

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514158

基于大模型与仪器仿真的网络数字孪生系统构建

杨海俊¹, 汪 漾¹, 常 诚², 尹 伟¹, 司 赢²

(1. 中国移动通信有限公司研究院 北京 100053; 2. 中国移动通信集团公司网络事业部 北京 100033)

摘要:随着运营商网络规模的快速扩展,网络运维复杂性和风险日益增加,传统的依赖人工经验分析的运维模式,在应对大规模网络配置变更、新技术部署及业务快速上线等场景时,已难以满足高效、低风险的需求。数字孪生技术通过构建物理网络的虚拟映射,为降低运维成本与风险提供新路径。然而,现有网络数字孪生实现面临仿真保真度与规模难以兼顾、动态响应滞后的核心挑战。为此,提出一种“数据驱动+仪器仿真+大模型验证”的仪器大模型技术体系:该体系利用高精度网络仪器保障孪生仿真的规模扩展性、协议保真度以及可观测性;并基于大模型驱动“仿真-测量-优化”的闭环反馈,实现仿真配置的自动生成、验证任务的智能解析与运维策略的实时调优。与传统仿真器或数学抽象方法相比,首次在网络数字孪生应用中实现了网络仪器仪表高仿真测量能力与大语言模型动态决策调整的深度协同,构建了完整的感知、决策、执行闭环,有效解决了仿真保真度与规模不可兼得、动态响应滞后的网络数字孪生核心难题。结果表明,该方法能够将网络配置变更、业务部署等关键运维场景的验证周期从传统模式下的“周级”大幅缩短至“小时级”,网络运维整体生产效率提升约40%,为超大规模运营商网络的智能化运维与自动化保障建立了新的技术范式。

关键词: 网络数字孪生; 网络仪器; 大模型; 智能运维

中图分类号: TP393 TH79 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.60 510.50

Construction of network twin system based on large models and instrument simulation technology

Yang Haijun¹, Wang Ying¹, Chang Cheng², Yin Wei¹, Si Ying²

(1. China Mobile Research Institute, Beijing 100053, China; 2. Network Division of China Mobile Communications Corporation, Beijing 100033, China)

Abstract: With the rapid expansion of carrier network scales, the complexity and risks of network operations continue to escalate, making traditional operation models inadequate for meeting the demands of efficient and low-risk network changes. While digital twin technology has emerged as a promising solution through virtual-physical network mapping, extant implementations still face fundamental limitations: the fidelity-scale tradeoff in simulations and latency in dynamic responsiveness. This paper introduces an instrumentation-enhanced large model (IELM) framework, integrating data-driven modeling, instrumented simulation, and large-model verification. The proposed approach leverages network instrumentation to ensure scalable high-fidelity emulation and observability of digital twin simulations. Meanwhile, large language models (LLMs) power a closed-loop simulation-measurement-optimization cycle—enabling autonomous configuration generation and real-time policy refinement. Validated in China Mobile’s network digital twin system, IELM achieved large-scale network twin pre-validation. It reduced validation cycles for configuration changes and service deployments from weeks to hours, improving network operation efficiency by approximately 40%. This research establishes a new paradigm for intelligent network assurance in hyper-scale carrier environments.

Keywords: digital twin network; network testing instruments; large language models; intelligent O&M

0 引言

近年来,随着通信技术和互联网服务的飞速发展,运营商网络规模迅速扩张,结构日益复杂。传统人工运维方式难以应对复杂网络环境带来的风险与挑战,网络配置更新和新技术部署过程中的误操作风险可能导致服务中断或性能下降,给企业带来巨大损失。因此,如何高效进行网络管理和优化成为亟待解决的问题。在此背景下,“网络数字孪生”概念应运而生,其通过构建物理网络的数字镜像模型,高保真复现网络拓扑、配置和流量等状态,为网络规划、优化和运维保障提供支撑平台。ITU-T FG Network 2030(2019)将数字孪生列为未来网络十大典型用例;IEC TC57 WG10/WG17 在智能电网能源管理系统(smart grid energy management system, SGEMS)框架中推进跨领域孪生互操作;TM Forum 发布《Digital Twin for Networks》框架,提出开放数字架构(open digital architecture, ODA)与孪生协同模型;IETF NDT BoF(2024)启动对网络数字孪生的数据模型与接口的讨论;学术界也在探索数字孪生在网络中的应用架构和关键技术,例如利用分层模型实现物理网络与虚拟孪生的实时映射与交互等^[1-4]。本文提出的大模型与网络测量仪器的协同架构,为网络数字孪生的构建提供“大规模仿真-高精度测量-动态优化”的闭环反馈,能够显著提高网络数字孪生构建和验证的效率。

网络数字孪生是对物理网络在空间上 1:1 映射、时间上准实时同步、逻辑上数据驱动的虚拟镜像。中国通信标准化协会(China Communications Standards Association, CCSA)形成的 YD/T《数字孪生网络架构及技术要求》中根据数字孪生网络的定义和 4 个核心要素,提出“三层三域双闭环”架构:“三层”指构成数字孪生网络系统的物理网络层、孪生网络层和网络应用层;“三域”指孪生网络层数据域、模型域和管理域,分别对应数据共享仓库、服务映射模型和网络孪生体管理 3 个子系统;“双闭环”是指孪生网络层内基于服务映射模型的内闭环仿真和优化,以及基于 3 层架构的外闭环对网络应用的控制、反馈和优化^[5-8]。

其中对于孪生网络层的模型构建业界常用三大类方法:基于网络仿真器的构建方法、基于 NFV、容器等虚拟化技术构建方法以及基于数学抽象方法构建基础模型的方法。以上 3 类方法在实际应用中存在诸多挑战,即:

1) 保真度与规模难以兼顾:以 NS-3 为代表的网络仿真器和网络设备厂商提供的虚拟路由器都是利用虚拟化技术生成虚拟的网络环境,通过模拟网络的运行状态和行为对网络进行预测和分析;虽然能实现设备级仿真,但

基于网络仿真器的构建方法和基于虚拟化技术构建方法以牺牲规模扩展性与业务完整性为代价,导致其仅适用于小范围静态验证(<200 节点),无法支撑大规模动态网络的全景孪生构建与验证。

2) 模型构建复杂度高、场景适应性有限:基于数学抽象方法构建方法基于验证目标做形式化建模和求解,具备资源消耗低、扩展性强等特点。但对于复杂运营商网络,由于其网元形态、拓扑连接、路由协议、流量模型、业务类型等元素多样,且不同元素之间存在复杂的关联性,难以通过纯数学模型和计算实现高精准模拟。同时由于不同网络的业务需求差异较大,形式化数学抽象方法难以适应通用网络场景,通常只能针对特定场景进行定制建模,限制了该方法在实际网络运营及孪生场景的应用和推广^[9-11]。

