

高阶自智网络关键技术及应用



Key Technologies and Applications of High Level Autonomous Networks

孙方平/SUN Fangping, 钱铮铁/QIAN Zhengtie

(中兴通讯股份有限公司, 中国 深圳 518057)
(ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202404012

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20240725.1228.002.html>

网络出版日期: 2024-07-25

收稿日期: 2024-06-05

摘要: 探讨了自智网络在通信业界的普及与演进, 并着重分析了两种推动自智网络向高阶发展的关键驱动力: 大模型 (LLM) 和数字孪生技术。大模型在通信网络中的应用展现了其不可替代的优势, 并且持续演进的新技术如检索增强生成 (RAG) 正逐步提升其适配通信网络场景的能力。在实际应用中, 大小模型的结合以及多 AI 智能体的协同工作, 为处理复杂场景分析和执行任务提供了有效手段。数字孪生技术则为高阶自智网络的发展提供了控制风险的重要工具, 其深化应用需关注的技术焦点包括特征网络模型的精准构建、高效的数据管理技术以及分布式数字孪生系统的完善。大模型和数字孪生技术的融合, 不仅有助于网络深入理解用户意图, 实现自主决策和执行任务, 更为自智网络迈向高阶阶段提供了坚实的技术支撑。

关键词: 自智网络; 大模型; 数字孪生

Abstract: The popularity and evolution of autonomous network in the communication industry are introduced, focusing on the analysis of large language model (LLM) and digital twins as key driving forces for advancing autonomous network to a higher level. The application of LLM in communication networks demonstrates their irreplaceable advantages, and evolving technologies such as retrieval-augmented generation (RAG) are gradually enhancing their adaptability to communication network scenarios. In practical applications, the combination of large and small models, along with the collaborative work of multiple AI Agents, provides effective means for handling complex scenario analysis and task execution. Digital twin technology offers an important tool for risk control in the development of high-level autonomous networks, with technical focuses including the precise construction of feature network models, efficient data management techniques, and the refinement of distributed digital twin systems. The integration of LLM and digital twin technology not only helps networks deeply understand user intentions, make autonomous decisions, and execute tasks, but also provides solid technical support for autonomous network to move towards a higher stage.

Keywords: autonomous network; large language model; digital twin

引用格式: 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

Citation: SUN F P, QIAN Z T. Key technologies and applications of high level autonomous networks [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(4): 77-82. DOI: 10.12142/ZTETJ.202404012

随着通信网络的不断发展, 运营商移动通信网络的总体规模不断扩大, 多频多制式的引入使得网络结构越发复杂。同时, 各种新兴业务层出不穷, 面向客户 (ToC) 和面向业务 (ToB) 的需求各异, 各种类型、能力不同的终端接入也增加了网络的多样性。这些问题给网络的运维和优化带来了巨大的挑战。传统的网络建设和运维模式下, 网络自动化水平较低, 网络生命周期各阶段存在断裂, 导致“规划、建设、维护、优化”等环节之间的人力成本高昂, 运营支出 (OPEX) 成为运营商日常开支的重要组成部分。因此, 运维高度复杂化是通信网络发展面临的主要挑战之一^[1]。

为了应对上述挑战, 自动化和智能化成为未来网络建设

和运维的重要发展方向。2019年, 国际电信管理论坛 (TMF) 提出了自智网络 (AN) 的概念, 旨在构建网络全生命周期的自动化、智能化运维能力。TMF 定义了自智网络的等级划分, 并将网络自智能能力由低到高划分为 L0 至 L5 级, 如图 1 所示。

中国移动于 2021 年就提出了“2025 年达到 L4 级高阶自智网络”的目标并在全网启动实践。中国移动认为, L4 分级特征为“核心场景自动化率达 95%, 网络弹性供给、体验主动保障、资源动态孪生、能效全局优化、作业一键执行、运维融智赋能”^[2]。

