

大模型驱动的网络智能运营管理 标准化和应用展望



Standardization and Application Prospects of Large Model Driven-Intelligent Network Operation and Management

李文璟/LI Wenjing, 方宏林/FANG Honglin, 喻鹏/YU Peng

(北京邮电大学, 中国 北京 100876)

(Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202505002

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/34.1228.TN.20250926.1514.008>

网络出版日期: 2025-09-26

收稿日期: 2025-08-16

摘要: 大模型的迅猛发展正在深刻变革网络运营管理方式, 推动自智网络从“外挂式智能”迈向“内生式智能”。聚焦大模型驱动的网络智能运营管理, 在分析网络运营管理智能化的发展需求基础上, 总结了网络运营管理大模型标准化进展。在提出大模型驱动的网络智能运营管理架构基础上, 阐述了大模型在网络自配置、自优化、自愈愈等过程的关键技术和挑战。对大模型在网络运营管理智能化中的应用和实例进行了验证, 展望了面向未来“标准引领、价值落地、能力演进”愿景的大模型运维体系, 可为实现真正智能自治的网络管理范式转型提供参考。

关键词: 网络智能运营管理; 大模型; 自智网络; 智能体

Abstract: The rapid development of large models is profoundly transforming the methods of network operation and management, driving autonomous networks to evolve from "external intelligence" to "embedded intelligence". This paper focuses on large model-driven intelligent network operation and management. Based on an analysis of the development needs for intelligent network operation and maintenance, it summarizes the standardization progress of large models in network operation and management. After proposing a large model-driven architecture for intelligent network operation and management, this paper elaborates on the key technologies and challenges in processes such as self-configuration, self-optimization, and self-healing in networks. Following this, this paper validates the application and examples of large models in the intelligentization of network operation and management. Finally, it envisions a future large model-based operation and maintenance system guided by "standard leadership, value realization, and capability evolution", providing a reference for the paradigm shift toward truly intelligent and autonomous network management.

Keywords: intelligent network operation and management; large model; autonomous network; intelligent agent

引用格式: 李文璟, 方宏林, 喻鹏. 大模型驱动的网络智能运营管理标准化和应用展望 [J]. 中兴通讯技术, 2025, 31(5): 3-10. DOI: 10.12142/ZTETJ.202505002

Citation: LI W J, FANG H L, YU P. Standardization and application prospects of large model driven intelligent network operation and management [J]. ZTE technology journal, 2025, 31(5): 3-10. DOI: 10.12142/ZTETJ.202505002

伴随网络技术的不断演进, 网络运营管理也经历了从人工、半自动到智能化的发展过程, 而智能内生驱动的自智网络成为未来网络运营的主要发展方向。大模型等新的人工智能方法在自然语言处理、多模态信息处理等领域取得了巨大成功。然而, 目前大模型在网络智能运营管理中仍然处于起步阶段。针对上述问题, 本文重点分析网络智能运营

管理需求, 提出大模型驱动的网络智能运营管理架构, 并针对网络运营管理生命周期中的关键技术和挑战进行总结, 为网络智能运营管理的发展提供技术参考依据。

1 网络运营管理智能化的发展与标准化需求

1.1 网络运营管理的智能化发展历程

网络运营管理的智能化发展深刻反映了通信网络技术与人工智能的融合历程。早期的网络运维主要依赖人工配置和经验判断, 存在响应慢、误判多的问题。随着网络规模的扩

基金项目: 国家自然科学基金项目 (U22B2031); 北京市自然科学基金-海淀原始创新联合基金项目 (L232045)

大，传统方式的劣势更加明显，难以应对复杂的运维挑战。

进入21世纪后，网络运营管理逐步迈向自动化。以故障检测、资源调度、配置下发为代表的自动化手段显著提升了运营效率。典型的例子是软件定义网络和网络功能虚拟化的引入，开启了以编程方式控制网络的新时代，为后续的智能化管理奠定了基础^[1]。

近年来，随着大数据、云计算和人工智能的快速发展，网络运营管理进一步演进至智能阶段。人工智能（AI）技术开始应用于流量预测、异常检测、智能排障和策略优化等场景。例如，基于图神经网络的拓扑建模可实现更精准的网络状态感知^[2]，强化学习技术已被用于动态路由与资源编排^[3]等。这一阶段的特征是“数据驱动+知识增强”，推动了网络运营管理从“被动响应”向“主动决策”转变^[4]。当前，大模型（如ChatGPT、DeepSeek、通义千问）在自然语言理解、知识推理与多模态感知等方面展现出强大能力，正推动网络运营管理从智能化迈向泛在智能化和自治化的新阶段^[5]。这一趋势预示着：未来网络运营管理将具备更强的环境理解、自主判断与任务执行能力，自智网络将成为网络智能运营管理的未来发展方向。

1.2 自智网络智能化特征分析

自智网络以人工智能、大数据与云计算等先进技术为基础，赋予通信网络感知、分析、决策与执行等能力，进而实现“自配置、自优化、自诊断、自恢复”的高度自治目标^[6]。自智网络旨在应对网络规模持续扩张与业务形态日趋复杂所带来的管理挑战，推动网络运维模式从人工主导向智能自主方向转型，从而实现管理范式的根本变革。相较于传统依赖规则和静态配置的运维方式，自智网络更加强调“意图驱动”与“闭环控制”的融合，以实现网络系统的动态适应与自演进，推动网络智能化迈入全新阶段，其目标架构如图1^[7]所示。

