

面向无线电数字孪生的多感知节点卷积融合身份识别算法

魏国峰, 丁国如, 焦雨涛, 徐以涛, 郭道省, 汤鹏

(陆军工程大学通信工程学院, 江苏 南京 210001)

摘要: 电磁空间是赋能统筹海、陆、空、太空、网络的重要纽带, 电磁目标识别为电磁空间的孪生构建提供了重要的无线电目标身份信息, 使其可以在数字空间描述、刻画物理空间的电磁目标身份态势。然而, 单个感知节点易受到干扰、识别性能受限, 错误的识别结果将会为孪生提供虚实不一致的身份信息。为此, 面向电磁空间无线电数字孪生的需求, 首先构建了面向无线电数字孪生的无线电目标识别框架, 然后提出了面向无线电数字孪生的多感知节点卷积神经网络个体身份融合识别算法。通过在实际场景中部署多节点识别网络, 相比于距离最近的单感知节点, 识别性能提高了 6.29%, 提供了更加准确的个体身份信息。

关键词: 卷积神经网络; 无线电数字孪生; 多感知节点; 身份融合识别

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023227

Multi-sensing node convolution fusion identity recognition algorithm for radio digital twin

WEI Guofeng, DING Guoru, JIAO Yutao, XU Yitao, GUO Daoxing, TANG Peng

College of Communication Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210001, China

Abstract: Electromagnetic space is an important link to empower and coordinate sea, land, air, space and network. Electromagnetic target recognition provides important radio target identity information for the twin construction of electromagnetic space, so that it can describe and depict the identity situation of electromagnetic targets in digital space. However, a single sensing node is vulnerable to interference, and its recognition performance is limited. Wrong recognition results will provide radio digital twin with conflicting identity information. Therefore, based on the requirements of radio digital twin in electromagnetic space, a radio target recognition framework for radio digital twin was constructed and a multi-sensing node convolution neural network individual identity fusion recognition algorithm was proposed. Compared with the nearest single sensing node, the recognition performance is improved by 6.29% by deploying the multi-node recognition network in the actual scene, which provides more accurate individual identity information.

Keywords: convolution neural network, radio digital twin, multi-sensing node, identity fusion recognition

0 引言

电磁空间是信息产生、传输、感知与利用的重要渠道, 已成为信息社会的重要构成部分。1865年, 英国物理学家麦克斯韦通过统一的电磁理论预言

了电磁波的存在。1887年, 德国物理学家赫兹用实验证明了电磁波的存在。1901年, 英国马可尼通过无线通信试验使无线电信息成功地穿越大西洋, 开启了人类进入电磁空间的大门, 无线电通信成为通信技术上的一个飞跃, 无线电技术的迅猛发展导致

收稿日期: 2023-05-31; 修回日期: 2023-11-07

通信作者: 丁国如, guoru_ding@yeah.net

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.U20B2038, No.62231027, No.62171462, No.61931011, No.62101594)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.U20B2038, No.62231027, No.62171462, No.61931011, No.62101594)

了有限的电磁频谱资源越来越稀缺,电磁环境变得越来越复杂^[1-2]。

无线电信号存在着“形态无法直观看见”“特征无法直接触摸”“效应无法直接辨识”的特点,一方面,随着电磁设备与信息系统的爆炸式增长,移动通信、航天电子、物联网等电子信息设备类型丰富多样,电磁空间的主体愈加复杂。另一方面,电磁波传播媒介动态变化,无线电信号会受到地形地貌、气象天气与山川树木等严重影响。综合来看,随着电磁环境日渐错综复杂,电磁空间逐渐演变成由多主体、多因素、多变量构成的互为输入输出的复杂系统^[3]。

为了更加科学有效地研究和利用电磁空间资源,需要对典型电磁空间进行数字化构建,连通无线电的数字和物理空间^[4]。近年来,数字孪生技术受到国内外研究者广泛关注^[5-8],其通过充分利用物理实体、传感器更新以及运行历史等数据,生成物理世界的数字化镜像,即数字世界;同时,在数字世界中模拟物理世界的运行状态,并且预测物理世界的发展趋势,根据预测结果设计防御性方案,提前干预物理世界的运行^[9]。面对复杂的电磁环境,数字孪生通过构建物理空间电磁设备和真实电磁环境的数字孪生体,结合历史、实时感知等海量数据,可以充分发挥智能算法性能,在数字空间为物理设备执行任务提供最佳决策,将电磁空间这一复杂的、看不见的物理实体数字化、可视化以及透明化。

物理空间包括物理无线电设备与真实无线电环境,数字电磁空间则包括通过孪生模型、孪生数据、孪生算法共同作用形成的孪生电磁设备与孪生电磁环境。通过数据采集、数据传输、数据融合、孪生优化、知识提取、控制信息下达等关键步骤形成完整智能闭环,可具体分为以下两步^[10]。

1) “由实构虚”(态势生成),从物理空间采集数据、传输数据,在数字空间融合数据、优化分析数据,提取特征与知识,孪生出数字无线电空间。

2) “以虚导实”(决策支持),通过在数字空间进行推演和预测,形成决策支持信息,如异常状态预警、电磁设备运动轨迹优化、参数控制调整等,指导物理电磁空间决策。

电磁空间中无线电数字孪生的意义如下。

1) 提升电磁资源利用率和网络的安全性。无线电数字孪生可以对电磁设备、电磁环境进行数字化

模拟、优化,有效提高资源利用效率,降低成本和风险。

2) 加强用户意图理解提供按需服务。无线电数字孪生可以更好地理解用户应用需求,按需进行分析、预测与评估,提供更加开放、自由、定制化的服务体系。

3) 加速对电磁复杂系统的认知。无线电数字孪生通过对复杂物理空间的解耦与数字化表征,利用实时感知、物理-数字双空间认知与主动认知,加速认知环路,删繁就简,虚实映射,不断提升认知能力。

4) 推动无线电数字转型和创新。无线电数字孪生可以为构建数字化、信息化发展提供基础和支撑,突破电磁物理时空约束,可融合多种先进技术在数字空间进行大胆试错,不断碰撞,可以推动无线电相关技术创新,加速技术迭代,提升无线电系统数字化与智能化发展。

5) 提供全生命周期历史记录。通过无线电数字孪生的全生命周期管理,可以数字化电磁资源管理,及时追本溯源,并对未来无线电态势和变化进行预测分析。

然而,面向无线电数字孪生,产生了以下需求。

1) 无线电数字孪生需要更多的信息支撑,尤其在非合作场景中,需要从时、空、频、能等多维度对电磁目标进行数字化画像描述,包括电磁目标的状态、位置、调制样式,而电磁目标的身份是构建电磁空间数字孪生的重要信息来源。

2) 无线电数字孪生需要更准确的信息,孪生的一大特点就是数字空间能精准地描绘物理空间,如同一对双胞胎一样,正确的信息会构建完美的孪生,而错误的信息难以发挥孪生的作用,因此对信息的准确率要求更高。

