

跨场景辐射源个体识别技术综述

闫文君^{①②} 刘康晟^{*①②} 凌青^{*①②} 张立民^{①②} 吴金强^①
于柯远^{①②} 刘恒燕^{①②} 张毅^{①②}

^①(海军航空大学 烟台 264001)

^②(山东省海空信息感知与处理技术重点实验室 烟台 264001)

摘要: 特定辐射源个体识别依赖设备发射信号的“射频指纹”微弱差异识别辐射源所属个体身份属性,是支撑无线安全、频谱管控和态势感知的重要基石。随着无线场景的多样化与动态化,单一域(源域与目标域分布相同)下训练的深度学习模型往往在跨接收机、跨时间等真实环境中性能急剧下降,目前缺乏关于该方面全面、细致的综述。基于此,该文首先对跨场景类型进行分类,然后系统归纳总结主流算法框架及代表性方法,着重剖析每类方法的核心思想与关键技术,并总结了主要开源跨场景数据集,最后指出当前研究的瓶颈与未来可能方向,旨在推动复杂电磁环境下的辐射源个体识别理论和方法研究的新发展。

关键词: 跨场景特定辐射源识别; 射频指纹; 深度学习; 迁移学习; 域适应

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2025)x-0001-20

DOI: 10.12000/JR25166

CSTR: 32380.14.JR25166

引用格式: 闫文君, 刘康晟, 凌青, 等. 跨场景辐射源个体识别技术综述[J]. 雷达学报(中英文), 待出版. doi: 10.12000/JR25166.

Reference format: YAN Wenjun, LIU Kangsheng, LING Qing, *et al.* Survey of cross-scenario specific emitter identification technology[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR25166.

Survey of Cross-scenario Specific Emitter Identification Technology

YAN Wenjun^{①②} LIU Kangsheng^{*①②} LING Qing^{*①②} ZHANG Limin^{①②}
WU Jinqiang^① YU Keyuan^{①②} LIU Hengyan^{①②} ZHANG Yi^{①②}

^①(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

^②(Key Laboratory of Sea-Air Information Perception and Processing Technology of Shandong Provincial, Yantai 264001, China)

Abstract: Specific Emitter Identification (SEI) relies on subtle differences in the radio frequency fingerprints of device-emitted signals to determine the emitter identity attributes. SEI plays a fundamental role in wireless security, spectrum management, and situational awareness. However, as wireless scenarios become increasingly diverse and dynamic, deep learning models trained in a single domain (where the source and target domains share the same distribution) often suffer severe performance degradation in real-world settings such as cross-receiver and cross-time scenarios. This degradation has not yet been comprehensively analyzed. To address this issue, this paper first classifies SEI according to cross-scenario types, and then systematically reviews mainstream algorithm frameworks and representative SEI methods, with a particular focus on the core ideas and key technologies underlying each method. It also summarizes the main open-source cross-scenario SEI

收稿日期: 2025-09-03; 改回日期: 2025-11-21; 网络出版: 2025-12-22

*通信作者: 刘康晟 1664212946@qq.com; 凌青 linqing19870522@163.com

*Corresponding Authors: LIU Kangsheng, 1664212946@qq.com; LING Qing, linqing19870522@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(62371465), 泰山学者工程专项经费基金(ts201511020), 山东省青创团队资助(2022KJ084)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62371465), The Taishan Scholars Project Special Fund (ts201511020), Youth Innovation Teams in Shandong Province Fund (2022KJ084)

责任编辑: 朱卫纲 Corresponding Editor: ZHU Weigang

©The Author(s) 2025. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

datasets. Finally, the paper identifies current research bottlenecks and outlines potential future directions, aiming to facilitate advances in SEI theories and methodologies applicable to complex electromagnetic environments.

Key words: Cross-scenario specific emitter identification; Radio frequency fingerprint; Deep learning; Transfer learning; Domain adaptation

1 引言

随着电磁领域技术的迅猛发展和设备数量的爆炸式增长,电磁环境日益复杂,信息安全问题更加突出。考虑到发射管、功放等发射机器件在制作工艺、生产环境、工人操作水平等因素影响下,辐射源存在细微的固有缺陷,会引起电磁信号的脉内无意调制,无法避免、消除或伪造,这些电磁固有缺陷就是辐射源的“射频指纹”(Radio Frequency Fingerprint, RFF)^[1-3]。实现细微指纹识别,区分相同设备的不同个体的技术称为特定辐射源识别(Specific Emitter Identification, SEI)技术。SEI技术作为物理层安全技术的重要组成部分,就是通过识别无线设备独有的RFF,实现对发射源设备的“身份认证”,在无线网络安全防护、非法设备检测、信号溯源等方面具有重要的研究价值与应用前景^[4,5]。相较于传统的基于协议或地址的通信信号识别方式以及基于脉冲描述字的目标识别方式,SEI技术无须依赖频谱内容,具有更高的安全性与抗伪造能力^[6]。尤其在物联网、军事侦察及频谱管理等场景中,SEI技术能够有效弥补传统手段的不足,提升系统的可信度与鲁棒性^[7-9]。

SEI任务复杂困难,一是由于细微特征淹没在信号特征中,指纹信息较难提取;二是由于细微特征之间差异小,区分难度较大^[10-12]。在跨时间、跨接收机、跨空间等场景中,伴随着场景区域和时间跨度大、场景维度横跨陆海空多域、电磁环境复杂多变等因素影响,雷达辐射源数据呈现样本数据少、数据标签少、语义漂移严重等恶劣状态,直接影响辐射源个体识别算法的适应性、鲁棒性和泛化性^[13-15],多数实验室算法在实际场景的目标个体识别中准确率骤降,甚至失效,因此针对跨场景的SEI研究意义重大。

跨场景辐射源个体识别方法主要致力于应对由工作环境变化及辐射源自身因素变动所引起的辐射源特征畸变挑战^[16]。传统特征提取方法首先需要构建精细的信号畸变特征数学模型,通过对畸变进行补偿来实现辐射源个体的识别。尽管该方法在特定测试信号上能够取得令人满意的识别效果,但其操作过程相对复杂,应用场景较为局限,且易受其他外部因素干扰,同时高度依赖于人工进行特征提取。而深度学习方法以数据为核心驱动力,旨在实

现更为精准的辐射源个体识别。该方法能够自动调整神经网络的参数,从而有效提取针对辐射源个体识别的专用信号特征,已成为目前学术界解决跨场景SEI任务的主流思路^[17]。

当前学术界关于跨场景辐射源个体识别综述文献较少,文献^[17]主要从跨场景识别算法和跨场景类型两方面叙述了当前跨场景辐射源个体识别方面的相关算法,但未明确梳理总结跨多源域算法。文献^[18]则是仅介绍了跨场景辐射源个体识别技术中的基于最大均值差异对齐的方法和基于对抗对齐的方法,部分主流算法没有归纳。基于此,本文旨在总结国内外学者对跨场景辐射源个体识别技术的研究现状,从跨场景辐射源问题建模、跨场景SEI方法总体情况分析、跨单源域识别算法、跨多源域识别算法、当前算法识别稳健性分析、开源跨场景辐射源数据集构建、挑战和展望共7个方面展开综述,以期推动雷达辐射源个体识别理论和方法研究的进一步发展。

2 跨场景辐射源问题建模

跨场景辐射源个体识别问题的数学本质是在不同数据分布条件下实现辐射源的稳定分类,其核心任务是学习域不变特征表示,使得特征空间中的样本分布对领域变化保持鲁棒性,同时保留个体间的判别性差异。

2.1 跨单源域识别问题建模

假设源域和目标域的联合概率分布分别为 $P_S(x, y)$ 和 $P_T(x, y)$,跨域问题的核心矛盾是两者的分布差异 $|P_S - P_T|$,直接应用源域训练的模型在目标域上性能下降的原因是条件分布偏移 $P_S(x|y) \neq P_T(x|y)$ 或边缘分布偏移 $P_S(x) \neq P_T(x)$ 。而我们需要做的工作就是通过特征映射函数 $f(\theta): x \rightarrow z$ (例如神经网络),优化参数 θ 使得满足域不变性(对齐源域和目标域特征分布)和类可分性(保持同类样本的聚合性和异类样本的分离性)。该类问题的损失函数 \mathcal{L} 可以统一表示为

$$\mathcal{L} = \underbrace{\mathbb{E}_{(x,y) \sim S}[\mathcal{L}_{\text{cls}}(f_{\theta}(x), y)]}_{\text{分类损失}} + \lambda \underbrace{\mathcal{L}_{\text{align}}(f_{\theta}(S), f_{\theta}(T))}_{\text{域对齐损失}} \quad (1)$$

其中, $\mathbb{E}_{(x,y) \sim S}(\cdot)$ 表示从源域数据分布 S 中采样对 (x, y) 的期望值, T 为目标域分布, \mathcal{L}_{cls} 为分类损

失, $\mathcal{L}_{\text{align}}$ 为域对齐损失, $f_{\theta}(\cdot)$ 为算法模型输出, λ 为平衡参数。

2.2 跨多源域识别问题建模

假设存在 N 个源域, 其联合概率分布分别为 $P_{S_i}(x, y), i = 1, 2, \dots, N$, 目标域的联合概率分布为 $P_T(x, y)$ 。跨多源域问题的核心矛盾在于多个源域与目标域之间的分布差异, 即 $\sum_{i=1}^N |P_{S_i} - P_T|$ 或更复杂的分布差异度量。直接应用单一源域或简单合并多个源域训练的模型在目标域上性能下降的原因, 不仅包括各源域与目标域间的条件分布偏移 $P_{S_i}(x|y) \neq P_T(x|y)$ 或边缘分布偏移 $P_{S_i}(x) \neq P_T(x)$, 还可能源域之间的分布差异 $P_{S_i} \neq P_{S_j} (i \neq j)$ 所带来的挑战。针对跨多源域识别问题, 解决思路是通过特征映射函数 $f(\theta): x \rightarrow z$ (例如神经网络), 优化参数 θ 使得模型能够有效融合来自多个源域的知识, 并满足以下关键特性。(1) 多源域不变性: 对齐多个源域与目标域的特征分布, 并减小源域之间的分布差异。(2) 类可分性: 保持同类样本的聚合性和异类样本的分离性, 且该特性在不同域间保持一致。(3) 域间关系建模: 有效捕捉并利用多个源域与目标域之间的关系, 以辅助目标域的识别任务。该类问题的损失函数 \mathcal{L} 可以统一表示为

$$\begin{aligned} \mathcal{L} = & \sum_{i=1}^N \mathbb{E}_{(x,y) \sim S_i} [\mathcal{L}_{\text{cls}}(f_{\theta}(x), y)] \\ & + \lambda_1 \cdot \mathcal{L}_{\text{multi_align}}(f_{\theta}(S_1), f_{\theta}(S_2), \dots, f_{\theta}(S_N), \\ & f_{\theta}(T)) + \lambda_2 \cdot \mathcal{L}_{\text{relation}}(S_1, S_2, \dots, S_N, T) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\sum_{i=1}^N \mathbb{E}_{(x,y) \sim S_i} [\cdot]$ 表示从 N 个源域数据分布 S_i 中分别采样对 (x, y) 的期望值之和, T 为目标域分布, \mathcal{L}_{cls} 为分类损失, $\mathcal{L}_{\text{multi_align}}$ 为多源域对齐损失, 用于同时减小多个源域之间以及源域与目标域之间的分布差异, $\mathcal{L}_{\text{relation}}$ 为域间关系损失项, 用于建模和利用多源域与目标域之间的关系, λ_1 和 λ_2 为平衡参数。

3 跨场景SEI方法总体情况分析

3.1 跨场景挑战分析

在SEI任务中, 辐射源指纹是由发射机指纹、接收机指纹和环境噪声共同影响的, 任何一个因素发生变化, 对辐射源识别都会造成影响。跨场景是影响上述因素的重要情况之一。跨场景一般涵盖跨时间、跨接收机、跨空间场景等不同情况, 由于环境影响和细微指纹的变化, 识别难度比通用场景更大。

跨时间场景是指训练数据集数据的时间分布与推理数据的时间分布有间隔情况。器件随时间衰

减、环境温湿度变化、操作人员水平差异等对发射机信号产生无意调制, 使得信号语义发生不同程度漂移, 进而影响发射机指纹识别。测试表明, 数据超过3个月, 识别准确率将大幅降低^[19]。

跨空间场景是指信号采集的地域不断更换, 信号采集环境(温湿度等)等均发生变化的情况, 此外还包括设备在不同地理位置或传播路径下的信号衰减、多径效应等造成的特征变异^[20], 此时发射机指纹、接收机指纹和环境噪声都会对辐射源的识别造成影响。