自智网络的智能能力覆盖网络资源的自动编排、故障的根因识别与预测、服务质量保障以及策略的动态调优等多个维度^[8]，其功能不再局限于通信承载，而是构建起一个具备泛在智能的协同系统，能够感知环境变化并实现自动调控。尤其在5G/6G发展背景下，自智网络已扩展至业务编排、服务保障与客户体验等全链条场景，推动网络从连接

工具向智能服务平台转变。

从生命周期视角，自智网络贯穿“规划、建设、维护、优化、运营”5个核心阶段。其中，在规划阶段，系统基于意图与历史数据自动生成最优网络拓扑与资源部署策略；建设阶段强调自动化部署与持续集成；维护阶段通过自感知与自愈机制实现快速响应与故障修复；优化阶段依托反馈数据与模型训练动态调整运行参数；运营阶段则以用户体验为中心，实现端到端的智能闭环管控，构建面向未来的高度自治通信体系。

1.3 大模型驱动的智能网络发展需求

在网络规模持续扩张与业务形态高度复杂的背景下，传统依赖规则与经验的网络运营管理方式逐渐难以满足高可靠、低时延和多样化业务场景下的智能化需求。大模型凭借强大的语义理解、知识抽取和跨任务泛化能力，为自智网络的发展提供了全新技术支撑，正逐步成为推动网络从自动化向自治化演进的关键引擎。

在产业界，大模型在自智网络中的应用实践不断深化。中国移动、中国电信、爱立信、诺基亚等企业，在智能客服、网络优化与自动运维等场景中积极部署多模态或垂类大模型^[9]，显著提升了网络服务的智能水平；华为提出以大模

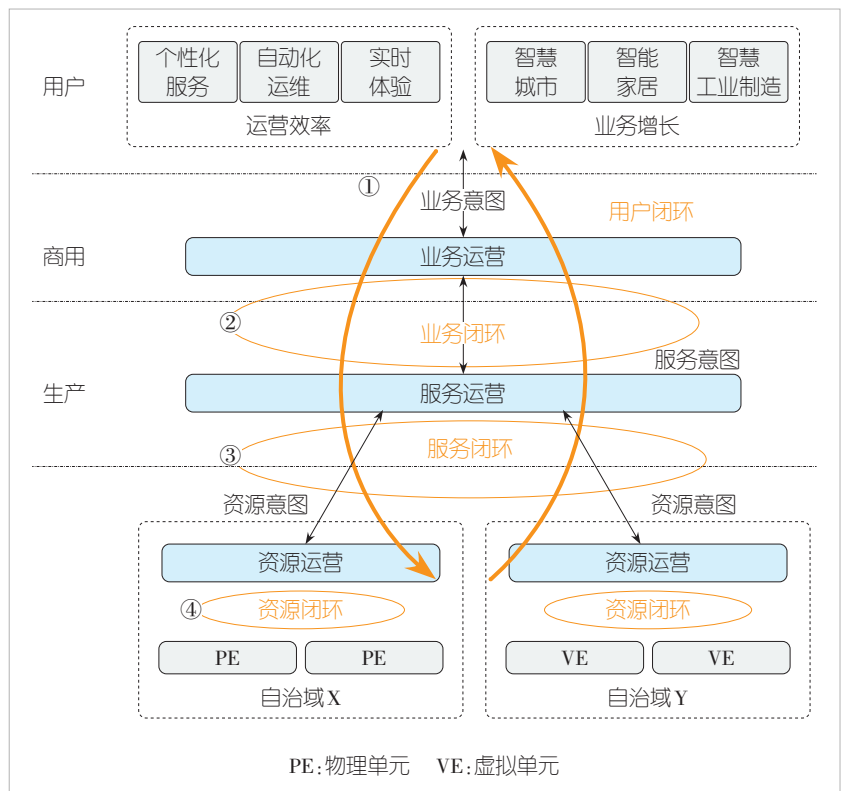


图1 TM Forum的自智网络框架^[7]

型驱动的 L4 级自智网络架构，构建统一智能中枢以支撑意图识别、根因分析与策略编排等任务，为实现 L4 级别高阶自智目标提供了思路。大模型正从“工具型 AI”向“平台型 AI”演进，成为嵌入式智能控制系统的核心。

学术界则围绕大模型在网络场景中的适配性展开深入研究，聚焦于自然语言意图驱动的网络控制框架、时序行为建模、多模态数据融合与小样本自适应能力提升等方向。一些研究尝试将生成式 AI 结构引入网络策略生成与性能预测任务，提升泛化与协同能力^[10]；同时也关注模型可解释性、可控性及其在资源受限条件下的压缩与部署问题^[11]。然而，如何实现高性能与高时效的统一仍是当前研究的技术瓶颈。

2 网络运营管理大模型标准化研究

目前，中国通信企业纷纷推出网络运营管理领域的大模型，如中国电信启明大模型、中国联通元景大模型、中国移动九天众擎基座大模型、中兴通讯星云大模型、华为通信大模型等。然而，业界对网络运营管理大模型还缺乏一致的理解，需要进行标准化，为大模型在网络运营管理领域的应用实践提供规范。

