

采用极化特征的通信辐射源个体识别方法

张梓轩, 齐子森, 许华, 史蕴豪, 梁佳

(空军工程大学信息与导航学院, 710077, 西安)

摘要: 针对现有方法在通信辐射源空、时、频、能域特征相近甚至相同情况下, 个体分类识别效果不佳的问题, 提出了一种采用极化特征的通信辐射源个体识别方法。通过分析通信辐射源双极化特征表征方法, 对通信辐射源的极化信号建模, 根据极化信号模型, 借鉴幅度-相位法思路, 构建了双极化接收系统实现极化信号接收和极化特征提取; 通过对极化天线振动引起的通道不一致性进行分析, 建立极化通道误差模型, 得到含有时变幅相误差的极化信号表示, 据此设计了基于自编码器的通道时变幅相误差校正算法, 在扰动数据(含时变幅相误差和噪声的数据)与原始数据(只含噪声的数据)双驱动下, 学习原始数据深层特征规律, 实现对抗扰动数据的重构, 克服了极化特征对通道噪声与时变幅相误差敏感的问题; 经过设置的阈值规则进行通信辐射源个体的硬判决分类。仿真实验表明, 在信噪比为 10 dB 时, 所提方法对模拟辐射源的个体识别准确率达 95% 以上。实测数据表明: 所提方法在暗室理想情况下, 对辐射源个体的识别准确率达 99% 以上; 在实采数据上叠加高斯白噪声、模拟信噪比为 10 dB 时, 个体识别准确率达 95% 以上, 所提方法的有效性得到了验证。

关键词: 极化; 时变幅相误差; 自编码器; 个体识别

中图分类号: TG156 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202310020 **文章编号:** 0253-987X(2023)10-0207-14

Individual Identification Method of Communication Emitters Using Polarization Feature

ZHANG Zixuan, QI Zisen, XU Hua, SHI Yunhao, LIANG Jia

(Information and Navigation School, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: To address the problem of poor individual identification of existing methods when the spatial, temporal, frequency and energy domain features of communication emitters are similar or even the same, an individual identification method for communication emitters using polarization features was proposed. Through the analysis of the dual-polarization feature representation method of communication emitters, a polarization signal model was established. Based on the polarization signal model and the amplitude-phase method, a dual-polarization receiving system was constructed to receive polarization signals and extract polarization features. Furthermore, through the analysis of the polarization channel inconsistency caused by the vibration of the polarization antenna, a polarization channel error model was established to obtain the polarization signal representation containing time-varying amplitude-phase errors. Thus, a channel time-varying amplitude-phase error correction algorithm based on autoencoder was designed. Under the dual drive of

perturbed data (data containing time-varying amplitude-phase errors and noise) and original data (data containing only noise), the deep feature patterns of the original data were learned to realize the reconstruction of the perturbed data, overcoming the sensitivity of polarization features to channel noise and time-varying amplitude-phase errors. Finally, the hard decision classification of individual communication emitters was carried out using threshold rules that have been set. Simulation experiments show that the individual recognition rate of simulated radiation sources reaches over 95% at a signal-to-noise ratio of 10 dB, and actual data shows that the proposed algorithm achieves an individual recognition rate of over 99% under ideal darkroom conditions, and a recognition rate of over 95% when Gaussian white noise is added based on real data, demonstrating its effectiveness.

Keywords: polarization; time-varying amplitude-phase error; autoencoder; individual identification

通信辐射源信号的分类识别作为信号处理领域的研究重点之一,已成为复杂电磁环境下获取电磁情报,实现目标识别的首要步骤,对于构建复杂电磁态势有着关键作用。特定辐射源识别又称射频指纹识别^[1],是利用辐射源设备的硬件差异即射频指纹在空间辐射信号中的差异性识别区分辐射源个体的技术。

在辐射源个体识别技术中,核心环节为指纹特征提取和分类器设计,提取的指纹特征即射频指纹,并且这些指纹特征应具有普遍性、可测性、唯一性和稳定性^[2-3]。通信辐射源个体识别的方法大致可以分为基于专家经验的识别方法和基于深度学习的识别方法。基于专家经验的识别方法是根据对辐射源畸变的现有认知人工提取指纹特征,并进行分类识别,其中包括基于信号参数统计特征的识别方法、基于信号变换域特征的识别方法和基于发射机机理建模的识别方法。信号参数统计特征包含时域、频域以及高阶谱等。Williams 等以 GSM 和 WiMax 信号的幅度、相位和频率的均值、方差等数种统计指标为特征,在对手机终端的识别上取得了较好的效果^[4]。Reising 等以 WiFi 和 WiMax 信号为研究对象,提取了信号中导字段的瞬时相位统计特征,对多部同型手机取得了良好的识别效果^[5]。信号变换域特征主要包含小波分析、时频分析和经验模态变换。秦嘉利用小波分析的多分辨率优势,从暂态信号中提取了正交小波分析系数特征,达到了识别发射机的目的^[6]。Jain 等研究了暂态信号的离散 Gabor 变化和 Gabor-Wigner 变化,并从中提取幅度统计特征实现了对不同发射机的识别^[7]。基于机理建模的识别方法,是从指纹特征的物理本质出发,研究发射机的组成模块和工作原理,通过建立机理模型的方

式分析并提取本质特征,主要包括制造容差和漂移容差。任春辉研究并明确定义了通信电台信号个体特征,从发射机硬件实现的角度分析了通信电台个体特征(暂态特征、噪声特征、载频偏差、调制参数的差异和杂散输出的差异等)的产生机理,但未建立指纹特征的机理模型^[8]。黄渊凌等系统深入地研究了通信辐射源指纹特征产生机理,阐述了 I/Q 正交调制器、振荡器、功放、时钟、模拟通路滤波器等发射机模块的指纹机理模型,为设计和评估指纹特征提取算法打下了理论基础,但并没有给出上述多种畸变特征的联合提取方法^[9]。基于深度学习的识别方法是通过多层非线性变换对高度复杂的数据进行建模,可以高效地自主逐层提取数据的特征并进行识别。目前,基于深度学习技术的通信辐射源个体识别技术主要分为数据降维后识别、数据二维化后识别和直接从原始数据中识别。王炳程使用全连接神经网络对 4 种积分双谱组成的特征进行分类,实验结果较 SVM、Stacking 等分类方法有较大提升^[10]。Pan 等使用残差网络提取 Hilbert-Huang 变换后的频谱图特征,然后对辐射源进行识别^[11]。Sankhed 等设计了一种以信号的 I/Q 数据作为输入的一维卷积神经网络,使用一维卷积核、最大化池化层和全连接结构设计网络,取得了较好的识别效果^[12]。近年来,信息论中熵的相关概念也被引入用于描述辐射源个体差异^[13-14]。此外,相空间^[15-16]、压缩感知^[17-18]以及上述各方法的联合方法^[19-20]等也被用作该方向的研究。

综上所述可知,现有的基于专家经验和基于深度学习的两类识别方法主要分析和利用射频信号时域、频域以及时频变换域的信息,但应用此类信息的方法存在不同程度的不足。信号参数统计特征的识

别方法对非高斯、非平稳信号的分析能力弱^[21];信号变化域的识别方法基函数选择困难;机理建模分析的识别方法建模难度大,针对性弱,无法实现多模块畸变联合分析^[22]。在通信辐射源空、时、频、能域特征相近甚至相同情况下,时频信息(时域特征、频域特征、时频变换域特征)差异性缩小,利用直接或间接方法分析提取的难度都进一步增大。从原理上分析可知,现有方法识别效果会出现不同程度的恶化,甚至部分方法难以支撑此类通信辐射源个体的识别。

