

无线局域网电磁频谱通联关系数字孪生研究

周志超¹, 侯长波^{1,2}, 孟国敬¹, 宋振¹, 钮振宇¹

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

2. 哈尔滨工程大学先进船舶通信与信息技术工业和信息化部重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要: 针对当前电磁频谱通联关系的数字孪生研究相对薄弱的问题, 围绕通联关系数字孪生方法开展研究, 面向无线局域网场景, 提出了一种融合不完全合作先验信息利用、节点信号分离与通联关系推理的电磁频谱通联关系数字孪生架构。该架构突破通联关系特征时间尺度的多源异构设备数据对齐、高速采样电磁信号的通联关系表征等关键挑战, 并搭建电磁频谱通联关系数字孪生系统以直观展现数字孪生效果, 最终在实采 Wi-Fi 6 信号数据上测试了电磁频谱通联关系的数字孪生效果。实验结果表明, 所提方法能有效实现无线局域网电磁频谱通联关系的数字孪生, 在耗时 0.26 s 下达到 98% 的准确率。

关键词: 电磁频谱数字孪生; 智能频谱感知; 通联关系; 拓扑推理; Wi-Fi 6; 通用软件无线电外设

中图分类号: TN971

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.TXXB250607

Research on the digital twin of communication relationships in the electromagnetic spectrum of wireless local area networks

Zhou Zhichao¹, Hou Changbo^{1,2}, Meng Guojing¹, Song Zhen¹, Niu Zhenyu¹

1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

2. Key Laboratory of Advanced Marine Communication and Information Technology, Ministry of Industry and Information Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract: In response to the insufficient research on digital twins for electromagnetic spectrum communication relationships, digital twin methodologies for communication-link modeling were explored, and a digital twin framework for communication links in wireless local area networks was proposed by integrating incomplete cooperative prior exploitation, node signal separation, and link inference. The framework addressed two key challenges, multi-source heterogeneous data alignment across link-related time scales and link representation from high-rate sampled electromagnetic signals. A digital twin system was further developed to visually present the inferred communication links. The digital twin of electromagnetic spectrum communication relationships for Wi-Fi 6 signals was tested. The experimental results show that the proposed method effectively enables digital twin modeling for wireless local area network spectrum communication, achieving 98% accuracy with a runtime of 0.26 s.

Key words: electromagnetic spectrum digital twin, intelligent spectrum sensing, communication relationship, topology inference, Wi-Fi 6, USRP

收稿日期: 2025-12-04; 修回日期: 2026-03-21

通信作者: 侯长波, houchangbo@hrbeu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.U23A20271); 中央高校基本科研业务费基金资助项目(No.3072025ZN0801)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.U23A20271), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (No.3072025ZN0801)

0 引言

当前数字孪生技术已应用于辅助决策^[1]、资源分配^[2]、零部件寿命预测^[3]及载具传感^[4]等方面,通过高效管控以规避风险,提升效益。在智能频谱感知、管控和利用及相关方面,数字孪生技术也有诸多研究,主要分布在5G和6G移动通信领域,涉及电磁传播环境测试、信道状态估计及设备最佳参数估计等研究方向。根据建模方式的不同,数字孪生可分为物理建模、数据驱动和混合建模等类型,并支持在线或离线两种数字孪生模式。

在物理建模数字孪生方面,He等^[5]构建了多频段数字孪生模型以测试6G电磁传播环境,该模型以散射/反射模型为核心,通过自建测量平台拟合模型参数。Fan等^[6]通过部署双极化全向阵进行被动声探测,解调信道状态信息(channel state information, CSI)提取多径参数,进行5G无线环境数字孪生。Prokscha等^[7]对电磁波和人体进行数字孪生,探究分布式无线系统遮挡解决方案。Lai等^[8]构建了电磁波穿树传播数字孪生模型,将树木建模为三维属性网格,通过多点双向波束扫描测量模型参数,实现精确穿树电磁传播模型的构建。Jiang等^[9]以电磁三维模型和射线追踪进行数字孪生,寻找非视距增益最大的感知方向。Kumahia等^[10]对比测试Wireless InSite和Sionna RT两款软件无线数字孪生的精度、稳健性和效率。Abouamer等^[11]先基于卫星图像构建了未校准数字孪生模型,再通过30个射频收发位置和8000个频点进行参数校准。

在数据驱动数字孪生方面,Jiang等^[12]提出了数据驱动的电磁传播数字孪生模型,采用神经网络编码三维物体、电磁反射、电磁衍射和电磁散射。Li等^[13]面向无线通信网络数字孪生数据传输,提出了AIRec人工智能驱动框架,实现三维点云数据自适应选择、压缩和数据传输策略动态调整。Han等^[14]基于物理信息神经网络构建可重构智能表面(reconfigurable intelligent surface, RIS)的数字孪生模型。Gong等^[15]构建了大规模多进多出系统的无线传播数字孪生模型,通过多点位置信息与统计CSI拟合模型参数。

在数字孪生和智能频谱相结合的研究中,除了用数字孪生助力频谱感知、管控与利用外,还有针对数字孪生数据传输需求改进无线通信。Huynh等^[16]基于数字孪生元宇宙的超可靠低时延数据传

输需求,探究了边缘无线通信资源优化问题。Yang等^[17]提出了分布式容错通信算法,以保障边缘无线通信网络故障条件下的数字孪生数据传输要求。Robinson等^[18]采用消息队列遥测传输协议建立双向、实时通信链路,连接真实世界无线频谱与数字孪生,实验平均通信时延为14 ms。

一些学者对数字孪生和无线通信的结合架构开展研究。Khan等^[19]提出了一种数字孪生驱动的6G架构,讨论了边缘计算、云计算和混合型计算多种数字孪生类型。Maimour等^[20]研究了复杂环境部署数字孪生通信网络的挑战及应对策略。Rodrigo等^[21]构建了5G网络数字孪生架构,讨论了从数据采集到建模、部署及双向连接的自动化方法。

综合电磁频谱数字孪生研究现状,现有研究主要遵循一种融合多种现代信息处理技术的数字孪生范式,即利用多传感器采集海量场景数据,借助人工智能分析数据中的复杂模式,并通过三维渲染直观地展现数字孪生效果。具体到任务目标,现有电磁频谱数字孪生研究主要是构建频谱地图,预测最优通信方向或通信位置。

本文在现有研究基础上,拓展了电磁频谱数字孪生的内涵,聚焦于电磁频谱中通联关系的数字孪生。本文聚焦于无线局域网场景的电磁频谱数字孪生,通过多接收机采集场景电磁数据,基于人工智能神经网络构建通联关系推理模型,采用三维可视化直观展现通联关系的数字孪生效果。

1 相关研究工作

当前,电磁频谱通联关系推理领域包括网络层级的拓扑推理领域,已有诸多研究成果。本文从数字孪生的模型构建以及对应物理实体的复杂电磁环境两个角度展开研究。

1.1 无线通信网络通联关系推理模型

模型构建是数字孪生的核心,决定数字孪生效果上限。在模型构建方面,Du等^[22]收集无线通信网络多节点信号数据包时间戳,组合节点时间戳序列,通过格兰杰因果检验实现拓扑推理。Chen等^[23]利用多传感器采集网络节点物理属性,基于K近邻算法计算网络拓扑结构,忽略电磁信号时序特征。Liu等^[24]将多节点信号建模为相关时间序列集合,在条件化其他变量基础上采用格兰杰因果检验,降低非通信节点干扰和噪声对拓扑推理的影