中国通信标准化协会（CCSA）开展了“网络运营管理大模型”系列标准的研制工作。该系列标准包括网络运营管

理大模型架构、相关系统、系统间接口、系统对外提供的服务、应用场景与流程、测试与评估以及关键技术和应用等方面。图 2 所示为网络运营管理大模型标准体系规划图。

其中，《网络运营管理大模型总体技术要求》是系列标准中的基础标准，由我们团队提出，规定了网络运营管理大模型的概念、应用基本过程以及架构等。图 3 所示为大模型在网络运营管理领域的应用基本过程。

如图 3 所示，整体流程包括应用需求提出、应用构建与运行、模型训练与发布、模型部署与推理等过程，数据工程则完成各过程中所需数据的准备和预处理等。基于该基本过程，后续标准仍在持续制定过程中。

3 大模型在网络运营管理中的挑战 and 关键技术

3.1 大模型驱动的网络智能运营管理总体架构

基于上述分析，本文提出了大模型驱动的网络智能运营管理架构，如图 4 所示，在网络多维数据和网络智能体的支撑下实现智能化运营管理应用。

网络运维数据维度多元，涵盖时序流量-时延数据、任务部署参数、历史故障日志等。由于数据格式与特征差异显著，大模型需高效整合多源异构数据，既要应对时序数据动

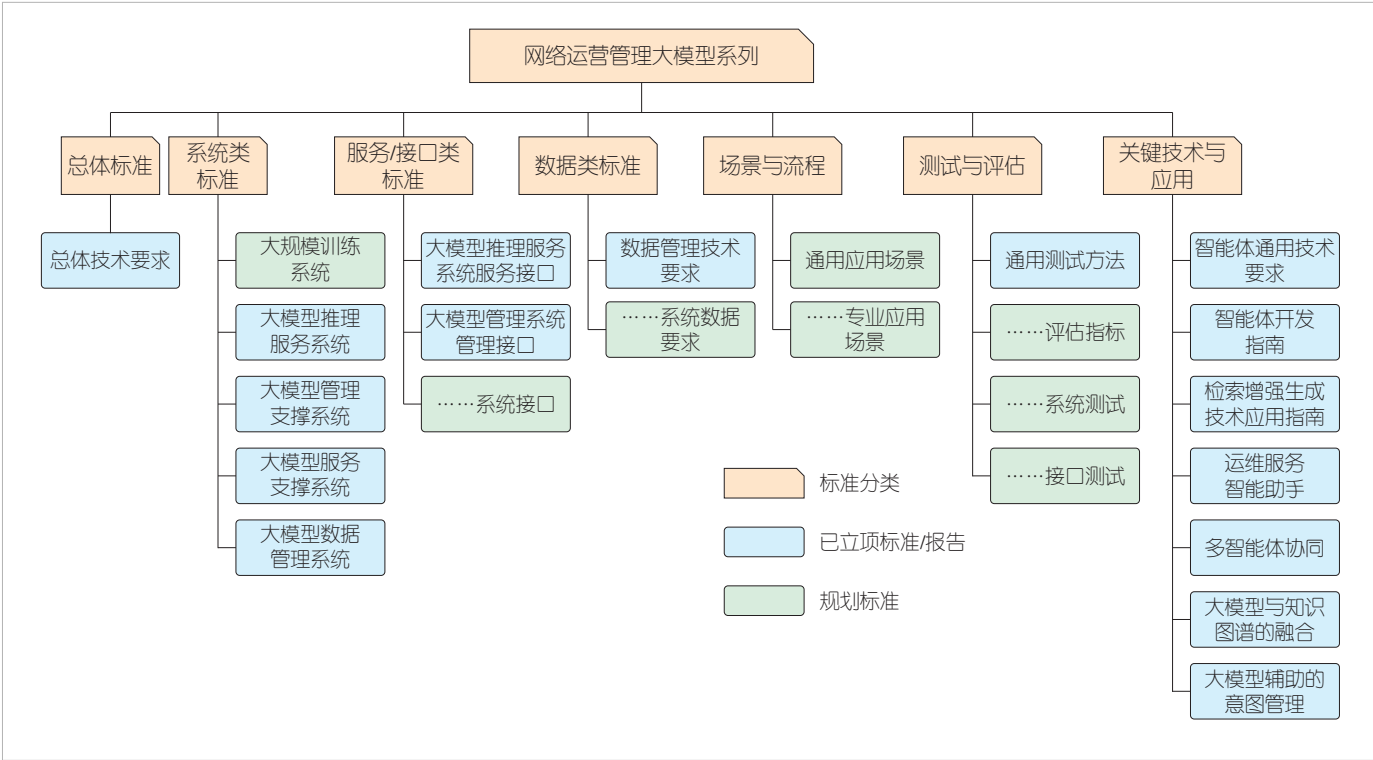


图2 网络运营管理大模型标准体系规划图

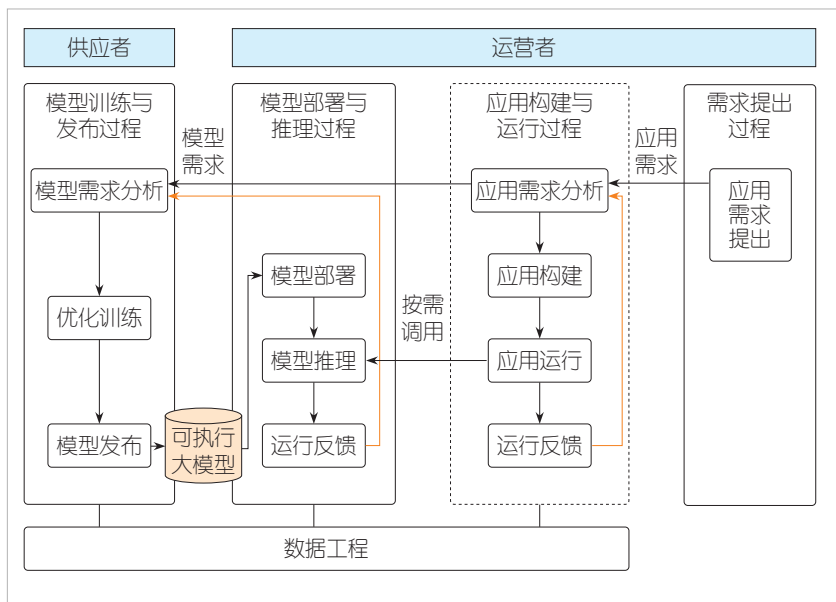


图3 大模型在网络运营管理领域的应用基本过程

