

CFR-JVMD 与多接收机协作的 OFDM 辐射源个体识别*

朱丽, 刘高辉

(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 针对通信辐射源识别中射频指纹易受多径效应与接收机畸变干扰的难题, 提出了一种结合信道频率响应 (Channel Frequency Response, CFR) 相关性与联合变分模态分解 (Joint Variational Modal Decomposition, JVMD) 的多接收机协作 OFDM 辐射源识别方法。首先, 根据多径信道的频域效应呈现乘性衰落特性, 提出抑制多径信道影响的频谱轮移比值算法; 其次, 采用 JVMD 对多接收机归一化信号进行联合分解, 将信号分解为含有发射机指纹与接收机指纹的模态分量; 最后, 通过基于非高斯统计量的动态阈值筛选出发射机指纹分量并输入 CNN 分类器实现辐射源个体识别。实验结果表明, 该方法在 ORACLE 数据集上平均识别率达到 97%, 相较于传统方法在抗多径衰落和接收机失真方面展现出更强的鲁棒性。

关键词: 特定辐射源识别; 多径衰落信道; 接收机失真; 特征提取

中图分类号: TN911

文献标志码: A

DOI: 10.19358/j.issn.2097-1788.2026.03.006

中文引用格式: 朱丽, 刘高辉. CFR-JVMD 与多接收机协作的 OFDM 辐射源个体识别 [J]. 网络安全与数据治理, 2026, 45(3): 40-47.

英文引用格式: Zhu Li, Liu Gaohui. CFR-JVMD-based multi-receiver cooperative OFDM specific emitter identification [J]. Cyber Security and Data Governance, 2026, 45(3): 40-47.

CFR-JVMD-based multi-receiver cooperative OFDM specific emitter identification

Zhu Li, Liu Gaohui

(School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: To address the challenge that radio frequency fingerprints in specific emitter identification (SEI) are highly susceptible to multipath effects and receiver-induced distortions, this paper proposes a multi-receiver cooperative OFDM emitter identification method that integrates channel frequency response (CFR) correlation with joint variational modal decomposition (JVMD). First, by exploiting the multiplicative fading characteristics of multipath channels in the frequency domain, a spectral cyclic shift ratio algorithm is developed to suppress multipath channel effects. Second, JVMD is applied to the normalized signals received by multiple receivers to jointly decompose the signals into modal components containing transmitter fingerprints and receiver fingerprints. Finally, transmitter fingerprint components are selected using a dynamic thresholding strategy based on non-Gaussian statistical measures and fed into a convolutional neural network (CNN) classifier to achieve specific emitter identification. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves an average identification accuracy of 97% on the ORACLE dataset and exhibits superior robustness against multipath fading and receiver distortions compared with conventional methods.

Key words: specific emitter identification (SEI); multipath fading channel; receiver impairments; feature extraction

0 引言

特定辐射源识别 (Specific Emitter Identification, SEI) 是指从接收到的电磁信号中提取出细微的射频指纹特征, 进而识别发射机的个体身份。射频指纹

(RFF) 源于发射机模拟组件因硬件缺陷所产生的独特特征^[1], 当前射频指纹提取技术大多基于单接收机采集的数据。随着射频监测系统向多节点、协同化方向发展, 辐射源识别研究的焦点也逐步转向了多接收机协同的场景。

多径传播导致各路径信号经历不同程度的幅度衰

* 基金项目: 国家自然科学基金 (61671375)

落、时延扩展和相位偏移,这种信道畸变会对发射机指纹造成污染。文献[2]收集了多种环境的 SEI 数据,表明基于卷积神经网络(CNN)的辐射源识别在不同信道环境中性能显著下降。克服信道影响的常用方法主要为:(1)基于信道估计的失真补偿。文献[3]设计了一个有限脉冲响应(FIR)滤波器来补偿无线信道,它会根据当前信道条件和发射机特性进行优化,然而,每次信道发生变化时,需不断重新计算最优滤波器参数。(2)基于信道频率响应的相关性。文献[4]提出无线信道的频率响应在短时间内不发生显著变化,构建与信道无关的频谱图可以在时频域中减轻信道影响,同时保留发射机指纹特征。

接收机作为信号采集的关键环节,即便采用高精度接收设备,基带信号仍会携带接收机的指纹信息。文献[5]发现当训练与测试使用同一接收器时系统性能稳定,而跨接收器场景下,识别准确率因接收机硬件畸变下降。目前,抑制接收机指纹污染的研究主要有3种思路:(1)基于失真耦合逆向建模的硬件校正。文献[6]提出一种基于载波泄漏与滤波器失真联合估计的校正方法以分离发射机指纹与接收机畸变,但其性能受限于失真参数的可辨识性。(2)基于深度学习的接收器特征分离。文献[7]通过引入多种损失函数来增强网络的泛化能力,让网络学习与接收器无关的特征,从而分离出发射机相关特征和接收器相关特征,然而深度学习模型通常被视为“黑箱”,其特征分离过程难以被系统性地解释和验证。(3)利用多接收机协同融合抑制接收机干扰。文献[8]通过协同使用多个失真接收机,利用空间分集增益抵消单个接收机失真的影响。

接收机获取的通信信号往往呈现显著的非平稳或非线性特性,近年来,基于信号分解的特征提取方法展现出独特优势,变分模态分解(VMD)通过构建约束变分优化问题,可将复杂信号自适应分解为具有明确中心频率的本征模态函数。文献[9]在单跳和中继场景下利用VMD将接收到的信号分解为各种时域和频域模态,提高了辐射源之间的可区分性。文献[10]利用改进的VMD算法来应对环境噪声与接收机失真的影响,提高了设备分类的准确性和对噪声的鲁棒性。但现有方法大多孤立地处理多径失真或接收机损伤,未能建立抑制信道—接收机联合干扰的框架,针对以上问题,本文提出了结合信道频率响应(Channel Frequency Response, CFR)相关性与联合变分模态分解(Joint Variational Modal Decomposition, JVMD)的多接

