

基于数字孪生网络的 6G 智能网络运维



6G Intelligent Network Operation and Maintenance Based on Digital Twin Network

王威丽/WANG Weili, 唐伦/TANG Lun, 陈前斌/CHEN Qianbin

(重庆邮电大学, 中国 重庆 400065)
(Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing
400065, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202303003

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20230621.1947.005.html>

网络出版日期: 2023-06-25

收稿日期: 2023-04-25

摘要: 为解决现有网络运维系统存在的智能化程度低且灵活性不足、故障定位难且恢复慢、优化效率低且成本高的问题, 提出基于数字孪生网络构建自动化的6G智能网络运维系统。研究数字孪生辅助下的智能故障管理、网络性能优化和策略验证方案, 明确关键支撑技术, 实现对可能发生的性能恶化和系统故障的自定位和自修复、闭环的性能优化和不影响真实网络运行的策略验证, 满足6G网络对高可靠和高效率运维系统的发展需求。

关键词: 6G; 网络运维; 数字孪生; 人工智能

Abstract: The current network operation and maintenance system faces three challenges: the lack of intelligence and flexibility, difficulties in fault location and fast recovery, and low optimization efficiency and high cost. To solve these problems, an automated 6G intelligent network operation and maintenance system is designed based on the digital twin network. The intelligent fault management, network performance optimization, and policy verification schemes are researched with the assistance of digital twin, and key supporting technologies are clarified. The developed system can support the self-location and self-recovery of possible performance deterioration and system failures, the closed-loop performance optimization process, and the policy verification without affecting the real network, satisfying the development needs of 6G networks for highly reliable and efficient operation and maintenance systems.

Keywords: 6G; network operation and maintenance; digital twin; artificial intelligence

引用格式: 王威丽, 唐伦, 陈前斌. 基于数字孪生网络的6G智能网络运维[J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(3): 8-14. DOI: 10.12142/ZTETJ.202303003

Citation: WANG W L, TANG L, CHEN Q B. 6G intelligent network operation and maintenance based on digital twin network [J]. ZTE technology journal, 2023, 29(3): 8-14. DOI: 10.12142/ZTETJ.202303003

1 6G时代运维新挑战

以智能制造、自动驾驶、智慧城市、虚拟/增强现实等为代表的网络新业务的不断涌现, 成为移动通信网络技术不断发展的主要驱动力。新一代6G移动通信网络旨在支撑和实现未来经济社会的万物智联, 助力各行各业的数字化和智能化转型与升级^[1]。然而, 随着网络规模的持续扩大和业务类型的日益多样化, 网络运行和维护的复杂度越来越高, 建立高可靠和高效率的网络运维系统也将面临巨大挑

战, 具体如下:

1) 智能化程度低、灵活性不足。当前网络运维系统在感知、分析、决策和执行方面依然以人工操作为主、系统自动完成为辅。网络运维的自动化和智能化程度难以应对6G网络在资源分层级、多维度、规格异构、集中式和分布式混合的架构形态方面的挑战。此外, 6G网络将承载的业务类型和连接设备类型的多样化对网络运维系统的灵活性与可扩展性提出了更高的要求^[2]。

2) 故障定位难、恢复慢。一方面, 随着传统网络逐渐向软件化和可编程的方向演变, 网络运维人员面临的网元管理规模扩大了几十倍; 另一方面, 由于网络新业务对实时性

基金项目: 国家自然科学基金(62071078)

分析的要求越来越高，网络运行数据的收集间隔从分钟升级到毫秒，数据量呈千倍增长。传统的故障定位和恢复主要基于人工经验（用户投诉和运维人员例行巡检）。运维人员根据这些经验对网络故障进行定位和修复。这种方式管理效率低、成本高，无法保证网络可靠性和业务连续性^[3]。

3) 优化效率低、成本高。因当前网络缺乏有效的数字化验证平台，网络运维优化操作和优化策略调整在实施之前通常由专家进行评估和测试验证，所需周期长、效率低，且无法根据实时的现网基础设施的运行状态和业务需求进行动态调整，因此无法满足6G网络新业务对参数按需配置、功能按需编排和资源按需分配的严格要求，无法验证新操作和新策略的性能和效果，从而不可避免地增加网络运维成本。

