

基于相频融合特征的相控阵雷达个体识别

李保珠¹, 马鲁^{1,2}, 李龙辉¹, 洪涛¹, 姜文¹

(1. 西安电子科技大学杭州研究院, 浙江 杭州 311200; 2. 中国电子科技集团公司第三十六研究所, 浙江 嘉兴 314000)

摘要: 针对相控阵雷达信号个体特征产生机理复杂、个体识别难的问题, 基于相控阵雷达信号的无意调制特征, 提出了融合相位特征和频率特征的个体识别方法。首先, 基于波位编排及等相位面方法构建相控阵雷达无意调制信号物理模型, 揭示无意调制特征的产生机理; 然后, 利用双谱方法获得信号双谱图并进行围线积分, 提取信号无意调制相位特征, 同时利用变分模态分解方法对感知信号进行分解获得本征模态分量, 进一步计算模态分量集的能量比差, 进而提取信号无意调制频率特征; 最后, 利用局部保持投影方法将所提取的相位及频率特征相融合, 采用树形检索方式的K近邻分类方法完成个体识别。仿真实验结果表明, 相比于基于单一个体特征的辐射源识别方法, 所提方法具有更高的识别率及效率。

关键词: 相控阵雷达; 个体识别; 无意调制; 融合特征; K近邻

中图分类号: TN97

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024201

Phased array radar individual recognition based on phase-frequency fusion feature

LI Baozhu¹, MA Lu^{1,2}, LI Longhui¹, HONG Tao¹, JIANG Wen¹

1. Hangzhou Research Institute/ School of Electronic Engineering, Xidian University, Hangzhou 311200, China

2. The 36th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Jiaxing 314000, China

Abstract: To solve the problem of phased-array radar individual identification in the complex electromagnetic environment with wide spectrum, heterogeneous waveforms and strong energy, an unintentional modulation feature extraction method based on phase and frequency fusion was proposed for the individual features carried by phased-array radar signals. Considering that the phased array radar signal was difficult to collect, the number of transceiver components was large, and the unintentional modulation features were complex, the phased array radar unintentional modulation signal model was constructed based on the method of wave-position orchestration and isophase surface. Based on the bispectral method, the signal bispectral map was obtained and perimeter integration was performed to extract the unintentionally modulated phase features of the signal. Based on the variational modal decomposition method, the original signal was decomposed to obtain the modal components, and the energy ratio difference of the set of modal components was further computed to extract the unintentionally modulated frequency features of the signal. Finally, the local holding projection method was used to integrate the phase and frequency features, and the K nearest-neighbor classification method was adopted based on the tree retrieval method to realize the individual identification. Representative numerical results are reported, indicating that the proposed method has higher recognition accuracy and efficiency.

Keywords: phased array radar, individual identification, unintentional modulation, fusion feature, K-nearest neighbor

收稿日期: 2024-07-10; 修回日期: 2024-12-10

通信作者: 李保珠, libaozhu@xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62071347)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62071347)

0 引言

雷达辐射源个体识别^[1]是电子侦察系统的关键技术,通过对实时截获的雷达信号特征提取进而与目标数据库做关联分析,识别对其所属武器平台的个体身份,从而生成电子情报,支撑战场态势感知、电子防护、电子干扰和电子摧毁等作战需要^[2]。

以有源相控阵体制为主流的雷达装备是新时代电子侦查领域的主要研究目标之一,有别于传统雷达采用集总功率生成的方式产生无线信号,其信号产生机制复杂,且信号具有低旁瓣、大带宽、波束捷变、截获概率低等特点。然而,尽管这些特性使得有源相控阵雷达在技术上占据领先地位,但针对其个体识别方法的研究却相对较少受到关注与探讨^[3]。

当前雷达信号个体特征的提取方法主要针对脉间调制和脉内有意调制所产生的特征,如幅度、相位和频率调制信息等,对于复杂体制相控阵雷达信号而言,提取特征的有效性偏低。相控阵雷达的信号是多个收发辐射单元相互耦合后空间功率合成的结果,其细微特征受组件寄生调制与工作模式等因素的共同作用,原有的单个辐射单元的脉间和脉内特征将消失。

相控阵雷达信号产生过程中由发射管和功放等射频组件对信号会造成寄生调制,也称为无意调制,其反映了辐射源的本质属性,具有唯一性、独立性和稳定性,使无意调制特征成为雷达辐射源个体识别的主要特征之一^[4-5]。然而无意调制特征细微、隐蔽性强,难以准确提取,利用无意调制进行个体识别时面临的主要难题介绍如下。

1) 相控阵雷达信号建模难题,传统的基于方向图乘积定理的相控阵雷达信号仿真方法,忽略了组件间的差异,无法保留全部 T/R 组件的无意调制,仿真结果将偏离真实信号。因此,需要结合相控阵雷达工作原理,利用空域合成方法融合组件无意调制信息从而生成无意调制仿真信号。

2) 如何在有效抑制干扰的同时,增强所关注的隐蔽、细微的无意调制特征,成为另一个亟待解决的关键问题。无意调制是雷达发射机主要组件的相位噪声对信号造成的寄生调制,相位噪声是造成信号无意调制的主要因素^[6]。对信号特征的放大可以通过高阶统计的办法,常用的功率谱分析方法能

够用于描述高斯信号的统计特性和其产生的线性机理,然而相控阵雷达信号多为非高斯、非线性的信号,且相位特征同样是由雷达发射机的非线性特性造成的,因此功率谱分析方法无法有效保留相位特征。双谱是比功率谱更高阶的累积量谱,为三阶累积量的二维傅里叶变换,在抑制高斯噪声的同时可以有效保留信号的相位信息^[7]。文献^[8]提出了一种基于双谱特征提取的自分类生成对抗网络(GAN, generative adversarial network),将信号的双谱估计作为发射机的特征表示,并将标签信息嵌入输入的潜在层中,以指导 GAN 的训练,有效提高了个体识别的准确率。文献^[9]通过信号的双谱提取三维特征向量,再利用机器学习算法完成了雷达辐射源个体聚类识别。以上方法说明了双谱对信号细微特征提取的有效性,但是在低信噪比情况下,准确率还有待提高,这是因为依靠该方法提取的相位特征还存在单一特征可靠性低的问题。

无意调制的特征不仅表现在信号的相位上,相位噪声还会导致信号频谱出现新的频率分量,即频谱的扩散现象^[10]。由于信号的无意调制不可控,难以预知其信号频谱分布范围,并且不同的相控阵雷达其频谱上的无意调制特征分散在不同的频率段,针对此问题,本文提出将信号分解为不同率段的模态分量并从中提取频率特征用于相控阵雷达识别。常用的信号分解算法有经验模态分解(EMD, empirical mode decomposition)、固有时间尺度分解(ITD, intrinsic time-scale decomposition)、变分模态分解(VMD, variational mode decomposition)等,其中,VMD 方法在分解精度和模态混叠问题处理方面具有良好的效果^[11-12]。文献^[13]基于 VMD 参数对辐射源信号提取能量熵与样本熵作为特征向量,再将特征向量送入分类器完成辐射源个体识别,但该方法在信噪比小于 5 dB 时,其平均识别率不及 80%。

虽然双谱方法和 VMD 方法可以分别提取无意调制在信号相位谱和频谱上的特征,但单一方法提取的特征对无意调制的表征能力还不够强,若相位或者频率上的某一个特征受干扰,则会严重影响识别的准确率。那么,将二者提取的特征相结合,则是提高识别率和噪声鲁棒性的主要办法^[14-15]。但直接将 2 个特征并列组合会存在特征数量级不同以及数据维度升高而导致分类器识别效率降低的问题。

因此,如何在降低数据维度的同时不破坏原始数据的拓扑结构,保留主要的特征参量,是合理地设计特征融合算法的关键。局部保持投影(LPP, locality preserving projection)方法可以对流形学习中的非线性映射关系进行线性近似,其通过保证原始空间内相近的点在融合降维后仍然相近来保留原始数据的局部结构,从而实现数据降维^[16]。本文提出利用基于LPP方法将所提取的相位及频率特征相融合,通过构建特征融合降维目标函数及相位和频率特征近邻图,在目标函数求解过程中,舍弃不影响近邻结构的特征数据,从而增强对分类起正作用的特征,弱化对分类起负作用的特征,提高分类的准确率和效率。最后,采用结构简洁的K近邻(KNN, K-nearest neighbor)方法来实现相控阵雷达的分类识别。

本文主要的研究工作如下。

1) 从无意调制特征产生机理出发,分析雷达发射机主要组件对信号造成无意调制的主要因素,结合相控阵雷达的波位编排原理,通过空域合成构建相控阵雷达无意调制信号模型。

2) 针对单一特征难以有效表现复杂无意调制的问题,提出了基于LPP的融合相位和频率的特征提取方法。通过剖析无意调制特征在信号相位及频谱上的表现形式,分别采用双谱与变分模态分解方法提取相位及频谱域的特征,再利用LPP的办法对所提取的特征进行融合,提高识别率。仿真结果表明,以上方法提取的无意调制特征具有良好的类内聚合性和类间离散性。

3) 针对KNN分类器串行检索结构效率低的问题,通过快速二叉搜索树(FBST, fast binary search tree)优化分类器,进一步提高系统识别效率。仿真结果表明,在低信噪比时,所提方法具有较好的识别率,单样本识别时间为毫秒级,识别效率较高。

1 相控阵雷达信号模型

为了揭示相控阵雷达无意调制信号特征产生机理,获得更符合实际工作场景下的仿真模拟信号,以相控阵雷达在执行任务中向空间辐射信号的过程为例,构建相控阵雷达无意调制信号模型。

相控阵雷达辐射信号的主要过程为:主控制系统依据当前正在执行的任务确定雷达波束将要照射的波位,从而调出波控码送至波束控制系统;波束

控制系统再根据波控码对频率源产生的发射信号进行移相或者延迟实现波束指向控制;最后发射信号经功率放大后输送至收发(T/R, transmitter/receiver)组件,经收发共用阵列天线向指定波位辐射信号。

