结构有助于强化智慧能力的“上层主导、全域调度”作用，体现从“被动控制”向“主动智能”的演进趋势，符合面向智慧服务的网络智慧化架构向纵深自治演进的发展方向。

具体而言，智慧服务层是网络智慧化的关键基

“不可接受”。融合网络层是各种数据包转发网络元素的集合,为复杂不确定情况下的多样化业务提供网络承载支撑。利用软件定义网络(SDN, software defined network)、NFV以及可重构等新兴技术,实现功能重组、路由调度、服务承载和资源配置等自适应调节,以此增强网络的业务适应性和可扩展性,支持跨域资源的动态协同分配和深度融合利用,使其具备柔性组织和持续演进的能力。

在该逻辑中,智慧拟合决策具有以下3个重要性质。1)柔性适应:在满足动态网络应用的传输需求和提升资源效率之间取得平衡,基于用户服务质量反馈,优化网络资源配置,从而实现对服务需求的有效满足和适应性调整;2)自主调控:网络自主地对资源进行管控,在时间和空间维度上精准掌握资源的调整时机,最大程度实现用户需求与服务效果之间的完美契合;3)族群聚合。针对不同类型的网络业务,构建服务族群,并确保资源优化仅作用于目标业务族群,避免对其他非目标业务族群的服务质量产生不必要影响。

综上所述,网络智慧化可定义为能够根据自身的网络状态和具体业务需求,结合大数据、深度学习、强化学习等技术使网络具有自主策略定制能力,以最优运行效果为导向自主生成细粒度差异化的智能网络策略。

2.2 产业界与学术界研究应用现状

网络智慧化在产业界的应用不断深化,正在显著改变企业的网络运维与服务模式。网络智慧化落地的重要基础是生产过程中所积累的大量数据。国际数据公司(IDC, international data corporation)预测,2025年全球产生的数据量将达到175 ZB,比2018年产生的33 ZB数据增长了430%^[17]。对于致力于网络数据驱动决策的公司而言,数据量的激增在时延控制与网络弹性方面具有显著作用。海量的数据集是产生网络深度智能的原材料,不仅可以推动现有网络业务运营的改进,还可以生成新的网络业务线。网络智慧化模型通过分析数据趋势与环境特性,实现更精准的智能决策。目前,网络智慧化发展给产业界带来的影响是不可忽视的。首先,网络自动化水平显著提高,取代了以往由人工才能完成的任务;其次,基于人工智能技术的网络不局限于自动化,随着有效训练轮次的增加,完成网络任务的效率和性能也将得到有效改进。随着网络智

慧化的推进,网络管理正由手动操作转向自动维护,自动化水平与优化性能持续提升。

目前,欧美多国正在积极推进智慧网络体系的研发与验证。欧盟“Hexa-X”项目作为6G旗舰研究计划之一,重点提出“AI-native network”概念,强调从底层协议到服务编排全过程引入AI原生能力,构建具备感知、推理、自优化能力的智慧网络架构。该项目通过软硬件解耦、语义驱动协议栈和协同智能体的设计,支撑未来高动态业务环境下的泛在连接与按需服务。美国国防部则在“自动化网络与协议栈”方面持续投入,推动面向战场态势的自适应网络构建,强化网络节点的自主决策与协同控制能力。相关研究注重强化网络协议在非结构化场景下的生存性、可重构性和安全性,为推动智慧网络从被动管理向主动自治演进奠定了基础。

针对现有网络在智慧化能力上的不足,近两年的6G研究显著加快了向“AI-native”范式的演进。在理论层面,Wu等^[18]为网络切片引入了“AI-native”思想,并明确区分了“利用AI实现智能切片管理”(AI for slicing)和“构建定制化切片以支撑AI服务”(Slicing for AI)两种协同模式^[18]。Zhou等^[19]利用云边协同的大语言模型,成功实现了跨越文本与时序数据两个领域的知识迁移与数据生成。在此基础上,Chen等^[20]进一步提出了具体的AI-native网络架构,通过引入独立的“计算面”来统一编排AI任务。

上述架构在空天地一体化网络(SAGIN, space-air-ground integrated networks)等跨域协同场景中尤为关键。对此,文献^[21]详细阐述了如何利用基于学习的AI决策框架去应对SAGIN中网络拓扑和服务需求的时空动态性和大规模资源变量的相互依赖性。为实现复杂跨域场景中的高效协同,Gong等^[22]提出了一个包含感知、控制、智能等在内的五平面协作架构,从算网控融合的维度规划了跨域资源的管理。在算法层面,Li等^[23]针对多域协同卫星网络中的路由难题,提出了一种分层强化学习方法,通过智能体间的协作来解决具体的跨域决策问题。上述研究成果为推动智慧网络从被动管理向主动自治演进奠定了基础。

在未来的很长一段时期里,人工智能技术将为网络技术智慧化的研究工作持续赋能,研究网络智慧化,最主要的就是研究人工智能与网络的融合。

一方面,在人工智能技术的帮助下,海量数据信息能够得到有效的处理;另一方面,通过人工智能强大的协作能力,多种多样的数据资源得以共享,从而进一步提升网络管理的效率。具体而言,学术界针对人工智能技术在网络领域的应用开展了以下研究。

1) 应用于硬件系统优化。计算机网络技术的快速发展依托于计算机中精密的硬件系统,伴随着硬件优化与软件协同,计算机网络技术向着更高级别的方向演进。大数据时代,软硬件技术的优化迎来了更多新机遇。通过持续优化创新,计算机系统的分层架构优势将得到进一步体现。人工智能不仅能够有效提升硬件性能,而且能显著简化计算任务的复杂度。

