

DOI:10.11918/202504068

基于多维熵与优化 SVM 的调频引信抗干扰方法

刘冰^{1,2}, 时明心¹, 刘佳琪¹, 郝新红³, 施文乐¹

(1. 中国民航大学 通用航空系, 天津 300300; 2. 天津市城市空中交通系统技术与装备重点实验室, 天津 300300;
3. 机电动态控制重点实验室(北京理工大学), 北京 100081)

摘要: 为解决调频无线电引信在复杂电磁环境中易受调幅扫频式信息型干扰威胁问题, 本文提出一种基于频域熵特征与鸚鵡优化算法(parrot optimization algorithm, POA)优化支持向量机(support vector machine, SVM)的分类抗干扰方法。首先, 利用快速傅里叶变换将引信检波端输出信号从时域转换至频域, 计算频域信息熵、指数熵和 R 范数熵, 构建三维特征矩阵; 而后采用 POA 优化 SVM 分类器参数, 优化后的 SVM 采用高斯核函数, 其惩罚参数 C 和高斯核参数 σ 通过 POA 自适应调整, 以提升模型分类性能。实验结果表明, 目标与典型干扰(噪声、正弦、方波调幅扫频)的熵特征在概率密度分布上具有显著可分性; POA 在 300 次迭代内快速逼近最优解, 适应度值稳定在 0.001 以内。经微波暗室验证, POA-SVM 的目标识别准确率达 96.8%, 干扰识别准确率为 97.2%, 较传统 SVM 与 PSO-SVM 方法均有显著提升。经 Modelsim 仿真验证, 算法响应性能满足毫秒级引信工作要求。本文方法能够有效提升无线电引信对信息型干扰的识别精度与实时性, 可为复杂电磁环境下引信抗干扰识别提供一种新途径。

关键词: 无线电引信; 信息型干扰; 频域熵特征; 鸚鵡优化算法; 支持向量机

中图分类号: TN97 文献标志码: A 文章编号: 0367-6234(2026)05-0149-10

An anti-jamming method for FM fuzes based on multidimensional entropy and optimized SVM

LIU Bing^{1,2}, SHI Mingxin¹, LIU Jiaqi¹, HAO Xinhong³, SHI Wenle¹

(1. Department of General Aviation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. Key Laboratory of Technology and Equipment of Tianjin Urban Air Transportation System,
Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

3. Key Laboratory of Electromechanical Dynamic Control (Beijing Institute of Technology), Beijing 100081, China)

Abstract: To address the vulnerability of frequency-modulated (FM) radio fuzes to amplitude-modulated sweep-frequency information-based jamming threats in complex electromagnetic environments, this paper proposes a classification anti-jamming method based on frequency-domain entropy features and a parrot optimization algorithm (POA) optimized support vector machine (SVM). First, the output signal of the fuze detector stage is transformed from time domain to the frequency domain using the fast Fourier transform (FFT). Three entropy measures — frequency-domain information entropy, exponential entropy, and R-norm entropy are then calculated to construct a three-dimensional feature matrix. Subsequently, the POA is employed to optimize the parameters of SVM classifier. The optimized SVM utilizes a Gaussian kernel function, with its penalty parameter C and Gaussian kernel parameter σ adaptively adjusted by the POA to enhance the classification merit. Experimental results demonstrate that the entropy features of the target and typical interferences (noise, sine wave, square wave amplitude modulation sweep) exhibit significant separability in their probability density distributions. The POA rapidly converged to the optimal solution within 300 iterations, with fitness values stabilizing below 0.001. Validation in a microwave anechoic chamber confirmed that the POA-SVM achieved 96.8% target recognition accuracy and 97.2% interference recognition accuracy, representing significant improvements over traditional SVM and PSO-SVM methods. Furthermore, Modelsim simulations confirmed the algorithm's response performance meets millisecond-level operational requirements of fuzes. The proposed approach effectively enhances both recognition accuracy and real-time capability of FM radio fuzes against informational jamming, offering a novel pathway for fuze anti-jamming

收稿日期: 2025-04-24; 录用日期: 2025-08-14; 网络首发日期: 2025-11-19

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20251118.1104.004>

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(62401568); 中央高校基本科研业务费项目(3122024QD17); 天津市城市空中交通系统技术与装备重点实验室开放课题(TJKL-UAM-202403); 石家庄市垂直起降固定翼无人机智能研究重点实验室开放课题(KF2024-2); 云南省无人自主系统重点实验室开放课题(202501YB02); 天津市自然科学基金(24JCZDJC00090)

作者简介: 刘冰(1992—), 男, 讲师, 硕士生导师

通信作者: 刘冰, liub@cauc.edu.cn

recognition in complex electromagnetic environments.

Keywords: radio fuze; information jamming; frequency-domain entropy features; parrot optimization algorithm; support vector machine

引信是基于目标信息、平台信息和环境信息,在确保勤务和发射安全的基础上,依照预先设定的策略控制弹药起爆的装置。其具备判别、筛选、分析等综合处理各种信息和指令的能力,在现代战争中发挥着重要作用。其中,无线电引信属于近炸引信^[1-3],其通过电磁波感知目标及环境,以实现战斗部在距目标最佳炸点处引爆。此种引信既能探测到目标的存在,也能够获取目标方位、距离或高度、速度等关键信息,以实现引信与战斗部配合,从而提升弹药毁伤效能,因此被广泛装备。

连续波调频无线电引信,通过发射频率按调制信号规律变化的等幅调频连续波信号工作,其利用回波信号与发射信号之间存在的频率差测定弹目之间距离。与传统的连续波多普勒引信相比,其具有定距精度高,抗干扰性能优等特点,因此应用广泛^[4-6]。调频引信在现代战场面临着越来越严重的针对引信的引信干扰机电磁威胁。国外部队已大量列装了无线电引信干扰机,如俄罗斯的 SPR-1/2/3/4 系列无线电引信干扰机和美国的 SEPS “游击手”干扰机。在信息型干扰中,扫频式干扰相比于调频引信具备更宽的频谱带宽。当干扰频率扫近或扫离引信工作频率时,干扰信号易进入引信接收机的工作通带,并被引信解调出所加载的调制信息,其特征与目标回波信号高度相似,从而易进入引信信号处理系统,对调频引信构成严重威胁。因此,开展扫频式干扰作用下调频引信的失效机理和抗干扰方法的研究,对于提升调频引信的战场生存能力,保证弹药高效毁伤具有重要意义。