跨接收机场景是指由于接收平台、设备更换时对辐射源指纹造成影响的情况。辐射源指纹是发射机指纹、接收机指纹和环境噪声的叠加, 当接收机更换时, 接收机的固有指纹会对发射机指纹造成污染, 特别是在海上场景和机载场景中, 不同船舶或飞机搭载不同接收机进行信号采集, 接收机种类多且指纹无规律可以挖掘, 对齐消除困难, 发射机指纹识别难度大^[21]。

此外, 在通信辐射源识别方面, 还会包括跨调制方式、跨频域、跨功率、跨通信协议场景等情况。其中, 跨调制场景识别面临由于不同通信系统采用多种调制方式时所导致的信号结构差异^[22]; 跨频域场景识别需处理设备在不同频率下工作时因信道特性和天线响应变化而引发的特征偏移^[23]; 跨功率场景则关注发射功率变化对信号强度及非线性特征的影响, 尤其在远近效应显著的场景中更为复杂^[24]; 跨协议场景识别则需应对不同通信协议带来的帧结构、编码方式、传输机制等方面的差异, 增加了指纹特征提取与匹配的难度^[25]。

实际上, 跨时间、跨接收机、跨空间是相互交织的, 例如跨空间伴随着跨接收机、跨时间的情况, 因此跨场景定量分析较为困难。上述各类跨场景问题往往并非孤立存在, 而是相互交织, 进一步提升了跨场景辐射源个体识别的技术门槛与研究价值。

上述问题导致训练数据(源域)与测试数据(目标域)在数据分布上难以保持一致。特别地, 目标域中的标注数据往往稀缺且获取成本高昂, 通常仅有大量的源域标注数据或少量的目标域标注数据可供使用。因此研究效果好、鲁棒性强的跨场景辐射源识别算法十分重要。

3.2 跨场景方法总体概述

跨场景包括跨时间、跨接收机、跨空间、跨调制方式、跨频域、跨通信协议等不同场景, 对于不同的跨场景问题, 由此带来的特征偏差是不同的, 需要根据不同的应用场景选择不同的解决方法, 还有涉及跨多域的问题, 跨多域识别是指在迁移学习任务中, 带标签的数据来源于多个不同的源域。这

标函数拉近同类样本间的距离、推远异类样本, 从而增强特征空间的类内紧致性与类间可分性。在跨域识别任务中, 该思想被扩展用于构建跨域一致性约束: 例如, 将同一辐射源在不同域下的信号视为正样本对, 通过对比损失函数引导模型学习对域变化鲁棒的判别性特征。相比传统监督迁移学习, 该方法弱化了对精确标签的依赖, 更多依靠样本间的关系建模提升泛化能力。但其性能高度依赖于正负样本对的构造策略, 若负样本包含过多跨域相似样本, 可能导致特征学习偏差; 同时, 高质量的样本配对通常需要先验知识或聚类预处理, 增加了实现复杂度。

(4) 基于图关系建模的特征对齐方法

该方法仅适用于多源域识别场景, 将辐射源样本本视为图中的节点, 利用图神经网络建模样本间的拓扑关系与交互模式, 实现结构化的特征对齐。通过构建跨域样本的相似性图, 模型可在图卷积过程中聚合邻域信息, 显式学习域间对应关系与类别边界。此类方法能够捕捉样本间的高阶语义关联, 尤其适用于小样本或部分标注场景下的跨域迁移。尽管该类方法展现出较强的表达能力, 但其性能受限于图结构的构建质量, 且计算开销较大, 对大规模数据场景的可扩展性有待验证。

综上所述, 上述4类特征对齐方法从对抗博弈、统计匹配、判别学习到结构建模等不同路径出发, 致力于解决跨场景辐射源识别中的分布偏移问题。它们各有优势与局限, 未来的研究趋势或将趋向于多机制融合, 以实现更稳健、可解释且高效的泛化能力。

4 跨单源域识别算法

4.1 基于对抗式域对齐的跨单源域识别算法

基于对抗式域对齐的跨单源域识别算法通过引入一个域判别器与特征提取器进行对抗, 以实现域

混淆。特征提取器的目标是生成无法被域判别器区分其来源的特征, 域判别器则努力进行区分。当训练达到纳什均衡时, 特征提取器便学到了一个对域变化不敏感, 但对类别信息敏感的通用特征表示, 具体如图2^[65]所示, 整体系统优化的目标是一个鞍点问题:

$$\min_{G_f, G_y} \max_{G_d} \mathcal{L}(G_f, G_y, G_d) \quad (3)$$

其中, G_f 为特征提取器、 G_y 是标签分类器、 G_d 为域判别器。这个总损失函数 \mathcal{L} 通常包含一个分类损失和一个对抗损失。

(1) 半监督学习框架: 文献[26]提出基于对抗的一致性正则半监督辐射源个体识别方法(Adversarial Consistency Regularized Semi-supervised Specific Emitter Identification, ACRS-SEI), 建立网络模型提取域不变特征, 即不同信噪比条件下的信号数据的特征对齐; 文献[27]提出基于深度对抗域适应的特定辐射源识别算法(Specific Emitter Identification Based on Deep Adversarial Domain Adaptation, SEI-DADA), 通过对抗训练使特征提取器生成域不变特征, 有效解决跨域数据分布差异问题; 文献[28]提出了一种基于域对抗神经网络的迁移识别框架(Unmanned Aerial Vehicle-Domain Adversarial Neural Network, UAV-DANN), 通过集成领域分类器与梯度反转层, 有效减小了无人机辐射源信号的跨空间场景分布差异。实验表明, 该方法在复杂电磁环境中显著提升了识别性能; 文献[29]提出半监督自适应调制识别方法(Semi-Supervised Domain-Adaptive Automatic Modulation Recognition, SSDA-AMR), 该方法采取“信号级适配+特征级适配”的两阶段策略。

(2) 无监督学习框架: 文献[30]作为该类算法

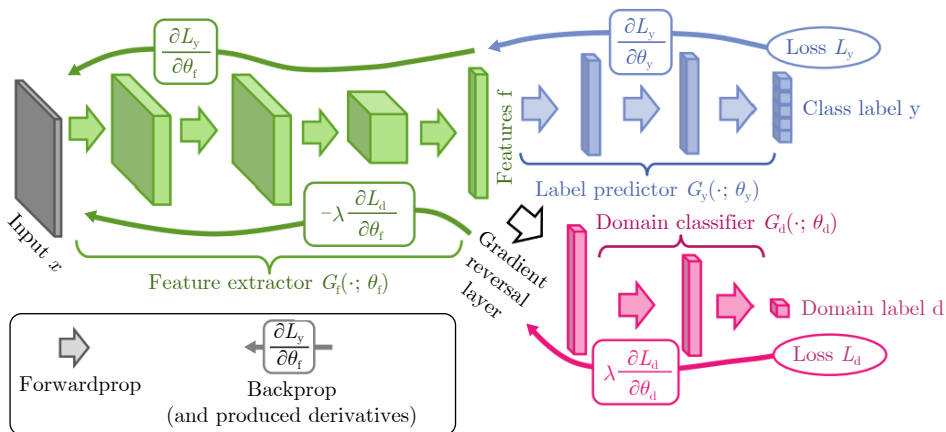


图2 对抗式域对齐示意图^[65]

Fig. 2 Diagram of adversarial domain alignment^[65]

的开创性工作,提出开放RAN指纹识别框架(Open Radio Access Network Fingerprinting, OpenRF),使得领域对抗神经网络直接应用在上述框架上;文献[31]提出联邦RFF迁移的方法(Federated Radio Frequency Domain Adaptation, FRFDA),采用了条件对抗域适应网络(Conditional Adversarial Domain Adaptation Network, CDAN),并证明普通领域对抗强制对齐边缘分布可能破坏多模态的类别结构;文献[32]提出一种基于DANN网络的可变调制SEI框架(Domain Adaptation for Variable Modulation SEI, DA-VMSEI),使用深度残差收缩网络(Deep Residual Shrinkage Networks, DRSN)作为主干网络,设计了一个解调和重构模块以获取无失真的信号,可有效应用于跨调制场景;文献[33]提出一种聚焦于领域无关的射频设备指纹识别(Domain-Agnostic Device Fingerprinting, DADF),提出了一种基于可区分深度特征的跨功率场景设备指纹提取方法,采用对比学习与领域对抗训练联合优化,迫使模型学习领域无关的判别性特征;文献[34]提出基于领域自适应的动态噪声辐射源识别算法(Dynamic Domain Adaptation for Dynamic Noise, DDA-DN),通过特征对齐优化模型学习与噪声无关的RFF;文献[35]设计CBAM-CNN-BDA模型,结合通道注意力机制与平衡分布自适应,BDA模块有效消除接收机硬件差异引起的特征偏移。

算法对比如表1所示。

4.2 基于分布度量对齐的跨单源域识别算法

基于分布度量对齐的跨单源域识别算法不采用对抗博弈,而是直接在特征空间中定义一个明确的分布差异度量,并将其作为正则化项加入总损失函数中,通过梯度下降直接最小化源域和目标域的特征分布距离,从而拉近两个域的表达^[66]。通常选用的分布度量函数为MMD函数,其形式为

$$\mathcal{L}_{\text{MMD}} = \left\| \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \phi(G(x_i^t)) - \frac{1}{n_s} \sum_{j=1}^{n_s} \phi(G(x_j^s)) \right\|_{\mathcal{H}}^2 \quad (4)$$

其中, n_t 为目标域样本数量, n_s 为源域中的样本数量, x_i^t 表示第 i 个来自目标域的样本, x_j^s 表示第 j 个来自源域的样本。

(1) 半监督学习框架:文献[36]提出了对抗多约束半监督方法(Adversarial Multi-Constraint Semi-Supervised, AMC-SS),利用欧氏距离和余弦角度对齐特征分布,可以解决少量标记样本下的跨接收机场景迁移问题;文献[37]提出一种基于MK-MMD的深度域适应网络(Deep Adaptation Networks, DAN),通过适配训练有效提高了特征迁移效率。

(2) 无监督学习框架:文献[38]提出了联合子空间对齐方法(Joint Subspace Alignment, JSA),为了实现跨接收机场景的SEI,分别使用TCA和JDA算法,将接收机A接收的信号作为源域样本,接收机B接收的信号作为目标域样本,分别使用TCA和JDA方法进行训练;文献[39]提出多子域迁移学习

表 1 基于对抗式域对齐的跨单源域识别算法对比^[26-35]

Tab. 1 Comparison of cross-single-domain identification algorithms based on adversarial domain alignment^[26-35]

算法	核心工作	算法不足	跨场景类型	效果分析
ACR-SEI	结合对抗训练与一致性正则化提升跨域特征稳定性	依赖高质量未标注数据,对抗训练稳定性待提升	跨接收机、空间场景	在ORACLE射频指纹数据集中准确率最高99% (12 dB环境) ^[26]
DADA	采用对抗生成网络对齐源域与目标域特征分布	对目标域数据分布差异敏感,对抗训练耗时长	跨空间场景	在自建数据集中准确率最高99.28% (25 dB环境) ^[27]
UAV-DANN	结合Transformer和DANN联合对齐信号分布	不适应低信噪比场景,泛化能力受限	跨空间场景	在自建无人机遥控数据集上准确率最高88.35% ^[28]
SSDA-AMR	联合半监督学习与域不变特征提取,解决调制类型变化问题	需部分目标域标注,复杂调制场景性能下降	跨调制场景	在RadioML2016.10A, RadioML2018.01A和自定义数据集上准确率可超过90% (0 dB环境) ^[29]
OpenRF	基于真实5G平台实现端到端指纹认证	依赖特定硬件环境,泛化能力受限	跨空间、协议场景	在POWDER平台自建数据集上准确率99.86% ^[30]
FRFDA	联邦框架下实现多源模型参数迁移,保护隐私	通信开销大,异构设备兼容性差	跨空间场景	在POWDER平台自建数据集上准确率90.33% (4G, 5G, Wi-Fi混合数据) ^[31]
DA-VMSEI	自适应调制参数估计与域对齐联合优化	对调制参数突变适应性不足	跨调制场景	在自建数据集上准确率85% (4 dB环境) ^[32]
DADF	利用深度神经网络从原始信号中提取鲁棒且可区分的设备指纹特征	在极端或未见过的领域条件下,泛化能力会下降	跨空间、功率场景	在自建数据集上准确率最高99.7% ^[33]
DDA-DN	引入动态噪声补偿模块,结合对抗性域适应实现变环境下的稳定识别	对噪声统计特性突变敏感,需预先建模噪声分布	跨空间场景	在自建数据集上准确率82% ^[34] (6 dB环境)
CBAM-CNN-BDA	融合通道注意力机制与双向域对抗网络,增强指纹的细粒度特征表达与跨接收机适配能力	注意力模块对接收机硬件参数敏感,需接收机端先验校准	跨接收机场景	在自建数据集上准确率97.5% ^[35]