为了应对上述挑战，自动化和智能化成为未来网络运营和维护的重要发展方向。目前，华为提出的“AI使能自动驾驶网络”^[4]、欧洲电信标准化协会（ETSI）推进的“零接触网络”^[5]以及中兴通讯主导的“自智网络”^[6]均致力于网络运维的智能化转型，借助大数据和人工智能技术，建立灵活、高效、高质量以及自动化的网络管理、服务和运营系统。此外，中国移动于2022年发布《基于数字孪生网络的6G无线网络自治白皮书》^[7]，提出基于网络的数字孪生构建自动化的网络运营和维护系统，实现“自治”的网络全生命周期管理。利用数字孪生技术建立完全数字化的6G网络，便于实现网络状态的实时监测、用户行为的精准预测，以及对可能发生的性能恶化和系统故障的自定位和自修复，从而优化整个网络运维系统的运行性能和服务效率。

2 数字孪生网络研究与应用现状

数字孪生技术以全数字化的方式创建物理实体的虚拟镜像，并完成物理实体与其虚拟镜像之间的实时同步，充分利用物理模型、传感器更新、运行历史等数据实现对物理实体全生命周期过程的监督、预测、控制及管理^[8]。数字孪生的基本原理和应用背景如图1所示。数字孪生的主要应用场景包括智能工厂、智慧城市、智能制造、智慧医疗、工业物联网、车联网、虚拟/增强现实等。数字孪生在其中主要扮演信息收集与共享、性能预测和监督、策略评估与验证、数据存储与分析以及学习算法开发与训练的角色，实现观测系统可视化，辅助自动化网络控制，提高操作灵活性和准确性，支撑智能和安全服务，

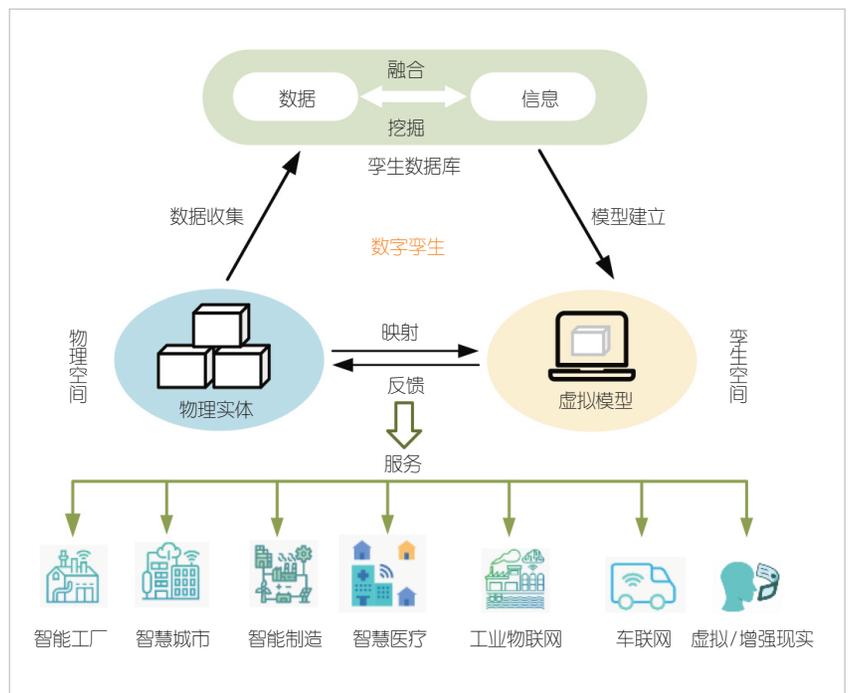
增强系统协作能力以及自治能力等功能。

数字孪生将成为促进6G网络自动化和智能化规划、运行、管理和运营的重要手段，助力网络实现拓扑透视和流量全息、从设备到组网的全生命周期管理、实时闭环控制以及低风险高效率的优化。为了应对数字孪生网络在应用领域扩展、与网络新技术深度融合、信息物理数据驱动、智能服务等方面的新趋势，数字孪生技术需要与人工智能（AI）、大数据、物联网等网络新技术融合，实现物理实体和虚拟实体间的双向连接与交互。孪生数据融合了网络的信息数据和物理数据，促进了信息空间和物理空间的同步性和一致性，能够为数字孪生网络的全生命周期管理过程提供全面的数据支撑。服务模块可以对不同领域的不同业务所需的模型、数据、算法、仿真等功能进行封装，并以应用软件的形式为用户提供服务，实现网络服务的按需管理。数字孪生支持物理实体、虚拟实体、孪生数据和服务之间的实时交互和融合，使得数字孪生网络能够从多时空维度描述和刻画物理网络的运作过程^[9]。