收机协作 OFDM 辐射源识别方法。首先,利用 CFR 相关性提出频谱轮移比值算法抑制多径衰落带来的干扰,通过信道估计先去除衰落严重的子载波;然后,利用 JVMD 实现接收机协同分解,有效分离发射机指纹和接收机指纹;接着,结合非高斯特性设计动态阈值策略筛选出发射机指纹特征;最后,结合 CNN 分类器实现分类识别。

1 OFDM 辐射源识别干扰建模

本节构建了一个考虑多径效应的多接收机协作的通信辐射源识别模型。如图1所示,在模型中,单一未标识 OFDM 辐射源 E_1 发射的信号在传输过程中会受到多径信道的衰落与时延扩展等影响,并分别到达多个空间分布的接收机 R_1, R_2, \dots, R_p 。

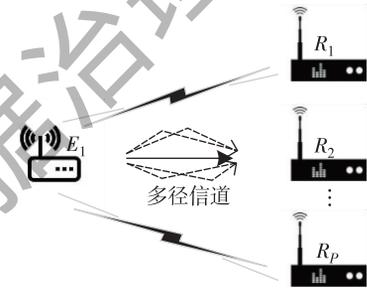


图1 多接收机协作的 OFDM 辐射源识别模型

受多径信道与多接收机指纹影响的第 p ($p = 1, 2, \dots, P$) 个接收机的接收信号 $y_p(t)$ 可以表示为:

$$y_p(t) = g_p(h_p(t) * \mathcal{F}(x(t))) + n_p(t) \quad (1)$$

式中 $\mathcal{F}(\cdot)$ 表示发射机的非线性失真函数,体现发射机指纹特征; $h_p(t)$ 是多径信道冲激响应,体现信道指纹特征; $g_p(\cdot)$ 表示接收机失真函数,体现接收机指纹特征; $x(t)$ 是理想发射信号; $n_p(t)$ 为加性高斯白噪声; $*$ 表示卷积运算。由式(1)可以看出,发射机指纹特征被多径信道与接收机失真双重污染,需同时抑制信道特性与接收机失真的混合干扰,才能有效分离出纯净的发射机指纹特征。

1.1 多径衰落信道建模

假设 OFDM 辐射源发射机的第 m 个 OFDM 符号第 k 个子载波上的理想复频域信号定义为:

$$X_k[m] = I_k[m] + jQ_k[m] \quad (2)$$

式中 $I_k[m]$ 和 $Q_k[m]$ 分别为同相分量和正交分量,信号经过功率放大器时会产生独特的非线性特征,该特性可通过复幂级数模型表征,则实际发射信号可建模为:

$$S_k[m] = \mathcal{F}(X_k[m]) = \sum_{n=0}^{\frac{N-1}{2}} a_{2n+1} X_k[m]^{2n+1} \quad (3)$$

式中, a_{2n+1} 是复幂级数系数, N_o 为非线性模型的最高阶数。每个非线性射频前端都有一个独特的系数集 a_{2n+1} , 这构成了 RFF 的基础^[11]。则 OFDM 基带信号第 m 个符号的多载波表达式为:

$$s(t) = \frac{1}{\sqrt{N_c}} \sum_{k=0}^{N_c-1} S_k[m] \cdot e^{j2\pi k \Delta f t} \quad (4)$$

式中, Δf 为子载波间隔, N_c 为子载波总数。信号在无线信道中传播时, 会经历多径衰落。对第 p 个接收机, 其等效多径冲激响应可写为 Clarke 模型形式:

$$h_p(t) = \sum_{l=1}^{L_p} h_{\tau_{p,l}} \cdot \exp(j(2\pi f_{p,l} t \cos \alpha_{p,l} + \varphi_{p,l})) \cdot \delta(t - \tau_{p,l}) \quad (5)$$

式中, L_p 为多径数量, $h_{\tau_{p,l}}$ 为第 p 个接收机第 l 径的复增益, $f_{p,l}$ 为最大多普勒频移, $\alpha_{p,l}$ 为入射波到达角, $\varphi_{p,l}$ 为随机初始相位, $\tau_{p,l}$ 为延迟。第 p 个接收机经过多径衰落信道后输出的公式为:

$$r_p(t) = s(t) * h_p(t) = \sum_{l=1}^{L_p} h_{\tau_{p,l}} \cdot s(t - \tau_{p,l}) \cdot \exp(j(2\pi f_{p,l} t \cos \alpha_{p,l} + \varphi_{p,l})) \quad (6)$$

由式(6)可知, 多径叠加使得符号间产生随时间变化的振幅与相位起伏, 将严重淹没发射机器件引入的微弱射频指纹。

1.2 接收机失真建模

在信号接收过程中, 接收机硬件模块的固有缺陷会引入信号失真, 导致目标信号的完整性受损。图2给出了超外差接收机的基本结构, 接收机畸变主要分为确定性失真和随机性失真^[12]。确定性失真(如功放非线性)是接收机的“静态指纹”, 具有硬件唯一性, 与发射机指纹耦合紧密; 随机性失真(如相位噪声)是接收机的“动态指纹”, 具有时变统计特性, 表现为乘性扰动更易通过时频分析分离。