针对目前应用范围最广的调频引信,对其干扰威胁最大的是扫频式干扰,相关学者已在信号特征提取、干扰建模及发射波形设计等方向进行了一系列研究。一类基于信号后端处理,利用信号分解与特征识别方法提升引信的抗干扰能力;文献[7]基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)提取目标与干扰信号的特征,并利用主成分分析降维和支持向量机分类识别,显著提高分类精度;文献[8]利用 Duffing 振子阵列的同步特性进行参数估计,实现了在低信噪比环境下对复合调制引信信号的高精度重构,从而增强了对欺骗式和压制式干扰的鲁棒性;文献[9]则引入变分正则化参数估计方法,对伪码调相信号进行重构,解决了低信噪比条件下伪码调相信号参数估计困难的问题。此外,已有研究采用小波包特征、三阶谱特征及功率谱熵等方法实现调频无线电引信目标与扫频干扰信号

识别,在提高分类精度方面取得了较好效果^[10-12]。另一类研究则通过提升信号复杂度,从发射波形设计角度入手增强抗干扰性能^[13];文献[14-16]提出多种复合调制及去周期化的波形方案,如将连续波混沌码调相与线性调频相结合,从而在距离分辨力、抗截获性能和抗干扰性方面获得更优表现,这类方法的共同思路在于通过信号结构优化提升目标回波与干扰信号的差异性,从而抑制扫频式干扰的影响。现役无线电引信干扰发射机的干扰信号,在波形重构方面与调频引信的回波信号在波形上十分相似,基于发射信号波形设计的方法通常并不能有效地抑制欺骗式噪声的干扰,导致弹药的误起爆,大大降低了其有效杀伤效能^[17-20]。此外,从雷达与干扰信号识别研究来看,扫频类干扰、调幅类干扰及其复合形式均属于复杂电磁环境中的典型干扰样式,对目标-干扰判别方法的特征表征能力和分类鲁棒性提出了更高要求^[21-22]。因此,研究能够有效区分调频无线电引信检波端输出信号属性的方法,可有效提升无线电引信在未来复杂电磁环境战场中的生存能力,保障弹药发挥最高效的打击能力^[23-25]。

针对这一问题,亟需开发一种实现干扰识别的新途径,能够直接在引信检波端输出信号层面进行,可在提升分类精度的同时保证实时性。为此,本文提出一种基于频域熵特征与鸚鵡优化支持向量机(POA-SVM)的调频引信抗扫频式干扰方法。本方法从信号特征本身出发,通过构建三维频域熵特征矩阵,利用改进 POA 算法优化分类器参数,从而实现对目标与干扰信号的高精度区分。与现有熵特征研究相比,本文有如下创新:1)首次将由信息熵、指数熵、R 范数熵构建的三维频域熵特征,应用于引信抗干扰识别,从而实现了信号特征的多维表征;2)提出改进的鸚鵡优化算法,并采用动态权重策略,使参数优化效率显著提升。本研究可为无线电引信抗信息型干扰提供新的技术路径,并对提升智能化引信的抗干扰性能具有重要意义。

1 调频无线电引信工作原理

调频引信基于发射信号与目标回波信号之间存在的频率差与距离间的一一对应关系,实现精确定距。三角波线性调频引信中,发射信号频率、回波信号频率以及两者形成的差频信号之间的关系如图 1 所示。

图 1 中, f 为频率, t 为时间, f_c 为调频引信发射信号的载波频率, ΔF 为调频信号的单边带调制带

宽, T 为调制信号周期, τ 为目标回波信号与发射信号间的时间延迟, 弹目距离 L 与时间延迟满足关系 $\tau = \frac{2L}{c}$, c 为电磁波传播速度。在图 1 中, 利用相似三角形关系可以推导出下面的关系式:

$$f_b = \frac{4\Delta F\tau}{T} \quad (1)$$

将 $\tau = \frac{2L}{c}$ 带入式(1), 可以计算得出差频与弹目距离之间的关系为

$$f_b = \frac{8\Delta FL}{cT} \quad (2)$$

由式(2)可以看出, 差频与弹目距离之间存在映射关系, 可以利用差频和其他参数计算得到弹目距离, 完成调频引信的定距计算。

$$s_t(t) = \begin{cases} A_1 \cos \{ 2\pi [f_c + (4n + 1)\Delta F]t - \pi\beta t^2 \}, & nT \leq t \leq nT + \frac{T}{2} \\ A_1 \cos \{ 2\pi [f_c - (4n + 3)\Delta F]t + \pi\beta t^2 \}, & nT + \frac{T}{2} \leq t \leq (n + 1)T \end{cases} \quad (3)$$

式中: A_1 为发射信号的幅度, n 为周期的数目, $\beta = 4\Delta F/T = 4\Delta Ff_m$ 表示调频斜率, T 为调制周期, f_m 为调制频率, $f_m = 1/T$ 。

调频引信的回波信号是发射信号照射目标后形成的反射回波, 可视为发射信号经幅度调制和时间延迟后的结果, 其表达式为:

$$s_r(t) = A_r s_t(t - \tau) \quad (4)$$

式中: A_r 为接收信号的幅值, τ 为时间延迟, 满足等式 $\tau = \frac{2L}{c}$ 。

回波信号与本地混频参考信号进行混频后的差频信号可表示为

$$F_b(f, \tau) = \frac{A_r A_t A_1}{2} \sum_m k(m, \tau) \delta(2\pi f - 2\pi m f_m \pm 2\pi f_d) \quad (5)$$

式中: A_1 为本地混频参考信号的幅值, m 为谐波序号, τ 为目标回波信号相对发射信号的时间延迟, $k(m, \tau)$ 为与谐波序号和时延有关的幅值系数, f_d 为多普勒频移, δ 为狄拉克冲激函数。由式(5)可得差频信号频谱由 $m f_m \pm f_d$ 次谐波构成, 各次谐波幅度由 $k(m, \tau)$ 确定, $k(m, \tau)$ 的包络为 $\text{sinc}(\cdot)$ 函数, 主瓣宽度为 $c/(2\Delta F)$, 当满足 $|2\pi\beta\tau - 2\pi m f_m| = 0$ 或 $|2\pi\beta\tau + 2\pi m f_m| = 0$ 时, $k(m, \tau)$ 取得最大值, 可得:

$$\tau = \frac{m f_m}{\beta} \quad (6)$$

将 $\beta = 4\Delta F/T = 4\Delta Ff_m$ 和 $\tau = \frac{2L}{c}$ 代入上式, 可以得到弹目距离与谐波次数的关系为

$$L = \frac{mc}{8\Delta F} \quad (7)$$

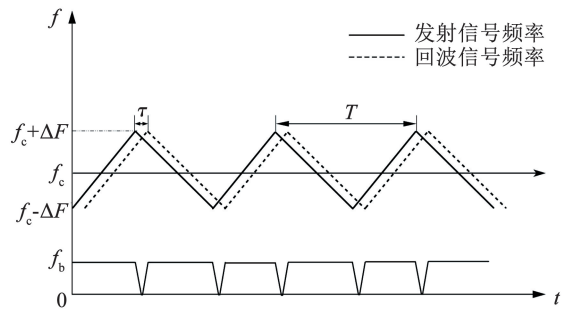


图 1 三角波线性调频引信信号频率示意图

Fig. 1 Schematic diagram of triangular wave linear frequency modulation fuze signal frequency