尽管当前用于指导通信运营商规划和部署高阶自智网络

自智网络等级	L0 人工运维	L1 辅助运维	L2 部分自智网络	L3 条件自智网络	L4 高度自智网络	L5 完全自智网络
执行	P	P/S	S	S	S	S
感知	P	P/S	P/S	S	S	S
分析	P	P	P/S	P/S	S	S
决策	P	P	P	P/S	S	S
意图/体验	P	P	P	P	P/S	S
适用性	不涉及	选定场景				所有场景

注：P指人(手工), S指系统(自主)

▲图1 国际电信管理论坛(TMf)对自智网络等级的定义

仍需要进一步细化和完善，但向更高阶自智能能力的演进已是大势所趋。根据 TMf 的调研，全球 91% 的通信服务提供商有建设自智网络的愿景，70% 的通信服务提供商将投资网络基础设施，以实现自动化。除了中国移动，AIS、中国电信、中国联通、MTN 集团、Orange 集团等也设定了在 2025 年达到 L4 高阶自智网络的目标^[3]。

人工智能和数字孪生技术作为通信网络向更高阶自智能能力演进的技术手段已成为业界共识。随着 ChatGPT 的发布，大模型 (LLM) 的语言理解和泛化能力拓展了人工智能技术在自智网络领域应用的广度和深度，其准确度也随着检索增强生成 (RAG) 技术的引入不断提升。同时，随着网络内生智能和感知能力的提升，数字孪生从局部网络扩展到整体网络，并逐步应用于精准规划、配置模拟、网络故障预测等诸多场景，降低现网风险。

1 大模型

面对日益复杂的通信网络和层出不穷的用户需求，以人工为中心的运维模式难以为继。自 2010 年以来，人工智能技术在通信网络中已经逐步应用于“规、建、维、优、营”各个阶段，典型的场景如故障预测、智能节电、流量预测、数据中心温度调节等。这些基于机器学习和专家经验的人工智能技术在基于预定义的规则执行逻辑推理任务等场景表现较好，但对自然语言的处理能力有所欠缺，且其泛化推理能力较弱，制约了人工智能技术在通信网络中应用的深度和广度。

自 2006 年 HINTON 提出通过逐层无监督预训练解决深层网络训练难题以来，深度学习在多个领域取得突破，经历了从标注数据监督学习到预训练模型，再到大模型转变。大模型通常是指具有大规模参数和复杂计算结构的机器学习模型。这些模型通常由深度神经网络构建而成，拥有数十亿

甚至数千亿个参数。当训练参数不断扩大，达到一定临界规模后，机器模型就会表现出更复杂的能力特性，如从原始训练数据中自动学习并发现新的、更高层次的特征和模式，这种能力被称为“涌现能力”。2022 年底，OpenAI 发布的 ChatGPT 引发了广泛关注，展现了大模型在多场景、多用途、跨学科任务处理的能力。大模型被认为是未来人工智能领域的关键基础设施。

大模型应用于通信网络，通过千亿级别通信领域数据的充分预训练，利用更多参数和更复杂的结构准确表达通信领域数据分布和复杂特征，并利用其高效精调和少样本学习模式快速适配复杂场景化需求，为自智网络的用户意图理解、网络状态分析、问题根因识别、解决方案生成等难点提供了可行的解决方案。

1.1 大模型的缺陷及改进

尽管大模型在许多任务上表现出色，但目前应用于通信网络仍存在一些缺陷，其中较为突出的是幻觉和知识实时性更新难题。解决和减轻这些缺陷问题对于大模型在通信领域的应用尤为重要。

1) 幻觉：幻觉是指在生成事实类文本时，生成的信息与现有来源相冲突（内在幻觉），或无法通过现有来源验证（外在幻觉）。幻觉会误导大模型生成非预期的输出，并且在大部分时候会降低模型性能。通信网络对准确性要求极高，一个错误的输出往往会带来灾难性后果。因此，如何减轻和消除幻觉问题对于大模型在通信网络的应用是一个关键研究方向。

