

# 面向自智算力网络的数字孪生：架构与关键挑战

黄韬<sup>1,2</sup>, 周子翔<sup>1</sup>, 唐琴琴<sup>1</sup>, 谢人超<sup>1,2</sup>

(1.北京邮电大学网络与交换国家重点实验室, 北京 100876; 2.紫金山实验室, 江苏南京 211111)

**摘要:** 当前自智算力网络面临复杂故障场景响应滞后、优化策略部署低效、海量数据运营困境等挑战。通过数字孪生构建虚拟镜像, 实现实时监测与故障推演, 赋能智能运维, 助力突破自智算力网络的发展瓶颈。基于自智算力网络和数字孪生的定义, 提出了面向自智算力网络的数字孪生架构, 阐述了设计原则、部署方法和典型应用场景, 分析了应用数字孪生技术面临的关键挑战。最后提出了一些开放性问题, 展望了面向自智算力网络的数字孪生未来研究方向。

**关键词:** 自智算力网络; 数字孪生; 资源管理; 智能决策

**中图分类号:** TP393

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2025064

## Digital twin for self-intelligent computing power networks: architecture and key challenges

HUANG Tao<sup>1,2</sup>, ZHOU Zixiang<sup>1</sup>, TANG Qinqin<sup>1</sup>, XIE Renchao<sup>1,2</sup>

1. State Key Laboratory of Networking and Switching Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2. Purple Mountain Laboratories, Nanjing 211111, China

**Abstract:** Current self-intelligent computing power networks were challenged by delayed responses to complex failure scenarios, inefficient deployment of optimization strategies, and massive data operation dilemmas. To address these issues, virtual replicas were constructed through digital twins, which achieved real-time monitoring and failure deduction, enabling intelligent operation and maintenance to facilitate breakthroughs in development bottlenecks. Based on the definitions of self-intelligent computing power networks and digital twins, a digital twin architecture targeting such networks was proposed. Design principles, deployment methodologies, and typical application scenarios were systematically elaborated, while key challenges in applying digital twin technology were analyzed through case studies. It demonstrates that digital twins effectively enhance network autonomy and operational efficiency. Finally, several open issues regarding model fidelity and interoperability are identified, and future research directions for digital twin applications in self-intelligent networks are outlined.

**Keywords:** autonomous computing power network, digital twin, resource management, intelligent decision-making

### 0 引言

随着人工智能 (AI, artificial intelligence)、大数据等新兴技术的快速发展, 对计算能力的需求迅猛增长<sup>[1-2]</sup>, 这种需求不仅体现在对计算速度和效

率的要求上, 还涉及计算资源的灵活性和可扩展性。为了在满足这些计算需求的同时高效利用算力资源, 推动计算资源与网络的深度融合, 算力网络应运而生<sup>[3]</sup>。算力网络是一种通过网络控制平面灵

收稿日期: 2025-01-16; 修回日期: 2025-03-26

通信作者: 谢人超, renchao\_xie@bupt.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2024YFB2906701)

**Foundation Item:** The National Key Research and Development Program of China (No.2024YFB2906701)

活分配各个计算节点的计算、存储、网络等资源,实现节点间高效资源共享的新型网络。其核心理念是将计算能力作为一种网络服务提供,使用户能够按需获取计算资源,而无须关心具体的硬件配置<sup>[4]</sup>。算力网络通过实时感知用户任务需求、网络状况和计算节点资源状态,智能调度分布在终端、边缘和云端的异构计算资源,提供超低时延、高资源利用率和一致的用户体验。算力网络的这种架构有效克服了传统网络中的计算孤岛效应,适应了未来网络对计算密集型和时延敏感型应用的需求<sup>[5]</sup>。

当今算力网络正稳步迈向高质量发展,初步建立了算力网络协同体系。然而,随着人工智能、元宇宙等新兴领域的迅速崛起,现有算力网络的自动化与智能化水平已难以满足新型业务场景的复杂需求。为应对这一挑战,自智算力网络的概念被提出,旨在通过引入人工智能技术,将智能融入算力网络的设计、部署、运行和维护等各个环节<sup>[6-7]</sup>。通过实现资源一体化、流程自动化和系统智能化,自智算力网络能够提供泛在、高效、灵活、安全的算力服务,以满足日益复杂和多样化的业务需求,并显著提升用户体验。尽管现阶段业界围绕自智算力网络的架构设计、关键技术、架构设计等展开了大量研究<sup>[8-9]</sup>,仍面临下述挑战。

1) 当前自智算力网络的故障排查高度依赖专家经验,难以应对复杂多变的故障场景,然而人工介入效率低下且易出错。

2) 传统优化方案直接部署于物理网络可能引发业务中断,且无法预判策略的全局影响。

3) 随着算力网络规模的不断扩大,如何在海量数据和复杂环境中实现智能化运营成为一个重要挑战。

数字孪生(DT, digital twin)通过创建物理对象的虚拟模型,实现同步交互,从而进行实时监控、分析和预测<sup>[10-12]</sup>。具体而言,数字孪生能够监控物理系统状态,重现故障场景以分析根源,模拟优化配置,并通过建模和性能估计规划升级方案<sup>[13]</sup>。为应对当前自智算力网络中的挑战,数字孪生技术提供了一种创新的解决方案,通过创建物理计算资源和网络拓扑的虚拟模型,数字孪生技术可提供实时监控、分析和预测功能,提高算力网络的感知精度和智能化水平。此外,数字孪生还可以

重现算力网络中的故障场景,通过多维视角分析其对网络性能的影响,从而找到配置错误的根源,提升算力网络的鲁棒性<sup>[14]</sup>。作为物理网络设施的镜像,数字孪生能够实时更新并自我演进,充当真实场景的沙盒环境<sup>[15]</sup>,使得不同的优化配置可以先在孪生体中进行评估,以确保其对算力网络的影响是可控的。通过将数字孪生技术应用到算力网络,算力网络的运营规划与智能化水平得到了显著提升,加速迈向“多元泛在,智能便捷”的自智算力网络新阶段。

本文首先概述了自智算力网络的数字孪生的定义,提出了面向自智算力网络的数字孪生架构,并说明了架构设计准则、数字孪生的部署问题、关键使能技术和典型应用场景。接着对实现数字孪生需要应对的关键挑战进行了详细分析,最后提出了开放性研究问题,展望了面向自智算力网络的数字孪生未来研究方向。

## 1 自智算力网络与数字孪生概述

### 1.1 自智算力网络概述

#### 1.1.1 算力网络的定义

算力网络的核心思想是将分布的计算节点连接起来,实时动态感知计算资源和网络资源状态,从而实现计算任务的统一调度和资源的优化分配,形成一张可感知、可分配、可调度的计算资源网络<sup>[16]</sup>。目前对算力网络并没有给出一个完整、规范的定义,2020—2022年,国际电信联盟电信标准化部门(ITU-T)和互联网工程任务组(IETF)涉及算力网络的概念有多种定义<sup>[17-19]</sup>。虽然在概念上存在差异,但目的都是从全局视角上实现算力和网络资源的统筹调度,最终达到最优的联合资源效用。

#### 1.1.2 自智算力网络的定义

自智算力网络是算力网络与自智网络的深度融合,其核心是通过人工智能技术赋能算力网络全生命周期,实现资源一体化、流程自动化与系统智能化。自智算力网络以内生智能和业务智能为驱动。内生智能赋予系统自感知、自决策、自优化能力,通过深度强化学习(DRL, deep reinforcement learning)、知识图谱等技术实现算力网络资源的实时感知与动态调度;业务智能则聚焦行业应用适配性,支持智能模型封装、自主部署

及业务认知,形成可定制的智能服务能力。其目标是构建具备自感知、自适应、自决策、自优化能力的算力网络一体化系统,为多元业务提供高效、灵活、安全的按需服务,同时实现全流程自动化运维与动态演进。

### 1.1.3 自智算力网络系统架构概述

自智算力网络的系统架构如图 1 所示,由基础设施层、资源管理层、编排调度层、业务运营层和智能优化模块组成。

**基础设施层:**提供支撑自智算力网络运行的基础设施,包含网络、计算与存储资源的优化配置。

**资源管理层:**解决区域资源的优化管理与跨域协同,涵盖资源的分配、调度、优化与自治。

**编排调度层:**涵盖用户交互、业务承载、全维管控、自治运维四大核心功能,具备全维感知、智能分析、自主决策、自动执行的闭环能力。

**业务运营层:**基于意图感知和算力交易两大核心能力,通过智能运维体系支撑多样化业务运营。

**智能优化模块:**通过数据驱动与知识引导整合数据库、知识库、策略库等多维知识资产。采用智能学习算法实现模型库的持续进化,驱动策略优化,形成自适应的智能优化体系。

该系统架构构建了“网元-单域-跨域”三级自治体系,通过意图驱动的服务编排机制实现业务敏捷响应,借助开放式能力接口支持服务的弹性扩

展,最终形成具有持续进化能力的智能化算力网络生态系统。

### 1.1.4 自智算力网络标准化工作

如表 1 所示,ITU-T、IETF 等标准组织纷纷开展了算力网络和自智网络的标准工作,供自智算力网络参考。ITU-T 定义了算力网络的架构,并建立自智网络焦点组,以执行自智网络的预标准活动。IETF 正在研究计算感知流量引导,以优化网络边缘节点根据网络和计算资源状态引导流量的方案<sup>[18]</sup>,提出建立 Dymcast 架构在边缘实现计算和网络感知的流量控制决策计算。此外 IETF 成立了自主网络集成模型与方法 (ANIMA) 工作组,进行对自主网络北向接口标准和北向接口实现意图驱动网络的指南。