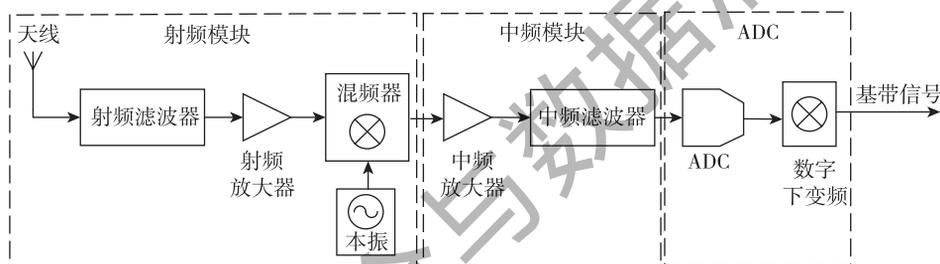


图2 超外差接收机基本结构

本文考虑本地振荡器 (LO) 的相位噪声是接收机最主要的干扰源^[13], 其输出基带数字信号可表示为:

$$y_p(n) = \exp(-j\theta_p(n)) r_p(n) + n_p(n) \quad (7)$$

式中 $\theta_p(n)$ 是第 p 个接收机的相位噪声, 通常被建模为维纳过程 $W(n)$, 如下式:

$$\theta_p(n) = \sqrt{2\pi B_p} W(n) \quad (8)$$

式中, B_p 是第 p 个接收机相位噪声功率谱的 3 dB 带宽, 在任意离散时刻 n , $W(n)$ 为服从零均值、方差为 σ^2 的高斯分布, 即 $\theta_p(n) \sim \mathcal{N}(0, 2\pi B_p)$ 。

2 抑制多径衰落方法

在辐射源识别场景中, 当训练集与测试集信道条件存在显著差异时, 传统信道均衡方法虽能抑制多径效应, 但会削弱信号中的细微辐射源指纹。本节针对 OFDM 系统特性, 提出基于子载波 CFR 的相关性^[14], 通过对每个接收机采集的 OFDM 符号构建频谱转移值的信号表征方法, 有效抑制信道传输带来的干扰, 同时保留发射机指纹信息。

2.1 多径衰落对 OFDM 信号的频域影响

OFDM 已调信号经多径信道传输后, 在第 p 个接

收机处对第 m 个 OFDM 符号进行采样, 采样间隔为 T_s , 符号长度为 N 。则时域离散基带信号可写为:

$$r_p(n) = \sum_{l=1}^{L_p} h_{\tau_{p,l}} \cdot s(nT_s - \tau_{p,l}) \cdot \exp(j(2\pi f_{p,l} nT_s \cos \alpha_{p,l} + \varphi_{p,l})) \quad (9)$$

式中, $s(nT_s - \tau_{p,l})$ 表示在第 n 个采样点因多径时延 $\tau_{p,l}$ 后的复基带信号, 对 $r_p(n)$ 做 N 点 FFT, 可得到该符号在频域第 k 个子载波上的接收信号:

$$R_{p,k}[m] = \sum H_{p,k}[m] S_k[m], \quad m \in [1, M], \quad k \in [0, N_c - 1] \quad (10)$$

其中, $S_k[M]$ 与 $H_{p,k}[M]$ 可由下式得到:

$$\begin{cases} S_k[M] = \sum_{n=0}^{N-1} s_M(n) \exp(-j2\pi kn/N) \\ H_{p,k}[M] = \sum_{l=1}^{L_p} h_{p,k}(M) \cdot \exp(-j2\pi k \tau_{p,l}/N) \end{cases} \quad (11)$$

2.2 信道估计

在 OFDM 接收机中, 信道通常借助导频子载波估计。设在频域第 k_1 、 k_2 个子载波上插入导频 (同一 OFDM 符号内), 在这些位置上可得到初始信道估计值

$\hat{H}_{p,k_1}[m]$ 、 $\hat{H}_{p,k_2}[m]$ 。对于位于二者之间的任意数据子载波 k ，可采用线性插值得到：

$$\hat{H}_{p,k}[m] = \hat{H}_{p,k_1}[m] + \frac{k-k_1}{k_2-k_1} \cdot (\hat{H}_{p,k_2}[m] - \hat{H}_{p,k_1}[m]) \quad (12)$$

式中， $\hat{H}_{p,k}[m]$ 表示第 p 个接收机在第 m 个 OFDM 符号下，第 k 个子载波的信道估计值。实际无线环境中会存在局部“深衰落”子载波，其增益极小，对应的数据严重失真，为此，本文基于信道统计特性设计了一个自适应阈值剔除策略：

$$\beta = \rho \cdot \frac{1}{MN_c} \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{N_c-1} |\hat{H}_{p,k}[m]| \quad (13)$$

式中， $\rho \in (0, 1)$ 为调节因子，当某子载波满足 $|\hat{H}_{p,k}[m]| < \beta$ 时，将其视为深衰落子载波。

2.3 频谱轮移比值算法

在准静态场景下，可认为多普勒频移 $f_{p,l} \approx 0$ ，初始相位 $\varphi_{p,l}$ 随时间缓慢变化，据此可进一步写出信道频率响应的自相关函数：

$$\mathbb{R}[H_p[k]H_p^*[k+\Delta k]] \approx \sum_{l=1}^{L_p} \mathbb{E}[|h_{p,l}|^2] \cdot e^{-j2\pi\Delta k\tau_{p,l}/N} \quad (14)$$