响。Mehrotra 等^[25]根据数据包发送情况将无线网络多信号抽象为点过程，基于极小极大界限分析法推理网络拓扑。Sharma 等^[26]先将离散化无线网络多信号抽象为非线性相关点过程，再计算点过程之间的转移熵并推理出拓扑关系。部分研究以抽象数据构建模型，Tu 等^[27]将无线网络构建为节点跳数图，利用最短路径性质使未知拓扑期望最大。综上所述，现有研究主要通过简化建模和跨领域方法推理拓扑。

物理实体是数字孪生的对象，是数字孪生研究“真正的目标”。从这个角度看，数字孪生可视为一种以间接方式观测物理实体的有效手段。因此，其对物理实体的了解至关重要，决定了后续数字孪生效果。相比于其他领域数字孪生的物理实体，电磁频谱研究领域的物理实体是看不见摸不着的电磁波，需要从复杂电磁环境中间接进行了解。

1.2 复杂电磁环境通联关系推理方法

在复杂电磁环境中，现有研究主要沿提升模型鲁棒性和增强方法自适应性两条技术路线展开。其中，动态场景是鲁棒模型的研究热点，Song 等^[28]对网络多尺度多批次进行多维霍克斯求解得到网络拓扑结构。Brown 等^[29]通过观察窗口响应信号推理移动自组网拓扑。Zhang 等^[30]利用图同构不变性改进图神经网络，消除节点索引顺序依赖影响。Fu 等^[31]通过增量计算降低时延影响。无线网络拓扑推理鲁棒性研究还包括信号混叠、分布式传感器、数据缺失等场景。Testi 等^[32]综合考虑拓扑推理和多信号的盲源分离，但两者独立进行，缺少联合优化。Liu 等^[33]采用传感器协作进行信号功率软融合，应对无线信道随机性和不确定性对拓扑推理的影响。Zhu 等^[34]基于扩展多维霍克斯过程推理无线网络拓扑，再基于节点相似性补全节点簇链路。

在自适应性研究方向上，Chang 等^[35]基于期望最大化算法优化滑动窗口的多维霍克斯过程参数。同时，还有学者综合提升模型的鲁棒性和自适应性，Song 等^[36]在多维霍克斯过程建模基础上引入加权计算和动态阈值进行动态场景拓扑推理。模型泛化研究对比揭示，鲁棒性方法较自适应性方法降低了对先验信息的依赖，且不需要严格的场景连续性与平稳性约束。

综上所述，虽然现有通联关系推理领域对多传

感器、模型构建及人工智能等数字孪生中的核心概念有专门研究，但是还未形成通联关系数字孪生的整体观念，缺乏真正的数字孪生赋能。本文旨在研究数字孪生视角下基于电磁频谱的通联关系推理，通过显式、直观的数字孪生结果，服务于无线网络故障诊断、频谱资源优化和恶意节点检测。本文主要研究工作如下。

(1) 提出了数字孪生视角下的通联关系推理架构，使通联关系推理任务关注物理实体的数字化，而非简单的邻接矩阵还原，为电磁频谱数字孪生提供通联关系解决方案，同时提出了相应的特性评价体系以衡量通联关系数字孪生效果。

(2) 提出了通联关系特征时间尺度下多源异构设备数据对齐算法，以综合利用通用软件无线电外设（universal software radio peripheral, USRP）采集的电磁数据和计算机网络程序捕获的时间数据，实现监督学习样本净化，最终提升通联关系推理的准确性。

(3) 提出了高速采样下电磁信号的通联关系表征模型，基于采样率、观测时长超参数网格搜索，并结合帧数据时长和间隔分布统计结果，优化神经网络输入层维度和隐藏层通道维度，提升通联关系推理效率。

2 通联关系数字孪生架构

本文构建的电磁频谱通联关系数字孪生模型架构如图 1 所示，从物理实体到数字孪生需要经历 4 个步骤。首先，观测无线网络电磁频谱，采集通信频点的电磁信号；接着，根据多节点信号间的可分离特征（如电磁指纹特征、定位特征或标识特征）进行信号分离；再根据多节点信号间的统计特性，判断节点间通联关系；最后，采用三维渲染无线网络，直观展现通联关系。

2.1 数字孪生整体思路

相比一般通联关系推理任务，通联关系数字孪生强调对物理实体的镜像呈现，关注通联关系推理在准确性、时效性和展现效果上的综合表现，以同质性、一致性和相似性作为评价指标，在其他领域数字孪生任务中也称为映射性、实时性和交互性。在结果准确性方面，本文采用非侵入式数据获取方式，即基于通信设备辐射的电磁信号开展通联关系数字孪生，而非通过协议以合作方式获取通联真

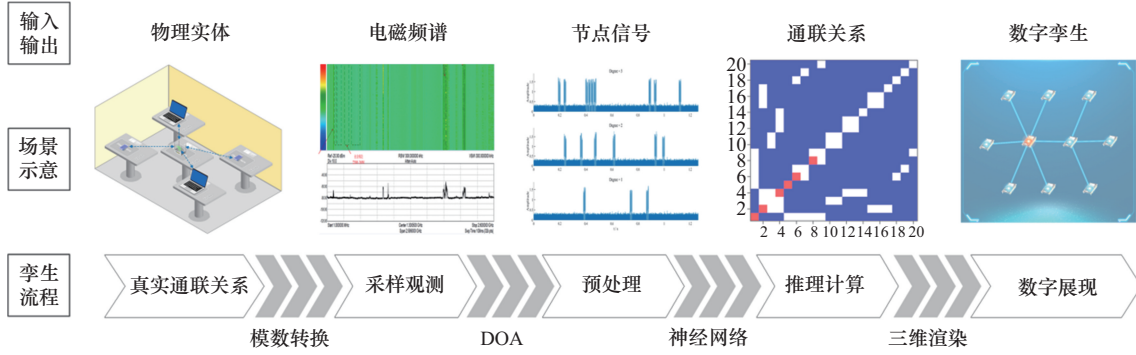


图 1 电磁频谱通联关系数字孪生模型架构

值。在此基础上，需要尽可能提升通联关系推理的准确率，还原真实客观存在的通联关系，满足数字孪生的同质性。

$$f_{acc}(\mathbf{X}) = \frac{\sum_{i,j} \delta(A_{ij}, \hat{A}_{ij}(\mathbf{X}))}{\frac{N(N-1)}{2}} \quad (1)$$

其中， $f_{acc}(\cdot)$ 为准确率， \mathbf{X} 为观测量， $\delta(\cdot)$ 为克罗内克函数； $\hat{A}_{ij}(\cdot)$ 为矩阵函数，输出通联关系矩阵； A_{ij} 为通联关系真值矩阵， N 为矩阵大小。在推理时效性方面，本文关注通联关系推理效率，尽可能地降低真实通联关系和数字孪生之间的时延，提高两者同步精度，满足数字孪生的一致性。

$$f_{del}(\mathbf{X}) = f_{hard}(\mathbf{X}) + f_{NN}(\mathbf{X}) + f_{soft}(\mathbf{X}) \quad (2)$$

其中， $f_{del}(\cdot)$ 为总延时， $f_{hard}(\cdot)$ 为数据采集硬件延时， $f_{NN}(\cdot)$ 为神经网络预测延时， $f_{soft}(\cdot)$ 为可视化渲染延时。在同质性与一致性独立要求外，数字孪生任务关注通联关系推理结果整体展现效果，强调准确率和时延的联合优化，本文通过设计损失函数和网络搜索超参数实现。

$$\begin{aligned} & \max_{f_s, L_{obs}} [\alpha_{acc} f_{acc}(\mathbf{X}) - \alpha_{del} f_{del}(\mathbf{X})] \\ \text{s.t. } & f_{acc}(\mathbf{X}) \geq \epsilon_{min}, f_{del}(\mathbf{X}) \leq \epsilon_{max} \end{aligned} \quad (3)$$