2) 知识实时性：在需要使用比训练数据更新的知识处理任务时，大模型通常会遇到困难。一个直接的方法是定期将新数据更新至大模型中，但增量训练成本较高，且可能会导致知识遗忘问题。现有的研究已探索一些利用外部知识源补充大模型的方法，如 ChatGPT 使用检索插件来访问最新的信息源^[4]。通信网络的技术变更极快，大模型需要能够快速低成本地获取新知识。

大模型的幻觉和知识实时性问题可通过增量预训练方法缓解，但这种方法存在明显缺点：成本较高且不够灵活，外部插件形式又过于冗杂。文献^[5]提出了一种更为灵活的 RAG 技术。该研究将生成模型与检索模块结合起来，能够从易于更新的外部知识源中获取额外信息。RAG 技术在解决大模

型幻觉和知识实时性问题方面更加有效。它会重定向大模型，从权威的、预先确定的知识来源中检索相关信息，组织更好的文本输出，并且使用户可以深入了解大模型如何生成响应。

RAG的工作原理为：在用户输入提示词和问题后，首先在知识库中对问题进行检索。该知识库包含训练数据集之外的新数据（通常称为外部数据），存储向量化的文档，并建立索引以优化检索效率。检索过程中，用户问题将被转换为向量形式，并基于语义或关键词与知识库内数据进行匹配。完成检索后，系统将检索得到的内容作为原始问题的增强语料信息，与问题一同注入到大模型的提示词中，引导模型生成准确答案。RAG通过外部知识库引入特定领域知识，当外部数据过时，可通过更新向量知识库来更新知识，无须对模型进行调整^[6]，如图2所示。

相比于模型预训练或精调，RAG技术能够有效减少幻觉问题，提高回答准确性。在中兴通讯自主研发的基于RAG的产品告警故障问答模型中，问题检索准确率可达90%以上，同时避免了新知识引入时需要频繁训练模型的问题。

1.2 大模型技术在自智网络中的应用

在自智网络演进过程中，为实现更高度的智能化和闭环能力，大模型在通信领域的应用具备以下特点：

1) 向AI Agent（AI智能体）发展

AI Agent是一种能够感知环境、自主决策和执行动作的智能实体。目前大模型与人类之间的交互仍是被动式的，即模型基于Prompt输入产生输出。而AI Agent可以基于用户给出的目标，详细拆解出每一步的计划步骤，依靠来自外部的反馈和自主思考，自主创建Prompt来实现目标。这种具备独立思考和决策并逐步完成给定目标的能力，是Agent与传统人工智能的最大区别。

基于不同的智能体数量，AI Agent架构可分为单智能体和多智能体两种架构，如图3所示。单智能体由一个语言模型驱动，独立完成所有的推理、规划和工具执行。多智能体架构涉及两个或更多的智能体，每个智能体可以使用相同或不同的语言模型，可以访问相同或不同的工具。多智能体架构拥有广泛的组织形式，从任务分配模式维度来看，多智能体架构可分为水平架构和垂直架构^[7]。

