

# 数字孪生边缘网络



## Digital Twin Edge Networks

张彦/ZHANG Yan<sup>1</sup>, 卢云龙/LU Yunlong<sup>2</sup>

(1. 奥斯陆大学, 挪威 奥斯陆 0317;  
2. 北京交通大学轨道交通控制与安全国家重点实验室, 中国 北京 100044)  
(1. University of Oslo, Oslo 0317, Norway;  
2. State Key Lab of Rail Traffic Control & Safety, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202303005

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20230625.1757.002.html>

网络出版日期: 2023-06-26

收稿日期: 2023-04-25

**摘要:** 面向未来网络的愿景与需求, 融合区块链与联邦智能技术, 提出了一种新的数字孪生边缘网络架构, 并探究了数字孪生边缘网络部署与实施过程中所面临的主要挑战与关键问题, 如虚实孪生映射与孪生体迁移等。所提方案能够在未来网络中构建低时延、高可靠、安全可信的边缘智能系统, 可以有效推动未来6G网络泛在智能连接愿景的落地与实现。

**关键词:** 6G; 数字孪生网络; 联邦学习; 边缘智能

**Abstract:** Focusing on the future vision and requirements of 6G networks, a new integrated architecture called the Digital Twin Edge Network (DITEN) is proposed, which is based on blockchain and federated intelligence. By utilizing techniques such as resource optimization and reinforcement learning, the challenges of digital twin mapping and digital twin migration during the deployment and implementation of DITEN are explored. The proposed solution aims to establish low-latency, high-reliability, secure, and trustworthy edge intelligence in future networks, thereby facilitating the realization of the pervasive intelligence vision of 6G.

**Keywords:** 6G; digital twin networks; federated learning; edge intelligence

**引用格式:** 张彦, 卢云龙. 数字孪生边缘网络[J]. 中兴通讯技术, 2023, 29(3): 21-25. DOI:10.12142/ZTETJ.202303005

**Citation:** ZHANG Y, LU Y L. Digital twin edge networks [J]. ZTE technology journal, 2023, 29(3): 21-25. DOI:10.12142/ZTETJ.202303005

### 1 边缘智能网络概述

无线通信及物联网技术的飞速发展, 推动了万物互联时代的快速到来。在云-边-端协同的架构下, 海量物联网设备、传感器终端等通过无线接入网络, 带来了极大的计算与传输负载。未来6G网络以超低时延、超高可靠、泛在智能为特征, 旨在实现万物智联、数字孪生的美好愿景。然而, 传统集中式处理架构需要经过较长的传输路径, 难以满足网络中低时延、高可靠的处理需求。在这种背景下, 边缘智能网络成为实现6G泛在智能连接的关键驱动范式。基于数字孪生、联邦学习等一系列新兴技术, 通过融合边缘计算与人工智能, 边缘智能网络将计算和存储推进至用户侧, 能够大幅缩短传输距离, 提升响应的时延表现。

面向未来6G泛在连接, 智能边缘网络对时延、资源利用效率、能耗等提出了更为严格的业务需求。然而, 边缘设

备受限的资源与智能计算的高资源需求之间的矛盾, 在海量连接的情况下变得尤为突出, 成为边缘智能网络亟需解决的问题。研究者们利用优化理论<sup>[1]</sup>、强化学习<sup>[2]</sup>等方法进行计算卸载、资源优化等调度决策, 从而提升有限资源利用率, 缓解资源供需矛盾。然而, 资源的优化调度在较大程度上依赖于资源状态与需求的感知, 以实现精准高效的匹配。随着未来网络规模的迅速扩张, 网络拓扑结构日益复杂, 动态异构场景下资源的优化调度面临着严峻挑战。

本文提出数字孪生边缘网络新型架构, 通过在边缘网络中融合区块链、联邦智能技术, 实现数字孪生的高效构建; 对于数字孪生边缘网络的构建和运行过程中所面临的关键基础性问题(时延、容错、效率)进行了深入分析, 并对移动性场景下数字孪生的构建与迁移问题进行了详细探讨。