在此过程中,频率源和射频放大器的相位噪声导致信号频谱出现寄生频率,从而引发无意调制,因此无意调制特征本质上是多个T/R组件的无意调制信号经空域合成后的结果,建模流程如图1所示。

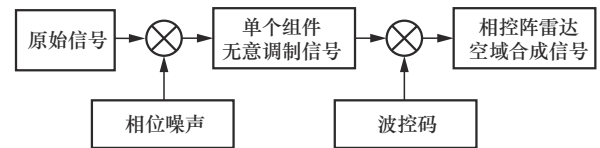


图1 相控阵雷达无意调制信号建模流程

单个T/R组件的无意调制信号可通过对信号添加相位噪声得到,寄生频率具有离散性,因此将相位噪声建模为若干单频信号,表达式为

$$\varphi(t) = \sum_{i=1}^I M_i \sin(2\pi f_i t) \quad (1)$$

其中, I 为建模中单频信号的个数, M_i 为相位噪声的调制深度, f_i 为调制频率。

波控码表需要通过监视空域进行波位编排得到,常见的波位编排方式有列状、交错及低损耗点3种^[17],如图2所示。

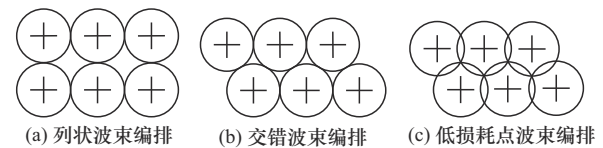


图2 波位编排方式示意

由于在球坐标系进行波位编排会面临扫描边缘波位的波束展宽问题,因此需要将相控阵雷达的监视空域范围转换到正弦空间坐标系,以消除波束展宽效应,在正弦空间进行波位编排后再转换到球坐标系,使得编排过程更高效^[18]。雷达球坐标系 (R, Az, El) 转换至正弦空间坐标系 (R, α, β) , 即

$$\begin{aligned} \alpha &= \cos(El) \sin(Az) \cos(Nt) - \\ &\cos(El) \cos(Az) \sin(Nt) \\ \beta &= \sin(El) \cos(Tt) - \\ &\cos(El) \sin(Tt) [\sin(Az) \sin(Nt) + \cos(Az)] \end{aligned} \quad (2)$$

其中, El 为目标位置矢量与基本平面的夹角,记作

俯仰角； Az 为目标位置矢量在基本平面内的投影与 y 轴的夹角，记作方位角；雷达阵列的法向 Np 在雷达球坐标系中的方位角记为 Nt ，俯仰角记为 Tt ，则 Tt 等于阵列倾斜角的余角。

$$El = \arcsin\left(\beta \cos(Tt) + \sqrt{1 - \alpha^2 - \beta^2} \sin(Tt)\right)$$

$$Az = \arctan\left[\frac{\alpha \cos(Nt) - \sin(Nt)\beta \sin(Tt) - \sin(Nt)\sqrt{1 - \alpha^2 - \beta^2} \cos(Tt)}{-\alpha \sin(Nt) - \cos(Nt)\beta \sin(Tt) - \cos(Nt)\sqrt{1 - \alpha^2 - \beta^2} \cos(Tt)}\right] \quad (3)$$

依据波束指向计算 T/R 组件信号附加相位的方法为等相位面法，实现等相位面的方法主要包括相位控制和时延控制 2 种方法。相位控制方法为各 T/R 组件信号同时出发，但信号初始相位不同。时延控制方法为各 T/R 组件信号初始相位相同，但信号不同时辐射，最终均能实现在以指定波束指向为法向的平面上等相位，即信号辐射向指定波位，本文主要研究相位控制方法^[19]。

二维阵列等相位面方法示意如图 3 所示，其中， m 为相控阵雷达的方位维 T/R 组件数目， n 为俯仰维组件数目， d_m 与 d_n 分别为该二维阵列的方位维和俯仰维阵元间距， θ_m 与 θ_n 为方位维和俯仰维波束指向。设当前相控阵雷达辐射波束指向为 (Az, El) ，信号波长为 λ ，则

$$\Delta\varphi_m = \frac{2\pi d_m \sin \theta_m}{\lambda}, \Delta\varphi_n = \frac{2\pi d_n \sin \theta_n}{\lambda} \quad (4)$$

其中， $\Delta\varphi_m$ 与 $\Delta\varphi_n$ 分别为方位维和俯仰维相邻阵元之间信号附加相位差。

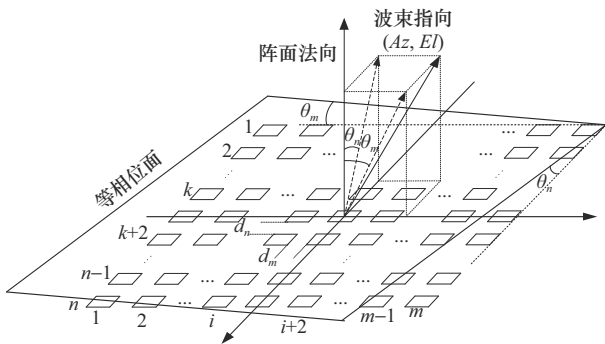


图 3 二维阵列等相位面方法示意

设此时该二维阵列第一行第一列阵元的相位为 φ_0 ，则第 i 列 k 行的阵元辐射信号可表示为

$$S(t) = \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^n s_{ik}(t) e^{j(\varphi_0 + \Delta\varphi_m(i-1) + \Delta\varphi_n(k-1))} \quad (5)$$

由此可以将雷达球坐标系内的监视空域范围先转换至正弦空间，再进行波位编排，得到正弦空间的波控码表，即各个波位的波束指向，然后将其转换回雷达球坐标系，转换关系为

其中， $s_{ik}(t)$ 为相控阵雷达方位维第 i 个，俯仰维第 k 个 T/R 组件的无意调制信号。

2 相频融合特征提取

本文提出的相频融合特征提取方法的流程如图 4 所示。首先利用 VMD 和双谱变换分别提取频率特征和相位特征；接着将样本特征组合，再利用 LPP 融合降维；最后实现相频特征的提取。

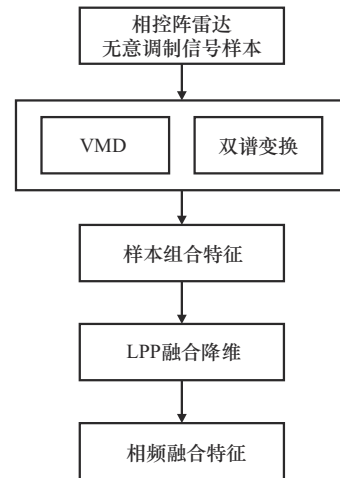


图 4 相频融合特征提取方法的流程

2.1 相位特征提取

将相控阵雷达无意调制信号 $S(t)$ 记为 $\{S(1), S(2), \dots, S(N)\}$ ，采样频率记为 f_s ，采样间隔记为 $\Delta f = \frac{f_s}{N}$ ，则对信号进行双谱变换的步骤如下。

步骤 1 将信号序列分为 Z 段，每段包含 z_n 个样本点，记为 $\{x^{(z)}(n) | (n=0, 1, \dots, z_n-1; z=1, 2, \dots, Z)\}$ 。

步骤 2 分别计算 Z 段数据的离散傅里叶变换 (DFT, discrete Fourier transform) 系数

$$X^{(z)}(\lambda) = \frac{1}{z_n} \sum_{n=0}^{z_n-1} x^{(z)}(n) e^{-\frac{j2\pi n\lambda}{z_n}} \quad (6)$$

步骤 3 对 z_n 段数据的 DFT 系数进行三重相关计算, 即

$$\hat{\mathbf{B}}_z(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{\Delta f^2} \sum_{k_1=-L_1}^{L_1} \sum_{k_2=-L_2}^{L_2} \left(X^{(z)}(\lambda_1 + k_1) \cdot X^{(z)}(\lambda_1 + k_2) X^{(z)}(-\lambda_1 - \lambda_2 - k_1 - k_2) \right) \quad (7)$$

其中, k_1 与 k_2 为滞后点数, $\Delta f^2 = \frac{f_s}{N_0}$, 根据采样定理, $X^{(z)}(\lambda)$ 的采样间隔为 $\frac{f_s}{z_n}$, 则频域再取样后的子序列采样间隔变为 $\frac{f_s}{N_0}$, N_0 为双谱频域轴 ω_1 与 ω_2 上的频率采样点数, 且 $z_n = (2L_1 + 1)N_0$, 并且 λ_1 与 λ_2 满足 $0 \leq \lambda_2 \leq \lambda_1$ 和 $\lambda_1 + \lambda_2 \leq \frac{f_s}{2}$ 。

步骤 4 将上述 Z 段数据的三重相关计算结果求平均, 即可得到信号序列的双谱估计

$$\hat{\mathbf{B}}_D(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{Z} \sum_{z=1}^Z \hat{\mathbf{B}}_z(\omega_1, \omega_2) \quad (8)$$

其中, ω_1 和 ω_2 分别为

$$\omega_1 = \frac{2\pi f_s}{N_0} \lambda_1, \omega_2 = \frac{2\pi f_s}{N_0} \lambda_2 \quad (9)$$

滞后点数 k_1 与 k_2 以及双谱频域轴 ω_1 与 ω_2 上的频率采样点数的选取较为关键。如果需要较高的频率分辨率来分析信号中的低频成分, 那么应选择较大的滞后点数。根据离散傅里叶变换的性质, 滞后点数越多, 频率分辨率越高。同时, 较大的滞后点数可以在一定程度上平滑噪声, 但如果滞后点数过大, 将会导致信号中的有用信息被过度平滑, 从而降低双谱估计的准确性和减弱特征提取的效果。