3) 无线电数字孪生需要更广域的覆盖范围,数字空间的构建依赖于对物理空间的实时感知,而单一的感知节点受限于自身功率与感知范围,且容易受到干扰,亟须多感知节点提供广域的由实构虚能力。

无线电数字孪生需要分析物理空间无线电用频设备的属性和特征,进而识别出刻画电磁目标的辐射源行为和意图,分析出目标网络拓扑^[11],构建面向决策的电磁空间无线电目标孪生态势,生成基于语义的孪生电磁空间网络,从而实现对复杂电磁空间的认知。而目标身份的准确获取是构建无线电数字孪生的核心步骤。

电磁目标智能感知与识别技术被认为是一种

实现“人-机-物”交互与物理空间、信息空间和社会空间互联的有效手段，根据通信侦察设备侦测到的目标通信信号参数，识别、确定电磁目标的类别、种类和属性^[12-13]。然而，随着电子信息技术的发展，电子通信设备的用频范围不断扩大，信号体制日益多样化。相应地，在电磁频谱管理与安全防护等领域，对信号的分析识别手段能力要求也不断提高，需要通过分析处理获取信号的频率、带宽、调制、编码等基本特征，对非合作目标信号的通联关系、用频规律进行统计分析，进而获取信号的使用行为特征。其中通过对信号进行识别，获取信号的电磁目标辐射源的个体身份，成为支撑数字孪生的重要一环。

由于辐射源信号稳定状态器件工作状态波动小，加上各个元器件相互叠加，信号特征表现得更加细微，提取出这些明显的差异特征可用于识别身份^[14]。目前，电磁目标辐射源特征提取主要集中在信号的时频信号特征、调制参数特征、杂散特征以及高阶谱特征，如信号波形、频率、相位、调制参数、包络和功率等^[15-16]。这些特征在识别有限数量的目标设备时是有效的，但难以满足从通信辐射源数量较多时的分类识别需求。此外，对于这些特征的提取过度依赖于操作者提取特征的经验与能力，识别成本高而且不够智能。

近年来，深度学习技术的井喷式发展推动了诸多学者将神经网络灵活运用在射频指纹提取中，将调制信息、变换域信息等与神经网络相结合，利用深度神经网络强大的细微特征提取能力，对辐射源信号深层的射频指纹特征进行了有效挖掘。Merchant 等^[17]将原始的 I/Q 数据直接送入卷积神经网络 (CNN, convolutional neural network)，完成了对 ZigBee 射频指纹的提取以及分类识别；然而，大多数现有的方法都是在理想数据集下设计的，因此在现实场景中难以发挥模型的识别性能^[18]。

此外，目前针对电磁目标识别的方法多是在单节点感知节点场景下进行的，针对多感知节点场景下的电磁目标识别研究较少。杨洁等^[19]提出了一种基于轻量化网络的分布式学习方法，相较于传统的深度学习模型，轻量化网络以较低的空间复杂度和时间复杂度实现较高的调制识别性能，有效地解决了分布式学习在实际部署中存在的边缘设备算力不足、存储空间有限及通信开销较高的问题。对于特定辐射源识别的预处理环节，针对现有符号同步

方法存在时延估计方式不妥和插值计算精度不足的问题，潘一苇等^[20]提出了一种高精度的符号同步方法；何遵文等^[21]提出了一种基于多通道变换投影、集成深度学习和生成对抗网络的融合分类方法，在典型场景中的多径衰落信道下实现了对目标辐射源信号的有效识别。

受到多特征融合启发，考虑到面向电磁空间数字孪生需要更加广域与精准的身份识别信息，将所提供的多感知节点观测数据通过一定的算法准则进行组合，得到一个精度更高的融合识别模型才能满足电磁空间无线电数字孪生的需要。本文主要的研究工作总结如下。

1) 基于电磁空间数字孪生的需求，构建了面向电磁空间数字孪生的电磁目标识别框架，分析了个体身份识别系统模型。

2) 提出了面向电磁空间数字孪生的多感知节点卷积神经网络融合识别算法。

3) 在实际无线场景中，在不同感知拓扑网络中对电磁目标信号进行了识别实验，并与现有先进算法进行了性能对比，充分验证了所提算法的有效性。

1 面向无线电数字孪生的多节点识别融合框架

面对复杂的电磁环境，数字孪生通过构建物理空间电磁设备和真实电磁环境的数字孪生体，结合历史、实时感知等海量数据，可以充分发挥智能算法性能，将无线电磁空间数字可视透明化，在数字空间为物理设备执行频谱管理等任务提供最佳决策。无线电数字孪生示意如图 1 所示，针对移动通信、航空电子、物联网等不同用户需求，通过物理空间的感知数据，由实构虚，在数字空间对电磁目标的身份、状态进行精准映射，构建无线电数字孪生态势。基于孪生模型与孪生算法，对孪生的数据进行分析优化预测，通过以虚导实，进一步增强对物理空间的理解、预测，通过虚实互动不断加强电磁空间认知，为用户的不用需求提供信息支撑。

无线电数字孪生需要电磁目标的多种信息支持，如电磁目标的身份、位置、工作状态信息等。其中，电磁目标身份信息对数字孪生是重中之重，通过识别算法，在电磁空间对非合作电磁目标信号进行感知，进行有效的特征提取和样本积累，在数字空间经过充分学习以实现未知目标的认知与