- 垂直架构：在该结构中，一个智能体充当领导者并分配任务，其他智能体负责向其报告。

- 水平架构：在该结构中，所有智能体是平等的，智能体不需要由领导智能体分配任务，可以自发完成特定任务或调用工具。

在通信网络向高阶自智演进过程中，跨域场景和高度综合性任务逐渐增加，多智能体架构应用前景广阔。

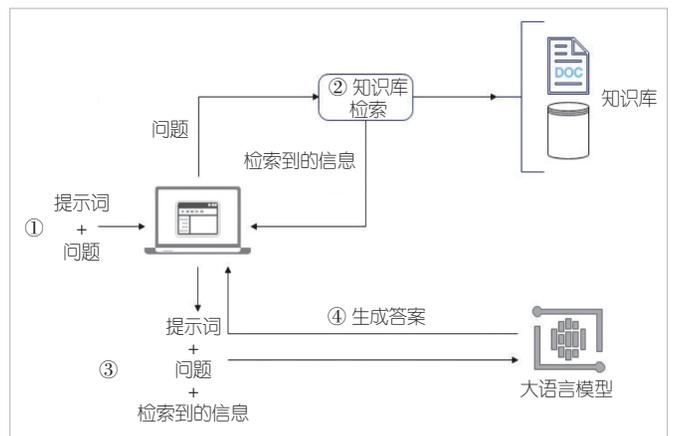
2) 大小模型结合

基于机器学习的小模型（参数量小于10亿的机器学习模型）已在单域自智网络的网络规划、网络优化、故障预测等多个领域应用。这类模型针对特定场景的处理能力强、可靠性高、规模小容易部署。小模型与大模型的复杂问题求解能力和泛化能力具有互补性，通常先采用小模型完成特定任务，再将结果推送至大模型，分级处理复杂场景问题。

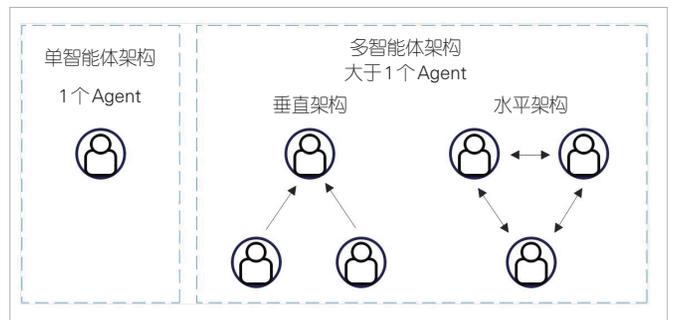
3) 按场景逐步推进

根据场景对准确度和风险影响程度的要求，大模型在自智网络中的应用需要逐步推进。在初级阶段，大模型主要应用于精度要求低、风险不高、实时性要求低的非核心业务，例如知识问答、文案生成、客户投诉辅助等场景，为网络运维人员提供知识指引。当前，大模型在初级阶段的应用比较多。

在扩展应用阶段，大模型逐步向数据多模态、高可靠性、实时、高精度场景扩展，例如工单生成、故障处理、网络变更、网络配置、网络事件处置等场景。该领域应用目前还处于探索阶段，为确保安全，一般需要专家审核或随时介入接管，成熟应用少，技术演进较快。



▲图2 检索增强生成(RAG)工作流程^[6]



▲图3 AI Agent 架构

通信网络投诉处理和用户咨询服务是关键的客户服务环节，传统的方式存在一些痛点：手动处理投诉工单和用户咨询需要大量人力资源和时间，容易导致处理效率低下和耗时过长；由于人工处理的主观性，可能存在分类不准确、处理不规范等问题，影响服务质量和用户体验；另外，传统的问题响应和排障流程通常依赖于专家的经验 and 能力，响应速度慢、效率低下，无法及时满足用户需求，进一步降低了服务水平。中国信息通信研究院基于通信领域大模型，借助自然语言识别，意图识别能力实现了投诉工单的自动分类，同时提供了对应分类的应用程序编程接口（API）调用能力，为后续处理流程提供了支持。基于预训练模型驱动的数字专家系统，为专家提供了问题响应、排障和定制化问题服务的智能支持，提高了问题响应速度和客户满意度，全面提升了运维效率和服务质量。

在通信网络故障检测场景中，中兴通讯利用星云通信大模型的 Function call 和 API 映射能力，在故障发现和故障分析环节，对结构化数据模型进行协同编排。利用可预测模型快速完成异常检测、告警关联汇聚，大模型根据结果输出，再进行二次分析，总结生成故障摘要。在故障处置方案推荐、方案执行、质检闭环等环节，通过大模型的 RAG 能力检索历史故障案例，生成处置方案；人机交互完成意图识别和转交、执行故障自愈指令；然后进行交互质检，自助查询告警状态，最后通过大模型完成关联知识抽取，实现知识回收。中兴通讯探索实践大小模型协同，可进行复杂故障事件的综合分析，准确率达到 85% 以上，实现 1 min 故障发现、7 × 24 h 自主监控值守。在重大活动保障场景中，重保专家 Agent、重保助理 Agent、监控专家 Agent、故障专家 Agent 等多个智能体协同工作，使人力投入减少 30%。