进一步定义相邻子载波的相关系数：

$$\rho_H(\Delta k) = \frac{\mathbb{R}[H_p[k]H_p^*[k+\Delta k]]}{\sqrt{\mathbb{R}[|H_p[k]|^2]\mathbb{R}[|H_p[k+\Delta k]|^2]}} \approx \frac{\sum_{l=1}^{L_p} \mathbb{E}[|h_{p,l}|^2] \cdot \exp(-j2\pi\Delta k\tau_{p,l}/N)}{\sum_{l=1}^{L_p} \mathbb{E}[|h_{p,l}|^2]} \quad (15)$$

在典型宽带信道中，多径时延 $\tau_{p,l} \ll NT_s$ 。当 $\Delta k = 1$ 时，有 $\exp(-j2\pi\tau_{p,l}/N) \approx 1 - j2\pi\tau_{p,l}/N$ ，因此 $|\rho_H(1)|$ 通常非常接近 1，即相邻子载波的 CFR 在幅度和相位上都高度相关。这一结论说明：若对相邻子载波执行某种差分或比值运算，可大幅削弱其中共同的信道项，

而保留符号及发射机非理性引入的相对变化。定义一个右循环移位算子 $S_d(\cdot)$ ：

$$(S_d(r_p[m]))_k = R_{p,\text{mod}(k-d+N_c,N_c)}[m] \quad (16)$$

其中 d 为轮移步长。基于此，构造 d 阶频谱轮移比值序列：

$$\Theta_{p,d}(k, m) = \frac{R_{p,k}[m]}{R_{p,\text{mod}(k-d+N_c,N_c)}[m]} \approx \frac{H_{p,k}[m]S_k[m] + W_{p,k}[m]}{H_{p,k-d}[m]S_{k-d}[m] + W_{p,k-d}[m]} \quad (17)$$

在信道平滑、噪声适中的条件下，由 $|\rho_H(d)| \approx 1$ 可得到 $H_{p,k}[m] \approx H_{p,k-d}[m] \stackrel{\Delta}{=} H_{p,k}^{(d)}[m]$ ，则式 (17) 可写成：

$$\Theta_{p,d}(k, m) \approx \frac{S_k[m]}{S_{k-d}[m]} + E_{\Theta_{p,d}}(k, m) \quad (18)$$

其中残余项：

$$E_{\Theta_{p,d}}(k, m) = \frac{H_{p,k}^{(d)}[m]S_{k-d}[m]W_{p,k}[m] - H_{p,k}^{(d)}[m]S_k[m]W_{p,k-d}[m]}{(H_{p,k}^{(d)}[m]S_{k-d}[m] + W_{p,k-d}[m])H_{p,k}^{(d)}[m]S_k[m]} \quad (19)$$

可见，多径信道公共增益 $H_{p,k}^{(d)}[m]$ 已在主项中基本抵消，而残差 $E_{\Theta_{p,d}}(k, m)$ 与噪声和信道局部不平滑程度有关。

3 JVMD 指纹分离与识别方法

多个接收机同时观测同一发射机信号，每个接收机的信号包含相同的辐射源指纹^[15]，但受每个接收机传输的相位噪声干扰。传统的 VMD 只针对单个接收机信号进行分解，而本节采用 JVMD 构建多接收机信号的联合分解框架，如图 3 所示，JVMD 将经过频谱轮移比值算法处理后的多接收机 OFDM 信号波形分解为包含发射机指纹与接收机指纹的本征模态函数 (IMF)。

3.1 JVMD 分离发射机指纹与接收机指纹

将经过频谱轮移比值算法的多接收机时域信号记为 $\hat{r}_p(t)$ ，VMD 可以表示为一个约束变分问题，在进行联合分解时，忽略噪声项 $n_p(t)$ 的影响，专注于信号

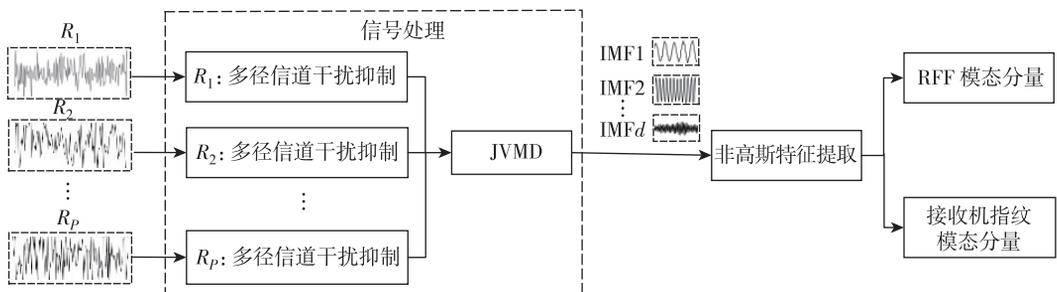


图 3 多接收机信号联合分解框架

成分的模式分离, 通过将 p 个接收机信号联合分解, 优化问题定义为:

$$\min_{\hat{s}_d, \omega_d, \theta_p} \underbrace{\sum_{d=1}^D \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \hat{r}_{p,d}(t) \right] e^{-j\omega_d t} \right\|_2^2}_{\text{模式分量带宽约束}} + \underbrace{\varsigma \sum_{p=1}^P \left\| e^{-j\theta_p(t)} - e^{-j\theta_p(t-\hat{\tau})} \right\|_2^2}_{\text{相位噪声平滑性约束}}$$

$$\text{s.t. } e^{-j\theta_p(t)} \sum_{d=1}^D \hat{r}_{p,d}(t) = \hat{y}_p(t) |_{n_p(t)=0}, p = 1, 2, \dots, P \quad (20)$$