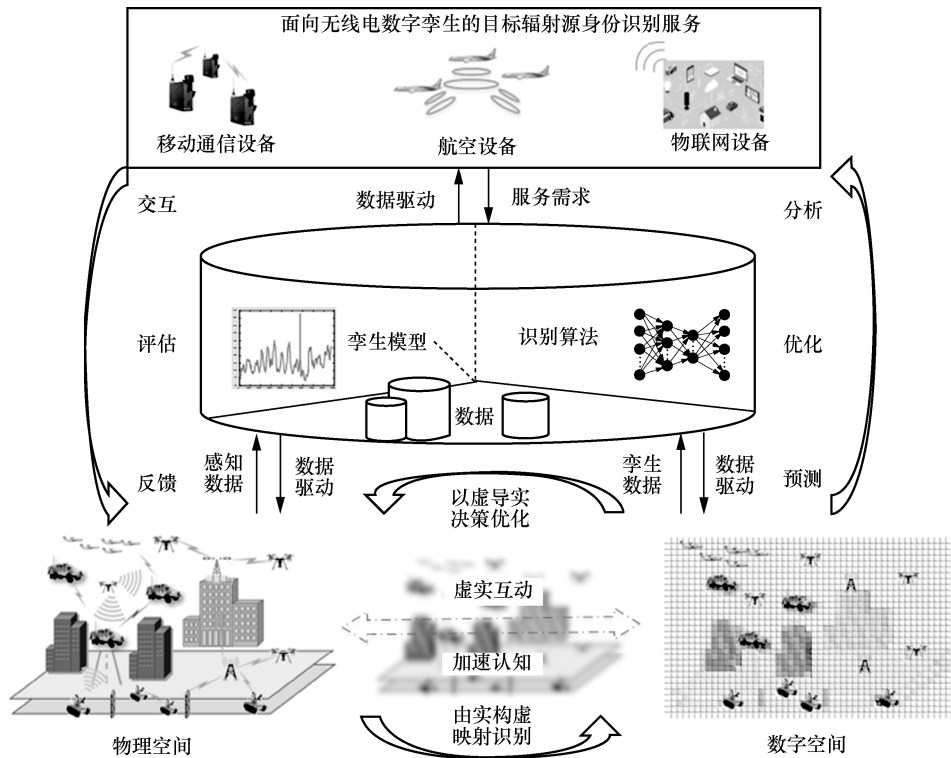


图 1 无线电数字孪生示意

辨识，从而为数字空间提供目标类别和属性等信息。如果无法识别或者识别错误，将会导致物理空间与数字空间出现差异，这种差异对数字孪生将会产生重要影响，因此更加精准的身份信息识别对数字孪生具有重要的意义。

因此，面向无线电数字孪生的多感知节点融合身份识别框架如图 2 所示，通过不同的网络拓扑部署多个感知节点，针对同一电磁目标信号进行数据采集，多个感知节点可以提供更多关于时间和空间上感兴趣信号的观测信息。具体来说有以下特征。

1) 冗余性。多感知节点对环境或目标的表示、

描述或解译结果相同。

2) 互补性。信息来自不同的感知节点，各感知节点具有自己的感知视野，感知数据相互独立，互相补充。

3) 合作性。不同感知节点在观测和处理同一电磁信息时通过通信网络可以互相协作，不存在数据隐私问题。

通过自组织通信网络可以将分散的感知节点进行有效连接，将各个感知节点的观测信息进行数据汇聚，消除多源传感器信息之间可能存在的冗余和矛盾，加以互补，改善信息提取的可靠性，提高感知数

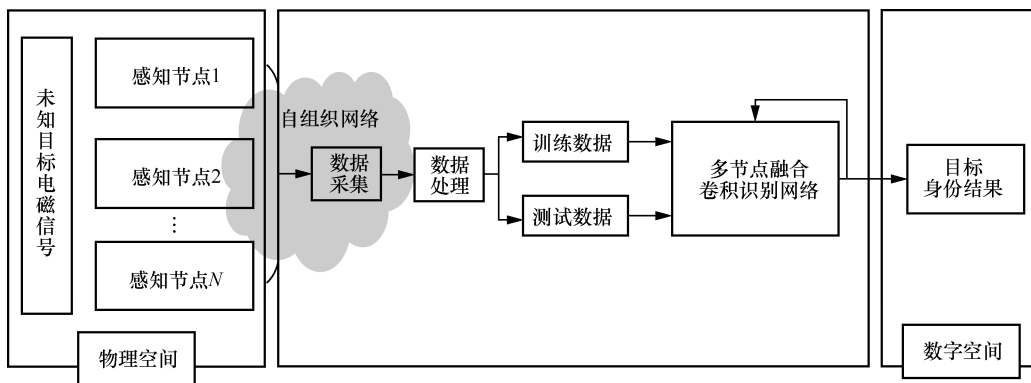


图 2 面向无线电数字孪生的多感知节点融合身份识别框架

据的使用效率。为了获得有意义的数数据，各感知节点数据在时间上需要进行对齐，通过在捕获、存储数据时记录标准时间戳，然后使用时间戳在后处理期间对齐数据，从而为多感知节点生成观测窗口一致的数据。将带标签的多源感知节点数据按照比例划分为训练数据与测试数据，送入多节点融合卷积识别网络进行模型训练与测试，最终为无线电数字孪生提供精准的目标身份识别结果。

2 个体身份识别系统模型

当前对通信辐射源信号的分析研究多基于感知节点（实时频谱分析仪）采集并下变频至基带的 I/Q 数据，如图 3 所示，这些数据中包含着辐射源信号在时域内的特征，如瞬时暂态信号特征和稳态信号特征。

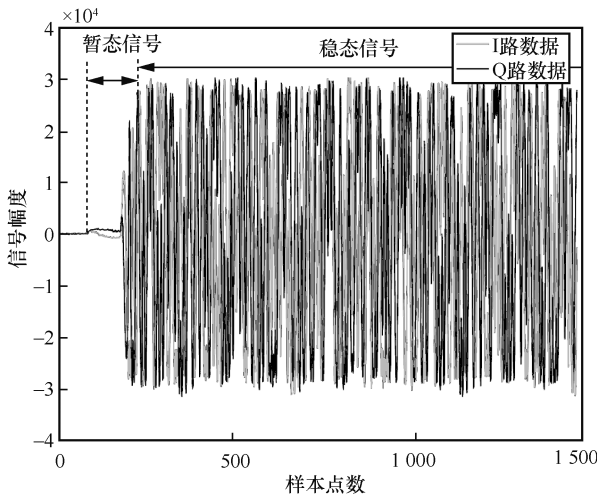


图 3 实时频谱分析仪采集的信号 I/Q 数据

为更好地了解电磁目标身份识别机理，根据电磁目标辐射源通信信号的产生、传输、接收过程，通过数学建模进行简要分析。

1) 发射机

信号在发射机内部会经历振荡器、混频器和其他无源器件，受限于工艺水平精度，这些非理想状态的器件常会引起调制器的 I/Q 分量不正交，导致复信号的实部和虚部相互干扰，从而造成 I/Q 不平衡特征。理想的基带 I/Q 信号模型为^[22]

$$x(t) = x_i(t) + jx_q(t) \quad (1)$$

其中， $x_i(t)$ 和 $x_q(t)$ 是实值的时变基带信号，分别为同相分量和正交分量。真实场景的信号中的 I/Q 不

平衡特征表现为

$$x(t) = (1 + \alpha) \cos(2\pi f_0 t + \theta) x_i(t) + j \sin(2\pi f_0 t) x_q(t) \quad (2)$$

其中， f_0 是载波频率， α 是发射机的增益不平衡， θ 是相位不平衡，当 $\alpha=0$ 、 $\theta=0$ 时，发射机为理想发射机。

另外，由于存在硬件时钟误差，数据传输周期或者信号发射持续时间可能不同。因此，实际的符号传输时间为

$$t_n = t + \Delta t \quad (3)$$

经过滤波器 H 对复信号进行处理，信号可以表示为

$$s(n) = A \sum_n \text{Mod}(x_n, H(t, T_n)) \quad (4)$$

其中， A 表示幅度， $\text{Mod}(\cdot)$ 表示信号使用的调制方式。信号经过数字模拟转换器（DAC, digital-to-analog converter）时，在理想条件下，DAC 将 $s(n)$ 无差错地转换为时间连续的模拟信号 $y(t)$ ，但实际输出信号结合了量化误差和积分非线性误差^[23]，可以表示为

$$y(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} (s(n) + \Delta_m) + \Delta_n \quad (5)$$

