

Multimodal Fusion Recognition Method for Spectrum Data Classification and Emitter Identification

WANG Zhongsi, LIU Liyan*, YANG Peixiao

(Information Communication Department, Navy Officer Academy of the PLA, Bengbu 233000, China)

Abstract: Electromagnetic (EM) battlefield has become increasingly complex due to the proliferation of heterogeneous communication systems, diverse radar waveforms, and a wide array of data link protocols. Accurate and real-time spectrum situation awareness critically depends on the effective extraction of discriminative features from multi-source, multi-modal EM signals and their fusion into consistent, high-level representations—enabling robust classification and radiation source identification. To address these challenges, this paper proposes a comprehensive recognition framework integrating spectral feature parameter extraction, modulation recognition, protocol identification, and multi-source heterogeneous data fusion. The framework achieves high-fidelity signal characterization under low signal-to-noise ratio (SNR) conditions. First, a hierarchical modulation recognition method is developed based on envelope characteristics, spectral symmetry, and spectral peak count, enabling reliable discrimination among five representative signal types—SSB, FM, FSK, MSK, and AM—as well as TACAN signals. Second, domain-specific communication system features are extracted to construct a data link recognition model with enhanced interpretability and generalization. Third, to handle multidimensional spectral feature fusion, a signal preprocessing pipeline and a dimensionality-reduction fusion model are designed to preserve salient information while reducing redundancy. Furthermore, transfer learning and few-shot learning strategies are integrated to mitigate performance degradation under limited and imbalanced training samples for novel radiation sources. Extensive simulations demonstrate that the proposed framework maintains high recognition accuracy across diverse SNR levels and exhibits strong robustness and generalization capability, effectively overcoming the challenges of low-data regimes and class imbalance.

Highlights:

1. Aiming at the problem of poor interpretability and data dependence, a hierarchical modulation recognition method based on envelope features, spectral symmetry and number of spectral peaks is proposed. Five typical signals of SSB, FM, FSK, MSK and AM can be distinguished reliably by physical interpretable features without large-scale labeling samples.
2. Aiming at the problem of unbalanced model accuracy and computational complexity, a method of protocol recognition based on the knowledge of communication system is proposed. The system level recognition of Link-4A, Link-11, Link-16 and tactical air navigation system (TACAN) signals is realized by using the lightweight physical characteristics such as pulse width, carrier frequency, modulation index and so on.
3. Aiming at the difficulty of unified representation of heterogeneous data and small sample recognition, a multi-source heterogeneous data fusion recognition framework based on principal component analysis (PCA) reduction and convolutional long short-term memory deep neural network (CLDNN) combined with migration learning is proposed. The feature space is reduced by PCA and adaptive migration learning is introduced. It effectively solves the new radiation source identification problem under the condition of sample imbalance and sample scarcity.

Key words: spectrum data; feature extraction; modulation recognition; radiation source identification; multi-source data fusion

Foundation item: Comprehensive Study of National Defense (No.2025B0301009).

Received: 2026-04-10; **Revised:** 2026-05-15

***Corresponding author, E-mail:** 1179341017@qq.com.

一种用于频谱数据分类与辐射源识别的多模态融合识别方法

王忠思, 刘丽燕, 杨培消

(中国人民解放军海军士官学校信息通信系, 蚌埠 233000)

摘要: 由于异构通信系统、雷达波形和数据链协议的大量涌现, 电磁(Electromagnetic, EM)战场呈现出前所未有的复杂性。准确且实时的频谱态势感知, 关键在于能够从多源、多模态的电磁信号中有效提取具有区分性的特征, 并将其融合为一致的表示, 以实现稳健的分类与辐射源识别。本文提出了一种综合性框架, 集成了频谱数据特征参数提取、调制识别、协议识别以及多源异构数据融合识别方法, 能够实现低信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)条件下高保真的信号表征。首先提出了基于包络特征、谱对称性和谱峰个数的分层调制识别方法, 实现了SSB、FM、FSK、MSK和AM五种典型数据链和塔康信号的有效区分; 其次提取了不同数据链的通信体制特征, 建立了基于领域特征的数据链信号识别; 最后针对多维频谱特征融合, 构建了信号预处理方法和频谱特征降维融合模型, 提出利用迁移学习和小样本学习解决新型辐射源信号样本稀缺问题。仿真结果表明, 本文所提方法在不同信噪比条件下均具有较高的识别正确率, 在小样本和样本不平衡情况下能够解决识别难题。

关键词: 频谱数据; 特征提取; 调制识别; 辐射源识别; 多源数据融合

中图分类号: TN911.7; TP391.4 **文献标志码:** A

引用格式: 王忠思, 刘丽燕, 杨培消. 一种用于频谱数据分类与辐射源识别的多模态融合识别方法[J]. 数据采集与处理, 2026, 41(3): 725-735. WANG Zhongsi, LIU Liyan, YANG Peixiao. Multimodal fusion recognition method for spectrum data classification and emitter identification[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2026, 41(3): 725-735.