针对上述问题,本文引入电磁波极化域特征,拓展通信辐射源个体识别利用的特征维度,从新特征域分析研究通信辐射源个体识别方法。极化是电磁波电场强度的方向和幅度随时间变化的特性,无线电与其发射天线的极化形式保持一致。不同通信辐射源个体在天线结构和设计参数上的差异导致天线交叉极化鉴别度必然不同,这是天线设计和制造中存在的系统性偏差,可作为通信辐射源个体识别的极化特征来源。在通信辐射源个体处于空间模糊、能量相仿以及频率相近情况下,极化特征作为新维度特征为通信辐射源个体识别提供了新方向。实测分析可知,同一型号刀型天线的交叉极化鉴别度差异微小,体现在射频信号的双极化特征中,极化幅度比最小差值为 $1/90$,极化相位差最小差值为 1.5° ,容易被通道幅相误差和噪声污染导致混叠。本文通过分析双极化特征的表征方法,构建了用于接收和提取双极化特征的双极化接收系统,并设计了基于自编码器的通道时变幅相误差校正算法,克服了通道时变幅相误差及噪声对双极化特征的影响,实现双极化特征的准确提取,完成了空间模糊、能量相仿及频率相近情况下的通信辐射源个体的分类识别。

目前,国内外公开发表的文献资料中未见直接利用极化域特征进行通信辐射源个体识别的方法,同时利用极化信息进行通信辐射源个体识别的研究体现较少。因此,文中未列举相关论述和研究。本文从原理分析、信号建模、极化接收、特征提取以及实验验证等方面对所提方法的可行性进行了详细论述,最大化呈现采用极化域特征进行通信辐射源个体识别的全流程,并在无法进行实验对比的情况下尽可能验证分析本文方法的有效性。

1 极化特征分析与建模

根据天线设计原理,在天线辐射的电磁波中,主体部分为主极化分量,还有少量与其正交的极化分量,也称交叉或正交极化分量。天线的交叉极化鉴别

度是主极化分量的功率电平占全部功率电平的比值。发射系统交叉极化鉴别度越好,系统的性能就越理想,但实际应用中,在器件的固有误差和机械加工误差等因素影响下,天线极化总是存在一定程度的偏差,这一偏差就是通信辐射源极化特征的来源。在通信系统中,双极化天线利用极化分集技术实现了很强的抗干扰性,同时方便实现频率复用,提高信道容量,被学者广为关注研究。极化测量接收机在信号侦收中,通常采用极化-方向图法、幅度-相位法以及多天线法,目前广泛应用于现代接收系统的是幅度-相位法^[23]。

1.1 极化特征表征

电磁波的极化是电磁波在空间中传播时任一位置处的电场空间取向随时间变化的性质,通过电场矢量端点随时间变化形成的空间轨迹形状和旋向来描述。根据极化状态差异,可分为完全极化波、部分极化波和非极化波 3 种。完全极化波是指极化状态随时间按照固定模式变化的电磁波,电场矢量端点随时间随机变化所形成的轨迹为一参数恒定的椭圆,典型信号如单色波等;部分极化波是指极化状态随时间随机变化的电磁波,电场矢量端点描绘的轨迹不再为一恒定的椭圆,而是一条形状和方向都随时间缓慢变化、类似于椭圆的曲线;非极化波是指极化电场矢量分量之间互不相关的电磁波^[24]。

假设通信辐射源发射的电磁波为沿 z 轴正方向传播的单色完全极化电磁波,则电磁波瞬时值的矢量形式^[25]为

$$\mathbf{E} = E_x \mathbf{e}_x + E_y \mathbf{e}_y \quad (1)$$

式中 $\mathbf{e}_x$ 、 $\mathbf{e}_y$ 分别为 x 轴和 y 轴方向的单位基矢量。 E_x 、 E_y 为

$$E_x = E_{0x} \cos(2\pi f_0 t - Kz + \varphi_x) \quad (2)$$

$$E_y = E_{0y} \cos(2\pi f_0 t - Kz + \varphi_y) \quad (3)$$

式中: f_0 为电磁波频率; K 为空间传播常数; E_{0x} 和 φ_x 分别为 x 轴正方向上的电场振幅和相位; E_{0y} 和 φ_y 分别为 y 轴正方向上的电场振幅和相位。

将式(1)写成复矢量形式

$$\mathbf{e}(t, z) = \mathbf{e} e^{j(2\pi f_0 t - Kz)} \quad (4)$$

$$\mathbf{e} = \begin{bmatrix} e_x \\ e_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{0x} e^{j\varphi_x} \\ e_{0y} e^{j\varphi_y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{e}$ 为复电场矢量; e_{0x} 和 φ_x 分别为 x 轴正方向上的电场振幅和相位; e_{0y} 和 φ_y 分别为 y 轴正方向上的电场振幅和相位。由式(4)、(5)得出,极化信息体现为两个正交方向电场分量的幅度比和相位差。忽略绝对相位信息,按照极化的线极化比方式^[26]定义极化比

$$\eta = \frac{e_y}{e_x} = \frac{e_{0y}e^{j\varphi_y}}{e_{0x}e^{j\varphi_x}} = \tan\gamma e^{j\varphi} \quad (6)$$

式中: $\tan\gamma = e_y/e_x$, $\gamma \in [0, 2\pi]$; $\varphi = \varphi_y - \varphi_x$, $\varphi \in [0, 2\pi]$ 。由此对于某一给定的电磁波, 其极化状态可由极化比完全描述。

以上给出的 (γ, φ) 即为电磁波的极化状态相位描述子, 可用来表征辐射源个体的极化特征。本文为简化计算量和更直观地表征通信辐射源射频信号的极化特征, 直接利用 $\tan\gamma = e_y/e_x$, $\gamma \in [0, 2\pi]$ 作为主极化与交叉极化信号的幅度比, 即极化幅度比, 利用 $\varphi = \varphi_y - \varphi_x$, $\varphi \in [0, 2\pi]$ 作为主极化与交叉极化信号的相位差, 即极化相位差。

1.2 极化信号建模

单偶极子可以对入射信号的相应分量产生匹配响应, 而任意极化波均可分解为在 x 、 y 、 z 这 3 个方向上的分量, 因此电磁矢量传感器 (electromagnetic vector sensor, EMVS) 是由相互正交的 3 个电偶极子和 3 个磁偶极子构成, 可以实现 6 维电磁场矢量的同时接收。假设由一个 EMVS 构成的阵元位于坐标中心且 3 个基本电偶极子方向分别与坐标轴平行, 极化相位描述子为 (γ, φ) 的 k 个窄带信源 s_k ($k = 1, 2, \dots, L$) 以俯仰角 θ 和方位角 φ 沿单位方向矢量 $\mathbf{u}$ 的反方向入射 (如图 1 所示), 则 $\mathbf{u}$ 可以表示为

$$\mathbf{u}_k = (\sin\theta_k \cos\varphi_k)\mathbf{x} + (\sin\theta_k \sin\varphi_k)\mathbf{y} + (\cos\theta_k)\mathbf{z} \quad (7)$$

在传播方向上的两个正交单位电场分量分别为

$$\mathbf{u}_{\theta_k} = (\cos\theta_k \cos\varphi_k)\mathbf{x} + (\cos\theta_k \sin\varphi_k)\mathbf{y} - (\sin\theta_k)\mathbf{z} \quad (8)$$

$$\mathbf{u}_{\varphi_k} = (-\sin\varphi_k)\mathbf{x} + (\cos\varphi_k)\mathbf{y} \quad (9)$$