其中， Δ_m 表示量化噪声， m 表示量化比特数。在输入信号动态范围 $[-U, U]$ 下， m 比特 DAC 量化的最大量化误差为 $2^{-m}U$ ， Δ_n 为由于硬件不理想引入的积分非线性误差特征^[12]。

模拟基带信号由混频器移至通带，载频需要晶体振荡管作为参考频率源，从而实现数字逻辑的时序控制。然而，不稳定的晶振频率会造成载频存在一定的偏差，此时的信号可以表示为

$$z(t) = \frac{1}{2} \left(\text{Real}(y(t)) e^{\frac{1}{2}j\Delta_\xi} + \text{Imag}(y(t)) e^{-\frac{1}{2}j\Delta_\xi} \right) e^{-\frac{1}{2}j\omega_c t} + \frac{1}{2} \left(\text{Real}(y(t)) e^{\frac{1}{2}j\Delta_\xi} - \text{Imag}(y(t)) e^{-\frac{1}{2}j\Delta_\xi} \right) \quad (6)$$

其中， Δ_ξ 表示混频器的正交误差。最后，由于射频前端放大器的非线性^[24]，输出信号可以表示为

$$w(t) = G(z(t)) \otimes H_B(t) \quad (7)$$

其中， $G(\cdot)$ 表示功率放大器在发射端的非线性函数， \otimes 表示卷积计算， $H_B(t)$ 表示在载波带宽内近似理想的带通滤波器函数。

2) 信道

借鉴文献[13], 本文将天线看作无线信道的一部分, 发射端天线辐射的信号表示为

$$S_{tx}(t) = F^h[w(t)]e^{-j\phi^h} \vec{\rho}_h + F^v[w(t)]e^{-j\phi^v} \vec{\rho}_v \quad (8)$$

其中, $\vec{\rho}_h$ 与 $\vec{\rho}_v$ 分别为在水平与垂直方向的单位矢量, $F^h[\cdot]$ 和 $F^v[\cdot]$ 分别为水平和垂直极化函数, ϕ^h 和 ϕ^v 分别为水平和垂直 2 个方向上的极化相位。

经过无线电磁空间辐射后, 在接收天线上的信号表示为

$$S_{rx} = \sum_{i=1}^N S_{rx}(t)(h_i^h \vec{\rho}_h + h_i^v \vec{\rho}_v) \otimes \delta(t - \tau_i) \quad (9)$$

其中, N 为发射机与接收机之间的路径数量 (包括视距、反射等), h_i^h 和 h_i^v 分别为水平偏振波和垂直偏振波在第 i 个路径的路径损耗, τ_i 为第 i 个路径的传播时延。可见, 不仅天线的不理想会带来不同的指纹特征^[25], 信道对射频指纹识别的影响同样不可忽视, 复杂的多径无线信道可以任意改变每个单路径上电磁波的幅度、时延、相位。

3) 多感知节点接收机

在每个接收机处, 接收天线捕获空中的无线电信号, 与发射机的逆流程处理类似, 接收到的信号先经过接收机的射频前端。然后, 接收机混频器将来自接收机射频前端的输出信号转换为基带, 并产生正交误差 (即载波解调)。之后, 解调信号通过低通滤波器消除高频分量, 从而得到

$$R_k(t) = \frac{1}{2} \left(\text{Real}(G(S_{rx}^k(t)) \otimes H_B(t)) e^{\frac{1}{2}j\Delta_\xi} + \text{Imag}\pi(G(S_{rx}^k(t)) \otimes H_B(t)) e^{-\frac{1}{2}j\Delta_\xi} \right) e^{jw_c t} \otimes H_L(t) + \frac{1}{2} \left(\text{Real}(G(S_{rx}^k(t)) \otimes H_B(t)) e^{\frac{1}{2}j\Delta_\xi} - \text{Imag}(G(S_{rx}^k(t)) \otimes H_B(t)) e^{-\frac{1}{2}j\Delta_\xi} \right) e^{jw_c t} \otimes H_L(t) \quad (10)$$

最后, 第 k 个接收机接收到的基带信号 $R_k(t)$ 由模数转换器进行采样后获得数字信号序列 $R_k[M]$, 其中 t 为连续时间, n 为量化序列, 该数字信号序列被发送到识别单元以提取个体身份指纹。此处模数转换器的输出表示为

$$R_k[M] = R(nT_s) + \Delta_M^k \quad (11)$$

其中, Δ_M^k 为第 k 个接收机的随机量化噪声。在信

号动态范围 $[-V, V]$ 下, M 比特 ADC 量化的最大量化误差为 $2^{-M}V$, 实际上, 时钟相关的硬件缺陷也会影响 ADC 生成周期 T_s 。可以看出, 接收机的精度也会对特征产生影响, 通过实际部署多个感知节点, 可以最大限度地减少因接收机自身原因对指纹特征提取的影响。

基于以上分析, 通过对多个感知节点的观测数据进行融合, 将会得到更加丰富的有效信息, 发挥多个感知节点的联合优势, 提高感知识别的有效性和鲁棒性。

在数据融合方面, 直接对每个感知节点的数据进行融合识别的过程, 提取的指纹特征 RF 为

$$\text{RF} = \text{Feature}(\text{Fusion}\{R_1[m] + R_2[m] + \dots + R_k[m]\}) \quad (12)$$

其中, $\text{Feature}(\cdot)$ 是特征提取函数。多感知节点的大量原始数据会导致指纹特征算法需要更多的时间和算力, 此外, 未经处理的冗余数据会影响融合识别的效果。

$$\text{RF} = \text{Fusion}\{\text{Feature}(R_1[m]) + \text{Feature}(R_2[m]) + \dots + \text{Feature}(R_k[m])\} \quad (13)$$

在特征融合方面, 首先对每个感知节点的数据进行特征抽取, 将不同的特征等信息再进行综合处理, 包括不同感知节点特征属性的重新组合。

在结果融合方面, 在每个感知节点独立完成识别分类的基础上, 将多个感知节点的识别结果进行融合进而做出全局识别结果。常见的有“与”融合、“ k 秩”融合。“与”融合是指当所有感知节点的识别结果一致时, 才能得到最终身份结果。虽然虚警概率非常低, 但是也降低了识别正确的概率。“ k 秩”融合是指设置一个决策阈值, 如果 N 个感知节点中至少有 k 个感知节点识别结果一致, 则得到最终身份结果。可见, 不同的融合规则会显著影响识别的结果性能。

3 基于多感知节点数据的卷积神经网络融合识别算法

卷积神经网络凭借有效的特征提取能力和强大的非线性处理能力, 恰好满足了多感知节点信息融合识别的需求^[26], 本节考虑将多个感知节点的数据特征充分融合, 综合利用各个感知节点的感知视野。