针对上述方法的缺陷,本文第 3 章设计了对比实验,即:

- 1) 以数学抽象方法为基准,验证结合仪器大模型在拓扑重建匹配率、协议状态还原度的优势;
- 2) 对比网络仿真器方案,证明本文方法在业务流量仿真匹配率、动态响应精度上的优势。

针对当前网络数字孪生构建中保真度与规模难以兼顾、模型构建复杂度高、场景适应性有限、动态响应滞后等技术挑战,提出了一种创新的网络数字孪生架构,首次将网络测试仪器的高精度测量能力与大模型动态决策相结合,构建闭环反馈的网络数字孪生系统,实现的核心贡献包括:

1) 网络数字孪生架构创新设计:以解决运营商现网实际问题为导向,精准聚焦大规模网络中方案验证类场景的“操作、模拟、验证”核心需求,提出融合大模型与网络仪器仪表的协同数字孪生框架,结合孪生仿真、验证推演等技术方法,通过引入网络仪器、实现孪生数据与包括网络仪器在内的各类仿真资源的映射提升网络仿真精确度,实现网络状态的高保真数字孪生设计。

2) 网络数字孪生关键技术开发:利用大模型强大的推理与学习能力^[12-14],结合知识增强生成、参数高效微调技术,理解孪生验证任务,实现对孪生数据高效映射、动态生成孪生所需要的仪器仿真配置与优化方案,显著增强了数字孪生系统在复杂网络环境下的工程适用性^[15-18]。

3) 网络数字孪生方案现网验证:将本文所提出的网络数字孪生方案在中国移动数据承载网络的新技术和方案部署验证,在省网路由安全策略配置、骨干网 SRv6 多路径调度业务部署等运营商网络重要运维场景取得了优异的实践效果,显著缩短了网络运维验证用时达 40%,并将复杂的大规模网络仿真验证周期从过去的数周减少到数小时内完成,体现了架构的高效性与实用性。

1 系统架构与理论分析

1.1 网络数字孪生方法

网络数字孪生以仿真验证为核心的孪生方法,其实现思路和关键技术为:

1) 孪生仿真: 基于网络配置与网络拓扑数据, 高精度还原网络路由、流量路径、负载分布等关键网络信息, 基于这些关键数据可进一步检查网络韧性、变更潜在风险、设计/变更意图满足度等。

如图 1 所示, 定义一个 IP 网络的孪生模型和仿真行为包含如下 4 个维度, 即:

(1) Type: 网络元素类型, 是描述网络元素原型的元模型, 可以是网元类型: 如路由器、交换机、防火墙等; 链路类型: 如物理链路、IP 链路等; 流量类型: 如单播、组播等; 负载类型: 如链路负载、全局负载等。

(2) Object&Capability: 是描述网络元素实体对象和网络能力范围的模型, 比如网络实体包括拓扑、网元、链路、路由等; 网络协议能力包括边界网关协议 (border gateway protocol, BGP)、中间系统到中间系统协议 (intermediate system to intermediate system protocol, ISIS)、开放最短路径优先协议 (open shortest path first protocol, OSPF)、多协议标签交换 (multiprotocol label switching, MPLS)、基于 IPv6 的分段路由 (segment routing over IPv6, SRv6)、路由策略、流策略、安全策略等。

(3) Configuration: 主要指孪生网络配置, 是描述具体孪生网络详细信息的模型^[19]。

(4) Actor: 是网络实体 (如 BGP 协议进程实体、ISIS 协议进程实体等) 执行的行为模型。



图 1 IP 网络仿真模型

Fig. 1 IP network simulation model

2) 验证推演: 如图 2 所示, 可以采用形式化建模方法进行网络模型的向量化建模, 结合数学抽象算法完成网络验证, 支持可达性、路由黑洞、路由环路、路由冲突、路由变化、路径变化等场景的行为推演。

对于如负载超限、业务主备保护等更复杂的业务验证场景, 可以基于图 1 中 IP 网络仿真模型, 构建离散事件驱动 (discrete event system, DES) 的高并发计算架构, 将网络实体进程虚拟化为 Actor 行为实体, 靠消息驱动的方式完成全网离散并发计算, 推演网络关键行为。

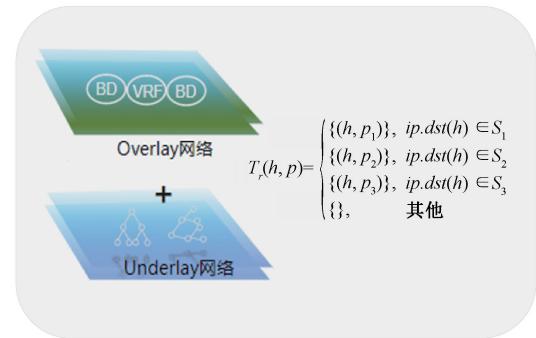


图 2 网络形式化建模验证

Fig. 2 Formal network modeling

1.2 集成网络仪器的网络孪生方案

无论是基于网络仿真器/NFV/容器等虚拟化技术的构建方案, 还是基于数学抽象方法构建基础模型的方案, 在大规模网络孪生、业务/流量孪生精准还原上存在显著短板, 难以真实反映现实网络的动态性与复杂性。为了突破该技术挑战, 如图 3 所示本文创新引入软硬件协同仿真能力, 将各类软硬件仿真能力进行融合, 并深度集成高精度网络测试仪器, 形成高保真网络孪生方案^[20-21]。通过在孪生仿真的 Object&Capability 模型中增加“仿真类型”字段, 用以标识每个网络实体对象的驱动主体为物理设备、虚拟设备、仿真器或网络仪器。

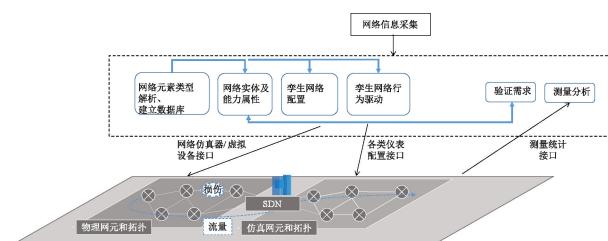


图 3 集成网络仪器的孪生方案

Fig. 3 Digital twin architecture with integrated network testing instruments

方案根据标识的“仿真类型”实现动态对象驱动, 系统自动生成相应的物理设备配置、虚拟设备配置、仿真器配置或调用特定网络仪器的配置接口; 通过将虚拟对象叠加到物理环境拓展数字孪生验证维度, 既可以利用物理设备/虚拟设备的局部真实操作/响应、又可以利用网络仪器的强大能力, 实现大规模拓扑精准还原、复杂业务场景重建以及精细化损伤设置等关键仿真行为, 有效弥补了纯虚拟设备或仿真器在规模与资源效率上的短板^[22]。