(Multi-source Subdomain Transfer Learning, MSTL), 通过迁移预训练模型参数优化目标域特征提取效率, 结合浅层网络融合策略增强小样本适应性; 文献[40]提出特定域批量归一化(Domain-Specific Batch Normalization, DSBN)是一种简单而高效的适配方法, 它为每个域维护独立的统计参数, 有效隔离了域特定的浅层统计差异, 尤其在应对跨接收机场景差异上效果显著; 文献[41]提出多差异深度自适应网络(Multi-Difference Deep Adaptive Network, MDAN), 通过引入多级域差异度量模块优化跨域特征对齐, 其优势在于融合域间分布差异与类间判别性差异, 有效缓解跨接收机辐射源特征漂移问题。

综上所述, 基于分布度量对齐的跨单源域识别算法对比如表2所示。

4.3 基于对比学习的跨单源域识别算法

基于对比学习的跨单源域识别算法旨在学习一个优质的嵌入空间, 而非直接学习分类边界。其目标是在该空间中, 将来自同域的同类样本拉近, 同时将不同类的样本推远。这种思想天然地关注样本间的相对关系, 使其对场景漂移具有更强的鲁棒性。

(1) 半监督学习框架: 文献[42]提出了一种结合对比学习与伪标签的半监督雷达信号调制识别方法(Contrastive Semi-Supervised Learning with Pseudo-Label, CSSL-PL), 通过对比学习增强未标记数据的特征表达能力, 结合伪标签迭代优化模型, 有效解决了标注数据不足的问题; 文献[43]提出基于自监督预训练与双流特征融合的半监督框架(Self-Supervised Dual-Stream Fusion, SSDF), 通过引入时序对比学习模块, 在无标签数据上预训练特征提取网络, 学习脉冲序列的时域-频域不变性特征。随后, 结合双流网络(CNN+Transformer)融合多尺度特征。

(2) 无监督学习框架: 文献[44]提出了一种基于原型网络的跨域RFF识别方法(Cross-Domain Adaptive Prototypical Network, CDA-PTN), 核心是通过小样本学习实现跨功率场景条件下的电磁环境下的辐射源特征迁移。其优势在于利用原型向量建模类别特征, 减少域间分布差异; 文献[45]提出基于无监督对比学习的射频设备指纹识别算法(Unsupervised Contrastive Learning for Time-Domain Shift, UCL-TS), 通过构造同一传输信号的对比正样本对和不同传输的负样本对, 提取时间偏移下的域不变特征; 文献[46]提出了基于伪标签与元学习的迁移学习框架(Transfer Pseudo-Labeling Meta-Learning Framework, TPML), 结合半监督学习中的伪标签生成技术(减少标注依赖)和元学习的快速适应能力(优化跨领域泛化), 可有效提升SEI任务在小样本场景下的性能。

以上现有方法虽然在特定场景存在优势, 但仍有不足, 各算法对比如表3所示。

5 跨多源域识别算法

在实际部署中, SEI任务通常需从多个已知的、异构的源域获取训练数据, 以期在新部署的目标域中获得优良性能。现有研究普遍遵循“源域集聚合→跨域对齐→判别增强”的技术范式。首先, 通过特定策略聚合多个源域的知识, 以形成一个更具泛化性的知识基础; 其次, 通过对齐源域与目标域的特征分布, 以消除域间隙; 最后, 利用目标域的少量标签或无标签信息进一步增强模型的判别能力^[67-70]。

5.1 基于多源对抗式域对齐的跨多源域识别算法

基于多源对抗式域对齐的跨多源域识别算法是单源对抗域适应的直接扩展。其核心目标是通过一个或多个域判别器与特征提取器进行博弈, 使得特

表 2 基于分布度量对齐的跨单源域识别算法对比^[36-41]

Tab. 2 Comparison of cross-single-domain identification algorithms based on distribution metric alignment^[36-41]

算法	核心工作	算法不足	跨场景类型	效果分析
AMC-SS	联合对抗训练与多约束优化解决未标注样本特征漂移问题	对抗约束设计复杂, 计算成本高	跨接收机场景	在自建数据集上准确率99% ^[36]
DAN	提出通过多层MK-MMD对齐特征分布	对源域数据量依赖性强, 计算复杂度较高	跨时间场景	使用公开数据集(Office-31, Office-Caltech, ImageCLEF-DA)最高平均准确率84.6% ^[37]
JSA	构建跨接收机的联合子空间实现辐射源特征不变性表征	子空间维度敏感, 动态环境适应性弱	跨接收机场景	在自建数据集上准确率超过85% ^[38]
MSTL	基于子域粒度聚合多源知识, 提升跨域泛化能力	子域划分依赖先验知识, 异构源域兼容性差	跨频域场景	在自建数据集上准确率88% ^[39]
DSBN	分离领域特有统计量, 实现无监督域适应中特征分布解耦	需足够目标域批量样本, 域间差异过大时失效	跨接收机场景	使用VisDA-C (平均80.2%), Office-31 (平均88.3%), Office-Home数据集 (平均83.0%) ^[40]
MDAN	构建多级域差异度量模块, 采用层次化特征对齐	计算复杂度高, 多差异权重需手动调整	跨接收机、时间场景	在ORACLE数据集上识别率93.1% ^[41]

特征提取器生成的特征表示对于所有源域-目标域对都是不可区分的,从而实现分布对齐。

该方法为每个源域 S_j 配置一个独立的判别器 G_j ,特征提取器 G_f 的目标是最小化辐射源分类损失,而判别器 G_j 的目标是最大化域分类损失。其对抗损失 \mathcal{L}_{adv} 可表示为

$$\min_{G_f} \max_{S_1, S_2, \dots, S_K} \sum_{j=1}^K \mathcal{L}_{adv}(G_f, G_j) \quad (5)$$

其中, $\mathcal{L}_{adv}(G_f, G_j)$ 是第 j 对源-目标域的对抗损失,用于区分特征是来自源域 S_j 还是目标域 T 。

(1) 半监督学习框架:文献[47]提出原型双对齐框架(Prototype-Based Dual-Alignment, PBDA),通过原型匹配(类间对齐)和加权对抗学习(域间对齐)优化跨源域特征;文献[48]提出基于Wasserstein距离约束的生成对抗网络(Adversarial Domain Adaptation with Wasserstein distance, ADAW),优化跨时间采集辐射源特征对齐。

(2) 无监督学习框架:文献[49]提出一种无监督域自适应方法(Multi-classifier Feature-Gradient Aligned Domain Adaptation, MFGADA),通过交替优化域间特征差异损失与梯度差异损失,并引入多分类器差异损失,实现跨批次辐射源数据特征对齐。

以上算法虽然在各自特定跨场景条件和数据集下取得了不错的效果,但均存在一定局限,各算法对比如表4所示。

5.2 基于分布度量对齐的跨多源域识别算法

类似单源域情形,通常情况下,分布度量对齐是利用MMD通过核函数 $\phi(\cdot)$ 将样本映射到高维希尔伯特空间中,并计算源域和目标域样本均值嵌入的距离。对于多源场景,通常是将目标域与所有源域的加权混合分布进行对齐^[71,72]:

$$\mathcal{L}_{MMD} = \left\| \frac{1}{n_t} \sum_{i=1}^{n_t} \phi(G(x_i^t)) - \sum_{k=1}^K w_k \left(\frac{1}{n_{s_k}} \sum_{j=1}^{n_{s_k}} \phi(G(x_j^{s_k})) \right) \right\|_{\mathcal{H}}^2 \quad (6)$$

其中, n_t 为目标域样本数量, n_{s_k} 为第 k 个源域中的样本数量, x_i^t 表示第 i 个来自目标域的样本, K 表示源域的数量, w_k 是与第 k 个源域相关的权重, $x_j^{s_k}$ 表示第 j 个来自第 k 个源域的样本。

(1) 半监督学习框架:文献[50]提出多源子域对齐网络(Multi-Source Subdomain Distribution Alignment Network, MSSDA-Net),通过动态子域划分与统计矩匹配损失,联合优化遥感影像跨场景的多源高阶矩对齐,支持半监督特征自适应。

(2) 无监督学习框架:文献[51]提出像素级与特征级联合对齐框架(Multi-Scale Iterative Domain Adaptation, MSIDA),通过对齐跨域辐射源信号的统计分布,结合迭代优化实现无监督域适应;文献[52]提出基于类特征对齐的多源域适应算法(Cat-

表 3 基于对比学习的跨单源域识别算法对比^[42-46]

Tab. 3 Comparison of cross-single-domain identification algorithms based on contrastive learning^[42-46]

算法	核心工作	算法不足	跨场景类型	效果分析
CSSL-PL	结合对比学习与伪标签机制,增强在低标注率下的判别性特征学习	伪标签噪声抑制能力有限,复杂调制场景鲁棒性下降	跨调制、空间场景	在自建数据集上准确率超过85%(SNR大于-2 dB环境) ^[42]
SSDF	基于自监督的双流特征编码器融合时频域信息,缓解小样本的过拟合问题	双流模型计算开销大,动态场景特征同步性要求高	跨接收机、空间场景	在自建数据集上准确率97.1% ^[43]
CDA-PTN	结合原型网络和小样本学习,能在无标注时实现高效的识别	对域间分布差异过大的场景泛化能力有限	跨空间、接收机、功率场景	使用ORACLE, CORES, WiSig数据集,最高准确率99% ^[44]
UCL-TS	引入时域偏移不变性约束的无监督对比学习框架	依赖高质量无标签时序数据,短时突变适应性不足	跨时间场景	在自建数据集上准确率88.2%(无线信道环境,时间跨1 d) ^[45]
TPML	结合了伪标签和元学习机制,可适应动态电磁场景	依赖源域质量,伪标签的准确性可能显著下降	跨时间场景	在自建数据集上准确率90% ^[46]

表 4 基于多源对抗式域对齐的跨多源域识别算法对比^[47-49]

Tab. 4 Comparison of cross-multiple-domain identification algorithms based on multi-source adversarial domain alignment^[47-49]

算法	核心工作	算法不足	跨场景类型	效果分析
PBDA	提出原型中心双对齐机制(特征空间+原型分布对齐)	对噪声和杂波敏感,需高纯度原型初始化	跨空间、接收机场景	使用ImageCLEF-DA(平均90.2%)、Office-31(平均91.4%)、Office-Home(平均75.5%)和自建数据集(超过88%) ^[47]
ADAW	提出基于Wasserstein距离的对抗域适应框架	依赖大规模跨会话数据集,计算复杂度高	跨时间场景	ADS-B自建数据集中准确率最高86.78% ^[48]
MFGADA	融合多分类器差异损失与梯度对齐策略,提升了跨批次数据的特征对齐效果	测试时间跨度小,不适应实际场景	跨时间场景	在自建数据集上平均准确率79.49% ^[49]

egory Feature Alignment Network, CFAN), 通过跨域类中心对齐策略优化特征分布一致性, 该方法创新性引入类感知动态权重机制, 结合原型网络强化小样本特征表达, 有效解决多源域间类别偏移问题。

以上算法虽然在各自特定跨场景条件和数据集下取得了不错的效果, 但均存在一定局限, 各算法对比如表5所示。

5.3 基于对比学习的跨多源域识别算法

基于对比学习的跨多源域辐射源识别方法通过无监督特征对齐和域不变表示学习实现跨域泛化。其核心是利用对比损失函数拉近同类样本(跨域)的特征距离, 同时扩大异类样本差异, 部分算法结合对抗训练或特征解耦消除域间分布差异。

文献[53]设计了对比自监督跨域SEI方法(Contrastive Self-supervised learning framework integrating von Neumann Entropy and Exponential moving average, CSEE), CSEE方法构建双通道CNN网络, 通过数据增强生成正负样本对, 利用改进的InfoNCE损失实现跨域特征对齐, 同时引入原型记忆库动态更新类别中心以减少域偏移; 文献[54]设计了对比源自由跨接收器网络(Contrastive Source-Free Cross-Receiver Network, CSCNet), CSCNet方法采用分离式特征编码器, 分别提取域共享特征与接收器专属特征, 通过对比学习约束共享特征的判别性, 结合对抗训练消除硬件指纹差异。

以上各算法对比如表6所示。

5.4 基于关系建模的跨多源域识别算法

基于关系建模的跨多源域识别算法将多源域适

应问题提升到一个新的抽象层次, 不再将各个源域视为独立的实体, 而是显式地建模它们之间的相互关系[73,74]。该算法主要是结合图神经网络及其变体进行, 将每个域抽象为一个节点向量 h_k , 域间的关系(邻接矩阵)可以通过预定义或学习得到。通过图注意力机制, 目标域可以动态地向各个源域查询信息, 其聚合权重由注意力分数决定:

$$w_{kj} = \operatorname{softmax}_j(e_{kj}) = \frac{\exp(\operatorname{LeakyReLU}(\mathbf{a}^T[\mathbf{W}h_k][\mathbf{W}h_j]))}{\sum_{l \in N_k} \exp(\operatorname{LeakyReLU}(\mathbf{a}^T[\mathbf{W}h_k][\mathbf{W}h_l]))} \quad (7)$$