大模型的应用不仅解决了通信领域传统服务中的诸多痛点，还为基于意图的自智网络建设提供了更加智能和便捷的解决方案。未来，随着技术的不断进步和应用场景的不断扩展，大模型在通信领域的作用将变得更加重要，为行业的数字化转型和智能化发展注入强大动力。

2 数字孪生

数字孪生技术是一种利用数字化模型和仿真技术来创建现实世界实体或系统的虚拟副本的方法。该技术在通信领域的应用为数字孪生网络，即通过创建物理网络的虚拟镜像，构建与物理网络相同的网元、拓扑、数据，并提供网络配置验证、新技术验证等功能。数字孪生网络可以大大降低现有网络风险，减少误配置导致的网络故障。例如，在配置生成和优化任务执行过程中，数字孪生可以帮助网络运营商评估

各种配置方案的风险和影响，从而指导决策和行动。

数字孪生网络通过物理网络和虚拟网络的实时交互，帮助网络进行低成本试验、智能决策和高效创新，进而帮助网络实现极简智能运维^[9]。

2.1 数字孪生网络的关键原则

面向高阶自智网络的数字孪生，是一种包含新技术设计和验证、网元开发和部署、网络规划和建设、网络性能和运维等多维度、全网络生命周期的网络。构建通信网络数字孪生结构重点关注以下原则^[9]：

1) 解耦：将物理对象和数字孪生对象解耦，以实现操作灵活性。整体架构应符合分层架构模式，分为不同的系统和层。每个系统和层都以自操作模式运行，并隐藏域内详细信息。

2) 极简网络：极简网络将网络功能分解为微服务，使网络运行在以微服务为中心的架构上。极简网络和数字孪生网络之间的接口应提供简化的交互能力，用于交换感知数据和信息、映射数字空间和实时反馈。

3) 内生智能：内生智能是极简网络和数字孪生网络内部模型的核心原则。基于内生智能，极简网络和数字孪生网络可以引入更多的实时感知组件和 AI 推理能力，以提高对资源、服务和周围环境的可观测性或数字感知能力。

4) 分布式：具有分布式机器学习能力的数字孪生系统可以提高模型性能和模型准确性，并支持更大的数据输入。

5) 自智：自智网络可以被划分为多个功能完备的子域，子域之间可以进行跨域协同。数字孪生技术也应支持这种架构，具备单域的独立自管理能力，也可以进行域间协同。

6) 自动闭环：自动闭环是网络自动化的监督者。在意图驱动自智网络中，意图用于控制闭环自动化，这意味着意图可以转换为策略和管理任务来执行闭环自动化。

基于以上原则的数字孪生网络，可以更精确地定位原生物理网络，且有更高效的数据交互、意图沟通和意图闭环能力，更适用于面向未来的 6G 端到端网络。

2.2 数字孪生网络关键技术

为了实现基于以上原则的数字孪生网络，应重点关注以下技术：

1) 特征网络模型构建：数字孪生网络除了反映物理网络的实时状态外，还可以构建具有网络特定特征的数字孪生网络模型。不同业务场景所需的网络特征具有可变性，在孪生网络中创建、验证和优化时，往往需要具有不同特征的网络状态，不一定是网络的实时状态^[10]。基于网络模型描述构