2) 应用于网络资源管理。在人工智能技术迅速发展的过程中,产生了海量的数据信息,如何对这些信息进行有效分析,成为亟待解决的关键问题。在新时代背景下,充分发挥优势资源的作用,是网络信息资源管理面临的新需求和新挑战。人工智能技术主要通过学习海量数据的分布规律来实现对数据的高效管理。

3) 应用于网络服务保障。网络服务优化工作进一步提升了网络资源配置的合理性,带来更加优质的网络服务体验。传统的网络优化工作需要运营商投入大量人力、物力和财力,其生产效率不理想、业务处理周期长且覆盖面不全面。此外,当今网络业务需求趋于多样化,传统网络技术已难以满足多维网络服务保障的新要求。通过人工智能技术能够实现对数据规律的学习,基于批量化的模型展示其内涵,最终实现对网络服务的科学调整与优化。

4) 应用于网络安全防护。在当前阶段,无论是在入侵检测、防火墙,还是在加密认证等安全应用上,都能够基于人工智能手段来完成对计算机网络安全的有效防护。以智能反垃圾邮件功能为例,系统能够在不影响用户使用体验的情况下,对邮件内容进行安全检测,及时标记垃圾信息,防止用户在后期使用过程中受到垃圾信息的干扰,从而提高整个计算机系统的安全性。

2.3 实现网络智慧化面临的主要问题

当前网络智慧化发展面临多方面挑战。

第一,受限于早期互联网架构的限制,无法对现有网络直接进行修改,导致当前传输架构难以动

态适应用户需求,未来需要研究更加智能的传输架构以适应各类用户的传输需求;对于大流量的拥塞控制,当前网络需引入更加智慧化的控制算法来提高拥塞控制效率,使拥塞控制更加适应网络状态的动态变化。

第二,网络智慧化决策能力有待提升,具体包括:①智慧化性能不足,对于较大的网络拓扑,智能算法训练所需的计算时间开销也较大,且学习过程更易受到噪声的影响,导致收敛不稳定,难以满足预期目标;②智慧化路由方案不统一,对于不同种类的网络,往往需要设计与之适配的智能路由方法,需花费较大的人工成本;③智慧化决策方法落地困难,多数智能算法需要大量分布式、高性能计算资源的支持,当前网络智慧化基础设施建设薄弱、智慧化技术研发仍处于初级阶段。

第三,当前网络智慧化服务在多域融合、业务编排、资源调度等方面有待进一步发展,具体包括:①当前网络服务局限于单个管理域,针对多域融合或跨域网络智慧化服务有待进一步研究;②当前网络服务多针对静态环境,由于网络复杂程度高、网络需求与网络资源的不断变化,需要逐步向动态服务部署的方向发展;③服务部署缺乏异构性,需要通过融合异构网络与异质资源,提高服务的普适性,以使服务适配多样化应用场景;④当前针对服务的策略缺乏安全性和隐私性,提高服务的安全性以及对数据进行保护是智慧化服务的一大挑战。

第四,网络智慧化运维在绿色节能、性能评估等方面仍处于初级阶段,具体包括:①网络运维以人工智能技术为主、人工协助为辅进行分析决策,未实现完全自主可控的运营与维护,基于多服务、多管理域等场景下自动化闭环运维存在较大难度;②由于网络存在复杂度高、可预测性低等问题,如何提升自适应决策与管理能力,推动自动化运维发展面临挑战。

第五,网络智慧化面临多种安全风险,具体包括:①目前的系统缺乏对于状态变化模式的抽象能力,需要进一步优化网络性能,降低通信时延与负载,减少对于平台的依赖性并减小网络开销;②网络安全问题需要进行溯源,而大多数机器学习算法都是黑盒模型,无法进行溯源。在未来的研究中应当进一步研究机器学习方案的可解释性和鲁棒性,

同时兼顾网络溯源的问题。

第六,高质量、场景化的网络数据集严重匮乏。人工智能模型的性能高度依赖于训练数据的质量与数量。然而,在网络领域,获取真实、全面且标注良好的数据集极其困难。主要原因包括:①商业敏感性与隐私,运营商和企业因数据安全和用户隐私规定,难以公开其真实的网络流量、故障日志和拓扑信息;②标注成本高昂,为网络数据(如流量分类、故障根因)打上准确标签需要深厚的专业知识和巨大的人力成本;③动态性与时效性,网络状态瞬息万变,所构建的数据集难以保证时效性,无法完全反映网络未来的动态。当前学术界的研究大多基于过时的公开数据集,所训练的模型在真实环境中的效果大打折扣,难以实现网络智慧化从理论走向应用。

第七,智能模型的场景泛化与鲁棒性不足。当前的网络智能模型普遍存在“过拟合”问题,即一个特定网络环境训练出的模型,在网络拓扑、业务类型或流量模式发生变化后,性能会急剧下降或无法适用新场景。为此,如何设计出具有强大场景泛化能力的训练与推理模型是一个严峻挑战。例如,一个为数据中心网络设计的流量调度模型,很难直接应用于广域网或工业互联网场景。这要求模型不仅能学习到数据中的关联性,更能理解网络协议、流量特征等背后的物理或逻辑规律。此外,网络环境中存在的噪声、数据丢失以及潜在的恶意攻击,都对模型的鲁棒性提出了极高要求。开发轻量级、可在线学习、能够快速适应环境变化的增量学习或迁移学习模型,是提升网络智慧化系统适应性的重要研究方向。

3 网络智慧化关键技术分析

3.1 按需路由技术

随着网络规模不断扩大以及多样化应用持续增加,网络中的流量呈现指数级增长趋势。为避免拥塞、保障不同优先级业务的服务质量与用户体验,路由决策与优化的重要性日益突出。然而,传统路由算法普遍存在计算开销大、时延高、收敛慢、动态适应性差等问题,难以满足高实时性、高动态性场景下的按需服务需求。为此,按需路由技术应从寻址方式、控制机制与算法优化3个层次逐步构建完整体系。