双谱频域轴 ω_1 与 ω_2 上的频率采样点数受奈奎斯特采样的限制, 同时双谱计算的复杂度与双谱频域轴上选取的点数成正比, 随着点数的增加, 计算量会显著增加, 所需的计算时间和内存也会相应增加, 如果点数过多, 双谱图会过于密集, 难以清晰地观察到信号的特征; 如果点数过少, 双谱图可能会过于粗糙, 丢失一些细节信息。

为了确保在计算双谱时, 能够充分挖掘信号的信息, 同时又不会因为滞后点数过多而导致计算量过大或引入过多的噪声。通常从能反映目标信号特征的一类先验信号的选取经验设置滞后点数和双谱频域轴上的频率采样点数。

由于相控阵雷达识别系统对于信号处理的实时

性要求较高, 而双谱信息维度高, 直接用于分类识别其计算量较大, 且双谱中本身包含大量冗余信息, 因此利用围线积分法^[20]来降低双谱特征维度, 以提高系统分类效率。围线积分双谱相比于径向积分双谱和轴向积分双谱以及圆周积分双谱, 具有降维效果最优、无频谱值遗漏问题且无尺度及相位信息遗漏的优点, 其积分路径呈矩形, 如图 5 所示。

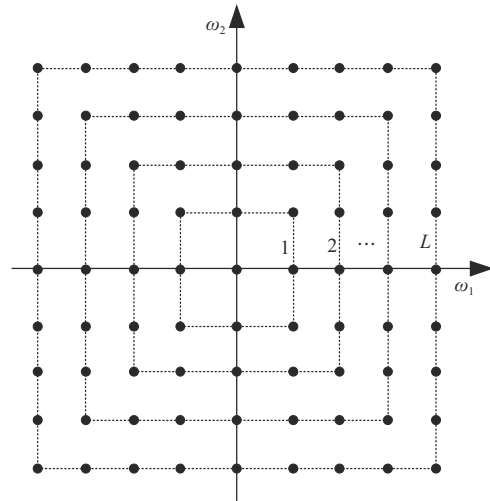


图 5 围线积分路径示意

图 5 中的实心圆点为双谱值, 闭合虚线为积分路径, 按照路径进行积分可以不遗漏任何双谱值, 保留双谱信息的完整性, 围线积分表达式为

$$SI(l) = \sum_l \hat{\mathbf{B}}_D(\omega_1, \omega_2), l = 1, 2, \dots, L \quad (10)$$

其中, l 表示积分路径, 共有 L 条积分路径, 对双谱特征进行围线积分后可以得到一维的双谱特征 $SI(l)$, 再对一维双谱特征提取其熵特征以及统计特征用于后续分类识别。

2.2 频率特征提取

利用 VMD 提取信号频率特征时, 首先通过迭代求解约束变分模型的最优解, 从而得到具有稀疏特性的各模态分量, 然后找出它们各自的中心频率和带宽, 最后可分解为模态分量。

给定相控阵雷达原始信号 $S(t)$, 找到 V 个窄带的模态分量 $u_v(t)$, $v = 1, 2, \dots, V$, 同时约束每个窄带模态分量的带宽之和最小, 并且满足各窄带模态分量的和等于输入信号 $S(t)$ 。通过希尔伯特变换可以得到每个模态 $u_v(t)$ 的解析信号, 其表达式为

$$\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] * u_v(t) \quad (11)$$

其中, *表示卷积运算。接着将其解析信号频谱搬移至基带频率上

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_v(t) \right] e^{-j\omega_v t} \quad (12)$$

其中, ω_v 为第 v 个模态分量的频率中心。

进而通过构造变分问题, 令模态信号的频率带宽之和最小, 即以下最小化问题

$$\begin{aligned} \min & \left\{ \sum_{v=1}^V \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_v(t) \right] e^{-j\omega_v t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \sum_{v=1}^V u_v = S \end{aligned} \quad (13)$$

其中, V 为分解层数即分解后的模态数量, $\partial_t(\cdot)$ 是变分函数。

利用拉格朗日乘子法将式(13)问题转变为无约束问题, 并加入二次惩罚项使分解得到的模态分量重构尽可能趋近原始信号, 由此原问题转变为

$$\begin{aligned} L(\{u_v\}, \{\omega_v\}, \lambda) = & \alpha \sum_{v=1}^V \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_v(t) \right] e^{-j\omega_v t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| S(t) - \sum_v u_v(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), S(t) - \sum_v u_v(t) \right\rangle \end{aligned} \quad (14)$$

其中, λ 为拉格朗日乘子, α 为惩罚因子。利用交替迭代方法求解式(14)可以得到 u_v 在迭代中的表达式, 即

$$\begin{aligned} u_v^{n+1} = & \arg \min \left(\alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_v(t) \right] e^{-j\omega_v t} \right\|_2^2 + \right. \\ & \left. \left\| S(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right) \end{aligned} \quad (15)$$

值得注意的是, 式(14)中的分解层数 V 和惩罚系数 α 的选取是提取信号频域无意调制特征的关键。 V 值决定包含无意调制特征模态分量的数量, V 值过大则每个模态分量中的无意调制信息变少, 难以有效提取特征参数, V 值过小则各频率范围的无意调制信息难以分开, 依据各模态分量的差异进行分类则变得不可靠; α 影响模态分量的频带宽度, 直接影响模态分量频谱中包含的无意调制信息, 不合理的惩罚系数同样会降低识别率。本文采用麻雀搜索算法 (SSA, sparrow search algorithm) [21] 来自适应设置分解层数 V 和惩罚系数 α , 从而优化分解效果。

SSA 的发现者位置更新依据为

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,d}^{t+1}(1+Q), R_2 < ST \\ x_{i,d}^{t+1} + Q, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (16)$$

其中, $x_{i,d}^{t+1}$ 为种群第 $t+1$ 次迭代第 i 个个体第 d 维的位置, Q 为标准正态分布随机数, ST 为警戒阈值, R_2 为安全值, 当安全值大于警戒值时, 发现者随机移动到当前位置附近, 反之向原点收敛。

跟随者的位置更新为

$$x_{i,d}^{t+1} = \mathbf{x}b_{i,d}^t + \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D \left(\text{rand}\{-1,1\} | \mathbf{x}b_{i,d}^t - x_{i,d}^t | \right) \quad (17)$$

其中, $\mathbf{x}b$ 为最优个体。从式(17)可以看出, 一半跟随者在全维度上收敛于 0, 另一半跟随者在全维度上收敛于最优位置。

警戒者的位置更新为

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,d}^t + \beta(x_{i,d}^t - \mathbf{x}b_{i,d}^t), f_i \neq f_g \\ x_{i,d}^t + \beta(\mathbf{x}w_{i,d}^t - \mathbf{x}b_{i,d}^t), f_i = f_g \end{cases} \quad (18)$$

其中, $\mathbf{x}w$ 表示当前麻雀种群中的最差个体, β 为符合正态分布的随机数, f_i 为当前个体的适应度函数值, f_g 为最优个体的适应度函数值。从式(18)可以看出, 如果该麻雀是最优位置的麻雀, 则逃离到最优与最差位置之间的随机位置, 否则逃离到自己与最优位置之间的随机位置。

麻雀位置的更新需要依据适应度函数值来向最优位置靠近[22]。本文将模态分量的频谱熵作为适应度函数。因为, 当无意调制特征某一模态分量的频域中包含的信息越多, 说明其承载的原信号的无意调制信息越多, 则熵越大, 分解效果越好。

计算模态分量的频谱熵首先要求模态分量的频谱。对模态分量 $u(t)$ 进行离散傅里叶变换, 得到其频谱序列

$$U(k) = \sum_{t=0}^{N-1} u(t) e^{-j\frac{2\pi}{N}kn}, 0 \leq k \leq N-1 \quad (19)$$

根据频谱序列 $U(k)$ 计算每个频率分量的概率分布 $P(k)$

$$P(k) = \frac{|U(k)|^2}{\sum_{i=0}^N |U(i)|^2} \quad (20)$$

由此可得频谱熵的计算式为

$$H(f) = - \sum_{k=1}^N P(k) \text{lb} P(k) \quad (21)$$

SSA 依据频谱包络熵来获得最优分解层数与惩罚系数, 从而利用 VMD 方法可以将信号自适应地分解为模态分量。

利用能量比差 (ERD, energy ratio difference) [23] 特征定量估计频率无意调制特征, 各模态分量的能量表示为

$$E_v = \int_{-\infty}^{\infty} |u_v(t)|^2 dt, v = 1, 2, \dots, V \quad (22)$$

那么 ERD 可表示为

$$\text{ERD} = P_{ei} - P_i \quad (23)$$

其中, P_{ei} 为各模态分量占其余模态分量总能量的比值, 即

$$P_{ei} = \frac{E_i}{E_1 + E_2 + \dots + E_{i-1} + E_{i+1} + \dots + E_V} \quad (24)$$

其中, P_i 为各模态分量占总能量的比值, 即

$$P_i = \frac{E_i}{E_1 + E_2 + \dots + E_V} \quad (25)$$

2.3 相频特征融合

利用 LPP 方法对双谱和 VMD 方法分别提取的无意调制在相位谱和频谱上的特征进行融合。首先在局部邻近的样本点之间构建近邻图, 用 \mathbf{B} 表示邻接顶点矩阵, 该矩阵存储所有样本点的邻接关系, \mathbf{S} 矩阵代表邻接权值矩阵, 存储表示邻接样本点之间近邻程度的权值, 用 $\mathbf{G} = \{\mathbf{B}, \mathbf{S}\}$ 来表示近邻图。若 2 个样本点 x_i 和 x_j 之间近邻, 则为 2 个样本点间的连接线赋予权值 x_{ij} ; 反之, 则赋予权值 0。