电场和磁场在直角坐标系中的极化-角度导向矢量 $\mathbf{a}_k$ 可以表示为

$$\mathbf{a}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{e}(k) \\ \mathbf{h}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E_x \\ E_y \\ E_z \\ H_x \\ H_y \\ H_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_k \cos\varphi_k & -\sin\varphi_k \\ \cos\theta_k \sin\varphi_k & \cos\varphi_k \\ -\sin\theta_k & 0 \\ -\sin\varphi_k & -\cos\theta_k \cos\varphi_k \\ \cos\varphi_k & -\cos\theta_k \sin\varphi_k \\ 0 & \sin\theta_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_{\theta_k} \\ E_{\varphi_k} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: E_x 、 E_y 、 E_z 表示 3 个电场分量; H_x 、 H_y 、 H_z 表示 3 个磁场分量; $E_{\theta_k} = \sin\gamma_k e^{j\varphi}$, $E_{\varphi_k} = \cos\gamma_k$ 分别为 $\mathbf{u}_{\theta_k}$ 和 $\mathbf{u}_{\varphi_k}$ 方向的极化分量。由于极化特征计算相对

值, 故阵元方向图对计算无影响, 所以式中单位方向图响应设置为 1。

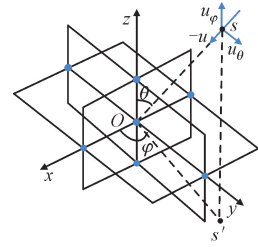


图 1 阵元空间结构

Fig. 1 Element space structure diagram

假设极化天线的共点接收通道不存在不一致、互耦等因素的影响, 且增益均为 1, 则阵元对入射信号 $\mathbf{s}_k$ 的响应为

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{a}_k \cdot \mathbf{s}_k(t) + \mathbf{n}(t) \quad (11)$$

式中: $\mathbf{n}(t)$ 为高斯白噪声; $\mathbf{a}_k$ 为极化-角度导向矢量。接收到的通信辐射源信号 $\mathbf{z}(t)$ 中包含了极化-角度导向矢量 $\mathbf{a}_k$, 通过计算 $\mathbf{a}_k$ 在 $\mathbf{u}_{\theta_k}$ 和 $\mathbf{u}_{\varphi_k}$ 两个方向上的极化分量 $E_{\theta_k} = \sin\gamma_k e^{j\varphi}$ 、 $E_{\varphi_k} = \cos\gamma_k$ 的比值, 即可得到各通信辐射源信号的双极化特征——极化幅度比和极化相位差。由于双极化特征容易被通道幅相误差和噪声污染导致混叠, 因此有效利用射频信号中双极化特征的前提是低信噪比条件下, 消除通道时变幅相误差精准提取信号的双极化特征。

1.3 极化信号接收与特征提取

为了在低信噪比条件下, 消除通道时变幅相误差, 精准提取信号极化特征, 本文借鉴幅度-相位法思路, 设计了双极化接收系统用以接收和提取极化特征。该系统以相互正交的两个极化天线构成的极化分集天线接收辐射源信号, 通过两个相参通道对信号进行混频、放大、滤波和检波等处理, 从而得出两个通道中信号的幅度比和相位差, 实现通信辐射源信号的极化特征的接收、提取和输出。系统中的正交双极化天线可以是垂直极化和水平极化, 也可以是左旋圆极化和右旋圆极化。系统中的两路信号的混频本振在幅度、相位保持高度一致。同时, 射频放大器、中频放大器、滤波器和 A/D 转换的采样时钟也保持一致。通过调节混频本振的频率, 该系统可以调选带宽内的通信辐射源信号, 实现宽频带的搜索测频和极化特征提取。该接收系统能够同时处理到达的多个信号, 并实时测算出通信辐射源信号的极化特征。双极化接收系统流程如图 2 所示。

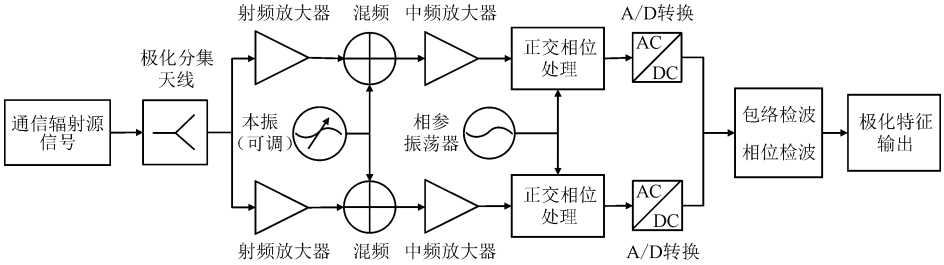


图 2 双极化接收系统流程

Fig. 2 Dual-polarized receiving system workflow

假设通信辐射源发射的信号(平面电磁波)为连续波信号,其表达式为

$$\mathbf{E} = (E_x \cos(\omega t - kz + \varphi_x))\mathbf{e}_x + (E_y \cos(\omega t - kz + \varphi_y))\mathbf{e}_y \quad (12)$$

式中: $\mathbf{e}_x$ 和 $\mathbf{e}_y$ 分别为主极化方向和交叉方向的单位基矢量; $\omega=2\pi f_0t$; φ_x 和 φ_y 分别为主极化和交叉极化分量的初相。该平面波的极化状态可泛化为椭圆极化。

当选择零点距离处的信号时,式(12)可以简化为

$$\mathbf{E} = (E_x \cos(\omega t + \varphi_x))\mathbf{e}_x + (E_y \cos(\omega t + \varphi_y))\mathbf{e}_y \quad (13)$$

$$E_x = E_{0x} \cos(\omega t + \varphi_x) \quad (14)$$

$$E_y = E_{0y} \cos(\omega t + \varphi_y) \quad (15)$$

假设本振的稳定频率为 f_1 , 相位为 φ_1 , 即

$$U_t = U_0 \cos(2\pi f_1 t + \varphi_1) \quad (16)$$

主极化和交叉极化通道的信号经过混频和中频滤波后的输出为

$$E_{x1} = aE_{0x} \cos(2\pi(f_0 - f_1)t + \varphi_x - \varphi_1) \quad (17)$$

$$E_{y1} = aE_{0y} \cos(2\pi(f_0 - f_1)t + \varphi_y - \varphi_1) \quad (18)$$

式中 a 是信号的放大倍数。主极化和交叉极化通道的信号经过正交相位处理, 分别输出两路正交的 I/Q 信号。正交相位处理流程如图 3 所示。

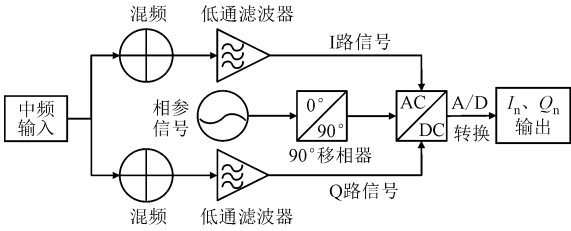


图 3 正交相位处理

Fig. 3 Orthogonal phase processing

相参信号 $\cos [2\pi(f_0 - f_1)t]$ 经过 90° 移相器变为 $U_p = \sin [2\pi(f_0 - f_1)t]$ 。

E_{x1} 、 E_{y1} 分别经过正交相位处理, 得到两路正交信号

$$E_{x1} = gaE_{0x} \cos(\varphi_x - \varphi) \quad (19)$$

$$E_{xQ} = gaE_{0x} \sin(\varphi_x - \varphi) \quad (20)$$

$$E_{y1} = gaE_{0y} \cos(\varphi_y - \varphi) \quad (21)$$

$$E_{yQ} = gaE_{0y} \sin(\varphi_y - \varphi) \quad (22)$$

式中 g 为混频和低通滤波器的增益。I、Q 两路信号经过 A/D 转换为 I_n 、 Q_n ($n=1, 2, \dots, N$)。

经过正交双通道线性检波器, 得到主极化和交叉极化信号的幅度。

$$E_1 = gaE_{0x} \quad (23)$$

$$E_2 = gaE_{0y} \quad (24)$$

正交双通道线性检波流程如图 4 所示。

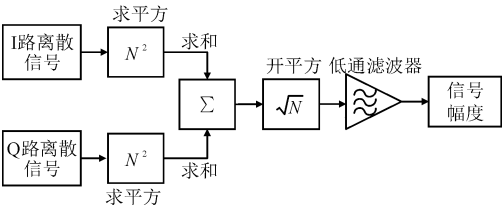


图 4 正交双通道线性检波

Fig. 4 Orthogonal dual-channel linear demodulation

经单通道输出的相干检波器, 得到主极化和交叉极化信号的相位差

$$V_0 = g^2 a^2 E_{0x} E_{0y} \cos(\varphi_y - \varphi_x) \quad (25)$$

通过计算, 得到主极化和交叉极化信号的极化幅度比和极化相位差

$$\chi = \frac{E_2}{E_1} = \frac{gaE_{0y}}{gaE_{0x}} = \frac{E_{0y}}{E_{0x}} \quad (26)$$

$$\varphi = \arccos\left(\frac{V_0}{E_1 E_2}\right) = \varphi_y - \varphi_x \quad (27)$$