其中， α_{acc} 和 α_{del} 为相应权重系数， f_s 和 L_{obs} 为待优化超参数， ϵ_{min} 和 ϵ_{max} 为准确率和时延的边界条件。在结果展现效果方面，本文还关注通联关系推理的表示效果，以三维立体可交互的方式直观展现，显化过去看不见和摸不着的网络，以便体现数字孪生的相似性。

在通信场景中，合作双方紧密配合，基于通信协议实现有效、可靠的信息传递；非合作方不依赖发射方配合，单方面挖掘信号中的信息。相较于非

合作场景下的通联关系推理，通联关系数字孪生采用不完全合作方式：首先采用合作方式，请求通信方配合获取信号中心频率、调制方式、载波数量、载波间隔及码元速率等信息；然后采用非合作方式，不依赖通信方配合，基于可观测数据推理通联关系。

2.2 无线局域网信号模型

本文以生活场景中广泛部署的无线局域网为对象，基于当下主流的 802.11 ax 通信协议，开展电磁频谱通联关系数字孪生研究。该协议约定一个接入点（access point, AP）下多站采用正交频分多址（orthogonal frequency division multiple access, OFDMA）的多用户策略。

$$s(t) = \sum_{k=1}^{N_s} x_k(t) e^{j2\pi f_k t} \quad (4)$$

其中， $s(t)$ 为 OFDMA 系统总信号， N_s 为载波总量， $x_k(t)$ 为第 k 个载波的数据符号， f_k 为第 k 个载波的频率。多个 AP 间采用传统的带有冲突避免的载波侦听多址接入（carrier sense multiple access with collision avoidance, CSMA/CA）策略。

$$t_{TX} = \begin{cases} 0 & , S_t = 0 \\ T_s \cdot \text{andom}(0, 2^k - 1) & , S_t = 1 \end{cases} \quad (5)$$

其中， t_{TX} 表示信号发射时间， T_s 表示时隙长度， k 表示重传尝试次数， S_t 表示信道检测结果。

2.3 节点信号分离模型

信号分离主要有电磁指纹识别和辐射源定位两种思路。前者针对 Wi-Fi 设备，主要采用基于暂态分析的特征提取方法和基于器件畸变特性的特征提取方法；后者则采用到达方向（direction of arrival, DOA）定位方法，该方法能够在节点分离基础上获取位置信息，拓展数字孪生属性，是本文采用的

方法。DOA 方法阵列信号接收模型如下:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}(\theta)\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{X}(t)$ 为 M 阵元阵列接收信号, $\mathbf{A}(\theta)$ 为流形矩阵, 简记为 \mathbf{A} , $\mathbf{S}(t)$ 为 N 个辐射源的发射信号, $\mathbf{N}(t)$ 为噪声。通过构造协方差矩阵可以求得以下关系。

$$\mathbf{U}_S(\boldsymbol{\Sigma}_S - \sigma^2\mathbf{I})\mathbf{U}_S^H = \mathbf{A}\mathbf{R}_S\mathbf{A}^H \quad (7)$$

其中, \mathbf{U}_S 为信号子空间, $\boldsymbol{\Sigma}_S$ 为信号子空间对应的特征值, σ^2 为噪声方差, \mathbf{R}_S 为导向向量协方差矩阵。

进一步, 推导出 $\mathbf{A}^H\mathbf{U}_N = \mathbf{0}$, 其中 \mathbf{U}_N 为噪声子空间。基于此构造谱峰函数, 即可通过求极值获取信号到达方向。

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \mathbf{a}(\theta)^H \mathbf{U}_N \mathbf{U}_N^H \mathbf{a}(\theta) \quad (8)$$

其中, $\mathbf{a}(\theta)$ 为引导向量。结合已知多阵列位置和测向结果解算通信节点位置, 从而实现分离目标节点。

2.4 通联关系推理模型

通联关系推理有物理建模和数据驱动两种思路, 物理建模方法如格兰杰因果分析。

$$y_t = \beta_1 x_{t-1} + \beta_2 x_{t-2} + \cdots + \beta_p x_{t-p} + \epsilon_t \quad (9)$$

其中, y_t 和 x_t 是两个不同的时间序列, x_{t-p} 是滞后 p 时刻的时间序列, β_p 是相应回归系数, 表示滞后序列对当前序列的影响, ϵ_t 是误差项。式(9)可以矩阵形式表示为 $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}$ 。回归系数可通过极小化误差求得。

$$S_{\text{ME}}(\boldsymbol{\beta}) = \boldsymbol{\epsilon}'\boldsymbol{\epsilon} = (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \quad (10)$$

$$\frac{\partial S_{\text{ME}}(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} = -2\mathbf{X}'\mathbf{Y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \quad (11)$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} S_{\text{ME}}(\boldsymbol{\beta}) = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'\mathbf{Y} \quad (12)$$

其中, $S_{\text{ME}}(\boldsymbol{\beta})$ 为关于 $\boldsymbol{\beta}$ 的均方误差函数。对估计的回归系数进行卡方检验, 判断假设回归模型是否成立, 从而判断 \mathbf{Y} 和 \mathbf{X} 之间的因果关系。

数据驱动方法将通联关系推理视为二分类问题, 输入推理对象, 输出通联关系结果, 通过反向传播优化推理模型。

$$L(\hat{a}, a) = -a \ln(\hat{a}) - (1 - a) \ln(1 - \hat{a}) \quad (13)$$

$$f = \arg \min_f L(\hat{a}, a) \quad (14)$$

其中, a 为通联关系真值, f 为神经网络拟合函数。

3 通联关系数字孪生算法

3.1 数字孪生模型数据来源

本文通过网络封包分析软件 Wireshark 和 USRP 联合生成数字孪生建模所需的数据集, 其中 USRP 采集空口电磁数据作为样本, Wireshark 记录各通信节点发送数据帧的时间和长度作为真值。为提升研究结果在实际场景中的应用价值, 本文选取技术成熟的消费类商用终端设备, 如无线路由器、便携式计算机和移动通信终端作为通信设备。实验地点为室内生活场景, 其中存在多个 AP, 并有无线鼠标、无线耳机及无线键盘等蓝牙设备带来的电磁干扰。

在数据采集前, 搭建无线网络并配置采集系统参数。通信设备在同一个 AP 下进行组网通信, 间歇浏览包含文本、图片和视频等多种类型数据的富媒体网页, 模拟生活场景通信设备的工作状态, 同时使通信信号表示出多种数据类型映射特征。USR P 的控制计算机和 Wireshark 的搭载计算机在同一个时间服务器下进行同步。在数据采集时, Wireshark 数据捕获程序先于 USRP 信号采集程序运行, 并随后终止, 确保真值覆盖采集数据。实验采用的电磁频谱通联关系数字孪生系统部署及数据采集场景如图 2 所示, 其中目标无线局域网包括 3 个节点, 一个 AP 节点和两个异构工作站节点。

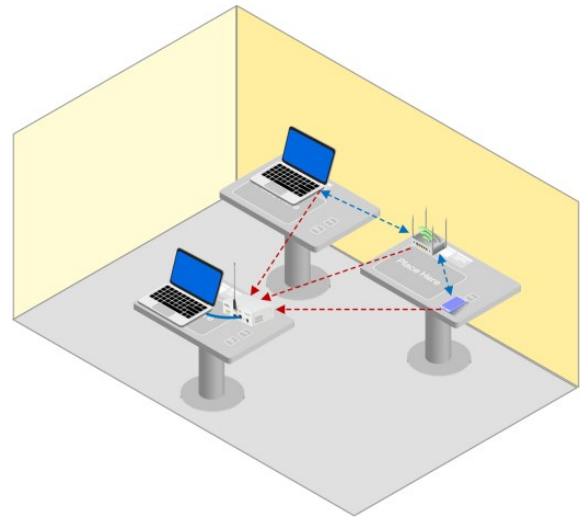


图 2 电磁频谱通联关系数字孪生系统部署及数据采集场景

3.2 监督学习模型样本净化

本文采用监督学习方式训练通联关系推理模

型。其中,样本净化指通过真值标签对时间序列进行标注,从电磁数据中提取能真实反映通联关系的有效样本。从 Wireshark 中数据帧的源地址和目标地址可以获取通联关系真值,而结合 Wireshark 中数据帧捕获时间和字节长度与计算机网络配置命令行工具 netsh 中的接收和传输速率可以计算得到节点信号发射状态真值。

$$s_b(t) = \begin{cases} 1, & t \in \bigcup_i \left[t_{\text{start},i}, t_{\text{start},i} + \frac{L_{\text{frame},i}}{R_{\text{trans}}} \right] \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