如表 1 所示, 方案所集成的网络仪器包括且不限于如下 4 个类型, 即:

1) IP 网络测试仪 (如 Spirent TestCenter, Keysight

Ixnetwork): 用于大规模拓扑仿真(模拟数千节点)、高精度流量生成与注入、支持线速流量、互联网混合流量模型 (Internet mix traffic model, IMIX)、以及网络性能(吞吐、时延、丢包率)测量。

2) 网络损伤仿真仪(如 Spirent ANUE): 用于模拟真实网络中的各类网络损伤(时延、抖动、丢包、带宽限制)。

3) 应用安全仪表(Keysight BPS): 用于模拟业务流量和安全攻击场景, 包括分布式拒绝服务攻击 (distributed denial of service, DDoS)、恶意流量等。

表 1 网络仪器仪表能力

Table 1 Main capabilities of network testing instruments

能力模块	仿真功能
网元仿真	模拟终端(主机/IP)、路由器/交换机、SDN/NFV 虚拟节点
协议仿真	基础协议(IPv4/IPv6、TCP/UDP、DHCP 等)、路由协议(OSPF、BGP、SRv6 等)、应用协议(HTTP/HTTPS、DNS、互联网语音协议(voice over internet protocol, VoIP)等)、加密协议(互联网协议安全(internet protocol security, IPsec)、传输层安全协议(transport layer security, TLS)等)
业务流量仿真	固定/递增/IMIX 帧长, 多模式流量收发(持续/突发), 流量回放
损伤/攻击仿真	时延、抖动、丢包、带宽限制; DDoS、恶意代码、攻击逃逸
测量与评估	吞吐、时延/抖动、丢包率、乱序、错包等

这些仪器通过应用程序编程接口(application programming interface, API) 接口被孪生系统统一调度, 为网络数字孪生提供了高保真仿真的核心能力。

通过将 IP 网络测试仪、网络损伤仪等网络仪器深度融入网络孪生架构, 设计基于“仿真类型”的动态调度机制, 结合仪器的高精度仿真与测量能力以及与虚拟设备的互通性, 使得在大规模环境下进行高保真、低成本的网络验证与闭环优化具备可行性, 能有效解决现有网络数字孪生技术在规模与精度上的核心短板^[23-24]。

“仿真类型”字段为枚举值:[PHY_DEVICE, VIRT_DEVICE, EMULATOR, INSTRUMENT], 并设置对应类型驱动模型 Model:[物理设备/仿真节点/仪器类型], 系统仿真引擎通过解析该字段, 可准确调用对应驱动模型, 生成设备配置/仪器 API 指令, 最后执行仿真。

1.3 仪器大模型提高孪生和验证效率

在集成网络仪器的网络孪生方案中, 复现真实业务场景需建模解析物理环境中网络拓扑、协议及业务参数并进行仪器配置调优, 耗时费力且依赖专家经验。网络

运维人员在部分复杂业务/流量模型与仪器仿真交互原理的领域知识缺失, 可能导致复杂场景难以精准模拟, 制约仿真验证效率^[25]。

如图 4 所示的基于大模型和仪器仿真的孪生架构中, 仿真模型和测量模型代表了孪生网络层中调用各类软硬件仿真能力实现仿真验证, 以及对仿真验证过程进行测量并得到的关于网络基准、路径感知、网络感知等结果信息, 而仪器大模型则可以结合仪器仿真模型、高精度测量模型, 基于大语言模型(large language model, LLM)的海量数据学习和推理能力, 为网络孪生场景动态生成仪器仿真配置和操作^[26-27], 实现 3 点功能特性:

1) 多模态数据泛化处理: 快速整合拓扑、流量日志、协议报文等多模态异构数据, 自动补齐采集中缺失/错误信息, 构建完整网络信息画像;

2) 动态配置自动生成: 将网络参数智能映射为可执行的标准仪器配置(如损伤参数、流量模板、协议栈规则等), 消除人工编码误差, 确保其在网络仿真仪器上能够准确、高效地运行;

3) 基于自然语言的意图驱动: 基于自然语言理解, 直接生成仿真仪器操作, 缩短孪生验证时间^[28]。

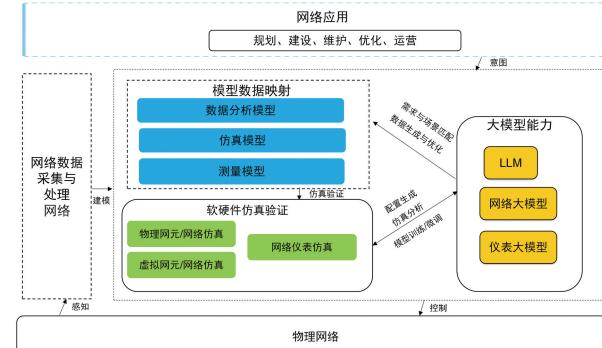


图 4 基于大模型和仪器仿真的孪生方案

Fig. 4 Network twin system based on large models and instrument simulation technology

仪器大模型作为大模型与仪器仿真结合的关键引擎, 是一个具备网络仪器操作与仿真分析能力的专用大模型, 其核心作用是桥接自然语言意图与仪器仿真/操作, 将抽象孪生验证需求转化为可执行、可分析的仿真任务。

本文提出的网络数字孪生输入为网络信息采集的多源异构数据, 而模型数据映射过程创新性地融合了仪器仿真与大模型: 仪器负责高保真仿真与精准测量, 大模型则承担需求场景解析、仪表配置生成与仿真操作; 系统的输出为可直接指导运维的预验证结果, 实现网络数字孪生从“人工配置”到“意图驱动”、从“单点模拟”到“协同仿真”、从“人工算法分析”到“智能过程洞察”的创新应用。

2 关键技术与方法

如图 5 所示,基于采集到的网络信息,将适配的大模型深度融入仪器仪表工作流,实现三大功能特性提升,即:

1) 智能特征解析:识别出网络信息关键特征和模式,如拓扑链路连接关系、流量特征、网络协议的特征字段等;

2) 动态场景自适应生成:通过自动补全缺失参数,生成业务场景,输出仪器参数/配置;

3) 验证推演优化:在孪生验证过程中,结合仪器反馈的实际测量结果优化仿真操作参数,例如,ISIS 协议状态 down 触发大模型重新推理调整协议参数,迭代后协议状态恢复正常。