以三角波线性调频引信为例, 调频引信发射信号可以表示为:

由式(7)可知, 弹目距离与谐波次数 m 存在对应关系, 通过设置单边带调制带宽 ΔF 参数, 确定唯一的弹目距离 L 与谐波次数 m 。

2 频域熵特征提取方法

2.1 频域熵特征分析

信息熵的物理意义是表示信息系统描述信息的能力^[26], 具体表现为: 系统信息排列越规则, 其呈现的熵值越小; 系统信息分布越随机, 则其呈现的熵值越大。现代控制理论创始人维纳认为, 对于一个系统无组织程度的衡量, 可以用系统的熵值来表示^[27]。熵理论与现代信号处理理论有机结合, 可以实现不同变换域空间的信号特征提取^[28]。熵理论应用于信号处理领域成为一个备受关注的研究方向, 并已经在频谱感知、雷达辐射源识别、机械故障诊断和电能质量分类等领域获得了广泛的应用。

数据样本为目标和调幅扫频类干扰作用下调频引信检波端输出信号, 引信检波端输出时域信号可以表示为

$$s_o[i] = [s_1, s_2, \dots, s_N], i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

调频引信检波端输出信号的采样数据为一维时间序列, 为了能够全面挖掘信号的内在特征, 对其进行熵特征提取时可以从其变换域着手, 即选取引信检波端输出时域信号的变换域进行熵特征的提取, 本文选择将目标和干扰信号作用下引信检波端输出信号进行频域变换, 对其频域信号进行熵特征的提取。熵特征包括频域信息熵、频域指数熵和频域 R 范数熵特征 3 类。

信息熵特征的提取以引信检波端输出时域信号的

频域变换为基础进行计算,时域信号为 $s_o[i]$,对该时域信号进行快速傅里叶变换可以得到, $FFT(s_o[i]) = s_o[f]$ 。其中,检波端输出信号的频域信息熵可表示为

$$E_i(s_o[f]) = - \sum_{i=1}^N p_i \log_2 p_i \quad (9)$$

式中 p_i 为每个频点能量所占总能量的比值。

指数熵可以解决求取实际信号的信息熵过程中遇到的不收敛问题。以时域离散序列 $s_o[i]$ 为例,指数熵可通过如下原则进行定义:

1) 对于离散序列中的每个点 s_i ,其携带的信息量 $\Delta I(s_i)$ 在 $[0,1]$ 之间均有意义;

2) 当 $p(s_i) \rightarrow 0$ 时,其信息量满足

$$\lim_{p_i \rightarrow 0} \Delta I(p_i) = \Delta I(p_i = 1) = k_1 \quad (10)$$

式中 $k_1 \geq 0$ 且有限;

3) 当 $p(s_i) \rightarrow 1$ 时,其信息量满足

$$\lim_{p_i \rightarrow 1} \Delta I(p_i) = \Delta I(p_i = 1) = k_2 \quad (11)$$

式中 $k_2 \geq 0$ 且有限,另外需要满足 $k_2 < k_1$;

4) 当 $p(s_i)$ 增加时,其携带的信息量 $\Delta I(p_i)$ 呈现指数形式的减少;

5) 信息量 $\Delta I(p_i)$ 和指数熵在 $[0,1]$ 上连续;

6) 当 $p(s_1) = p(s_2) = \dots = p(s_N)$ 时,指数熵取得最大值;

在满足上述要求的基础上,指数熵可以定义如下:

$$E_x(s_o[i]) = \sum_{i=1}^N p_i e^{(1-p_i)} \quad (12)$$

R 范数熵在现代信号处理理论中,通常被用来描述信号能量分布情况,以时域信号 $s_o[i], i = 1, 2, \dots, N$ 为例,其定义如下:

$$E_r(s_o[i]) = \frac{q}{1-q} [1 - (\sum_{i=1}^N p(s_i)^q)^{1/q}] \quad (13)$$

式中 q 为 R 范数阶次参数。由式(13)可得,当 $q \rightarrow 1$ 时, $E_r(s_o[i])$ 的极限值等于 $E_i(s_o[i])$,即 R 范数熵在 $q \rightarrow 1$ 时,取值趋近于信息熵。当 $q \rightarrow \infty$ 时, $\lim_{q \rightarrow \infty} E_r(s_o[i]) = 1 - \max_i p(s_o[i])$ 。在此基础上,R 范数熵定义为:

$$E_r(s_o[i]) = \sum_{i=1}^N s_o[i]^q, 1 \leq q \leq 2 \quad (14)$$

本文实验数据采用某型现役调频无线电引信的检波端输出时域信号。首先,利用 FFT 对检波端输出信号进行频域变换,在频域内提取待测信号的信息熵特征、指数熵特征和 R 范数熵特征。具体步骤如下:

1) 对待测信号进行 FFT 频域变换,获得目标信号、噪声调幅扫频干扰信号、正弦调幅扫频干扰信号,以及方波调幅扫频干扰信号作用下引信检波端输出信号的频谱。其中, $s_o[i]$ 为检波端输出离散时

域信号, $s_o[f]$ 为其对应的频域表示;

2) 根据频谱 $s_o[f]$,分别计算信息熵特征 $E_i(s_o[f])$ 、指数熵特征 $E_x(s_o[f])$ 及 R 范数熵特征 $E_r(s_o[f])$;

3) 将提取得到的 3 类频域熵特征构成无线电引信检波端输出信号的频域熵特征矩阵。

2.2 数据采集及参数设置

引信的数据采集均在微波暗室环境中进行,数据采集场景设备如图 2 所示。目标为金属平板,引信样机选取某型连续波调频多普勒引信,检波端输出信号通过示波器的数据存储功能进行采集,调幅扫频类干扰信号通过信号发生器产生,经过喇叭天线进行放大后发射。其中,检波端输出信号的采集频率应满足检波信号的采样带宽要求,将采集到的信号存储至本地。