其中, $t_{\text{start},i}$ 为第 i 个数据帧的捕获时间, $L_{\text{frame},i}$ 为第 i 个数据帧的字节长度, R_{trans} 为传输速率。基于算法 1 可实现以时序波形表示的信号发射状态,如图 3 所示。

算法 1 数据帧信息指示波形生成

输入 数据帧时间集 $\{t_{\text{start},i}\}$, 数据帧字节长度集 $\{L_{\text{frame},i}\}$, 传输速率 R_{trans}

输出 发射状态指示函数 $I(n)$

- 1) $I(n) \equiv 0$
- 2) for 每帧数据 i do
- 3) 计算当前帧时长 $L_i = \frac{L_{\text{frame},i}}{R_{\text{trans}}}$
- 4) if $t_{\text{start},i} \leq t_0 + \frac{n}{f_s} \leq t_{\text{start},i} + L_i$ do
- 5) $I(n) = 1$
- 6) end if
- 7) end for

根据 Wireshark 捕获的数据帧信息绘制节点信号发射状态波形,如图 3 所示。其中,纵坐标无量纲,为便于区分上方状态波形添加了偏置。后文未显式标明单位的变量均经过归一化处理,无量纲。

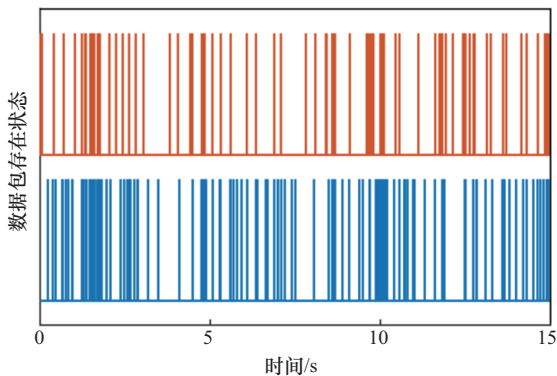


图 3 通信中两节点信号发射状态波形

3.3 通联关系特征参数适配

采样率有多种选择方案,由高到低可分别获取包含标识特征、时域特征和事件特征的信号。根据奈奎斯特定理设置为不低于通信信号最高频率的两倍,便于后续进行信号处理,获取服务集标识 (service set identifier, SSID) 或 IP 地址等标识特征;也可以设置为不低于短帧间间隔 (short inter frame space, SIFS) 的倒数,确保所有活跃信号和信号间隔都能被捕获;还可以设置在 SIFS 倒数和两倍最高频率之间,虽然无法不失真地重建信号,但可捕获电磁信号的时域特征,用于 DOA 定位分离节点信号或者丰富通联关系推理信息。

在采集事件特征时,区分仅利用数据帧和 ACK 帧两种情况。仅利用数据帧进行通联关系推理时,采样率不低于协议规定最短数据帧时长的倒数;仅利用 ACK 帧进行通联关系推理时,可以进一步降低时延,但采样率要求更高,不低于 ACK 帧长度的倒数。图 4 是采集的目标通信信号,根据 netsh 信息可知传输速率为 114.7 Mbit/s,根据 802.11ax 协议调制编码方案可知信号带宽为 20 MHz,采样率设置为满足奈奎斯特采样定理且是 USRP 时钟整数倍的 30.72 MHz。

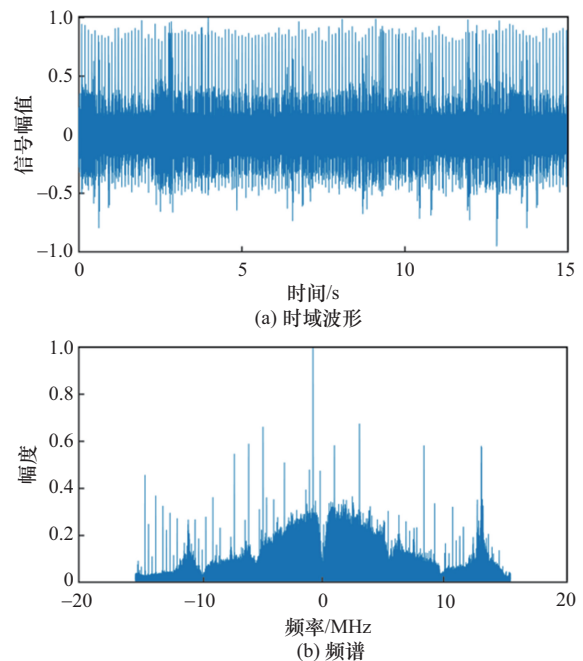


图 4 USRP 实采通信信号

3.4 异构设备多源数据对齐

使用相同的时间服务器只能保证 Wireshark 和

USRP 主机的时间一致，但无法确保指示波形与采集信号在时间上精确对应，可能出现时间对齐后波形和信号未对齐的情况。本文在此提出了一种联合数据采集的快速验证及微调算法，如算法 2 所示，用以验证 Wireshark 波形和 USRP 数据之间的对应关系并提升同步精度，确保数据集的有效性。

算法 2 联合数据采集快速验证及微调

输入 发射状态指示函数 $I(n)$ ，采集电磁信号 $s(n)$

输出 校准时刻 Δn

- 1) 初始化偏移量 Δn ，方差 σ_0
- 2) for 偏移量 k do
- 3) 分离信号 $\hat{s}(n) = I(n)s(n+k)$
- 4) 求交集 $D = D_I \cap D_{s+k}$
- 5) 求分离信号均值 $\bar{s} = \frac{\sum_{i=1}^{|D|} \hat{s}(t)}{|D|}$
- 6) 求方差 $\sigma_s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{|D|} |\hat{s}(i) - \bar{s}|^2}{|D|}}$
- 7) if $\sigma_s < \sigma_0$ do
- 8) $\sigma_0 = \sigma_s$
- 9) $\Delta n = k$
- 10) end if
- 11) end for

在算法 2 中， D_I 为发射状态指示函数为正时的时刻集合， D_{s+k} 为偏移分离信号的时刻集合。算法 2 测试结果如图 5 所示。除此之外，如果采样率满足奈奎斯特定理，还能通过解析信号标识信息的数字信号处理方式获得信号辐射源或通联关系真值，如算法 3 所示。

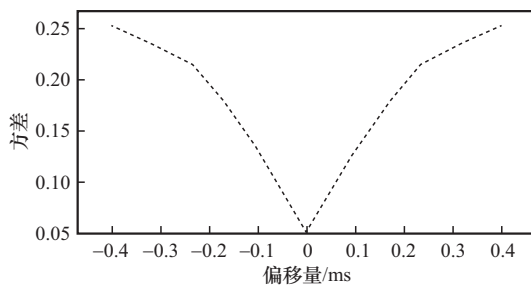


图 5 算法 2 方差-偏移量变化测试曲线

算法 3 信号辐射源真值解析

输入 采集电磁信号 $s(n)$ ，短训练序列 $x_{\text{STS}}(n)$ ，长训练序列 $x_{\text{LTS}}(n)$ ，伪随机序列 $[p_i]$