采用 KNN 方法构建邻接顶点矩阵, 即通过设置每一个样本点的近邻个数 k 来判断 2 个样本点是否满足近邻关系, 若 x_i 是距离 x_j 最近的 k 个样本点之一, 则将 2 个样本点连接, 并通过热核赋值法为连接线赋予权值

$$x_{ij} = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|_2^2}{\tau}} \quad (26)$$

其中, τ 为热核系数, $\|\cdot\|_2$ 表示求 L_2 范数, 若不满足近邻关系, 则赋予权值 0。

为满足近邻关系的相邻样本点赋予邻接权值, 所有的邻接权值构成邻接权值矩阵, 当求解投影矩阵时, 邻接权值作为惩罚因子保证原本近邻的样本点投影后仍然近邻。

给定训练样本数据集为 $\mathbf{X} = \{S_1, S_2, \dots, S_i, \dots\}$, E 为样本个数, 利用投影矩阵 \mathbf{A} 将高维空间样本 S_i 投影到低维空间内, 表示为

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{A}^T S_i \quad (27)$$

建立 LPP 的目标函数为

$$\min \sum_{ij} (\mathbf{Y}_i - \mathbf{Y}_j)^2 x_{ij} \quad (28)$$

其中, x_{ij} 为 x_i 与 x_j 之间的邻接权值。式(28)可以简化为

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \sum_{ij} (\mathbf{Y}_i - \mathbf{Y}_j)^2 x_{ij} = \\ & \frac{1}{2} \sum_{ij} (\mathbf{A}^T S_i - \mathbf{A}^T S_j)^2 x_{ij} = \\ & \sum_i \mathbf{A}^T S_i d_{ii} S_i^T \mathbf{A} - \sum_{ij} \mathbf{A}^T S_i x_{ij} S_j^T \mathbf{A} = \\ & \mathbf{A}^T \mathbf{X} (\mathbf{D} - \mathbf{S}) \mathbf{X}^T \mathbf{A} = \\ & \mathbf{A}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{A} \end{aligned} \quad (29)$$

其中, \mathbf{S} 为邻接权值矩阵, \mathbf{D} 为对角矩阵, 对角元素可表示

$$d_{ii} = \sum_j x_{ij} \quad (30)$$

通过添加约束条件 $\mathbf{A}^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{A} = 1$, 可将 LPP 的目标函数简化为

$$\min_{\mathbf{A}^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{A} = 1} \mathbf{A}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{A} \quad (31)$$

式(31)所示问题可转化为求 $\mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{A} = \lambda \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{A}$ 的广义特征值问题, 求解所有特征值, 并取前 P 个最小特征值, 投影矩阵可由其对应的特征向量构成。

进一步地, 将投影矩阵与相位特征和频率特征组合的样本相乘可得到相频融合特征, 即可用于分类, 在提高识别率的同时统一特征数量级并且降低特征维度以提高识别效率。

3 高效分类器设计

本文采用结构简洁的 KNN 分类器来实现相控阵雷达的识别, 并针对将 KNN 分类器应用在相控阵雷达识别时, 传统串行检索效率低的问题, 提出利用 FBST 的树形检索结构优化 KNN 分类器, 提高识别效率。

利用 KNN 算法在训练样本集中寻找 k 个与待测样本距离最近的样本。KNN 分类器需要计算待测样本与训练样本的距离, 从而判断是否为近邻样本。传统的 KNN 分类器面对训练样本过多的情况, 在检索待测样本的 k 个近邻训练样本时, 需要与训练样本空间的每一个样本计算距离, 时间成本与算力成本较高, 本文通过对样本空间进行树形排序构建 FBST 的方法来优化检索方式, 通过特征值对比的方法来寻找与待测样本近邻的训练样本点, 并通

过二叉树搜索方法缩小搜索区域。

首先, 构建训练样本特征参数矩阵

$$\mathbf{I}^{(r)} = \begin{bmatrix} z_{11}^{(r)} & z_{12}^{(r)} & \cdots & z_{1Q}^{(r)} \\ z_{21}^{(r)} & z_{22}^{(r)} & \cdots & z_{2Q}^{(r)} \\ \cdots & \cdots & z_{pq}^{(r)} & \cdots \\ z_{p1}^{(r)} & z_{p2}^{(r)} & \cdots & z_{pQ}^{(r)} \end{bmatrix} \quad (32)$$

其中, $\mathbf{I}^{(r)}$ 表示由所有训练样本第 r ($r = 1, 2, \dots, R$) 个特征值构成的矩阵, $z_{pq}^{(r)}$ 表示标签为 p ($p = 1, 2, \dots, P$) 和序号为 q ($q = 1, 2, \dots, Q$) 的训练样本的第 r 个特征值。将训练样本矩阵排序, 序号为 w 的样本信号表示为

$$S_w: (Z_w^1, Z_w^2, \dots, Z_w^r, \dots, Z_w^R), w = Q(p-1) + q \quad (33)$$

接着, 依据方差和信息增益来确定划分域的顺序, 假设 $\mathbf{I}^{(r)}$ 的 q 列平均值为

$$\overline{z_q^{(r)}} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P z_{pq}^{(r)} \quad (34)$$

那么参数矩阵 $\mathbf{I}^{(r)}$ 的方差为

$$D(\mathbf{I}^{(r)}) = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q D(z_q^{(r)}) \quad (35)$$

其中,

$$D(z_q^{(r)}) = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (z_{pq}^{(r)} - \overline{z_q^{(r)}})^2 \quad (36)$$

信息增益表示为

$$G(W, z^{(r)}) = H(W) - H(W|z^{(r)}) \quad (37)$$

其中, $H(W)$ 为训练集的信息熵, 表示为

$$H(z^{(r)}) = - \sum_{p=1}^P \frac{Q}{|W|} \text{lb} \frac{Q}{|W|} \quad (38)$$

其中, $|W|$ 为样本个数, $H(W|z^{(r)})$ 为特征 $z^{(r)}$ 对训练集的条件信息熵, 表示为

$$H(W|z^{(r)}) = \sum_{p=1}^P \frac{Q}{|W|} H(W_p) \quad (39)$$

将特征值的矩阵方差 $D(\mathbf{I}^{(r)})$ 和信息增益 $G(W, z^{(r)})$ 分别归一化处理为 $\overline{D}(z^r)$ 和 $G(W, z^{(r)})$, 得到方差和信息增益的综合划分指数 F 为

$$F = \overline{D}(z^r) + \overline{G}(z^{(r)}) \quad (40)$$

按照指数 F 从大至小的顺序对不同特征值进行排序, 重新排序后的样本信号记为

$$S_w: (Z_w^1, Z_w^2, \dots, Z_w^r, \dots, Z_w^R) \quad (41)$$

其中, Z_w^r 代表特征值排序后第 r' 个特征值。

FBST 的构建步骤如下。

步骤 1 将全部训练样本的第一个特征值构成

FBST 的当前划分层的当前划分域。

步骤 2 将包含当前划分域中位数的训练样本记作当前节点。

步骤 3 将当前划分域中包含小于中位数的全部训练样本构成左子树, 剩余样本构成右子树。

步骤 4 在左子树与右子树中分别构建当前划分域, 所选择特征值按照 F 指数大小顺序依次选择。

步骤 5 不断执行步骤 2~步骤 4, 将所有训练样本全部划分, 最终可得 FBST。

当检索 FBST 时首先按照 F 指数大小排序调整待测样本, 可记为

$$T_i: (Z_i^1, Z_i^2, \dots, Z_i^r, \dots, Z_i^R) \quad (42)$$

在 FBST 中检索 k 个近邻训练样本的步骤如下。

步骤 1 从根节点出发, 对比待测样本与 FBST 当前划分层的节点样本的划分特征值的大小。若待测样本特征值小于节点样本特征值, 则进入左子树; 反之则进入右子树, 向下不断比较, 直至最下层的叶子节点, 将其标记为当前节点。

步骤 2 将待测样本与当前节点的距离记作 d_{\min} , 将当前节点上一层的节点记为父节点, 同属一个父节点的相邻节点记为兄弟节点, 待测样本与兄弟节点的距离记作 d_b , 待测样本与父节点的距离记作 d_f 。

步骤 3 若 $d_{\min} > d_b$, 则当前节点更新为兄弟节点, 兄弟节点和父节点相应改变; 若 $d_{\min} < d_b$, 则比较 d_{\min} 与 d_f 。

步骤 4 若 $d_{\min} > d_f$, 则当前节点更新为父节点, 兄弟节点和父节点相应改变, 重复步骤 3 与步骤 4, 反之则执行步骤 5。

步骤 5 若 $d_{\min} < d_f$, 则最近邻样本取当前节点的样本, 并将当前节点与待测样本距离改为无穷大。

步骤 6 重复以上步骤 k 次, 即可得 k 个最近邻样本。

依据以上步骤, 将测试样本输入 FBST, 并检索测试样本的 k 个近邻样本, 最终通过 KNN 分类方法依据 k 个近邻样本的类别即可得到测试样本的类别, 实现相控阵雷达的分类识别。

4 仿真实验

仿真使用的计算机配置为: Intel(R) Core(TM)

i7-10750H 处理器, 32 GB 内存, NVIDIA GeForce GTX 1650 显卡, 64 位 Windows 10 操作系统。仿真使用的软件为 Matlab R2020a。