其中, e_{kj} 是从节点 j 到节点 k 的注意力系数, \mathbf{a} 和 \mathbf{W} 分别为可学习的向量参数和权重矩阵, h_k 和 h_j 分别为节点 k 和 j 的特征向量, $\sum_{l \in N_k}$ 表示对节点 k 的所有邻居节点 l 进行求和, N_k 表示节点 k 的邻居集合。

(1) 半监督学习框架: 文献[55]设计了加权残差图卷积网络(Weighted Residual Graph Convolutional Network, WRGCN), 将雷达信号建模为图结构(节点为脉冲描述字, 边为时序相关性), 结合GCN和半监督损失(如伪标签传播)优化分类模型。

(2) 无监督学习框架: 文献[56]提出了基于辅助样本集自动搜索最优网络结构(Automatic Modulation Classification Network, Auto-MCNet), 利用无监督知识迁移提取辐射源信号的图结构特征, 自动优化跨域拓扑对齐模块, 减少标注依赖。

各算法对比如表7所示。

5.5 其他算法

文献[57]提出基于多数据流的深度学习设备指

表 5 基于分布度量对齐的跨多源域识别算法对比^[50-52]

Tab. 5 Comparison of cross-multiple-domain identification algorithms based on distribution metric alignment^[50-52]

算法	核心工作	算法不足	跨场景类型	效果分析
MSSDA-Net	引入子域级分布对齐策略, 优化多源遥感场景的细粒度跨域迁移能力	对多源数据分布差异敏感, 需精确子域划分	跨空间、接收机场景	在UC Merced等数据集上准确率最高95.75% ^[50]
MSIDA	结合多尺度特征提取与迭代优化机制, 增强指纹在复杂信道环境中的跨域鲁棒性	迭代收敛速度慢, 实时性受限	跨空间场景	在自建数据集上平均准确率97.88% ^[51]
CFAN	提出类级特征分布对齐方法, 解决多源辐射源个体识别中的类别混淆问题	类别不均衡时性能下降显著	跨接收机、协议场景	在ORACLE数据集上准确率97.82% ^[52]

表 6 基于对比学习的跨多源域识别算法对比^[53,54]

Tab. 6 Comparison of cross-multiple-domain identification algorithms based on contrastive learning^[53,54]

算法	核心工作	算法不足	跨场景类型	效果分析
CSEE	结合对比自监督与小样本学习, 解决跨域辐射源个体识别中的标记数据稀缺问题	对数据增强策略敏感, 长尾分布场景下性能下降	跨接收机、空间场景	在自建数据集上准确率87.13% (ADS-B信号), 89.62% (LORA信号), 86.10% (AIS信号) ^[53]
CSCNet	提出无源域适应框架, 无须源域原始数据即可实现跨接收机的迁移	依赖目标域初始样本质量, 低信噪比场景泛化性受限	跨接收机场景	在HackRF信号、WiSig数据集上最高98.12% ^[54]

纹识别方法(Channel-Resilient Deep Learning-Driven Device Fingerprinting, CRDL-DF), 通过并行处理不同信道特征增强鲁棒性。算法结合CNN架构与自适应数据融合策略, 在复杂信道环境下准确提取硬件特征; 文献[58]设计一种名为AirID的算法, 通过注入定制化RFF实现无人机身份认证, 采用深度残差网络分析IQ信号细微差异。核心创新在于生成对抗网络合成对抗性RF特征, 使模型对信道衰减具有强适应性; 文献[59]设计一种名为Deep-FIR的算法, 该算法架构引入自适应波形滤波器组, 通过端到端联合优化滤波器参数与分类网络参数, 动态补偿信道失真; 文献[60]提出实时自适应波形分析方法(Real-Time Adaptive Waveform Synthesis, RTAWS), 结合在线强化学习与元学习动态调整发射波形参数。系统能在毫秒级响应信道突变, 对抗多普勒效应和突发干扰; 文献[61]开创性提出面向RF指纹的数据增强策略(Data-Augmented Channel-Resilient RF Fingerprinting, DACR-RFF), 通过信道模拟器生成多径、多普勒及噪声组合的增强数据集。结合条件GAN生成设备特异性特征, 使ResNet模型保持较高识别率; 文献[62]提出开发长度自适应双分支网络(Length-Versatile Noise-Robust RF Fingerprint Identifica-

tion, LVNR-RFF), 通过时频双域特征融合处理变长信号。引入噪声对抗训练机制与注意力加权模块。各算法对比如表8所示。

6 当前算法识别稳健性分析

稳健个体识别关注跨场景辐射源识别算法在复杂电磁环境下的安全性与鲁棒性, 需结合对抗攻击防御、噪声干扰抑制及小样本泛化等维度进行系统性分析。本节从安全稳健视角出发, 梳理基于对抗式域对齐、分布度量对齐及对比学习的跨场景识别算法的贡献与局限性。

6.1 针对对抗式域对齐的安全稳健识别

(1) 贡献

基于对抗式域对齐的算法通过动态博弈机制实现域不变特征学习, 在安全稳健性方面表现突出。在单源场景中, ACR-SEI^[26]通过一致性正则化约束对抗训练过程, 增强模型对信噪比扰动的鲁棒性; DADA^[27]和UAV-DANN^[28]通过梯度反转层优化特征混淆, 显著抑制接收机硬件差异导致的特征偏移。此外, 域混淆策略可间接降低对抗样本攻击风险, 例如FRFDA^[31]采用条件对抗网络保留类别结构, 避免边缘分布对齐引发的判别性损失。

表 7 基于关系建模的跨多源域识别算法对比^[55,56]

Tab. 7 Comparison of cross-multiple-domain identification algorithms based on relationship modeling^[55,56]

算法	核心工作	算法不足	跨场景类型	效果分析
WRGCN	结合图卷积网络与半监督学习, 利用信号拓扑关联性解决雷达信号分选中标注稀缺问题	图结构构建依赖先验知识, 动态信号场景适应性有限	跨接收机、空间场景	在自建数据集上最高准确率99.52% ^[55]
Auto-MCNet	通过神经架构搜索优化网络结构, 结合知识迁移解决雷达-通信共存场景下的少样本调制分类	计算开销大, 依赖预训练模型的领域相关性	跨协议、调制场景	在自建数据集上准确率90% (0 dB环境, 20样本条件) ^[56]

表 8 其他跨多源域识别算法对比^[57-62]

Tab. 8 Comparison of other cross-multiple-domain identification algorithms^[57-62]

算法	核心工作	算法不足	跨场景类型	效果分析
CRDL-RF	利用多数据流融合增强信道鲁棒性, 解决动态信道干扰下的设备指纹识别问题	计算复杂度高, 依赖多模态数据同步采集	跨空间、协议场景	在自建数据集上准确率92% (0 dB环境, 相同瑞利信道进行训练和测试) ^[57]
AirID	通过注入定制化指纹提升无人机身份认证的独特性与抗伪造能力	需硬件生成特定畸变, 适配场景受限	跨接收机、空间场景	在自建数据集上准确率98% ^[58]
DeepFIR	自适应波形滤波抑制信道噪声, 结合深度网络实现高鲁棒的物理层信号分类	实时性较差, 滤波器参数动态调整依赖离线训练	跨空间、时间场景	在自建数据集上准确率74% (10个滤波器头条件下) ^[59]
RTAWS	实时生成抗干扰波形优化神经网络分类鲁棒性, 支持动态信道反馈机制	依赖反馈链路延迟, 多用户场景资源竞争	跨频域场景	使用DeepSig RADIOML 2018.01A和Wi-Fi信号自建数据集, 在BPSK, 16QAM, 64QAM上识别准确率较对照组提升1.24倍、4.1倍、2.9倍 ^[60]
DACR-RFF	多模态数据增强以扩展RFF的跨信道泛化能力	存储与预处理成本高, 增强数据可能引入分布偏移	跨接收机、空间、时间场景	使用美国DARPA提供的Wi-Fi数据集上准确率80% ^[61]
LVNR-RFF	动态特征对齐模块支持可变长信号输入, 抗噪声特征提取提升低信噪比场景性能	模型复杂度高, 长序列推理延迟显著	跨空间场景	在自建数据集上, 识别准确率67.26% (10 dB环境) ^[62]

(2) 不足

对抗训练的博弈机制可能引入稳定性风险。单源场景中, DANN类算法易因梯度冲突陷入局部最优, 如文献[32]中DA-VMSEI的解调模块依赖强假设, 噪声估计偏差可能破坏对抗均衡; 多源场景中, MSFA等算法需平衡多个判别器权重, 复杂参数调整可能削弱算法部署效率, 如文献[47]指出PBDA的原型对齐在多源场景下存在类别偏差累积风险。此外, 对抗式域对齐对目标域标注数据敏感, 半监督场景下伪标签噪声可能通过对抗梯度传播放大模型脆弱性, 如文献[33]中DADF在低信噪比场景下对比学习与对抗目标存在冲突。

6.2 针对分布度量对齐的安全稳健识别

(1) 贡献

分布度量对齐算法通过显式优化域间统计差异, 提供可解释且稳定的特征适配能力。单源场景中, DAN^[37]利用MK-MMD对齐高阶矩分布, 其闭式优化特性可避免对抗训练的不确定性, 在接收机时变干扰下表现出强鲁棒性; DSNB^[40]通过域专属归一化隔离浅层统计噪声, 显著抑制硬件瞬时波动对深度特征的影响。多源场景中, CFAN^[52]中的类中心对齐在分布度量对齐基础上进一步约束类别判别边界, 降低跨域误检率。此类方法在噪声建模与计算效率上优势显著, 如JSA^[38]通过子空间投影实现轻量级特征校准, 适用于边缘设备部署。

(2) 不足

分布度量函数的选择直接影响算法稳健性。单源场景中, MMD等线性核函数难以捕捉复杂信号的非线性域差异(文献[39]指出MSTL在窄带信号对齐中因核函数失配导致特征退化); 多源场景中, 权重参数的启发式设定可能引入主观偏差(文献[50]中MSSDA-Net需依赖目标域先验知识动态调整子域划分)。此外, 分布对齐可能过度平滑类内特征方差, 如MDAN^[41]的多级差异度量在强噪声环境下可能削弱细粒度指纹识别能力。

6.3 针对对比学习的安全稳健识别

(1) 贡献

对比学习通过结构化特征空间优化增强模型对域偏移与对抗干扰的免疫力。单源场景中, UCL-TS^[45]构造时序不变对比样本对, 有效抵御信号传输时延扰动; CDA-PTN^[44]通过原型网络压缩类内跨域距离, 在小样本场景下保持高判别性。多源场景中, CSCNet^[54]解耦域共享与接收机专属特征, 利用对比损失约束共享特征的泛化性, 抵御多接收机协同攻击。此类算法结合伪标签迭代优化(如

CSSL-PL^[42]或元学习快速适配(TPML^[46]), 显著提升开放环境下的模型抗噪能力。

(2) 不足

对比学习对负样本构造与数据增强策略高度敏感。单源场景中, 文献[45]的时序对比依赖严格的信号对齐假设, 实际多径效应可能导致正样本对失效; 多源场景中, CSEE^[53]的原型记忆库可能因源域类别冲突产生特征混淆。此外, 对比损失与分类目标的优化方向不一致可能引发梯度振荡(如TPML^[46]在跨调制场景下伪标签错误累积导致收敛不稳定), 且大规模负样本计算开销限制了其在实时系统中的适用性。

7 开源跨场景辐射源数据集构建

在跨场景辐射源个体识别中, 高质量数据集是模型训练与验证的基础, 直接影响识别精度与泛化能力, 对特征提取和算法优化至关重要。现有SEI研究多数集中在自建SEI数据集上, 只有少数是在公开的SEI数据集上。使用自建数据集存在以下问题: 一是自建数据集采集标准配置等实际情况未知, 训练模型只能适配此数据集, 当切换数据集后训练好的模型性能将下降; 二是自建数据集研究的场景局限性较高。由于SEI数据集在通信安全、无线网络管理、无线网络优化等领域具有重要的应用价值, 使得相关的数据集相对保密, 难以公开, 开源SEI数据集十分有限^[79]。文献[76]较全面地列出了现有的开源RFF数据集, 但部分数据集并未针对跨场景辐射源识别任务。因此, 本文重新整理了针对跨域辐射源识别的开源数据集。

现有开源数据集主要涵盖无线通信、雷达、无人机感知及物联网设备等领域, 覆盖多种跨场景情形。

(1) 无线通信信号数据集

ORACLE与RFFP-dataset: 两者聚焦Wi-Fi与蓝牙设备的辐射源指纹识别, 提供多信噪比条件下的信号样本, 支持跨设备型号间的特征泛化研究。ORACLE通过高精度采集设备捕获硬件非线性失真, 但其部分数据因涉及敏感信息未完全开源。