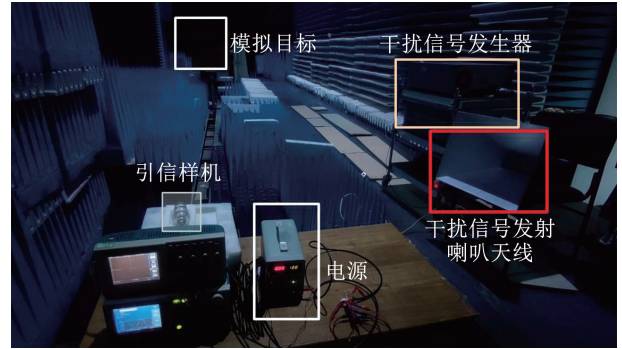


图 2 数据采集现场

Fig. 2 Data collection site

为了模拟真实战场环境中引信面临的实际威胁,引信干扰信号参数设置依照蓝军装备进行。实验中干扰机的参数设置遵循等效功率密度换算的原则,干扰机参数如表 1 所示。

表 1 干扰机参数设置表

Tab. 1 Jamming device parameter settings table		
类别	参数项	数值/规格
引信样机参数	载波频率	f_0
	调制频偏	ΔF
	调制信号频率	f_m
	扫频带宽	$f_0 \pm 2\Delta F$
干扰机参数设置	扫频步长	$\frac{2\Delta F}{N}, N$ 为扫频点数
	频点驻留时间	t_j
	蓝军干扰机实际发射功率	800 W
	蓝军干扰机实际有效作用距离	200 m
	等效干扰距离	5 m
	等效发射功率	26.96 dBm

图 3 为实测引信样机输出信号时域波形。其中,图 3(a) 为目标作用下的输出信号,图 3(b) ~ (d) 则分别显示了噪声调幅扫频干扰、正弦调幅扫频干扰和方波调幅扫频干扰条件下,引信检波端输出的启动信号波形。

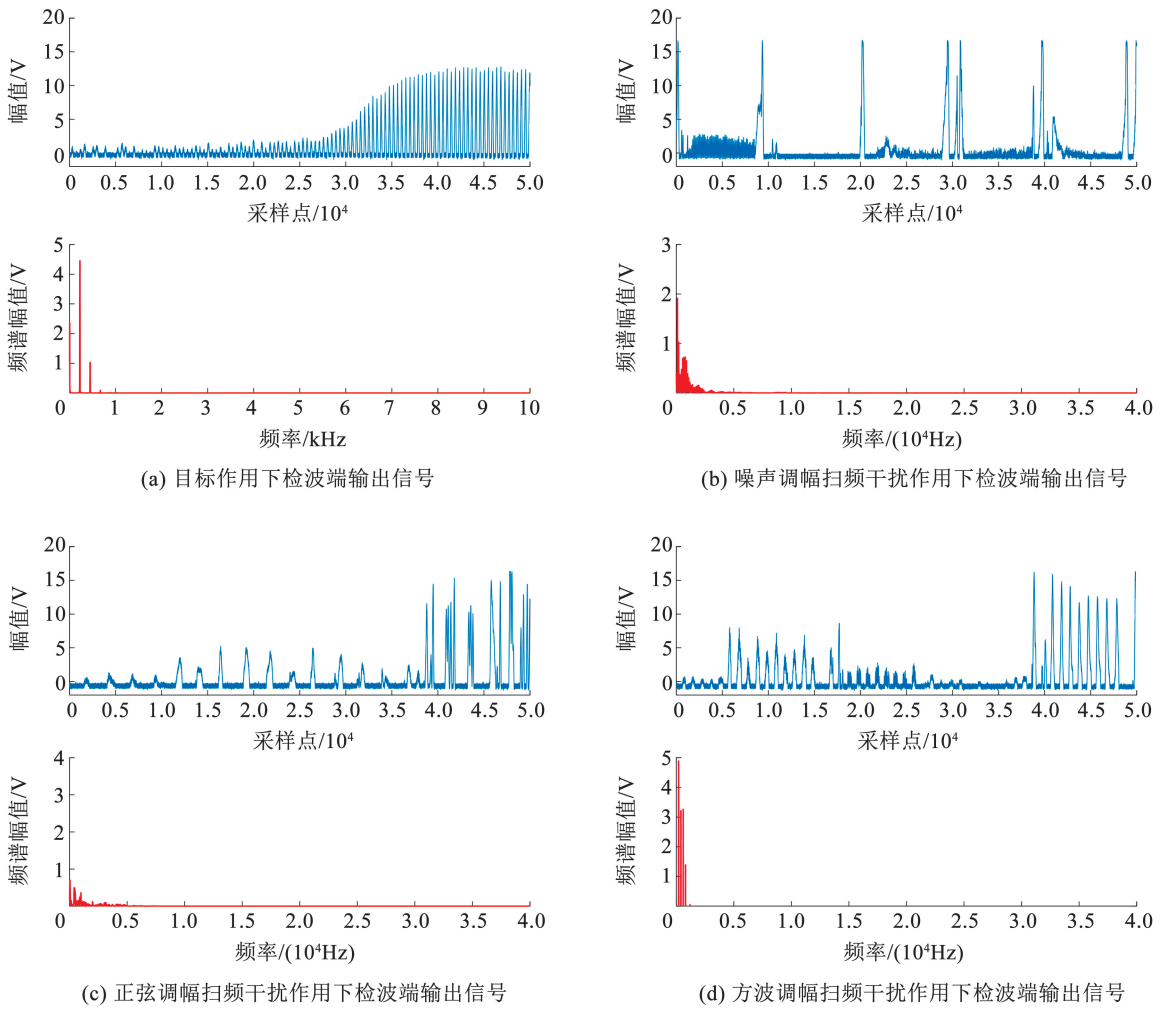


图3 采集数据

Fig. 3 Data collection

对于采集到的目标和不同干扰作用下引信检波端输出信号的频谱进行特征提取,按照式(9)、式(12)和式(14)分别提取信息熵、指数熵和范数熵,并分别绘制不同特征的概率密度分布曲线图,结果如图4

所示。由图4可以看出,目标和几种典型调幅扫频类干扰信号作用下,引信检波端输出信号的频域信息熵特征、指数熵特征和范数熵特征,在分布区间具有差异性,存在较小的重合区域,具备较好的可分性。