为了对多源感知数据进行更充分的提取和高效识别, 本文构建了一种基于多感知节点数据的卷

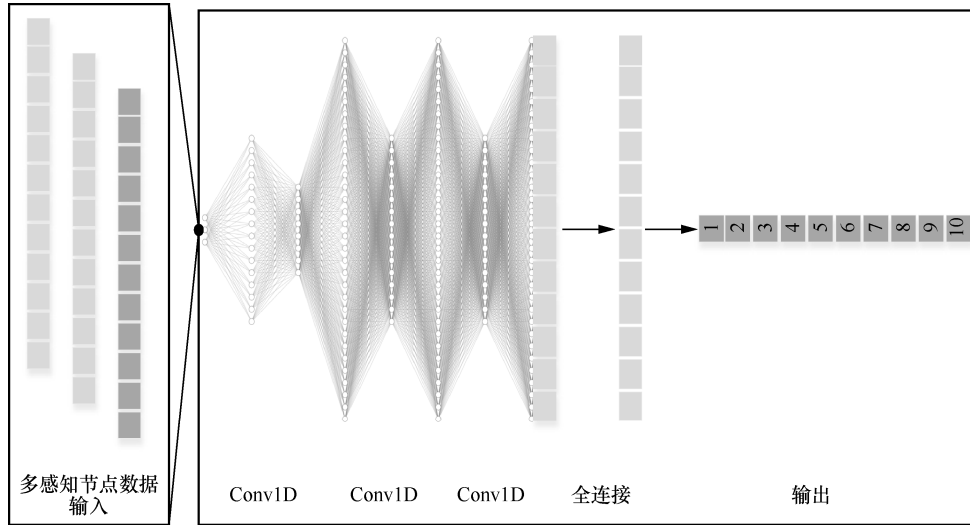


图 4 基于多感知节点数据的卷积融合识别神经网络结构模型

积融合识别神经网络结构模型，如图 4 所示，该模型可对同一电磁目标辐射源的多个感知节点观测数据指纹特征进行深度挖掘并有机融合，网络参数如表 1 所示。

表 1 多感知节点卷积融合识别神经网络参数

分层	内核大小
卷积层 0+ReLU	3×1 000×1,32
池化层 1 (Max-Pooling)	2×1
卷积层 1+ReLU	3×1,64
池化层 2 (Max-Pooling)	2×1
卷积层 2+ReLU	3×1,128
池化层 3 (Max-Pooling)	2×1
展平层 (Flatten)	(None,128)
全连接层 1+ReLU	128
全连接层 2+ReLU	128
Softmax 层	10

多感知节点卷积融合识别神经网络的输入层数据是维度为 3×1 000×1 的多源融合数据，输出层为电磁目标身份标签。该数据在原始采集数据基础上，通过 MATLAB 软件进行滤噪、同步、归一化预处理后形成。考虑到感知节点的感知数据为一维时序 I/Q 数据，通过一维卷积层并行提取单通道特征后将各通道特征进一步融合。为了实现多源特征的有效提取，针对不同通道数据特征需要单独匹配卷积核进行卷积运算，最后通过对每个卷积运算后的结果进行求和，即可得到多

源融合特征。

因此，与单一感知节点卷积神经网络相比，基于多感知节点数据的卷积融合识别神经网络不但能够更充分提取每个感知点的特征，并将多种特征融合，并且综合均衡去除不同接收机对电磁目标指纹特征的影响。多感知节点数据的卷积结果为

$$X^l = \sum_{k=1}^m f_k \left(\sum_{i=1}^m (x_{ij}^{l-1} w_{ij}^{l-1}) + b_j^{l-1} \right) \quad (14)$$

其中， $f_k(x)$ 为 ReLU 激活函数， l 为网络中的层数， k 为感知节点数量，共 m 个， X^l 为第 l 层卷积层输出， x_{ij}^{l-1} 为通道 j 第 $l-1$ 层卷积层第 i 个特征输入， w_{ij}^{l-1} 与 b_j^{l-1} 分别为 $l-1$ 的层卷积核与偏置向量。

每个卷积层之后均有一个池化层，其目的是对卷积运算后的特征图进行降采样，在网络中选用最大池化的方法，防止网络过拟合。全连接层的输出为 $\delta_i = f(w_i p_i + b_i)$ ， δ_i 表示第 i 个输出， p_i 为上一层的输出， w_i 和 b_i 分别是第 i 个神经元的权重及阈值。输出层利用 Softmax 分类器可以直接完成每一组输出的分类任务，每个电磁目标的识别概率为

$$p(x) = \frac{e^{\delta_i}}{\sum_{k=1}^N e^{\delta_k}} \quad (15)$$

其中， N 为待识别的电磁目标总个数，且所有识别概率之和为 1。

4 实验分析

为了验证本文算法的有效性，在实验分析部分，在室内对 10 个电磁目标辐射源设计了 2 种感知拓扑网络：室内等距感知网络与室内非等距感知网络。通过将多源感知节点数据进行不同组合的融合，与单感知节点卷积神经网络进行对比，验证所提算法识别性能。

实验训练计算基于笔记本平台 (I7, RTX3070, Anaconda 3, Python 3.7.0, Tensorflow 2.0.0)。网络使用 Adam 优化器对原始参数进行 100 个 epoch 训练, batch=10, 学习率 lr=0.000 1。

4.1 实验设备

发射端 ZigBee 模块如图 5(a)所示，其中 ZigBee 协议采用 IEEE 802.15.4 规范作为物理层标准, 工作中心频率为 2.405 GHz, 凭借自身低功耗、广组网、成本易于接受而普遍应用于物理网和智能家居。ZigBee 信号使用偏移正交相移键控 (O-QPSK) 和直接序列扩频调制, 其中数据速率为 250 kbit/s, 经过直接序列扩频后码片速率变为 2 Mchip/s。由于使用了直接序列扩频技术, 因此每个数据字节发送 32 个符号。图 5(b)的无线自组织模块为高速数据链终端, 采用无中心高动态组网技术, 可同时传输基于 IP 的视频、语音、数据等宽带多媒体业务, 其中采用 IP 业务的最大有效传输速率可达 90 Mbit/s。感知节点 (数字实时频谱监测仪) 的监测范围为 100 kHz~6.3 GHz, 瞬时带宽为 100 MHz (I/Q 信号记录模式)。

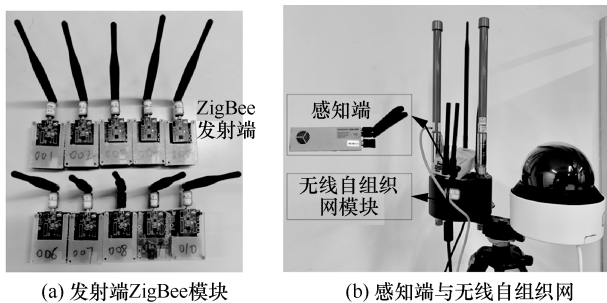


图 5 实验设备

为方便多感知节点的数据采集与控制，根据感知节点动态链接库提供的 API 函数，进行多感知节点采集控制软件的开发，多感知节点采集控制软件界面如图 6 所示，展示了实时感知信号的频谱数据，可比较清晰直观地观察到多感知节点的监测情况。