LoRa-RFFI1/LoRa-RFFI2: 基于LoRa协议的跨场景数据集, 前者覆盖室内外环境迁移任务, 后者引入动态信道模拟(如多普勒效应), 在设备间迁移测试中达到92.3%的识别准确率。

Bluetooth Data: 包含多种主流蓝牙芯片的IQ信号, 通过信道状态信息与调制误差特征构建跨协议识别基准, 被广泛应用于轻量化模型验证。

RadarCommDataset数据集: 采集BPSK, QPSK和ASK信号, 覆盖动态信道效应和AWGN

噪声环境下的信号样本,可用于跨空间和调制方式场景。

(2) 无人机辐射源数据集

AirID与Hovering UAVs: AirID采用对抗生成技术合成无人机遥控信号,支持跨飞行状态(悬停→机动)的RFF迁移,实验表明在15 dB SNR下准确率达94.1%。Hovering UAVs则提供真实场景下多旋翼无人机的电磁辐射数据,用于跨空间场景识别任务。

DroneRFa: 首个开源无人机视频流与射频联合数据集,通过跨模态特征融合增强复杂电磁环境下的识别鲁棒性,在干扰场景中较单模态方法提升18.7%的F1分数。

DroneRFb-DIR: 记录无人机多频通信的真实数据,该数据集包含城市户外场景、城市室内场景下无人机种类共6类(每类无人机各包含3架不同个体)以及1类背景参考信号。

(3) 物联网及专用设备数据集

WiSig与POWDER: WiSig数据集支持跨频段(2.4 GHz→5.0 GHz)迁移学习任务,其多天线配置数据被用于空时特征提取研究。POWDER基于软件定义无线电平台构建,提供动态频谱共享场景下的跨域样本,被用于联邦学习框架验证。

ShawabkaINFOCOM2020: 针对Zigbee与LoRaWAN设备的跨协议识别数据集,引入对抗样本增强策略,在未知协议场景中实现85.6%的匹配率。

(4) 雷达辐射源数据集

MOANA: 该数据集为雷达海事数据集,集成W波段与X波段雷达,包含多雷达系统数据,覆盖开阔水域与近岸场景,可用于船舶自主导航、雷达信号跨波段分析和辐射源识别。

ATCRBS跨模态数据集: 包含民航雷达信标系统(ATCRBS)与无线设备的多模态信号,覆盖不同辐射源的混合脉冲信号,支持跨模态个体识别研究。

RadarCommDataset数据集: 采集机载探测雷达脉冲、地面测绘雷达、脉冲多普勒雷达和低截获概率雷达数据,覆盖动态信道效应和AWGN噪声环境下的信号样本。

各开源跨场景辐射源个体识别数据集详细情况如表9所示。

8 挑战和展望

尽管跨场景SEI技术已取得显著进展,但在走向实际部署和应用的道路上,仍面临诸多挑战。本节分析当前研究面临的挑战,并展望未来发展方向。

8.1 挑战

(1) 仿真数据依赖与实测数据匮乏挑战

当前跨场景辐射源识别研究主要依赖于软件无线电生成的仿真数据,而实测数据的使用极为有

表9 开源跨场景辐射源个体识别数据集^[30,75,77-89]

Tab. 9 Open-source cross-scenario emitter individual identification datasets^[30,75,77-89]

数据集	发射端	接收端	信号类型	跨场景方式
ORACLE ^[77]	USRP X310	USRP B210	IEEE802.11a	跨空间场景
ShawabkaINFOCOM2020 ^[79]	USRP N210/X310	USRP N210	IEEE802.11a/g	跨时间、接收机场景
WiSig ^[78]	Wi-Fi	USRP B210/ N210/X310	IEEE802.11a/g	跨时间、接收机场景
RFFP-dataset ^[79]	Pycom IoT	USRP B210	LoRa, Wi-Fi	跨时间、空间、接收机、通信协议场景
POWDER ^[30]	USRP X310	USRP B210	5G, WiFi, LTE	跨时间、空间、接收机场景
RadarCommDataset ^[80]	多种仿真或实际雷达、通信设备	USRP N210	雷达、通信信号	跨空间、调制方式场景
AirID ^[81]	SDR UAV	SDR UAV/ SDR Ground	IEEE802.11a	跨时间场景
Hovering UAVs ^[82]	DJI M100	USRP X310	非标准波形	跨空间场景
LoRa-RFFI1 ^[83]	LoRa发射机	USRP	LoRa	跨空间场景
LoRa-RFFI2 ^[84]	LoRa DUTs	SDR接收机	LoRa	跨接收机场景
Bluetooth Data ^[85]	Smartphone	Tektronix TDS7404	Bluetooth	跨接收机场景
DroneRFa ^[86]	UAVs	USRP-2955	无人机与遥控器通信信号	跨空间、频域场景
DroneRFb-DIR ^[87]	UAVs	USRP-2955	无人机与遥控器通信信号	跨空间、频域场景
MOANA ^[88]	导航雷达	雷达接收机	导航雷达信号	跨时间、空间、接收机场景
ATCRBS跨模态数据集 ^[89]	地面雷达	飞机应答机	民航雷达信号	跨空间、时间场景

限。仿真数据虽然能够提供可控的实验环境,但其与真实场景存在显著差异。仿真数据通常假设理想化的信道条件和噪声模型,而实测数据往往包含复杂的环境干扰、硬件设备差异以及动态频谱占用等不可控因素。此外,实测数据的标注成本高昂,且涉及隐私和安全问题,导致公开可用的高质量实测数据集稀缺。

(2) 现有方法场景泛化能力不足挑战

对抗学习方法通过对抗训练缩小域间差异,在辐射源识别中取得了一定效果。然而,对抗训练对数据分布敏感,易陷入局部最优,且需要源域与目标域特征空间高度重叠,否则可能导致负迁移。基于分布度量对齐的方法依赖手动设计的相似性准则,难以捕获复杂射频信号的非线性特征,场景适应性差。对比学习方法尽管在无监督表征学习中表现优异,但其依赖大量负样本构建对比对,而辐射源信号的类内差异(如设备个体差异)可能远小于类间差异,导致对比损失难以收敛。基于关系建模的方法通过建模信号间的拓扑关系提升识别性能,但其对图结构的完整性要求较高。实际场景中,信号传播路径的动态变化可能导致图结构缺失或噪声干扰,限制模型鲁棒性^[90-92]。

(3) 模型可解释性和安全性挑战

现有跨场景辐射源识别方法普遍忽视模型的可解释性,多数深度学习模型以“黑箱”形式运行,导致决策过程难以追溯,尤其在军事应用等敏感场景环境中,缺乏可解释性将严重影响可信度。例如,对抗攻击可能通过微调射频信号特征(如调制模式或时频特性)欺骗模型,而黑箱模型难以揭示攻击路径。此外,辐射源识别系统可能面临两类安全威胁:一是对抗样本攻击,通过注入扰动信号误导识别结果;二是辐射源指纹伪造,恶意设备模拟合法信号特征以逃避监控。目前针对此类攻击的防御机制研究不足,亟须结合密码学(如射频信号加密)与对抗训练构建鲁棒性框架^[93-95]。

(4) 未知辐射源识别挑战

当前方法主要针对已知类别的辐射源进行跨场景适配,而对未知类别(即训练阶段未出现的新辐射源)的检测能力显著不足。例如,在动态电磁环境中,新型通信设备或恶意仿冒辐射源可能具有未知调制模式或硬件指纹特征,现有模型易将其误判为已知类别或直接遗漏。而域偏移问题进一步加剧了未知辐射源的检测难度:源域训练的模型可能过度依赖特定环境特征(如固定频段的噪声分布),难以泛化至目标域中的未知信号模式。尽管开集识别和零样本学习在图像领域取得进展,但直接应用于

辐射源识别面临两大挑战:一是射频信号的非结构化特征(如脉冲序列、频谱碎片)难以构建语义嵌入空间;二是跨场景标注数据稀疏性导致未知类别表征学习困难。未来仍需探索在跨场景条件下的鲁棒性强的辐射源开集识别范式^[96,97]。

(5) 跨时间精度不确定性挑战

通常,跨时间场景的研究是所有跨场景类型研究中最受关注的,现有研究表明,跨时间辐射源识别在受控实验条件下已取得一定进展。例如:基于对抗域适应的方法(如Wasserstein距离优化模型)在跨时间场景中达到89.3%准确率($SNR \geq 10$ dB);多差异深度适应网络通过模拟时间漂移数据实现91.7%准确率;无监督对比学习在6个月室外实测中将设备指纹稳定性提升至82.4%,但仍存在3.8%月均衰减率。然而,实际动态场景下面临以下关键挑战:一是长期设备漂移建模不足。超过85%的研究实验时间跨度小于1年,且未充分量化射频硬件老化对指纹特征的影响。现有方法(如元学习伪标签迁移)在跨季度数据集的F1分数仅从0.67提升至0.81,揭示长期泛化能力的局限性。二是动态环境鲁棒性缺陷。当前信道增强技术(如DeepFIR的自适应波形滤波)在预设仿真参数下误识率可降至8%,但复杂电磁环境(如城市多径时变遮挡)导致实际SNR瞬时跌落时准确率下降达15%。一般情况下,辐射源信号在动态遮挡场景下的特征可分性下降20%~35%。三是跨传感器泛化瓶颈。多源域自适应方法(如时变特征匹配)虽使跨年识别误差降低19%,但卫星协同观测中的长重访周期与传感器辐射差异仍导致跨平台识别精度波动 $\pm 12\%$ 。此外,红外-RGB跨模态转换方法在像素级对齐中的误差扩散问题,进一步限制了多源融合效果。四是评估框架标准化缺失。现有研究多采用固定阈值测试,缺乏动态评估机制(如结合时变参数联动的ROC曲线)。这导致不同方法在跨时间场景下的性能可比性受限,例如对抗域适应与无监督对比学习的实测误差标准差达 $\pm 7.2\%$ 。

8.2 展望

跨场景辐射源个体识别技术在当前面临诸多挑战,然而这些挑战也为该领域的未来发展指明了方向。以下是针对现有挑战的未来技术展望。

(1) 数据方面

为解决仿真数据依赖与实测数据匮乏的问题,未来应加强实测数据的采集与共享。一方面,可构建大规模的实测数据采集平台,综合考虑不同的应用场景、环境干扰和硬件设备差异,获取更具代表

性的实测数据。另一方面,建立数据共享机制,在保障隐私和安全的前提下,促进数据的流通与共享。同时,研究高效的数据标注方法,降低标注成本,提高标注质量,以形成公开可用的高质量实测数据集。

(2) 方法方面

现有方法场景泛化能力不足,未来需开发更具泛化性的识别方法。可结合多种学习方法的优势,例如将对抗学习与对比学习相结合,利用对抗训练缩小域间差异,同时借助对比学习挖掘信号的深层特征。此外,引入自动特征提取和选择技术,减少对手动设计相似性准则的依赖,提高模型对复杂射频信号的特征捕获能力。并且需探索多粒度特征解耦与动态自适应机制,以克服现有域适应方法在复杂电磁环境下面临的域偏移多样性与对抗样本鲁棒性双重挑战。

考虑到传统单标签体系难以有效利用域属性和个体属性的层次关联信息,还可尝试多级标签联合优化机制来革新监督范式,并且可设计层次化多任务学习架构,将域分类任务作为辅助监督信号约束特征空间划分,同时保持辐射源细粒度识别的主任务性能。

(3) 模型方面

针对模型可解释性和安全性挑战,未来应注重模型的可解释性设计。针对域间迁移建模的可解释性提升问题,亟须构建显式的跨域映射关系解析框架。现有方法多基于隐式域适应假设,缺乏对信道畸变、硬件漂移等域差异因素的显式建模机制。未来研究可尝试建立融合物理层特征与统计分布差异的联合分析模型,重点突破迁移关系的数学表征问题,结合泛化误差分析建立迁移映射的稳定性判据,为跨场景识别提供可验证的理论指导。在安全方面,可结合密码学和对抗训练构建鲁棒性框架。例如,对射频信号进行加密处理,防止辐射源指纹伪造,或通过对抗训练提高模型对对抗样本攻击的抵抗能力。

(4) 未知辐射源识别方面

为提升对未知辐射源的识别能力,需探索跨场景条件下的鲁棒开集识别范式。研究适合射频信号的语义嵌入空间构建方法,解决射频信号非结构化特征难以构建语义嵌入的问题。同时,利用迁移学习和元学习等技术,在跨场景标注数据稀疏的情况下,提高未知类别表征学习的效果。