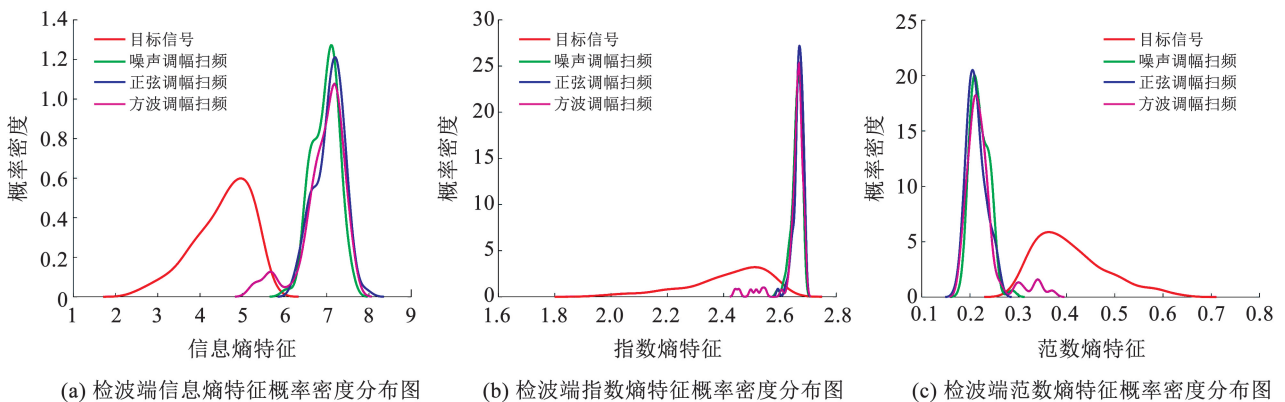


图4 目标和干扰作用下检波端信号特征概率密度分布

Fig. 4 Probability density distribution of signal characteristics at the detector end under target and interference effects

3 鸚鵡算法优化支持向量机分类识别方法

3.1 分类器设计

支持向量机(support vector machine, SVM)具有完备的数学理论基础,广泛应用于模式识别领域且具有良好效果,尤其在解决小样本、非线性和高维数问题时,其具有显著优势。支持向量机的参数选择直接影响其整体性能,不同的参数组合直接影响支持向量机在模式识别过程中的精度。在利用支持向量机进行调频无线电引信目标与干扰信号分类识别的应用时,仍然面临参数合理选择的问题,且支持向量机的参数选择与其泛化能力之间没有明确的数学映射关系。因此,若要提升支持向量机在处理模式识别问题时的性能,必须对其参数进行优化计算,包括惩罚参数和核函数参数。

鸚鵡优化算法(parrot optimization algorithm, POA)^[29]是一种启发式优化算法,其受到鸚鵡觅食行为的启发。这种算法主要用于解决复杂优化问题,如函数优化、工程设计优化等。已有研究和育种工作表明,绿颊锥尾鸚鵡表现出 4 种不同的行为特征:觅食、停留、交流和畏惧陌生人,鸚鵡优化算法正

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} 0.2 \cdot \text{rand}(0,1) \cdot \left(1 - \frac{t}{\text{Max}_{\text{iter}}}\right) \cdot (X_i^t - X_{\text{mean}}^t), & P \leq 0.5 \\ 0.2 \cdot \text{rand}(0,1) \cdot \exp\left(-\frac{t}{\text{rand}(0,1) \cdot \text{Max}_{\text{iter}}}\right), & P > 0.5 \end{cases} \quad (17)$$

4) 畏惧行为。鸚鵡对陌生人表现出天然的恐惧,其与不熟悉的个体保持距离并与主人一起寻找安全环境。

$$X_i^{t+1} = X_i^t + \text{rand}(0,1) \cdot \cos\left(0.5\pi \cdot \frac{t}{\text{Max}_{\text{iter}}}\right) \cdot (X_{\text{best}} - X_i^t) - \cos(\text{rand}(0,1) \cdot \pi) \cdot \left(\frac{t}{\text{Max}_{\text{iter}}}\right)^{\frac{2}{\text{Max}_{\text{iter}}}} \cdot (X_i^t - X_{\text{best}}) \quad (18)$$

式中: $\text{rand}(0,1) \cdot \cos(0.5\pi \cdot \frac{t}{\text{Max}_{\text{iter}}}) \cdot (X_{\text{best}} - X_i^t)$ 表示鸚鵡向主人飞去的过程, $\cos(\text{rand}(0,1) \cdot \pi) \cdot \left(\frac{t}{\text{Max}_{\text{iter}}}\right)^{\frac{2}{\text{Max}_{\text{iter}}}} \cdot (X_i^t - X_{\text{best}})$ 表示鸚鵡远离陌生人的过程。

本文选取 SVM 作为调频引信检波端输出信号的分类器,SVM 所选用的核函数为高斯核函数,该核函数中的参数包括惩罚参数 C 和高斯核函数参数 σ 。POA 不仅具有较好的全局搜索能力,还可以高效地跳出局部最小值,且收敛速度较快。传统

是通过模拟鸚鵡群体在自然环境中的 4 种不同的行为特征来寻找最优解。

1) 觅食行为。鸚鵡通过观察食物的位置或考虑主人的位置来估计食物的大致位置,然后向各自的位置飞去。

$$X_i^{t+1} = (X_i^t - X_{\text{best}}) \cdot \text{Levy}(\text{dim}) + \text{rand}(0,1) \cdot \left(1 - \frac{t}{\text{Max}_{\text{iter}}}\right)^{\frac{2t}{\text{Max}_{\text{iter}}}} \cdot X_{\text{mean}}^t \quad (15)$$

式中: X_i^t 为鸚鵡个体当前的位置, X_i^{t+1} 为更新后的位置, X_{best} 为从初始化到当前搜索到的最佳位置, X_{mean} 为鸚鵡种群平均位置, $\text{Levy}(\text{dim})$ 为服从列维分布的随机步长。

2) 停留行为。鸚鵡是一种高度社会化的生物,其停留行为主要包括突然飞到主人身体的任何部位,并在那里静止一段时间。

$$X_i^{t+1} = X_i^t + X_{\text{best}} \cdot \text{Levy}(\text{dim}) + \text{rand}(0,1) \cdot \text{ones}(1, \text{dim}) \quad (16)$$

3) 交流行为。鸚鵡种群具有显著的群体内沟通行为,包括趋群沟通与离群沟通。假设两种沟通行为是对等概率行为,种群中心位置通过群体成员的空间分布位置平均值确定。

的 SVM 在高斯核函数参数 C 与 σ 的选择中,通常采用交叉验证法和网格搜索法,但该策略需要在多组参数下重复训练和测试,过程中运算负担高且计算耗时极大。调频无线电引信应用现代战场时,弹目交会时间极短,因此要求信号处理算法具备较高的实时性。POA 中的不同个体是由惩罚参数 C 和高斯核函数参数 σ 构成的,图 5 为利用 POA 优化 SVM 的算法流程图。