建特征网络模型将是6G数字孪生网络的关键技术。

2) 高效数据管理技术: 在数字孪生网络中, 数据是公认的重要元素。数字孪生网络的数据复杂庞大, 数据的全生命周期管理涉及采集、传输、存储、使用和销毁等。因此, 数据元素的准确使用关系到数字孪生网络的成功与否^[11]。数字线程^[12]、Data Fabric^[13]等技术可能在未来的研究中被用于解决数字孪生网络数据管理问题。

3) 分布式数字孪生系统: 数字孪生网络是实时监控通信网络全域状态的虚拟数字网络, 包括用户、接入网、传输网、核心网、管理系统等。基于庞大的数据集构建数字孪生网络将是一项挑战。为了应对这一挑战, 可以采用分布式孪生模型架构。通过划分物理区域和功能域来构建分布式小型数字孪生系统, 可大大减少数字孪生系统的设备数量和信息数量。同时物理网络的信息采集和物理网络与孪生信息的同步将更加实时, 数字孪生网络的运行效率也将进一步提高。

2.3 数字孪生技术在自智网络中的应用

数字孪生技术能够通过模拟真实网络的运行状态和行, 实现对网络的实时监测、预测和优化, 从而提高网络的可靠性、智能化水平和服务质量。此外数字孪生技术与通感一体化、微服务、算网一体架构等相互融合, 能够为数字孪生提供数据、通信、算力等全方位保障, 进一步增强了其在通信领域的应用效果。

在故障排查领域, 中国移动通过数字孪生系统准确地发现了某省服务网关(SGW)缺省承载建立成功率下降的问题, 提前预警告知客户并定位设备问题, 从而有效缩短了问题排查时间。此外, 中国移动基于数字孪生平台, 实现了对IP端承载网端口故障、城域网上联单边聚合链路中断等多类告警跨域定界的功能, 协助某省在短时间内完成了多项故障预警^[14]。

在无线基站资产生命周期管理过程中, 站点勘察、信息校准、资产管理自动化率低等问题长期制约着无线基站资产管理的效率。针对以上痛点, 中兴通讯利用数字孪生技术进行无线

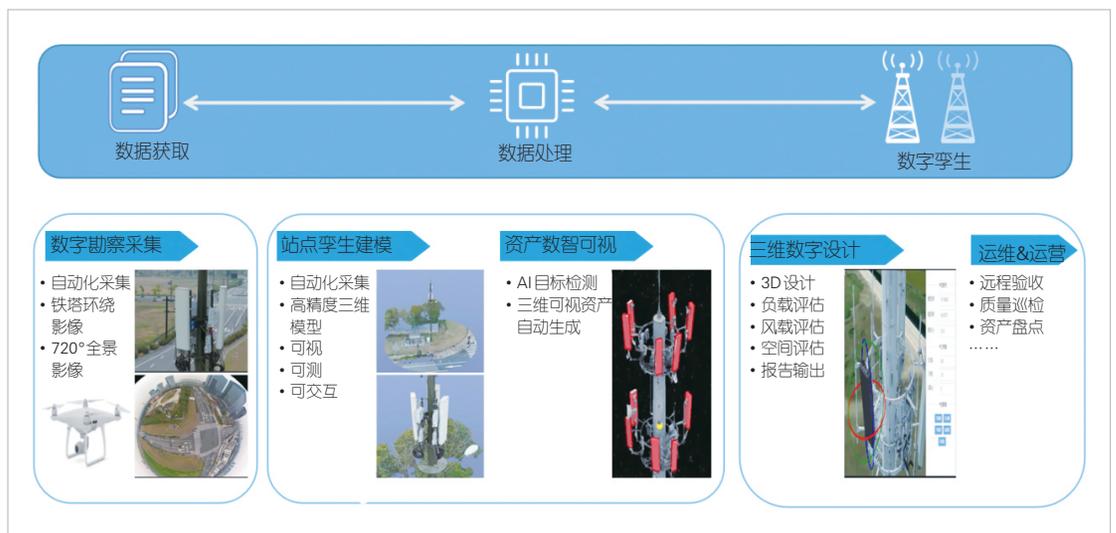
基站资产管理。如图4所示, 该方案基于无人机自动飞行控制技术构建站点的三维模型, 并借助图像识别技术构建特征模型, 对三维模型进行单体化识别、分割和设备匹配, 生成相应的数字资产。这些数字资产能够支持站点设计中的空间评估、承载评估和辐射评估等工作, 从而显著提升无线基站资产管理的效率和精度。