3 数字孪生在智能网络运维方面的应用

3.1 数字孪生在智能故障管理方面的应用

智能故障管理作为智能网络运维的重要功能之一，旨在无人干预的条件下，对影响网络性能故障进行自动、迅

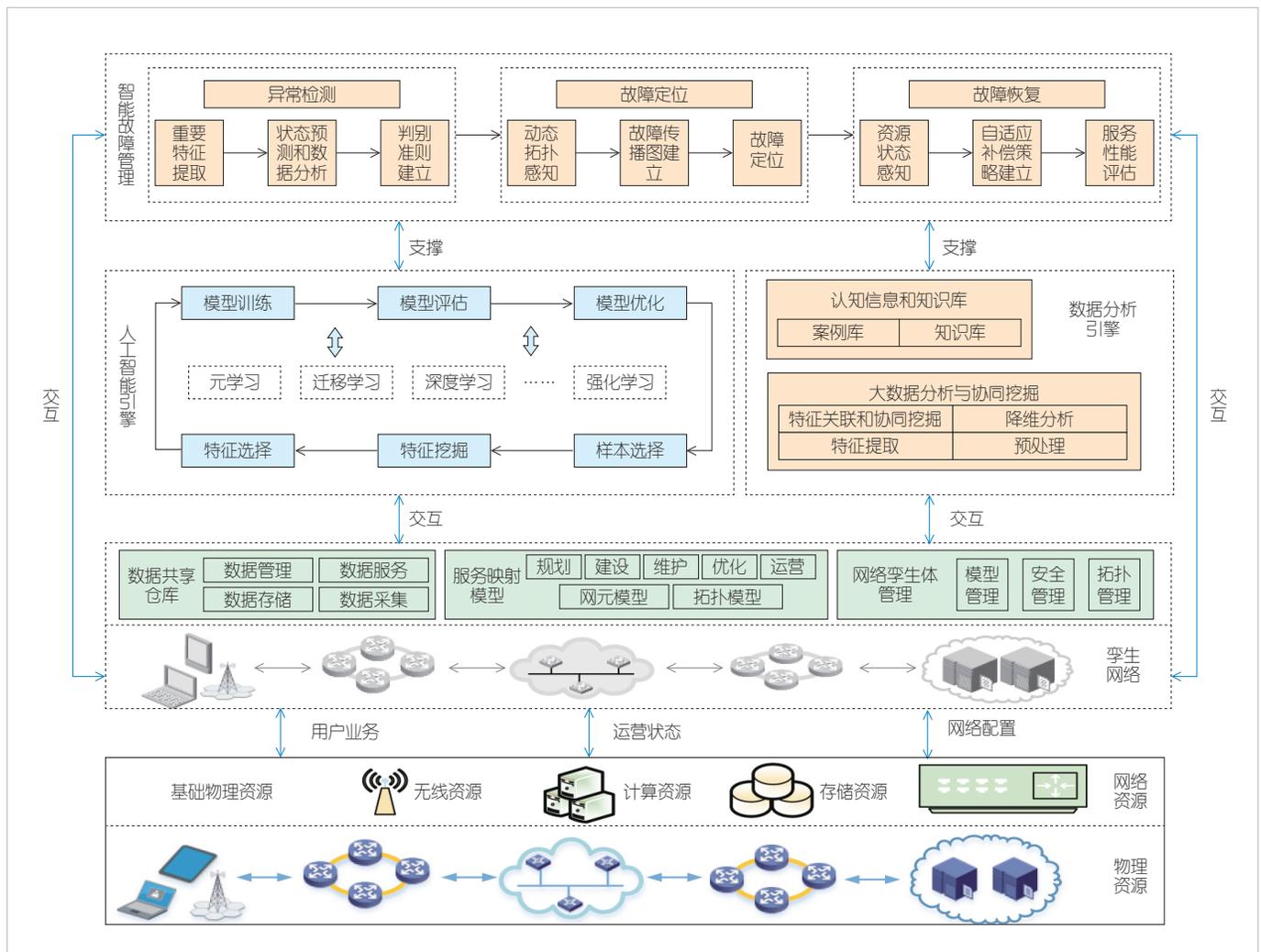


▲图1 数字孪生的基本原理和应用背景

速、精确地检测、定位以及恢复^[10]。AI技术的发展使得故障的智能化和自动化管理水平达到了前所未有的高度。通过建立包含网络告警、日志、性能、资源等数据在内的数据库并优化网络告警关联模型，可基于AI技术构建自动化的智能故障管理平台。然而，尽管基于AI的故障管理具有实时性高、自动化程度高的特点，其运维仍面临数据标准化程度低、故障样本量不足、测试成本高、端到端能力差、适应性和可扩展性差等诸多挑战^[11]。上述问题可以通过数字孪生技术来解决。具体而言，通过创建物理网络基础设施的虚拟镜像，构建数字网络平台，利用物理网络与数字孪生之间的实时交互和影响，可实现灵活、动态的自适应智能故障管理方案，具体如图2所示。