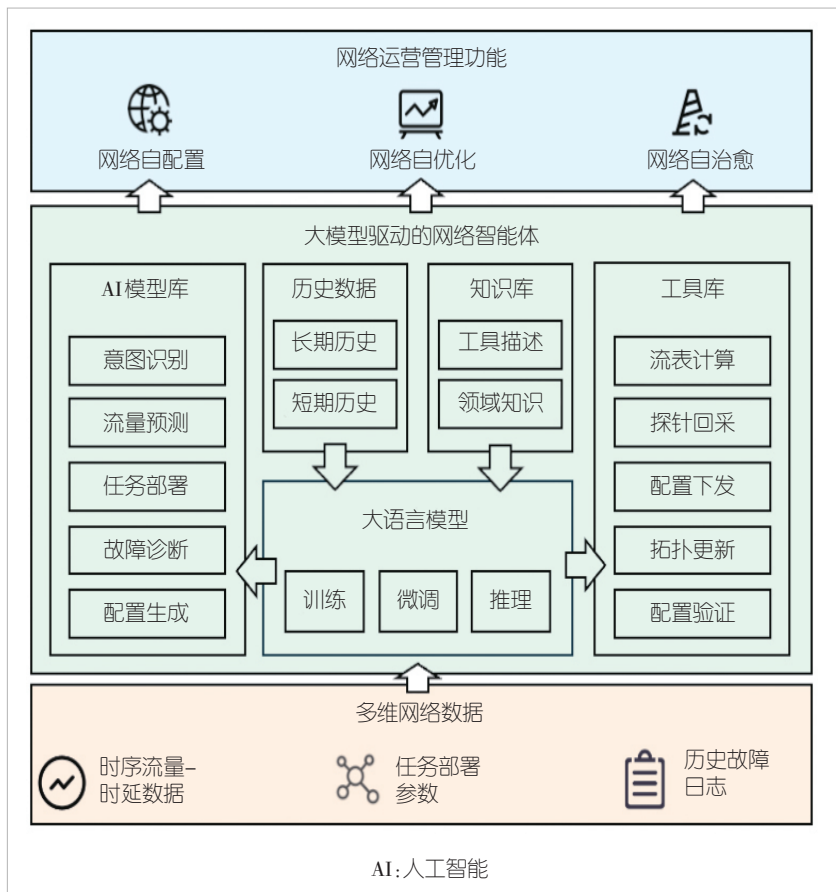


图4 大模型驱动的网络智能运营管理总体架构图

态变化，又要挖掘故障日志潜在关联信息，数据融合与预处理难度颇高。同时，网络运维有工具描述、网络协议等专属领域知识，大模型需融合长短期历史数据中的经验与领域知

识。然而，知识表示形式多样，因此需要构建统一的知识体系，以支撑模型对跨类型知识的精准理解、有效运用和沉淀复用，这一过程具有挑战性。

大模型驱动的网络智能体是运营管理的“智能中枢”，由AI模型库、历史数据、知识库和工具库协同支撑。AI模型库借助意图识别、流量预测等模型，实现智能分析能力；历史数据分为长短两个周期，为训练决策提供经验；知识库整合工具描述与领域知识，构建运维知识体系；工具库含流表计算、探针、配置下发等工具，衔接决策执行。大模型为智能体核心，其运转逻辑清晰体现了各构建模块间的紧密交互：

1) 数据感知与输入：首先，架构底层从网络环境中采集多维数据，如时序流量、设备告警和配置日志等，并将其输入到网络智能体中。

2) 智能体内部处理与决策：接收到数据后，作为核心的大模型开始工作。它会调用AI模型库中的特定模型（如流量预测模型）对数据进行初步分析，同时查询历史数据以寻找相似模式或历史经验。为了深刻理解运维任务，大模型会借助知识库中的网络协议、运维手册等领域知识进行推理，并利用工具库中定义的工具（如探针、配置下发）及其使用说明，评估可行的操作选项。经过这一系列融合分析，智能体最终形成一个具体的运维决策或方案，例如生成一个配置脚本或一条优化指令。