4.1 无意调制信号的建模仿真

根据相控阵雷达信号空域合成原理以及波位编排技术原理, 可以得到相控阵雷达无意调制信号的仿真流程如图 6 所示, 具体步骤介绍如下。

步骤 1 将监视空域范围转换至正弦空间坐标系, 并依据波束宽度及编排方式完成波位编排, 得到各波位在正弦空间的波束指向。

步骤 2 将正弦空间内的波位编排结果转换至雷达球坐标系内。

步骤 3 依据给定信号参数完成 T/R 组件无意调制信号建模。

步骤 4 依据各波位波束指向及等相位面方法计算各 T/R 组件信号的附加相位, 并完成调制。

步骤 5 依据所述空域合成方法将全部 T/R 组件无意调制信号叠加即可获得有源相控阵雷达在各波位扫描时的无意调制信号。

相控阵雷达信号的仿真参数如下: 脉冲宽度为 $50 \mu\text{s}$, 脉冲重复间隔为 $50 \mu\text{s}$, LFM 信号发射调制带宽为 10 MHz, 采样频率为 100 MHz, 发射脉冲初始相位为 0。由于巴克码理想的自相关特征, 采用巴克码序列对信号进行相位编码在雷达技术中广泛应用, 因此本文的 BPSK 信号的编码采用 13 位巴克码, BPSK 信号频率为 5 MHz, 其余参数与 LFM 信号设置相同。

不同的波位编排方式得到的波束指向中心不同, 阵元生成该信号时移相器对其附加相位的调制量不同, 各阵元信号在空域功率合成后的幅度存在细微差异, 但无意调制幅度特征经过信号传输后变得不可靠, 本文方法并不提取幅度特征, 因此不同

波位编排方法造成的信号幅度上的差异不影响本文方法的仿真验证。无意调制特征主要由功率放大器和频率源对信号的寄生调制产生, 本文针对无意调制相位和频率特征设计特征提取方法, 不同的波位编排方法导致移相器对信号的相位调制量产生差异, 但该差异与不同波位间移相器对信号相位调制量的差异相似, 因此该差异对于不同相控阵雷达个体的类间分布无影响, 只会影响无意调制特征的类内分布。

在信噪比为 12 dB 情况下, 对列状、交错及低损耗点 3 种波位编排进行仿真, 信号类型为 LFM, 分别计算其双谱特征和 VMD 特征。以方差、峰值、均值和波形熵值绘制双谱的特征参数分布, 如图 7(a)~图 7(c)所示; 以 4 个模态分量的能量比差绘制 VMD 的特征参数分布, 如图 7(d)~图 7(f)所示。

由图 7 可以看出, 不同的波位编排方式得到的仿真信号在特征空间分布有明显的差异, 说明了双谱和 VMD 对不同的波位编排方式下的相控阵雷达信号进行特征提取的有效性。本文后续以交错波束编排为例进行仿真分析。

设相控阵雷达波束宽度在方位向与俯仰向角度均为 2° , 方位向扫描范围为 $[-60^\circ, 60^\circ]$, 俯仰向扫描范围为 $[-30^\circ, 30^\circ]$, 阵列倾斜角为 16° , 组件间距为 0.1 m, 其波位编排仿真结果如图 7(a)所示。

根据正弦空间的波位编排仿真结果得到各个波位的波束指向, 依据式(3)将其转换至雷达球坐标系, 然后依据各 T/R 组件的无意调制信号模型即可得到相控阵雷达在各波位的辐射信号。本节模拟相控阵雷达行 T/R 组件数目为 30, 列 T/R 组件数目为 40, 共 1 200 个 T/R 组件, 对 2 个相控阵雷达进行仿真模拟, 其中 1 号相控阵雷达 T/R 组件无意调制参数见参考文献[24], 2 号 T/R 组件无意调制参数见

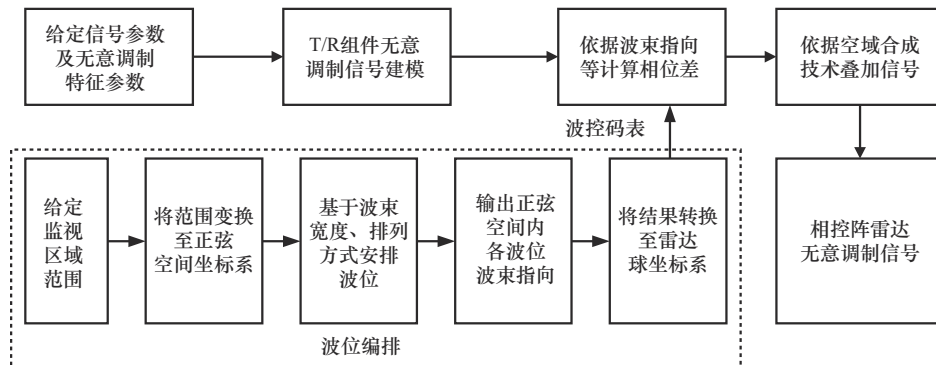


图6 相控阵雷达无意调制信号的仿真流程

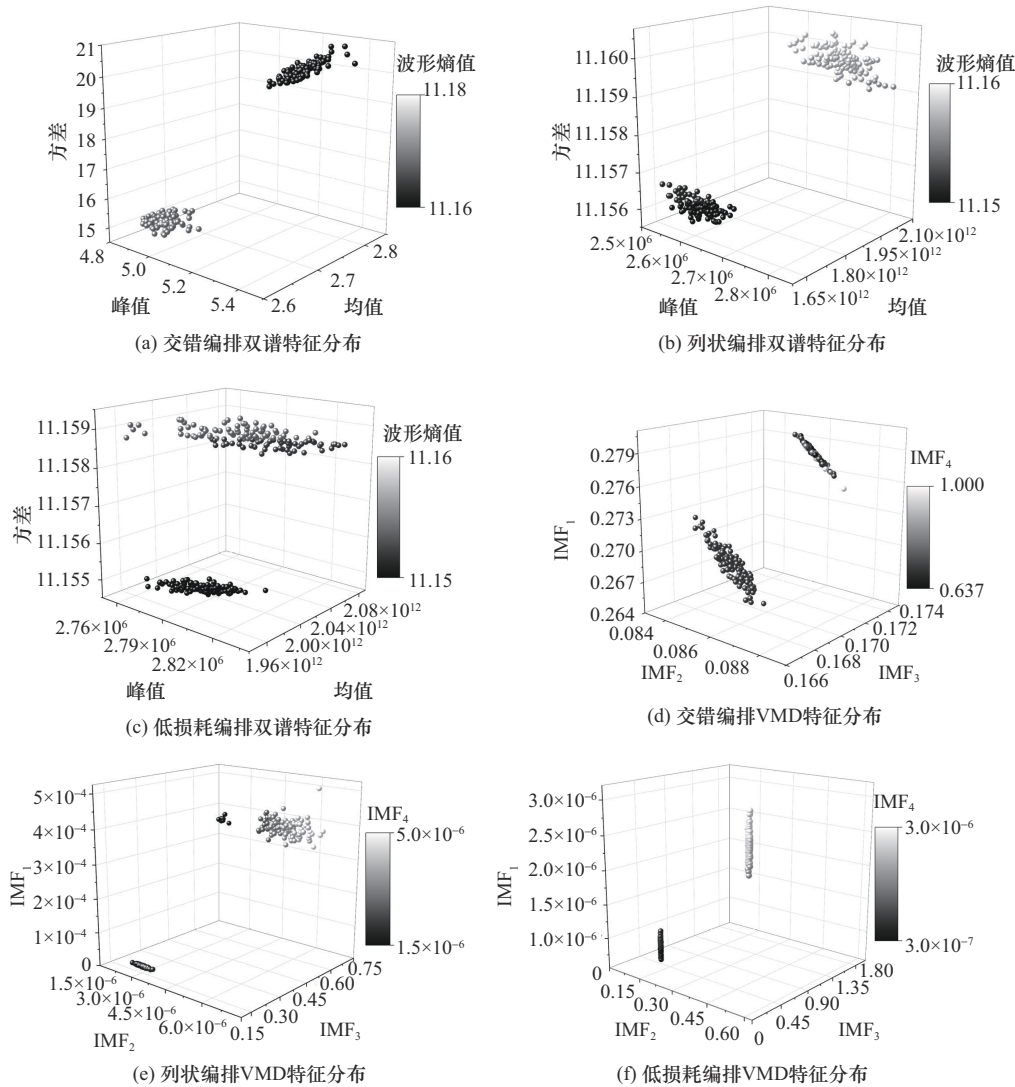


图7 不同波位编排方式LFM样本信号的特征分布

参考文献[25]。由于T/R组件数量较多，同一个相控阵雷达的T/R组件无意调制参数相近，本节在以上参数的基础上通过插值获取其余参数，2个相控阵雷达无意调制信号仿真结果分别如图8(a)和图8(b)所示，为了方便分析，这里将信号的时域及频域图进行了最大值归一化。

由图8(a)和图8(b)可知，两部雷达携带无意调制特征的信号时域波形存在细微的包络起伏，但与图8(c)所示的理想雷达（无相位噪声）发射机的信号差异很小，并且随着雷达组件生产技术的进步，这种差异会越来越小，且复杂的电磁环境会导致信号时域产生畸变，因此利用时域无意调制特征区分相控阵雷达识别率低。此外，还可以看出，两部发射机的寄生频率分量分布在不同的频率范围，1号雷达发射机的寄生频率成分主要表现在10~20 MHz，

2号雷达发射机的寄生频率成分主要表现在15 MHz以上，在实际应用中无法提前得知某一雷达寄生频率的分布。再者，可以看出，两部雷达发射机信号频谱上的寄生频率很微弱，因此从频域直接提取无意调制特征难以用于识别。