在异常检测阶段，借助数字孪生技术，配备传感和监测控制模块的物理网络设备可以实时采集各种运行状态参数，包括环境温度、资源使用率、负载等。基于从物理空间的网

络设备中获得的历史运行状态数据，使用双向门控递归单元算法在数字空间中生成异常检测模型，可进行异常精准预警，从而实现网络行为模式和运行状态的实时监测控制，提高异常检测精确率^[12]。在故障定位阶段，通过在数字孪生体中建立物理网络的动态拓扑模型并学习网络设备间的故障依赖关系图，可以实现网络故障的迅速定位。当网络拓扑发生变化时，利用迁移学习方法即可以较小的时间和计算成本对拓扑模型和故障依赖关系图进行实时更新，从而定位出具体出现故障的网络部件，实现故障定位全面自动化，提升故障定位效率、实时性及准确性^[13]。在故障恢复阶段，借助数字孪生中的数据模型和拓扑可视化可实现物理网络的故障自恢复；通过感知物理网络状态和业务需求，分析恢复故障所需的网络功能和资源类型，制定补偿策略并将其作用于物理网络中，可实现主动响应的网络性能复原，在降低系统成本的同时保障物理网络可靠性和服务连续性。

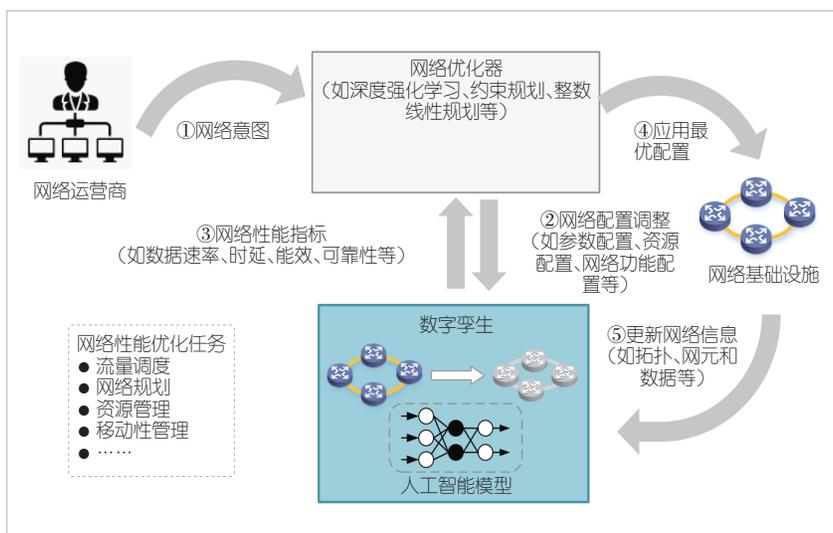


▲图2 数字孪生在智能故障管理方面的应用

3.2 数字孪生在网络性能优化方面的应用

数字孪生技术可与网络优化器结合，以解决不同的任务（如流量调度、网络规划、资源管理、移动性管理等）。具体来说，使用数字孪生技术，优化器可以在优化过程中获得即时的网络性能估计，具体过程如图3所示。首先，网络运营商获取不同业务的性能指标需求（如数据速率、时延、能效、可靠性等）；其次，优化器负责搜索满足用户性能指标需求的最佳网络配置（步骤②）；再次，将优化器获取的网络配置作用于数字孪生体中，若该配置取得的性能指标表明解决方案不够好（步骤③），那么网络优化器将继续搜索，直到满足停止条件；最后，将优化器找到的最佳解决方案应用于真实网络（步骤④）。在数字孪生技术的辅助下，网络可实现闭环的性能优化过程，无须任何人工干预。