### 2 关键驱动技术

#### 2.1 数字孪生

数字孪生是数字孪生边缘网络的关键支撑技术, 同时也

**基金项目:** 国家自然科学基金(62201030); 北京市自然科学基金-丰台轨道交通前沿研究联合基金资助(L211013)

是6G的关键驱动技术。数字孪生通过在虚拟空间建立物理对象的数字镜像，实现从物理世界到数字空间的映射以及虚实世界间的实时同步。整个数字孪生集成系统通常由物理对象，物理对象的虚拟孪生、数据、服务以及它们之间的连接组成<sup>[3]</sup>，是物理世界实体的虚拟表示。通过挖掘丰富的历史和实时数据，并借助先进的算法模型，数字世界能够对物理实体或者过程进行模拟、验证、预测、控制，从而获得物理世界的最优决策状态<sup>[4]</sup>。在网络边缘构建数字孪生，可以有效减小基于传统云计算建模的高通信负荷，提升网络的运行效率。如图1所示，数字孪生系统由物理系统、虚拟模型、人工智能（AI）分析3部分组成。物理系统中的边缘节点（如基站、手机、车辆等）可以收集物理设备的运行状态，通过无线通信技术与对应的虚拟孪生体实时同步数据。数字孪生体可以部署在边缘云或者边缘服务器，从而贴近物理实体以进行实时的系统状态更新。在数字虚拟空间，借助AI、大数据等技术，完成数字孪生体的仿真、实时优化反馈、智能计算等，以支持物理平面和虚拟平面的实时交互，为物理系统提供进一步的优化决策和反馈，从而实现低延迟、高可靠、高效、安全的通信传输与边缘计算。

### 2.2 区块链

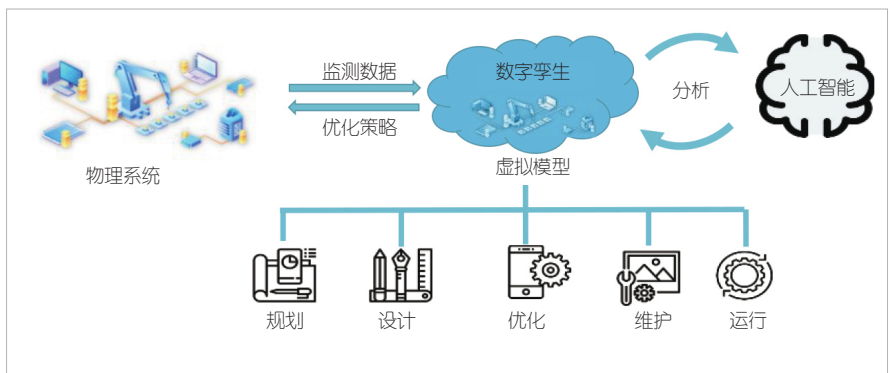
无线通信技术的快速发展及各种新兴应用的爆发式增长，使得无线网络的安全性、可靠性等问题愈发凸显。区块链是一种去中心化、不可篡改、可溯源、安全可靠的分布式账本技术，融合了加密算法、点对点传输、共识协议等多种新型技术。在无线边缘网络中，区块链技术可以为数据共享<sup>[5]</sup>、身份验证、智能合约等应用提供一种安全、可靠、高效的去中心化协作方式。

通过将区块链嵌入边缘网络的方式将数字孪生体进行连接，可以有效构建可靠的数字孪生边缘网络，以增强边缘数字孪生系统的安全性与可靠性。由于网络中海量连接的边缘节点具有分布式和去中心化等特征，利用同样分布式的区块链能够显著提升网络的内生安全能力。同时，通过在互不可信的多方设备间建立一种安全可靠的协作机制，区块链可以有效地保证链上数据的安全性。在数据传输与处理过程中，传统边缘计