3) 应用功能实现与执行：最后，智能体输出的决策方案被上层的运营管理应用所调用。例如，在“自配置”应用中，该方案可能是一系列配置命令，由应用模块通过工具库中的下发工具执行到网络设备上；在“自愈”应用中，该方案则可能是一个故障恢复流程，指导系统完成故障隔离与业务恢复。通过这个“数据输入-智能决策-应用执行”的闭环，架构实现了高效的智能运营管理。

依托该智能体，可实现网络自配置、自优化、自愈等运营管理应用功能。自配置借助意图识别、配置生成，解析业务需求并自动下发配置；自优化通过流量预测、拓扑更

新,实时分析状态,动态优化资源与拓扑来提升性能;自愈通过故障诊断、配置验证,精准识别故障并执行自愈策略,保障网络稳定运行。网络自配置、自优化、自愈等功能,要求大模型驱动的多智能体间协同运作,不同功能对模型输出需求不同。如何让模型在多任务、多功能间灵活切换、高效协同,保障运维全流程顺畅是研究难点。

为应对这一挑战,我们需聚焦关键技术。大模型在网络智能运维过程中,依赖训练、微调与推理关键技术。由于运维数据具有时序性、多维度特征,训练环节要突破异构融合难题。多模态训练框架为此提供了可行路径,在构建时借助注意力机制强化数据交互,助力模型捕捉网络运行规律。微调环节利用故障日志、配置参数等专属数据微调通用大模型以适配场景,核心是设计高效参数调整策略,如结合检索增强生成(RAG)技术,先从外部知识库检索故障分析信息,再由生成模型构建内容,弥补领域知识的不足,提升对运维流程关系的理解与分析准确性^[12]。推理环节兼顾实时性与准确性,其中优化算法是关键。具体可采用去中心化架构,通过分布式设备实现资源池化;在传输过程中,以激活值替代参数频繁加载/卸载提升速度,同时借助双注意力缓存机制增强可靠性^[13]。

3.2 大模型驱动的网络自配置挑战及关键技术

大模型因其强大的语义理解、知识推理和代码生成能力,被广泛用于构建面向业务意图的网络“零接触”(Zero-Touch)配置体系。这种技术路线有望彻底改变传统依赖人工命令行接口或静态策略模板的网络配置模式,实现从自然语言需求到设备配置的端到端自动化生成。然而,网络自配置作为典型的任务与环境强绑定的场景,将大模型引入该体系仍面临多重挑战。

挑战1: 意图理解与配置映射精度提升

网络管理人员通常以自然语言或结构化意图表达业务需求。大模型需要准确解析这些复杂且高度专业的表达,自动转换为符合具体设备语法和语义规范的配置命令。然而,由于意图表达的多样性和语义模糊性,加之网络设备厂商和协议标准的多样化,直接使用通用大模型会导致配置命令语法错误或逻辑不匹配的情况。

挑战2: 拓扑感知与全局一致性配置

实际网络配置是一个全局联动行为,涉及设备间的依赖关系与策略协同。缺乏拓扑结构感知,可能导致大模型在生成配置指令时出现上下游设备不一致、路径重叠、策略冲突等问题。

挑战3: 配置验证与事务安全保障

错误配置不仅会影响网络性能,更可能引发严重的安全漏洞和服务中断。因此,在大模型自动生成配置后,必须进行严格的语义校验和行为仿真。

面对上述挑战,研究者们已经探索了许多针对性的解决方案。

针对挑战1: RAG结合网络知识图谱、YANG模型等结构化网络信息,作为大模型的外部知识库,辅助模型在生成配置时调用相关上下文和约束条件,从而显著增强配置语义的一致性和结构化准确率。此外,还需要对大模型进行网络领域指令微调(如对配置数据进行监督微调、强化学习训练),显著提高特定协议语法的支持能力。

针对挑战2: 目前主要通过图结构建模将网络拓扑编码为结构化图数据,结合图神经网络或结构化注意力机制嵌入到大模型的输入表示中,增强模型对设备间依赖关系的理解和推理能力。这种融合方式使得模型不仅基于业务意图,还能根据当前网络拓扑动态生成协调一致的配置方案。

针对挑战3: 当前普遍采用仿真沙箱环境对配置网络行为进行预演,评估配置生成结果的影响,提前发现潜在风险。此外,“人机协同审查”模式也被广泛使用,即配置由模型生成初稿,再由运维人员结合多模型投票或规则引擎审核后才下发。同时,配置下发过程需支持事务化操作与快速回滚机制,若新配置方案出现异常,系统能自动回退至稳定版本,保障网络运行连续性。

大模型驱动的网络自配置是一项涉及语义理解、拓扑感知、安全验证与资源优化的复杂系统工程。尽管当前在意图解析、拓扑建模和安全审计等方面已有初步突破,但要实现真正高效、可靠且具备广泛适用性的“零接触”自动配置系统,仍需在模型可解释性、跨域协调和多层安全保障上持续深入研究。

3.3 大模型驱动的网络自优化挑战及关键技术

大模型驱动的网络管理自优化是B5G和未来6G网络的核心方向,旨在通过AI实现网络状态的实时感知、决策与调优。然而,其发展面临两大挑战:

1) 在训练方面,电信网络涉及大量复杂概念,如网络协议、路由算法、网络拓扑等。因此,要使大模型能够理解和推理这些概念,需要借助强大的训练策略。未来研究应着力开发降低幻觉并提升模型输出实际准确性的方法。

2) 在部署方面,网络自优化任务对实时性与资源要求极高。例如,在工业控制或车联网等确定性场景中,需在毫秒级内动态调整资源与路由以保障超低时延和高可靠性。在这种场景下,依赖云端大模型会因链路时延过高而无法满

需求,若将大模型直接部署于边缘,则会面临算力与存储的约束。为此,研究应聚焦云边端协同架构,并结合模型压缩与知识蒸馏等技术,有助于实现低时延、高性能与资源开销间的平衡。

对应于上述挑战,网络自优化所涉及的关键技术研究也分为两个方面。

针对训练挑战,需要构建高质量的通信领域大规模数据集。充分的通信领域相关数据集是训练通信大模型的先决条件。与可以利用互联网上大规模文本语料库的通用领域大模型不同,获得专门针对通信网络的相当大的数据集具有挑战性。现有研究通常专注于一个特定任务,然后构建相应的数据集。一个全面的大规模数据集应该包括网络相关的文档、标准规范、协议、教科书、研究论文和其他相关来源等。

针对部署挑战,边缘计算与模型轻量化成为关键技术路径。具体而言,可以采用云-边-端协同的混合部署架构,将通用或全局性的大模型部署在云端,负责长周期、非实时的全局优化策略生成;同时,在靠近网络设备的边缘节点部署经过模型压缩或知识蒸馏的轻量级模型。这些轻量级模型虽然规模较小,但继承了云端大模型的关键知识,能够基于本地数据进行快速、实时的推理和决策,从而在满足毫秒级时延要求的同时,实现精准的网络自优化。

最后,大模型丰富的现实世界知识将有助于网络优化算法建模和设计,降低基于机器学习(ML)的网络优化的训练和微调难度。具体而言,我们可以使用大模型进行强化学习的奖励函数设计,或者将大模型视为代理,与环境进行交互以探索最优策略;也可以使用大模型帮助凸优化问题建模,放松或去除一些不可行的约束。此外,大模型还可以为他们的决策提供依据和解释,这种能力对于理解电信网络等复杂系统至关重要。

3.4 大模型驱动的网络自治挑战及关键技术

网络自治具体包括故障自诊断和网络自恢复两个方面:

1) 大模型驱动的网络故障自诊断挑战和关键技术

在自智网络的发展背景下,网络自诊断能力作为实现高等级自治的关键能力,正经历由传统方法向智能范式的深度演进。以往依赖规则库和人工经验的诊断方式在处理复杂、多变、跨层级的问题时已暴露出显著局限,难以满足网络规模扩展、业务动态调整与运行状态多维演化的诊断需求。随着大模型技术的快速发展,其在语义理解、知识整合与跨模态推理等方面展现出强大能力,为网络自诊断任务提供了新的技术路径。然而,将大模型应用于网络自诊断并非通过直

接替代传统方案就能实现。

(1) 数据质量待提升

当前网络数据呈现出显著的异构性和非结构性特征,覆盖告警、日志、关键绩效指标(KPI)、配置文件等多种类型,且多数数据缺乏标注,存在不平衡分布和高噪声问题。这使得模型训练存在数据质量难以保障的问题,严重影响其泛化能力和稳定性。

(2) 可解释性缺失

大模型的“黑盒”属性在诊断任务中带来障碍。网络运营管理系统往往对推理过程的逻辑链条具有强需求,以确保诊断结果的可验证性与操作可控性。而当前大模型生成的诊断建议往往缺乏清晰的因果推理依据,难以直接支撑高风险场景下的闭环控制。

针对上述数据挑战,亟需构建多模态、高质量的训练语料体系,并探索小样本学习、自监督预训练等机制来提升模型的适应性和诊断准确性。此外,针对可解释性缺失的挑战,需要引入可解释人工智能技术,如图因果图建模、图神经网络推理等,可为诊断过程提供结构化支撑,增强模型输出的透明度与可信度。

2) 大模型驱动的网络自恢复挑战及关键技术

在大模型帮助下,网络故障恢复范式有望从“感知响应”迈向“主动免疫”,但同样面临两大挑战。

(1) 数据质量与隐私约束

大模型需要高质量、大规模的多源数据,而实际网络中的数据常常存在噪声干扰、信息缺失或异构性等问题,造成语义解析偏差。在联邦云或隐私保护场景,集中式数据访问难以实现,易形成数据孤岛,难以实现跨域的故障诊断和恢复。

(2) 策略泛化性与复杂性存在矛盾

网络故障非线性传播增加恢复策略的设计难度。大模型抽象的动作空间若过于简化,则无法覆盖复杂场景;若过于细化,则会导致强化学习探索空间爆炸。此外,大模型与深度强化学习的结合可能带来过高计算开销,不利于在资源受限环境中部署。