得到的极化幅度比和极化相位差就是通信辐射源个体的极化特征, 从而可以进行分类识别。单通道输出相干检波器处理流程如图 5 所示。

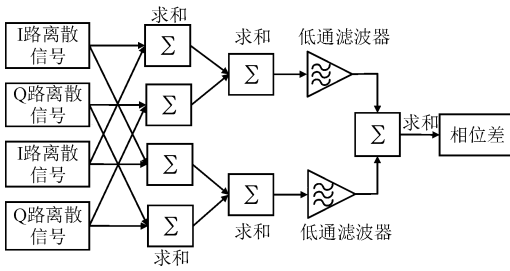


图 5 单通道输出相干检波

Fig. 5 Single-channel coherent detection

2 通道时变幅相误差校正

通道时变幅相误差会使接收到的极化信息出现较大的偏差,从而影响对信号双极化特征的提取,因此必须对通道时变幅相误差进行校正。通道时变幅相误差校正算法的网络结构基于传统自编码器^[27],引入去噪自编码器^[28],对输入的扰动数据(含时变幅相误差和噪声)利用编码器进行特征压缩和提取,实现扰动数据的退化处理。按照输入的原始数据(只含噪声的数据)样本分布将扰动数据的部分特征值置零,提取出其中原始数据的特征,利用这些特征进行数据重构,从而实现通道时变幅相误差的校正。

2.1 极化通道误差建模

理想情况下,构成阵元的 EMVS 的 3 个电偶极子和 3 个磁偶极子的取向是完全相同的。但是,在实际应用中,天线平台的高强度振动会导致天线发生不规则形变,致使阵元所对应的通道并不完全平行,出现各通道的不一致性,从而产生通道时变幅相误差。

极化通道的幅相误差大多是因为接收天线的通道增益不一致造成的,因此可以在极化-角度导向矢量 $\mathbf{a}_k$ 前乘以与方位无关的时变幅相误差矢量 $\mathbf{C}'_t$,得到含有与方位无关的时变幅相误差的极化-角度导向矢量 $\tilde{\mathbf{a}}_k$ 。 $\mathbf{C}'_t$ 和 $\tilde{\mathbf{a}}_k$ 的表达式为

$$\mathbf{C}'_t = [1 \quad C_2 \quad \cdots \quad C_t]^T = [1 \quad \rho_2 e^{j\varphi_2} \quad \cdots \quad \rho_t e^{j\varphi_t}] \quad (28)$$

$$\tilde{\mathbf{a}}_k = \mathbf{a}_k \cdot \mathbf{C}'_t \quad (29)$$

式中: ρ_t 为时变的幅度误差; $e^{j\varphi_t}$ 为时变相位误差。

由于通道时变幅相误差是天线载体以一定规律振动造成的,故可参考天线振动模型^[29]进行设置

$$C(x, t) = Z_0(x) + \alpha(t) + q_1(t)Z_1(t) \quad (30)$$

式中: $\alpha(t) = \omega_0 \cos(\omega t)$ 为坐标原点处引入的强制振

动; $Z_0(x)$ 为低频的弯曲模式; q_1 为振动模式系数; $Z_1(x)$ 为高频的第一振动模式。本文为简化模型,只考虑引入的强制振动,因此式(30)可化简为

$$C(t) = \alpha(t) = \omega_0 \cos(\omega t) \quad (31)$$

式中 $C(t)$ 即为本文在天线搭载平台上加载的振动,也就是接收信号中的通道时变幅相误差。

因此,在共点接收通道存在不一致且增益不同为 1 的情况下,含有时变幅相误差的信号数据表示为

$$\tilde{\mathbf{z}}(t) = \tilde{\mathbf{a}}_k \cdot \mathbf{s}_k(t) + \mathbf{n}(t) \quad (32)$$

式中的信号数据 $\tilde{\mathbf{z}}(t)$ 包含了通道时变幅相误差 $C(t)$ 和加性噪声 $\mathbf{n}(t)$ 。

2.2 校正算法框架

本文算法包含两个阶段。第一阶段为网络训练阶段,主要包括 3 个模块:数据处理模块、参数学习模块和数据校正模块。数据处理模块的输入为从极化天线采集到的扰动数据和原始数据,数据处理模块进行维数变换、功率归一化、切片和加噪等操作,并划分训练集、测试集和验证集。参数学习模块主要由编码器和解码器组成,编码器对输入的扰动数据进行特征提取和特征压缩,从而得到数据的深层特征表示,解码器利用提取出的高度抽象的特征进行数据重构。数据校正模块通过最小化重构数据与原始数据的差异,实现网络参数的优化更新,如图 6 所示。第二阶段为测试阶段,即实际应用阶段,主要由数据处理模块和数据校正模块组成。该阶段利用训练好的网络对数据处理模块得到的扰动数据集进行深层特征提取和数据重构,实现通道时变幅相误差校正。在数据集准备过程中,扰动数据为极化天线在振动条件下采集到的数据,原始数据为极化天线在静止状态(无振动)下采集到的数据。

2.3 校正网络结构

为实现通道时变幅相误差校正,同时确保数据校正精度,设计了 8 层网络结构:输入层、3 层卷积层、3 层全连接层和输出层,如图 7 所示。数据处理模块的输入层将采集到的数据(扰动数据和原始数据)进行维度变换,由 $M \times N$ 维转换为 $M \times 2 \times N \times 1$ 维。考虑到数据为时序数据,将网络参数学习模块的编码过程设计为 3 层卷积神经网络,以便更好地提取时序信息。通过二维卷积,以 same 模式对 $M \times 2 \times N \times 1$ 维扰动数据进行卷积操作,保证充分提取特征的前提下,卷积后的样本尺度不变。卷积核尺寸都为 1×4 ,特征通道数分别为 8、4、2,分别提取出 $M \times 8$ 维、 $M \times 4$ 和 $M \times 2$ 维特征,之后采用

ReLU 函数进行分别激活。ReLU 激活函数采用具有分段线性的整流线性单元^[30]促进了梯度的反向传播,降低了激活函数的计算量,而且其部分激活特性相当于对网络施加了稀疏正则化,一定程度上能够提高网络的鲁棒性和泛化能力。网络参数学习模块的解码过程采用 3 层全连接神经网络来重构数据,并通过反向传播算法最小化重构数据与原始数据的差异,通过输入的扰动数据和原始数据的双驱

动,使网络学习到原始数据的深层规律,达到对通道时变幅相误差的实时校正。为有效利用编码部分提取到的潜在特征并方便数据重构,将 3 层全连接网络的节点数分别设计为 350、250、200,前两层的激活函数为 ReLu,最后一层的激活函数为 tanh。经过 3 层全连接层输出的重构数据尺度为 $M \times 2 \times N \times 1$ 维,再经过数据尺度变换得到 $M \times N$ 维重构数据。