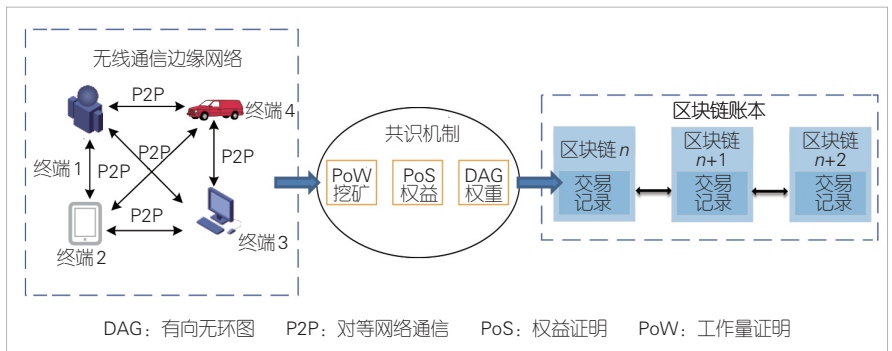
算网络将终端设备的海量数据传输到边缘服务器进行集中处理，难以保证传输及存储过程中的数据隐私安全，并会带来较高的存储、通信与计算负载。如图2所示，利用区块链分布式的节点来对数字孪生边缘网络进行接入认证，对数据进行存储和共享，可以有效保证网络的安全性和可靠性。此外，利用区块链的智能合约及密码学技术，可以对接入数字孪生边缘网络的设备进行统一的身份验证与访问授权，从而保证网络的安全性与数据的隐私性。

### 2.3 联邦智能

在未来数字孪生边缘网络中，接入设备数量的增加导致产生的数据呈现指数增长，而模型的精准构建需要依赖于大量数据的计算与训练，有限的网络通信资源难以负担如此庞大数量的数据传输。这也给中心服务器造成了巨大的计算压力。此外，数据在带来巨大价值的同时，其隐私保护也面临严峻挑战。为了缓解网络通信和计算的压力，同时保护用户的数据隐私，以联邦学习<sup>[6]</sup>为代表的联邦智能为数字孪生边缘网络的模型构建提供了解决方案。在联邦学习中，用户在本地先基于自身感知、收集到的数据完成模型训练，再将本地模型参数上传到服务器进行全局模型的更新；之后，服务器将更新的全局模型发送给用户进行新一轮的本地训练，并



▲图1 数字孪生系统



▲图2 区块链应用于边缘网络

不断迭代与重复这个过程直至达到理想的准确度或预设的迭代次数。联邦智能在实时性要求较高的自动驾驶、路径规划等场景中有着广泛的应用。在智能交通场景中，传统基于云端集中式架构的道路流量预测需要大量的数据传输与集中式计算，难以满足实时驾驶决策的需求。而在基于联邦学习的智能交通<sup>[7-8]</sup>场景中，如图3所示，利用联邦学习模型结合少量的本地路况数据，可以实现快速实时的交通流量预测。总的来说，利用联邦智能构建数字孪生边缘网络，具有以下几个优势：首先，物理用户从数据提供方转变为计算设备，用户无须上传本地数据集，极大地保护了用户隐私；其次，打破了现有智能模型中因隐私泄露造成的数据孤岛困境，能够有效激励更多数据持有方参与训练，扩充了数字孪生模型的训练数据量，提高了数字孪生模型的准确度；最后，因为只需将数字孪生模型的参数进行上传，大大降低了网络通信资源的消耗，减轻了服务器的计算负担，并且减少了任务的执行时延。