2.4 大模型和数字孪生技术的结合

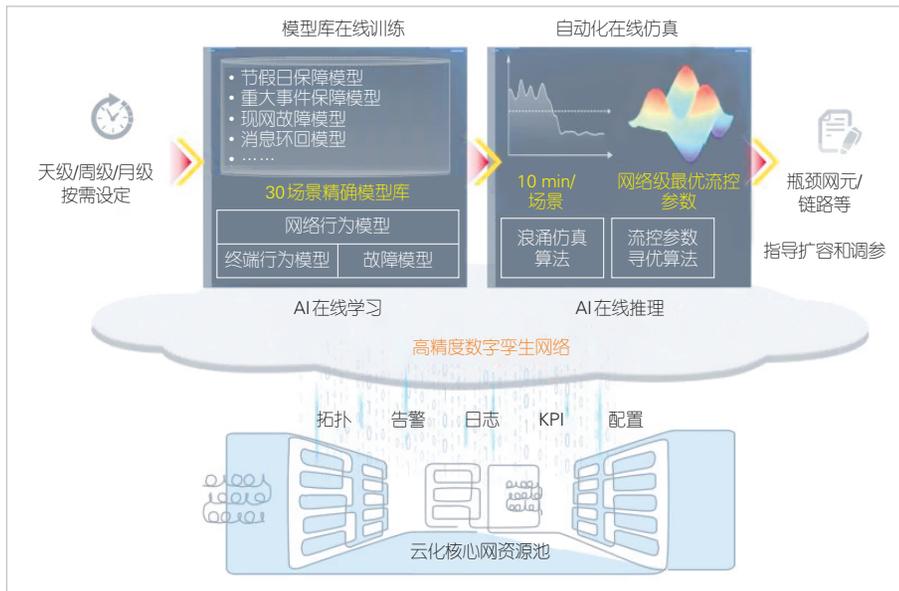
大模型和数字孪生技术的组合应用逐步成为高阶自智网络演进的新技术方向。为解决大模型生成结果的概率性偏差和通信网络方案实施准确性要求之间的矛盾, 业界已经开始利用数字孪生系统对大模型生成实施方案的仿真和校验, 以减少或消除大模型生成结果的偏离直接实施于通信网络带来的风险。

在智能运维场景中, 中国移动通过大模型对网络行为的学习和训练, 构建不同场景下的自动容灾策略, 基于数字孪生系统, 在不影响现网的情况下进行在线仿真, 将容灾评估时长由两周缩短至10 min, 从而提高网络系统容灾评估效率, 降低运维成本, 如图5所示。在防汛通信保障场景中, 中国移动利用数字孪生技术构建空间孪生地图, 实现灾情监控, 并结合大模型的分析能力, 自动制定可执行的抢修策略及安置点位置推荐, 辅助指挥调度决策, 使灾情研判调度效率由天粒度缩短至小时粒度, 灾情恢复质量评估时长由6 h起缩短至30 min左右, 显著提升保障效率^[15]。

未来, 在通信领域中, 数字孪生技术与大模型的结合应用将更加多样化, 如基于大模型的生成能力辅助构建通信网络的数字孪生系统, 降低构建数字孪生系统的成本和时间。



▲图4 数字孪生重塑站点资产生命周期管理



▲图5 基于大模型+数字孪生的智能容灾方案^[9]