从图 6 可以看出，在当前时刻下，位置 1 的感知节点检测到了 2.4 GHz 频段信号和接收信号强度约为 -40 dBm，而位置 2 和位置 3 的感知节点未能检测到信号。

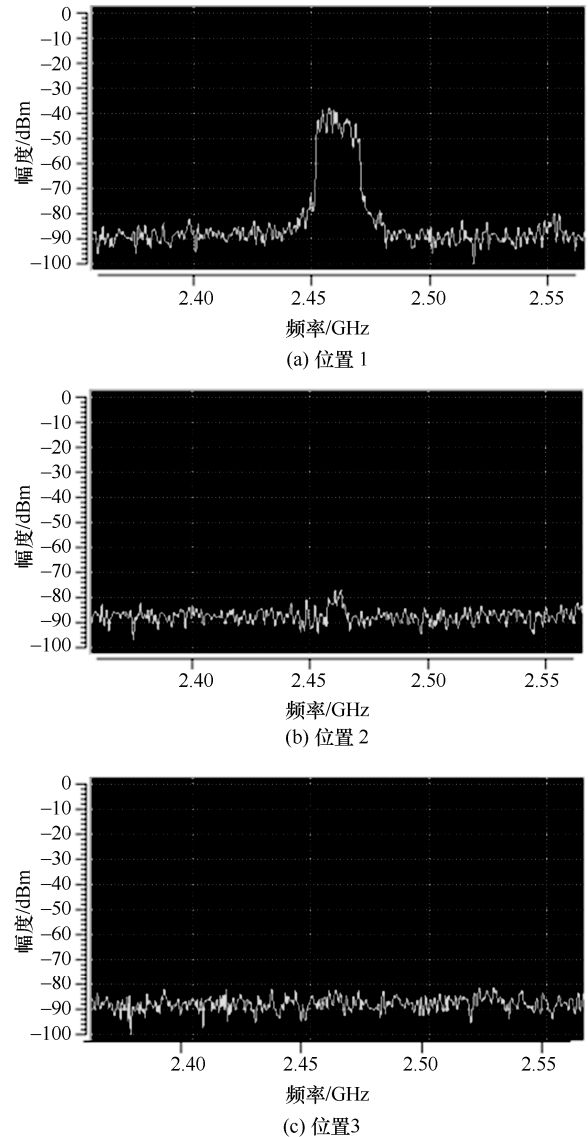


图 6 多感知节点采集控制软件界面

该软件通过简单的可视化操作，利用无线方式同时获取多个感知节点频谱仪的 I/Q 时域信号，实时显示在软件界面。同时，用户可以根据工作需要，远程设置感知节点参数，实现远程控制功能，方便进一步的研究和处理。

4.2 实验场景设置

室内等距感知网络与室内非等距感知网络场景的设置分别如图 7 和图 8 所示。在室内等距感知网络中，发射端在 3 个感知节点中间，每个感知端

距电磁目标发射端距离为 4.76 m，其链路为视距链路；在室内非等距感知网络中，感知端成线性依次摆放在发射端周围，其中感知端 1 距离为 3.53 m，感知端 2 距离为 6.57 m，感知端 3 距离为 9.72 m，且链路中间存在着一定的视距遮挡。2 种网络中，融合端通过无线自组织网获取并保存各感知节点数据。在实验过程中，通过更换不同的电磁目标发射端，完成数据集的采集构建。



图 7 室内等距感知网络



图 8 室内非等距感知网络

4.3 数据集

本次实验采集的等距与非等距网络原始数据分别为 2.49 GB、6.75 GB，经 MATLAB 软件进行预处理后保存为 .mat 格式数据为 113 MB、483 MB，通过为每个设备建立一个文件夹，并将文件夹名作为文件夹内数据的标签，对完整数据集随机分割成训练数据（80%）、测试数据（10%）和验证数据（10%）。

4.4 实验结果

图 9 展示了基于多感知节点数据的卷积融合识别神经网络电磁目标识别性能。在非等距网络中，感知端 1 由于距离目标最近，具有更好的感知视野，通过卷积神经网络可以实现 70.96% 的识

别准确率；感知端 2 与感知端 3 由于信号随距离的衰落，分别实现 64.93% 与 56.73% 的识别准确率。经过多感知节点数据的卷积融合识别网络，训练过程如图 10 所示，识别结果如图 11 所示，识别准确率提高到 77.25%，相比于距离最近的感知端 1，识别性能提高了 6.29%。为验证性能提升是否由多感知节点增加的数据量引起，将多感知节点的数据按照标签放入网络中一起训练，在相同数据量的条件下，单纯的数据融合由于冗余数据更多，训练波动振荡较大，且识别性能接近感知端 1 的识别性能，并未取得过多性能提升。因此，与单感知节点识别相比，所提融合卷积算法能充分提取多感知节点数据特征，带来的识别性能更高。

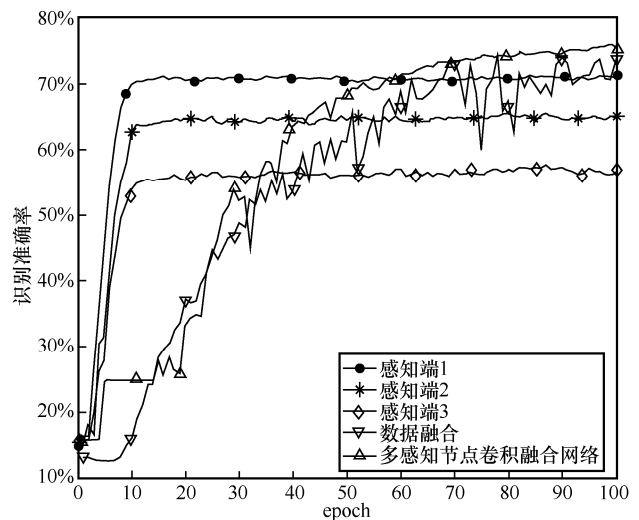
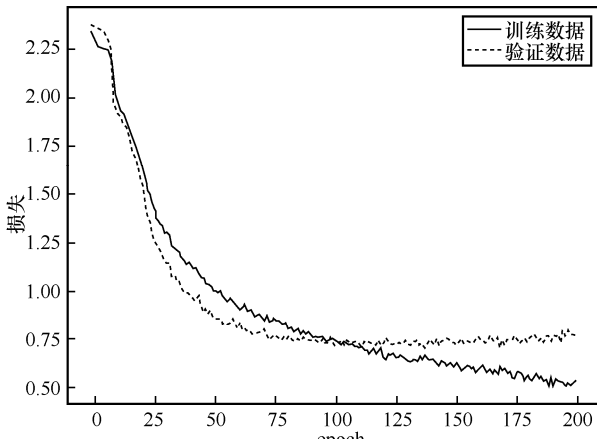