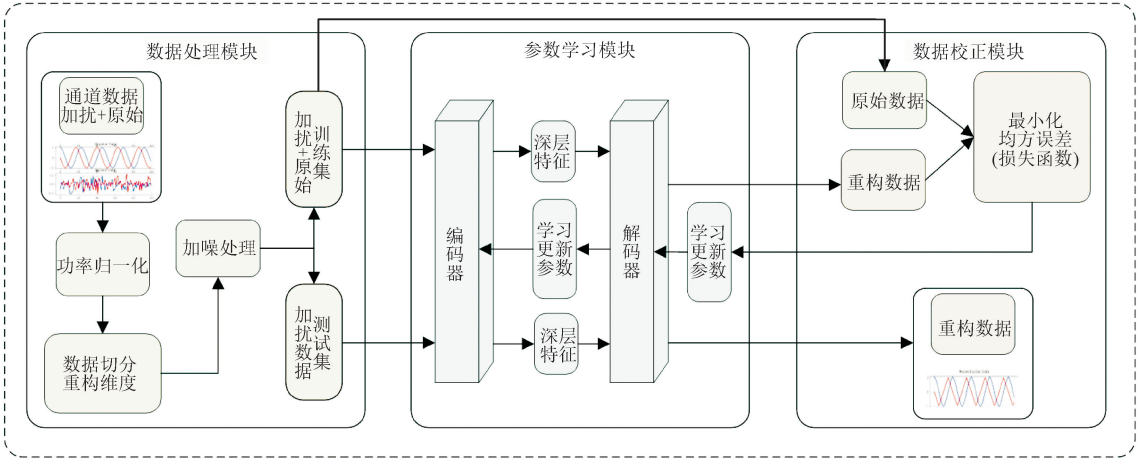


图 6 极化通道时变误差校正模型

Fig. 6 Time-varying error correction model for polarized channel

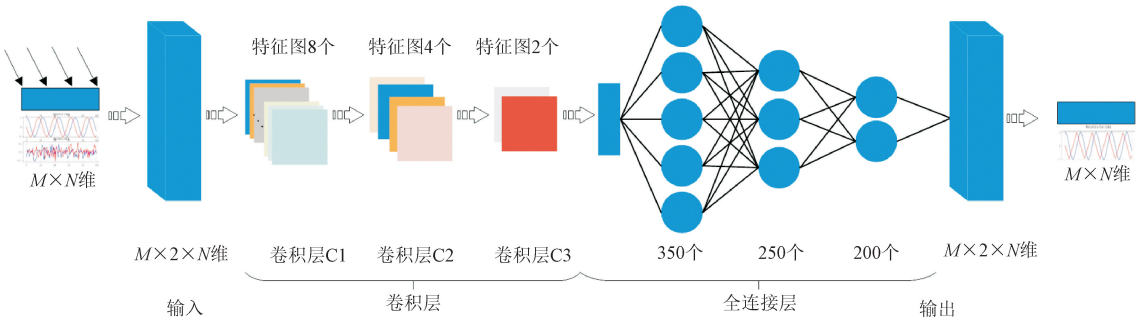


图 7 时变误差校正网络结构

Fig. 7 Time-varying error correction network structure

2.4 损失函数定义及优化

在传统自编码器网络中在,损失函数通常可取均方误差损失函数或者交叉熵损失函数。对于输入样本 $X = \{x_i \in \tilde{z}_i\}_{i=1}^N$ 与重构 $\hat{X} = \{\hat{x}_i \in \tilde{z}'_i\}_{i=1}^N$, 均方误差与交叉熵损失函数分别为

$$L(X, \hat{X}) = || X - \hat{X} ||_2^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2 \tag{33}$$

$$L(X, \hat{X}) = - \sum_{i=1}^N [x_i \log(x_i) + (1 - x_i) \log(1 - x_i)] \tag{34}$$

通常情况下,交叉熵损失函数用于分类任务,一般同 softmax 函数一起使用。文中设计的算法是为了实现重构原始数据的目标,属于回归任务,因此采用均方误差损失函数。通过最小化重构数据与原始数据间的均方误差,达到对通道时变幅相误差的高精度的校正。经多次实验验证,得到网络训练效果较好时的参数,分别如下:设置网络优化算法为自适应梯度下降算法,优化目标设置为最小化损失函数 $L(X, \hat{X})$,每批训练样本数设置为 10,学习率初始值设置为 0.000 1,迭代数设置为 100。

3 分类判决器设计

为直观验证极化特征对于辐射源个体识别的有效性,本文设计了基于阈值规则的硬判决分类器。分类判决分为两步:第一步为极化幅度比或极化相位差特征阈值判决,利用提取出的极化幅度比和极化相位差两个极化特征,根据对双极化天线的极化特征实测数据,设置极化幅度比和极化相位差两个判决阈值,计算特征集中样本间的单一极化特征的欧式距离,经过与阈值比对进行硬判决,得到判决结果;第二步为双极化特征联合阈值判决,将极化幅度比和极化相位差两个极化特征联合,计算极化特征集中样本间的欧式距离,通过与计算得出的联合阈值进行比对判决,最终得出判决结果。具体的判决步骤如下。

利用提取到的幅度比 χ 和相位差 φ 两个极化特征构建两个极化特征集 $H = \{h \in \chi_i\}_{i=1}^N$ 和 $Y = \{y \in \varphi_i\}_{i=1}^N$, 设置硬判决门限 ϵ_1 、 ϵ_2 , 其中 ϵ_1 为幅度比 χ 的判决门限, ϵ_2 为相位差 φ 的判决门限, 用两个门限分别对两个极化特征集进行判决。

利用极化幅度比特征判决: 如果 $|h_i - h_j| \leq \epsilon_1$, 则 h_i 和 h_j 判为同一辐射源个体, 否则判为两个不同的辐射源个体。利用极化相位差特征判决: 如果 $|y_i - y_j| \leq \epsilon_2$, 则 y_i 和 y_j 判为同一辐射源个体, 否则判为两个不同的辐射源个体。由此, 得出极化幅度比判决结果 $Z_h = \{z_{h_i}\}_{i=1}^N$ 和极化相位差判决结果 $Z_y = \{z_{y_i}\}_{i=1}^N$ 。如果对多个目标个体进行分类判决, 则需要设置多个判决门限进行多次两两判决。

极化幅度比-极化相位差联合特征判决, 同时利用极化幅度比和极化相位差, 计算极化特征集 $Q = \{q \in (\chi_i, \varphi_i)\}_{i=1}^N$ 样本间的欧式距离, 并与联合判决阈值 $\eta = (\epsilon_1^2 + \epsilon_2^2)^{1/2}$ 比对。如果 $|q_i - q_j| \leq \eta$ 则判为同一目标, 否则为不同目标。经判决后得出判决结果 $Z_q = \{z_{q_i}\}_{i=1}^N$ 。综合以上 3 个判决结果得出最终的判决域, 实现对辐射源目标的个体识别。

4 通信辐射源个体分类识别流程

采用极化特征的通信辐射源个体分类识别主要分为 3 部分: 极化特征分析与建模、通道时变幅相误差校正以及辐射源分类判决。第一部分是极化特征分析与建模, 首先经过极化原理分析, 提出辐射源天线交叉极化鉴别度的差异性, 然后通过双极化特征表征推导出辐射源极化特征相关量, 再由极化信号建模分析出极化信号在接收机前端的信号形式, 最后通过双极化接收系统实现极化信号接收与双极化

特征提取。第二部分是通道时变幅相误差校正, 设计了基于自编码器的时变幅相误差校正算法, 利用深度神经网络对含有时变幅相误差扰动及噪声的数据进行校正, 重构受扰动和噪声影响的微小极化特征。第 3 部分是辐射源分类判决, 利用设计的基于阈值规则的硬判决器, 对提取的极化幅度比和极化相位差两个极化特征进行硬判决, 通过极化幅度比或极化相位差特征判决和极化幅度比-极化相位差联合特征判决相结合, 将极化特征的差异性充分利用, 从而实现通信辐射源个体的分类识别。