实现按需路由,一是设计可靠的寻址技术。传统网络的路由寻址仅通过互联网协议(IP, Internet protocol)来承载,其方式单一,在面对多样化、个性化、智慧化的网络架构时,通信质量易受到IP地址制约,且面临多种安全问题。文献[24]提出了一种全维可定义的多模态路由寻址表达方法,该方法包括基于IP标识、内容标识、身份标识、地理位置标识等多种模态的标识寻址,通过跨层统一的寻址体系支撑差异化业务需求。

二是提出动态适应性好、决策效率高的路由算法。在大部分应用场景下,具有硬实时性需求的时间敏感流都是静态且提前定义好的,因此现有规划算法普遍适用于离线场景。针对在线规划动态时间敏感流问题,传统算法计算时间长且开销大,容易陷入局部最优,难以实时调度业务流。基于深度强化学习的智能算法具有主动学习和适应动态环境的能力,且在推理阶段通常以低于秒级的时间得到计算结果,部署速度快,因此更适合解决在线规划动态业务流的问题。例如,文献[25]在异步确定性网络服务背景下,提出了一种基于深度强化学习的时间敏感流调度方法LEARNET,该方法通过流量预测和数据分析,来最大化网络收益。与传统路由技术不同,例如开放式最短路径优先协议(OSPF, open shortest path first),主要依赖跳数、带宽等静态或单一维度度量进行路径计算,按需路由技术利用多模态路由寻址和实时、全栈的网络遥测数据,通过人工智能算法感知业务的真实意图(如低时延、高可靠),动态地、预测性地计算出满足多维服务质量要求的最优路径,使网络从“尽力而为”的连接服务,升级为“按需定制”的确定性体验保障,实现了网络资源与业务需求的高效、精准匹配。

在本文体系中,按需路由的差异化目标由智慧服务层抽象并定义,映射适配层完成功能/路径与策略的映射与验证,融合网络层以可编程数据面执行并反馈测量结果,形成智慧化闭环优化。

3.2 高可靠传输控制技术

随着网络智慧化的发展,业务呈现出广泛分布和多级协同的特征。伴随互联网带宽的持续提升与时延的不断降低,自媒体、视频直播等多媒体流量呈现爆发式增长。特别是5G的普及催生了众多新型应用,工业控制、远程医疗、自动驾驶等关键场

景对通信网络提出了更高要求,尤其在可靠性和时延方面,需要提供更为严格的服务质量(QoS, quality of service)保障。

然而,传统互联网基于Best-Effort的传输机制在复杂链路环境下难以实现稳定、可控的传输,主要挑战体现在如何构建确定性转发路径、如何动态调控队列资源以避免拥塞以及如何保障端到端传输的稳定性等方面。为应对上述挑战,高可靠传输机制需从传输架构、传输协议、拥塞控制、多路径传输等多个维度协同优化,为网络智慧化应用提供大容量、低时延、强鲁棒的基础支撑。

在传输架构设计方面,目前有研究人员提出了一种新型网络——信息中心网络(ICN, information-centric networking)。ICN中的一个关键问题是设计路由和转发策略,即使在动态的网络连接下也能高效地传输流量。此外,研究人员还提出了一种ICN候选架构——内容中心网络(CCN, content-centric networking),并且是带有名称映射的可伸缩CCN系统,通过使用路由器标识符作为名称前缀来转发兴趣,提高了可伸缩性^[26]。近年来,涌现出一批新的网络传输协议。例如,快速UDP互联网连接协议(QUIC, quick UDP Internet connection)为应用层传输机制,通过减少连接开始时的握手时延解决队首阻塞问题;数据报拥塞控制协议(DCCP, datagram congestion control protocol)是一种通过面向连接的功能来增强UDP的协议,主要实现建立、维护和切断不可靠连接^[27]。一部分研究人员通过人工智能技术,重新设计更加智能的拥塞控制机制以适应日益复杂的网络。例如,TCPRem是拥塞控制领域第一次采用机器学习方法进行速率决策的算法^[28]。通过比较不同场景下,一个人为制定的目标函数值大小,来判定算法优越性。该算法基于机器学习,针对不同的网络状态自适应地调节发送窗口,并实时选择调节方式,直到目标函数值最优化。面向性能的拥塞控制(PCC, performance-oriented congestion control)是面向性能的拥塞控制新架构,用在线实验而不是离线预训练来优化发送窗口。每个发送者通过比对其当前操作和先验经验之间的差异,实现动态选择导致获得高性能的操作。

随着异构网络不断发展,不同网络资源逐渐丰富,多数设备都可以同时使用多种通信技术,因此

异构网络多路径传输被越来越多的研究者关注。在传输层,通过设计支持多路径传输的协议来利用多路径资源,为用户提供更大的带宽和更稳定的链路资源。例如,多路径传输控制协议(MPTCP, multipath transmission control protocol)是TCP的一个完全向后兼容的扩展,在移动便携式通信设备和数据中心得到了广泛应用。应用程序通过MPTCP同时使用多个连接,MPTCP实现了套接字接口和一个或多个TCP子流之间的数据传输功能。同时使用多个连接以提高总容量,为链路故障提供冗余,并减少拥挤路径上的负载。与传统传输控制(如TCP Reno/Cubic)采用基于丢包或时延的“被动式、规则化”拥塞控制机制不同,智慧化传输控制的关键差别在于:不再依赖单一被动协议,而是通过引入ICN等新型架构、采用QUIC等应用层协议、利用多路径传输技术以及内嵌PCC、TCPRem等人工智能算法,构建了从架构到路径协同优化的主动、预测式传输体系,实现了从“尽力而为”的试探性调节到“稳定可控”的预测性优化的飞跃,从而能够在多路径复杂场景下,为上层应用提供更优的高吞吐量、低时延与强鲁棒性基础支撑。