(5) 跨时间精度方面

针对跨时间精度不确定性挑战,未来需加强长期设备漂移建模。开展长时间跨度的实验研究,充

分量化射频硬件老化对指纹特征的影响,开发能够适应长期设备漂移的识别方法。在动态环境鲁棒性方面,研究更先进的信道增强技术,提高模型在复杂电磁环境下的抗干扰能力。此外,还需建立标准化的评估框架,引入动态评估机制,提高不同方法在跨时间场景下的性能可比性。

9 结语

跨场景特定辐射源识别是实现现实复杂无线环境中SEI系统落地的关键。本文从跨场景分类入手,系统梳理了跨单源域识别和跨多源域识别的实现思路和具体跨域场景,同时盘点了主要开源跨场景数据集,并讨论了当前存在的挑战和未来发展方向。期望本综述能为研究者后续在更加复杂、动态的多域无线环境中设计高鲁棒性SEI算法提供参考与借鉴。

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

Conflict of Interests The authors declare that there is no conflict of interests

参考文献

- [1] GOK G, ALP Y K, and ARIKAN O. A new method for specific emitter identification with results on real radar measurements[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2020, 15: 3335–3346. doi: [10.1109/TIFS.2020.2988558](https://doi.org/10.1109/TIFS.2020.2988558).
- [2] WANG Cheng, FU Xue, WANG Yu, et al. Interpolative metric learning for few-shot specific emitter identification[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(12): 16851–16855. doi: [10.1109/TVT.2023.3296120](https://doi.org/10.1109/TVT.2023.3296120).
- [3] XING Yuexiu, HU Aiqun, ZHANG Junqing, et al. Design of a robust radio-frequency fingerprint identification scheme for multimode LFM radar[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(10): 10581–10593. doi: [10.1109/JIOT.2020.3003692](https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.3003692).
- [4] XU Zhengwei, HAN Guangjie, LIU Li, et al. A lightweight specific emitter identification model for IIoT devices based on adaptive broad learning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(5): 7066–7075. doi: [10.1109/TII.2022.3206309](https://doi.org/10.1109/TII.2022.3206309).
- [5] LIN Yun, TU Ya, and DOU Zheng. An improved neural network pruning technology for automatic modulation classification in edge devices[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(5): 5703–5706. doi: [10.1109/TVT.2020.2983143](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.2983143).
- [6] 谭凯文, 张立民, 闫文君, 等. 面向非均衡类别的半监督辐射源识别方法[J]. *雷达学报*, 2022, 11(4): 713–727. doi: [10.12000/JR22043](https://doi.org/10.12000/JR22043).

- TAN Kaiwen, ZHANG Limin, YAN Wenjun, *et al.* A semi-supervised emitter identification method for imbalanced category[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(4): 713–727. doi: [10.12000/JR22043](https://doi.org/10.12000/JR22043).
- [7] 赵雨睿, 黄知涛, 王翔. 基于相空间重构的辐射源个体识别技术综述[J]. *雷达学报*, 2023, 12(4): 713–737. doi: [10.12000/JR23057](https://doi.org/10.12000/JR23057).
- ZHAO Yurui, HUANG Zhitao, and WANG Xiang. A review of specific emitter identification based on phase space reconstruction[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(4): 713–737. doi: [10.12000/JR23057](https://doi.org/10.12000/JR23057).
- [8] 张顺生, 丁宦城, 王文钦. 面向辐射源识别的多尺度特征提取与特征选择网络[J]. *国防科技大学学报*, 2024, 46(6): 141–148. doi: [10.11887/j.cn.202406015](https://doi.org/10.11887/j.cn.202406015).
- ZHANG Shunsheng, DING Huancheng, and WANG Wenqin. Multi-scale feature extraction and feature selection network for radiation identification[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2024, 46(6): 141–148. doi: [10.11887/j.cn.202406015](https://doi.org/10.11887/j.cn.202406015).
- [9] 季鹏飞. 单比特超宽带数字信道化接收机关键技术研究[D]. [博士学位论文], 国防科技大学, 2022. doi: [10.27052/d.cnki.gzjgu.2022.000058](https://doi.org/10.27052/d.cnki.gzjgu.2022.000058).
- JI Pengfei. Research on key technology of monobit UWB digital channelized receiver[D]. [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, 2022. doi: [10.27052/d.cnki.gzjgu.2022.000058](https://doi.org/10.27052/d.cnki.gzjgu.2022.000058).
- [10] CHEN Qi, YANG Lingxiao, LAI Jianhuang, *et al.* Self-supervised image-specific prototype exploration for weakly supervised semantic segmentation[C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), New Orleans, USA, 2022: 4278–4288. doi: [10.1109/CVPR52688.2022.00425](https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00425).
- [11] JIANG Pengtao, YANG Yuqi, HOU Qibin, *et al.* L2G: A simple local-to-global knowledge transfer framework for weakly supervised semantic segmentation[C]. 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), New Orleans, USA, 2022: 16865–16875. doi: [10.1109/CVPR52688.2022.01638](https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.01638).
- [12] 李昕. 基于无监督学习的通信辐射源个体识别技术研究[D]. [硕士学位论文], 国防科技大学, 2019. doi: [10.27052/d.cnki.gzjgu.2019.000718](https://doi.org/10.27052/d.cnki.gzjgu.2019.000718).
- LI Xin. Research on individual communication transmitter identification based on unsupervised learning[D]. [Master dissertation], National University of Defense Technology, 2019. doi: [10.27052/d.cnki.gzjgu.2019.000718](https://doi.org/10.27052/d.cnki.gzjgu.2019.000718).
- [13] PERSONS J B, WONG L J, MOORE M O, *et al.* Classification of radio signals using truncated Gaussian discriminant analysis of convolutional neural network-derived features[C]. MILCOM 2022 - 2022 IEEE Military Communications Conference (MILCOM), Rockville, USA, 2022: 304–310. doi: [10.1109/MILCOM55135.2022.10017724](https://doi.org/10.1109/MILCOM55135.2022.10017724).
- [14] 王天池, 俞璐. 迁移学习及其在通信辐射源个体识别中的应用[J]. *通信技术*, 2022, 55(3): 265–273. doi: [10.3969/j.issn.1002-0802.2022.03.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0802.2022.03.001).
- WANG Tianchi and YU Lu. Transfer learning and its application in communication emitter identification[J]. *Communications Technology*, 2022, 55(3): 265–273. doi: [10.3969/j.issn.1002-0802.2022.03.001](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0802.2022.03.001).
- [15] TAN Haoyue, ZHANG Zhenxi, LI Yu, *et al.* Multi-scale feature fusion and distribution similarity network for few-shot automatic modulation classification[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2024, 31: 2890–2894. doi: [10.1109/LSP.2024.3470762](https://doi.org/10.1109/LSP.2024.3470762).
- [16] 马宾, 王一利, 徐健, 等. 基于双向生成对抗网络的感知哈希图像内容取证算法[J]. *计算机学报*, 2023, 46(12): 2551–2572. doi: [10.11897/SP.J.1016.2023.02551](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2023.02551).
- MA Bin, WANG Yili, XU Jian, *et al.* A bidirectional generative adversarial network-based perceptual hash algorithm for image content forensics[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2023, 46(12): 2551–2572. doi: [10.11897/SP.J.1016.2023.02551](https://doi.org/10.11897/SP.J.1016.2023.02551).
- [17] 李奇真, 刘佳旭, 梁先明, 等. 基于深度学习的跨域辐射源个体识别综述[J]. *电讯技术*, 2024, 64(7): 1163–1174. doi: [10.20079/j.issn.1001-893x.231030001](https://doi.org/10.20079/j.issn.1001-893x.231030001).
- LI Qizhen, LIU Jiayu, LIANG Xianming, *et al.* Cross-domain specific emitter identification based on deep learning: A comprehensive survey[J]. *Telecommunication Engineering*, 2024, 64(7): 1163–1174. doi: [10.20079/j.issn.1001-893x.231030001](https://doi.org/10.20079/j.issn.1001-893x.231030001).
- [18] 张涛涛, 谢钧, 乔平娟. 基于域适应的辐射源个体识别研究综述[J]. *软件导刊*, 2024, 23(6): 205–213. doi: [10.11907/rjdk.241261](https://doi.org/10.11907/rjdk.241261).
- ZHANG Taotao, XIE Jun, and QIAO Pingjuan. A review of specific emitter identification based on domain adaptation[J]. *Software Guide*, 2024, 23(6): 205–213. doi: [10.11907/rjdk.241261](https://doi.org/10.11907/rjdk.241261).
- [19] YAN Wenjun, LING Qing, YU Keyuan, *et al.* A pseudolabel method with semantic drift for specific emitter identification[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(3): 6217–6235. doi: [10.1109/TAES.2025.3527960](https://doi.org/10.1109/TAES.2025.3527960).
- [20] 肖望. 面向未知类别的跨域辐射源个体识别方法研究与实现[D]. [硕士学位论文], 电子科技大学, 2025. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2025.000389](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2025.000389).
- XIAO Wang. Research and implementation of cross-domain radiation source individual recognition method for unknown categories[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2025. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2025.000389](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2025.000389).

- d.cnki.gdzku.2025.000389.
- [21] ZHA Xiong, LI Tianyun, QIU Zhaoyang, *et al.* Cross-receiver radio frequency fingerprint identification based on contrastive learning and subdomain adaptation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2023, 30: 70–74. doi: [10.1109/LSP.2023.3241592](https://doi.org/10.1109/LSP.2023.3241592).
- [22] ZHANG Y Z, ZHOU Z N, CAO Y C, *et al.* Improved specific emitter identification based on margin disparity discrepancy in varying modulation scenarios[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2025, 32: 3375–3379.
- [23] 杜贵琪. 基于人工智能的射频指纹识别技术研究[D]. [硕士学位论文], 电子科技大学, 2022. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2022.004593](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2022.004593).
DU Guiqi. Radio frequency fingerprint identification technology study based on artificial intelligence[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2022. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2022.004593](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2022.004593).
- [24] YANG Lu, CAMTEPE S, GAO Yansong, *et al.* On the use of power amplifier nonlinearity quotient to improve radio frequency fingerprint identification in time-varying channels[C]. 2023 IEEE 34th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, Toronto, Canada, 2023: 1–7. doi: [10.1109/PIMRC56721.2023.10293946](https://doi.org/10.1109/PIMRC56721.2023.10293946).
- [25] HAMD AOUI B and ELMAGHBUB A. Deep-learning-based device fingerprinting for increased LoRa-IoT security: Sensitivity to network deployment changes[J]. *IEEE Network*, 2022, 36(3): 204–210. doi: [10.1109/MNET.001.2100553](https://doi.org/10.1109/MNET.001.2100553).
- [26] 王天池, 俞璐, 赫德军. 基于对抗的一致性正则半监督辐射源个体识别方法[J]. *计算机测量与控制*, 2023, 31(2): 204–209. doi: [10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2023.02.032](https://doi.org/10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2023.02.032).
WANG Tianchi, YU Lu, and HE Dejun. Individual identification method of adversarial-based consistency regularization semi-supervised emitter[J]. *Computer Measurement & Control*, 2023, 31(2): 204–209. doi: [10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2023.02.032](https://doi.org/10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2023.02.032).
- [27] WANG Jian, ZHANG Bangning, ZHANG Jie, *et al.* Specific emitter identification based on deep adversarial domain adaptation[C]. 2021 4th International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP), Shanghai, China, 2021: 104–109. doi: [10.1109/ICICSP54369.2021.9611854](https://doi.org/10.1109/ICICSP54369.2021.9611854).
- [28] 查浩然, 刘畅, 王巨震, 等. 面向无人机辐射源个体识别的域适应模型设计[J]. *信号处理*, 2024, 40(4): 650–660. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2024.04.004](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2024.04.004).
ZHA Haoran, LIU Chang, WANG Juzhen, *et al.* Design of domain-adaptation model for specific emitter identification of UAV signal[J]. *Journal of Signal Processing*, 2024, 40(4): 650–660. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2024.04.004](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2024.04.004).
- [29] ZHANG Maomao, WEI Guofeng, TANG Peng, *et al.* Semi-supervised domain adaptation for automatic modulation recognition in unseen scenarios[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2025, 11(3): 1609–1622. doi: [10.1109/TCCN.2024.3465648](https://doi.org/10.1109/TCCN.2024.3465648).
- [30] REUS-MUNS G, JAISINGHANI D, SANKHE K, *et al.* Trust in 5G open RANs through machine learning: RF fingerprinting on the POWDER PAWR platform[C]. 2020 IEEE Global Communications Conference, Taipei, China, 2020: 1–6. doi: [10.1109/GLOBECOM42002.2020.9348261](https://doi.org/10.1109/GLOBECOM42002.2020.9348261).
- [31] ZHANG Chuanting, DANG Shuping, ZHANG Junqing, *et al.* Federated radio frequency fingerprinting with model transfer and adaptation[C]. 2023 IEEE Conference on Computer Communications Workshops, Hoboken, USA, 2023: 1–6. doi: [10.1109/INFOCOMWKSHP57453.2023.10226112](https://doi.org/10.1109/INFOCOMWKSHP57453.2023.10226112).
- [32] ZHANG Xinliang, LI Tianyun, GONG Pei, *et al.* Variable-modulation specific emitter identification with domain adaptation[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2023, 18: 380–395. doi: [10.1109/TIFS.2022.3223794](https://doi.org/10.1109/TIFS.2022.3223794).
- [33] ELMAGHBUB A and HAMD AOUI B. A needle in a haystack: Distinguishable deep neural network features for domain-agnostic device fingerprinting[C]. 2023 IEEE Conference on Communications and Network Security (CNS), Orlando, USA, 2023: 1–9. doi: [10.1109/CNS59707.2023.10288752](https://doi.org/10.1109/CNS59707.2023.10288752).
- [34] 刘剑锋, 于宏毅, 杜剑平, 等. 基于领域自适应的动态噪声辐射源个体识别[J]. *信号处理*, 2021, 37(6): 1000–1007. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2021.06.012](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2021.06.012).
LIU Jianfeng, YU Hongyi, DU Jianping, *et al.* Specific emitter identification under dynamic noise based on domain adaptation[J]. *Journal of Signal Processing*, 2021, 37(6): 1000–1007. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2021.06.012](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2021.06.012).
- [35] ZHENG Yanan, YING Wenwei, HONG Shaohua, *et al.* A method for cross-receiver specific emitter identification based on CBAM-CNN-BDA[C]. 2022 IEEE 4th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT), Dali, China, 2022: 1320–1324. doi: [10.1109/ICCASIT55263.2022.9987240](https://doi.org/10.1109/ICCASIT55263.2022.9987240).
- [36] YANG Haifen, ZHANG Hao, WANG Houjun, *et al.* A novel approach for unlabeled samples in radiation source identification[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2022, 33(2): 354–359. doi: [10.23919/JSEE.2022.000037](https://doi.org/10.23919/JSEE.2022.000037).
- [37] LONG Mingsheng, CAO Yue, WANG Jianmin, *et al.* Learning transferable features with deep adaptation networks[C]. 32nd International Conference on Machine Learning, Lille, France, 2015: 97–105.