本文提出的采用极化特征的通信辐射源个体识别方法的流程图如图 8 所示, 具体流程如下。

第 1 步 极化特征分析与建模。

(1) 通过对通信辐射源天线的交叉极化鉴别度差异性分析, 推导其发射电磁波的极化特征表征。

(2) 利用极化特征表征涉及的相关参数, 进行极化信号建模。

(3) 根据极化信号建模, 设计双极化接收系统进行极化特征提取, 具体流程如下。

① 通过极化分集天线实现主极化和交叉极化两个方向的极化信号接收。

② 采用可调本振对宽带内的通信辐射源信号进行搜索测频并实现混频。

③ 采用相参振荡器进行主极化和交叉极化信号的正交相位处理。

④ 经过 A/D 转换实现数字采样。

⑤ 利用正交双通道线性检波器进行包络检波, 提取主极化和交叉极化信号的幅度值。

⑥ 利用单通道输出的相干检波器进行相位检波, 提取主极化和交叉极化信号的相位值。

⑦ 通过计算得出辐射源信号的极化幅度比和极化相位差两个极化特征。

第 2 步 通道时变幅相误差校正。

(1) 通过分析通道时变幅相误差, 建立通道时变幅相误差模型。

(2) 利用原始数据(有噪声不含时变幅相误差的信号数据)以及扰动数据(同时含有时变幅相误差和噪声的信号数据)对校正网络进行预训练。

(3) 保存训练好的网络结构和参数。

(4) 利用训练好的校正网络对扰动数据(含有时变幅相误差和噪声的信号数据)进行校正。

第 3 步 辐射源分类判决。

(1) 根据在暗室对某刀型天线的交叉极化鉴别度的测量结果, 得出主极化和交叉极化的最小极化

数据,在以上两个完成训练的网络中分别进行数据重构,结果如图 10 和图 11 所示。

表 1 模拟数据集参数

模拟端		数值和方式	
		主极化	交叉极化
发送端	载波频率/MHz	1	1
	I/Q 速率/kHz	10	10
	增益/dB	0	0
	调制方式	BPSK	BPSK
接收端	I/Q 采样速率/MHz	20	20
	增益/dB	10	10
	帧长	100	100
	通道扰动幅度/%	10	10
	通道扰动相位/(°)	1.5	1.5

实际网络和理想网络在 10 dB 信噪比下扰动数据重构结果分别如图 10 和 11 所示。两图对比说明,在实际环境中采集 20 dB 原始数据训练的网络可以基本达到与理想无噪声原始数据训练的网络同等的效果,证明本文校正网络具有消噪能力,在实际环境中可以用作数据重构和消噪处理。

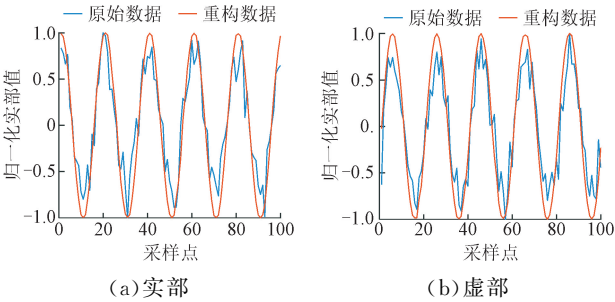


图 10 实际网络 10 dB 重构数据

Fig. 10 Actual network reconstruction diagram with 10 dB data

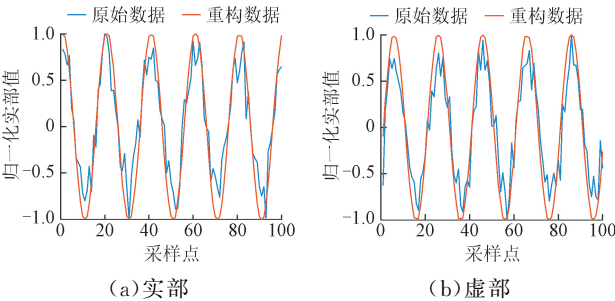


图 11 理想网络 10 dB 重构数据

Fig. 11 Ideal network reconstruction diagram with 10 dB data

5.2 通道时变幅相误差校正效果验证

为了验证校正网络在实际情况下对极化通道的校正效果,在表 1 参数前提下,将接收端增益分别设置为一5、0、5、10、15、20 dB 采集数据,利用 5.1 小节中 20 dB 数据预训练好的网络逐一进行数据重构,100 次蒙特卡罗实验的结果如图 12~13 所示。

图 12 是主极化通道在 10 dB 信噪比下对扰动数据的重构结果。从图 12 中原始数据、重构数据和扰动数据的对比可以得出,主极化通道中在信噪比 10 dB 下的扰动数据经过校正网络后,可以很好地拟合原始数据,同时网络对数据进行了一定程度的噪声抑制,达到了比原始数据更好的效果。

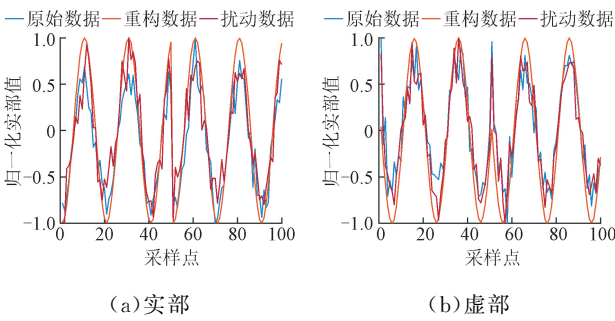


图 12 主极化通道 10 dB 重构数据

Fig. 12 Reconstructed data of the main polarized channel under 10 dB

从图 13 中原始数据、重构数据和扰动数据对比同样可以得出,交叉极化通道中网络能够很好地压制噪声并对扰动数据进行重构,证明了网络对时变幅相误差的校正能力。

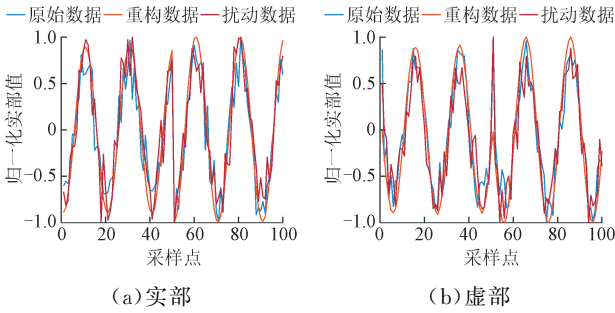


图 13 交叉极化通道 10 dB 重构数据图

Fig. 13 Reconstructed data of the cross-polarized channel under 10 dB

表 2 是不同信噪比下主极化和交叉极化通道的归一化实部和虚部均方误差,表 2 中的数据进一步展示了校正网络的性能。

表 2 不同信噪比下各通道实部和虚部均方误差

Table 2 Mean squared error of real and imaginary parts in each channel under different signal-to-noise ratios

极化通道	信噪比/dB	均方误差	
		实部	虚部
主极化	−5	0.021 7	0.484 4
	0	0.018 8	0.615 4
	5	0.001 8	0.561 9
	10	0.002 5	0.620 6
	15	0.000 5	0.610 6
	20	0.000 7	0.602 6
交叉极化	−5	0.015 8	0.078 7
	0	0.005 0	0.071 8
	5	0.000 6	0.063 7
	10	0.004 7	0.068 0
	15	0.002 7	0.063 6
	20	0.003 8	0.063 7