针对数据问题,需要研究多源数据语义解析与统一表征技术。借助大模型跨模态嵌入能力,将非结构化日志、时序资源指标和多维告警信息转化为统一语义向量;通过深层注意力机制提取关键特征,捕捉故障语义关联性,提升故障模式识别精度。

针对恢复策略的制定问题,需要研究大模型与深度强化学习融合的策略优化技术,构建“语义解析-策略优化”两阶段架构。大模型负责故障语义理解,深度强化学习通过分

层动作空间建模，学习故障类型与恢复动作的动态匹配，优化恢复策略效率。此外，记忆增强与持续学习机制也值得探索，可引入记忆引导的元控制器，通过存储高价值故障轨迹并基于时序差分（TD）误差采样，增强对罕见故障的学习；同时结合大模型提示微调策略，引导模型聚焦特定语义模式，实现对新型故障的快速适配，进而避免灾难性遗忘。

4 大模型在网络智能运营管理中的应用和实例分析

为展示大模型在网络运营管理中的具体应用，本章将聚焦于第3.4节所探讨的“网络自愈”功能，通过一个完整的故障智能运维实例，验证其可行性与效果。该实例完整覆盖了从故障监测、智能诊断到自动恢复的全过程。

图5展示了一个大模型驱动的网络自愈实例，其技术框架以Ryu控制器为中枢，协同网络仿真环境（Mininet）与大模型智能体（LLM Agent），构建了智能运维闭环。下方的流量曲线直观地验证了该架构的有效性：在“故障注入”导致网络性能骤降后，系统能够自动完成诊断与恢复，在约10 s内使业务流量恢复至稳定状态，其具体的工作流程如下：

第一步：自监测环节。我们首先利用Mininet搭建网络仿真实验环境，并借助基于iperf的流量生成器在网络中注入业务流量。在此期间，系统的拓扑感知和流量监测模块会持续采集KPI，如链路时延、吞吐量等，并将网络状态与操作信息实时同步记录到日志中。这一环节实现了对网络运行状态的动态洞察，是后续诊断与恢复的基础。

第二步：自诊断环节。当监测到网络异常时（例如，我们手动注入一个大流量模拟链路拥塞故障），自诊断流程被

激活。部署在系统中的大模型智能体作为“智能中枢”，开始分析从自监测环节获取的实时数据和历史日志。通过对比正常与异常状态下的流延迟分布等特征，大模型能够运用其强大的推理能力，精准定位故障节点，并判断故障类型，例如是拓扑连接中断还是流量拥塞。这一步如同为网络故障进行“精准画像”，为后续的恢复提供了明确指引。

第三步：自恢复环节。在大模型智能体完成诊断后，系统会基于诊断结论自动执行恢复策略。例如，智能体判断为拓扑故障后，会调用网络控制器（如Ryu），下发指令调整网络路由或隔离故障设备，使业务流量绕开故障点。从实验结果来看，在故障注入后，网络流速会瞬间下降，但自恢复机制能够迅速介入，在约20 s内将网络性能恢复至正常水平并保持稳定。

综上，该实例通过“自监测-自诊断-自恢复”的无缝衔接，验证了大模型驱动下网络智能运维闭环的可行性与高效性，展示了其在提升网络运营自动化水平、降低故障处置时限方面的巨大潜力。

5 网络运营管理的未来发展展望

随着运营商对网络智能化升级需求的持续深化，大模型技术凭借其多维度优势，正加速融入各通信专业域的运营管理与维护场景，成为推动网络智能化向L4+高阶自治演进的关键驱动力。当前，产业界聚焦三大核心突破方向：技术标准引领，针对大模型应用架构、场景需求定义、部署方案设计、智能体及多智能体协同等关键环节，建立统一技术规范以达成业界共识；高价值场景落地，优先布局人工依赖度高、智能化瓶颈显著、智能化需求迫切的高价值场景，从实