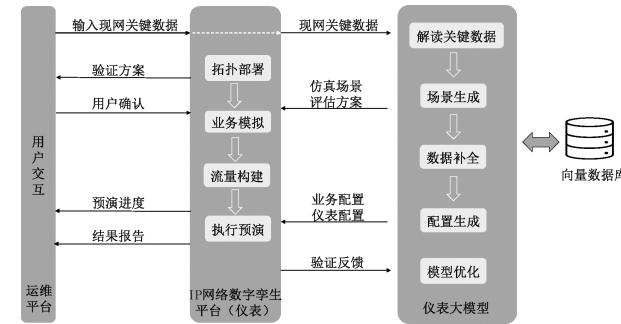


图 5 仪器与大模型协同机制

Fig. 5 System architecture of instrument and large model

2.1 基于 RAG 与 PEFT 的仪器大模型构建方法

基于基座大模型的通用能力,可以通过知识增强生成(retrieval-augmented generation, RAG)与参数高效微调(parameter-efficient fine-tuning, PEFT)技术实现仪器领域深度适配:

1) 技术路线 1:RAG(知识增强生成)

如图 6 所示,RAG 的知识库构建与检索实现包括:

(1) 专业文档结构化处理:对仪器操作手册、仿真案例库、行业标准语最佳实践、协议规范库、故障案例库、设备配置模板、协议规范等文档进行语义分块(Semantic Chunking),可采用例如重叠窗口策略(Window Size = 512 tokens, Overlap = 64 tokens)保持上下文完整性。

(2) 多模态向量化建模:使用领域优化嵌入模型(如 text-embedding-3-large 经网络测试语料微调),将文本、配置代码片段(如 TCL 测试脚本)、拓扑示意图同步编码为多维向量。

(3) 混合检索架构:构建分级向量数据库(如 Pinecone),支持元数据过滤:按设备型号、协议类型快速

缩小检索范围;语义相似度检索:基于余弦相似度($\text{Cosine} \geq 0.82$)匹配历史测试案例。

(4) 动态推理机制:当用户提交验证需求(如“验证 100 G 链路故障倒换性能”)时,可构建多级 Prompt 工程框架、思维链(Chain-of-Thought)技术引导模型生成结构化输出:使能 100 G 环境→生成 SRv6 Policy →发布 VPN 路由→生成 VPN 流量→模拟部分隧道故障,根据思维链自然语言映射→仪器指令生成可执行仿真配置。

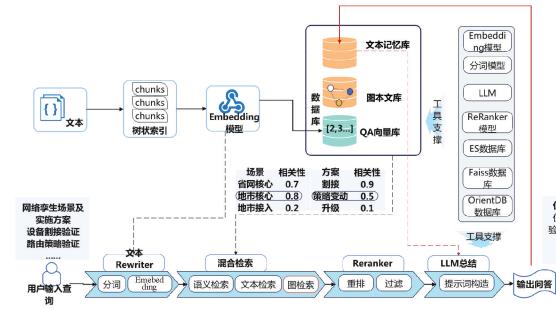


图 6 仪器大模型 RAG 技术示意图

Fig. 6 Schematic diagram of instrument AI large model RAG technology

2) 技术路线 2:PEFT(参数高效微调)

基于采集的真实网络数据对大模型进行训练微调,输出更贴合实际网络环境的仪器配置方案^[29-30]。

如图 7 所示,参数微调方案关键实现包括:

(1) 构建领域语料规范:数据格式标准化,采用 JSON 格式封装训练样本,此外建立质量管控机制,建立三级校验规则(语法合规性检查、协议语义验证、设备约束匹配)。

(2) 训练策略优化:一方面采用低秩适配(low-rank adaptation, LoRA),在基座模型(Llama3-70B)注入秩为 64 的适配矩阵,微调参数量仅占 0.15% (110 M/70 B);另一方面,渐进式领域迁移,如表 2 所示采用课程学习(Curriculum Learning)策略,从基础配置生成任务逐步过渡到复杂多协议仿真场景^[31]。

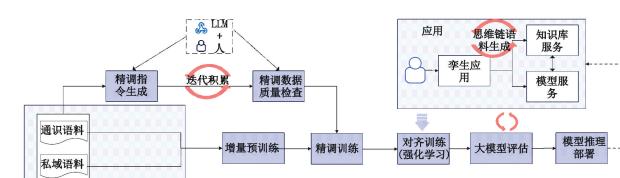


图 7 仪器大模型微调技术示意图

Fig. 7 Schematic diagram of instrument AI large model fine-tuning technology

表 2 PEFT: 渐进式领域迁移**Table 2 PEFT: Progressive domain transfer**

阶段	训练数据	目标能力
1	仪器基础配置	生成正确配置
2	多协议叠加配置	理解协议配置依赖关系
3	不同厂商协议参数实现	解决多厂商兼容性问题

2.2 仪器与大模型的协同工作方法

如表 3 所示,根据仪器大模型实现目标构建 2 个任务:

实验方案设计要素包括:

1) 基础模型:Llama3-70B

表 3 两个核心场景任务**Table 3 Two scenario tasks**

任务	场景任务 1	场景任务 2
输入	自然语言需求+孪生数据	孪生数据信息
输出	仪器仿真场景/参数	仪器仿真代码与配置
技术目标	保障孪生场景完整性	驱动高保真网络/业务/流量仿真

2) 评估指标: 配置准确率、采用双语评估互补 (bilingual evaluation understudy, BLEU)-4、协议合规性。

3) 对比方案: 基础模型/RAG/PEFT

实验结果分析如表 4 所示。

表 4 不同技术方案的性能对比**Table 4 Performance comparison of different technical solutions**

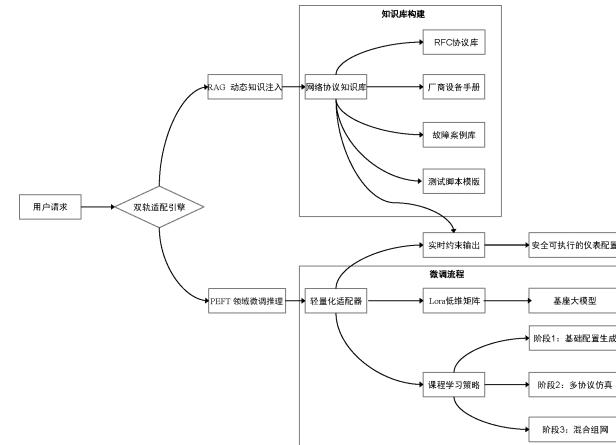
指标	基础模型	RAG 方案	PEFT 方案
配置准确率(BLEU-4)/%	52	78	85
协议合规条款数	12/18	17/18	15/18

实验结果表明在知识有效性和领域适配度两个领域均有显著成效:

1) 知识时效性: RAG 方案通过实时检索最新协议规范, 协议合规性较基础模型提升 25% (受限于知识库覆盖度), 无需模型重训练, 知识更新时效性强, 适合仿真配置参数生成。

2) 领域适配度: PEFT 方案在配置准确率上表现较优, 显示微调能有效捕获网络配置的领域特征, 在仪器参数配置中的协议逻辑校验领域具有良好表现, 但依赖特定训练数据集, 且需要消耗更高的训练成本。