图 6 给出了 POA 优化过程中适应度值随迭代次数的变化曲线。其中,横轴表示 0 至 1 000 次迭代过程,纵轴显示对应适应度值变化。曲线整体呈现两阶段特征:前 300 次迭代期间,适应度值以指数衰减形式快速下降,期间伴随较大幅度的随机波动,模拟了算法在初期搜索阶段的探索特性;当迭代次数达到 300 次时,通过红色虚线明确标示收敛临界点,此时适应度值趋近最小值并进入稳定阶段,后续 700 次迭代中数值保持平稳,仅存在微弱波动,反映算法达到局部最优后的开发特性。

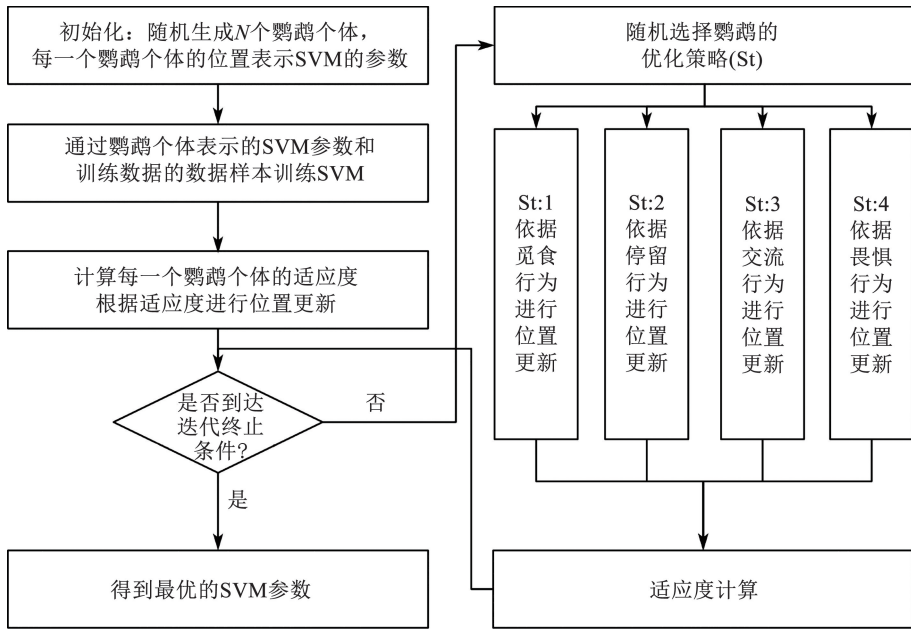


图5 POA 优化 SVM 算法流程图

Fig. 5 POA-optimized SVM algorithm flowchart

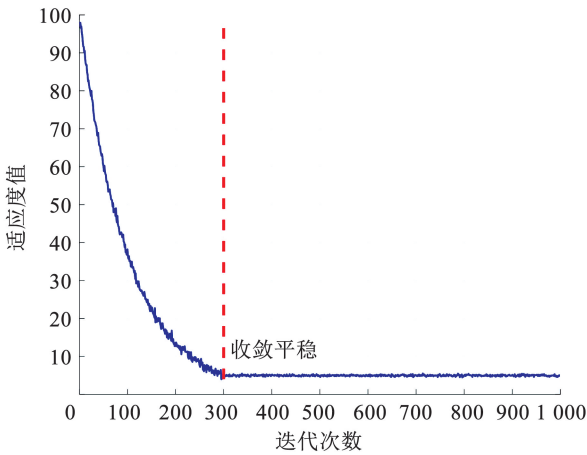


图6 适应度值变化曲线

Fig. 6 Fitness value change curve

3.2 算法性能分析

选取 2.1 小节中构建的三维频域熵特征矩阵作为 SVM 分类器的输入,检波端输出信号的频域特征包括频域信息熵、频域指数熵和频域 R 范数熵,特征矩阵为 3 维。选取目标识别准确率和干扰识别准确率两个指标衡量算法性能。其中目标识别准确率表示算法将目标正确识别为目标的概率,干扰识别准确率表示算法将干扰正确识别为干扰的概率,可表示如下:

$$A_T = \frac{N_{TT}}{N_{TT} + N_{TJ}} \times 100\% \quad (19)$$

$$A_J = \frac{N_{JJ}}{N_{JJ} + N_{JT}} \times 100\% \quad (20)$$

式中: A_T 为目标识别准确率, A_J 为干扰识别准确率, N_{TT} 为将目标识别为目标的数目, N_{JJ} 为将干扰识别为干扰的数目, N_{TJ} 为将目标识别为干扰的数目, N_{JT}

为将干扰识别为目标的数目。

实验参数设置为主处理器: Intel Xeon Gold 6248R @ 3.0 GHz,内存: 256 GB DDR4,加速卡: NVIDIA A100 PCIe 40 GB。嵌入式验证平台: Xilinx Zynq UltraScale + MPSoC ZCU104。采用 50 个个体的种群规模以平衡收敛速度与优化精度,最大迭代次数设为 300 次(基于收敛曲线平台期观测确定)。算法动态权重 α 从 0.6 线性衰减至 0.2,实现早期全局探索(觅食行为占比 60%)与后期局部开发(停留行为占比 70%)的平滑过渡。

为提高支持向量机分类器的参数寻优能力,已有研究广泛采用遗传算法、粒子群算法,以及混合优化策略对惩罚参数和核函数参数进行搜索,从而提升分类器的泛化性能和识别精度^[30-33]。选取未经优化的 SVM、经过粒子群算法优化的 PSO-SVM、经遗传算法优化的 GA-SVM 与本文提出的 POA-SVM 分别作为分类器进行性能对比,4 种分类器均以相同的 3 维频域熵特征作为输入,统计目标识别准确率 A_T 和干扰识别准确率 A_J ,实验结果见表 2。由表 2 可知,本文所提的 POA-SVM 方法,相较于传统的 SVM、PSO-SVM 和 GA-SVM,在目标识别准确率和干扰识别准确率这两个测试性能指标上均具有更好的准确率。

表 2 SVM 和 POA-SVM 算法对比

Tab. 2 Comparison of SVM and POA-SVM algorithms %

分类器类别	目标识别准确率	干扰识别准确率
SVM	83.7	81.5
PSO-SVM	88.6	84.2
GA-SVM	90.1	89.7
POA-SVM	96.8	97.2