引言

电磁频谱已成为当代军事行动中的关键竞争领域, 快速准确地分类电磁信号尤其是来自数据链(如Link-11、Link-16、Link-4A)和战术航空导航系统(Tactical air navigation system, TACAN)的信号, 对于建立态势感知获取电磁态势情报以及在对抗环境中拥有频谱自主决策自由度至关重要^[1]。数据链、导航和敌我识别等无线设备产生的信号具有特定的调制方式、编码格式和时频特征, 这些特征在进行辐射源分选、识别乃至辐射源识别(Specific emitter identification, SEI)的关键^[2]。电磁态势监测系统采集的信号为多源信号的混合体, 必须经过有效的分离与识别才能解析出各个独立辐射源的信息^[3]。传统的信号识别方法多依赖于预设的模板匹配或基于决策树的特征参数识别, 其在信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)变化或新型调制信号出现时鲁棒性不足^[4]。随着信号处理与机器学习技术的发展, 利用卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)、长短期记忆网络(Long short-term memory network, LSTM)、Transformer及其融合模型卷积长短期记忆全连接深度网络(Convolutional

long short-term memory deep neural network, CLDNN)^[5-7]能够直接从原始I/Q数据或时频图中学习深层特征,对信号的同相/正交(In-phase/Quadrature, I/Q)分量进行端到端分类,以上方法尽管在自动特征提取方面展现出巨大优势,但其性能高度依赖于高质量、大规模的标注数据集,且模型解释性较差^[8-10]。

调制识别主要分为基于似然和基于特征的方法,文献[11]基于似然函数的方法通过计算不同调制假设下的似然函数进行决策,理论性能优但计算复杂度高难以实用化。基于特征的方法,如文献[12]提出的DCTFANet双分支网络,文献[13]基于改进的CNN结构引入循环周期学习策略,均实现了在较低信噪比下识别准确率的提升,其尽管在低信噪比和复杂信号环境下表现出卓越性能,但如何在模型精度与计算复杂度之间取得平衡以满足实时性的要求仍有差距。

多源数据融合通过整合异构信息提升识别可靠性,主要分为数据层、特征层和决策层融合。基于特征层融合,如文献[14]提出基于双路RFF-CNN2网络的雷达辐射源识别方法,文献[15]提出基于多谱图联合表征的方法,融合维格纳威利分布(Wigner-Ville distribution, WVD)和短时傅里叶变换(Short-time Fourier transform, STFT)和双谱图特征;基于决策层融合,如文献[16]应用Dempster-Shafer证据理论实现雷达工作模式的特征层融合识别。以上多源融合技术能够有效提升系统的识别性能和鲁棒性,但对于异构数据的统一表征、动态融合策略整体设计不足。辐射源识别传统方法依赖于提取载波频偏、相位噪声等细微特征,结合支持向量机等传统分类器,现代方法基于深度学习直接从原始信号中学习指纹特征,如文献[17]提出基于持续学习和联合特征提取的辐射源识别方法,利用变分模态分解和高阶谱提取射频指纹实现多个SEI,但对于解决新型辐射源样本稀缺问题不具备实用性。

综合来看,现有电磁信号识别方法虽已取得一定进展,但仍存在以下问题需要解决:(1)深度学习虽能自动提取深层特征,却高度依赖大规模高质量标注数据,模型可解释性差,在标注样本稀缺或出现新型信号时泛化能力不足;(2)调制识别方法在追求低信噪比与复杂信号环境中维持高精度的同时,往往面临模型精度与计算复杂度失衡的困境,难以满足战场电磁感知的实时性要求;(3)多源融合识别虽可提升系统鲁棒性,但对异构数据的统一表征和动态融合策略设计不足,且现有辐射源识别方法在新型辐射源样本严重匮乏时缺乏实用性。针对上述问题,本文提出一种层次化多模态融合识别框架,主要创新点包括:(1)针对可解释性差与数据依赖问题,提出基于包络特征、谱对称性及谱峰个数的分层调制识别方法,通过物理可解释特征实现SSB、FM、FSK、MSK和AM五类典型信号的可靠区分,无需依赖大规模标注样本;(2)针对模型精度与计算复杂度失衡问题,提出融合通信体制领域知识的协议识别方法,利用脉宽、载频和调制指数等轻量级物理特征,实现Link-4A、Link-11、Link-16及塔康(TACAN)信号的系统级识别并大幅降低计算开销;(3)针对异构数据统一表征困难及小样本识别难题,提出基于主成分分析法(Principal component analysis, PCA)降维、CLDNN结合迁移学习的多源异构数据融合识别框架,通过PCA降维统一特征空间并引入领域自适应迁移学习,有效解决了样本不平衡与样本稀缺条件下的新型辐射源识别难题。

1 系统模型与多模态融合识别框架

定义战场电磁环境中的接收信号,表示为多源信号的叠加,即

$$r(t) = \sum_{i=1}^M s_i(t) + n(t) \quad (1)$$

式中: $s_i(t)$ 为第*i*个辐射源的发射信号, M 为辐射源总数, $n(t)$ 为加性高斯白噪声。接收信号经过正交下变频后得到I/Q基带信号,用于后续特征提取与分类识别。

本文方法遵循“调制识别+协议识别→融合识别”的分层架构。第一阶段利用包络特征、谱对称性

和频谱峰值等物理特征实现调制方式识别,并结合通信体制领域知识进行协议级识别;第二阶段通过降维融合、识别模型与迁移学习实现辐射源身份识别,图1给出了层次化多模态融合识别框架。