编号	名称
ITU-T Y.2501	Computing power network - framework and architecture
ITU-T Q.4140	A signalling requirements for service deployment in computing power network
3GPP TS28.100	Management and orchestration; Levels of autonomous network
IETF RFC 8347	A YANG data model for the virtual router redundancy protocol (VRRP)
YD/T 4255-2023	《算力网络 总体技术要求》

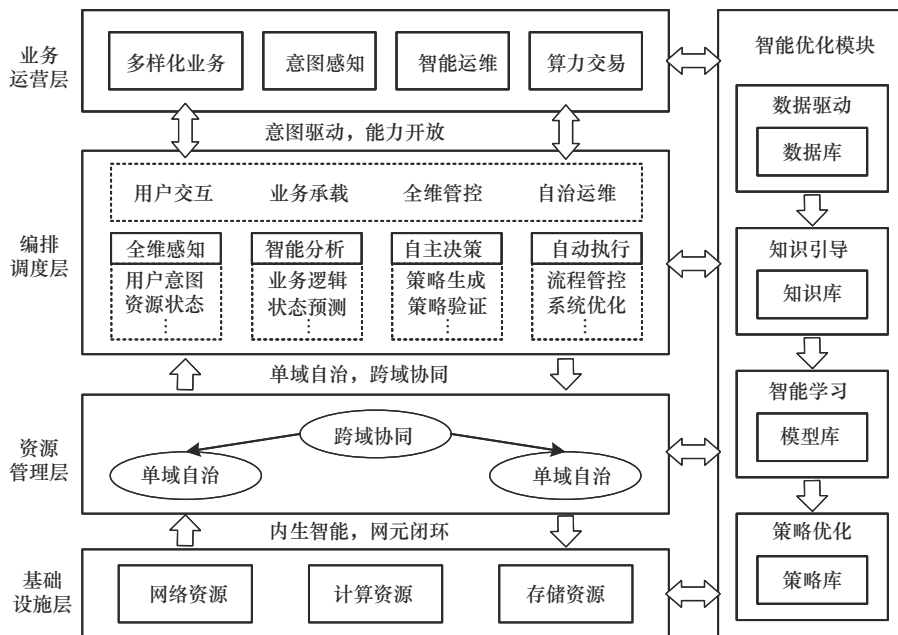


图 1 自智算力网络的系统架构

## 1.2 数字孪生概述

### 1.2.1 数字孪生的定义

数字孪生可以定义为物理系统的虚拟表示，通过实时数据交换和仿真技术实现对物理实体的记录、监控、预测和优化管理<sup>[20-22]</sup>。每个数字孪生通过一个唯一标识符与其物理孪生对象建立双射关系，从而确保两者之间的唯一对应。数字孪生在整体物理孪生对象生命周期内，通过预测未来状态实现低成本试错、加快创新迭代、提高智能运维水平<sup>[23]</sup>。依托物联网感知层的数据采集系统，数字孪生实现本体特征数据、环境参数数据及运行状态数据的动态更新，进而实现对物理实体的实时映射。通过监控、记录物理系统的状况，数字孪生应用人工智能预测和规定性技术，做出最佳决策，并通过验证反馈结果进行自我演进，从而提升整个系统的真实性和可靠性<sup>[24]</sup>。

### 1.2.2 数字孪生系统架构概述

实现数字孪生需要确保孪生体与物理实体高度一致，即物理实体的各项指标能够在数字孪生体中真实呈现<sup>[25]</sup>，这需要物理实体和虚拟孪生体之间进行实时交互。同时虚拟孪生需要具备高度智能，记录的各项实时数据，依据需求进行仿真，实现对物理实体未来状态的预测，根据预测结果辅助做出更合理的决策<sup>[26]</sup>。根据这些需求，如图2所示，国际标准化组织（ISO, International Organization for Standardization）提出一种数字孪生的系统架构<sup>[27]</sup>。

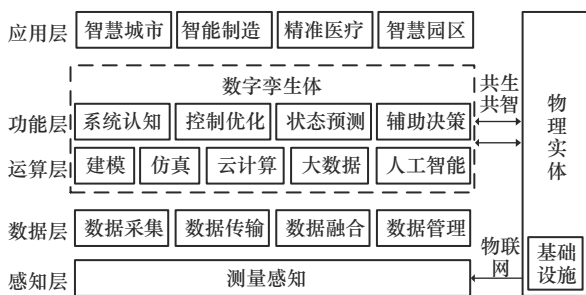


图2 数字孪生系统架构

感知层：主要包括物理实体中搭载先进物联网技术的各类新型基础设施。

数据层：主要包括保证运算准确性的高精度的数据采集、保证交互实时性的高速率数据传输、消除数据歧义的多维度数据融合、保证存取可靠性的全生命周期数据管理。

运算层：数字孪生体的核心，其充分借助各项

先进关键技术实现对下层数据的利用，以及对上层功能的支撑。

功能层：数字孪生体的直接价值体现，实现系统认知、控制优化、状态预测、辅助决策功能。

应用层：面向各类场景的数字孪生体的最终价值体现，目前数字孪生已经应用到了智慧城市、智能制造、精准医疗、智慧园区等多个领域。

在数字孪生系统架构中，“共智”强调系统内多层级的智能协同，通过人工智能、大数据等技术实现数据驱动的智慧共享；“共生”则体现物理实体与数字孪生体之间、各功能模块之间的动态依存关系，形成闭环优化与迭代演进。

### 1.2.3 数字孪生标准化工作

数字孪生的标准化进程涉及多个国际组织和行业协会的共同努力，旨在确保技术的一致性和互操作性。ISO专门针对制造业中的数字孪生系统，包括框架、模型和规范。国际电工委员会（IEC, International Electrotechnical Commission）对于数字孪生的应用和实施，制定了有关工业过程测量、控制和自动化的生命周期管理的标准。欧洲电信标准协会（ETSI, European Telecommunications Standards Institute）在通信和网络方面做出了贡献，尤其是通过信息管理规范工作组，在数字孪生数据管理和交换的标准化方面取得了进展。具体标准如表2所示。

表2 数字孪生相关标准	
编号	名称
ISO/IEC 30173:2023	Digital twin - concepts and terminology
ISO/IEC 30188	Digital twin - reference architecture
ETSI GR CIM 017	Context information management (CIM); feasibility of NGSI-LD for digital twins
GB/T 41723—2022	《自动化系统与集成 复杂产品 数字孪生体系架构》
T/CPUMT 031—2025	《工业数字孪生 总体框架》

## 1.3 自智算力网络引入数字孪生的动机

随着算力网络中新业态、新技术和新模式的不断涌现，算力网络服务自动化与智能化需求日益增加，即形成以智能为核心，多元要素融合，以实现算力网络自动、自优的自智算力网络新范式。而目前自智算力网络的故障解析及优化存在依赖人工经验，单元模块间缺少融合协作机制的问题，且系统

智能无法根据应用场景的动态变化,进行自适应调整,阻碍了算力网络智能化进程。数字孪生技术能够通过创建自智算力网络的实时虚拟模型,实现在全生命周期中引入“智能”,以数据驱动自智算力网络实现故障自动化处理,系统智能优化等关键操作。下文将对自智算力网络引入数字孪生的动机展开讨论。

### 1) 多维度故障自主解析

自智算力网络的故障成因具有多源性特征,具体表现为无效的网络配置,通信协议的不兼容<sup>[28]</sup>。当前对于网络故障的排除通常由人工完成,整个调试过程复杂又耗时。通过对自智算力网络进行数字孪生,可以重现之前的网络故障,以便找到造成故障的根源。当网络的行为偏离预期时,可以自主通过多维视角分析复制的网络故障场景及其对网络性能的影响,从而找到特定的配置错误。

### 2) 沙盒式自智优化

针对当前自智算力网络性能所面临的瓶颈问题,若将优化方案直接应用于真实场景,可能会引发灾难性的后果。通过对自智算力网络进行数字孪生,获取真实物理网络全生命周期、多维度的细化副本,解决“what-if”的问题。数字孪生通过构建高保真虚拟仿真环境,形成支持多策略并行验证的决策沙盒。相比传统的仿真技术,数字孪生不仅是静态算力网络的快照,而且可以根据网络的状态实时更新,还可以根据在线预验证反馈的结果自我演进,实现优化策略的迭代。

### 3) 大规模智能化运营

当前,全国在用数据中心机架总规模超过760万标准机架,近5年算力总规模年均增速30%<sup>[29]</sup>,为了适应算力需求的增长,自智算力网络需要不断升级。如,增加某些链路容量或增加新的连接,可有效实现负载均衡优化。然而,这类优化措施的实施往往需要大量经验和人工参与,难以满足复杂应用场景中实时性要求。通过对大型网络进行数字孪生,记录自智算力网络的全生命周期数据,基于AI技术对算力需求趋势和网络状态信息进行特征挖掘和抽象聚类,制定应对算力需求激增的最佳运营规划。

## 2 面向自智算力网络的数字孪生架构

### 2.1 架构设计准则

自智算力网络旨在实现算力网络的自优化、自

适应和自我演进,提供泛在、高效、实时、灵活和安全的计算资源服务。为满足云计算、人工智能、虚拟现实、车联网等复杂多元化的业务需求,需要确保自智算力网络在动态变化的环境中仍能提供高质量的服务体验<sup>[30-32]</sup>。面向自智算力网络的数字孪生架构的设计目标是构建一个能够进行全生命周期的自主、自智运行,并能够精准感知需求意图,按需高质量地提供算力网络资源服务的算力网络架构。