输出 信号源 MAC 地址

- 1) 利用短训练序列检测帧起始位置 n_{start} ：

$$n_{\text{start}} = \arg \max_n \sum_{\tau} s(\tau) x_{\text{STS}}(n + \tau)$$

- 2) 使用长训练序列计算精确频率偏移 Δf_{corr} ，进一步同步：

$$\Delta f_{\text{corr}} = \arg \max_{\Delta f} \left| \sum_{\tau} s(\tau) x_{\text{LTS}}(n + \tau) e^{-j2\pi\Delta f\tau} \right|$$

- 3) 根据长训练序列估计信道频率响应 $H(k)$ ，进行频率均衡：

$$H(k) = \frac{S_{\text{LTS}}(k)}{X_{\text{LTS}}(k)}$$

$$\hat{s}(n) = \text{FFT}^{-1} \left(\frac{S(k)}{H(k)} \right)$$

其中， $S_{\text{LTS}}(k)$ 和 $X_{\text{LTS}}(k)$ 分别为信号帧头和 $x_{\text{LTS}}(n)$ 的快速傅里叶变换（fast Fourier transform, FFT）结果， $S(k)$ 为原信号频谱。

- 4) 进行正交频分复用（orthogonal frequency division multiplexing, OFDM）解调，获得比特流：

$$Y_{l,k} = \frac{1}{N_{\text{sbl}}} \sum_{n=0}^{N_{\text{sbl}}-1} \hat{s} \left(l \left(N_{\text{sbl}} + N_{\text{cp}} \right) + n \right) e^{-\frac{j2\pi kn}{N_{\text{sbl}}}}$$

$$\mathbf{b}_{l,k} = \{ b_m \} = \arg \min_{c \in C} |Y_{l,k} - c|^2$$

其中， $Y_{l,k}$ 表示第 k 个载波上的第 l 个 OFDM 符号， N_{sbl} 表示 OFDM 符号采样点数， N_{cp} 表示 OFDM 符号的循环前缀长度， $b_{l,k}$ 表示第 k 个载波上第 l 个 OFDM 符号对应的比特流， C 表示星座图集合。将各 OFDM 符号比特拼接 $\mathbf{b}_l = [b_{l,1}, b_{l,2}, \dots, b_{l,K}]$ ， $\mathbf{b}_{\text{total}} = [b_{l,1}, b_{l,2}, \dots, b_{l,L}]$ 。

- 5) 解码比特流，获得原始比特流：

$$d_i = b_i \oplus p_i, b_i \in \text{Viterbi} \left(\pi^{-1}(\mathbf{b}_{\text{total}}) \right)$$

其中， $\pi^{-1}(\cdot)$ 表示解交织，表示伪随机序列比特。

- 6) 解析 MAC 帧头部，提取 MAC 源地址。根据 802.11 协议，MAC 源地址在 MAC 帧头的第 80 位到第 128 位。因此，MAC 源地址可表示为 $\text{MAC}_{\text{source}} = [d_{80}, \dots, d_{128}]$ 。

本文通过实验场景设计，使 USRP 接收信号强度远高于室内其他辐射源干扰强度，从而排除了解析失败的影响。图 6 为根据通信节点发射状态分离得到的信号。

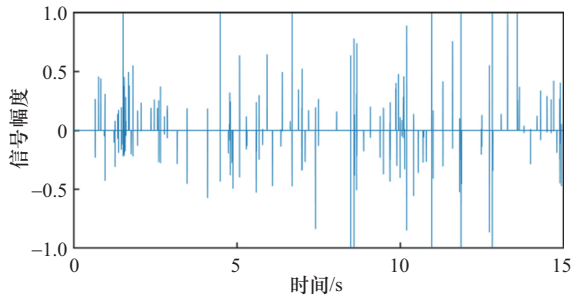


图6 节点信号分离结果

本文实验主要参数如表1所示,其中Dropout率、初始采样率和观测时长数值由网格搜索法确定,部分详见后续实验章节;数据集比例根据领域经验设置;结合早停机制和多轮随机初始化对训练效果的提升,初始学习率由随机搜索法确定。

表1 实验主要参数

参数	取值	参数	取值
通信协议	802.11 ax	阵元数量	4
中心频率/GHz	2.412~2.437	阵元间距/m	0.062
调制方式	OFDM/QAM	初始学习率	0.003
带宽/MHz	20	早停容忍度	20
初始采样率/MHz	30.72	Dropout率	0.5
USRP型号	X310	数据集比例	8:1:1
GPU型号	3090	初始观测时长/s	0.5

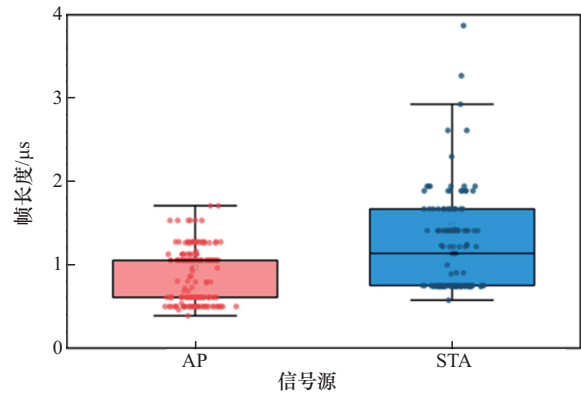
4 实验结果与分析

本文针对无线局域网电磁频谱通联关系数字孪生场景,搭建了系统实例,基于实采无线局域网数据测试了通联关系数字孪生在同质性、一致性和相似性方面的表现。

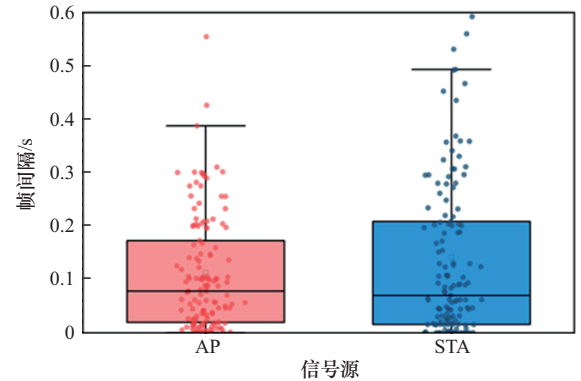
4.1 电磁数据通联关系特征统计特性

在正式进行数字孪生前,可通过统计特性来设置模型参数,从而为提升通联关系推理准确率和降低耗时提供先验信息保障。

实采信号帧数据时长和帧数据间隔的统计结果如图7所示,该结果为设置采样率和观测时长提供了有效指导。从图7(a)可以看出,信号帧长度最小为0.4 μs,也就是采样率不低于2.5 MHz才能保证每帧数据至少有1个采样点。从图7(b)可以看出,信号帧间隔最大为0.5 s,意味着观测时长为0.5 s时可以不遗漏地捕获信号响应特征。



(a) 帧数据时长统计结果



(b) 帧数据间隔统计结果

图7 测试信号统计信息

基于上述统计结果,本文初步将采样率设为2.5 MHz,观测时长设为0.5 s,样本数据可由原始信号降采样获得。由于高维数据的处理需要强大的映射能力以提取通联关系推理的有效特征,本文选择神经网络作为数字孪生的核心推理模型。数字孪生高维数据通联关系推理模型结构如表2所示,输入为两节点信号拼接,是大小为 $2.5 \times 10^6 \times 0.5 \times 2 = 250$ 万的高维数据,参数总量为6.4亿。