进一步地，信号频谱上存在的无意调制特征分布范围在不同雷达个体间不同的特性为本文设计基于VMD的频域无意调制特征提取方法提供了思路。

4.2 相位特征仿真

依据双谱变换方法可以得到1号雷达和2号雷达信号的双谱图，如图9所示。

从图9可以看出，两部相控阵雷达的LFM信号的双谱图存在明显的差异，但双谱图像特征维度高，直接用于相控阵雷达分类识别存在效率低的问

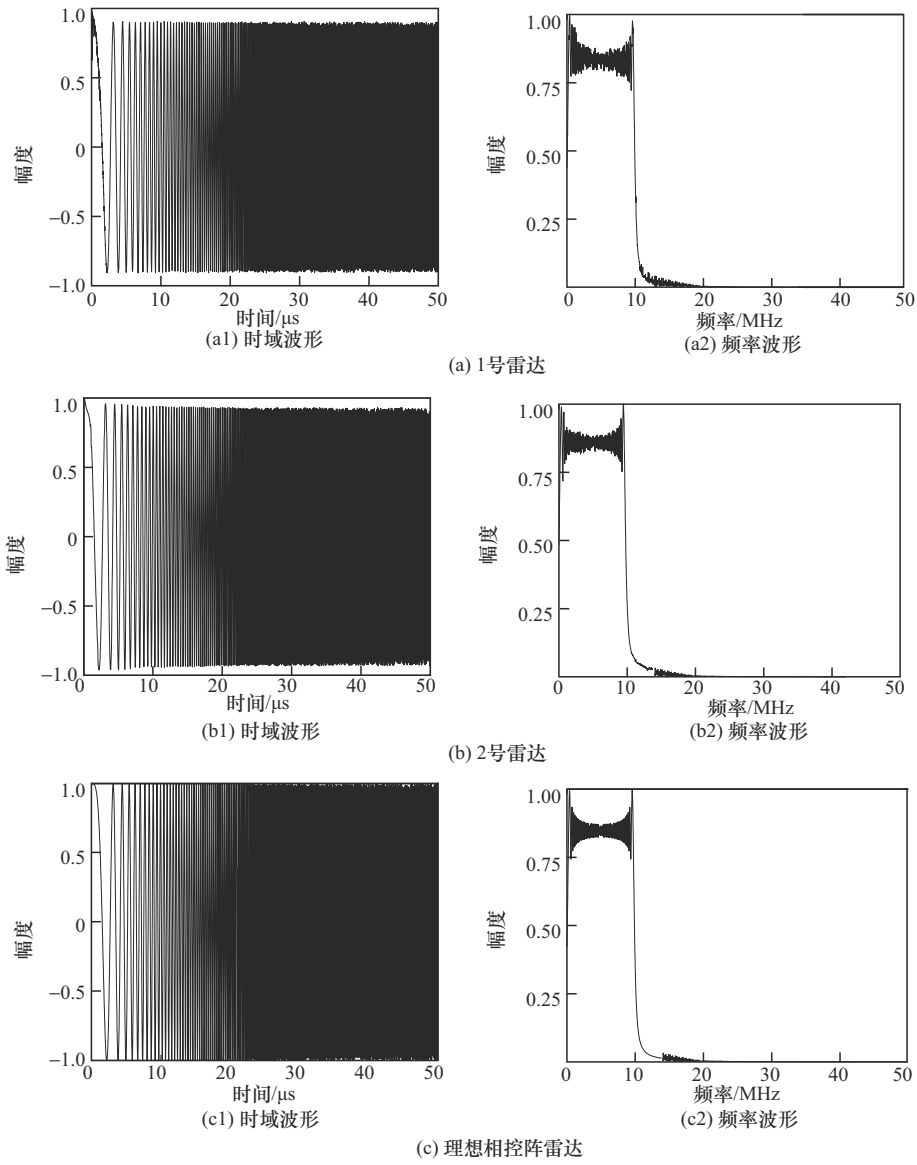


图8 无意调制LFM信号仿真结果

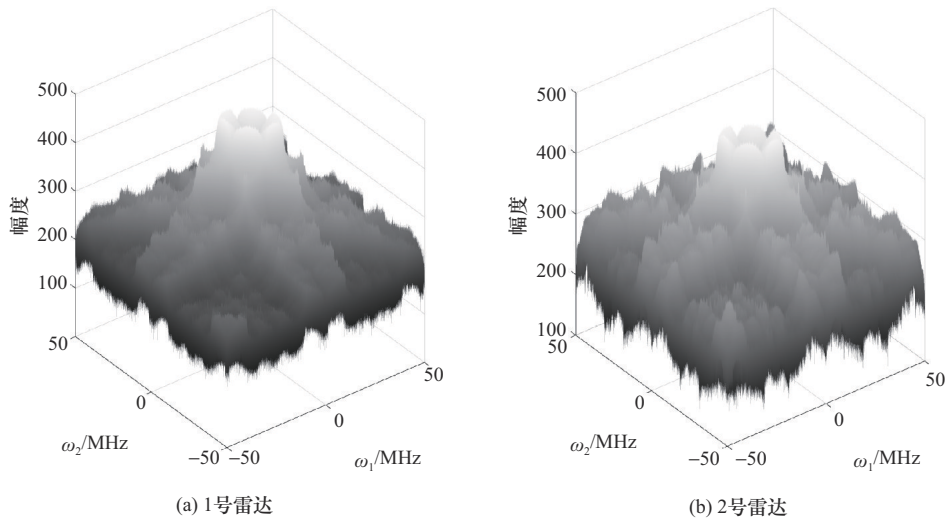


图9 雷达无意调制信号双谱图

题，因此采用围线积分方法对双谱特征进行降维，从双谱图中进一步提取低维可分类特征，包括峰值、均值、方差及波形熵特征。

不同 SNR 下相位特征分布如图 10 所示，其中，灰度的明暗表示波形熵的大小。从图 10 可以看出，围线积分双谱方法对两部相控阵雷达提取的无意调制特征在信噪比较高时其同类相聚集，不同类间离散，且区分度较为明显。当信噪比小于或等于 4 dB 时，LFM 类型的相控阵雷达信号的峰值和均值开始相互扩散，无法再用于识别，而方差及波形熵仍然具有较好的区分度，从总体上来看不同类之间仍有较为明显的分界面，表明基于围线积分双谱提取相控阵雷达无意调制信号的有效性。

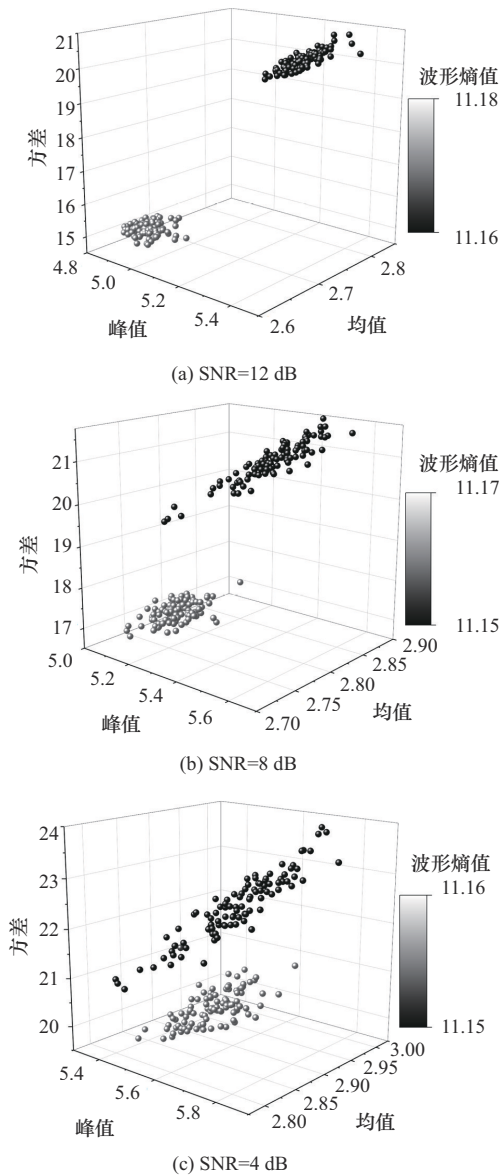


图 10 不同 SNR 下相位特征分布

4.3 频率特征仿真

依据 SSA 优化 LFM 和 BPSK 信号进行 VMD 时的分解层数与惩罚系数，其迭代结果如图 11 所示。

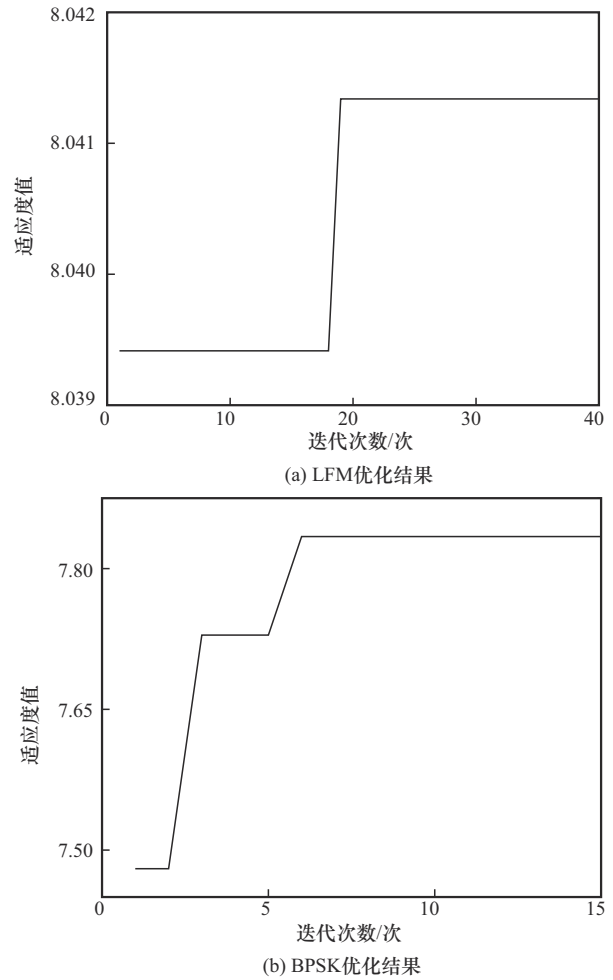


图 11 SSA 迭代结果

对于 LFM 信号，SSA 在第 19 次迭代找到最优解，其最优适应度函数值为 8.041 3，对应的分解层数为 6，惩罚系数为 2 814 492。对于 BPSK 信号，SSA 在第 6 次迭代找到最优解，其最优适应度函数值为 7.834 1，对应的分解层数为 8，惩罚系数为 10 000。从仿真结果可以看出，对于不同类型的相控阵雷达信号，其 SSA 得到的分解层数和惩罚系数存在差异。