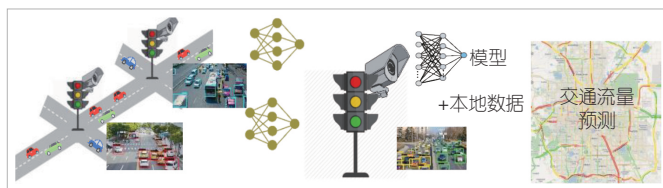
### 3 数字孪生边缘网络

#### 3.1 系统架构

为了实现高精度建模与低时延同步，数字孪生需要依赖于大量的数据传输与计算分析，数字孪生的构建及运行也因此面临严峻挑战。为此，我们通过融合联邦智能与区块链技术，提出数字孪生边缘网络<sup>[9]</sup>架构，如图4所示。整个网络架构分为用户层（物理实体层）、边缘层（建模层），以及孪生网络层3部分。

1) 用户层：由移动终端、车辆等物理实体组成。这些用户设备的计算和存储能力较为有限，通过无线的方式接入边缘层的基站、路旁单元等边缘设备。用户终端所具备的部分存储和算力将被用于运行联邦学习的本地计算，计算的结果通过无线传输上传到边缘层。

2) 边缘层：在边缘层，一些基站配备了边缘计算（MEC）服务器来对所收集的用户层数据执行聚合计算任务，而其他基站则为终端用户提供无线连接服务。这些基站与服务器通过区块链实现可靠的存储与连接。用户层物理实体的数字孪生体由 MEC 服务器利用联邦学习等 AI 算法进行实时的建模、更新、维护。由于物理层中实体的数量远远大于数字



▲图3 联邦智能应用于智能交通

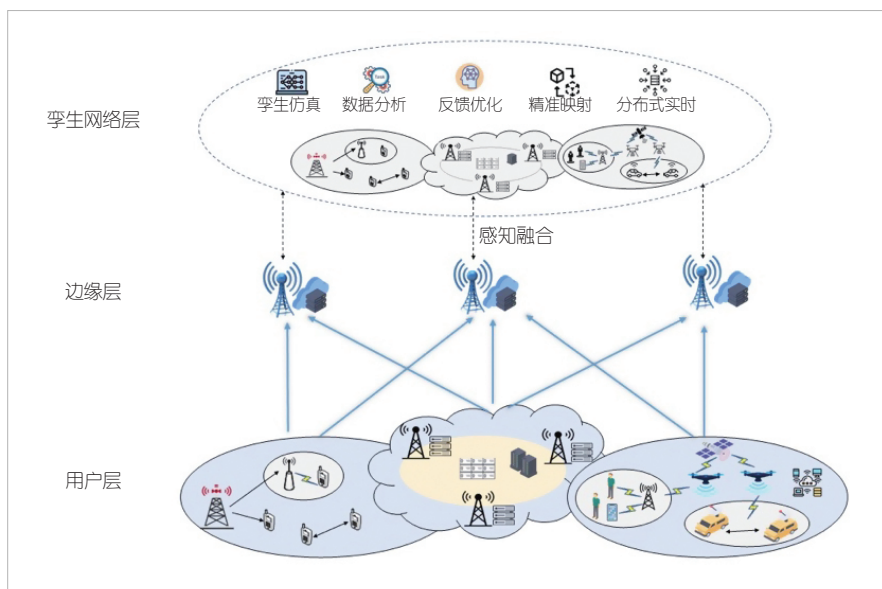
孪生层中 MEC 服务器的数量，因此一个 MEC 服务器可能会映射和维护多个物理实体的数字孪生体。

3) 孪生网络层：在孪生网络层，大量的数字孪生体通过核心网与云服务器建立可靠的连接，形成数字孪生网络。数字孪生体之间相互连接并共享各自的数据与资源，结合 AI 等分析技术，可以有效实现网络整体态势的多维度感知。

在上述数字孪生边缘网络中，用户/物理平面中的设备（包括车辆、传感器、智能终端等）通过无线通信技术实时与相应的虚拟孪生体进行数据和状态的同步。同时，这些设备还接受来自其虚拟孪生体的反馈，以对物理系统进行即时的控制和校准。因此，移动边缘网络应提供低延迟、高可靠性、高速度、强隐私和安全保护的通信和计算能力，以支持物理平面和虚拟平面之间的实时交互。