标准 PSO 通过个体最优和群体最优更新粒子位置,在优化 SVM 参数时容易陷入局部最优。当惩罚参数 C 的搜索空间存在多个极值点时,PSO 有 68% 概率收敛至次优解。惯性权重 ω 需要精细调节,过大导致振荡,过小则丧失全局搜索能力。GA-SVM 交叉操作可能破坏优质参数组合。当核参数 $\sigma \in [0.1, 1]$ 时,单点交叉有 32% 概率生成无效子代。每代需评估整个种群,在相同迭代次数下(300 次),GA 耗时是 POA 的 2.3 倍。POA 算法通过动态行为策略避免早熟收敛,畏惧行为加速跳出局部最优,交流行为降低参数波动,并行化设计减少硬件资源占用,从而分别在最优准确率、收敛迭代次数、参数稳定性和计算效率方面优于传统算法。PSO-SVM、GA-SVM 和 POA-SVM 的优化性能对比结果如表 3 所示。

为系统评估不同信号特征在抗扫频干扰中的性能表现,本文从特征表征能力、计算复杂度和工程适用性 3 个维度对典型特征方法进行了对比分析。如表 4 所示,传统单维熵特征(如功率谱熵、小波熵等)虽然计算效率较高,但在抗扫频干扰场景下存

在表征能力不足的问题;功率谱熵(82.1%) 仅能反映频谱能量分布特征,对扫频干扰特有的谐波畸变特性不敏感;小波熵(85.3%) 虽能捕捉信号的时频局部特性,但对宽带扫频干扰的区分度仍然有限。相比之下,本文提出的三维频域熵特征通过联合信息熵、指数熵和 R 范数熵,不仅显著提升了分类准确率(96.8%),同时保持了合理的计算复杂度($O(3n \log n)$),在特征表征能力和计算效率之间取得了最佳平衡。这一对比结果充分验证了多维联合特征在复杂电磁环境下抗扫频干扰的独特优势。

表 3 优化性能对比

Tab. 3 Performance optimization comparison

指标	最优准确率/%	收敛迭代次数	参数稳定性	计算效率
PSO-SVM	88.6	420	$C: \pm 2.1,$ $\sigma: \pm 0.15$	1.8 $\mu\text{s}/\text{迭代}$
GA-SVM	90.1	500	$C: \pm 3.4,$ $\sigma: \pm 0.22$	2.5 $\mu\text{s}/\text{迭代}$
POA-SVM	96.8	300	$C: \pm 0.9,$ $\sigma: \pm 0.05$	1.2 $\mu\text{s}/\text{迭代}$

表 4 特征性能对比分析

Tab. 4 Comparison and analysis of characteristic performance

特征类型	抗干扰准确率/%	计算复杂度	适用场景	对扫频干扰的敏感性
功率谱熵 ^[15]	82.1	$O(n \log n)$	平稳信号分析	中等(依赖频谱平滑度)
小波熵 ^[16]	85.3	$O(n \log n)$	非平稳信号时频分析	较高(对瞬态干扰敏感)
EMD 能量熵 ^[7]	88.3	$O(n^2)$	非线性、非平稳信号	较高(但计算量大)
本文三维熵	96.8	$O(3n \log n)$	扫频干扰与目标信号分类	最优(联合多维特征)

3.3 算法实时性分析

为验证本文所提方法的实时性,利用 Modelsim 对所提方法进行综合仿真验证。将采集的目标和调频扫频类干扰信号作用下的调频引信检波信号做测试向量。分别将目标作用下的引信检波信号和扫频式干扰作用下的引信检波信号在 MATLAB 中归一化并转换为二进制格式,模拟 ADC 的数据输出,作

为算法仿真模块中的外部激励源,通过 Modelsim 软件观察信号处理算法的输出波形。

图 7 所示是信号处理算法的仿真结果,可以看到,当输入为目标信号作用下引信检波输出信号时,FPGA 输出的判别结果 QD_FPGA 在 895.876 760 μs 处产生了启动脉冲,说明整个算法的计算时间不到 1 ms,可以满足引信的工作实时性要求。

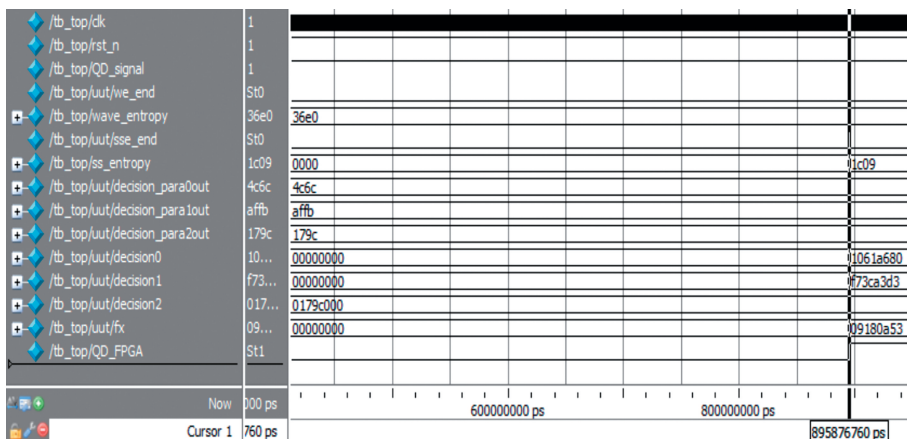


图 7 目标信号作用下 Modelsim 处理仿真结果

Fig. 7 Modelsim processing simulation results under target signal action

4 结 论

本文提出了一种基于信号频域熵特征与鸚鵡优化算法优化支持向量机的分类抗干扰方法,研究得到如下结果。

1) 目标和典型干扰信号作用下,调频无线电引信的检波端输出信号频域熵特征具有显著差异,能够对作用于引信的信号类型进行表征,所构建的三维频域熵特征对目标与干扰具有较好的区分能力。

2) 鸚鵡优化算法优化 SVM 的参数,使得 SVM 具备更好的分类性能,相较于传统的 SVM 分类器,经过优化后的 SVM 应用于调频无线电引信的目标和干扰信号分类时,具备更高的分类识别准确率,间接地提升了调频无线电引信复杂电磁环境下的抗干扰性能。