基于上述设计目标,面向自智算力网络的数字孪生架构设计应该遵循如下原则。

1) 高保真:架构应重点关注自智算力网络数据的实时整合与高精度模拟,即所构建的数字孪生能够全面地映射物理算力网络的实时状态,不仅涵盖算力资源的配置,而且包括网络拓扑、通信协议乃至算力用户行为信息。

2) 智能化:自智算力网络需要在资源感知、编排调度、运营服务等全环节融智,实现算力网络供需的精准匹配。这要求架构能够实时监测和评估网络状态、计算需求及资源可用性,并依托人工智能算法自动调整资源分配,确保计算资源的全局最优利用和动态分配。此外,架构应具有预测能力,能够基于对历史和当前数据的分析,预测未来的需求变化和潜在的网络风险。

3) 安全性:随着自智算力网络在云计算、车联网等领域的应用,保护网络和数据安全成为设计的重要考量。除了采用加密技术和安全协议保障数据传输和处理过程的安全性外,还需在面向自智算力网络的数字孪生架构中内置先进的安全机制,如侵入检测系统、实时监控和漏洞自动修补功能。确保网络安全与数据保护不止于预防外部攻击,也涵盖对内部数据访问和使用的严格管控,以保护用户隐私和敏感信息。

### 2.2 数字孪生部署方式

数字孪生的部署策略需要综合考虑计算资源需求、可靠性、可扩展性、时延等因素<sup>[33]</sup>,以确保整个系统的高效运作。如表3所示,本节将对数字孪生在自智算力网络中的部署展开分析。

#### 1) 边缘部署

在自智算力网络中,将数字孪生部署在网络边缘侧旨在优化边缘节点决策,并降低物理实体与数字孪生的交互时延,实现低时延服务。文献<sup>[34]</sup>

表3 数字孪生部署方式归纳

部署方式	优化目标	文献	方案	技术方案
边缘部署	QoE 优化	文献[34]	提出了一个公平分配框架, 实现最优资源分配	基于分布式资源分配算法的联合优化
	最小化任务处理时延	文献[35]	提出了一种数字孪生辅助的资源分配方案, 通过协同边缘节点分配任务, 减少任务处理时延	基于双深度Q学习网络的联合优化
云端部署	实时监测	文献[36]	提出了基于云的数字孪生结构健康监测框架	基于混合云计算服务和深度学习算法
	计算能力需求	文献[37]	提出了一个基于车-云通信的合作式匝道合并系统	4G/长期演进技术(LTE)通信进行数据上传和同步, 云服务器处理数据
边-云混合部署	QoE 优化	文献[38]	提出一个数字孪生辅助的云边协同车联网框架	基于多智能体深度强化学习算法
	目标检测	文献[39]	提出一种边-云协同监测方式, 采用分布式架构分担计算任务	利用边缘节点进行数据处理和推理, 结合云端资源完成计算与模型优化

中, 部署在边缘服务器客户端数字孪生实时获取客户端的数据并构建虚拟体验质量(QoE, quality of experience)模型, 通过联合优化多个控制维度, 实现最优资源分配。文献[35]中的边缘孪生辅助边缘服务器的协作, 通过合理分配通信、计算和存储资源, 实现任务处理时延的最小化。边缘侧孪生通过集成 Prometheus<sup>[40]</sup>、Grafana<sup>[41]</sup>和 Node Exporter<sup>[42]</sup>等技术, 实现物理实体的全维度状态捕获, 监控整体资源使用情况和性能。Node Exporter 用于获取边缘节点的性能指标, Prometheus 收集和存储性能数据, 而 Grafana 提供可视化界面展示设备运行状态。

### 2) 云端部署

数字孪生部署在云端是为了利用云计算的高度可扩展性、强大的计算能力和丰富的存储资源, 实现自智算力网络的全局优化、流量工程和切片管理。文献[36]中提出了基于云的数字孪生结构健康监测框架的概念, 云平台为数字孪生提供并行和高性能计算能力, 提升了监测的效率。文献[37]中采用基于车辆到云通信的数字孪生方法, 云端提供了海量的数据存储容量, 使数据驱动的行为建模成为可能。对于数据量大、需要复杂查询的场景大规模集群监控, 可以通过集成 InfluxDB 来实现。集成 InfluxDB 支持毫秒级别内完成数据的记录和读取, 适用于监控网络拓扑变化和计算节点的状态。文献[43]中指出, 在需要大规模数据导入的情况下, 集成 InfluxDB 相较于传统基于关系型数据库的方法可以提升 60.50% 消耗时间和 43.99% 占用空间。

### 3) 边-云混合部署

边-云混合部署是一种结合了边缘计算和云计算优势的数字孪生部署策略, 旨在通过在边缘设备

和云端之间动态分配计算任务, 实现更优的数据处理速度、更高的系统可靠性和更佳的资源利用率。边缘服务器上的数字孪生按照规定的数据类型、频率和精度从物理实体请求特定信息, 对实时性要求高的计算任务进行处理。部署在计算能力充沛的云端上的数字孪生将所有边缘孪生收集的信息聚合, 从全局拓扑中抽象出所需的信息, 满足多样化的应用的控制管理。文献[38]中提出了一个数字孪生辅助的云边协同车联网框架, 以实现云边协同的智能交通, 并通过优化车辆传感和车辆孪生动态部署策略来最大化系统服务质量。对于网络里面的计算、网络资源运行情况的监视, 文献[39]中提供了一种边-云协同监测方式, 云端通过 List/Watch 方式与边缘端交互, 将监控的事件下推到边缘。此外, 边缘控制器和设备控制器组件用于管理云端和边缘节点的应用元数据, 使云端和边缘端同步设备元数据和状态。

## 2.3 参考架构及工作流程

结合 IETF 中所提出的数字孪生网络参考架构<sup>[44]</sup>, 图3给出了面向自智算力网络的数字孪生架构。该数字孪生架构分为3层: 物理网络层、算力网络孪生层和算力网络应用层。

### 1) 物理网络层

物理网络层在本文架构中被定义为边缘算力节点和云算力节点的总和, 即为算力用户提供所需的算力资源。物理网络层负责将各级算力的信息(如算力节点的分布, 算力资源的种类、容量、占空比等)上传到算力网络孪生层, 构建相应的孪生对象。当在算力网络孪生层依据物理网络层所采集的数据做出最优决策后, 将构建算力用户和算力资源的连接, 各级算力共同提供算力用户所需的算力资

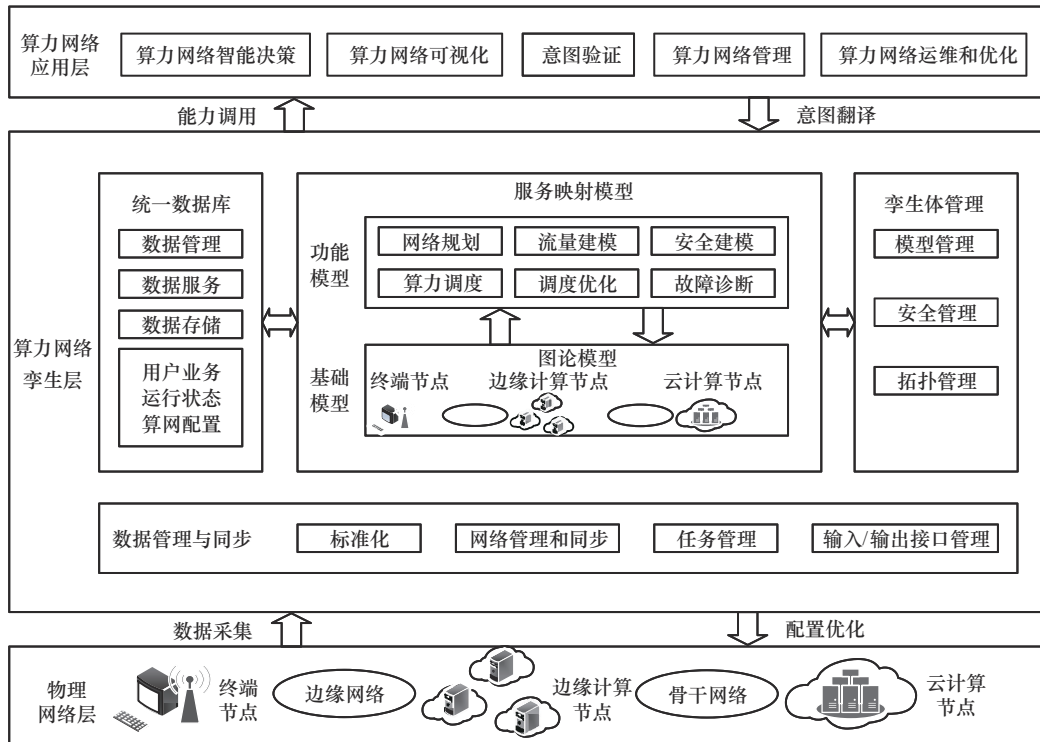


图3 面向自智算力网络的数字孪生架构

源。根据算力网络孪生层提供的历史数据，物理网络层的各级算力通过算力网络孪生层南向接口获取控制信息，优化算力的部署和计算节点间的协同。

### 2) 算力网络孪生层

算力网络孪生层是面向自智算力网络的数字孪生框架的核心，由数据管理与同步、统一数据库、服务映射模型和孪生体管理4个关键部分构成。在这些关键组成部分的支持下，算力网络孪生层实现与物理算力网络的实时交互，并依据算力网络的全生命周期所收集到的数据进行智能决策和需求预测，实现最佳算力调度和部署。