式中 $\hat{r}_{p,d}(t)$ 表示分解后的 IMF 分量, D 为模态的数量, ω_d 表示 IMF 分量的中心频率, ς 是一个加权因子, $\hat{\tau}$ 为采样周期, $\delta(t)$ 是狄拉克函数。

为求解上述约束优化问题, 引入二次惩罚因子 μ 和拉格朗日乘子 $\lambda_p(t)$, 由于求解 $\hat{r}_{p,d}(t)$ 时同时包含卷积和乘法运算^[10], 因此, 定义 $\hat{r}(t) = \sum_{d=1}^D \hat{r}_{p,d}(t)$ 并构造增广拉格朗日函数, 如式 (21) 所示:

$$\mathcal{L}(\hat{r}_{p,d}(t), \omega_d, \hat{r}(t), \theta_p(t), \lambda_p(t)) = \mu \sum_{d=1}^D \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \hat{r}_{p,d}(t) \right] e^{-j\omega_d t} \right\|_2^2 + \varsigma \sum_{p=1}^P \left\| e^{-j\theta_p(t)} - e^{-j\theta_p(t-\hat{\tau})} \right\|_2^2 + \sum_{p=1}^P \left\| \bar{y}_p(t) - e^{-j\theta_p(t)} \hat{r}(t) + \frac{\lambda_p(t)}{2} \right\|_2^2 + \left\| \hat{r}(t) - \sum_{d=1}^D \hat{r}_{p,d}(t) \right\|_2^2 \quad (21)$$

通过交替方向乘子法 (ADMM) 迭代优化, 分离指纹与相位噪声。通过交替优化, 算法逐步将多接收机信号中的共有发射机指纹收敛至 $\hat{s}_d(t)$, 同时将各接收机的相位噪声推入 $\eta_p(t)$ 中, 实现发射机指纹与接收机指纹的分离。当满足以下条件时, 结束迭代:

$$\sum_{d=1}^D \left\| \hat{R}_{p,d}^{n+1}(\omega) - \hat{R}_{p,d}^n(\omega) \right\|_2^2 / \left\| \hat{R}_{p,d}^n(\omega) \right\|_2^2 < \zeta \quad (22)$$

式中 ζ 为迭代误差门限值, 本文选取 $\zeta = 10^{-7}$ 。

3.2 发射机指纹特征提取

对经信道处理后的多接收机 OFDM 信号进行 JVMD 分解, 得到与各接收机在时间—频率上对齐的 d 个 IMF 分量 $\{\hat{r}_1(t), \hat{r}_2(t), \dots, \hat{r}_d(t)\}$ 。由于发射机硬件缺陷会引入显著的非高斯畸变^[8], 表现为信号分布的偏度 (非对称性) 与峰度 (脉冲特性), 而接收机干扰通常服从高斯分布, 其偏度与峰度趋近于零, 因此可以利用非高斯统计量来判别哪些 IMF 携带发射机指纹。对于第 d 个 IMF 分量, 记观测序列长度为 Z , 其样本均值与标准差分别为 v_d 与 σ_d , 定义该分量的偏度与峰度为:

$$e_d^{\text{SK}} = \frac{1}{Z} \sum_{z=1}^Z \left(\frac{\hat{r}_d(z) - v_d}{\sigma_d} \right)^3 \quad (23)$$

$$e_d^{\text{KU}} = \frac{1}{Z} \sum_{z=1}^Z \left(\frac{\hat{r}_d(z) - v_d}{\sigma_d} \right)^4 \quad (24)$$

构造其非高斯特征向量 $\Theta_d = [e_d^{\text{SK}}, e_d^{\text{KU}}]$, 并将所有入选 IMF 的 Θ_d 进行级联, 形成最终的发射机指纹特征数据集。

3.3 CNN 识别分类

CNN 在特征自动学习与模式判别方面具有显著优势, 能够有效刻画复杂非线性特征之间的关系。为保证模型训练的稳定性与识别性能, 本文将构建的数据集按照 8 : 1 : 1 的比例划分为训练集、验证集和测试集, 并将其输入卷积神经网络完成分类识别。所设计的网络结构由输入层、两级卷积层与池化层、全连接层以及输出层组成, 其中卷积层采用 ReLU 激活函数并引入正则化参数 $\lambda = 0.0001$ 以抑制过拟合现象, 卷积核尺寸设置为 3×3 , Adam 为网络优化器, 学习率为 0.001。

4 实验结果

4.1 实验设置

本文使用调制方式为 OFDM 的 ORACLE 数据集^[16], 以 USRPX310 无线发射机为通信辐射源, 从数据集中选取 5 台 OFDM 发射机信号进行实验。每台 OFDM 发射机信号提取 1 000 个样本信号, 每台发射机的硬件损伤参数独立配置, 包括滤波器失真、I/Q 不平衡、功放非线性失真等^[8]。接收端配置 3 台非理想接收机 (R1 ~ R3), 设置 B_p 参数分别为 0.01、0.1、0.2, 分别模拟不同强度的相位噪声干扰。VMD 算法参数设置^[9-10]为: 模态数 $K = 4$ 、惩罚因子 $\mu = 2\ 000$ 、最大迭代次数 $T_{\text{max}} = 100$ 。

4.2 算法性能分析

4.2.1 抑制多径干扰分析

在 ORACLE 数据集中分别添加三种参数不同的多径信道。由于瑞利信道无直射路径且各路径能量均衡分布, 因此构造的仿真信道中所有路径增益按指数衰减模型分配, 其次, 不同符号间的增益呈现随机波动, 且符合瑞利分布规律。假设单个 OFDM 符号周期内信道响应保持恒定, 各路径延迟参数严格按基带采样周期的整数倍设定 (详见表 1), 式中基本时延单元 sp 对应单个采样点的持续时间。