表2 数字孪生高维数据通联关系推理模型结构

层类型	输出形状	参数量
输入层	$(n, 2\ 500\ 000, 1)$	0
卷积层	$(n, 2\ 500\ 000, 64)$	256
最大池化层	$(n, 1\ 250\ 000, 64)$	0
卷积层	$(n, 1\ 250\ 000, 64)$	6 176
最大池化层	$(n, 625\ 000, 64)$	0
卷积层	$(n, 625\ 000, 64)$	1 552
最大池化层	$(n, 312\ 500, 64)$	0
随机丢弃层	$(n, 312\ 500, 64)$	0
展开层	$(n, 5\ 000\ 000)$	0
全连接层×3	$(n, 128)$ $(n, 64)$ $(n, 1)$	640 000 128, 8 256, 65
输出层	$(n, 1)$	0

4.2 电磁频谱通联关系数字孪生效果

4.2.1 电磁频谱通联关系数字孪生同质性效果

对数字孪生同质性效果的讨论不能脱离一致性单独进行。理想的数字孪生应能真实再现物理实体的状态，并实时同步其动态，这要求观测时长和采样率尽可能低。因此，本文在初始采样率和观测时长的数字孪生同质性效果测试基础上，进一步降低观测时长和采样率，以测试不同观测时长和采样率下的数字孪生同质性效果。

同时，本文在实采数据的基础上，将帧内信号替换为等幅载波，帧间信号置零，构建了理想信号，从而消除幅值随机性的影响，以单独测试帧响应时长模式对数字孪生的影响。同时，结合控制变量下实采数据的测试结果，可进一步分析噪声和码元引入的幅值随机性对数字孪生的影响。

如图 8 所示，以准确率为指标测试数字孪生同质性效果，采样率恒定为 2.5 MHz，观测时长分别为 0.5 s、0.25 s、0.125 s、0.062 5 s 等。在设置 0.25 s 观测时长筛选掉较长响应帧数据后，剩余帧数据的响应模式依然能以 98% 的准确率推理通联关系。当观测时长为 0.125 s 时，依然能以 91% 的准确率推理通联关系。

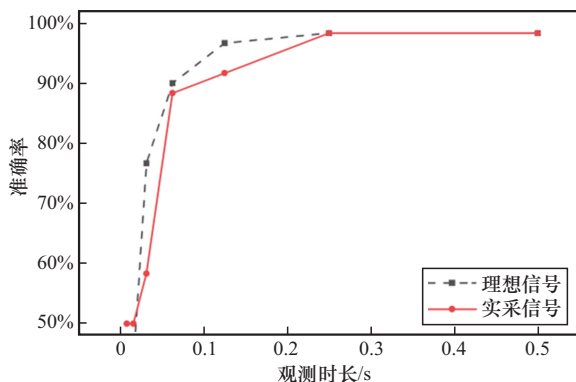


图 8 观测时长对数字孪生同质性的影响

本文还测试了降采样因子对数字孪生同质性效果的影响，如图 9 所示，观测时长恒定为 0.5 s。当降采样因子为 8 时，依然能以 98% 的准确率推理通联关系。当降采样因子为 1 024 时，依然能以 95% 的准确率推理通联关系。这说明每帧数据至少有一个采样点并非保障数字孪生同质性的必要条件，但采样率也不能过低，否则将无法捕获有效的帧响应模式。在实验过程中对每个参数值重复进行 5 次测试，实采信号准确率平均标准差为 0.09。基于图 8

和图 9 的测试结果，结合网格搜索法找出观测时长 0.25 s、降采样因子 64 为联合优化超参数最优解，测试该参数下通联关系推理混淆矩阵，如图 10 所示，其中纵轴表示通联关系真实关系，横轴表示通联关系推理结果。

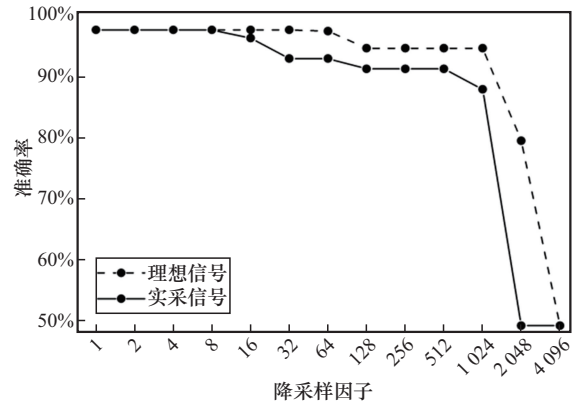


图 9 降采样因子对数字孪生同质性的影响

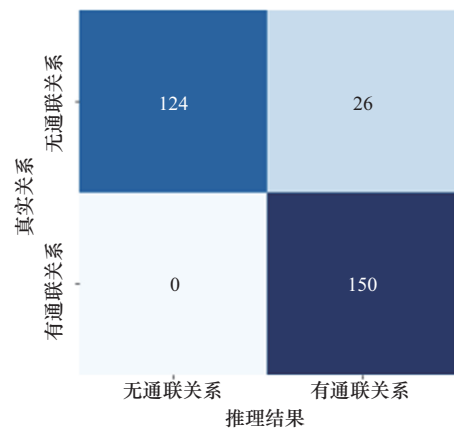


图 10 通联关系推理混淆矩阵

本文进一步测试了多种拓扑推理方法的数字孪生效果，如图 11 和图 12 所示。以格兰杰因果分析法和转移熵法为代表的滞后阶数类方法，不仅耗时长，且模型表示能力有限，难以应对数字孪生场景中的高维数据。以格兰杰因果分析法为例，测试结果如图 11 所示。图 11 中测试样本都来自有通联关系的节点，然而所有样本点的 p 值都大于 0.05，耗时 40 s 对应的滞后系数依然无法构建有效的自回归模型以判断因果关系。这主要是因为格兰杰因果分析的时间复杂度为 $O(Tp^2)$ ，其中 T 表示数据点数量， p 表示滞后阶数，在无线局域网高采样率和高观测时长要求下耗时显著，并与有限的线性自回归模型表示能力相互作用，影响有效通联关系回归系数的学习。

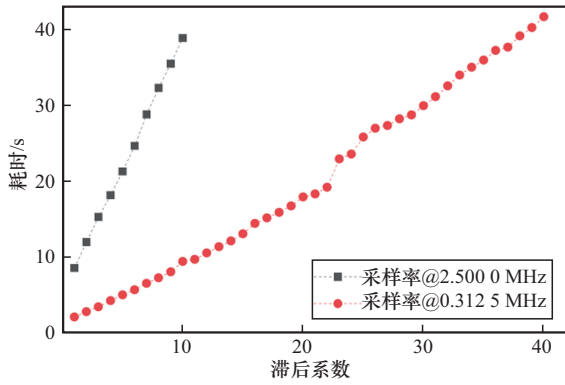


图11 格兰杰因果分析法测试结果

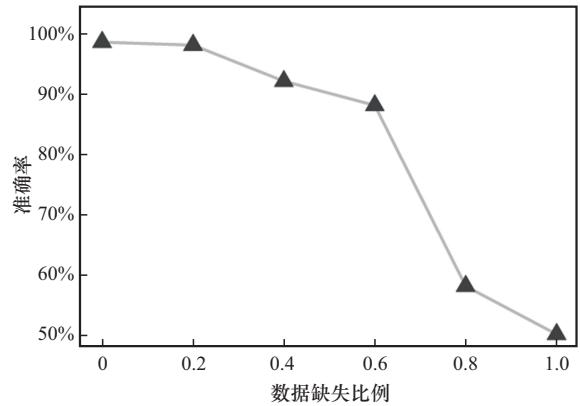


图13 不完全合作先验信息对通联关系推理准确率的影响

卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 模型、Transformer 模型和霍克斯 (Hawkes) 模型的测试结果如图 12 所示, 测试数据观测时长为 0.25 s, 降采样因子为 64。从图 12 可以看到, 通联关系推理准确率随信噪比降低而逐渐下降, 在 0 dB 时本文方法准确率为 75%。Transformer 模型相较于 CNN 模型表现更差, 这是因为 Transformer 模型复杂度远高于 CNN 模型, 自注意力机制部分每个时间步计算都涉及与其他所有时间步的关系。霍克斯方法基于模型假设检验的思路, 与神经网络方法相比, 其对模型的表达能力限制更强, 因此同质性效果较差。