**数据管理与同步**：从物理网络层采集的数据如果不进行预处理，数据的异构会增加算力网络孪生层模型训练的复杂度，因此需要设定数据的标准化格式，便于后续的数据处理。针对数字孪生的实时性，需要将同一时刻的数据进行整合，避免数据的时空错位，同时需要对算力网络孪生层的南向接口进行管理，设计标准化的接口和协议体系。

**统一数据库**：负责收集、存储数据管理与同步处理后的数据，实时更新算力网络运行数据，并向服务映射模型提供数据服务及统一的算力网络孪生层内部接口。

**服务映射模型**：负责数据建模，提供数据模型

实例给网络应用，以此来提高网络服务的灵活性和可编程性。模型分为基础模型和功能模型。基础模型基于网络元素的基础配置、位置信息等，实现对真实算力网络的实时准确表征；功能模型则按具体应用场景的需求，用于算力网络部署分析、智能决策、优化预测。针对新的应用需求，服务映射模型可基于统一数据库的数据，创造新的功能模型。

**孪生体管理**：负责算力网络孪生层的管理功能，将网络孪生体的全生命周期进行记录，可视化呈现和管控网络孪生体的各种元素，包括模型管理、安全管理和拓扑管理。

**数据管理与同步**是基础环节，负责对原始异构数据进行标准化处理和实时整合，确保数据时空一致性，并通过标准化接口协议为后续环节提供高质量输入；其输出的结构化数据存入统一数据库，后者作为中枢存储并动态更新全网运行数据，同时为其他模块提供统一接口服务。

**服务映射模型**依赖统一数据库的数据资源，构建基本模型和功能模型，并通过灵活建模能力响应新需求，提升网络服务的可编程性。孪生体管理则贯穿全流程，基于服务映射模型生成的模型实例，对孪生体全生命周期进行可视化管控，并将管理需求反馈至数据层以优化采集策略。数据流自下而上

支撑建模与决策，管理流自上而下协调资源与安全，最终实现自智算力网络的智能调度与动态优化。

### 3) 算力网络应用层

自智算力网络应用通过孪生北向接口向算力网络孪生层输入需求，并通过模型化实例在算力网络孪生层进行业务的部署。经充分验证后，算力网络孪生层通过南向接口将控制更新下发至物理网络层进行算力调度。算力网络运维和优化、算力网络可视化、意图验证等网络创新技术及各种应用能够以更低的成本更高的效率和更小的业务影响实现快速部署。

面向自智算力网络的数字孪生的工作流程如图 4 所示。

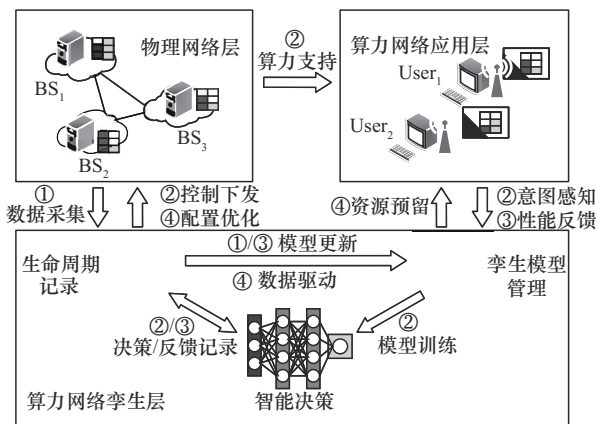


图 4 面向自智算力网络的数字孪生的工作流程

**步骤 1** 物理网络层持续采集算力节点的全生命周期数据，经数据清洗与标准化后存入统一数据库，形成动态更新的数据模型。

**步骤 2** 通过意图感知获取算力用户的算力需求，服务映射模型结合实时数据与历史积累，利用 AI/机器学习 (ML, machine learning) 算法分析算力需求趋势、预测网络负载变化，生成调度策略并记录，为算力用户提供算力支持。

**步骤 3** 策略执行后，系统实时监控网络性能变化，将反馈数据重新输入算力网络孪生层进行记录，触发模型迭代更新。

**步骤 4** 历史数据支撑预测模型的准确性，预测结果并指导资源预留与算力节点的配置优化；同时，反馈数据不断校准生命周期记录的真实性，形成“数据驱动预测-预测优化决策-决策反哺数据”的闭环。

## 2.4 数字孪生关键使能技术

本节对面向自智算力网络的数字孪生架构中的几种关键使能技术展开讨论，包括资源抽象与建模、高精度预测和智能编排。

### 2.4.1 资源抽象与建模

在算力网络中，计算资源和网络资源广泛分布于云端、边缘和终端设备，并且呈现出高度的异构性。因此在构建面向算力网络的数字孪生时，需要将上述多类资源特性通过统一的抽象层加以标准化描述，并提供可组合、可扩展的模型，以支持孪生环境中资源状态的感知、预测和优化决策。

计算和网络资源建立统一、可扩展的描述模型，需要通过标准化元数据和语义化描述方法，将中央处理器 (CPU)、图形处理器 (GPU)、现场可编程门阵列 (FPGA) 等异构计算加速器及多种带宽、时延和拓扑架构各异的网络链路等基础资源特征进行统一抽象。在这一过程中，可采用拓扑和编排规范语言 (TOSCA) [45]、YANG [46] 等标准化语言，为每一类资源定义统一的属性层次结构，并利用资源描述框架 (RDF) [47]、网络本体语言 (OWL) [48] 等语义技术对资源特性、依赖关系和约束条件进行建模，以便在上层的资源调度与优化决策中实现自动匹配与智能协同。

在拓扑建模方面，可借鉴文献 [49] 中利用分层图模型将复杂多域的计算和网络资源分布抽象为分层的网络结构，从宏观广域拓扑到微观节点内部结构，建立可逐层细化与聚合的资源模型。通过将资源特性参数与网络拓扑映射到图示中，数字孪生能够灵活调用图算法与图神经网络进行资源状态分析。在时变属性建模方面，可参考文献 [50] 引入时间序列化描述方法和状态机模型，使资源利用率、链路时延等时变参数能够被数字孪生实时感知和仿真。在抽象层中对历史状态进行记录和回放，为对未来工作负载、网络流量和资源空闲度进行精准预测提供了模型基础。

### 2.4.2 高精度预测

数字孪生构建中，计算负载与网络流量的高精度预测技术是实现资源弹性调度、性能优化与故障预防的关键。其核心在于精细化捕捉与分析来自云、边、端的异构资源。为此，需要构建适用于分布式环境的实时数据采集与遥测系统，通过轻量级探针、分布式日志与指标收集组件，以毫秒级或秒

级粒度捕获计算节点的利用率、I/O 等待、服务响应时间及网络链路带宽利用率、时延抖动等关键指标。此外,对业务特性与资源层级进行多粒度建模,使数字孪生可根据决策需求灵活选择数据解析尺度。

多粒度建模需要多粒度数据的支撑,即需要从多个不同层次和尺度上采集和处理数据。在负载计算与网络流量预测中,数据可以从多个层次进行观察和建模,包括但不限于从单一计算节点到整个数据中心、从短时间尺度到长时间尺度等。通过在多个粒度上进行建模和预测,数字孪生能够更精确地捕捉系统的动态变化和资源需求。

在数据处理与分析方面,文献[51]通过高速时序数据库或分布式流处理框架对原始采集数据进行清洗、降噪和特征提取,为后续的预测模型提供高质量输入。并采用多种高精度预测模型对负载与流量进行短期、中期与长期趋势预测,其中包括深度学习模型,如基于 LSTM<sup>[52]</sup>、门控循环单元(GRU, gated recurrent unit)<sup>[53]</sup>的时序预测,用于处理多尺度时序结构的时序卷积网络(TCN, temporal convolutional network)以及融合拓扑信息的图神经网络(GNN, graph neural network)方法<sup>[54]</sup>,以同时捕捉时间序列的演化特征与网络拓扑变化对流量的影响。

基于多粒度数据的建模,数字孪生能够预感资源热区与瓶颈,为资源调度器制定任务调度策略和流量分配方案。文献[55]指出,精确的负载与流量预测能辅助异常检测,实现对突发负载、网络拥塞及故障征兆的提前预警,从而使运维团队与自动化控制策略在问题发生前采取措施。通过不断迭代与自适应优化预测模型,数字孪生在算力网络中的测量与预测精度将不断提升,为全局算力调度与网络资源管理的智能化决策提供坚实基础。

### 2.4.3 智能编排

智能编排旨在整合计算、网络资源与业务需求,实现在跨层级的高效调度与动态优化。其核心是通过在统一的孪生空间中管理云中心、边缘节点的计算与存储单元,分布式网络链路及交换设备,并借助智能决策引擎协同优化任务调度策略。

构建灵活的优化框架是实现智能编排与决策优化的基础。该框架需量化并权衡多维指标,如服务时延、带宽消耗、能源利用率与任务执行成本等。

将资源的状态与业务负载需求映射至优化模型,结合线性规划、整数线性规划或元启发式算法,在复杂约束条件下寻求近最优解。然而,算力网络环境的复杂性与资源需求的动态性使得传统优化方法在实时性与可扩展性方面常难以满足实际需求<sup>[56]</sup>。为适应动态环境,DRL 与元学习等智能决策技术被引入数字孪生场景<sup>[57]</sup>。文献[58]指出,在孪生环境中构建仿真闭环,智能编排引擎可通过大规模试错与策略迭代。在虚拟环境中调整调度策略,及时应对突发负载、链路失效、资源紧缺等异常情况,并借助自适应与在线学习能力加速策略收敛。引入拓扑感知、资源利用率与时延预测等特征时,强化学习方法能更精确地捕捉资源间的复杂耦合关系,优化跨层级全局与局部自适应策略。