#### 3.2 优势与挑战

我们提出的数字孪生边缘网络，是基于区块链、联邦学习等技术进行构建的，兼具联邦学习及区块链的分布式、联合智能、可信等特征，并具有一系列的性能优势。首先，能够进行实时的计算与建模分析。通过联邦学习等分布式智能算法，将计算推进至用户终端，实现低时延的数据分析与训



▲图4 数字孪生边缘网络架构



练建模。其次，支持可靠的无线通信传输。通过区块链的接入认证、安全存储，以及共识机制，显著提升通信网络的可靠性。对模型参数的传输，能够将原始数据留在用户端，从而增强模型的隐私性。最后，数字孪生网络通过收集和映射物理网络的实时状态，利用AI等优化分析工具，能够提供优化的模拟和决策，从而提升物理系统的运行性能。

与此同时，数字孪生边缘网络也面临着诸多挑战：首先，数字孪生的构建与维护需要耗费大量的资源<sup>[10]</sup>。数字孪生体的构建基于大量的运行数据采集及分析计算，这一过程需要消耗大量的通信、存储与计算资源。其次，终端设备能力异构。移动终端、物联网传感器、车辆等不同的用户设备所具备的计算、通信与存储能力异构，在低时延、高可靠的业务需求下，异构终端的协同面临较大挑战。最后，无线带宽资源有限。数字孪生模型的准确构建基于大量数据的传输与同步，边缘网络中有限的带宽资源难以满足实时传输的需求，需要探索更优的数据参数特征提取机制以降低数据量，并且进行带宽资源的合理分配以提升频谱效率。

### 3.3 关键问题

#### 1) 孪生业务需求

数字孪生边缘网络将在6G网络低时延、高可靠、泛在智能的支撑方面发挥重要作用。其中，在数字孪生体的构建与运行过程中，存在一些关键基础性问题，需要进一步探索与研究：

a) 还有哪些新的建模方法？数字孪生的建模需要利用物理实体的运行数据以及AI分析，来捕捉物理对象的主要特征。因此，如何针对异构多样的不同网络实体，借助新的建模方法，构建合适的数字孪生模型，是数字孪生边缘网络需要解决的基础性问题。

b) 如何提升效率，降低时延？数字孪生所同步数据的传输和数字孪生模型的计算需要在资源受限的条件下实现较高的通信和计算效率。数字孪生模型应该以超低的时延，甚至实时的方式进行持续更新。因此，如何利用优化或者资源分配等技术<sup>[10]</sup>，提升数字孪生网络的运行效率，值得深入研究。

c) 如何保障可靠性？数字孪生的采集数据及训练模型的安全性和隐私性需要在传输及计算过程得到保障。数字孪生模型如何被可信地构建需要进一步探究<sup>[11]</sup>。

#### 2) 虚实孪生映射

在数字孪生网络的部署与应用方面，同样面临诸多挑战，例如数字孪生体与物理实体之间的映射关联，即如何确定在哪个边缘服务器上放置与物理实体对应的孪生体。如何

建立物理实体与边缘服务器间的虚实关联映射（如图5所示），是数字孪生边缘网络需要解决的首要问题。为此，通过综合考虑不同终端及服务器的存储、计算能力以及传输链路的通信能力，我们提出基于优化理论、强化学习算法的物理实体与数字孪生体关联映射方案，实现数字孪生体的高效、准确构建及维护<sup>[8]</sup>。