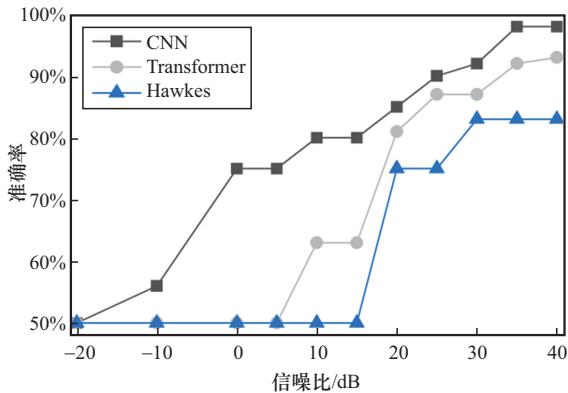


图12 多种通联关系推理方法的数字孪生同质性效果

最后, 本文通过部分缺失电磁数据的方式, 定量移除中心频率的先验信息, 以量化分析不完全合作先验信息利用模块对整体性能的影响, 测试结果如图 13 所示。从图 13 中可以看出, 随着数据缺失比例上升, 先验信息逐渐被移除, 通联关系推理准确率逐渐下降。当缺失一半数据时, 准确率大致为 90%; 当数据缺失比例达到 0.8 时, 准确率骤降到 58%。

节点信号分离模块对整体性能的影响可通过式(16)直接表明。

$$f_{acc}(v_1, v_2, \dots, v_N) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\hat{D}(v_i)}{D(v_i)} \quad (16)$$

其中, v_i 为通信网络第 i 个节点, $D(v_i)$ 为节点度数, $\hat{D}(v_i)$ 为预测节点度数, 由节点分离效果决定。当节点有效分离时, $\hat{D}(v_i) = D(v_i)$, 否则为 0。

通过不完全合作先验信息利用模块、节点信号分离模块及通联关系推理模块的消融实验, 量化分析了各模块对整体性能的贡献, 验证了各模块的必要性。

4.2.2 电磁频谱通联关系数字孪生一致性效果

观测时长和降采样因子对数字孪生一致性的影响如图 14 和图 15 所示。可以看出, 观测时长和降采样因子初期降低对耗时影响显著, 观测时长第一次减半时, 耗时为原来的 62.6%; 第二次减半时, 耗时为原来的 84.5%, 后期降低对耗时的影响效果减小。

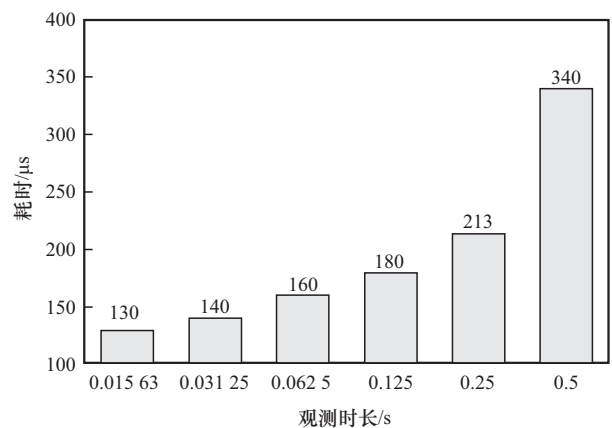


图14 观测时长对数字孪生一致性的影响

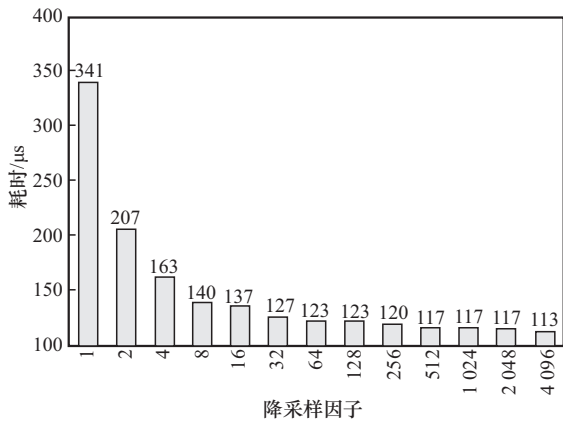


图 15 降采样因子对数字孪生一致性的影响

综合数字孪生同质性和一致性测试结果来看,当观测时长设置为 0.25 s、采样率设置为 1.25 MHz 时,数字孪生的同质性和一致性综合表现较好。此时,通联关系推理准确率达到 98%,单次推理耗时为 180 μs 。此时,以超参数搜索方式实现式(3)中的联合优化。

4.2.3 电磁频谱通联关系数字孪生相似性效果

本文构建的电磁频谱通联关系数字孪生系统如图 16 所示,正中是数字孪生的核心区域,实时展现无线局域网络电磁频谱通联关系数字孪生结果。除了核心的数字孪生实体展现外,还设计了多面板展示时域波形、通联信号和节点信息等多维信息。

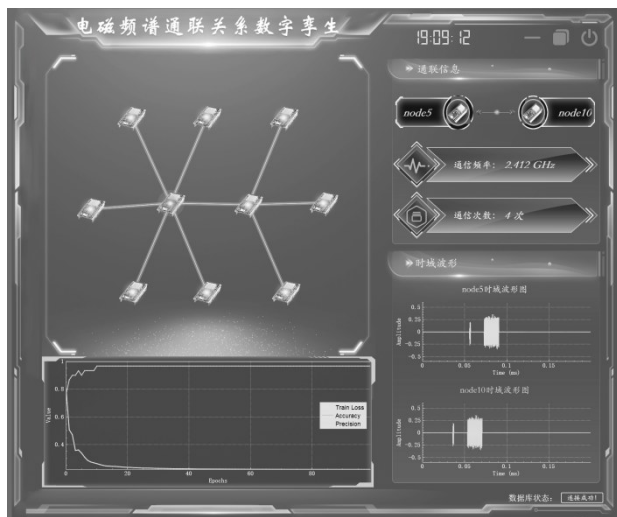


图 16 电磁频谱通联关系数字孪生系统

准确率和时延仅能表明通联关系抽象矩阵预测结果和真值的关系,通过可视化渲染,综合数字孪生同质性和一致性效果,强化了无线局域网

数字化实体和物理实体的关系。综合软硬件及算法时延,系统最终实现耗时 0.26 s 下准确率为 98% 的通联关系数字孪生效果,这意味着数字孪生系统能在信号接收完后 10 ms 时间尺度上实现实时数字孪生。

5 结束语

本文提出了一种无线局域网电磁频谱通联关系的数字孪生架构,突破了通联关系特征时间尺度下多源异构设备数据对齐及高速采样下电磁信号的通联关系表征关键挑战,搭建了电磁频谱通联关系数字孪生系统。基于实采数据进行测试,实验结果表明,本文方法可实现耗时 0.26 s 下准确率为 98% 的通联关系数字孪生效果。

多节点大规模场景下的分布式孪生架构及动态拓扑的实时更新算法,是电磁频谱通联关系数字孪生未来的重要研究方向,对于推动其在现实场景中的应用具有重要意义。前者需要考虑分布式节点数量、分配关系及传输数据大小等多变量高维空间的优化问题,可从空间解耦、非线性规划或分布式计算等角度着手解决;后者需要考虑电磁数据中非平稳通联关系特征提取,并提升了推理模型的泛化要求,可从高维空间流形设计角度着手解决。

参考文献:

[1] 陈庚,宋政翰,夏聪慧,等. 数字孪生辅助下基于 D3QN 的车载网络协同卸载算法[J]. 通信学报, 2025, 46(8): 90-104.
Chen G, Song Z H, Xia C H, et al. D3QN-based collaborative offloading algorithm for vehicular networks assisted by digital twins[J]. Journal on Communications, 2025, 46(8): 90-104.