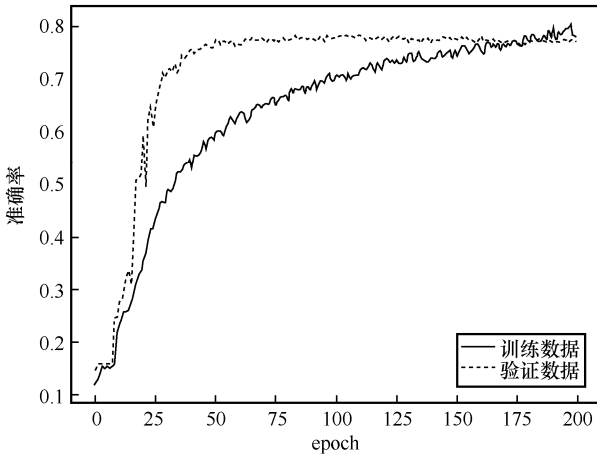
图 9 基于多感知节点数据的卷积融合识别神经网络电磁目标识别性能

图 12 展示了不同感知拓扑网络与不同数量感知节点的融合识别性能对比。从图 12 中可以看出，对于等距感知网络，感知端 1 与感知端 2 融合的认可率是 71.47%，感知端 1 与感知端 3 融合的认可率是 71.30%，感知端 2 与感知端 3 融合的认可率是 71.43%，可见 2 个感知节点融合识别性能相似，且相比于单感知节点没有得到较大提升。在非等距感知网络中，感知端 1 与感知端 2 融合的认可率是 75.95%，感知端 1 与感知端 3 融合的认可率是 72.72%，感知端 2 与感知端 3 融合的认可率是 71.99%，可见对于非等距感知网络，由于不同感知节点的数据丰富性，融合卷积网络的识别性能更好。在实际的应用场景中，由于电磁目标出现的随机性，完全等距的感知网络几乎不会存在。经过对

比，融合卷积网络在非等距网络中取得性能提升，可以为无线电数字孪生提供更为准确的身份信息，此外选取质量更高的感知节点，这种融合提升效果更为明显。



(a) 损失曲线



(b) 准确率曲线

图 10 多感知节点卷积融合识别网络训练过程

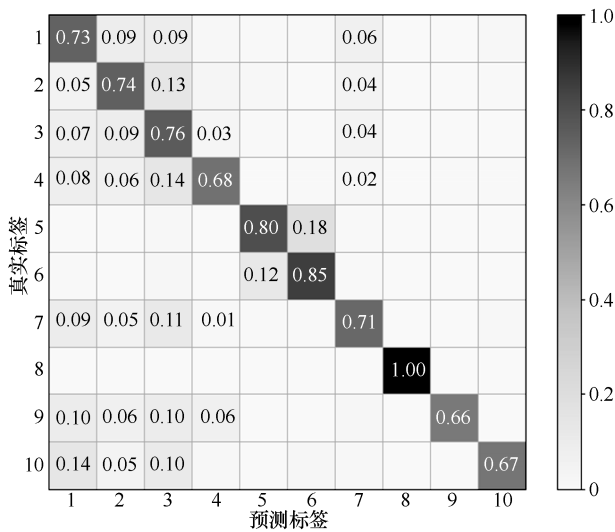


图 11 识别结果混淆矩阵

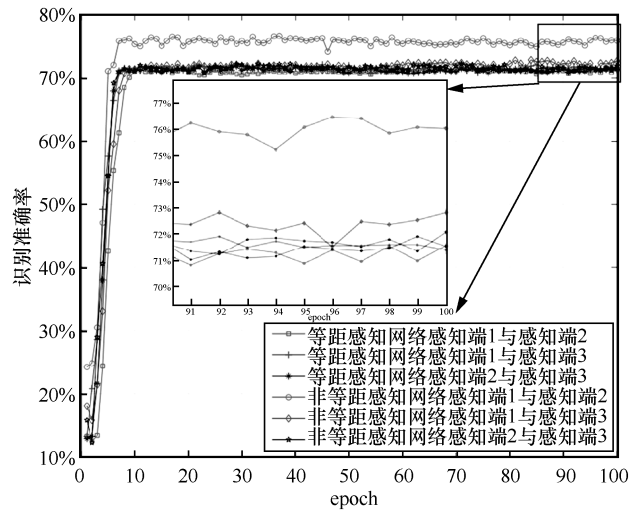


图 12 不同感知拓扑网络与不同数量感知节点的融合识别性能对比

图 13 展示了不同神经网络的识别性能对比。其中 CNN、Resnet、DenseNet 与 DNN 针对非等距感知网络中的接收机数据，识别性能受限于单个感知设备的观测数据质量，识别准确率分别为 70.96%、70.43%、69.41%与 70.54%，可见无论何种网络，单个感知节点始终存在一个识别性能上界。另一方面，多感知节点卷积融合识别网络、Resnet、DenseNet 和 DNN 的识别准确率分别为 77.92%、76.52%、68.23%和 76.13%，其中，多感知节点卷积融合识别网络的识别性能最高。相比于单节点观测数据，卷积融合识别神经网络的性能提升效果更加明显。通过分析可知，多节点的感知优势增加了感知观测视野的丰富度，能为卷积融合识别神经网络提供更多特征，提升了对电磁目标的识别性能。但观察发现，通过多感知节点数据的卷积融合识别神经网络性能提升更明显，而多基于感知节点数据的 DenseNet 存在过多的异构数据，导致融合后的识别性能低于单感知节点数据性能。

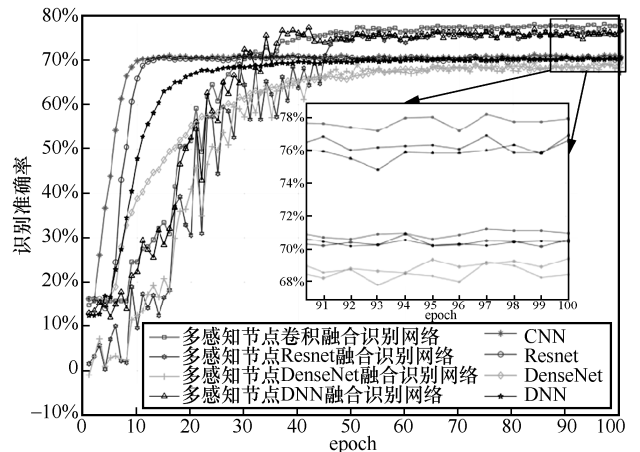


图 13 不同神经网络的识别性能对比

5 结束语

本文针对电磁空间无线电数字孪生由实构虚过程中的电磁目标身份识别需求, 考虑到单个传感器感知节点易受到干扰、识别性能受限, 面向电磁空间无线电数字孪生的需求, 构建了面向无线电数字孪生的无线电目标识别框架, 然后提出了面向无线电数字孪生的多感知节点卷积神经网络个体身份融合识别算法。通过在实际场景中部署多节点识别网络, 开发了分布式传感器数据采集控制软件, 相比于距离最近的单感知节点, 融合识别性能提高了 6.29%, 提供了更加准确的个体身份信息。