尽管大模型为仪器仿真配置生成提供了强大的动态决策能力, 但仪器配置具有高度专业性与碎片化特征(如多厂商与仪器适配差异、私有协议扩展等), 会较大程度上影响仪器仿真效率^[32]。如图 8 所示, 本文通过 RAG 与 PEFT 协同适配的路径来构建仪器大模型:

**图 8 RAG 与 PEFT 的结合示意图****Fig. 8 Combination of RAG and PEFT**

1) RAG 即时纠偏: 当用户请求涉及新协议(如 SRv6 Policy)时, RAG 从知识库检索 IETF 草案、厂商配置手册等, 防止模型产生幻觉虚构参数。

2) PEFT 深度泛化: 通过渐进式课程学习, 模型逐步掌握多厂商配置差异, 解决异构网络仪器孪生的泛化性不足的缺陷。

3) 实时协同输出: RAG 与 PEFT 输出经一致性仲裁器比对, 确保输出有效仪器配置。

通过结合两者的优势, 如表 5 所示 BLEU-4 达 91% (接近运维专家水平), 协议合规性 100%, 且相较于传统 PEFT 方案, 数据需求下降约 30%, 可以为基于大模型的仪器仿真提供更高效的解决路径。

表 5 RAG+PEFT 性能对比**Table 5 Performance comparison of RAG+PEFT**

指标	RAG 方案	PEFT 方案	RAG+PEFT 方案
配置准确率(BLEU-4)/%	78	85	91
协议合规条款数	17/18	15/18	18/18

3 实验设计与结果分析

为了进一步验证方案的有效性, 本文基于真实网络环境构建实验平台, 系统评估大模型驱动的仪器仿真对网络数字孪生系统在精度提升与效率优化方面的作用机制。具体实验步骤为: 1) 针对运营商两类典型网络场景构建贴近真实网络规模及业务特征的实验环境; 2) 构建网络数字孪生系统的实验实施方案; 3) 通过对比引入大模型技术前后的仿真实验数据, 从仿真运行效率、结果准确性及模型一致性 3 个维度展开定量分析, 系统论证基于大模型的仪器仿真技术在网络数字孪生领域的应用价值。

3.1 实验环境与场景

1) 场景 1:运营商省网场景设备配置方案实验。

该实验场景面向运营商省网开展数字孪生仿真验证,目标是验证对省网设备进行针对性配置部署、业务割接等操作的有效性。本文以对省网核心节点开展 BGP 路由安全策略配置为例。如图 9 所示,运营商省网一般涵盖省网核心网及城域网,实验场景 1 设计包括 503 台网络设备,包括核心路由器、汇聚路由器、接入设备等。实验环境包括网络数字孪生系统、1 台真实高端路由器、若干台虚拟路由器以及 IP 网络测试仪器。数字孪生系统通过统一数据接口从某省实际网络采集拓扑、配置、路由等数据,在实验室环境对省网进行数据处理、高保真网络模型重建。IP 网络测试仪器用于对相关网络节点和拓扑、协议的仿真,以及产生正常、异常业务流量,并对发生变更的骨干设备 BGP 路由安全策略进行验证。

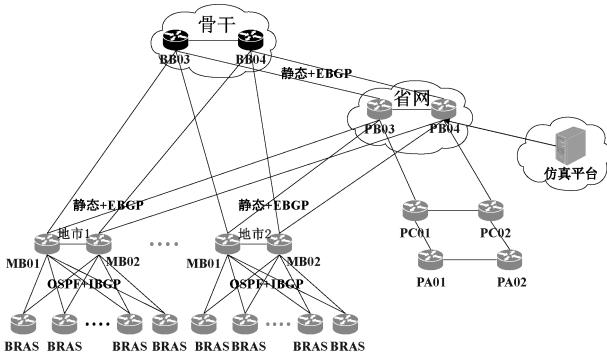


图 9 实验场景 1 组网示意图

Fig. 9 Schematic diagram of scenario 1's network

2) 场景 2:运营商骨干网业务部署方案实验。

该场景针对运营商骨干网,以进行 SRv6 多路径路由调度技术部署为例进行实验验证。如图 10 所示,场景 2 实验网络包含 455 台设备,拓扑连接关系更为复杂,具有多条等价路径和路由。场景 2 实验环境组成与场景 1 基

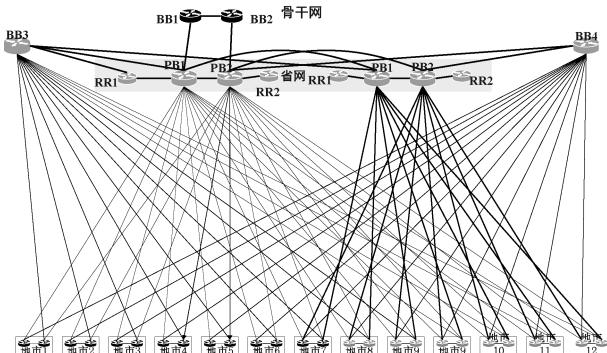


图 10 实验场景 2 组网示意图

Fig. 10 Schematic diagram of scenario 2's network

本相同,场景 2 通过网络数字孪生系统重建了包含 454 个节点、3 624 条链路、40 条 SRv6 隧道的骨干网虚拟镜像。为真实模拟多厂商组网,该孪生实验床中部署了多台华为、新华三等真实设备厂商的虚拟路由器节点。表 6 汇总了两个实验场景的主要环境。

表 6 两个试点的主要部署环境

Table 6 Main deployment environment

实验场景	省网	骨干网
现网规模	503 台设备、2 000 条链路	455 台设备、3 624 条链路
孪生数据	拓扑、配置、BGP 路由安全策略	拓扑、配置、SRv6 隧道、多路径拓扑
物理/虚拟设备	1 台华为 NE5000E 高端路由器、2 套华为虚拟路由器	2 台华为 NE5000E 高端路由器、2 套华为虚拟路由器、2 套新华三虚拟路由器
网络仪器	仿真模拟其余 500 节点及拓扑	仿真模拟其余约 450 节点及拓扑

3.2 实施流程

两个场景的实验均按照“数据采集→配置生成→仿真验证→反馈优化”的流程实施网络数字孪生构建与方案验证,并在此过程中引入大模型与网络仪器协同机制以提升孪生仿真的效率和精确度。图 11 概括了网络数字孪生的主要实施步骤和关键环节,主要包括 3 个流程:

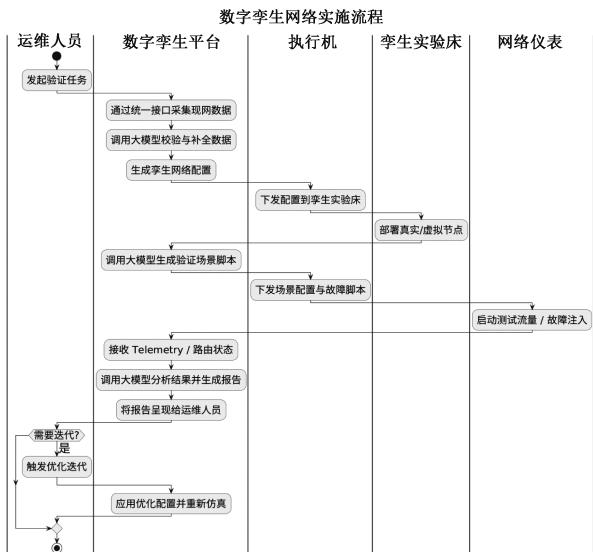


图 11 数字孪生网络实施流程

Fig. 11 Implementation process of digital twin network

1) 现网数据采集与孪生重建: 网络数字孪生系统通过统一接口批量拉取现网拓扑、配置、协议状态和基线流量, 并生成一套初始孪生配置。执行机据此在实验床中同时调度实体路由器与虚拟节点, 快速搭建与现网一致的高保真网络, 为后续实验奠定基础。

2) 仿真场景执行与仪器协同: 重建完成后, 大模型按验证需求(路由安全或 SRv6 调度)自动生成配置变更与流量脚本: 路由安全策略场景统一输出策略清单, SRv6 调度场景生成正常、异常或复合流量。网络数字孪生系统平台将仿真场景下发至执行机, 并控制相关设备和仪器启动仿真网络及协议; 仪器同时按脚本注入流量并实时上报仿真数据。大模型据此动态调整流量模型, 确保实验网络流量覆盖所有关键路径及业务。

3) 结果分析与闭环优化: 网络数字孪生系统平台收集路由与流量数据后, 自动比对预期指标。例如在场景 1 中判定恶意路由是否被拦截, 对设备所配置的 BGP 路由安全策略是否正常生效; 在场景 2 中评估 SRv6 多路径的链路利用率与收敛时延是否正常。若发现策略缺漏或算法欠佳, 大模型给出参数优化建议(如补充安全策略条目的描述、调整 SRv6 路径权重等), 循环迭代, 直至各项指标达标, 满足网络运营需求。

3.3 实验验证案例

1) 场景 1: 省网路由安全策略配置验证

路由安全策略关系到公网路由通告与传播的安全性, 防止 BGP 路由泄漏、非法前缀注入等对网络造成危害。场景 1 实验对此进行了全面的网络数字孪生验证: 利用重建的省网孪生网络, 对现网中的 BGP 路由安全配置进行自动识别和有效性测试, 并预演策略调整对网络的影响。实验首先验证了孪生网络重建的完整性: 通过 503 个节点、1 682 条链路的仿真网络, 准确再现了某省网的拓扑和路由状态。接着, 系统对设备路由安全策略进行自识别和匹配: 大模型从各设备配置中提取出 BGP 路由策略(如前缀过滤列表、路由策略规则等), 统一格式呈现并与预期的安全方案基线比对, 快速发现配置不一致之处。例如, 系统识别出某些边界路由器缺失特定前缀过滤条目, 存在潜在安全隐患。随后, 借助数字孪生环境进行了路由安全策略下发及调整验证, 通过孪生执行机在虚拟环境中试验性地下发策略变更(如增加缺失的过滤规则或修改策略顺序), 观察对路由收敛和流量的影响。仪器产生的正常、异常实验流量结果表明: 新增策略后, 原本可能泄漏的路由更新包被成功拦截, 异常流量无法通过, 验证了配置方案的有效性。

在此过程中, 网络数字孪生系统还发现了一项网络安全隐患: 在不当的操作顺序下调整 BGP 安全策略可能触发短暂路由泄漏。具体来说, 当运维实施删除旧的安全策略前缀列表再添加新的前缀列表时, 在操作间隙内路由器会出现瞬时的策略真空, 导致原本应被过滤的路由通告短暂进入。这一现象在孪生仿真中因仿真路由数、流量速率指标的异常突增行为被实时捕获。基于仪器大模型技术, 系统会根据实验数据生成分析报告, 并智能反馈建议采用安全的变更步骤(如先添加新策略再删

除旧策略)来规避此类风险, 有效降低了现网实施配置变更时发生路由泄漏事故的可能性。

同等条件下, 使用网络仿真器仿真规模无法满足该场景验证需求, 而使用数学抽象方法的孪生仿真成效差距显著。表 7 对比了不同网络孪生方案的优劣。

表 7 使用仪器大模型技术前后的差异(场景 1)

Table 7 Differences before and after using the large model (scenario 1)

指标	数学抽象方法	基于仪器大模型技术 (验证次数 n=5)
验证总耗时	17 天(设计数学模型和验证目标)	≈4 h(自动数据解析、快速仿真验证)
参与人员	3 名算法专家, 建模分析与验证	1 名网络工程师, 自动完成
拓扑重建匹配率	91%(部分拓扑数据收集遗漏)	≈100%(智能补全确保完整重现)
协议状态匹配率	86%(缺乏协议状态仿真, 导致协议状态不完整)	≈100%(策略一致, 仿真路由状态高度吻合)
网络流量仿真匹配率	0%, 无网络流量	95%(基于现网数据生成流量, 更接近真实分布)
配置验证能力	难以发现瞬态配置错误	通过仪器仿真模拟和高精度网络流量监测发现动态配置漏洞

综上, 场景 1 实验表明: 基于大模型的仪器仿真的网络数字孪生方案不仅解决了数学抽象方法“无流量仿真”的盲区, 更突破了网络仿真器的规模瓶颈, 在 500+ 节点规模下实现了逼近 100% 的协议状态匹配与 95% 的流量仿真匹配, 并精准捕捉到人工评审难以发现的“策略真空期”瞬态风险。

2) 场景 2: 骨干网 SRv6 多路径调度业务部署验证

SRv6 多路径调度技术通过在 IPv6 分段路由(SRv6)中灵活选择多条转发路径, 达到均衡负载和提高网络可靠性的目的。场景 2 骨干网 SRv6 技术部署实验, 借助网络数字孪生, 对多路径调度技术在现网部署前进行了深入的可行性验证。首先, 网络数字孪生系统重建了骨干网的多路径拓扑, 共模拟了所需的 455 个节点和多达 3 624 条链路, 准确呈现相关业务部署涉及的骨干网络。在此基础上, 研究团队开发的 SRv6 多路径调度算法集成进网络数字孪生平台, 用于根据网络流量动态选择最佳路径。该实验重点孪生验证了 2 个流程:

(1) 流量路径优化: 在网络无故障且业务稳定时, 算法根据各骨干网络链路的利用率自动计算多条 SRv6 隧道的最优承载路径。当监测到某些链路出现高负载且利

用率不均时,算法能及时调整部分流量至较空闲的链路上,从而消除热点链路,实现全局均衡负载。

(2) 故障场景下的路径快速收敛:在孪生网络的多路径上分别模拟单条链路故障、同时多条链路过载、以及关键节点故障等情况,以考察算法的健壮性。孪生仿真记录表明:当一条链路突然中断时,业务流量在 50 ms 以内完成了故障收敛;当多条链路先后超阈值拥塞时,算法计算新的隧道路径进行流量转移,业务在 1 s 内恢复均衡;当网络节点发生故障时,算法同样能在约 1 s 内完成业务的切换调度。这些收敛时间远低于传统路由协议自身收敛时间,实验结果符合预期。

在整个实验过程中,仪器大模型技术发挥了重要作用。一方面,仪器大模型根据现网历史数据自动生成了复合流量,使仿真流量组合充分代表实际网络中的隧道业务、基础业务和互联网流量的叠加特性;这保证了算法测试的业务场景覆盖率,避免仅人工选取少数流量模式带来的精准度问题。另一方面,仪器大模型实时解析故障模拟过程中的仪器数据,自动判断算法是否按预期执行,并将复杂的链路指标变化整理成直观的文字报告。

在该实验场景下,数学抽象方法无法预测业务调度收敛时间,只能采用网络仿真器方法进行小规模仿真验证,表 8 对比了两种网络孪生方案优劣。

表 8 使用仪器大模型技术前后的差异(场景 2)

Table 8 Differences before and after using the large model (scenario 2)

指标	网络仿真器方法	基于仪器大模型技术
验证总耗时	7 天(搭建和配置网络仿真器)	≈4 h,(自动生成场景, 并行仿真执行, 验证次数 n=5)
参与人员	2 名网络工程师, 手工验证	1 名网络工程师, 自动完成
拓扑重建匹配率	≈44% (只能仿真 200 节点)	≈100% (大模型校核隧道配置, 完整呈现拓扑)
协议状态匹配率	44% (仿真 200 节点相关协议可还原, 其余无法还原)	≈100% (算法参数一致, 仿真协议行为高度吻合)
业务流量仿真匹配率	≈60% (仿真流量种类有限, 仅支持基础 TCP/UDP 流量)	95% (基于现网数据生成流量, 更接近真实分布)
配置验证能力	仿真还原度有限、时延精度 ≈1 ms; 离线分析为主	仿真还原度高、测量精度 ns 级 实时解析测量数据、支持在线调测

此外,此场景中仪器大模型通过结合 RAG 的实时知识矫正与 PEFT 的深度领域内化,克服了仪器与厂商在

SRv6 隧道配置上的语法差异, SRv6 等协议生成准确率较传统 PEFT 方式提高 70%。

总体来看,相较于网络仿真器方法在规模(44% 匹配)和流量真实性(60%)上的局限,引入仪器大模型技术后的方案实现了全域拓扑与协议的精准还原,并将 SRv6 等新兴协议的配置生成准确率提升至 95%,为复杂新技术的平滑落地提供了决定性支撑。

3.4 小结

上述实验对比显示,通过引入仪器大模型技术,网络数字孪生在关键网络场景下的孪生仿真结果与现网高度一致,实现高保真孪生仿真目标;拓扑、协议及流量等各方面的匹配率均接近 100%,达成准确率目标;同时大幅减少了运维人员经验的依赖及可能带来的操作隐患。

4 结 论

本文创新性地提出了一种基于大模型与网络仪器协同的网络数字孪生方案。该方案通过网络仪器的实时仿真、数据监测与大模型的智能推理深度融合,首次实现了物理网络状态的高保真、动态映射,并能够自动生成网络配置与优化方案,有效突破了传统网络仿真器或数学抽象方案在孪生保真度、动态操作响应等方面的瓶颈,为复杂网络环境下的智能运维提供了新的解决方案。

经过中国移动数据承载网络的数字孪生系统多次现网试点验证,基于仪器大模型的网络数字孪生方案在设备割接、配置变更、新技术上线等多个典型场景下均展现出了显著的应用成效,可将运维操作用时缩短约 40%,将网络配置与验证周期由数周降至数小时,大幅提升了运维效率与安全性。研究成果不仅为通信行业数字化转型提供了创新性技术方案,同时为智能运维模式在其他行业及多种复杂网络环境中的推广应用奠定了基础,展现出广阔的实际应用前景。

本文重点聚焦在运营商大规模网络生产运营中的实际场景,提出了“数据驱动+仪器仿真+大模型验证”的仪器大模型技术,实验及应用成效显著。但当前研究在规模部署时仍面临仪器大模型对高质量微调数据依赖较强(上万条拓扑+协议+流量配置样本需经过语法-语义-业务一致性三级校验)、单一仪器数据训练模型兼容性不足等问题。未来工作将进一步优化仪器与大模型的协同机制,深入研究可复现、可观测、可推演的仪器大模型孪生验证体系,为网络智能化发展提供先进的数字孪生技术方案。