[2] 黄韬,周子翔,唐琴琴,等. 面向自算力网络的数字孪生: 架构与关键挑战[J]. 通信学报, 2025, 46(4): 255-271.
Huang T, Zhou Z X, Tang Q Q, et al. Digital twin for self-intelligent computing power networks: architecture and key challenges[J]. Journal on Communications, 2025, 46(4): 255-271.

[3] He D Q, Zhao J Y, Jin Z Z, et al. Prediction of bearing remaining useful life based on a two-stage updated digital twin[J]. Advanced Engineering Informatics, 2025, 65: 103123.

[4] Hou X Y, Zhou J, Shi R, et al. Triboelectric nanogenerator sensors-based trans-media motion monitoring system for Gannet-inspired vehicle aiming at digital twin applications[J]. Nano Energy, 2025, 136: 110763.

[5] He D P, Guan K, Yan D, et al. Physics and AI-based digital twin of multi-spectrum propagation characteristics for communication and sensing in 6G and beyond[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communi-

- cations, 2023, 41(11): 3461-3473.
- [6] Fan W, Sun H, Lyu Y J, et al. 6G radio channel sounding: challenges and potential solutions[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2025, 32(1): 100-106.
- [7] Prokscha A, Sheikh F, Lessy D, et al. Portable device-centric human postures for modeling reliable THz channels[C]//*Proceedings of the 2022 Fifth International Workshop on Mobile Terahertz Systems (IWMTS)*. Piscataway: IEEE Press, 2022: 1-5.
- [8] Lai C, Senic D, Gentile C, et al. Raytracing digital foliage at millimeter-wave: a case study on calibration against 60-GHz channel measurements on summer and winter trees[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 145931-145943.
- [9] Jiang S F, Alkhateeb A. Digital twin assisted beamforming design for integrated sensing and communication systems[C]//*Proceedings of the 2024 58th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 401-406.
- [10] Kumahia R, Demir U, Pradhan S, et al. DITTO: digital twins for testing and optimizing wireless decisions[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE International Conference on Metaverse Computing, Networking, and Applications (MetaCom)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 121-128.
- [11] Abouamer M S, Williams R J, Popovski P. Prediction of wireless channel statistics with ray tracing and uncalibrated digital twin[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2025, 14(9): 2713-2717.
- [12] Jiang S F, Qu Q, Pan X Q, et al. Learnable wireless digital twins: reconstructing electromagnetic field with neural representations[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2025, 6: 1568-1590.
- [13] Li M, Chen C, Yang X L, et al. Toward communication-efficient digital twin via AI-powered transmission and reconstruction[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(11): 3624-3635.
- [14] Han Q J, Zhang H X, Li Y H, et al. Physics informed digital twin for RIS-assisted wireless communication system[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2025, 32(3): 106-112.
- [15] Gong X R, Liu X F, Lu A A, et al. Digital twin of channel: diffusion model for sensing-assisted statistical channel state information generation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2025, 24(5): 3805-3821.
- [16] Huynh D V, Khosravirad S R, Masaracchia A, et al. Edge intelligence-based ultra-reliable and low-latency communications for digital twin-enabled metaverse[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(8): 1733-1737.
- [17] Yang L, Zou Y F, Shen S K, et al. A fault-tolerant communication algorithm for age-of-information optimization in DITENS[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2024, 72(5): 2851-2864.
- [18] Robinson C P, Johari P, Melodia T. Demo: creating large-scale digital twins for the wireless spectrum through a communication link[C]//*Proceedings of the 2024 IEEE 30th International Symposium on Local and Metropolitan Area Networks (LANMAN)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 5-6.
- [19] Khan L U, Saad W, Niyato D, et al. Digital-twin-enabled 6G: vision, architectural trends, and future directions[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2022, 60(1): 74-80.
- [20] Maimour M, Ahmed A, Rondeau E. Survey on digital twins for natural environments: a communication network perspective[J]. *Internet of Things*, 2024, 25: 101070.
- [21] Rodrigo M S, Rivera D, Moreno J I, et al. Digital twins for 5G networks: a modeling and deployment methodology[J]. *IEEE Access*, 2023, 11: 38112-38126.
- [22] Du W B, Tan T, Zhang H J, et al. Network topology inference based on timing meta-data[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(6): 3263-3273.
- [23] Chen R, Chang L L, Hui Y L, et al. Noncooperative topology inference of wireless networks with monitoring sensors[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(21): 19282-19295.
- [24] Liu Z T, Ding G R, Wang Z, et al. Cooperative topology sensing of wireless networks with distributed sensors[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2021, 7(2): 524-540.
- [25] Mehrotra N, Graves E, Swami A, et al. Minimax bounds for blind network inference[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1823-1828.
- [26] Sharma P, Bucci D J, Brahma S K, et al. Communication network topology inference via transfer entropy[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2020, 7(1): 562-575.
- [27] Tu Q, Zhao Y Y, Liu X C. Recovery schemes of hop count matrix via topology inference and applications in range-free localization[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 200: 116906.
- [28] Song Y H, Sun J C, Ding G R. Fast topology inference of wireless networks based on hawkes process[C]//*Proceedings of the 13th EAI International Conference on Mobile Multimedia Communications*. Cyber-space: EAI, 2020: 398-409.
- [29] Brown J D, Salmanian M, Willink T J. Analysis and performance of topology inference in mobile ad hoc networks[C]//*Ad Hoc Networks*. Berlin: Springer, 2021: 70-86.
- [30] Zhang S, Yin B, Zhang W Y, et al. Topology aware deep learning for wireless network optimization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(11): 9791-9805.
- [31] Fu L W, Zhao Z W, Min G Y, et al. Towards accurate and low-cost path reconstruction in mobile UAV networks[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(11): 17279-17290.
- [32] Testi E, Giorgetti A. Blind wireless network topology inference[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(2): 1109-1120.
- [33] Liu Z T, Wang W, Ding G R, et al. Topology sensing of non-collaborative wireless networks with conditional Granger causality[J]. *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, 2022, 9(3): 1501-1515.
- [34] Zhu Z X, Hu T, Wu D, et al. Topology sensing of FANET under missing data[J]. *Computer Networks*, 2024, 255: 110856.
- [35] Chang L, Zhang Y, Zhang Q. Dynamic topology identification of wireless communication networks based on hawkes process[C]//*Proceed-*

ings of the 2023 4th International Conference on Computing, Networks and Internet of Things. New York: ACM Press, 2023: 693-700.

- [36] Song Y H, Ding G R, Sun J C, et al. Topology tracking of dynamic UAV wireless networks[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(11): 322-335.

[作者简介]



周志超 (1999-), 男, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为无线通信网络拓扑推理、图表示学习。



孟国敬 (1990-), 男, 哈尔滨工程大学硕士生, 主要研究方向为深度学习信号处理技术。



宋振 (2001-), 男, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为阵列信号处理、复杂电磁环境多信号分离。



侯长波 (1986-), 男, 博士, 哈尔滨工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向为人工智能、深度学习、多模态感知、智能通信对抗等。



钮振宇 (2000-), 男, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为卫星通信、立体空间多域组网通信。