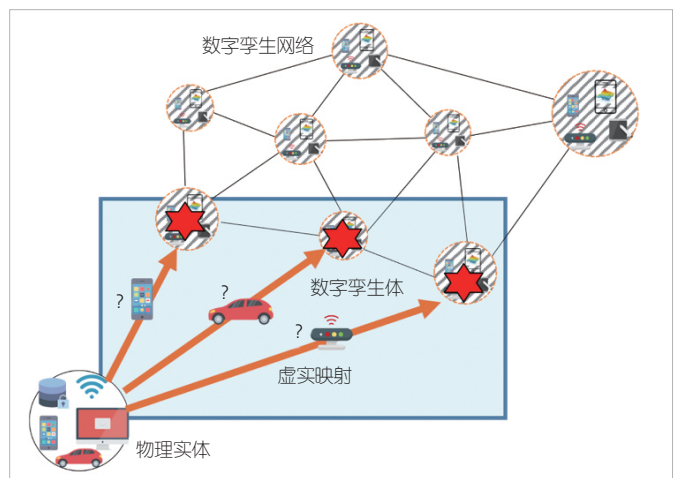
#### 3) 孪生体跨域迁移

在轨道交通、车联网等高移动场景中，数字孪生体如何依据物理实体的移动进行迁移，以建立低时延、高可靠的同步连接，是数字孪生边缘网络高效运行的关键问题。为了解决物理实体因移动性所导致的远距离传输与跨域同步问题，我们提出基于多智能体迁移学习的数字孪生迁移策略。该策略充分考虑了多域网络状态，并综合考虑物理实体的移动性及所具备的资源，旨在确立最优的跨域迁移策略，实现实时可靠、智能高效的数字孪生运行与维护，为物理系统持续提供反馈与优化控制。

## 4 应用场景

本文中，我们所提出的数字孪生边缘网络技术方案，在智能制造、智慧工厂、智能交通、智慧医疗等场景中有着广泛的应用前景。

1) 智能制造。传统的智能制造虽然可以基于历史数据和仿真来优化产品制造过程，但由于生产制造之间数据交互是非实时的，因此面临生产效率低、产品生命周期过长等问题。数字孪生边缘网络可以构建物理对象与虚拟空间的映射连接，通过对大量历史数据和实时数据的分析，将物理生产制造系统与数字空间集成在一起，从而完成对整个产品生命周期的分析。通过在数字孪生空间进行计算与分析，数字孪生边缘网络能够获得优化的操作流程与指令，为物理空间的产品生产和制造过



▲图5 数字孪生网络中的虚实关联映射

程提供指导,从而提高产品制造的质量和效率。

2) 智慧工厂。在工业物联网中,数字孪生边缘网络可以通过收集数据并创建计算模型来对工业机械设备进行设计和测试,以减少开发成本和时间,提高工业设备的运行安全性和性能<sup>[2]</sup>。具体来说,数字孪生边缘网络通过实时分析工厂设备运行数据来创建数字化孪生体,监测和评估工业设备的全生命周期状态,进行风险预测、运维优化、应用数据处理、故障诊断等。然而,在工业物联网领域应用数字孪生边缘网络,仍面临一些挑战:由于工业设备需要精确的控制和指令来确保生产安全,因此数字孪生模型应该具有很高的精度;在一些特殊工业场景中,工业设备与数字孪生边缘服务器之间的通信是不可靠的,需要设计具有一定容错率的数字孪生模型来确保孪生体的稳定性。

3) 智能交通。传统的交通系统存在交通堵塞和交通事故等严重问题。数字孪生边缘网络通过模拟数字孪生体的城市交通流,并进行实时分析与优化,从而有效地预测和避免交通事故,改善交通管理和优化行驶路径。此外,通过数字孪生体的实时模拟和评估,数字孪生边缘网络还可以检测交通设施的使用情况,并进行维护决策优化,以提高交通设施的效用。然而,数字孪生边缘网络在智能交通方面也面临着一些挑战:一方面,动态和时变的运输环境对建立准确的交通数字孪生模型提出了严峻的挑战;另一方面,包含智能汽车运行状态和信息的大量数据需要传输到数字孪生边缘服务器中。不可靠的通信环境和高传输延迟增加了构建交通数字孪生体的难度。