表 1 瑞利信道多径参数配置表

信道类型	路径数	τ_1/sp	τ_2/sp	τ_3/sp	τ_4/sp
信道 1	2	0.635	0.365	—	—
信道 2	3	0.547	0.283	0.170	—
信道 3	4	0.350	0.275	0.200	0.125

发射机硬件缺陷导致的设备指纹特征, 在接收信号解调过程中呈现出可观测的星座图畸变。具体表现为两个方面: 一是信道频率选择性衰落引起的星座点扩散效应, 二是功放非线性特性造成的星座结构形变。图4展示了经频谱轮移比值算法处理后的信号星座图

特性。由图中结果可以看出, 当信道状态发生变化时, 接收端 OFDM 频域符号的星座分布会产生较为明显的偏移和畸变; 相比之下, 经过算法表征后的星座图变化幅度明显减小, 能够有效抵消相位偏移引起的星座旋转效应, 表现出更好的稳定性。

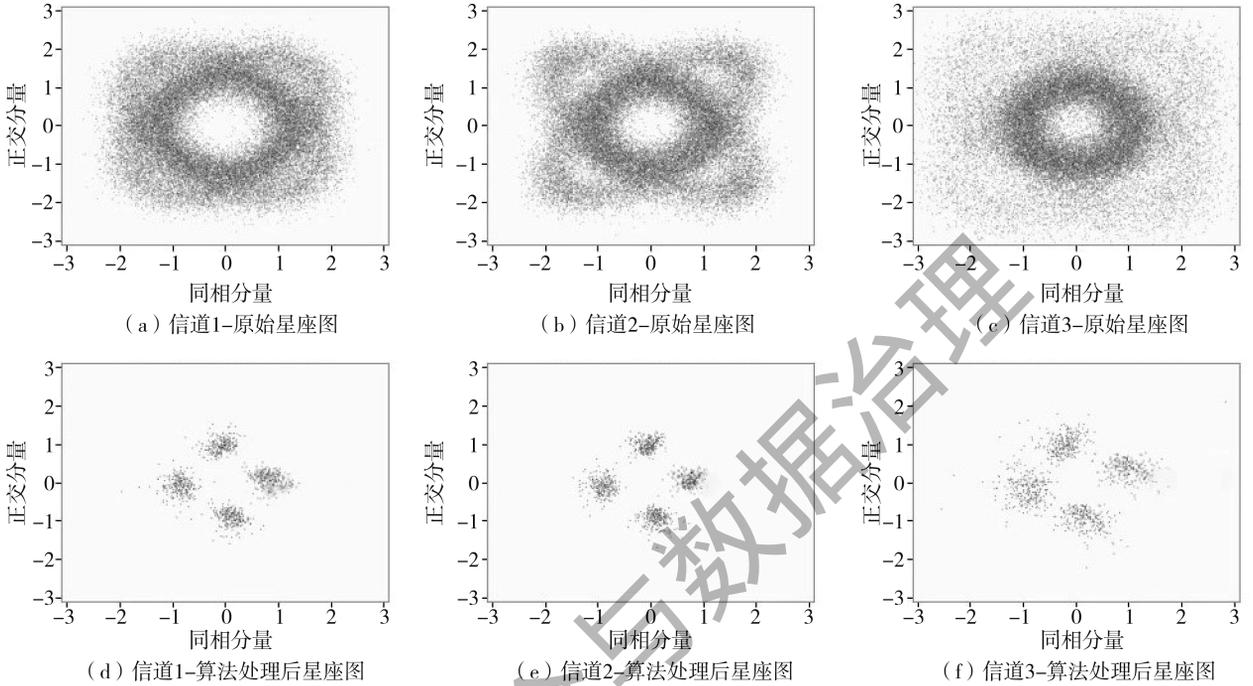


图4 不同衰落信道条件下, 频谱轮移比值算法处理前后的星座图对比

4.2.2 抑制接收机干扰分析

为验证多接收机协同模式下所提出的 JVMD 方法对接收机干扰的抑制效果, 实验分别测试了单接收机 (R1)、双接收机协同 (R12) 和三接收机协同 (R123) 三种配置下, 对 5 台发射机 (T1 ~ T5) 信号的识别正确率, 结果如表 2 所示。

表 2 不同接收机组的正确识别率 (%)

接收机组	T1	T2	T3	T4	T5	平均正确率
R1	69.34	78.15	65.72	76.89	71.03	71.83
R12	88.56	91.27	93.41	89.93	90.68	90.37
R123	97.12	98.85	96.63	98.77	95.24	97.32

在单接收机独立工作 (R1) 场景下, 实验表明单接收机受限于自身相位噪声与硬件畸变的耦合干扰。引入接收机 2 协同工作 (R12) 后, JVMD 算法通过联合分解两路信号的共有模态分量, 平均正确率达 90.37%, 较 R1 提升 18.54%。以 T3 为例, 其正确率从 65.72% 跃升至 93.41%, 表明双接收机协同通过空间分集增益抵消了单接收机的动态相位噪声。进一步

增加接收机 3 协同处理 (R123), 算法通过三路信号的联合变分优化, T1 ~ T5 的识别正确率均突破 95%。实验表明, 三接收机协同模式下, 实现了发射机指纹与接收机干扰的完全分离。

4.2.3 非高斯特征提取分析

非高斯分量判定条件为: $|e_d^{SK}| > 2\sigma_s$ 且 $|e_d^{KU}| > 2\sigma_F$, σ_s 和 σ_F 分别为偏度与峰度的标准差, 其值分别为 0.8 和 1.2。表 3 展示了各 IMF 分量的峰度与偏度计算结果。