此外,智能编排技术可与软件定义网络(SDN, software defined network)、网络功能虚拟化(NFV, network functions virtualization)与 Kubernetes 等平台整合<sup>[59-61]</sup>,实现资源自动化控制与实时策略下发。在统一应用程序编程接口(API)与标准化数据模型支持下,上层业务编排逻辑可调用数字孪生的决策服务,实现异构资源中的高效部署、迁移与扩缩。通过算力网络协同的智能编排与决策优化,数字孪生能够在全局视角下对计算与网络资源进行统筹调度,提升资源利用效率、降低服务成本,并在动态的算力网络中保持最优系统性能。

## 2.5 面向自智算力网络的数字孪生典型应用

### 2.5.1 动态网络切片

针对自智算力网络业务在带宽、时延和算力资源需求方面呈现的显著异构性与动态性特征,需对底层基础设施进行逻辑资源切片<sup>[62]</sup>,构建可弹性适配的虚拟化服务单元。基于数字孪生技术构建的多层级虚拟试验环境,能够为切片策略的持续优化提供高保真验证平台,实现计算与网络资源的动态精准配置。

数字孪生可对广域与局域拓扑结构、异构计算加速器的分布及网络链路属性进行映射,并结合多源异构的时序数据与预测模型,对业务负载与流量变化趋势进行前瞻性分析。在虚拟空间中系统性地检验不同切片配置方案对服务时延、吞吐量、能耗等关键性能指标的影响,有助于选定在给定条件下的最优或近最优配置策略。

一旦在数字孪生中确定了合理的切片和配置方

案, 自智算力网络通过管理编排框架可在实际环境中动态下发和调整策略, 包括切片规模、资源绑定及服务链部署方式。文献[63]通过数字孪生构建虚拟资源模型, 结合随机网络演算量化时延-可靠性关系, 创新采用多智能体深度强化学习解决多维资源优化问题, 首次实现在复杂场景下的确定性时延保障。文献[64]融合 AI 技术提出智能切片管理方案, 通过数字孪生闭环优化架构, 为低时延高可靠服务提供新范式。结合数字孪生的仿真能力与“GNN+DRL”的学习能力, 文献[65]构建动态自适应管理框架, 在拓扑突变场景中, 基准方法性能下降超 30%, 而该方案通过数字孪生实时同步与 GNN 拓扑推理, 性能波动稳定在 5% 以内。通过上述过程, 动态网络切片与弹性服务配置在数字孪生的辅助下得以高效实现, 为自智算力网络在复杂动态的应用场景中提供有力的理论与技术支撑。

### 2.5.2 能耗优化策略

伴随高密度计算、海量数据传输和持续业务需求增长, 算力网络的能耗与碳排放问题日趋突出<sup>[66]</sup>。为了在满足服务质量要求的同时实现能耗优化和绿色计算策略, 数字孪生为相关决策与验证提供了必要的虚拟化平台和数据支撑。

在数字孪生平台中, 通过持续采集和分析服务器处理器负载、GPU/FPGA 加速器使用率、散热设备能耗、网络交换与路由节点的转发能耗等测度数据, 数字孪生可为能耗变化趋势提供高保真度的预测模型与关联分析手段。借由时序预测与多目标优化算法, 可在虚拟环境中尝试多种分配与调度策略, 包括将高计算密度任务迁移至低碳足迹区域, 或在业务淡季关闭部分节点以降低整体能耗。

在此基础上, 自智算力网络可利用数字孪生对不同绿色策略的潜在影响进行前置验证与评估。文献[67]通过构建物理设备与虚拟孪生体的实时同步模型, 结合 Q-learning 算法优化任务分配, 显著降低非工作能耗, 验证了数字孪生在跨域能耗管理中的可视化与决策优化价值。此外, 文献[68]从数据驱动视角出发, 借助概率化参数建模与实时同步机制, 有效提升能源利用效率。在策略下发与执行层面, 数字孪生提供的模型结果与决策建议可通过 SDN/NFV 控制平台与资源编排工具实施于实际网络与数据中心。由此网络可在负载、时延与能耗约束间实现实时自适应调优, 实现能耗优化与服务质

量的动态平衡。当外部条件, 如电价、可再生能源供给、监管政策等发生改变时, 数字孪生亦可快速更新模型与决策, 从而确保绿色计算策略的持续有效性和灵活度。

### 2.5.3 新技术/业务快速验证

在自智算力网络的演进过程中, 新型硬件加速器、创新网络协议、前沿算法框架以及全新业务模式不断涌现。然而, 在实际生产环境中直接部署未经充分验证的新技术与新业务, 可能引发性能、稳定性、安全、合规性等多方面风险。为此, 数字孪生提供了独特的虚拟试验平台, 用于对新技术与新业务进行快速、可控、可重复的验证与评估。

在数字孪生环境中, 通过对新型算力加速芯片、新传输协议、新边缘智能服务以及多层次资源协调算法进行高度仿真与性能建模。通过对系统特性、网络拓扑、工作负载分布及干扰因素的参数化, 可在孪生空间中对新方案进行多轮模拟试验, 验证在多种应用场景、负载模式和资源配置条件下的关键性能指标, 如响应时延、吞吐量、资源利用效率、功耗、故障恢复时间等。这种验证过程可在不影响真实业务和用户体验的前提下, 有效缩短从概念验证到实际上线的周期。

此外, 数字孪生支持在虚拟环境中进行灵活的“假设分析”与敏感性测试<sup>[69]</sup>。研究人员与运维团队可对新技术的参数进行微调, 对新业务流程进行模块化扩展或重构, 在虚拟试验场内敏捷验证方案对不确定性事件, 如突发负载激增、网络链路失效、安全威胁场景的适应能力与鲁棒性。在提升网络环境中的准确性和泛化能力方面, 文献[70]提出了自动数据生成与优化方法 (AutoOPT), 为网络数字孪生的 AI 建模提供了一种高效、系统的数据解决方案, 支持网络优化、故障排查等操作。文献[71]提出的数字孪生网络模型框架, 为新技术/业务提供了低成本、高效率、零风险的验证范式。通过数学抽象建模、动态编排与 AI 闭环优化, 企业可快速验证 5G 切片、车联网等创新业务, 显著降低试错成本并加速商业化进程。

## 3 关键挑战

数字孪生技术的应用提高了算力网络的智能化水平来满足日益复杂的功能需求, 进行“网-算-智”的协同迭代, 逐渐实现自智化, 给算力用户带来更



应用需完整记录各阶段状态，为数字孪生提供资源优化配置基础，同时通过性能数据分析辅助运维决策。然而面对自智算力网络的特殊属性，当前实践仍面临两大核心挑战。

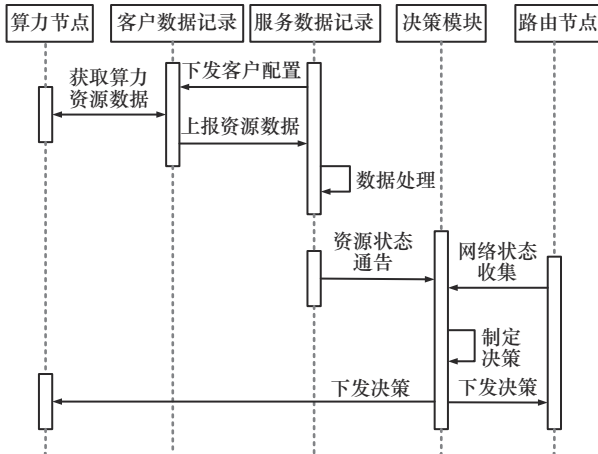


图7 自智算力网络全生命周期记录

**动态异构网络拓扑：**网络涵盖数据中心、云服务及边缘设备等异构资源，其空间分布广泛且性能特征各异<sup>[81]</sup>，形成多维管理矩阵。更突出的难点在于网络拓扑结构的实时演变，要求管理系统具备毫秒级响应能力以维持运行稳态。

**实时数据可信评估：**分布式传感器产生的数据流存在时空异步、质量参差等问题，需通过流式计算框架实现低时延清洗整合，并构建基于机器学习的数据可信度评估模型。这对数字孪生的决策可靠性至关重要，任何数据失真都可能导致资源配置策略的连锁偏差。

文献[82]通过构建数字孪生网络生成高保真故障数据集，并采用融合流时空注意力机制的流、时间、空间长短期记忆网络（FTS-LSTM）模型进行节点级分布式诊断，结合半分布式算法聚合节点推断结果，实现了动态异构网络的故障诊断。文献[83]利用区块链和智能合约构建去中心化系统，通过验证凭证和零知识证明实现身份管理、消息验证及隐私保护，解决可信评估问题。

### 3.4 网络管理

数字孪生通过构建物理网络的动态虚拟镜像，以实时数据驱动，实现网络状态仿真、资源优化、故障预测及闭环决策，从而提升网络管理的自动化、可靠性，促进算力网络的自智化。当前数字孪生在网络管理方面存在下述挑战。