4) 智慧医疗。在可穿戴物联网设备的辅助下,数字孪生边缘网络可以通过实时收集物联网传感器和智能监测设备的数据来检测患者的健康状况,从而建立数字孪生体。数字孪生体可以通过密切监测患者的状况,分析患者的生理状态、药物使用信息、精神状态和生活规律等情况,预测患者未来的健康状况并提供全方位的医疗护理。数字孪生体还可以通过患者体征的观测,协助医生进行手术模拟,提高手术成功率。此外,数字孪生体也将在医疗设备的监控、管理和维护中发挥重要作用。

## 5 结束语

数字孪生是推动未来6G网络发展、实现泛在智能连接的关键驱动力。为了解决边缘智能网络中资源紧缺这一问题,我们提出融合区块链与联邦学习的数字孪生边缘网络架构,并详细分析了所提架构的优势及面临的主要挑战;进一步地,探讨了数字孪生边缘网络部署与实施过程中所面临的孪生映射与迁移两个主要问题,并给出了未来的典型应用场

景。数字孪生边缘网络将为未来6G网络中实现低时延、高可靠、强安全的边缘智能提供有效的解决方案,为泛在智能连接愿景的实现奠定重要基础。

## 参考文献

- [1] REN J, MAHFUJUL K M, LYU F, et al. Joint channel allocation and resource management for stochastic computation offloading in MEC [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2020, 69(8): 8900–8913. DOI: 10.1109/TVT.2020.2997685
- [2] LU Y., HUANG X, ZHANG K, et al. Blockchain empowered asynchronous federated learning for secure data sharing in Internet of vehicles [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2020, 69(4): 4298–4311. DOI: 10.1109/TVT.2020.2973651
- [3] WU Y W, ZHANG K, ZHANG Y. Digital twin networks: a survey [J]. IEEE Internet of Things journal, 2021, 8(18): 13789–13804. DOI: 10.1109/JIOT.2021.3079510
- [4] IMT-2030(6G)推进组. 6G总体愿景与潜在关键技术白皮书[R]. 2021
- [5] LU Y L, HUANG X H, DAI Y Y, et al. Blockchain and federated learning for privacy-preserved data sharing in industrial IoT [J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2019, 16(6): 4177–4186. DOI: 10.1109/TII.2019.2942190
- [6] YANG Q, LIU Y, CHEN T, et al. Federated machine learning: concept and applications [J]. ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST), 2019, 10(2): 1–19
- [7] 张彦, 张科, 曹佳钰. 边缘智能驱动的车联网 [J]. 物联网学报, 2018, 2(4): 40–48. DOI: 10.11959/j.issn.2096-3750.2018.00080
- [8] AI B, MOLISCH A F, RUPP M, et al. 5G key technologies for smart railways [J]. Proceedings of the IEEE, 2020, 108(6): 856–893. DOI: 10.1109/JPROC.2020.2988595
- [9] LU Y L, HUANG X H, ZHANG K, et al. Low-latency federated learning and blockchain for edge association in digital twin empowered 6G networks [J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2021, 17(7): 5098–5107. DOI: 10.1109/TII.2020.3017668
- [10] 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. DOI: 10.1109/TII.2019.2938885
- [11] MILTON M, CASTULO DE LA O, GINN H L, et al. Controller-embeddable probabilistic real-time digital twins for power electronic converter diagnostics [J]. IEEE transactions on power electronics, 2020, 35(9): 9850–9864. DOI: 10.1109/TPEL.2020.2971775

## 作者简介



张彦, 挪威奥斯陆大学教授、欧洲科学院院士、挪威皇家科学院院士、挪威工程院院士、IEEE Fellow、IET Fellow、全球高被引科学家,担任多个IEEE期刊及中国核心期刊的编委;主要研究领域为新一代无线通信网络和智能安全物联网。



卢云龙, 北京交通大学全国重点实验室副教授;主要研究方向为数字孪生网络、边缘智能、物联网安全等;获得IEEE车辆技术学会Daniel E. Noble Fellowship Award、北京市科协首都前沿学术成果。