下面对两部相控阵雷达辐射源进行模拟，相控阵雷达信号生成参数与之前相同，按照上述 VMD 特征提取的步骤以及 SSA 优化输出的最优分解层数与惩罚系数对信号进行分解，分解后的两部相控阵雷达的模式信号分别如图 12(a)和图 12(b)所示。

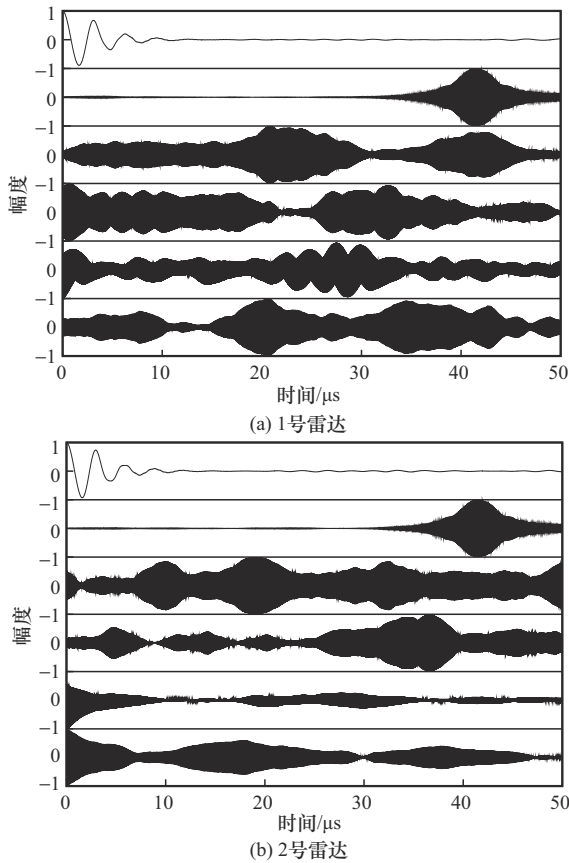


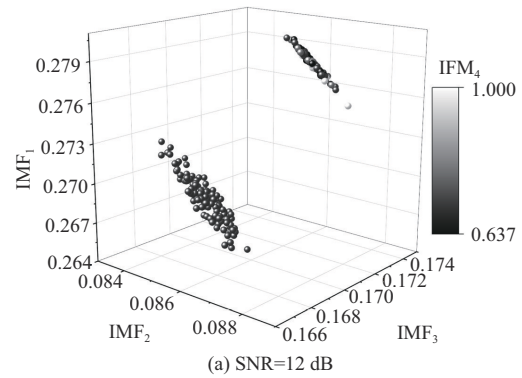
图 12 雷达信号 VMD 模态分量

从图 12 可以看出, 两部相控阵雷达的 LFM 信号经分解后其对应模态分量的波形能量均存在明显不同。不同模态分量代表相控阵雷达信号分解后不同频率范围的分量, 将不同个体的相控阵雷达信号分解为模态分量后, 其表示同一频率范围的模态分量的能量存在不同, 说明不同相控阵雷达信号的无意调制特征分布在不同的频率范围, 这验证了本文对无意调制特征在频域分布特性的分析及本节基于 VMD 方法提取频域无意调制特征的合理性。

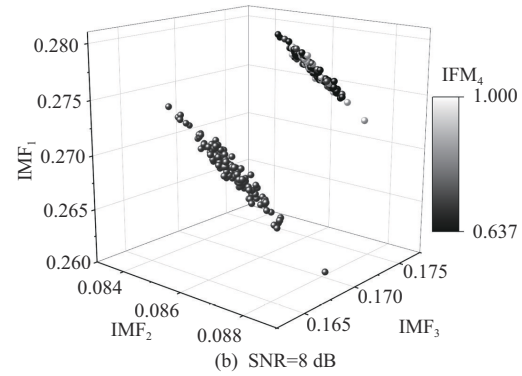
按照对模态分量信号计算能量比差特征的方法, 由于实验中信号实际分解为六层可以得到六维特征参数, 下面选取其中 4 个维度进行展示, 其分布如图 13 所示, 其中, IMF_1 、 IMF_2 与 IMF_3 指模态分量能量比差特征的 3 个维度的特征值, 特征点的灰度同样代指一个维度的特征值。

从图 13 可以看出, 两部相控阵雷达的特征分布范围明显不同, 区分度较为明显, 且随着信噪比的降低, 两部相控阵雷达特征参数的分布均变化不大, 说明 SSA-VMD 方法的抗噪声性能较好, 验证

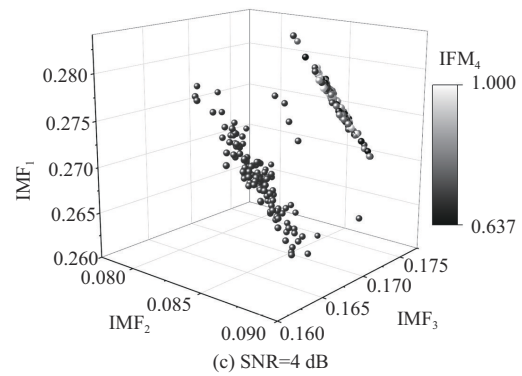
了本文基于 VMD 方法提取相控阵雷达无意调制信号频域特征的有效性及稳定性。



(a) SNR=12 dB



(b) SNR=8 dB



(c) SNR=4 dB

图 13 不同 SNR 下频率特征分布

4.4 雷达个体识别

为了说明本文提出的相频融合方法的有效性, 下面将利用单独依据双谱方法提取的相位特征、单独依据 VMD 方法提取的频率特征以及基于 LPP 算法相频融合特性得到的识别率作对比, 所用分类器为 FBST-KNN。在识别率实验中, 选取训练样本个数为 150, 测试样本个数为 100。

图 14 给出了 3 种方法的识别率与信噪比的变化关系。从图 14 可以看出, 在同样的信噪比条件下, 相频融合特征的雷达信号识别率大于仅利用双谱特征和 VMD 特征。定量地, 当 SNR=-16 dB 时,

ζ | VMD特征 SNR=-16 dB = 78% , ζ | 双谱特征 SNR=-16 dB = 81% , ζ | 相频融合特征 SNR=-16 dB = 90%

相较于 VMD 和双谱特征, 基于相频融合特征的识别率分别提高了 12% 和 9%, 说明了本文所提方法的有效性及较好的抗噪性。

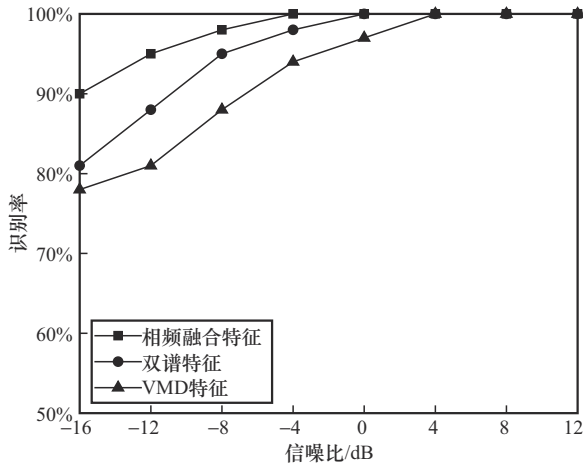


图 14 3 种方法的识别率与信噪比的变化关系

为进一步验证本文方法在抗噪性及识别率上的优势, 将其与文献[26]的 D-S 方法进行对比。在同样的仿真条件下, 对 LFM 类型信号在不同信噪比下做识别率的对比, 结果如图 15 所示。从图 15 可以看出, 在同样的信噪比条件下, 本文所提方法的识别率大于 D-S 方法。定量地, 当 SNR=-8 dB 时, ζ | D-S方法 SNR=-8 dB = 89% , ζ | 相频融合方法 SNR=-8 dB = 98% , 识别率提高了 9%。