**模型编排：**孪生空间中的基础模型（网络元素模型、拓扑模型）和功能模型（分析模型、诊断模型、预测模型）需要协同工作才能实现数字孪生网络价值，使基础模型能按需被功能模型调用。

**决策滞后：**移动用户、边缘设备接入导致网络状态频繁波动。此外，多媒体流、加密攻击等场景需低时延响应，而传统数字孪生依赖周期性数据同步与静态模型，难以实现实时仿真与决策，导致物理-虚拟系统偏差累积。

**部署瓶颈：**当前数字孪生与人工智能的融合为网络管理提供了新的范式，但存在大参数模型难以直接部署。部署边缘场景中海量设备孪生体存在占用过多存储与通信资源的问题。

如图8所示，文献[71]引入交互空间用于实际业务操作，负责实时控制。引入验证空间用于测试功能模型生成的网络优化策略，确保策略的正确性和可行性，避免直接作用于物理网络可能带来的风险。交互空间和验证空间确保基础模型能够根据功能模型的要求提供快速稳定的网络服务。为有效解决决策滞后问题，文献[84]构建双误差模型更新机制，基于“物理-虚拟误差”和“预测-真实误差”，动态调整数据采集频率和模型参数。文献[85]将生成式AI模型分割为云端和边缘端，通过联邦学习同步参数，并用知识蒸馏压缩模型，保留关键特征提取能力，减小在边缘节点的部署开销。

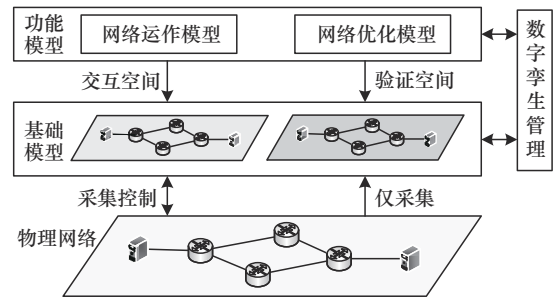


图8 数字孪生模型编排

### 3.5 安全隐私

数字孪生技术在赋能各行业数字化转型的同时，其复杂架构和开放特性也引入了多维度的安全隐私挑战。表4系统梳理了自智算力网络环境下数字孪生系统面临的主要安全隐私威胁及其特征，以下从4个关键维度展开分析。

**数据威胁：**数字孪生系统的数据可信性面临数据篡改和同步异常的双重挑战。攻击者通过恶意数

表4 面向自智算力网络的数字孪生安全隐私威胁

角度	威胁	描述	影响
数据	数据篡改	攻击者可能在数据传输过程中篡改数据, 导致虚拟模型与实际物理设备之间不一致, 从而影响决策和操作的准确性	篡改的数据导致错误的分析结果和决策, 危害系统的正常运行
	同步异常	攻击者通过改变同步频率或篡改数据, 导致数字孪生系统与其物理对应用物之间去同步	虚拟和物理世界之间的不一致会导致系统功能失常, 影响业务连续性
认证	身份冒用	攻击者冒用合法用户, 获取系统访问权限, 提取或修改敏感信息	信息泄露, 完整性和保密性受到威胁
	越权访问	攻击者在未授权的情况下访问敏感数据, 导致数据泄露和滥用	敏感信息泄露, 用户隐私受到威胁
		攻击者未经授权访问系统知识库, 可能修改或删除关键数据	影响系统的正常运行和数据的完整性
通信	窃听攻击	攻击者通过窃听未加密的通信数据, 获取敏感信息	敏感信息泄露
	洪泛攻击	攻击者发送大量无用消息, 使系统资源耗尽, 引发拒绝服务攻击	系统性能下降, 甚至导致服务中断
	中间人攻击	攻击者插入通信路径, 篡改或窃取通信内容	通信内容被篡改或泄露
隐私	模型聚合中的隐私泄露	模型聚合过程中数据泄露	用户敏感数据的暴露
	模型部署与训练中的隐私泄露	在从云或边缘服务器向参与实体交付和部署训练好的全局AI模型过程中盗窃模型	隐私信息被推断和系统被控制

据注入<sup>[86]</sup>可导致孪生模型失真, 进而引发决策偏差和业务中断。同步机制的异常变动或数据篡改行为可能破坏虚实映射的保真度与粒度一致性<sup>[87]</sup>, 造成系统与物理实体失同步, 威胁业务连续性。

**认证威胁:** 系统面临身份冒用和越权访问双重威胁。攻击者通过伪造合法身份获取系统权限, 可实施敏感信息窃取或非法篡改<sup>[88]</sup>。在跨域孪生交互场景中, 访问控制机制的缺失可能使恶意用户突破权限边界, 获取核心业务数据<sup>[89]</sup>。

**通信威胁:** 通信链路存在未加密传输数据易遭窃听<sup>[90]</sup>、泛洪攻击导致服务拒绝、中间人攻击通过会话劫持实施消息篡改的威胁。攻击者可插入通信节点间建立隐蔽信道, 通过数据包重定向和内容篡改破坏虚实交互的可靠性。

**隐私威胁:** 数字孪生面临模型聚合、模型部署与训练中的隐私风险。攻击者可能窃取云或边缘服务器的运行数据<sup>[91]</sup>, 利用复原技术推断训练样本, 导致数据泄露。在模型部署过程中, 可能出现模型盗窃风险, 攻击者可通过逆向推导模型参数泄露隐私信息<sup>[92]</sup>。

针对上述威胁, 文献[93]构建区块链-轻量加密融合架构, 通过分布式账本实现数据溯源, 结合轻量级算法保障物联网终端安全。文献[87]通过多因素认证强化身份验证过程, 并结合基于角色的访问控制限制用户权限, 防止越权操作。文献[94]采

用快速UDP互联网连接(QUIC)协议优化加密通信效率, 在保障数据机密性的同时降低传输时延。文献[95]提出了一种基于区块链的新型自适应异步联邦学习范式, 使用生成对抗网络增强差分隐私来保护本地模型参数的隐私。

## 4 开放性研究问题

为切实发挥本文的面向自智算力网络的数字孪生的优势, 当前仍存在一系列潜在且亟待解决的开放性研究问题, 具体可归纳如下。

### 4.1 高分辨率感知

数字孪生感知系统需具备多任务动态切换能力, 通过高时间精度监测捕捉网络流微观行为特征。该技术要求实现全流量覆盖式感知, 消除传统采样方法导致的数据失真问题。具体而言, 主机侧采用智能网卡进行流量采集, 网络侧结合传统遥测技术<sup>[96]</sup>, 通过数据融合实现全流量监测, 为不同感知任务提供完整数据基础。高分辨率感知面临多重技术挑战: 海量数据对存储传输系统形成压力; 高密度感知节点增加拓扑复杂度; 高频采集加剧计算资源消耗。实际应用中需建立动态感知机制: 对于实时监控和微观分析等关键任务, 需维持高分辨率以保障决策精度; 而在时延容忍度较高或资源受限场景, 可采用自适应分辨率调节或统计抽样方法。系统设计应综合网络规模、任务特性和负载状态, 通过感知粒度动态优化实现监测精度与系统效

能的平衡。

## 4.2 语义通信

语义通信可以有效地用于物理和网络领域之间的感知信息通信<sup>[97]</sup>，在算力网络中，语义通信通过传输信息的核心语义而非完整的数据，能够极大减少传输的数据量。此外，基于语义感知的资源分配和任务卸载策略，实现灵活调整和优化资源分配<sup>[98]</sup>。为了提升自智算力网络的数字孪生服务质量，需要细化感知粒度，这会带来庞大的数据处理、存储和通信开销，从而直接影响系统的性能。在这种情况下，语义通信能够提取待传输数据中的关键语义信息，并在通信终端之间共享，从而大幅减少传输数据量。此外，由于在自智算力网络的物理和虚拟网络环境之间会进行数据转换，而不同数据模态之间存在内在关联，语义通信可以提取这些跨模态的语义信息并与虚拟孪生共享，从而进一步提高频谱效率，减少通信开销。

## 4.3 AI大模型

AI时代下，大模型成为从信息化走向数智化的重要驱动力<sup>[99]</sup>，通过其强大的数据处理和深度学习能力，能够显著提升算力网络的整体性能。具体来说，大模型可以整合和分析来自不同来源的海量数据，解决数据不一致性和缺口问题，从而提供更加精准和个性化的模型。同时，大模型能为数字孪生技术带来显著优势，包括增强数据处理和预测能力、解决数据缺口和不一致性问题、提供个性化的模型，以及有效保护隐私<sup>[100]</sup>。通过强大的自然语言处理和深度学习能力，大模型能够生成高保真度的虚拟实体数据，准确反映个体特征，从而提高数字孪生系统在各个领域的应用效果和可靠性。构建数字孪生需要获取从运营到维护的全生命周期数据，大模型的性能通常依赖于大量且多样化的数据，大模型与数字孪生的结合可以提高训练效果，这将成为未来自智算力网络的重要研究课题。

## 5 结束语

本文探讨了在自智算力网络中引入数字孪生技术，创建虚拟模型提供实时监控、分析和预测功能，以进一步提升自智算力网络的智能化运营水平。提出以“高保真实时映射、自智能化决策闭环、多层次安全防护”为核心的面向自智算力网络的数字孪生设计准则，构建了涵盖物理网络层、算力网络孪

生层与算力网络应用层的3层参考架构。该架构通过数据驱动与模型化服务映射，突破了传统静态仿真的局限，支持算力资源的动态感知、意图解析与全局优化。深入揭示了自智算力网络中数字孪生面临的五大核心挑战，并提供了兼具理论深度与实践可行性的技术路径，推动了数字孪生与算力网络融合领域的范式创新。未来研究将进一步探索高分辨率感知、语义通信与大模型驱动的数字孪生增强技术，以实现更高效的“网-算-智”协同，为工业互联网、智能交通等场景的数字化转型提供核心支撑。