表 3 IMF1 ~ IMF4 的峰度与偏度值

IMF 分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4
偏度 e_d^{SK}	1.9	-1.7	0.3	-0.1
峰度 e_d^{KU}	3.5	2.8	0.4	0.2

如图 5 所示, IMF1 与 IMF2 的峰度和偏度均超过阈值, 其时域波形呈现脉冲特性与不对称分布, 与功放非线性失真和 I/Q 失配的物理特性一致, 判定为发射机指纹分量。如图 6 所示, IMF3 与 IMF4 的峰度和偏度均低于动态阈值, 能量在频域均匀分布无明显峰

值,符合接收机高斯噪声的宽频带特性,判定为接收机噪声分量。

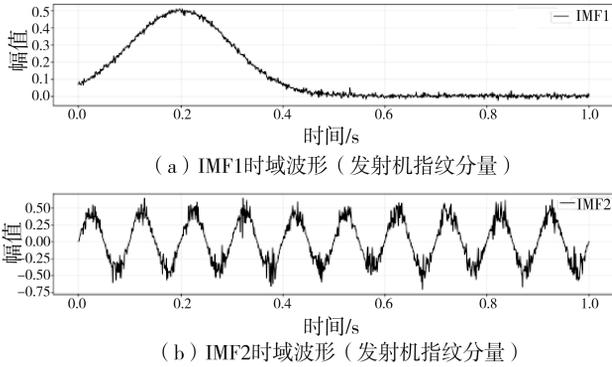


图5 IMF1、IMF2 时域波形

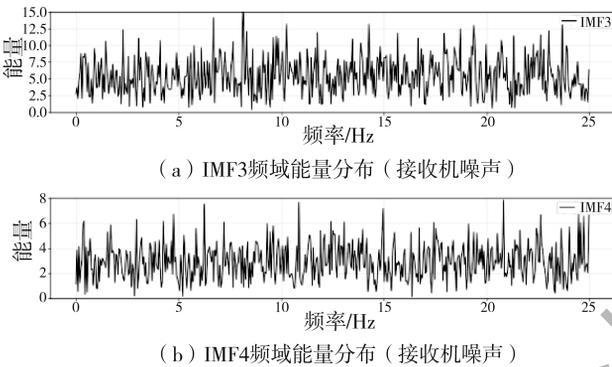


图6 IMF3、IMF4 频域能量

为直观验证所提算法在区分发射机与接收机硬件指纹方面的有效性,本研究在 0 dB 信噪比条件下,对 OFDM 辐射源信号分类结果进行了降维可视化。采用 t 分布-随机邻域嵌入 (t-SNE) 技术对特征空间进行降维映射,如图 7 所示。实验结果显示,基于联合变分模态分解的方法能够清晰区分 5 类不同辐射源信号。在 t-SNE 图中,同类信号样本紧密聚集于特征空间的不同区域,形成显著分离的聚类簇。这一现象表明,

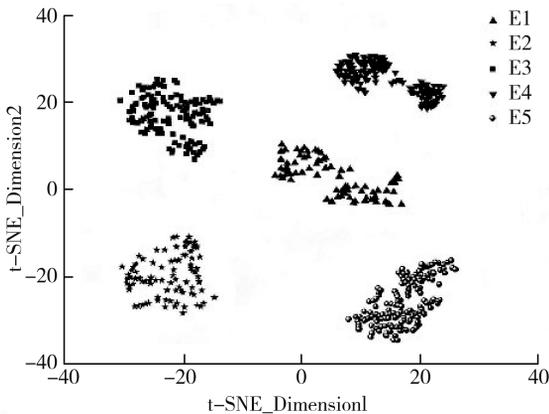


图7 非高斯特征提取 t-SNE 图

所提取的非高斯统计特征可有效表征辐射源硬件缺陷的独特性,将细微的物理层差异转化为高区分度的特征向量,从而实现辐射源个体的分类识别。

4.3 对比实验结果及分析

在现有的去除通信辐射源设备中多径信道或接收机干扰的方法中,方法 1 采用 VMD 分解信号提取时域与频谱特征并用 KNN 分类识别^[9];方法 2 从 IQ 数据中提取射频指纹,设计注意力网络与复值卷积神经网络 (CVCNN) 融合多个接收机的 RFF 特征^[17];方法 3 基于对比学习的无监督预训练方法提取与接收器无关的特征进行辐射源识别^[18];方法 4 通过校正接收器端 I/Q 不平衡损伤,并融合多接收器的注意力加权特征^[17]。使用以上方法在保持训练样本和测试样本比例不变的条件下与本文方法进行对比实验,通过添加高斯白噪声的方式改变数据集信号的信噪比,图 8 中各识别率是根据每种方法中的分类器统计得出的。

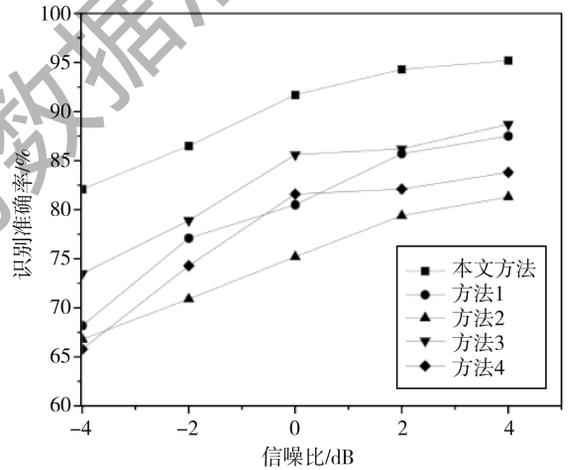


图8 与现有方法的识别率对比曲线

如图 8 所示,在信噪比从 -4 dB 到 4 dB 的动态范围内,本文提出的方法相较于现有方法展现出显著优势。当信噪比降至 -4 dB 时,本文方法仍能保持 82.1% 的识别率,较其他方法提升显著。