本文方法已试验验证针对低空无人机场景适用,适用范围:载频 2 MHz~1.3 GHz,调制样式为 SSB/FM/FSK/MSK/AM, SNR ≥ 0 dB 的实际电磁环境。对于超宽带信号、跳频信号(除 Link-16 外)以及信噪比低于 0 dB 的极低信噪比环境,本文方法性能可能受限,需结合专项优化策略使用。

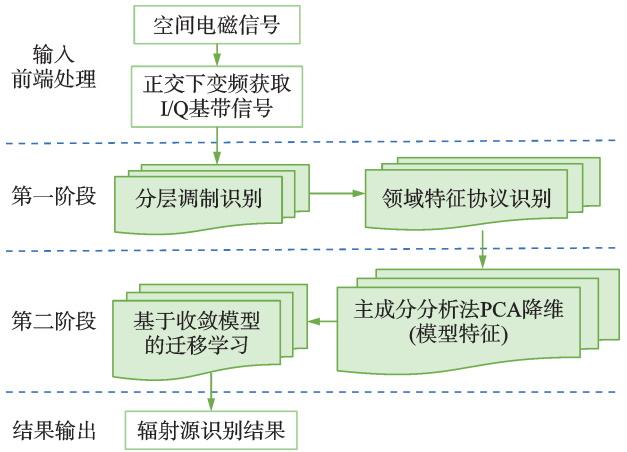


图1 多模态融合识别框架

Fig.1 Multimodal fusion recognition framework

2 特征参数提取与调制分类

2.1 基于包络的幅度调制信号区分

实现鲁棒调制识别的第一步是区分恒包络与幅度可变调制。本文识别的调制样式为 SSB (Link-11 HF 波段)、FM(Link-11 UHF 波段)、FSK(Link-4A)、MSK(Link-16)和 AM(TACAN)等 5 种信号。为定量评估包络变化性,引入归一化瞬时幅度功率谱密度(Power spectral density, PSD)峰值度量,将 PSD 最大值 γ_{\max} 定义为

$$\gamma_{\max} = \max|DFT(a_{cn}(i))|^2/N_s \quad (2)$$

式中: $a_{cn}(i)$ 为零中心归一化瞬时幅度值, N_s 为采样点数, $a_{cn}(i) = a_n(i) - 1$, $a_n(i) = a(i)/m_a$, $a(i)$ 为信号瞬时幅度, $m_a = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} a(i)$ 为信号瞬时幅度的平均值,瞬时幅度均值归一化处理是为了消除信道增益影响。

2.2 基于频谱对称性的模拟调制分类

进一步提升调制分类精度的方法是分析频谱对称性,使用谱对称性参数判断调制信号的频谱是否关于载波对称,定义频谱对称性指数 P 为

$$P = (P_L - P_U)/(P_L + P_U) \quad (3)$$

式中: P_L 表示信号频谱的下边带, P_U 表示信号频谱的上边带。 P_L 和 P_U 的表达式分别为

$$P_L = \sum_{i=1}^{f_m} |(S(i))|^2 \quad (4)$$

$$P_U = \sum_{i=1}^{f_m} |(S(i + f_{cn} + 1))|^2 \quad (5)$$

式中: $S(i) = FFT(s(n))$ 为采样信号 $s(n)$ 的快速傅里叶变换, $f_{cn} = \text{floor}(f_c \times N_s/f_s) - 1$, $\text{floor}(A)$ 取不大于 A 的整数, f_c 为载波频率, f_s 为采样频率, N_s 为采样点数。

2.3 基于频谱峰值分析的调制区分

图2给出了FM、FSK、MSK信号频谱图与平方频谱图,FM信号的边带数量随调制指数变化,但通常缺乏离散且尖锐的峰值;FSK信号的频谱和平方谱中均呈现两个明确的峰值;MSK信号由于其连续

相位与极小的频谱旁瓣,在原始谱中无显著频谱脉冲,然而当对信号进行平方后生成新的频谱出现两个清晰的峰值,求出 MSK 信号的两个频点,即可推出 MSK 信号的载频和频偏。可见,利用频域特征频谱峰值可以有效区分 FM、FSK 和 MSK 信号。图 2 中仿真参数设置为:FM 信号频偏 Δf 为 20 kHz,调制指数为 2,采样率 f_s 为 320 kHz;FSK 信号频偏 Δf 为 200 kHz,采样率 f_s 为 600 kHz;MSK 信号符号速率 1 MHz,采样率 f_s 为 5 MHz。