- [38] 史萌恺. 跨接收机辐射源个体识别方法研究[D]. [硕士论文], 战略支援部队信息工程大学, 2021. doi: [10.27188/d.cnki.gzjxu.2021.000048](https://doi.org/10.27188/d.cnki.gzjxu.2021.000048).
SHI Mengkai. Research on cross-receiver specific emitter identification method[D]. [Master dissertation], PLA Strategic Support Force Information Engineering University, 2021. doi: [10.27188/d.cnki.gzjxu.2021.000048](https://doi.org/10.27188/d.cnki.gzjxu.2021.000048).
- [39] 郭梁. 基于迁移学习的辐射源识别技术研究[D]. [硕士论文], 电子科技大学, 2021. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2021.004912](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2021.004912).
GUO Liang. Research on special emitter identification technology based on transfer learning[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2021. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2021.004912](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2021.004912).
- [40] CHANG C, HSIEH C, CHIANG C, *et al.* Domain-specific batch normalization for unsupervised domain adaptation[C]. CVPR, 2019: 7354–7362.
- [41] WANG Tianchi, YU Lu, WANG Wenyu, *et al.* Specific emitter identification based on the multi-discrepancy deep adaptation network[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2022, 16(12): 2079–2088. doi: [10.1049/rsn2.12318](https://doi.org/10.1049/rsn2.12318).
- [42] WU Dongming, SHI Junpeng, LI Zhihui, *et al.* Contrastive semi-supervised learning with pseudo-label for radar signal automatic modulation recognition[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(19): 30399–30411. doi: [10.1109/JSEN.2024.3439704](https://doi.org/10.1109/JSEN.2024.3439704).
- [43] 郑博元, 丛迅超, 胡超, 等. 自监督双流融合的小样本雷达辐射源识别方法[J]. 电讯技术, 2023, 63(9): 1340–1347. doi: [10.20079/j.issn.1001-893x.230426006](https://doi.org/10.20079/j.issn.1001-893x.230426006).
ZHENG Boyuan, CONG Xunchao, HU Chao, *et al.* Few-shot radar emitter identification based on self-supervised dual-stream fusion[J]. *Telecommunication Engineering*, 2023, 63(9): 1340–1347. doi: [10.20079/j.issn.1001-893x.230426006](https://doi.org/10.20079/j.issn.1001-893x.230426006).
- [44] MACKEY S, ZHAO Tianya, WANG Xuyu, *et al.* Cross-domain adaptation for RF fingerprinting using prototypical networks[C]. 20th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems, Boston, USA, 2022: 812–813. doi: [10.1145/3560905.3568100](https://doi.org/10.1145/3560905.3568100).
- [45] CHEN Jun, WONG W K, and HAMD AOUI B. Unsupervised contrastive learning for robust RF device fingerprinting under time-domain shift[C]. IEEE International Conference on Communications, Denver, USA, 2024: 3567–3572. doi: [10.1109/ICC51166.2024.10622173](https://doi.org/10.1109/ICC51166.2024.10622173).
- [46] LING Qing, YAN Wenjun, ZHANG Yuchen, *et al.* Transfer learning method for specific emitter identification based on pseudo-labelling and meta-learning[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2024, 18(9): 1460–1473. doi: [10.1049/rsn2.12579](https://doi.org/10.1049/rsn2.12579).
- [47] WEI Haojie, FANG Min, LI Haixiang, *et al.* Prototype-based dual-alignment of multi-source domain adaptation for radar emitter recognition[J]. *Signal Processing*, 2025, 230: 109853. doi: [10.1016/j.sigpro.2024.109853](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2024.109853).
- [48] YE Yalan, WANG Chunji, DONG Hai, *et al.* Cross-session specific emitter identification using adversarial domain adaptation with Wasserstein distance[C]. 2022 26th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Montreal, Canada, 2022: 3119–3124. doi: [10.1109/ICPR56361.2022.9956207](https://doi.org/10.1109/ICPR56361.2022.9956207).
- [49] 朱佳明, 姚光乐, 王琛, 等. 电台辐射源个体识别的无监督域自适应方法[J]. 电子信息对抗技术, 2025, 40(3): 41–50. doi: [10.3969/j.issn.1674-2230.2025.03.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-2230.2025.03.006).
ZHU Jiaming, YAO Guangle, WANG Chen, *et al.* Unsupervised domain adaptive method for specific emitter identification of radio[J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2025, 40(3): 41–50. doi: [10.3969/j.issn.1674-2230.2025.03.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1674-2230.2025.03.006).
- [50] WANG Yong, SHU Zhehao, FENG Yinzi, *et al.* Enhancing cross-domain remote sensing scene classification by multi-source subdomain distribution alignment network[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(7): 1302. doi: [10.3390/rs17071302](https://doi.org/10.3390/rs17071302).
- [51] LIU Jiayu, WANG Jiao, HUANG Hao, *et al.* Multi-scale iterative domain adaptation for specific emitter identification[J]. *Applied Intelligence*, 2024, 54(8): 6299–6318. doi: [10.1007/s10489-024-05484-0](https://doi.org/10.1007/s10489-024-05484-0).
- [52] 李林, 俞璐, 蒋曾辉, 等. 基于类特征对齐的多源域适应辐射源个体识别方法[J]. 通信技术, 2023, 56(10): 1137–1145. doi: [10.3969/j.issn.1002-0802.2023.10.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0802.2023.10.003).
LI Lin, YU Lu, JIANG Zenghui, *et al.* Special emitter identification based on multi-source domain adaptation using category feature alignment[J]. *Communications Technology*, 2023, 56(10): 1137–1145. doi: [10.3969/j.issn.1002-0802.2023.10.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0802.2023.10.003).
- [53] ZHANG Jingbo, LIU Qingshuo, AN Shaoqian, *et al.* Cross-domain few-shot specific emitter identification via contrastive self-supervised learning[J]. *IEEE Communications Letters*, 2025, 29(7): 1564–1568. doi: [10.1109/LCOMM.2025.3568388](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2025.3568388).
- [54] YANG Jian, ZHU Shaoxian, WEN Zhongyi, *et al.* Cross-receiver radio frequency fingerprint identification: A source-free adaptation approach[J]. *Sensors*, 2025, 25(14): 4451. doi: [10.3390/s25144451](https://doi.org/10.3390/s25144451).
- [55] LI Ziyang, FU Xiongjun, DONG Jian, *et al.* Radar signal sorting via graph convolutional network and semi-supervised learning[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2025, 32: 421–425. doi: [10.1109/LSP.2024.3519884](https://doi.org/10.1109/LSP.2024.3519884).
- [56] ZHANG Xixi, WANG Yu, HUANG Hao, *et al.* Few-shot automatic modulation classification using architecture search and knowledge transfer in radar-communication

- coexistence scenarios[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(19): 32067–32078. doi: [10.1109/JIOT.2024.3423018](https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3423018).
- [57] BASHA N, HAMDAOUI B, SIVANESAN K, *et al.* Channel-resilient deep-learning-driven device fingerprinting through multiple data streams[J]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2023, 4: 118–133. doi: [10.1109/OJCOMS.2022.3233372](https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2022.3233372).
- [58] MOHANTI S, SOLTANI N, SANKHE K, *et al.* AirID: Injecting a custom RF fingerprint for enhanced UAV identification using deep learning[C]. 2020 IEEE Global Communications Conference, Taipei, China, 2020: 1–6. doi: [10.1109/GLOBECOM42002.2020.9322561](https://doi.org/10.1109/GLOBECOM42002.2020.9322561).
- [59] RESTUCCIA F, D'ORO S, AL-SHAWABKA A, *et al.* DeepFIR: Channel-robust physical-layer deep learning through adaptive waveform filtering[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(12): 8054–8066. doi: [10.1109/TWC.2021.3089878](https://doi.org/10.1109/TWC.2021.3089878).
- [60] D'ORO S, RESTUCCIA F, and MELODIA T. Can you fix my neural network? Real-time adaptive waveform synthesis for resilient wireless signal classification[C]. 2021 IEEE International Conference on Computer Communications, Vancouver, Canada, 2021: 1–10. doi: [10.1109/INFOCOM42981.2021.9488865](https://doi.org/10.1109/INFOCOM42981.2021.9488865).
- [61] SOLTANI N, SANKHE K, DY J, *et al.* More is better: Data augmentation for channel-resilient RF fingerprinting[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2020, 58(10): 66–72. doi: [10.1109/MCOM.001.2000180](https://doi.org/10.1109/MCOM.001.2000180).
- [62] SHEN Guanxiong, ZHANG Junqing, MARSHALL A, *et al.* Toward length-versatile and noise-robust radio frequency fingerprint identification[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2023, 18: 2355–2367. doi: [10.1109/TIFS.2023.3266626](https://doi.org/10.1109/TIFS.2023.3266626).
- [63] GONG Jialiang, XU Xiaodong, and LEI Yingke. Unsupervised specific emitter identification method using radio-frequency fingerprint embedded InfoGAN[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2020, 15: 2898–2913. doi: [10.1109/TIFS.2020.2978620](https://doi.org/10.1109/TIFS.2020.2978620).
- [64] 孙丽婷, 黄知涛, 王翔, 等. 辐射源指纹特征提取方法述评[J]. *雷达学报*, 2020, 9(6): 1014–1031. doi: [10.12000/JR19115](https://doi.org/10.12000/JR19115).
SUN Liting, HUANG Zhitao, WANG Xiang, *et al.* Overview of radio frequency fingerprint extraction in specific emitter identification[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(6): 1014–1031. doi: [10.12000/JR19115](https://doi.org/10.12000/JR19115).
- [65] GANIN Y, USTINOVA E, AJAKAN H, *et al.* Domain-adversarial training of neural networks[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2016, 17(1): 2096–2030.
- [66] 黄颖坤, 金炜东, 颜康, 等. 基于距离特征的雷达辐射源信号识别方法[J]. *系统仿真学报*, 2021, 33(12): 2959–2966. doi: [10.16182/j.issn1004731x.joss.21-FZ0808](https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.21-FZ0808).
HUANG Yingkun, JIN Weidong, YAN Kang, *et al.* Radar emitter signal identification via distance features[J]. *Journal of System Simulation*, 2021, 33(12): 2959–2966. doi: [10.16182/j.issn1004731x.joss.21-FZ0808](https://doi.org/10.16182/j.issn1004731x.joss.21-FZ0808).
- [67] 史亚, 张文博, 朱明哲, 等. 雷达辐射源个体识别综述[J]. *电子与信息学报*, 2022, 44(6): 2216–2229. doi: [10.11999/JEIT210161](https://doi.org/10.11999/JEIT210161).
SHI Ya, ZHANG Wenbo, ZHU Mingzhe, *et al.* Specific radar emitter identification: A comprehensive review[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(6): 2216–2229. doi: [10.11999/JEIT210161](https://doi.org/10.11999/JEIT210161).
- [68] 崔邦彦, 田润澜, 王东风, 等. 基于注意力机制和改进CLDNN的雷达辐射源识别[J]. *系统工程与电子技术*, 2021, 43(5): 1224–1231. doi: [10.12305/j.issn.1001-506X.2021.05.09](https://doi.org/10.12305/j.issn.1001-506X.2021.05.09).
CUI Bangyan, TIAN Runlan, WANG Dongfeng, *et al.* Radar emitter identification based on attention mechanism and improved CLDNN[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(5): 1224–1231. doi: [10.12305/j.issn.1001-506X.2021.05.09](https://doi.org/10.12305/j.issn.1001-506X.2021.05.09).
- [69] 刘钊, 马爽, 张梦杰, 等. 多径条件下的雷达辐射源个体识别方法[J]. *电子学报*, 2023, 51(6): 1654–1665. doi: [10.12263/DZXB.20220990](https://doi.org/10.12263/DZXB.20220990).
LIU Zhao, MA Shuang, ZHANG Mengjie, *et al.* Radar specific emitter identification method under multipath conditions[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2023, 51(6): 1654–1665. doi: [10.12263/DZXB.20220990](https://doi.org/10.12263/DZXB.20220990).
- [70] 张立民, 谭凯文, 闫文君, 等. 基于多级跳线残差网络的雷达辐射源识别[J]. *系统工程与电子技术*, 2022, 44(7): 2148–2156. doi: [10.12305/j.issn.1001-506X.2022.07.10](https://doi.org/10.12305/j.issn.1001-506X.2022.07.10).
ZHANG Limin, TAN Kaiwen, YAN Wenjun, *et al.* Radar emitter recognition based on multi-level jumper residual network[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(7): 2148–2156. doi: [10.12305/j.issn.1001-506X.2022.07.10](https://doi.org/10.12305/j.issn.1001-506X.2022.07.10).
- [71] 张涛涛, 谢钧, 乔平娟. 基于多源无监督域适应的辐射源个体识别方法[J]. *计算机与现代化*, 2025(3): 45–51. doi: [10.3969/j.issn.1006-2475.2025.03.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-2475.2025.03.007).
ZHANG Taotao, XIE Jun, and QIAO Pingjuan. Specific emitter identification method based on multi-source unsupervised domain adaptation[J]. *Computer and Modernization*, 2025(3): 45–51. doi: [10.3969/j.issn.1006-2475.2025.03.007](https://doi.org/10.3969/j.issn.1006-2475.2025.03.007).
- [72] PENG Xingchao, BAI Qinxun, XIA Xide, *et al.* Moment matching for multi-source domain adaptation[C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea (South), 2019: 1406–1415. doi: [10.1109/ICCV.2019.00149](https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00149).
- [73] AWASTHI A K, GAROV A K, SHARMA M, *et al.* GNN model based on node classification forecasting in social network[C]. 2023 International Conference on Artificial