3.3 网络服务优化技术

在新型智慧网络中,服务对象已从传统的“连接”拓展为“算力+数据+内容”的融合体,多域异构资源之间的动态协同成为保障服务质量的核心。随着业务复杂性和用户个性化需求的提升,网络在面临资源类型异构、服务需求动态变化等挑战的同时,也对服务能力提出更高要求。如何实现资源与服务的统一建模,提升资源利用效率,并在突发负载下快速响应,成为网络智慧化亟待解决的关键问题。为此,网络服务优化成为智慧化演进的重要支撑,主要体现在业务编排与内容缓存优化两个方面。

网络服务编排是虚拟资源管理的应用之一,常用于SDN、NFV、云等环境中。编排可分为服务编排和资源编排,有效的网络编排能够为网络提供灵活的服务,降低网络运营成本。编排能够实现了对网络功能的自主管理,以及对计算、存储、网络资源的动态调整和优化,大大提高网络弹性。文献[29]提出了一种基于“三层、三域”的智融标识网络体系,该体系充分利用人工智能技术,实现服务空间与网络空间资源的融合与协同调度,以提供个性化

服务。资源适配层作为体系核心,感知网络组件层的网络资源以及服务层的服务需求,通过族群管理知识库实现组件和服务的映射,提高网络服务质量。与传统网络服务优化多依赖于人工配置的静态策略或简单的负载均衡算法不同,智慧化服务优化的关键在于:通过构建智融标识网络体系的先进架构,利用人工智能实现服务与全网资源的深度融合与协同调度,将网络升级为一个能够智能调度“算力+数据+内容”的融合服务平台,实现对业务需求的精准预测和资源的动态协同,显著提升资源利用率和个性化服务质量。

内容缓存是网络服务的应用之一,用于将数据、信息等保存在某个位置以使用户能够以最小的成本频繁访问。Lyu等^[30]为优化内容缓存可能导致的时延,提出了一种基于协作缓存的分布式在线学习方法,以联合优化不同时间尺度上边缘服务器的内容放置、请求调度和内容交付。Chen等^[31]设计了一种基于聚类的内容流行度预测框架,用于提高主动缓存性能,避免用户请求带来的稀疏性。

3.4 网络安全技术

随着网络智慧化不断演进,智能终端广泛部署、AI模型深度嵌入、网络协议日益复杂,攻击面呈指数级扩张,网络安全面临前所未有的挑战。在智慧化环境中,大量数据交互成为常态,保障数据的保密性、完整性与可用性,是当前研究的重点。

一方面,网络智慧化需要使用大量的数据作为支撑,如何确保这些数据的安全性成为当下重要研究内容。入侵检测(ID, intrusion detection)是网络安全的重要研究领域之一,所采用的技术可根据检测对象分为特征检测与异常检测。传统的特征检测方法基于先前收集的入侵流量的特征来识别当前网络中的流量,以检测是否存在入侵行为;异常检测根据创建的系统概要、网络 and 用户程序活动的基线图像来识别当前是否存在入侵行为。现阶段,将深度学习应用到入侵检测也是当前网络安全的研究热点,许多监督和无监督学习技术已被有效地应用于入侵检测。网络智慧化也要求网络能够智能地感知到恶意流量入侵与攻击,从而采取相应安全策略。具体而言,通过卷积神经网络、Transformer模型等机制,可有效识别加密通信流中的潜在攻击行为。进一步地,图

神经网络(GNN, graph neural network)可实现攻击路径的可视化建模与图结构推理,用于识别复杂的攻击链条。为提升跨域检测能力,联邦学习机制也被用于安全模型的协同训练,在保障数据隐私的前提下提升模型泛化性。

此外,网络防御也是网络安全的重要研究领域之一。目前的网络防御机制正从静态配置转向智慧化响应,并结合深度学习与模糊测试等方法,自动挖掘恶意应用或协议漏洞,借助迁移学习实现多平台知识迁移与共享。针对丰富的网络应用服务与复杂的交互场景,网络智慧化要求网络能够智能地感知应用场景中不同类型的安全威胁,提出可靠的防御方案。

网络加密机制与身份认证是网络安全的主要难点之一,对网络单元实施风险管控,建立适应专用场景的身份识别和密钥管理机制,已成为进一步提升网络安全性的关键问题。网络智慧化要求网络能够智能地感知应用场景中不同类型安全威胁,依据联邦学习、区块链、多维认证、态势感知等关键技术,建立完善的网络安全加密认证体系架构。相比于依赖已知攻击特征库的传统安全手段(如签名匹配),网络智慧化深度融合了多种人工智能技术,例如,通过卷积神经网络与Transformer模型来识别加密流量中的潜在攻击,利用图神经网络实现复杂攻击链的可视化建模与推理,并借助联邦学习、区块链等机制进行跨域协同和可信认证,使安全体系具备识别网络攻击、溯源高级威胁、保障隐私安全的能力,从而构建一个更具预测性、适应性和韧性的主动防御体系。

3.5 网络管理与运维技术

随着网络智慧化的不断推进,设备类型、运行状态与业务模型呈现出高度多样化特征,传统依赖规则库与人工经验的网络运维方式已难以应对多源异构、高动态的复杂运行环境。网络在部署、运行、优化、保障等阶段面临多种不确定性,如何实现故障的快速发现、精确定位和自动修复,成为智慧化运维的核心挑战。

网络故障检测与智能诊断作为运维体系的基础环节,对于保障网络稳定运行尤为关键。通过对网络的探测可以对故障进行定位,诊断出故障原因,为最终修复网络故障或异常提供参考。网络状态评估监测技术可以划分为网络性能评估和网络流量监