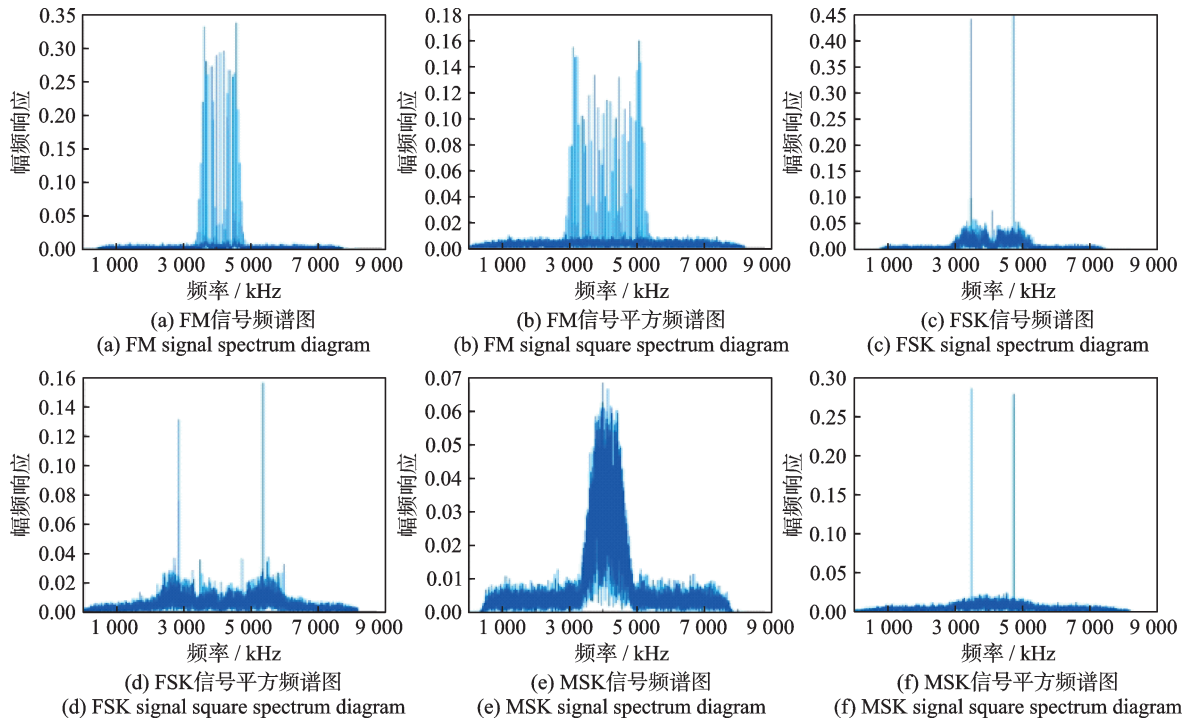


图 2 FM、FSK、MSK 信号频谱图与平方频谱图

Fig.2 FM、FSK and MSK signal spectrum and signal square spectrum diagrams

3 基于领域特征的通信协议识别

3.1 通信体制领域特征分析

几种数据链信号和塔康信号在时域和频域特征上有着明显不同。表 1 列出 Link-4A、Link-11、Link-16 和 TACAN 这 4 种系统通信体制领域特征分析对比。

表 1 4 种系统通信体制领域特征分析对比

Table 1 Analysis and comparison of characteristics of four system communication system fields

系统	频段/MHz	调制方式	帧结构及关键特征
Link-4A	225~399.975	2FSK	固定长度帧;25 kHz 信道间隔;二进制频率跳变(20 kHz 频偏)
Link-11	2~30/225~400	SSB/FM	13.3 ms/22 ms 帧;双音前导码(605 Hz, 2 915 Hz);14 个数据音(935~2 365 Hz, 110 Hz 间隔)
Link-16	960~1 215	MSK	TDMA(7.812 5 ms 时隙);5 Mbps 波特率;51 个预分配信道跳频;脉冲形式,6.4 μ s 脉冲宽度
TACAN	962~1 213	高斯脉冲	1 MHz 信道间隔(252 个信道);脉冲宽度 $3.5 \pm 0.5 \mu$ s;X/Y 模式下信号由等幅脉冲串和 15、135 Hz 调幅信号组成

3.2 基于领域特征的协议识别算法

基于领域特征的协议识别算法首先基于脉冲宽度对信号做一级分类,针对宽脉冲和窄脉冲两类信号,分别做基于领域知识的包络特征、谱对称性和谱峰个数的分层调制识别,最终返回 Link-4A、Link-11、TACAN、Link-16 四种结果。算法伪码如下。

算法 1 基于领域特征的协议识别算法

输入:采集信号 $s(t)$

输出:协议类型(Link-4A/Link-11/TACAN/Link-16)

- (1) 检测脉冲宽度 PW ($s(t)$)
- (2) If $PW \geq 1 \mu s$ // 宽脉冲
- (3) 包络 $E =$ 信号包络($s(t)$)
- (4) IF E 为恒包络
- (5) $NP_1 =$ 频谱峰值个数($s(t)$), $NP_2 =$ 平方谱峰值个数($s(t)$)
- (6) IF $NP_1 = 2$ and $NP_2 = 2$ // 满足 2FSK 特征
- (7) $(f_c, \Delta f) =$ 载频和频偏($s(t)$)
- (8) IF $f_c \in [225, 400]$ MHz and $\Delta f \approx 20$ kHz
- (9) Return Link-4A
- (10) Else Return Unknown
- (11) End If
- (12) End If
- (13) If $NP_1 > 6$ and $f_c \in [225, 400]$ MHz // FM 特征
- (14) Return Link-11 (UHF)
- (15) Else Return Unknown
- (16) End If
- (17) Else // 非恒包络
- (18) $P_{sym} =$ 谱对称性($s(t)$)
- (19) If $P_{sym} <$ 阈值 // 非对称谱
- (20) $f_c =$ 载频($s(t)$)
- (21) If $f_c \in [2, 30]$ MHz
- (22) Return Link-11 (HF)
- (23) Else Return Unknown
- (24) End If
- (25) Else // 对称谱
- (26) $(f_1, f_2) = s(t)$ 下变频并估计频率
- (27) If $|f_1 - 135 \text{ Hz}| < \text{容差}$ and $|f_2 - 15 \text{ Hz}| < \text{容差}$
- (28) $PW_real =$ 估计脉冲宽度($s(t)$)
- (29) If $PW_real \approx 3.5 \mu s$
- (30) Return TACAN
- (31) Else Return Unknown
- (32) End If

```

(33)           End If
(34)         End If
(35)       End If
(36) Else PW < 1 μs // 窄脉冲
(37)   NP1=频谱峰值个数(s(t)), NP2=平方谱峰值个数(s(t))
(38)   If NP=1 and NP2=2 //MSK 特征
(39)     h = 计算调制指数(s(t))
(40)     If |h-0.5|<容差
(41)       fc=估计载频(s(t))
(42)       IF fc∈{51个跳频点}
(43)         Return Link-16
(44)       Else Return Unknown
(45)     End If
(46)   End If
(47) End If
(48) End If