参考文献

- [1] ZHANG Y R, XUE Y J, LIU Q, et al. Poster: Digital network twin via learning-based simulator [C]. IEEE INFOCOM 2023-IEEE Conference on Computer Communications Workshops, 2023: 1-2.
- [2] RAJ D R R, SHAIK T A, HIRWE A, et al. Building a digital twin network of SDN using knowledge graphs [J]. IEEE Access, 2023, 11: 63092-63106.
- [3] IEEE. Digital Twin Network Session at International Conference on Digital Twins and Parallel Intelligence (DTPI) [Z]. Ningbo, China, 2022.
- [4] IEEE/IFIP. International Workshop on Technologies for Network Twins at Network Operations and Management Symposium (NOMS) [Z]. Seoul, South Korea, 2024.
- [5] LE F, SRIVATSA M, GANTI R, et al. Rethinking data-driven networking with foundation models: Challenges and opportunities [C]. 21st ACM Workshop on Hot Topics in Networks, 2022: 188-197.
- [6] HUI L B, WANG M W, ZHANG L, et al. Digital twin for networking: A data-driven performance modeling perspective [J]. IEEE Network, 2022, 37(3): 202-209.
- [7] CHEN H X, MIAO Y K, CHEN L, et al. Software-defined network assimilation: Bridging the last mile towards centralized network configuration management with NAssim [C]. Proceedings of the ACM SIGCOMM 2022 Conference, 2022: 281-297.
- [8] 孙滔, 周铖, 段晓东, 等. 数字孪生网络(DTN):概念、架构及关键技术 [J]. 自动化学报, 2021, 47(3): 569-582.
- SUN T, ZHOU CH, DUAN X D, et al. Digital twin network (DTN): Concept, architecture and key technologies [J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(3): 569-582.
- [9] LE F, WERTHEIMER D, CALO S, et al. NorBERT: Network representations through BERT for network analysis and management [C]. 2022 30th International Symposium on Modeling, Analysis, and Simulation of Computer and Telecommunication Systems, 2022: 25-32.
- [10] LIN X J, XIONG G, GOU G P, et al. ET-BERT: A contextualized datagram representation with pre-training transformers for encrypted traffic classification [C]. Proceedings of the ACM Web Conference 2022, 2022: 633-642.
- [11] 刘振旺, 罗枫, 张丹, 等. 数字孪生驱动的IP和传输端到端业务仿真研究 [J]. 电信工程技术与标准化, 2025, 38(10): 13-19.
- LIU ZH W, LUO F, ZHANG D, et al. Digital twin-driven end-to-end service simulation for IP and transmission networks [J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2025, 38(10): 13-19.
- [12] ZHOU H, HU CH M, YUAN Y, et al. Large language model (LLM) for telecommunications: A comprehensive survey on principles, key techniques, and opportunities [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2024, 27(3): 1955-2005.
- [13] BARIAH L, ZHAO Q Y, ZOU H, et al. Large generative AI models for telecom: The next big thing? [J]. IEEE Communications Magazine, 2024, 62(11): 84-90.
- [14] XU M R, DU H Y, NIYATO D, et al. Unleashing the power of edge-cloud generative AI in mobile networks: A survey of AICC services [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2024, 26(2): 1127-1170.
- [15] VAN HUYNH N, WANG J CH, DU H Y, et al. Generative AI for physical layer communications: A survey [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2024, 10(3): 706-728.
- [16] WANG J Y, ZHANG L, YANG Y R, et al. Network meets ChatGPT: Intent autonomous management, control and operation [J]. Journal of Communications and Information Networks, 2023, 8(3): 239-255.
- [17] RONG Y, MAO Y CH, CUI H J, et al. Edge computing enabled large-scale traffic flow prediction with GPT in intelligent autonomous transport system for 6G network [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2024, 26(10): 17321-17338.
- [18] WU D, WANG X D, QIAO Y Q, et al. NetLLM: Adapting large language models for networking [C]. Proceedings of the ACM SIGCOMM 2024 Conference, 2024: 661-678.
- [19] LIRA O G, CAICEDO O M, DA FONSECA N L S, et al. Large language models for zero touch network configuration management [J]. IEEE Communications Magazine, 2025, 63(7): 146-153.
- [20] LIU H Q, SU W, LI T, et al. Digital twin enhanced multi-agent reinforcement learning for large-scale mobile network coverage optimization [J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2024, 19(1): 1-23.
- [21] 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.
- [22] QIN B L, PAN H, DAI Y Y, et al. Machine and deep learning for digital twin networks: A survey [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(21): 34694-34716.

- [23] CHAI H Y, WANG H D, LI T, et al. Generative AI-driven digital twin for mobile networks [J]. IEEE Network, 2024, 38(5) : 84-92.
- [24] TAO ZH Y, XU W, HUANG Y M, et al. Wireless network digital twin for 6 G: Generative ai as a key enabler [J]. IEEE Wireless Communications, 2024, 31(4) : 24-31.
- [25] HUANG X Y, YANG H J, ZHOU C H, et al. When digital twin meets generative AI: Intelligent closed-loop network management[J]. IEEE Network, 2024, 39(5) : 272-279.
- [26] WANG D SH, WANG Y D, JIANG X T, et al. When large language models meet optical networks: Paving the way for automation [J]. ArXiv preprint arXiv, 2405. 17441, 2024.
- [27] HU Q H, YE ZH SH, WANG Z R, et al. Characterization of large language model development in the datacenter [C]. 21st USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation, 2024: 709-729.
- [28] WU D, WANG X D, QIAO Y Q, et al. NetLLM: Adapting large language models for networking [C]. Proceedings of the ACM SIGCOMM 2024 Conference, 2024; 661-678.
- [29] 廖力达, 向旭宏, 舒王咏, 等. 基于声发射 Ib 值分析的渗铝 321 钢损伤特性研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1) : 211-220.
LIAO L D, XIANG X H, SHU W Y, et al. Study on damage characteristics of aluminized 321 steel based on acoustic emission Ib-value analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1) : 211-220.
- [30] 杨宇, 唐东明, 李驹光, 等. 基于时空特征自适应融合网络的流量分类方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(3) : 166-174.
YANG Y, TANG D M, LI J G, et al. Traffic classification method based on spatiotemporal feature adaptive fusion network [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(3) : 166-174.
- [31] 马杰, 王健, 李智. 基于改进 PDR 算法的室内定位方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(12) : 211-217.
MA J, WANG J, LI ZH. Research on indoor positioning method based on improved PDR algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(12) : 211-217.
- [32] 杨金显, 杨潇健, 蔺钰柯, 等. 基于 MIGJO 的随钻重力加速度在线提取 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(3) : 337-344.
YANG J X, YANG X J, LIN Y K, et al. Online extraction of gravity acceleration while drilling based on MIGJO [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(3) : 337-344.

作者简介



杨海俊,2007 年于北京邮电大学获得学士学位,2010 年于北京邮电大学获得硕士学位,现为中国移动研究院副高级工程师,主要研究方向为数据网络、移动通信、测试测量及仪器仪表。

E-mail:yanghaijun@chinamobile.com

Yang Haijun received his B. Sc. degree from Beijing University of Posts and Telecommunications (BUPT) in 2007 and his M. Sc. degree from BUPT in 2010. He is currently a senior engineer in China Mobile Research Institute. His main research interests include data networks, mobile communications, test measurement and instrumentation.



汪滢(通信作者),2008 年于北京邮电大学获得学士学位,2011 年于北京邮电大学获得硕士学位,现为中国移动研究院副高级工程师,主要研究方向为数据网络、测试测量及仪器仪表。

E-mail:wangyingyjy@chinamobile.com

Wang Ying (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Beijing University of Posts and Telecommunications (BUPT) in 2008 and her M. Sc. degree from BUPT in 2011. She is currently a senior engineer in China Mobile Research Institute. Her main research interests include data networks, test measurement and instrumentation.



常诚,2008 年于北京邮电大学获得学士学位,2012 年于北京邮电大学获得硕士学位,现为中国移动通信集团公司网络事业部副高级工程师,主要研究方向为数据网络、传输网络。

E-mail:changcheng@chinamobile.com

Chang Cheng received his B. Sc. degree from Beijing University of Posts and Telecommunications (BUPT) in 2008 and his M. Sc. degree from BUPT in 2012. He is currently a senior engineer with the Network Division of China Mobile Communications Corporation. His main research interests include data networks and transmission networks.