控。网络从组建到运行的整个过程中,对于网络性能的评估有助于了解网络的最佳配置,以使网络能效最大化。

网络流量监控为后续异常监测、故障管理、流量工程等提供原始数据,同时为满足不断增长的流量需求,运营商对流量的按需监控也尤其重要。为了提高网络监控探针有效识别故障的能力,Arri-goni等^[32]将路径效用概念引入故障定位方法中,提出了一种基于随机优化和贝叶斯方法的渐进式定位方法,通过监控探测路径获取网络信息。Ferriol-Galmés等^[33]为准确评估网络从部署到生产时的最佳网络配置,设计了一种基于GNN的RouteNet-Erlang架构,支持复杂的任意流量模型以适应现实流量场景,可以有效扩展到更大的链路容量和更长的路径。Xie等^[34]设计了一种能够提取不同维度高阶和非线性特征的神经张量补全模型,并将3D卷积神经网络引入特征提取层以提高监控数据恢复的准确性。传统网络运维是事件驱动的,高度依赖人工经验进行故障定位和修复,响应滞后。智慧化运维的关键差别在于“数据驱动”和“预测驱动”,通过对海量运维数据(日志、指标、追踪等)的智能分析,实现故障智能预测、根因精准定位和处置措施自动推荐与执行。

基于上述挑战和技术基础,当前智能运维体系正向深度融合AI能力演进。具体路径包括:借助智慧化运维平台融合日志、指标与链路信息,实现多模态异常检测;结合知识图谱与因果建模完成故障定位与智能告警;引入大模型进行语义解析与处置建议生成,提升响应速度与精准度;依托数字孪生网络环境开展策略仿真等。这些技术为构建高效、自主、智能的运维体系奠定了基础,推动网络向“零中断、零人工”的智能管理目标迈进。

4 我国网络智慧化发展的建议

为促进网络智慧化高质量创新发展,面对以上挑战,以整体设计、优势树立和产业应用3个方面为突破口,提出以下发展建议。

4.1 聚焦核心技术自主可控的新型网络体系架构

为实现我国网络技术体系的自主创新与高质量发展,需构建面向未来的新型网络架构,以原创性技术为导向,聚焦于建设自主原创性网络,推进网络核心能力的国产化演进。

一是要创建新型网络原理、体系与技术。通过将AI能力内生于网络顶层设计之中,构建以意图驱动为核心的AI-native新架构,通过研发网络自然语言处理、知识图谱等技术,实现从业务需求到网络策略的自动映射、验证与闭环执行,从而创建出可兼容现有网络、性能领先的新型网络系统,有力支撑“网络强国”战略实施。

二是要筑基网络智慧化基础设施建设,推动实现网络关键核心技术自主可控。近年来,欧美等国对高新技术的输出进行了严厉管制,使我国部分企业不得不面临“卡脖子”窘境。要掌握网络发展的主动权,关键在于突破核心技术,创建符合新型网络发展趋势的自主网络体系。

为此,可构建跨域跨层的统一状态感知体系,通过扩展YANG(yet another next generation)等数据建模语言,并融合深度学习、图神经网络等AI技术,对网络拓扑、流量、告警等多源异构数据进行深层语义解析与趋势预测,以实现更精准、智能的全局决策。基于上述能力,网络系统能够主动地进行自我诊断与优化,例如,在流量洪峰到来前预测性地调整路由策略以规避拥堵,或是在海量告警信息中自动关联并定位出故障的根本原因,从而摆脱对国外厂商封闭、黑盒化管理工具的依赖,从根源上掌握网络运维的主导权。

4.2 坚持全过程“绿色节能、协同融合”理念

网络智慧化发展要体现出自身的价值和独特优势,向社会证明其对国家经济建设和发展战略的显著促进作用。

一是要进一步深入面向智慧服务的网络智慧化产业融合研究,推动网络智慧化向多行业、多领域融合发展。未来信息网络将通过人工智能等技术手段与各产业领域深度融合,包括车联网、工业互联网、算力网络、孪生网络和元宇宙等,呈现出应用场景“动态智慧化”的发展趋势。为此,实现多领域的“协同融合”,其核心在于智慧化的网络资源编排与调度。应重点发展基于深度强化学习的跨域资源编排器,使其能够自主学习异构网络(如5G、卫星互联网)的资源特性和业务负载模式,实现异构网络资源的按需、动态、最优协同,从而真正助力传统产业转型升级,并满足行业创新发展的多元化网络需求。

二是要深度统筹协调异构网络资源,构建绿色

节能网络,助力国家“双碳”发展战略。现有异构异构网络信息交互困难,实际传输效率低,导致网络资源浪费严重。为此,应深度统筹协调现有的异构网络资源,并提升人工智能技术在网络中的应用能力,从而构建智能适配、绿色节能的新型网络模式。在网络侧,研究人员提出了基于强化学习的能耗感知路由机制,例如,文献[35]系统梳理了面向6G绿色通信的多种AI模型应用场景,涵盖基于图神经网络的节能路由优化、基于强化学习的链路开启/关闭控制,以及基于生成模型的网络负载预测等策略。研究表明,这些AI模型在提升网络服务性能的同时,显著降低了能耗开销,是实现绿色智慧网络的关键支撑技术。