## 参考文献:

- [1] SHI W S, PALLIS G, XU Z W. Edge computing scanning the issue[J]. Proceedings of the IEEE, 2019, 107(8): 1474-1481.
- [2] CHANG Z Q, LIU S B, XIONG X X, et al. A survey of recent advances in edge-computing-powered artificial intelligence of things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(18): 13849-13875.
- [3] 贾庆民, 胡玉姣, 张华宇, 等. 确定性算力网络研究[J]. 通信学报, 2022, 43(10): 55-64.  
JIA Q M, HU Y J, ZHANG H Y, et al. Research on deterministic computing power network[J]. Journal on Communications, 2022, 43(10): 55-64.
- [4] TANG X Y, CAO C, WANG Y X, et al. Computing power network: the architecture of convergence of computing and networking towards 6G requirement[J]. China Communications, 2021, 18(2): 175-185.
- [5] SUN Y K, LEI B, LIU J L, et al. Computing power network: a survey[J]. China Communications, 2024, 21(9): 109-145.
- [6] 胡玉姣, 贾庆民, 孙庆爽, 等. 融智算力网络及其功能架构[J]. 计算机科学, 2022, 49(9): 249-259.  
HU Y J, JIA Q M, SUN Q S, et al. Functional architecture to intelligent computing power network[J]. Computer Science, 2022, 49(9): 249-259.
- [7] 崔佳怡, 谢人超, 唐琴琴. 基于生成式人工智能的算力网络自智优化研究综述[J]. 中兴通讯技术, 2025, 30(6): 54-62.  
CUI J Y, XIE R C, TANG Q Q. Self-intelligent optimization of computing power networks based on generative artificial intelligence: a review[J]. ZTE Communications, 2025, 30(6): 54-62.
- [8] 周晓茂, 贾庆民, 胡玉姣, 等. 自智算力网络: 架构、技术与展望[J]. 物联网学报, 2023, 7(4): 1-12.  
ZHOU X M, JIA Q M, HU Y J, et al. Autonomous computing and network convergence: architecture, technologies, and prospects[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2023, 7(4): 1-12.
- [9] 朱海龙, 杨帆, 蒋如一, 等. 算网自智: 研究进展与展望[J]. 通信学报, 2024, 45(10): 191-206.  
ZHU H L, YANG F, JIANG R Y, et al. Computing-network intelligence: research progress and prospects[J]. Journal on Communications, 2024, 45(10): 191-206.
- [10] MIHAI S, YAQOOB M, HUNG D V, et al. Digital twins: a survey on enabling technologies, challenges, trends and future prospects[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(4): 2255-2291.
- [11] JIANG Y C, YIN S, LI K, et al. Industrial applications of digital twins[J]. Philosophical Transactions Series A, Mathematical, Physical, and Engi-

- neering Sciences, 2021, 379(2207): 20200360.
- [12] SHARMA A, KOSASIH E, ZHANG J, et al. Digital twins: state of the art theory and practice, challenges, and open research questions[J]. *Journal of Industrial Information Integration*, 2022, 30: 100383.
- [13] ALMASAN P, FERRIOL-GALMÉS M, PAILLISSÉ J, et al. Digital twin network: opportunities and challenges[J]. *arXiv Preprint, arXiv: 2201.01144*, 2022.
- [14] FERRIOL-GALMÉS M, SUÁREZ-VARELA J, PAILLISSÉ J, et al. Building a digital twin for network optimization using graph neural networks[J]. *Computer Networks*, 2022, 217: 109329.
- [15] HUI L B, WANG M W, ZHANG L, et al. Digital twin for networking: a data-driven performance modeling perspective[J]. *IEEE Network*, 2023, 37(3): 202-209.
- [16] 贾庆民, 丁瑞, 刘辉, 等. 算力网络研究进展综述[J]. *网络与信息安全学报*, 2021, 7(5): 1-12.
- JIA Q M, DING R, LIU H, et al. Survey on research progress for compute first networking[J]. *Chinese Journal of Network and Information Security*, 2021, 7(5): 1-12.
- [17] ITU. Computing power network-framework and architecture: ITU-T Recommendation Y.2501[S]. 2021.
- [18] GENG L, WILLIS P. Compute first networking (CFN) scenarios and requirement[R]. 2020.
- [19] IETF, Routing Area Working Group. Compute first networking (CFN) scenarios and requirement[R]. 2020.
- [20] BARRICELLI B R, CASIRAGHI E, FOGLI D. A survey on digital twin: definitions, characteristics, applications, and design implications[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 167653-167671.
- [21] RASHEED A, SAN O, KVAMSDAL T. Digital twin: values, challenges and enablers from a modeling perspective[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 21980-22012.
- [22] UHLENKAMP J F, HAUGE J B, BRODA E, et al. Digital twins: a maturity model for their classification and evaluation[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 69605-69635.
- [23] LO C K, CHEN C H, ZHONG R Y. A review of digital twin in product design and development[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2021, 48: 101297.
- [24] WEN J Q, GABRYS B, MUSIAL K. Toward digital twin oriented modeling of complex networked systems and their dynamics: a comprehensive survey[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 66886-66923.
- [25] LI X, HE B, WANG Z P, et al. Semantic-enhanced digital twin system for robot - environment interaction monitoring[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 7502113.
- [26] ECKHART M, EKELHART A. Towards security-aware virtual environments for digital twins[C]//*Proceedings of the 4th ACM Workshop on Cyber-Physical System Security*. New York: ACM Press, 2018: 61-72.
- [27] International Organization for Standardization. Automation systems and integration - digital twin framework for manufacturing - part 1: overview and general principles: ISO 23247-1: 2021[S]. 2021.
- [28] ALI B, GREGORY M A, LI S. Multi-access edge computing architecture, data security and privacy: a review[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 18706-18721.
- [29] 中国信息通信研究院. 中国算力发展指数白皮书[R]. 2022. China Academy of Information and Communications Technology. White paper on China's computing power development index[R]. 2022.
- [30] BOTTA A, DONATO W D, PERSICO V, et al. Integration of cloud computing and Internet of things: a survey[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2016, 56: 684-700.
- [31] TURNER C J, HUTABARAT W, OYEKAN J, et al. Discrete event simulation and virtual reality use in industry: new opportunities and future trends[J]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2016, 46(6): 882-894.
- [32] MEKKI T, JABRI I, RACHEDI A, et al. Vehicular cloud networks: challenges, architectures, and future directions[J]. *Vehicular Communications*, 2017, 9: 268-280.
- [33] KHAN L U, HAN Z, SAAD W, et al. Digital twin of wireless systems: overview, taxonomy, challenges, and opportunities[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(4): 2230-2254.
- [34] FENG J, LIU L, HOU X W, et al. QoE fairness resource allocation in digital twin-enabled wireless virtual reality systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(11): 3355-3368.
- [35] LIU T, TANG L, WANG W L, et al. Resource allocation via edge cooperation in digital twin assisted Internet of vehicle[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [36] DANG H V, TATIPAMULA M, NGUYEN H X. Cloud-based digital twinning for structural health monitoring using deep learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(6): 3820-3830.
- [37] LIAO X S, WANG Z R, ZHAO X P, et al. Cooperative ramp merging design and field implementation: a digital twin approach based on vehicle-to-cloud communication[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(5): 4490-4500.
- [38] TANG L, CHENG Z C, DAI J, et al. Joint optimization of vehicular sensing and vehicle digital twins deployment for DT-assisted IoVs[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(8): 11834-11847.
- [39] PEI Y F, YUAN P Y, ZHAO X Y, et al. A cloud-edge collaborative system for object detection based on KubeEdge[C]//*Proceedings of the 2024 27th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 248-253.
- [40] CHEN L, XIAN M, LIU J. Monitoring system of OpenStack cloud platform based on Prometheus[C]//*Proceedings of the 2020 International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning (CVIDL)*. Piscataway: IEEE Press, 2020: 206-209.
- [41] CHAKRABORTY M, KUNDAN A P. Monitoring cloud-native applications: lead agile operations confidently using open source software[M]. Berkeley: Apress, 2021.
- [42] HONG J, KIM W, YOO J H, et al. Design and implementation of container-based M-CORD monitoring system[C]//*Proceedings of the 2019 20th Asia-Pacific Network Operations and Management Symposium (APNOMS)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-4.
- [43] 郑孟蕾, 田凌. 基于时序数据库的产品数字孪生模型海量动态数据建模方法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2021, 61(11): 1281-1288.
- ZHENG M L, TIAN L. Digital product twin modeling of massive dynamic data based on a time-series database[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2021, 61(11): 1281-1288.
- [44] ZHOU C, YANG H W N, DUAN X D, et al. Concepts of digital twin network[R]. 2021.
- [45] WETTINGER J, BREITENBÜCHER U, KOPP O, et al. Streamlining DevOps automation for cloud applications using TOSCA as standard-