流量、应用、资源利用率和拓扑结构等会不断变化，真实网络也将处在高度动态变化中。例如，物理节点或链路可能由于内外部的原因而突然失效，或因网络用户的不同行为模式导致难以预测的网络资源利用高峰。因此，为了实现高效的网络管理，选择能够适应网络实时变化的优化器非常重要。深度强化学习是解决该问题的一项关键技术，且已在动态场景中显示出了强大的网络运营和优化能力。在网络性能优化任务中，网络规划是网络全生命周期管理最核心的阶段之一，直接决定了网络部署的成本和时间，以及最终效果。基于数字孪生进行网络规划能够解决传统规划过程中所面临的相关数据来源分散、验证周期长且效率低、规划过程间断且不统一、人工规划成本高且不准确的难题。基于数字孪生的网络规划系统可以实现对各种网络实体的数据采集和管理，以及对所采集数据的融合处理，并可根据控制信息对物理实体进行反馈和控制。根据网络规划需求在数字孪生空间中构建相应模型，实现网络规划需求预测、方案设计、方案验证、方案优化与评估等功能，可满足网络规划高效准确的实际应用需求^[14]。此外，数字孪生技术能大大提高网络资源管理的效率和性能。基于图神经网络和数字孪生技术创建网络的虚拟表征，发现业务需求、资源利用和物理基础设施间复杂的依赖关系，可以在不影响物理网络的情况下执行各种假设场景和资源分配的方法，并在网络配置变化时预测网络的服务质量和性能。数字孪生辅助下的资源分配可通过对网络服务质量和性能的持续监测控制制定效率高、性能优的资源管理策略^[15]。移动性管理是涉及多个管理层面的



▲图3 数字孪生在网络性能优化方面的应用

复杂决策过程，需要先进的实时数据收集和大数据分析 and 处理能力作为支撑。数字孪生技术在状态感知、实时仿真、控制反馈以及可视化分析方面的优势可帮助其实现移动性管理的自动化和决策的智能化。在物理网络的数字孪生体中分析大量用户的当前位置、移动速度、运行轨迹等移动性行为数据，建立用户移动的模拟预测模型，可有效降低业务中断概率和网络能耗^[16]。

3.3 数字孪生在策略验证方面的应用

策略验证是促进智能网络运维技术快速落地的关键一环。智能网络运维的实现不仅需要根据动态变化的网络环境自主制定网络管控策略，还要根据真实物理网络反馈的性能表现验证网络管控策略的正确性、合理性。物理网络基础设施的数字孪生体具有与物理网络相同的拓扑、网元和数据，以及网络运维优化操作和优化策略调整，可在接近真实网络的数字化环境中进行验证。相比于传统仿真平台的验证结果，数字孪生体中由训练得到的模型和验证结果具有更高的可靠性。此外，数字孪生网络支持网络运维优化操作和优化策略调整的追溯和回放，能在不影响真实网络运行的前提下完成策略验证，大大降低网络运维成本。数字孪生辅助下的网络策略验证如图4所示。

针对网络新场景和新技术，数字孪生能为网络配置验证和新技术验证提供试验平台，这大大降低了现网的风险。新场景和新技术可在孪生网络内进行调整和优化，从而实现对物理网络的实时控制、反馈和优化，有望实现网络自学习、自验证、自进化的实时闭环控制^[17]。在高度动态变化的网络环境中，在将更新的网络优化策略应用于真实网络之前，可

在具有预测未来网络状态能力的数字孪生空间中进行评估和验证。基于预测模型，从网络历史数据中预测用户的运动轨迹和业务需求变化，协助数字孪生空间的创建和更新，从而在孪生空间中对用户的实际运动轨迹和业务需求与预测值进行比较和匹配，对预测模型的参数进行调整，实现低成本试错和高效寻优^[18]。