在对比识别性能的同时,本文进一步从计算复杂度角度对各方法进行分析。方法 1 主要基于单通道 VMD 分解和传统分类器,其计算复杂度相对较低;方法 2~4 引入了注意力机制、多接收机特征融合或深度网络结构,计算开销随接收机数量和网络规模增加而提升。相比之下,本文方法相较于方法 1 在计算复杂度上有所增加。其中,频谱轮移比值算法主要由 FFT 运算构成,其复杂度与常规频域处理方法处于同一数量级;JVMD 由于引入多接收机联合分解约束,计算量高于单通道 VMD,但本文采用的模态数较小,使得

整体计算代价保持在可控范围内。

5 结论

本文利用 OFDM 符号相邻子载波频域数据的相关性,通过频谱轮移操作抑制多径乘性干扰,进一步设计基于 JVMD 的多接收机信号联合分解框架,实现发射机指纹与接收机噪声的高效分离。该方法在复杂干扰下的辐射源识别中表现出更强的指纹区分性,具有识别率高、抗噪性能好的特点。但该方法仍依赖于多接收机系统的时间同步与信号质量一致性。在接收机数量受限或同步误差较大的场景下,性能可能受到一定影响。未来工作将进一步研究在异步多接收机条件下的鲁棒特征提取方法,并探索轻量化模型以降低计算复杂度。

参考文献

- [1] ZHOU M, KONG M, TIAN Y, et al. Mixed CNN and transformer for specific emitter identification [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 2025, 74: 1–10.
- [2] AL-SHAWABKA A, RESTUCCIA F, D'ORO S, et al. Exposing the fingerprint: dissecting the impact of the wireless channel on radio fingerprinting[C]//*IEEE Conference on Computer Communications*, 2020: 646–655.
- [3] 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.
- [4] SHEN G, ZHANG J, 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.
- [5] MERCHANT K, NOUSAIN B. Toward receiver-agnostic RF fingerprint verification [C]//*2019 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps)*. IEEE, 2019: 1–6.
- [6] SHI M, HUANG Y, WANG G. Carrier leakage estimation method for cross-receiver specific emitter identification [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 26301–26312.
- [7] LIU H, ZHU S, YANG L, et al. Receiver-agnostic radio frequency fingerprint identification via feature disentanglement [C]//*2023 IEEE 24th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC)*, 2023: 46–50.
- [8] HE B, WANG F. Cooperative specific emitter identification via multiple distorted receivers [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2020, 15: 3791–3806.
- [9] SATIJA U, TRIVEDI N, BISWAL G, et al. Specific emitter identification based on variational mode decomposition and spectral features in single hop and relaying scenarios [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 14 (3): 581–591.
- [10] CHEN X, FU X, XU W, et al. Joint variational modal decomposition for specific emitter identification with multiple sensors [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2024, 19: 9938–9953.
- [11] WANG W, SUN Z, PIAO S, et al. Wireless physical-layer identification: modeling and validation [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2016, 11 (9): 2091–2106.
- [12] 孙丽婷, 柳征, 黄知涛. 接收域分离的跨接收系统通用性辐射源指纹识别 [J]. *电子与信息学报*, 2024, 46 (10): 3966–3978.
- [13] ZHANG P, LIU J, SHEN Y, et al. Exploiting channel gain and phase noise for PHY-layer authentication in massive MIMO systems [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2021, 16: 4265–4279.
- [14] HE J, HUANG S, CHEN Y, et al. Radio frequency fingerprint identification for OFDM system considering unknown multipath fading channel [J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2024, 10 (6): 2076–2087.
- [15] ZHANG Y, ZHANG Q, ZHAO H, et al. Multisource heterogeneous specific emitter identification using attention mechanism-based RFF fusion method [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2024, 19: 2639–2650.
- [16] SANKHE K, BELGIOVINE M, ZHOU F, et al. ORACLE: optimized radio classification through convolutional neural networks [C]//*IEEE INFOCOM 2019-IEEE Conference on Computer Communications*, 2019: 370–378.
- [17] LI J, YIN L. Specific emitter identification based on IQ compensation for multi-receiver systems [C]//*2024 IEEE 7th International Conference on Automation, Electronics and Electrical Engineering (AUTEEE)*, 2024: 907–911.
- [18] ZHA X, LI T, QIU Z, et al. Cross-receiver radio frequency fingerprint identification based on contrastive learning and subdomain adaptation [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2023, 30: 70–74.

(收稿日期: 2026-01-07)

作者简介:

朱丽 (2001-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 通信辐射源识别。

刘高辉 (1968-), 通信作者, 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 通信信号处理、认知无线电、雷达信号处理和导航技术。
E-mail: liugh68@xaut.edu.cn。

版权声明

凡《网络安全与数据治理》录用的文章，如作者没有关于汇编权、翻译权、印刷权及电子版的复制权、信息网络传播权与发行权等版权的特殊声明，即视作该文章署名作者同意将该文章的汇编权、翻译权、印刷权及电子版的复制权、信息网络传播权与发行权授予本刊，本刊有权授权本刊合作数据库、合作媒体等合作伙伴使用。同时，本刊支付的稿酬已包含上述使用的费用，特此声明。

《网络安全与数据治理》编辑部

www.pcachina.com