- ized metamodel[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2016, 56: 317-332.
- [46] BJORKLUND M. YANG - a data modeling language for the network configuration protocol (NETCONF)[R]. 2010.
- [47] PAN J Z. Resource description framework[C]//*Handbook on Ontologies*. Berlin: Springer, 2009: 71-90.
- [48] BECHHOFFER S, VAN HARMELEN F, HENDLER J, et al. OWL web ontology language reference[J]. *W3C Recommendation*, 2004, 10(2): 1-53.
- [49] VAISHNAVI I, GUERZONI R, TRIVISONNO R. Recursive, hierarchical embedding of virtual infrastructure in multi-domain substrates[C]//*Proceedings of the 2015 1st IEEE Conference on Network Softwarization (NetSoft)*. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1-9.
- [50] LEE J, BAGHERI B, KAO H G. A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems[J]. *Manufacturing Letters*, 2015, 3: 18-23.
- [51] HE Y, GUO J C, ZHENG X L. From surveillance to digital twin: challenges and recent advances of signal processing for industrial Internet of things[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2018, 35(5): 120-129.
- [52] GRAVES A. Supervised sequence labelling with recurrent neural networks[M]. Berlin: Springer, 2012.
- [53] CHO K, VAN MERRIENBOER B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[J]. *arXiv Preprint*, arXiv: 1406.1078, 2014.
- [54] KIPF T N, WELING M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. *arXiv Preprint*, arXiv: 1609.02907, 2016.
- [55] LAI J Y, CHEN Z Y, ZHU J H, et al. Deep learning based traffic prediction method for digital twin network[J]. *Cognitive Computation*, 2023, 15(5): 1748-1766.
- [56] JAVAID M, HALEEM A, SUMAN R. Digital twin applications toward industry 4.0: a review[J]. *Cognitive Robotics*, 2023, 3: 71-92.
- [57] CHENG N, WANG X C, LI Z, et al. Toward enhanced reinforcement learning-based resource management via digital twin: opportunities, applications, and challenges[J]. *IEEE Network*, 2025, 39(1): 189-196.
- [58] RUAH C, SIMEONE O, AL-HASHIMI B M. A Bayesian framework for digital twin-based control, monitoring, and data collection in wireless systems[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(10): 3146-3160.
- [59] LYU F, WU F, ZHANG Y M, et al. Virtualized and micro services provisioning in space-air-ground integrated networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(6): 68-74.
- [60] MOAZZENI S, JAISUDTHI P, BRAVALHERI A, et al. A novel autonomous profiling method for the next-generation NFV orchestrators[J]. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2021, 18(1): 642-655.
- [61] YANG T T, NING J H, LAN D P, et al. Kubeedge wireless for integrated communication and computing services everywhere[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2022, 29(2): 140-145.
- [62] SHEN X M, GAO J, WU W, et al. Holistic network virtualization and pervasive network intelligence for 6G[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2022, 24(1): 1-30.
- [63] TANG L, PU Z L, HOU Q, et al. Deterministic delay of digital-twin-assisted end-to-end network slicing in industrial IoT via multiagent deep reinforcement learning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(1): 1064-1080.
- [64] YAQOUB M, TRESTIAN R, TATIPAMULA M, et al. Digital twin-driven end-to-end network slicing towards 6G[J]. *IEEE Internet Computing*, 2023, 28(2): 47-55.
- [65] NAEEM F, KADDOUM G, TARIQ M. Digital twin-empowered network slicing in B5G networks: experience-driven approach[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-5.
- [66] 中国信息通信研究院. 智能算力发展白皮书[R]. 2023. China Academy of Information and Communications Technology. White paper on intelligent computing power development[R]. 2023.
- [67] GAO Y P, CHANG D F, CHEN C H. A digital twin-based approach for optimizing operation energy consumption at automated container terminals[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 385: 135782.
- [68] ABDOUNE F, RAGAZZINI L, NOUIRI M, et al. Toward digital twin for sustainable manufacturing: a data-driven approach for energy consumption behavior model generation[J]. *Computers in Industry*, 2023, 150: 103949.
- [69] ALMASAN P, FERRIOL-GALMÉS M, PAILLISSE J, et al. Network digital twin: context, enabling technologies, and opportunities[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2022, 60(11): 22-27.
- [70] LI M, ZHOU C, LU L, et al. Automatic data generation and optimization for digital twin network[J]. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2025, 18(1): 85-97.
- [71] CHEN D Y, YANG H W, ZHOU C, et al. Classification, building and orchestration management of digital twin network models[C]//*Proceedings of the 2022 IEEE 22nd International Conference on Communication Technology (ICCT)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1843-1846.
- [72] TAN B, MATTA A. The digital twin synchronization problem: framework, formulations, and analysis[J]. *IEEE Transactions*, 2024, 56(6): 652-665.
- [73] ZHENG J K, LUAN T H, ZHANG Y, et al. Data synchronization in vehicular digital twin network: a game theoretic approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(11): 7635-7647.
- [74] KIM C, CHEHIMI M, JUNG M, et al. Real-time task scheduling for digital twin edge network[C]//*Proceedings of the GLOBECOM 2023 - 2023 IEEE Global Communications Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2023: 7043-7048.
- [75] HUSSAIN H, MALIK S U R, HAMEED A, et al. A survey on resource allocation in high performance distributed computing systems[J]. *Parallel Computing*, 2013, 39(11): 709-736.
- [76] CICCONETTI C, CONTI M, PASSARELLA A. Low-latency distributed computation offloading for pervasive environments[C]//*Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-10.
- [77] FLORENCIA J, MOYAUX T, TRILLING L, et al. Toward improving dynamic resource scheduling in the context of digital twin of emergency department[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 22: 7255-7267.
- [78] XU C, TANG Z X, YU H B, et al. Digital twin-driven collaborative scheduling for heterogeneous task and edge-end resource via multi-agent deep reinforcement learning[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(10): 3056-3069.
- [79] JIA P Y, WANG X B. A new virtual network topology-based digital twin for spatial-temporal load-balanced user association in 6G HetNets[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(10): 3080-3094.

- [80] TAKATA S, KIRNURA F, VAN HOUTEN F J A M, et al. Maintenance: changing role in life cycle management[J]. CIRP Annals, 2004, 53(2): 643-655.
- [81] 何涛, 杨振东, 曹畅, 等. 算力网络发展中的若干关键技术问题分析[J]. 电信科学, 2022, 38(6): 62-70.  
HE T, YANG Z D, CAO C, et al. Analysis of some key technical problems in the development of computing power network[J]. Telecommunications Science, 2022, 38(6): 62-70.
- [82] TANG F X, LUO L F, GUO Z Q, et al. Semi-distributed network fault diagnosis based on digital twin network in highly dynamic heterogeneous networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024 (99): 1-14.
- [83] AGUDO I, MONTENEGRO-GÓMEZ M, LOPEZ J. A blockchain approach for decentralized V2X (D-V2X)[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(5): 4001-4010.
- [84] WU W, HUANG X Y, LUAN T H. AI-native network digital twin for intelligent network management in 6G[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2410.01584, 2024.
- [85] 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: doi.10.1109/MNET.2024.3524474.
- [86] PASQUINI D, FRANCATI D, ATENIESE G. Eluding secure aggregation in federated learning via model inconsistency[C]//Proceedings of the 2022 ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security. New York: ACM Press, 2022: 2429-2443.
- [87] GEHRMANN C, GUNNARSSON M. A digital twin based industrial automation and control system security architecture[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(1): 669-680.
- [88] WANG Y T, SU Z, ZHANG N. BSIS: blockchain-based secure incentive scheme for energy delivery in vehicular energy network[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(6): 3620-3631.
- [89] WANG Y T, SU Z, ZHANG N, et al. SPDS: a secure and auditable private data sharing scheme for smart grid based on blockchain[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(11): 7688-7699.
- [90] LUO X L, CHEN Z Y, TAO M X, et al. Encrypted semantic communication using adversarial training for privacy preserving[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(6): 1486-1490.
- [91] WANG Y T, PENG H X, SU Z, et al. A platform-free proof of federated learning consensus mechanism for sustainable blockchains[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(12): 3305-3324.
- [92] XUE M F, ZHANG Y S, WANG J, et al. Intellectual property protection for deep learning models: taxonomy, methods, attacks, and evaluations[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 2022, 3(6): 908-923.
- [93] BERTI J G, DELUCAL S. Blockchain-implemented smart contract management for digital twin assets: U.S. patent application 16/392,404[P]. 2019-10-17.
- [94] JIANG Z M, GUO Y M, WANG Z Q. Digital twin to improve the virtual-real integration of industrial IoT[J]. Journal of Industrial Information Integration, 2021, 22: 100196.
- [95] QU Y Y, GAO L X, XIANG Y, et al. FedTwin: blockchain-enabled adaptive asynchronous federated learning for digital twin networks[J]. IEEE Network, 2022, 36(6): 183-190.
- [96] HOU C, ZHAO Q C, BAŞAR T. Optimization of web service-based data-collection system with smart sensor nodes for balance between network traffic and sensing accuracy[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2021, 18(4): 2022-2034.
- [97] WANG J C, DU H Y, TIAN Z S, et al. Semantic-aware sensing information transmission for metaverse: a contest theoretic approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(8): 5214-5228.
- [98] QIN Z J, YING J K, YANG D X, et al. Computing networks enabled semantic communications[J]. IEEE Network, 2024, 38(2): 122-131.
- [99] 黄潇洁, 宋闻萱, 张恒升, 等. 面向AIGC类新型计算业务的算力网络挑战与设计[J]. 信息通信技术与政策, 2023(6): 10-16.  
HUANG X J, SONG W X, ZHANG H S, et al. Challenge and design of computing power network for new AIGC computing services[J]. Information and Communications Technology and Policy, 2023(6): 10-16.
- [100] WANG Y, FU T F, XU Y L, et al. TWIN-GPT: digital twins for clinical trials via large language model[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2404.01273, 2024.

## [作者简介]



黄韬 (1980-), 男, 重庆人, 博士, 北京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为路由与交换、软件定义网络、内容分发网络、确定性网络、算力网络等。



周子翔 (2000-), 男, 河南驻马店人, 北京邮电大学硕士生, 主要研究方向为算力网络、数字孪生等。



唐琴琴 (1994-), 女, 广西桂林人, 博士, 北京邮电大学副研究员、硕士生导师, 主要研究方向为算力网络、网络人工智能、网络孪生等。



谢人超 (1984-), 男, 福建南平人, 博士, 北京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为信息中心网络、工业互联网、算力网络、边缘计算、数字孪生。