可以看出,−5~20 dB 的范围内,网络能够对主极化和交叉极化两个通道进行不同程度的数据重构和噪声抑制。5 dB 以上时:主极化通道校正数据的实部(I 路信号)均方误差能够控制 0.3% 以内,虚部(Q 路信号)均方误差能够基本保持在 60% 左右;交叉极化通道校正数据的实部(I 路信号)均方误差能够控制 0.5% 以内,虚部(Q 路信号)均方误差能够基本保持在 6% 左右。证明了网络具有较好的鲁棒性,适用的信噪比范围较大。

5.3 采用极化特征的通信辐射源个体识别效果验证

为验证本文方法的整体效果,通过模拟数据和实采数据分别对极化特征在通信辐射源个体识别的效果进行了验证。对同一厂家、同一批次、同一型号的刀型天线进行交叉极化鉴别度实测,得出双极化天线的主极化和交叉极化参数最小差异值。极化幅度比最小差异值归一化为 1/90,极化相位差最小差异值为 1.5°。模拟设置两个极化特征不同的辐射源个体,极化幅度比分别为 1:10 和 1:9,极化相位差分别为 2°和 3.5°,其余参数完全相同。在表 1 参数前提下,将接收端的增益分别设置为−5、0、5、10、15、20 dB 采集数据,对采集到的 400 帧(40 000 采样点)数据进行 100 次蒙特卡罗实验,得到辐射源分类识别结果,如图 14~16 所示。个体识别准确是指个体类别分类正确,识别准确率是指个体样本识别

正确的数量占个体总样本数的比例。

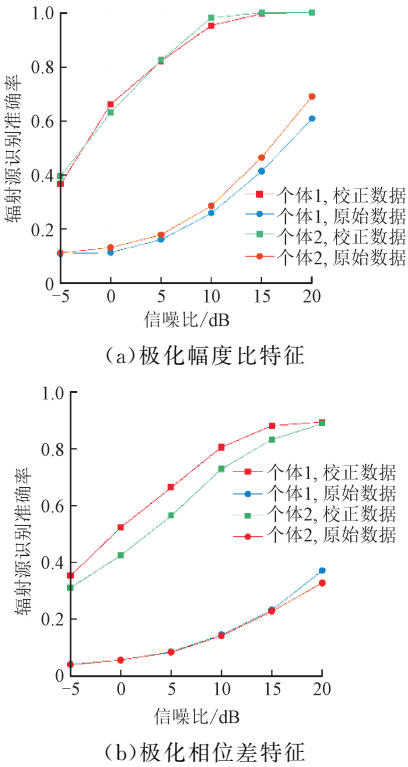


图 14 硬判决规则下采用极化特征的辐射源分类识别准确率
Fig. 14 Classification accuracy of emitters using polarization features under hard decision rule

在硬判决规则下分别采用极化幅度比和极化相位差特征,对不同信噪比下通信辐射源个体原始数据和校正数据进行识别,识别准确率如图 14 所示。可以看出:随着信噪比的提升,本文方法对辐射源的识别准确率逐步提高。在 10 dB 时,利用极化幅度比和极化相位差特征的识别准确率分别可达 98% 和 75% 以上;在 20 dB 时,利用幅度比极化特征的个体识别准确率达到 100%。重构数据较原始数据识别效果更好,证明了本文方法的有效性和可靠性。

10 dB 和 20 dB 信噪比下,采用极化幅度比、极化相位差以及极化幅度比和极化相位差时,个体极化特征分布情况分别如图 15 和图 16 所示。

由图 15 和图 16 可以得出,单纯的极化幅度比特征相较于极化相位差特征在个体区分度上效果更好。在信噪比较低时,极化幅度比特征仍然可以清晰地区分出两类目标,而极化相位差特征分类界限不明显。在信噪比为 10 dB 以上时,综合使用极化幅度比和极化相位差两个特征可以较好地实现通信辐射源个体的分类识别。

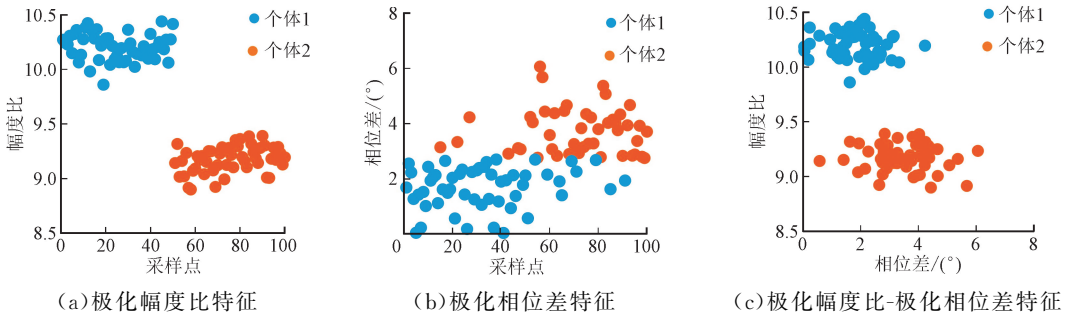


图 15 10 dB 信噪比下极化幅度比和极化相位差特征的个体识别情况

Fig. 15 Individual recognition diagram using polarization amplitude ratio and polarization phase difference features under 10 dB signal-to-noise ratio

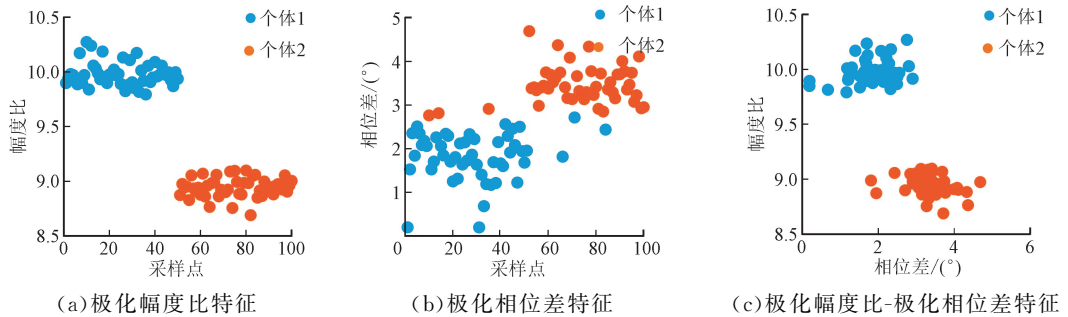


图 16 20 dB 信噪比下极化幅度比和极化相位差特征的个体识别情况

Fig. 16 Individual recognition diagram using polarization amplitude ratio and polarization phase difference features under 10 dB signal-to-noise ratio

除此之外,在暗室理想条件下,对同一厂家、同一批次、同一型号的 10 副某刀型天线进行数据实采,并使用本文方法进行分类识别。结果表明,本文方法对 10 个天线个体的识别准确率均达到 99% 以上。在实采数据上叠加高斯白噪声,模拟现实应用场景中接收机在信噪比 10 dB 下采集到的辐射源信号。分类识别实验结果表明,本文方法对 10 个天线个体的识别率均达到了 95% 以上。

6 结 论

本文针对通信辐射源个体在空、时、频、能域特征下难以准确分类识别的问题,提出了一种采用极化特征的通信辐射源个体识别方法。推导了支撑通信辐射源个体识别的双极化特征表征方法,构建了双极化接收系统,实现了极化信号的接收和双极化特征的提取,并通过建模分析极化通道的时变幅相误差,设计了基于自编码器的通道时变幅相误差校正算法,克服了双极化特征对通道噪声与时变幅相误差敏感的问题,有效实现了采用极化特征的通信辐射源个体识别。在仿真实验与暗室实测条件下,验证了方法的有效性。通过分析可知,低信噪比条

件和变调制样式情况下,不同辐射源个体的极化特征混叠明显。下一步将考虑以下 3 个方向的研究:①低信噪比条件下有效提取并运用极化特征进行辐射源个体的分类识别;②面对不同调制样式场景下,采用极化特征对通信辐射源个体进行有效识别;③跳频通信个体在不同组网方式下利用极化特征实现跳频网台的有效分选。

参考文献:

[1] 俞佳宝,胡爱群,朱长明,等. 无线通信设备的射频指纹提取与识别方法 [J]. 密码学报, 2016, 3(5): 433-446.
YU Jiabao, HU Aiqun, ZHU Changming, et al. RF fingerprinting extraction and identification of wireless communication devices [J]. Journal of Cryptologic Research, 2016, 3(5): 433-446.
[2] DANEV B, ZANETTI D, CAPKUN S. On physical-layer identification of wireless devices [J]. ACM Computing Surveys, 2012, 45(1): 6.
[3] 潘一苇. 通信辐射源个体识别关键技术研究 [D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2019.
[4] WILLIAMS M D, TEMPLE M A, REISING D R.