4 关键支撑技术

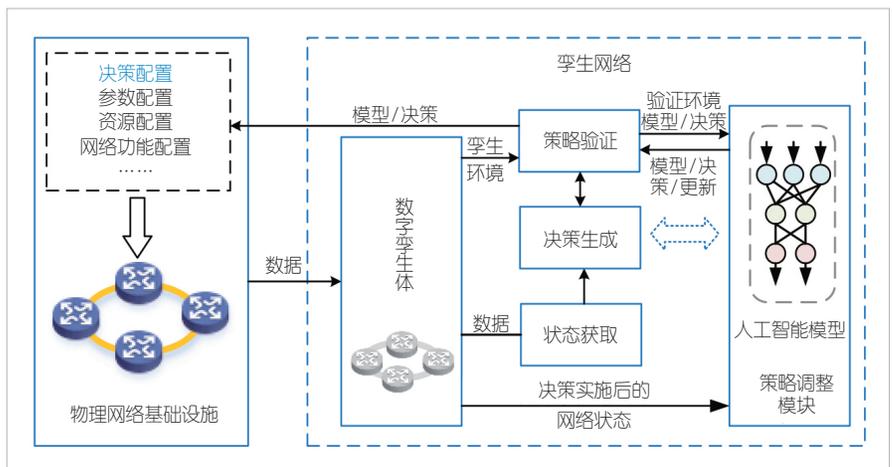
4.1 数据采集和融合技术

数字孪生的实现需要网络运行所涉及的所有元素和整个生命周期的海量数据。只有从物理网络中收集充足的数据，才能在数字空间中准确地建立物理网络的虚拟模型。数据层是整个数字孪生系统的基础和底层支撑，具体包括数据采集模块和数据传输模块两个部分。网络的运维过程会产生大量的数据，包括历史数据、初始数据、实时更新的网络运行状态数据与用户性能数据等。数据收集设备（如射频识别标签和传感器）负责从物理网络中收集数据，高性能传感器和分布式传感技术确保准确感知和获取物理网络的实时运行数据。由图5可知，数据层会从物理网络中获取各类多源异构数据，旨在实现对多平面（如终端、接入、传输和核心节点）的充分认知，从而感知当前网络运行状况。网络状态数据（如网络拓扑、空间信息、资源、协议、接口、路由、信令、进程、告警等）可从网络日志查看器中获取，设备运行状态数据（如环境温度、不可用时间、输入/输出功率等）和用户性能数据（如数据速率、时延等）可由传感器获取。然而，不同的数据具有不同的结构特征、运行方式、存储机制和匹配算法。因此，有必要在数据层对所有的多源异构数据进行数据融合。所有数据通过数据传输模块聚集到一起，并经过脱敏、清洗、标记、命名、标准化、采样、增强、平衡等处理实现数据融合^[12]，从而将原始数据转化为可处理的数据和可用的信息，具体如图5所示。

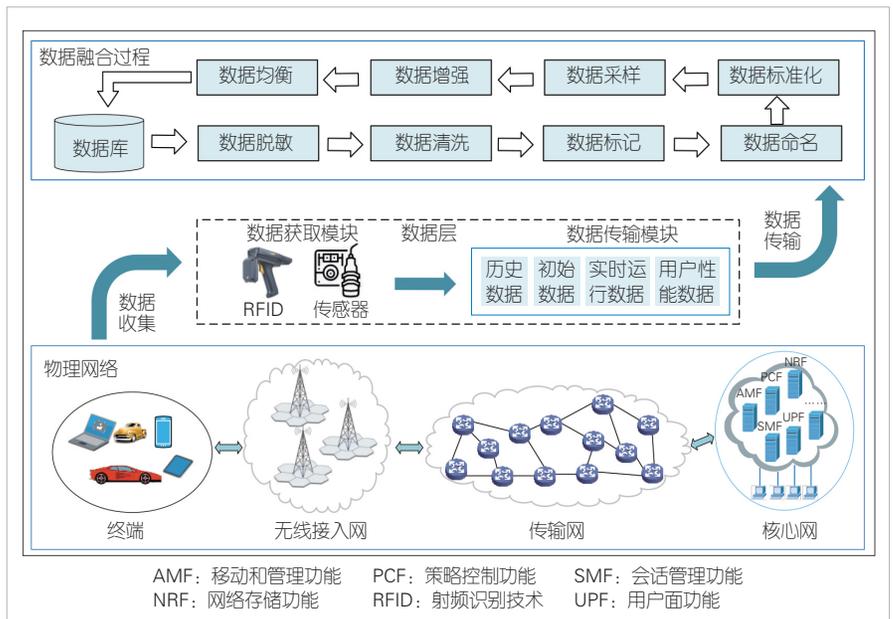
4.2 机器学习技术

数字孪生的优势之一是可以为物理实体带来前所未有的认知能力，即一种能够比人类专家更快地理解大量数据并从中得出特定结论的智能感知和处理能力。因此，在网络运维过程中，数字孪生应能从物理网络及其环境生成的数据中推断出有意义且可操作的信息。为了达到这一目标，机器学习技术在数字孪生网络中不可或缺。