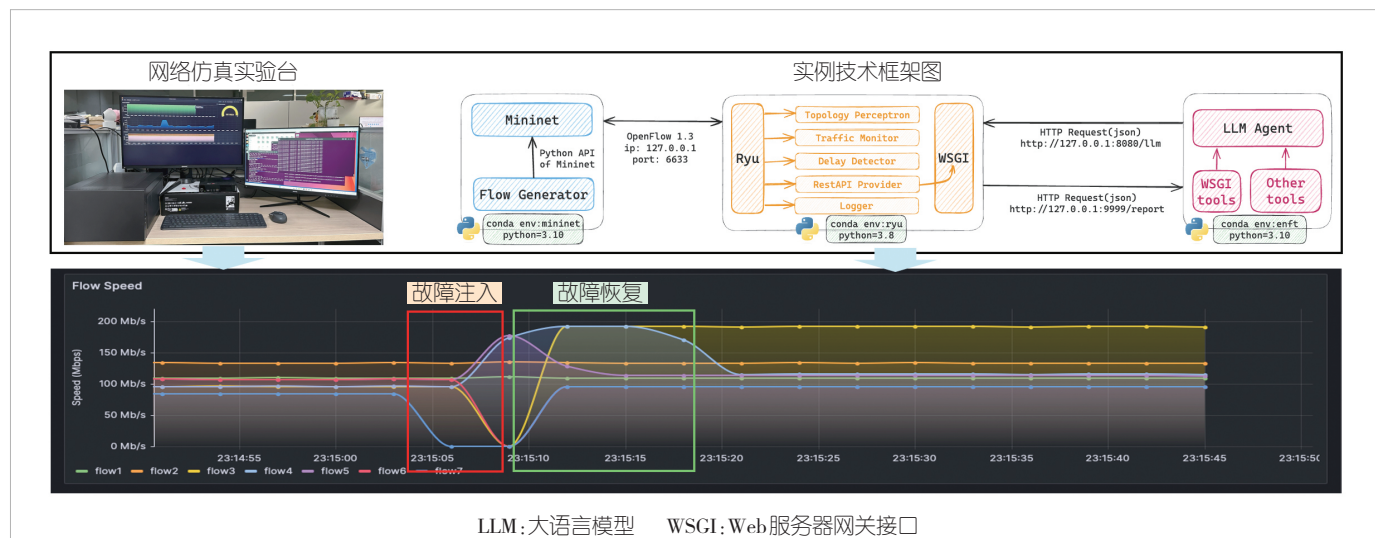


图5 大模型在网络运营管理智能化中的应用

践中发现问题解决问题；能力演进挑战，需突破多模型/多智能体协作机制、场景化评估体系等技术盲区，通过构建动态反馈闭环持续优化模型性能。

未来网络智能化的竞争本质，将取决于大模型在跨域知识融合与自主决策闭环上的突破深度，推动运营管理体系从“人工干预”向“全域自主”跃迁，实现从L3（有限自治）向L4（高级自治）以及L5（完全自治）的高阶自智网络演进。

致谢

感谢北京邮电大学在读博士研究生刘新秀、谭灿对本研究工作的支持！

参考文献

- [1] 黄韬, 刘江, 霍如, 等. 未来网络体系架构研究综述 [J]. 通信学报, 2014, 35(8): 184–197. DOI: 10.3969/j.issn.1000-436x.2014.08.023
- [2] SHEN Y F, ZHANG J, SONG S H, et al. Graph neural networks for wireless communications: from theory to practice [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2022, 22(5): 3554–3569. DOI: 10.1109/TWC.2022.3219840
- [3] MAO H, ALIZADEH M, MENACHE I, et al. Resource management with deep reinforcement learning [EB/OL]. [2025-07-15]. <https://people.csail.mit.edu/alizadeh/papers/deepm-hotnets16.pdf>
- [4] 黄韬, 刘江, 汪硕, 等. 未来网络技术与发展趋势综述 [J]. 通信学报, 2021, 42(1): 130–150. DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2021006
- [5] MAATOUK A, PIOVESAN N, AYED F, et al. Large language models for telecom: forthcoming impact on the industry [J]. IEEE communications magazine, 2025, 63(1): 62–68. DOI: 10.1109/MCOM.001.2300473
- [6] 孙方平, 钱铮铁. 高阶自智网络关键技术及应用 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(4): 77–82. DOI: 10.12142/ZTETJ.202404012
- [7] TM Forum. 自智网络白皮书6.0 [R]. 2024
- [8] 宋航, 才建, 袁运栋, 等. 意图驱动的物联网双时间尺度资源分配方法 [EB/OL]. (2025-07-10) [2025-07-15]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1491.tp.20250709.1503.002.html>
- [9] 王晓云, 韩双锋, 刘志明, 等. AI驱动的6G空口: 技术应用场景与均衡设计方法 [J]. 中国科学: 信息科学, 2025, 55(6): 1522–1533
- [10] KOUGIOUMTZIDIS G, POULKOV V K, LAZARIDIS P I, et al. Mobile network traffic prediction using temporal fusion

transformer [J]. IEEE transactions on artificial intelligence, 2025 (99): 1–15. DOI: 10.1109/TAI.2025.3556627

- [11] LIU H I, GALINDO M, XIE H X, et al. Lightweight deep learning for resource-constrained environments: a survey [J]. ACM computing surveys, 2024, 56(10): 1–42
- [12] GUO Z R, ZOU J, XIN P Z, et al. Root cause analysis of power grid 5G network faults based on large language model [C]// Proceedings of 28th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD). IEEE, 2025: 624–629. DOI: 10.1109/CSCWD64889.2025.11033346
- [13] BORZUNOV A, RYABININ M, CHUMACHENKO A, et al. Distributed inference and fine-tuning of large language models over the internet [J]. Advances in neural information processing systems, 2023, 36: 12312–12331

作者简介



李文璟, 北京邮电大学教授、博士生导师, 中国通信学会高级会员; 主要研究领域为无线网络智能管理、B5G/6G 网络架构; 先后主持国家“863”计划课题、国家科技重大专项项目、国家重点研发计划项目、国家自然科学基金重点项目及面上项目等 10 余项; 出版论著 2 本, 以第一起草人身份起草通信行业标准 20 余项。



方宏林, 北京邮电大学在读博士研究生; 研究方向为边缘网络故障容忍机制、生成式人工智能。



喻鹏, 北京邮电大学未来学院副院长、副教授、博士生导师, IEEE/EAI 高级会员、中国通信学会高级会员; 主要研究方向为 B5G/6G 网络管理与优化; 荣获科技奖励 5 次、国际期刊/会议最佳论文奖 5 次, 近年来主持/参与国家级项目 10 余项, 参与起草了国际行业/企业标准 10 余项。