结合电磁空间无线电数字孪生发展趋势, 下一步将针对数字孪生对无线电电磁识别进行深入研究, 如考虑小样本条件下的识别场景数据孪生, 提升识别性能, 实现由实构虚、以虚导实的无线电数字孪生闭环。

参考文献:

- [1] 汪连栋, 许雄, 曾勇虎, 等. 复杂电磁环境问题的产生与研究[J]. 航天电子对抗, 2013, 29(2): 20-22, 26.
WANG L D, XU X, ZENG Y H, et al. Production and investigation of the complex electromagnetic environment problems[J]. Aerospace Electronic Warfare, 2013, 29(2): 20-22, 26.
- [2] 郑超. 基于频谱观测数据的信号源分选与电磁态势分析技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2017.
ZHENG C. Research on signal source sorting and electromagnetic situation analysis technology based on spectrum observation data[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017.
- [3] 李泓余, 韩路, 李婕, 等. 电磁空间态势研究现状综述[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2021, 19(4): 549-555+595.
LI H Y, HAN L, LI J, et al. A summary of the present situation of electromagnetic space situation research[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2021, 19(4): 549-555+595.
- [4] 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.
- [5] 韩将星. 6G 时代数字孪生在无线电监测站的应用研究[J]. 通信技术, 2021, 54(2): 352-362.
HAN J X. Digital twin application in radio monitoring stations in 6G era[J]. Communications Technology, 2021, 54(2): 352-362.
- [6] 陶飞. 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.
TAO F. Digital twin five-dimensional model and its application in ten fields[J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2019, 25(1): 1-18.
- [7] WU Y W, ZHANG K, ZHANG Y. Digital twin networks: a survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(18): 13789-13804.
- [8] LOPEZ J, RUBIO J E, ALCARAZ C. Digital twins for intelligent authorization in the 5G-enabled smart grid[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(2): 48-55.
- [9] 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.
- [10] WEI G F, JIAO Y T, DING G R, et al. MetaRadio: bridging wireless communications between real and virtual spaces[J]. IEEE Communications Magazine, 2023, 61(6): 140-146.
- [11] 刘子彤, 丁国如, 王威, 等. 面向非合作无线网络的拓扑感知技术分析[J]. 指挥与控制学报, 2021, 7(2): 153-159.
LIU Z T, DING G R, WANG W, et al. Analysis of topology sensing technology for non-collaborative wireless networks[J]. Journal of Command and Control, 2021, 7(2): 153-159.
- [12] POLAK A C, DOLATSHAHI S, GOECKEL D L. Identifying wireless users via transmitter imperfections[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(7): 1469-1479.
- [13] WANG W H, SUN Z, PIAO S X, et al. Wireless physical-layer identification: modeling and validation[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2016, 11(9): 2091-2106.
- [14] TANG P, XU Y T, WEI G F, et al. Specific emitter identification for IoT devices based on deep residual shrinkage networks[J]. China Communications, 2021, 18(12): 81-93.
- [15] WONG L J, CLARK W H, FLOWERS B, et al. An RFML ecosystem: considerations for the application of deep learning to spectrum situational awareness[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2021, 2: 2243-2264.
- [16] 桂冠, 王禹, 黄浩. 基于深度学习的物理层无线通信技术: 机遇与挑战[J]. 通信学报, 2019, 40(2): 19-23.
GUI G, WANG Y, HUANG H. Deep learning based physical layer wireless communication techniques: opportunities and challenges[J]. Journal on Communications, 2019, 40(2): 19-23.
- [17] MERCHANT K, REVAY S, STANTCHEV G, et al. Deep learning for RF device fingerprinting in cognitive communication networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(1): 160-167.
- [18] QI X Y, HU A Q. Toward novel time representations for RFF identification using imperfect data sets[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(3): 2743-2753.
- [19] 杨洁, 董标, 付雪, 等. 基于轻量化分布式学习的自动调制分类方法[J]. 通信学报, 2022, 43(7): 134-142.

- YANG J, DONG B, FU X, et al. Lightweight decentralized learning-based automatic modulation classification method[J]. Journal on Communications, 2022, 43(7): 134-142.
- [20] 潘一苇, 彭华, 李天昀, 等. 针对特定辐射源识别的高精度符号同步方法[J]. 通信学报, 2018, 39(8): 106-112.
- PAN Y W, PENG H, LI T Y, et al. High-precision symbol timing algorithm for specific emitter identification[J]. Journal on Communications, 2018, 39(8): 106-112.
- [21] 何遵文, 侯帅, 张万成, 等. 通信特定辐射源识别的多特征融合分类方法[J]. 通信学报, 2021, 42(2): 103-112.
- HE Z W, HOU S, ZHANG W C, et al. Multi-feature fusion classification method for communication specific emitter identification[J]. Journal on Communications, 2021, 42(2): 103-112.
- [22] XU Q, ZHENG R, SAAD W, et al. Device fingerprinting in wireless networks: challenges and opportunities[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(1): 94-104.
- [23] D'APUZZO M, D'ARCO M, LICCARDO A, et al. Modeling DAC output waveforms[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(11): 2854-2862.
- [24] GHARAIBEH K M. Nonlinear distortion in wireless systems[M]. New York: John Wiley & Sons, 2011.
- [25] DANEV B, HEYDT-BENJAMIN T S, ĆAPKUN S. Physical-layer identification of RFID devices[C]//Proceedings of the 18th USENIX Security Symposium. Berkeley: USENIX Association, 2009: 199-214.
- [26] 王检, 张邦宁, 张洁, 等. 基于多域特征融合的通信辐射源个体识别方法[J]. 兵工学报, 2023, 44(4): 949-959.

WANG J, ZHANG B N, ZHANG J, et al. A method for specific communication emitter identification based on multi-domain feature fusion[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(4): 949-959.

[作者简介]



魏国峰 (1995-), 男, 辽宁葫芦岛人, 陆军工程大学博士生, 主要研究方向为电磁空间数字孪生、机器学习、辐射源个体识别技术。

丁国如 (1986-), 男, 河南新乡人, 博士, 陆军工程大学教授, 主要研究方向为电磁频谱深度感知及高效利用理论、方法与应用。

焦雨涛 (1992-), 男, 江苏南京人, 博士, 陆军工程大学讲师, 主要研究方向为无线网络、机器学习、区块链技术。

徐以涛 (1971-), 男, 江苏南京人, 博士, 陆军工程大学教授, 主要研究方向为无线通信、数字信号处理技术。

郭道省 (1973-), 男, 江苏南京人, 博士, 陆军工程大学教授, 主要研究方向为卫星通信、无人机通信技术。

汤鹏 (1997-), 男, 江苏盐城人, 陆军工程大学博士生, 主要研究方向为辐射源个体识别、机器学习、辐射源行为识别技术。