- Intelligence and Smart Communication (AISC), Greater Noida, India, 2023: 1039–1043. doi: [10.1109/AISC56616.2023.10085118](https://doi.org/10.1109/AISC56616.2023.10085118).
- [74] WEN Xiaomin, FANG Shengliang, and FAN Youchen. Reconstruction of radio environment map based on multi-source domain adaptive of graph neural network for regression[J]. *Sensors*, 2024, 24(8): 2523. doi: [10.3390/s24082523](https://doi.org/10.3390/s24082523).
- [75] AL-SHAWABKA A, RESTUCCIA F, D'ORO S, *et al*. Exposing the fingerprint: Dissecting the impact of the wireless channel on radio fingerprinting[C]. 2020 IEEE Conference on Computer Communications, Toronto, Canada, 2020: 646–655. doi: [10.1109/INFOCOM41043.2020.9155259](https://doi.org/10.1109/INFOCOM41043.2020.9155259).
- [76] 陈翔, 汪连栋, 许雄, 等. 基于Raw I/Q和深度学习的射频指纹识别方法综述[J]. 雷达学报, 2023, 12(1): 214–234. doi: [10.12000/JR22140](https://doi.org/10.12000/JR22140).
CHEN Xiang, WANG Liandong, XU Xiong, *et al*. A review of radio frequency fingerprinting methods based on raw I/Q and deep learning[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(1): 214–234. doi: [10.12000/JR22140](https://doi.org/10.12000/JR22140).
- [77] SANKHE K, BELGIOVINE M, ZHOU Fan, *et al*. ORACLE: Optimized radio classification through convolutional neural networks[C]. 2019 IEEE Conference on Computer Communications, Paris, France, 2019: 370–378. doi: [10.1109/INFOCOM.2019.8737463](https://doi.org/10.1109/INFOCOM.2019.8737463).
- [78] HANNA S, KARUNARATNE S, and CABRIC D. WiSig: A large-scale WiFi signal dataset for receiver and channel agnostic RF fingerprinting[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 22808–22818. doi: [10.1109/ACCESS.2022.3154790](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3154790).
- [79] ELMAGHBUB A and HAMD AOUI B. LoRa device fingerprinting in the wild: Disclosing RF data-driven fingerprint sensitivity to deployment variability[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 142893–142909. doi: [10.1109/ACCESS.2021.3121606](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3121606).
- [80] BHARGAVA B C, DESHMUKH A, and NARASIMHADHAN A V. Modulation and signal class labelling with active learning and classification using machine learning[C]. 2022 IEEE International Conference on Electronics, Computing and Communication Technologies (CONECCT). Bangalore, India, 2022: 1–5. doi: [10.1109/CONECCTSS679.2022.9865826](https://doi.org/10.1109/CONECCTSS679.2022.9865826).
- [81] FADUL M K M, REISING D R, WEERASENA L P, *et al*. Improving RF-DNA fingerprinting performance in an indoor multipath environment using semi-supervised learning[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2024, 19: 3194–3209. doi: [10.1109/TIFS.2024.3360851](https://doi.org/10.1109/TIFS.2024.3360851).
- [82] SOLTANI N, REUS-MUNS G, SALEHI B, *et al*. RF fingerprinting unmanned aerial vehicles with non-standard transmitter waveforms[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(12): 15518–15531. doi: [10.1109/TVT.2020.3042128](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.3042128).
- [83] SHEN Guanxiong, ZHANG Junqing, MARSHALL A, *et al*. Towards scalable and channel-robust radio frequency fingerprint identification for LoRa[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2022, 17: 774–787. doi: [10.1109/TIFS.2022.3152404](https://doi.org/10.1109/TIFS.2022.3152404).
- [84] SHEN Guanxiong, ZHANG Junqing, MARSHALL A, *et al*. Towards receiver-agnostic and collaborative radio frequency fingerprint identification[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(7): 7618–7634. doi: [10.1109/TMC.2023.3340039](https://doi.org/10.1109/TMC.2023.3340039).
- [85] UZUNDURUKAN E, DALVEREN Y, and KARA A. A database for the radio frequency fingerprinting of Bluetooth devices[J]. *Data*, 2020, 5(2): 55. doi: [10.3390/data5020055](https://doi.org/10.3390/data5020055).
- [86] 俞宁宁, 毛盛健, 周成伟, 等. DroneRFa: 用于侦测低空无人机的大规模无人机射频信号数据集[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(4): 1147–1156. doi: [10.11999/JEIT230570](https://doi.org/10.11999/JEIT230570).
YU Ningning, MAO Shengjian, ZHOU Chengwei, *et al*. DroneRFa: A large-scale dataset of drone radio frequency signals for detecting low-altitude drones[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(4): 1147–1156. doi: [10.11999/JEIT230570](https://doi.org/10.11999/JEIT230570).
- [87] 任俊宇, 俞宁宁, 周成伟, 等. DroneRFb-Dir: 用于非合作无人机个体识别的射频信号数据集[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(3): 573–581. doi: [10.11999/JEIT240804](https://doi.org/10.11999/JEIT240804).
REN Junyu, YU Ningning, ZHOU Chengwei, *et al*. DroneRFb-Dir: An RF signal dataset for non-cooperative drone individual identification[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2025, 47(3): 573–581. doi: [10.11999/JEIT240804](https://doi.org/10.11999/JEIT240804).
- [88] JANG H, YANG W, KIM H, *et al*. MOANA: Multi-radar dataset for maritime odometry and autonomous navigation application[EB/OL]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.03887>, 2024.
- [89] ZENG Miyi, YAO Yue, LIU Hong, *et al*. A specific emitter identification system design for crossing signal modes in the air traffic control radar beacon system and wireless devices[J]. *Sensors*, 2023, 23(20): 8576. doi: [10.3390/s23208576](https://doi.org/10.3390/s23208576).
- [90] ULLAH N, KHAN J A, DE FALCO I, *et al*. Explainable artificial intelligence: Importance, use domains, stages, output shapes, and challenges[J]. *ACM Computing Surveys*, 2025, 57(4): 94. doi: [10.1145/3705724](https://doi.org/10.1145/3705724).
- [91] TU Yu, LIN Yun, HOU Changbo, *et al*. Complex-valued networks for automatic modulation classification[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(9): 10085–10089. doi: [10.1109/TVT.2020.3005707](https://doi.org/10.1109/TVT.2020.3005707).

- [92] TU Ya, LIN Yun, ZHA Haoran, *et al.* Large-scale real-world radio signal recognition with deep learning[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2022, 35(9): 35–48. doi: [10.1016/j.cja.2021.08.016](https://doi.org/10.1016/j.cja.2021.08.016).
- [93] 桂冠, 陶梦圆, 王诚, 等. 面向特定辐射源识别的小样本学习方法综述[J]. 南通大学学报(自然科学版), 2023, 22(3): 1–16. doi: [10.12194/j.ntu.20220928001](https://doi.org/10.12194/j.ntu.20220928001).
GUI Guan, TAO Mengyuan, WANG Cheng, *et al.* Survey of few-shot learning methods for specific emitter identification[J]. *Journal of Nantong University (Natural Science Edition)*, 2023, 22(3): 1–16. doi: [10.12194/j.ntu.20220928001](https://doi.org/10.12194/j.ntu.20220928001).
- [94] 李杰然. 基于盒维数的灵巧噪声干扰识别方法[J]. 海军航空大学学报, 2022, 37(2): 191–195. doi: [10.7682/j.issn.2097-1427.2022.02.005](https://doi.org/10.7682/j.issn.2097-1427.2022.02.005).
LI Jieran. Method of smart noise jamming recognition based on box dimension[J]. *Journal of Naval Aviation University*, 2022, 37(2): 191–195. doi: [10.7682/j.issn.2097-1427.2022.02.005](https://doi.org/10.7682/j.issn.2097-1427.2022.02.005).
- [95] 杨淑媛, 杨晨, 冯志玺, 等. 电磁目标表征: 知识-数据联合驱动新范式[J]. 航空兵器, 2024, 31(2): 17–31. doi: [10.12132/ISSN.1673-5048.2024.0065](https://doi.org/10.12132/ISSN.1673-5048.2024.0065).
YANG Shuyuan, YANG Chen, FENG Zhixi, *et al.* A new paradigm for knowledge-data driven electromagnetic target representation[J]. *Aero Weaponry*, 2024, 31(2): 17–31. doi: [10.12132/ISSN.1673-5048.2024.0065](https://doi.org/10.12132/ISSN.1673-5048.2024.0065).
- [96] 张茜茜, 王禹, 林云, 等. 基于深度学习的自动调制识别方法综述[J]. 无线电通信技术, 2022, 48(4): 697–710. doi: [10.3969/j.issn.1003-3114.2022.04.017](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3114.2022.04.017).
ZHANG Xixi, WANG Yu, LIN Yun, *et al.* A comprehensive survey of deep learning-based automatic modulation recognition methods[J]. *Radio Communications Technology*, 2022, 48(4): 697–710. doi: [10.3969/j.issn.1003-3114.2022.04.017](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3114.2022.04.017).
- [97] XU Huali, ZHI Shuaifeng, SUN Shuzhou, *et al.* Deep learning for cross-domain few-shot visual recognition: A survey[J]. *ACM Computing Surveys*, 2025, 57(8): 215. doi: [10.1145/3718362](https://doi.org/10.1145/3718362).

作者简介

闫文君, 博士, 教授, 主要研究方向为海上态势感知、智能信息处理。

刘康晟, 硕士生, 主要研究方向为信号智能处理。

凌青, 博士, 教授, 主要研究方向为通信系统。

张立民, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信号智能处理。

吴金强, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为信号智能处理。

于柯远, 博士, 讲师, 主要研究方向为信号智能处理。

刘恒燕, 博士, 讲师, 主要研究方向为空时分组编码。

张毅, 博士生, 主要研究方向为信号智能处理。

(责任编辑: 于青)