4.3 以行业需求为突破,推动工程应用落地

面向行业场景落地是检验与驱动网络智慧化演进的核心路径。以下列举了一些具有前景的应用领域。

1) 网络智慧化赋能工业互联网

工业互联网的构建基于网络、平台、数字和安全4个体系,将人、机、物与系统相连接。通过网络互联、数据互通和标识解析建立工业互联网网络体系,实现各网络之间的数据传输、数据建模的标准化,以及对虚拟资源的编码与解析。基于此体系,依托人工智能算法模型和新兴信息技术,实现产业线各应用场景的运营。针对工业互联网的智慧化与数字化,海量数据的采集与处理为其提供了基础,工业互联网的安全体系通过异常检测、原因分析、智能调优等方式实现闭环运维管理,基于联邦学习和区块链解决生产制造中安全与隐私问题。

将工业互联网向网络化、智慧化、数字化方向发展,为实现产业链全面升级提供保障。工业自动化提供自给自足、闭环管理的资源感知、配置、控制、适配等解决方案。要支撑起高精尖的工业应用,其网络通信面临着高可靠、低时延的确定性通信这一核心技术挑战。为此,未来的技术攻关重点应在于将AI与时间敏感网络、确定性网络等技术深度融合,利用机器学习模型对工业流量进行精准预测,并结合强化学习算法对时间敏感流进行智能调度与路径规划,以满足工业控制的严苛网络需求。此外,工业互联网中智能模型的落地,包括与云边端的融合、模型的适应与泛化能力的提升、轻量化模型的精度提升以及大规模供应链的预测与管

控问题,也是潜在的发展方向。

此外,工业互联网的可扩展性促进了与智慧城市、智能交通、智慧医疗与智慧农业等各实体领域的深度融合,实现了产业链的多领域互联。网络智慧化与工业互联网的交汇引领了智能制造时代,未来将会为用户带来定制化的产品与服务,满足各类服务需求,提升生产生活的效率,实现可持续发展。

2) 网络智慧化赋能自动驾驶

作为未来智能交通系统中至关重要的组成部分,车联网是实现智慧出行和智慧交通的关键技术之一。随着网络智慧化的迅速发展,通信与感知技术的融合设计与开发得到了进一步应用,车联网的通信感知一体化技术正受到广泛关注,对智能交通系统的发展具有重要意义。

自动驾驶汽车通过车载传感器来感知周围环境,并通过分析这些信息来决策车辆下一步的加速、制动和方向控制等行为,继而保障车辆行驶安全性。以车路协同为例,智能网联汽车技术提升了交通效率与安全,但也面临着真实场景下决策问题高度复杂的挑战。要解决这一挑战,关键在于发展面向车联网的AI赋能的边缘计算(MEC, multi-access edge computing)与通信融合技术。通过在网络边缘部署AI模型,对车辆的感知数据进行实时处理和融合,并智能分配通信与计算资源,有效支持车路协同、高精度定位等关键应用的超低时延需求。崔明阳等^[36]研究了智能网联汽车架构、功能与应用三方面相关技术,对用于单车的自动驾驶与基于网车协同的智能网联控车技术进行深入分析。洪金龙等^[37]针对人-车-路-云多源异构环境下的协同节能问题,详细介绍了经济驾驶、多车协同和十字路口车路协同等方面的最新研究进展。Feng等^[38]提出了一种面向智能网联汽车的综合测试系统。该系统覆盖了自动驾驶计算平台、感知模块、通信与信息安全、人机交互以及道路实测等多个方面,全面评估车辆在自动驾驶功能、安全保障、乘坐舒适性及系统可靠性等维度的表现。当前,自动驾驶研究主要集中在单个车辆的自动控制,对车路协同、路网一体的探索仍处于早期阶段。

网络智慧化在此场景特指将智慧化技术应用于城市和交通基础设施,实现车路一张网,以提高交通系统的效率、安全性和可持续性。例如,将智慧

化技术应用于城市交通管理系统,通过传感器、摄像头和数据分析,可以监控交通流量、优化信号灯控制,进而减少交通拥堵并提高通勤效率;在交通数据分析方面,通过利用大数据和人工智能技术,可以分析交通数据,预测交通拥堵,进而优化交通路线。

上述两个领域的发展相辅相成。网络智慧化可以为自动驾驶提供实时数据和基础设施支持,自动驾驶技术可以使交通系统更加智能与高效。未来,随着上述两个领域的不断发展,可以预见更多智慧化交通解决方案和自动驾驶汽车的应用,以改善城市交通运行情况并提升交通安全保障能力。

3) 网络智慧化赋能算力网络

为有力保障我国数字经济健康稳步向前,实现算力基础设施区域协同、绿色集约等发展目标,国家围绕数据中心的算力统筹规划,提出了以“东数西算”为核心的多层次、一体化数据中心全新布局。算力基础设施正逐步成为各行业信息系统的重要支撑,在数字经济的发展中发挥着关键作用。算力网络(CFN, computing-first networking)正是一种新型的分布式算力资源协同管控解决方案,该技术随着以云计算为代表的传统中心化算力资源向边缘计算的下沉而出现。其主要目标在于连接分布在整个网络中的资源孤岛,构建云、边、端的数据协同计算体系,提升全网算力的资源利用效率^[39]。

算力网络通过对计算和网络资源的协同调配,实现了对海量应用按需、实时获取算力的支持,在保障用户体验一致性的同时,提升了整体算力资源的全局利用效率^[40]。从算力网络所倡导的技术理念中可以看出,其关键技术可归类为网络转发、网络承载和网络编排3个方面。具体来说,网络转发方面,网络智慧化可采用基于IPv6(Internet protocol version 6)的段路由(SRv6, segment routing over IPv6)技术为底座,构造智慧算力网关,将南北向流量转化为东西向流量。同时,利用IPv6可扩展头丰富的可编程空间,实现IPv6+网络新技术,为网络、存储、算力等多维度资源的协同调度提供保障^[41]。网络承载方面,在网络切片能力的基础上,通过网络智慧化的探测感知,对全网资源进行统一度量及智能感知,对动态资源占用情况进行预测,解决当前网络难以感知业务需求、算力和