- Augmenting bit-level network security using physical layer RF-DNA fingerprinting [C]//2010 IEEE Global Telecommunications Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 1-6.
- [5] REISING D R, TEMPLE M A, JACKSON J A. Authorized and rogue device discrimination using dimensionally reduced RF-DNA fingerprints [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 10(6): 1180-1192.
- [6] 秦嘉. 基于深度学习的辐射源个体识别技术 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- [7] JAIN A, AWAN A A, ANTHONY Q, et al. Performance characterization of DNN training using TensorFlow and PyTorch on modern clusters [C]//2019 IEEE International Conference on Cluster Computing (CLUSTER). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1-11.
- [8] 任春辉. 通信电台个体特征分析 [D]. 成都: 电子科技大学, 2006.
- [9] 黄渊凌, 郑辉. 通信辐射源指纹产生机理及其仿真 [J]. 电信技术研究, 2012(1): 1-12.
- HUANG Yuanling, ZHENG Hui. Communication radiation source fingerprint generation mechanism and its simulation [J]. Research on Telecommunication Technology, 2012(1): 1-12.
- [10] 王炳程. 通信设备指纹识别关键技术研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [11] PAN Yiwei, YANG Sihan, PENG Hua, et al. Specific emitter identification based on deep residual networks [J]. IEEE Access, 2019, 7: 54425-54434.
- [12] SANKHE K, BELGIOVINE M, ZHOU Fan, et al. No radio left behind: radio fingerprinting through deep learning of physical-layer hardware impairments [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2020, 6(1): 165-178.
- [13] 岳嘉颖, 郑娜娥, 蒋春启. Hilbert 包络谱的熵特征在辐射源个体识别中的应用 [J]. 计算机应用研究, 2020, 37(12): 3677-3680.
- YUE Jiaying, ZHENG Nae, JIANG Chunqi. Application of entropy characteristics of Hilbert envelope spectrum in specific emitter identification [J]. Application Research of Computers, 2020, 37(12): 3677-3680.
- [14] 李天琪, 张玉, 张进, 等. 基于时频与快速熵的 IFF 辐射源个体识别方法 [J]. 探测与控制学报, 2020, 42(1): 87-93, 103.
- LI Tianqi, ZHANG Yu, ZHANG Jin, et al. IFF radiation sources individual recognition method based in time-frequency and fast entropy [J]. Journal of Detection & Control, 2020, 42(1): 87-93, 103.
- [15] 毛毅, 胡远泽, 王景琳, 等. 基于相空间重构的未知辐射源信号特征提取与盲聚类 [C]//第十届中国指挥控制大会论文集: 上册. 北京: 兵器工业出版社, 2022: 726-732.
- [16] YUAN Yingjun, HUANG Zhitao, WANG Fenghua, et al. Radio specific emitter identification based on nonlinear characteristics of signal [C]//2015 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 77-81.
- [17] 谷晓鹏, 谢树果, 常青, 等. 一种基于压缩感知的同频多辐射源数量估计及定位方法 [J]. 电子学报, 2018, 46(5): 1173-1178.
- GU Xiaopeng, XIE Shuguo, CHANG Qing, et al. A number estimation and location method of multiple radiation sources based on compressive sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(5): 1173-1178.
- [18] 齐悦. 雷达辐射源信号时频特征分析及分类 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [19] 王晓晗, 闫毅, 范亚楠, 等. 基于多域融合的空间辐射源细微特征识别 [J/OL]. 中国空间科学技术: 1-11 [2022-11-22]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1859.V.20221109.1256.002.html>.
- WANG Xiaohan, YAN Yi, FAN Yanan, et al. Space emitter fine feature identification based on multi-domain fusion [J/OL]. Chinese Space Science and Technology: 1-11 [2022-11-22]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1859.V.20221109.1256.002.html>.
- [20] 彭杰. 多辐射源信号目标识别方法与系统实现 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
- [21] 贾永强. 通信辐射源个体识别技术研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
- [22] 岳嘉颖. 辐射源指纹特征提取技术与分类器设计研究 [D]. 郑州: 战略支援部队信息工程大学, 2019.
- [23] 杨永杰. 辐射源极化信息的检测和识别技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
- [24] 马慧慧. 先进极化阵列的稳健参数估计算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2020.
- [25] 曾清平, 闫世强. 雷达极化技术与极化信息应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.
- [26] 肖顺平. 雷达极化技术 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2022: 36-37.
- [27] 来杰, 王晓丹, 向前, 等. 自编码器及其应用综述 [J]. 通信学报, 2021, 42(9): 218-230.
- LAI Jie, WANG Xiaodan, XIANG Qian, et al. Review on autoencoder and its application [J]. Journal on

- Communications, 2021, 42(9): 218-230.
- [28] VINCENT P, LAROCHELLE H, LAJOIE I, et al. Stacked denoising autoencoders: learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion [J]. The Journal of Machine Learning Research, 2010, 11: 3371-3408.
- [29] 侯青松, 郭英, 王布宏, 等. 共形阵列天线振动条件下稳健的 DOA 估计及位置误差校正 [J]. 信号处理, 2010, 26(11): 1756-1760.
- HOU Qingsong, GUO Ying, WANG Buhong, et al. Robust direction finding and position errors calibration for conformal array antenna in the presence of vibration [J]. Signal Processing, 2010, 26(11): 1756-1760.
- [30] GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y. Deep sparse rectifier neural networks [C]//Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Chia Laguna Resort, Sardinia, Italy: PMLR, 2011: 315-323.

(编辑 陶晴)

(上接第 212 页)

- pneumoconiosis in coal worker's chest X-ray radiography [J]. Journal of Clinical Medicine, 2022, 11(18): 5342.
- [23] 余艳杰, 孙嘉琪, 葛思擘, 等. CycleGAN-SN: 结合谱归一化和 CycleGAN 的图像风格化算法 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(5): 133-141.
- YU Yanjie, SUN Jiaqi, GE Sibao, et al. CycleGAN-SN: image stylization algorithm combining spectral normalization and CycleGAN [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(5): 133-141.
- [24] PAPERNOT N, MCDANIEL P, GOODFELLOW I, et al. Practical black-box attacks against machine learning [C]//Proceedings of the 2017 ACM on Asia Conference on Computer and Communications Security. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2017: 506-519.
- [25] ZHOU Mingyi, WU Jing, LIU Yipeng, et al. DaST: data-free substitute training for adversarial attacks [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 231-240.
- [26] 许新征, 常建英, 丁世飞. 基于 StarGAN 和类别编码器的图像风格转换 [J]. 软件学报, 2022, 33(4): 1516-1526.
- XU Xinzhen, CHANG Jianying, DING Shifei. Image style transferring based on StarGAN and class encoder [J]. Journal of Software, 2022, 33(4): 1516-1526.
- [27] HIRANO H, TAKEMOTO K. Simple iterative method for generating targeted universal adversarial perturbations [J]. Algorithms, 2020, 13(11): 268.

(编辑 陶晴)