```

首先,算法第1行根据脉冲宽度对信号做大致区分,第2~35行对于宽脉冲信号,结合领域特征按照包络特征、谱对称性和谱峰个数的分层调制识别方法,可识别 Link-4A(第6~9行)、Link-11/UHF(第13~14行)、Link-11/HF(第17~22行)、TACAN(第25~30行)信号,其余为“未知”;第36~48行对于窄脉冲信号,结合领域特定特征识别出 Link-16 信号,其余为“未知”。

4 多源异构数据降维融合与识别

本文提出的多源异构数据降维融合与识别算法流程如图3所示。首先对多源异构数据进行基于PCA的数据预处理,将标准化后的数据利用监督学习训练 CLDNN 识别模型,在识别阶段 CLDNN 直接输出识别结果。对于小样本数据,采用迁移学习的方法对模型进行调整,使得模型对罕见样本识别率提高。其中,多源数据预处理模块与复合识别方法相互配合、深度耦合,前者实现多模态频谱特征的精简提纯,后者完成样本累积-分类处理-个体识别,二者协同赋能多模态融合框架,进一步放大了本文方法在识别准确率、抗干扰能力与工程适用性上的综合优势。

4.1 基于主成分分析法的数据预处理

本文采用基于PCA的数据预处理方法进行射频信号多维特征融合,首先对特征用PCA法进行特征降维,其主要针对频谱多模态数据存在的高维特征冗余、噪声特征掺杂和特征维度灾难等问题,通过线性正交变换对原始高维频谱特征进行维度约简,在保留关键鉴别特征信息的同时,剔除无效冗余分量与环境噪声干扰,有效降低后续融合网络的计算复杂度,提升模型特征收敛效率与低信噪比条件下的特征鲁棒性。具体融合流程为:(1)对特征进行 Z-score 归一化消除量纲差异;(2)计算特征间的

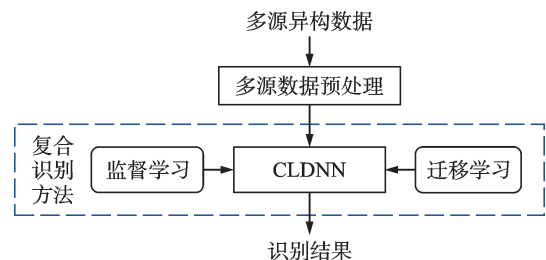


图3 多源异构数据降维、融合与识别流程

Fig.3 Dimensionality reduction, fusion, and recognition process for multi-source heterogeneous data

相关系数矩阵;(3)计算特征值和特征向量,解释方差排序;(4)选择 $p(p \leq m)$ 主成分,提取按解释方差排序的前 p 个主成分计算综合评价值。数据融合预处理示意过程如图4所示。

4.2 基于射频指纹特征的辐射源识别

本文提出将CNN和LSTM异构融合为CLDNN的方法,将辐射源信号的同相分量(I路)和正交分量(Q路)合并为 $2 \times N$ 的时间序列输入深度网络,通过深度置信网络和卷积神经网络实现信号调制方式分类,在综合考虑信号局部和时序特征的情况下,进一步提升了信号调制分类性能。该方法不仅降低计算复杂度,还通过将数据投影至低维潜在空间,最大化保留判别模式,从而提升模型的可解释性与泛化能力。图5所示为基于射频指纹特征融合分析的辐射源数量分类结果,收敛效果突出。该网络结构包含3层卷积层(卷积核尺寸分别为 64×3 、 128×3 和 256×3 ,激活函数为ReLU)、2层LSTM层(隐藏单元数分别为128和64)、以及2层全连接层(神经元数分别为256和类别数),优化器为Adam,学习率为0.001,Batch size为32,训练轮数为100。

4.3 基于迁移学习的小样本辐射源识别

本文基于领域自适应的迁移学习框架实现小样本辐射源识别,将已有辐射源信号时频曲线作为源域数据,要识别的时频曲线看成目标域数据,目标是希望源域中的一些簇与目标域中的簇进行较好的映射,核心思想是通过共享潜在表示,对齐源域与目标域的特征分布。实现方法如下:首先使用预训练编码器进行特征提取,然后计算相似性度量量化聚类间差异,最后基于最优传输理论进行匹配,最小化域间偏移,最大化源-目标聚类对应性。其主要解决实际电磁环境中辐射源样本分布不均、跨场景域偏移以及标记样本稀缺导致的模型泛化能力不足问题,通过域自适应特征映射缩小不同工况、不同信道条件下频谱数据的分布差异,实现源域知识向目标识别场景的有效迁移,显著提升模型在小样本、复杂异构电磁场景下的辐射源识别泛化能力。本文方法可实现零样本或少样本下新型辐射源识别,在数据稀缺场景下提升识别性能。