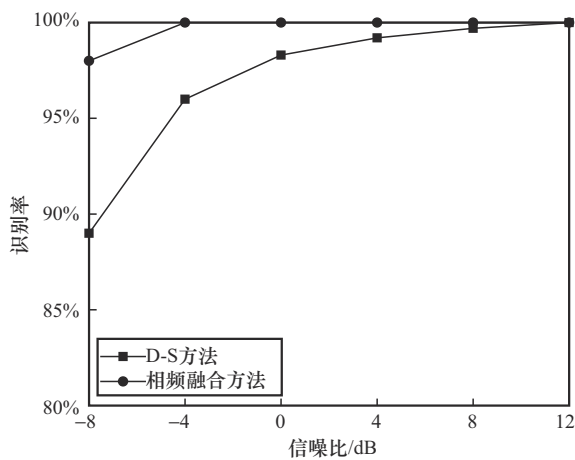


图 15 2 种方法的识别率与信噪比的变化关系

进一步地, 图 16 给出了在不同信噪比下, 本文所提方法与 D-S 方法分别对 LFM 和 BPSK 调制类型的相控阵雷达的误分类率情况的结果对比。

从图 16 可以看出, 在相同信噪比下, 针对同类型的相控阵雷达, 本文方法的误分类率低于 D-S 方法。

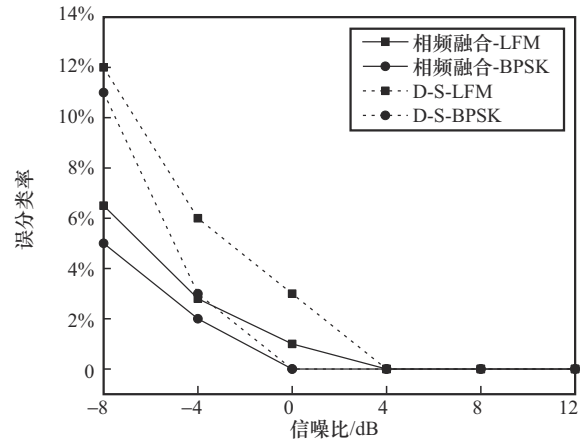
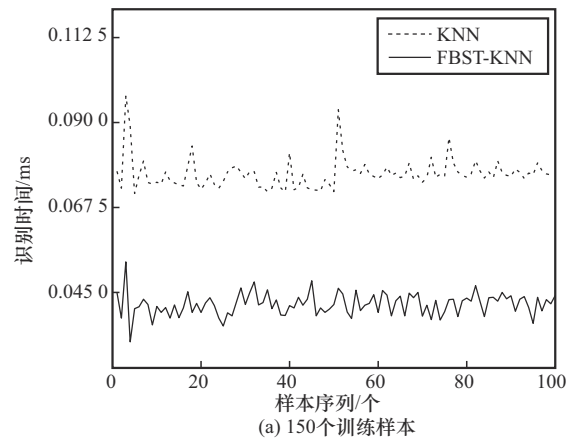
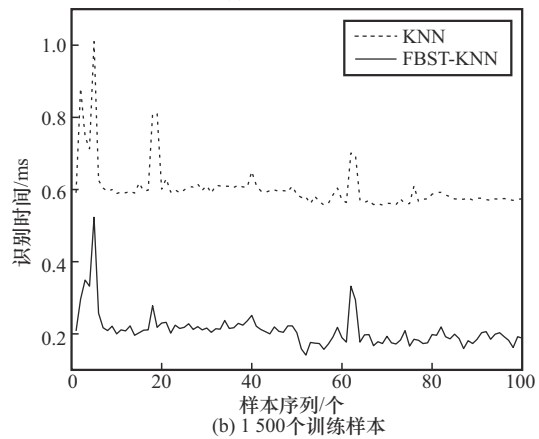


图 16 不同信噪比下的不同方法对不同信号的误分类率

最后, 为了对比本文所提出的 FBST-KNN 分类器与传统 KNN 分类器的效率, 分别在 150 个和 1 500 个训练样本下对测试样本进行分类。当 SNR=8 dB、信号类型为 LFM 时, 分别对 100 个测试样本进行分类识别, 不同样本识别时间如图 17 所示。



(a) 150 个训练样本



(b) 1 500 个训练样本

图 17 不同样本识别时间

从图 17 可以看出, 在 150 个训练样本情况下, KNN 分类器对 100 个测试样本分类的平均时间为 0.076 3 ms, FBST-KNN 分类的平均时间为 0.041 2 ms, 耗时缩短了 46%; 在 1 500 个训练样本情况下, KNN 分类器对 100 个测试样本分类的平均时间为 0.615 9 ms, FBST-KNN 分类的平均时间为 0.220 1 ms, 耗时缩短了 64.26%。在 150 个训练样本及 1 500 个训练样本情况下, 本文提出的 FBST-KNN 分类器均具有更高的识别效率, 且当训练样本增加时, 其识别效率的提升效果更为明显, 证明了通过构建 FBST 优化 KNN 检索方式能有效地提高相控阵雷达识别的识别效率。

5 结束语

本文针对相控阵雷达信号细微特征难以识别的问题, 提出了基于相频融合特征的相控阵雷达个体识别方法。通过空域合成方法构建有源相控阵雷达无意调制信号模型, 提出利用双谱与 VMD 方法从相位及频率 2 个维度提取无意调制特征并基于 LPP 算法融合多维特征。最后, 构建 FBST-KNN 分类器, 利用对训练样本空间排序的方法构建树形检索结构提高分类效率。通过仿真数据, 验证了本文所提方法具有较高的识别率、效率及稳定性。

参考文献:

- [1] 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.
SHI Y, ZHANG W B, ZHU M Z, et al. Specific radar emitter identification: a comprehensive review[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(6): 2216-2229.
- [2] 柳征, 郭福成, 汝小虎, 等. 电子侦察信号处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2020.
LIU Z, GUO F C, RU X H, et al. Electronic reconnaissance signal processing[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2020.
- [3] 柳征, 刘海军, 马爽. 复杂体制雷达辐射源识别技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2020.
LIU Z, LIU H J, MA S. Radiation source identification technology of complex system radar[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2020.
- [4] BOUDOTR, RUBIOLAE. Phase noise in RF and microwave amplifiers[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2012, 59(12): 2613-2624.
- [5] SUN L T, WANG X, HUANG Z T. Unintentional modulation microstructure enlargement[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2022, 33(3): 522-533.
- [6] LEE T H, HAJIMIRI A. Oscillator phase noise: a tutorial[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2002, 35(3): 326-336.
- [7] 唐哲, 雷迎科. 基于最大相关熵的通信辐射源个体识别方法[J]. 通信学报, 2016, 37(12): 171-175.
- [8] TANG Z, LEI Y K. Method of individual communication transmitter identification based on maximum correntropy[J]. Journal on Communications, 2016, 37(12): 171-175.
- [9] TAN K W, YAN W J, ZHANG L M, et al. Semi-supervised specific emitter identification based on bispectrum feature extraction CGAN in multiple communication scenarios[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 59(1): 292-310.
- [10] 张佛生, 张文旭, 富云霄. 基于双谱三维向量的雷达辐射源个体识别[J]. 制导与引信, 2024, 45(3): 8-14.
ZHANG F S, ZHANG W X, FU Y X. Radar specific emitter identification based on bispectrum three-dimensional vector[J]. Guidance & Fuze, 2024, 45(3): 8-14.
- [11] 高鹏成, 焦淑红. 基于小波能量谱和 ReliefF 算法的雷达辐射源无意调制特征提取[J]. 应用科技, 2021, 48(1): 60-65.
GAO P C, JIAO S H. Feature extraction of unintentional modulation of radar emitter based on wavelet energy spectrum and ReliefF algorithm[J]. Applied Science and Technology, 2021, 48(1): 60-65.
- [12] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [13] 刘高辉, 席宏恩. 改进变分模态分解与多特征的通信辐射源个体识别方法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(10): 4044-4052.
LIU G H, XI H E. Individual identification method for communication emitters based on improved variational modal decomposition and multiple features[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(10): 4044-4052.
- [14] 肖易寒, 李栋年, 于祥祯, 等. 基于参数优化 VMD 和 LightGBM 的雷达辐射源个体识别[J]. 航空兵器, 2022, 29(2): 93-100.
XIAO Y H, LI D N, YU X Z, et al. Radar emitter individual identification based on parameter optimization VMD and LightGBM[J]. Aero Weaponry, 2022, 29(2): 93-100.
- [15] 何遵文, 侯帅, 张万成, 等. 通信特定辐射源识别的多特征融合分类方法[J]. 通信学报, 2021, 42(2): 103-112.
HE Z W, HOU S, ZHANG W C, et al. Multi-feature fusion classification method for communication specific emitter identification[J]. Journal on Communications, 2021, 42(2): 103-112.
- [16] 刘艺林, 李胜勇, 白良, 等. 基于多特征的雷达辐射源个体识别方法研究[J]. 电光与控制, 2024, 31(1): 92-96.
LIU Y L, LI S Y, BAI L, et al. Specific emitter identification based on multiple features[J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(1): 92-96.
- [17] HE X F, NIYOGI P. Locality preserving projections[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2003, 19: 153-160.
- [18] AULOCK W H V. Properties of phased arrays[J]. Proceedings of the IRE, 1960, 48(10): 1715-1727.
- [19] 毕增军, 徐晨曦, 张贤志, 等. 相控阵雷达资源管理技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2016.
BI Z J, XU C X, ZHANG X Z, et al. Phased array radar resource management technology[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2016.
- [20] YAO Y Y, YU L, CHEN Y M. Specific emitter identification based on square integral bispectrum features[C]//Proceedings of the 2020 IEEE 20th International Conference on Communication Technology (ICCT). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1311-1314.
- [21] CHEN T W, JIN W D, LI J. Feature extraction using surrounding-line integral bispectrum for radar emitter signal[C]//Proceedings of the 2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Piscat-

away: IEEE Press, 2008: 294-298.

- [21] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [22] 段玉先, 刘昌云. 基于 Sobol 序列和纵横交叉策略的麻雀搜索算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(1): 36-43.
DUAN Y X, LIU C Y. Sparrow search algorithm based on Sobol sequence and crisscross strategy[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(1): 36-43.
- [23] ZHANG P F, GAO D, LU Y, et al. Online chatter detection in milling process based on fast iterative VMD and energy ratio difference[J]. Measurement, 2022, 194: 111060.
- [24] 高鹏成. 雷达辐射源个体识别技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020.
GAO P C. Research on individual recognition technology of radar emitter[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020.
- [25] 刘刚. 雷达辐射源个体识别方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2020.
LIU G. Research on specific radar emitter recognition algorithm[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2020.
- [26] WANG H, GUO L L, DOU Z, et al. A new method of cognitive signal recognition based on hybrid information entropy and D-S evidence theory[J]. Mobile Networks and Applications, 2018, 23: 677-685.

[作者简介]



李保珠 (1990-), 女, 河南周口人, 博士, 西安电子科技大学副研究员, 主要研究方向为电磁信号处理、天线与电波传播等。



马鲁 (1998-), 男, 山东菏泽人, 中国电子科技集团公司第三十六研究所助理工程师, 主要研究方向为信号处理、模式识别。



李龙辉 (2001-), 男, 河南南阳人, 西安电子科技大学硕士生, 主要研究方向为电磁信号处理、电磁知识挖掘。



洪涛 (1983-), 男, 陕西西安人, 博士, 西安电子科技大学教授, 主要研究方向为电磁散射与天线隐身、电磁感知技术等。



姜文 (1985-), 男, 山东烟台人, 博士, 西安电子科技大学教授, 主要研究方向为天线与射频技术、电磁散射理论与设计等。