服务难以良好匹配的问题,有效整合算力网络泛在、异构、分布式的计算和存储资源。服务编排方面,可通过网络智慧化的分析决策实现算力的灵活匹配与确定调度。同时,结合底层基础设施的资源调度管理能力,有效管理数据中心内的异构计算资源、存储资源和网络资源,以提升网络与计算的效率和性能,实现对全国分散计算资源的统一管理^[42]。网络智慧化将网络从提供“连接”走向提供“连接+计算”,实现算力在网络中的可管、可控、可用,实现全频域、全场景、全业务的灵活适配与资源协同。

5 结束语

随着AI时代的发展,新兴业务对网络提出了更高的智慧化和自适应能力要求,传统“静态僵化”的网络架构亟待演进。网络智慧化作为应对多维业务需求和复杂场景的关键解决方案,正成为未来网络演进的主流方向。

本文以智慧服务为核心,系统梳理了新型网络智慧化的发展内涵、技术体系与实现路径,提出了按需路由、高可靠传输、服务优化、安全防护与智能运维等关键技术。在未来研究中,亟须加快标准制定和产业融合步伐,推动网络智慧化在典型行业场景落地,构建具备自适应、自主演进能力的下一代网络基础设施。

参考文献:

- [1] 刘韵洁,黄韬,汪硕.关于未来网络技术体系创新的思考[J].中国科学院院刊,2022,37(1):38-45.
LIU Y J, HUANG T, WANG S. Thoughts on innovation of future network architecture[J]. Bulletin of Chinese Academy of Sciences, 2022, 37(1): 38-45.
- [2] 杨峻一,裴凡迪,许兆龙,等.基于微服务的6G空地一体化新型网络架构仿真系统[J].天地一体化信息网络,2022,3(3):87-96.
YANG J Y, PEI F D, XU Z L, et al. Simulation system of space-air-ground integrated micro-service new network architecture in 6G[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2022, 3(3): 87-96.
- [3] ZHANG W T, YANG D, WU W, et al. Optimizing federated learning in distributed industrial IoT: a multi-agent approach[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(12): 3688-3703.
- [4] SHEN X M, GAO J, WU W, et al. Holistic network virtualization and pervasive network intelligence for 6G[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 24(1): 1-30.
- [5] CAO X Y, NAN G S, GUO H C, et al. Exploring LLM-based multi-agent situation awareness for zero-trust space-air-ground integrated net-

- work[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, 43(6): 2230-2247.
- [6] 孙子剑, 廖逸玮, 鲁智敏, 等. 面向6G智能内生的隐性语义认知通信[J]. *移动通信*, 2023, 47(4): 7-13.
SUN Z J, LIAO Y W, LU Z M, et al. Implicit semantic-aware communication for 6G AI-native networks[J]. *Mobile Communications*, 2023, 47(4): 7-13.
- [7] POLVERINI M, CIANFRANI A, CAIAZZI T, et al. SRv6 meets DetNet: a new behavior for low latency and high reliability[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2025, 43(2): 448-458.
- [8] SASIAIN J, FRANCO D, ATUTXA A, et al. Toward the integration and convergence between 5G and TSN technologies and architectures for industrial communications: a survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024, 27(1): 259-321.
- [9] 高陈强, 朱向阳, 喻敬海. 基于OMNeT++的大规模确定性网络仿真实践[J]. *电信科学*, 2023, 39(11): 59-68.
GAO C Q, ZHU X Y, YU J H. Large-scale OMNeT++-based deterministic networking simulation practice[J]. *Telecommunications Science*, 2023, 39(11): 59-68.
- [10] YANG D, GONG K, REN J, et al. TC-flow: chain flow scheduling for advanced industrial applications in time-sensitive networks[J]. *IEEE Network*, 2022, 36(2): 16-24.
- [11] ALI A, LI M C, MOHAMMAD, et al. MOALF-UAV-MEC: adaptive multi-objective optimization for UAV-assisted mobile edge computing in dynamic IoT environments[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, DOI: 10.1109/jiot.2025.3544624.
- [12] ZHANG W T, YANG D, WU W, et al. Spectrum and computing resource management for federated learning in distributed industrial IoT[C]// *Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [13] YANG D, CUI E F, WANG H C, et al. EH-edge: an energy harvesting-driven edge IoT platform for online failure prediction of rail transit vehicles: a case study of a cloud, edge, and end device collaborative computing paradigm[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2021, 16(2): 95-103.
- [14] LE J Q, ZHANG D, YANG F, et al. Secure and efficient continuous learning model for traffic flow prediction[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2024, 21(4): 4900-4911.
- [15] LI L Y, YANG R N, LV M L, et al. From behavior to natural language: generative approach for unmanned aerial vehicle intent recognition[J]. *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, 2024, 5(12): 6196-6209.
- [16] SUN H F, LIAO X J, WANG J Y, et al. Fast and scalable ACL policy solving under complex constraints with graph neural networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2024, 32(5): 4175-4190.
- [17] REINSEL D, GANTZ J, RYDNING J. The digitization of the world from edge to core[J]. *IDC white paper*, 2018, 16: 1-28.
- [18] WU W, ZHOU C H, LI M S, et al. AI-native network slicing for 6G networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2022, 29(1): 96-103.
- [19] ZHOU X M, JIA Q M, HU Y J, et al. GenG: an LLM-based generic time series data generation approach for edge intelligence via cross-domain collaboration[C]// *Proceedings of the IEEE INFOCOM 2024 - IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.
- [20] CHEN Y X, LI R P, ZHAO Z F, et al. NetGPT: an AI-native network architecture for provisioning beyond personalized generative services[J]. *IEEE Network*, 2024, 38(6): 404-413.
- [21] CHEN Q, GUO Z, MENG W X, et al. A survey on resource management in joint communication and computing-embedded SAGIN[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2024, 27(3): 1911-1954.
- [22] GONG Y K, YAO H P, NALLANATHAN A. Intelligent sensing, communication, computation, and caching for satellite-ground integrated networks[J]. *IEEE Network*, 2024, 38(4): 9-16.
- [23] LI Y F, ZHANG Q, YAO H P, et al. Stigmergy and hierarchical learning for routing optimization in multi-domain collaborative satellite networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2024, 42(5): 1188-1203.
- [24] HU Y X, LI D, SUN P H, et al. Polymorphic smart network: an open, flexible and universal architecture for future heterogeneous networks[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2020, 7(4): 2515-2525.
- [25] PRADOS-GARZON J, TALEB T, BAGAA M. LEARNET: reinforcement learning based flow scheduling for asynchronous deterministic networks[C]// *Proceedings of the ICC 2020 - 2020 IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [26] WANG X N, CHEN X L. Social attributes-based content delivery for sparse vehicular content-centric network[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2023, 24(12): 14406-14414.
- [27] LAI Y C. DCCP: transport protocol with congestion control and unreliability[J]. *IEEE Internet Computing*, 2008, 12(5): 78-83.
- [28] WINSTEIN K, BALAKRISHNAN H. TCP ex machina[J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2013, 43(4): 123-134.
- [29] 张宏科, 冯博昊, 权伟. 智融标识网络基础研究[J]. *电子学报*, 2019, 47(5): 977-982.
ZHANG H K, FENG B H, QUAN W. Fundamental research on smart integration identifier networking[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(5): 977-982.
- [30] LYU X C, REN C S, NI W, et al. Distributed online learning of cooperative caching in edge cloud[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 20(8): 2550-2562.
- [31] CHEN Q, WANG W, YU F R, et al. Content caching oriented popularity prediction: a weighted clustering approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(1): 623-636.
- [32] ARRIGONI V, BARTOLINI N, MASSINI A, et al. Failure localization through progressive network tomography[C]// *Proceedings of the IEEE INFOCOM 2021 - IEEE Conference on Computer Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-10.
- [33] FERRIOL-GALMÉS M, RUSEK K, SUÁREZ-VARELA J, et al. RouteNet-erlang: a graph neural network for network performance