5 仿真结果

5.1 实验设置与数据集

为验证所提多模态融合识别方法的有效性,本文基于MATLAB平台构建了仿真环境。仿真生成5种典型调制信号:MSK、2FSK、SSB(含USB和LSB)、FM和AM,分别对应Link-16、Link-4A、Link-11

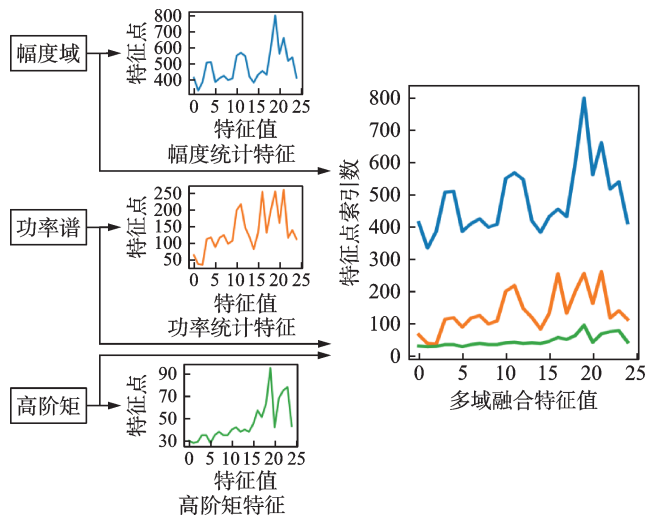


图4 数据融合、转换处理过程

Fig.4 Procedure of data fusion and transformation processing

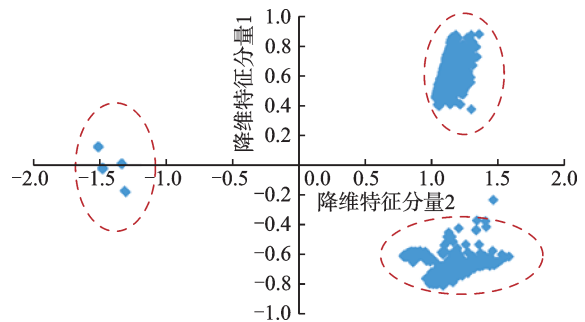


图5 基于射频指纹特征融合分析用频设备数量

Fig.5 Number of radio equipment based on RF fingerprint feature fusion analysis

(HF)、Link-11(UHF)及 TACAN 信号。信号载频、符号率和采样率等参数参照实际通信体制设定。实验设置信噪比范围为 0~30 dB,步长为 2 dB。在每个 SNR 条件下,对每种调制信号进行 1 000 次蒙特卡洛仿真,用于统计识别正确率。针对小样本与样本不平衡场景,额外构造了训练样本受限的数据集,其中每类信号训练样本数分别设置为 5、10、20、50 和 100,测试样本数固定为 500。

5.2 不同信噪比下的识别性能对比

图 6 展示了本文方法在不同 SNR(0~30 dB)下对 5 种调制样式信号的识别正确率曲线。可以看到,SNR ≥ 10 dB 时识别正确率均可达到 86% 以上;当 SNR ≥ 13 dB 时,所有调制方式的识别正确率均达到 95% 以上,验证了本文特征提取与分层调制识别方法的有效性。

图 7 给出了本文方法与前述单模态特征识别的性能对比,图中比较了仅调制识别特征、仅协议识别特征和本文多模态融合识别方法(本文方法 3 种策略)。可以看出,仅使用调制识别特征的方法在低 SNR ≤ 5 dB 时识别正确率约为 70%,随着 SNR 提升逐渐上升至 94% 左右;仅使用协议识别特征的方法在低 SNR ≤ 5 dB 下性能较差,识别正确率仅为 60% 左右,尽管高 SNR 下可接近 90%,但仍是 3 种方法中性能最差的;本文方法在所有 SNR 条件下均显著优于单一特征方法,尤其在低 SNR ≤ 5 dB 时仍能达到 90% 以上的识别正确率,与比较方法的 75% 和 60% 相比性能提高明显,当 SNR ≥ 10 dB 时正确率稳定在 97% 以上,展现出较好的抗噪声能力和特征互补优势。

5.3 小样本与样本不平衡场景下的泛化能力分析

为验证本文方法在样本稀缺条件下的鲁棒性,设计小样本学习实验。本文对比的方法包括传统特征参数决策树方法(传统方法)、CLDNN 深度学习方法(CLDNN)以及本文所提多模态融合识别方法(本文方法)。图 8 展示了在 SNR=15 dB 条件下,

训练样本数从 5 到 100 变化时,不同方法的识别正确率对比。结果表明,当每类训练样本仅为 5 个时,传统方法识别正确率不足 40%,CLDNN 方法约为 55%,本文方法达到 82%,显著优于对比方法;随着样本数增加至 50 时,本文方法识别正确率超过 95%,CLDNN 方法提高为 88%,传统方法仅为 76%;当样本数达到 100 时,本文方法识别正确率接近 99%,均优于传统方法和 CLDNN 方法。