在建立物理网络的数字孪生体后，可采用机器学习技术解决网络运维过程中的诸多问题，具体如表1所示。一种常见的应用场景是解决性能优化问题，即采用数据驱动模型来最小化或最大化给定的过程参数，例如，面对高度动态变化的物理网络，利用数字孪生体生成的经验数据训练基于深度强化学习的策略优化模型，学习用户关联、资源分配等策



▲图4 数字孪生在策略验证方面的应用



▲图5 数据采集和融合过程

▼表1 支撑数字孪生网络的机器学习技术

功能	目标	机器学习方法	工作原理描述
性能优化	提高吞吐量、能量效率等	深度强化学习 (如DQN、DDPG、AC)	利用数字孪生体生成的经验数据训练深度神经网络模型,并通过强化学习实现与动态变化网络环境的实时交互,制定自适应的性能优化策略
状态预测	物理网络运行状态检测、故障定位等	支持向量机、长短期记忆网络、随机森林、贝叶斯网络等	基于历史时序数据学习网络运行状态变化规律,结合数字孪生体感知到的当前网络运行状态,预测未来网络变化情况
数据和模型增强	提高模型训练效率、模型质量等	生成对抗网络、迁移学习等	数字孪生网络中的数据生成能力和策略验证能力可辅助机器学习算法实现数据和模型增强,从而进一步提高数字孪生网络的智能感知和处理能力

AC: Actor-Critic算法 DDPG: 深度确定性策略梯度算法 DQN: 深度Q网络

略,以最大限度地提高整个网络的吞吐量或能量效率等。除网络性能优化外,机器学习技术的另一应用是预测物理网络的未来行为,包括基于历史时序数据预测未来的设备运行状态、用户所需数据和运行轨迹等。预测模型可用于辅助网络性能的进一步优化、物理网络运行状态检测以及故障定位等。常用的机器学习技术包括支持向量机、长短期记忆网络、随机森林、贝叶斯网络等。机器学习模型的训练同样可以从数字孪生网络中受益:一方面,数字孪生网络可以生成人工训练数据,对真实网络数据进行泛化,提高模型训练鲁棒性和效率;另一方面,在机器学习模型训练过程中,可利用孪生网络环境对模型参数进行预验证和实时调整,提高模型质量和精度。常用的机器学习技术包括生成对抗网络、迁移学习等。

4.3 可视化呈现技术

可视化呈现技术能够直观地体现物理网络的运作过程,是数字孪生的内在要求。通过图形化展示网络的拓扑、数据模型以及与用户的动态交互过程,数字孪生技术不仅可以帮助用户认识网络的内部工作原理,还可以帮助用户深入挖掘网络内部的有用信息^[2]。当前数字孪生网络的可视化出现功能面临网络规模大、实时性要求高、数据模型可解释性差等难题,因此需要进一步研究实时、高效、精确且互动性强的可视化呈现方法。孪生网络的可视化呈现包括以下3种:

1) 网络拓扑可视化。拓扑可视化通过将网络设备和连接不同设备的链路以图形的方式呈现,直观地反映物理网络的运行状况。拓扑可视化布局需要尽可能地避免节点重叠和线路交叉,满足基本的美学标准。考虑到当前通信网络系统高动态、大规模、分域管理等特点,网络拓扑可视化需要连续显示大量设备和链路的运行状态。

2) 数据模型可视化。数字孪生网络是物理网络的数字化表征,通过将可视化技术运用到网络异常检测、故障定位

和恢复、网络性能优化等数据模型中,实现数据建模和相应模型的可视化呈现,可进一步发挥数字孪生技术在智能网络运维方面的作用。

3) 动态交互过程可视化。可视化用户和物理网络的动态交互可以让用户更好地理解网络数据和网络模型,了解网络的内部工作原理,从而起到共同监督的作用。此外,动态交互过程可视化还能进一步提升网络服务效率,改善用户体验。

5 结束语

新一代6G“自智”网络旨在助力各行各业的数字化和智能化转型与升级,而高可靠和高效率的智能运维系统是支撑6G网络高效运行的重要基础。本文中,我们分析了数字孪生在6G智能网络运维系统中的重要作用,探索了数字孪生辅助下的智能故障管理、网络性能优化和策略验证方案,明确了包括数据采集和融合、机器学习和可视化呈现在内的关键支撑技术,旨在促进数字孪生、人工智能等新兴技术在6G网络中的广泛应用,推动网络运维系统的自动化和智能化进程。