evaluation[C]//Proceedings of the IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 2018-2027.

- [34] XIE K, XIE R T, WANG X, et al. NMMF-stream: a fast and accurate stream-processing scheme for network monitoring data recovery[C]// Proceedings of the IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 2218-2227.
- [35] MAO B M, TANG F X, KAWAMOTO Y, et al. AI models for green communications towards 6G[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 24(1): 210-247.
- [36] 崔明阳, 黄荷叶, 许庆, 等. 智能网联汽车架构、功能与应用关键技术[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2022, 62(3): 493-508.
CUI M Y, HUANG H Y, XU Q, et al. Survey of intelligent and connected vehicle technologies: Architectures, functions and applications [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2022, 62 (3): 493-508.
- [37] 洪金龙, 高炳钊, 董世营, 等. 智能网联汽车节能优化关键问题与研究进展[J]. 中国公路学报, 2021, 34(11): 306-334.
HONG J L, GAO B Z, DONG S Y, et al. Key problems and research progress of energy saving optimization for intelligent connected vehicles[J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(11): 306-334.
- [38] FENG J C, SONG W X, ZHAN H T, et al. Research on testing system for an intelligent and connected vehicle[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1576(1): 012047.
- [39] 黄光平, 罗鉴, 周建锋. 算力网络架构与场景分析[J]. 信息通信技术, 2020, 14(4): 16-22.
HUANG G P, LUO J, ZHOU J F. Analysis of computation network architecture and according scenarios[J]. Information and Communications Technologies, 2020, 14(4): 16-22.
- [40] 穆域博, 韩淑君, 柴瑶琳, 等. 算网融合的现状和发展趋势[J]. 信息通信技术, 2022, 16(2): 27-33.
MU Y B, HAN S J, CHAI Y L, et al. The development status and trend of computing and network convergence[J]. Information and Communications Technologies, 2022, 16(2): 27-33.
- [41] 张维庭, 孙呈蕙, 王洪超, 等. 算网资源智能适配与融合调度方法[J]. 电信科学, 2023, 39(9): 12-20.
ZHANG W T, SUN C H, WANG H C, et al. Intelligent adaptation and integrated scheduling method for computing and networking resources [J]. Telecommunications Science, 2023, 39(9): 12-20.
- [42] 曹畅, 唐雄燕. 算力网络关键技术及发展挑战分析[J]. 信息通信技术与政策, 2021(3): 6-11.
CAO C, TANG X Y. Analysis of key technologies and development challenges of computing power network[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2021(3): 6-11.

[作者简介]



张维庭 (1992-), 男, 内蒙古巴彦淖尔人, 博士, 北京交通大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为工业互联网、算力网络和网络智能等。



郭瑞彬 (1998-), 男, 山西孝义人, 北京交通大学博士生, 主要研究方向为智算融合网络、确定性通信技术等。



郜帅 (1980-), 男, 河南济源人, 博士, 北京交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为未来网络架构、移动互联网、无线传感网络等。



杨冬 (1980-), 男, 山西运城人, 博士, 北京交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为新一代信息网络关键理论与技术以及工业互联网、网络智能化技术等。



黄鑫宇 (1995-), 男, 安徽合肥人, 博士, 滑铁卢大学在站博士后, 主要研究方向为网络数字孪生、流媒体传输等。



张宏科 (1957-), 男, 山西大同人, 博士, 中国工程院院士, 北京交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为新一代信息网络理论与关键技术。