3 结束语

自智网络向高阶的演进将是一个巨大的飞跃。本文探讨了自智网络的主要关键技术，其中大模型和数字孪生等技术通过其强大的语义理解能力和实时仿真技术，为自智网络应对迈向高阶的挑战提供了重要支持。它们可以帮助通信网络理解用户意图、自主决策和执行任务，从而提升通信网络在规、建、维、优、营各阶段的效率和服务质量。新技术在自智网络中的应用逐步成熟，必将推动通信网络实现自动化和智能化。

参考文献

[1] LIU G Y, LI N, DENG J, et al. The SOLIDS 6G mobile network architecture: driving forces, features, and functional topology [J]. Engineering, 2022, 8: 42–59. DOI: 10.1016/j.eng.2021.07.013

[2] 中国移动. 中国移动自智网络白皮书(2023) [R]. 2023

[3] TM Forum. Autonomous networks: empowering digital transformation [R]. 2023

[4] OpenAI. ChatGPT plugins [EB/OL]. [2024–06–15]. <https://openai.com/index/chatgpt-plugins/>

[5] LEWIS P, PEREZ E, PIKTUS A, et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks [EB/OL]. [2024–06–15]. <http://arxiv.org/abs/2005.11401>

[6] BULB. Retrieval-augmented generation (RAG): from theory to langchain implementation [EB/OL]. [2024–06–15]. <https://www.bulbapp.io/p/46eb00e7-c08e-447c-9bc6-283edae5e889/retrieval-augmented-generation-rag-from-theory-to-langchain-implementation>

[7] MASTERMAN T, BESEN S, SAWTELL M, et al. The landscape of emerging AI agent architectures for reasoning, planning, and tool calling: a survey [EB/OL]. [2024–06–15]. <https://arxiv.org/abs/2404.11584>

[8] YAKLAF S K A, TARMISSI K S, SHASHO A A. 6G mobile communications systems: requirements, specifications, challenges, applications, and technologies [C]//Proceedings of IEEE 1st

International Maghreb Meeting of the Conference on Automatic Control and Computer Engineering MI–STA. IEEE, 2021: 679–683. DOI: 10.1109/MI–STA52233.2021.9464470

[9] SHU M, SUN W F, ZHANG J, et al. Digital-twin-enabled 6G network autonomy and generative intelligence: architecture, technologies and applications [J]. Digital twin, 2022, 2: 16. DOI: 10.12688/digitaltwin.17720.1

[10] WANG D, SUN T, SUN X, et al. Study on digital twins in network lifecycle management [J]. Telecommunication science. 2022; 38(4): 138–145. DOI: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022063

[11] ZHANG M, TAO F, HUANG B Q, et al. Digital twin data: methods and key technologies [J]. Digital twin, 2022, 1: 2. DOI: 10.12688/digitaltwin.17467.1

[12] YANG B, WANG S L, LI S, et al. Digital thread-driven proactive and reactive service composition for cloud manufacturing [J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2023, 19(3): 2952–2962. DOI: 10.1109/TII.2022.3171338

[13] Gartner. Top trends in data and analytics for 2021: data fabric is the foundation [EB/OL]. (2021–02–16) [2024–06–15]. <https://www.gartner.com/en/documents/3996983>

[14] 中国移动. 支撑通信运维大模型及自智网络的通信系统端到端网络数字孪生系统 [R]. 2024

[15] TM Forum. Digital twin for network operations – phase II [EB/OL]. (2021–02–16) [2024–06–15]. <https://www.tmforum.org/catalysts/projects/C23.0.530/>

作者简介



孙方平，中兴通讯股份有限公司高级副总裁，高级工程师；主要研究方向为信息通信网络、工程技术创新及应用、产业数字化转型；主编《ODN产品及工程施工规范白皮书》《NetMAX能看见的网优》等技术论著，担任《数字卓越工程师能力评价规范》《国际项目经理能力评价》等团标/国标起草人。



钱铮铁，中兴通讯股份有限公司资深技术总监；主要研究方向为通信网络建设和运维的数字化转型、自智网络等；申请相关专利4项。