参考文献

- [1] 刘光毅,邓娟,郑青碧,等. 6G智慧内生:技术挑战、架构和关键特征[J]. 移动通信, 2021, 45(4): 68-78
- [2] 孙滔,周斌,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. DOI: 10.16383/j.aas.c210097
- [3] DEALMEIDA J M, PONTES C F T, DASILVA L A, et al. Abnormal behavior detection based on traffic pattern categorization in mobile networks[J]. IEEE transactions on network and service management, 2021, 18(4): 4213-4224. DOI: 10.1109/TNSM.2021.3125019
- [4] 华为. 华为iMaster NAIE网络人工智能引擎技术白皮书[R]. 2020
- [5] ETSI ZSM. Zero-touch network and service management [EB/OL]. (2023-04-10) [2023-04-20]. <https://www.etsi.org/technologies/zero-touch-network-service-management>
- [6] 中兴通讯. 自智网络白皮书[R]. 2022
- [7] 中国移动研究院. 基于数字孪生网络的6G无线网络自治白皮书[R]. 2022
- [8] GRIEVES M, VICKERS J. Digital twin: mitigating unpredictable, undesirable

emergent behavior in complex systems [M]//Transdisciplinary perspectives on complex systems. Cham: Springer International Publishing, 2016: 85-113

- [9] 陶飞, 刘蔚然, 张萌, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用 [J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(1): 1-18. DOI: 10.13196/j.cims.2019.01.001
- [10] MULVEY D, FOH C H, ALI IMRAN M, et al. Cell fault management using machine learning techniques [J]. IEEE access, 2019, 7: 124514-124539. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2938410
- [11] ZHENG Y F, KONG H M, WANG N, et al. Practice on fifth-generation core (5GC) network fault self-recovery based on a digital twin [J]. Digital twin, 2022, 2: 18. DOI: 10.12688/digitaltwin.17692.1
- [12] WANG D S, ZHANG Z G, ZHANG M, et al. The role of digital twin in optical communication: fault management, hardware configuration, and transmission simulation [J]. IEEE communications magazine, 2021, 59(1): 133-139. DOI: 10.1109/MCOM.001.2000727
- [13] WANG W L, TANG L, WANG C M, et al. Real-time analysis of multiple root causes for anomalies assisted by digital twin in NFV environment [J]. IEEE transactions on network and service management, 2022, 19(2): 905-921. DOI: 10.1109/TNSM.2022.3151249
- [14] ZHAO J, XIONG X M, CHEN Y M. Design and application of a network planning system based on digital twin network [J]. IEEE journal of radio frequency identification, 2022, 6: 900-904. DOI: 10.1109/JRFID.2022.3210750
- [15] WANG H Z, WU Y L, MIN G Y, et al. A graph neural network-based digital twin for network slicing management [J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2022, 18(2): 1367-1376. DOI: 10.1109/TII.2020.3047843
- [16] XU H W, BERRERES A, YOGINATH S B, et al. Smart mobility in the cloud: enabling real-time situational awareness and cyber-physical control through a digital twin for traffic [J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2023, 24(3): 3145-3156. DOI: 10.1109/TITS.2022.3226746
- [17] WANG D, SU R R, ZHANG S H, et al. Trends and challenges of policy verification for intent-based networking towards 6G [C]//Proceedings of 2022 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops). IEEE, 2022: 134-139. DOI: 10.1109/ICCCWorkshops55477.2022.9896717
- [18] ZHAO L, HAN G J, LI Z H, et al. Intelligent digital twin-based software-defined vehicular networks [J]. IEEE network, 2020, 34(5): 178-184. DOI: 10.1109/MNET.011.1900587

作者简介



王威丽, 重庆邮电大学在读博士研究生; 主要研究方向为虚拟化网络、网络切片、智能故障管理; 发表论文10余篇。



唐伦, 重庆邮电大学教授、博士生导师; 主要研究方向为下一代移动通信网络、移动边缘计算、物联网、数字孪生; 已发表论文70余篇。



陈前斌, 重庆邮电大学副校长、教授、博士生导师, 教育部新一代信息网络与终端省部共建协同创新中心主任, 教育部高等学校电子信息类专业教学指导委员会委员, 重庆市本科高校教学信息化与教学方法创新指导委员会主任委员, 中国通信学会会士、常务理事、组工委副主任委员, 中国通信学会人工智能技术与应用委员会副主任委员, 重庆市电子学会副理事长兼秘书长; 获得国家科技进步二等奖1项、重庆市技术发明一等奖1项、重庆市科技进步一等奖1项、国家级教学成果二等奖2项。