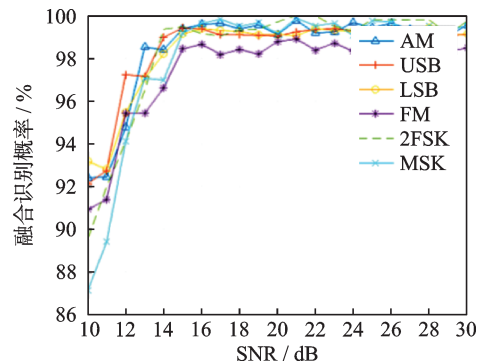


图 6 不同 SNR 下 5 种调制方式识别性能变化曲线
Fig.6 Recognition performance curves of five modulation schemes under different SNR conditions

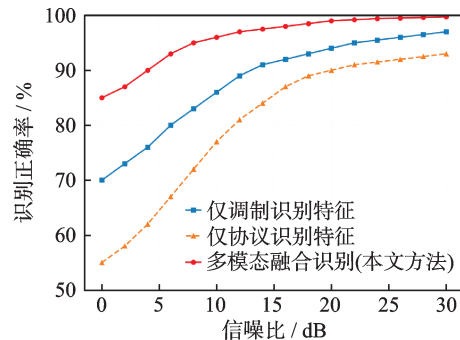


图 7 识别正确率随 SNR 变化曲线
Fig.7 Recognition accuracy varying with SNR

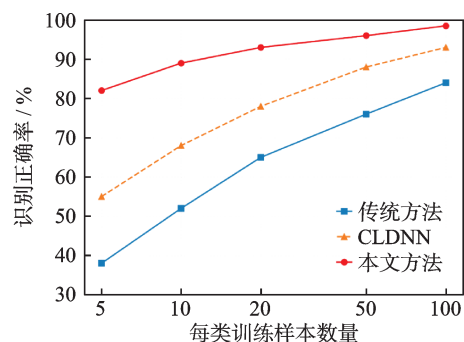


图 8 不同训练样本数量下的识别正确率
Fig.8 Recognition accuracy with varying numbers of training samples

图9展示了各类方法的少数类识别 F_1 -score, 样本不平衡场景设定为多数类样本500, 少数类样本设定为10、20和50, 信噪比SNR为15 dB。可以看出, 本文方法在所有不平衡设置下均保持最高的 F_1 -score, 当少数类样本为10时能达到0.78, CLDNN方法在少数类样本为10时 F_1 -score为0.52, 传统方法少数类样本为10时 F_1 -score仅为0.31, 显示其对不平衡数据最为敏感。结果表明, 本文提出的基于迁移学习的小样本辐射源识别方法提升了模型在数据稀缺与类别不平衡条件下的泛化能力。

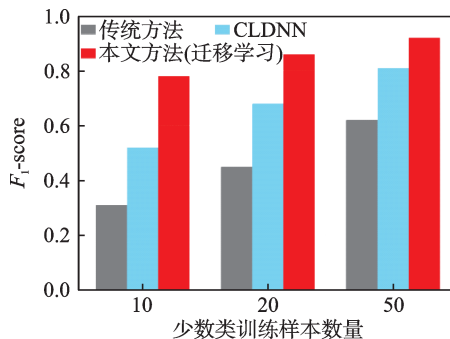


图9 不同少数类样本数量下的少数类识别 F_1 -score
Fig.9 Minority identification F_1 -score under different numbers of minority samples

6 结束语

本文针对复杂电磁环境下多源信号识别在可解释性、实时性及小样本泛化方面存在的不足, 系统分析了频谱数据分类与融合识别技术, 提出并验证了一种层次化多模态融合识别框架。该框架遵循分层递进架构, 通过物理可解释特征驱动与数据驱动方法的有机结合, 实现了对Link-4A、Link-11、Link-16及TACAN 4类典型信号的系统级识别。仿真显示, 在 $\text{SNR} \geq 13$ dB时调制识别正确率达95%以上, 在每类仅有5个训练样本的极端条件下仍能保持82%的识别正确率。结果表明, 本文所提方法能有效提高射频信号识别准确率, 并在样本受限条件下展现出良好鲁棒性。本文主要贡献:(1)提出了基于包络特征、谱对称性及谱峰个数的分层调制识别方法, 无需依赖大规模标注数据即可有效区分战场电磁环境下5类典型调制样式、4类典型平台, 兼顾了识别精度与模型可解释性;(2)提出了融合通信体制领域特征的协议识别方法, 利用轻量级物理特征实现信号体制的快速判定, 显著降低了计算开销, 满足战场实时性需求;(3)提出了基于PCA降维、CLDNN方法与迁移学习结合的复合识别框架, 通过统一特征空间与领域自适应对齐, 有效缓解了小样本与样本不平衡条件下的辐射源识别难题。后续工作将聚焦主流机器学习方法的比对实验与框架模块消融实验, 并围绕超宽带信号、跳频信号及极低信噪比场景下的识别性能提升以及融合更多维度的电磁特征展开研究。

参考文献:

- [1] 张邦宁, 郭道省, 杨炜伟. 通信对抗原理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2018: 141-145.
ZHANG Bangning, GUO Daosheng, YANG Weiwei. Principles and applications of communication countermeasures[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2018: 141-145.
- [2] 周明, 吴巍, 李军. 基于动态决策融合的通信辐射源指纹识别方法[J]. 通信学报, 2025, 46(12): 156-163.
ZHOU Ming, WU Wei, LI Jun. Radio frequency fingerprint identification method for communication emitters based on dynamic decision fusion[J]. Journal on Communications, 2025, 46(12): 156-163.
- [3] 金立民, 王海超, 谷江春, 等. 低空具身智能频谱管控技术研究[J]. 数据采集与处理, 2025, 40(1): 45-55.
JIN Liming, WANG Haichao, GU Jiangchun, et al. Low-altitude embodied intelligent spectrum management and control technology[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2025, 40(1): 45-55.
- [4] 王加琪, 王威. 多无人机强弱信号混叠下的检测与识别方法[J]. 数据采集与处理, 2025, 40(6): 1464-1476.
WANG Jiaqi, WANG Wei. Detection and recognition method for mixed strong and weak signals from multiple UAVs[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2025, 40(6): 1464-1476.
- [5] 姜飞, 黄知涛, 周一宇. 基于瞬时自相关的雷达信号调制识别[J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(1): 200-205.
JIANG Fei, HUANG Zhitao, ZHOU Yiyu. Radar signal modulation recognition based on instantaneous autocorrelation[J].

- Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022, 43(1): 200-205.
- [6] WEST N E, O' SHEA T. Deep architectures for modulation recognition[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN). [S.l.]: IEEE, 2017: 1-6.
- [7] 李国军, 朱思源, 郑建忠, 等. 基于多尺度卷积融合编码网络的调制识别方法[J]. 通信学报, 2025, 46(8): 1-12.
LI Guojun, ZHU Siyuan, ZHENG Jianzhong, et al. Modulation recognition method based on multi-scale convolutional fusion coding network[J]. Journal on Communications, 2025, 46(8): 1-12.
- [8] ZHANG Z, WANG C, GAN C, et al. Automatic modulation classification using convolutional neural network with features fusion of SPWVD and BJD[J]. IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks, 2019, 5(3): 469-478.
- [9] 李建, 刘振, 杨宾. 基于深度迁移学习的小样本雷达辐射源识别[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(5): 1159-1166.
LI Jian, LIU Zhen, YANG Bin. Few-shot radar emitter recognition based on deep transfer learning[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2021, 43(5): 1159-1166.
- [10] 杨嘉豪, 张东坡, 何劲. 基于多尺度特征融合提取的调制样式识别算法[J]. 信号处理, 2025, 41(3): 494-503.
YANG Jiahao, ZHANG Dongpo, HE Jin. Modulation scheme recognition algorithm based on multi-scale feature fusion extraction[J]. Journal of Signal Processing, 2025, 41(3): 494-503.
- [11] 李兵兵, 赵拥军, 王飞. 基于似然比的数字调制信号识别算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(5): 1101-1107.
LI Bingbing, ZHAO Yongjun, WANG Fei. Likelihood ratio based digital modulation signal recognition algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(5): 1101-1107.
- [12] WANG Y. DCTFANet: A lightweight dual-branch network for automatic modulation recognition in low SNR scenarios[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2026, 33(2): 245-249.
- [13] 张伟, 李明, 王强. 基于循环周期学习率策略和改进 CNN 的调制方式识别算法[J]. 无线电工程, 2026, 56(1): 112-118.
ZHANG Wei, LI Ming, WANG Qiang. Modulation recognition algorithm based on cyclic learning rate strategy and improved CNN[J]. Radio Engineering, 2026, 56(1): 112-118.
- [14] 肖易寒, 王博煜, 于祥祯, 等. 基于双路射频指纹卷积神经网络与特征融合的雷达辐射源个体识别[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(8): 3238-3245.
XIAO Yihan, WANG Boyi, YU Xiangzhen, et al. Radar emitter identification based on dual radio frequency fingerprint convolutional neural network and feature fusion[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(8): 3238-3245.
- [15] 刘阳, 陈明, 赵亮. 基于多谱图联合表征的辐射源个体识别方法[J]. 电子与信息学报, 2026, 48(1): 89-96.
LIU Yang, CHEN Ming, ZHAO Liang. Specific emitter identification method based on joint representation of multiple spectrograms[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2026, 48(1): 89-96.
- [16] 王玉冰, 黄知涛, 周一宇. 基于 D-S 证据理论判定空战场环境下相控阵雷达工作模式[J]. 电子学报, 2000, 28(12): 23-26.
WANG Yubing, HUANG Zhitao, ZHOU Yiyu. Determining the operating mode of phased array radar in air battlefield environment based on D-S evidence theory[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(12): 23-26.
- [17] 陈晨, 李建东, 盛敏. 基于持续学习和联合特征提取的特定辐射源识别[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(5): 1345-1353.
CHEN Chen, LI Jiandong, SHENG Min. Specific emitter identification based on continuous learning and joint feature extraction[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2025, 47(5): 1345-1353.

作者简介:



王忠思(1982-),男,副教授,研究方向:电磁频谱技术, E-mail: wangzhongsi@163.com。



刘丽燕(1989-),通信作者,女,讲师,研究方向:无线通信技术, E-mail: 117934-1017@qq.com。



杨培消(1994-),男,助教,研究方向:无线通信技术。

(编辑:刘彦东)