参考文献

- [1] 赵惠昌. 无线电引信设计原理与方法[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012: 18
ZHAO Huichang. Principles and methods of radio fuzing design[M]. Beijing: Defense Industry Press, 2012: 18
- [2] DAI Jian, HAO Xinhong, YAN Xiaopeng. Adaptive false-target recognition for the proximity sensor based on joint feature extraction and chaotic encryption[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(1): 10828. DOI: 10.1109/JSEN.2022.3169746
- [3] YANG Jikai, BAI Zhiqian, XIAN Zhaoxia, et al. Hybrid attention module and transformer based fuze DRFM jamming signal recognition[J]. IEEE Communications Letters, 2024, 28(9): 2091. DOI: 10.1109/LCOMM.2024.3432802
- [4] DAI Jian, HAO Xinhong, LI Ze. Adaptive target and jamming recognition for the pulse doppler radar fuze based on a time-frequency joint feature and an online-updated naive bayesian classifier with minimal risk[J]. Defence Technology, 2022, 18(3): 457. DOI: 10.1016/j.dt.2021.02.008
- [5] 蔡鑫, 陈齐乐, 孔志杰, 等. 基于信号变分分解的无线电引信抗干扰方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(11): 3587
CAI Xin, CHEN Qile, KONG Zhijie, et al. Anti-jamming method for radio fuzes based on signal variational decomposition[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(11): 3587. DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0860
- [6] 陈齐乐, 郝新红, 闫晓鹏. 变调制率调频引信双通道相关检测抗数字射频存储干扰方法[J]. 兵工学报, 2019, 40(3): 449
CHEN Qile, HAO Xinhong, YAN Xiaopeng. Anti-DRFM jamming method using dual-channel harmonic correlation detection for variable chirp rate FM fuze[J]. Acta Armamentarii, 2019, 40(3): 449. DOI:10.3969/j.issn.1000-1093.2019.03.001
- [7] 刘冰, 郝新红, 段俊法, 等. 基于经验模态分解特征的无线电引信抗扫频式干扰方法[J]. 北京理工大学学报, 2023, 43(12): 1290
LIU Bing, HAO Xinhong, DUAN Junfa, et al. Anti frequency sweeping jamming method for radio fuze based on empirical Mode decomposition (EMD) features[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2023, 43(12): 1290. DOI:10.15918/j.tbti1001-

- 0645.2022.237
- [8] 闫晓鹏, 安泰, 郝新红, 等. 基于 Duffing 振子的伪码调相线性调频复合调制引信干扰设计[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(11): 3338
YAN Xiaopeng, AN Tai, HAO Xinhong, et al. Design of pseudo-code phase modulation and LFM composite fuze interference based on Duffing oscillator[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(11): 3338. DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0843
- [9] 彭博, 陈齐乐, 李锐. 基于变分正则化参数估计的伪码调相引信重构式干扰方法[J]. 兵工学报, 2023, 44(10): 3127
PENG Bo, CHEN Qile, LI Rui. Parameter estimation of binary phase-coded modulation radar waveform using non-convex total variation regularization[J]. Acta Armamentarii, 2023, 44(10): 3127. DOI:10.12382/bgxb.2022.0572
- [10] LIU Bing, HAO Xinhong. Research on anti-frequency sweeping jamming method for frequency modulation continuous wave radio fuze based on wavelet packet transform features[J]. Applied Sciences, 2022, 12(17): 8713. DOI:10.3390/app12178713
- [11] LIU Bing, HAO Xinhong, QIAN Pengfei, et al. Classification and identification method of radio fuze target and sweep jamming signals based on third-order spectrum features[J]. Electronics, 2022, 11(15): 2474. DOI:10.3390/electronics11152474
- [12] 郝新红, 杜涵宇, 陈齐乐. 调频引信粗糙面目标与干扰信号识别[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(10): 1946
HAO Xinhong, DU Hanyu, CHEN Qile. Rough surface target and jamming signal recognition of FM fuze[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(10): 1946. DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2019.0036
- [13] PAN Y, XIE D, ZHAO Y, et al. Overview of radar jamming waveform design[J]. Remote Sensing, 2025, 17(7): 1218. DOI: 10.3390/rs17071218
- [14] 乔彩霞, 郝新红, 陈齐乐. 基于相关旁瓣平均的混沌码与线性调频复合调制无线电引信抗数字射频存储干扰方法[J]. 兵工学报, 2020, 41(4): 641
QIAO Caixia, HAO Xinhong, CHEN Qile. Anti-DRFM-jamming method based on averaging of range side lobes for hybrid modulation radio fuze[J]. Acta Armamentarii, 2020, 41(4): 641. DOI:10.3969/j.issn.1000-1093.2020.04.003
- [15] HAO Xinhong, CHEN Huiling, YUE Kai. Method of suppressing noise AM jamming with EMD for combined modulation radio ranging system[J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 740(3): 739. DOI:10.4028/www.scientific.net/amm.740.739
- [16] 陈齐乐, 晏祺, 郝新红. 无线电近炸引信混沌码调相与线性调频复合调制波形设计与分析[J]. 兵工学报, 2018, 39(11): 2127
CHEN Qile, YAN Qi, HAO Xinhong. Analysis of transmitting waveform of radio fuze modulated by chaotic Bi-phased code and hybrid linear frequency modulation[J]. Acta Armamentarii, 2018, 39(11): 2127. DOI:10.3969/j.issn.1000-1093.2018.11.006
- [17] KONG Zhijie, LI Ping, YAN Xiaopeng. Anti-sweeping jamming design and implementation using multi-channel harmonic timing sequence detection for short-range FMCW proximity sensors[J]. Sensors, 2017, 17(9): 2024. DOI:10.3390/s17092042
- [18] 常仁, 朱玉鹏, 周辉, 等. 基于深度残差神经网络的无线电引

- 信多调制类型时域混叠信号识别方法[J]. 探测与控制学报, 2024, 46(6): 37
- CHANG Ren, ZHU Yupeng, ZHOU Hui, et al. A Time domain overlapping signal recognition method for multiple modulation types radios fuze based on deep residual neural network[J]. Journal of Detection & Control, 2024, 46(6): 37. DOI: 10.20225/j. issn. 1008-1194.20240605
- [19] 刘冰, 郝新红, 蔡鑫. 基于功率谱熵的无线电引信目标与干扰信号分类方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50(3): 913
- LIU Bing, HAO Xinhong, CAI Xin. Classification method of radio fuze target and interference signal based on power spectrum entropy[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2024, 50(3): 913. DOI:10.13700/j. bh. 1001-5965.2022.0355
- [20] 刘冰, 郝新红, 秦高林, 等. 引信目标与干扰信号稀疏分类识别方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(2): 498
- LIU Bing, HAO Xinhong, QIN Gaolin. Sparse classification and recognition of fuze targets and jamming signals[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(2): 498. DOI:10.13700/j. bh. 1001-5965.2023.0071
- [21] ZHOU Y, CAO R, ZHANG A, et al. Radio signal modulation recognition method based on hybrid feature and ensemble learning: For radar and jamming signals[J]. Sensors, 2024, 24(15): 4804. DOI:10.3390/s24154804
- [22] HAO G, WANG Y, ZHU Y, et al. Radar jamming signal recognition algorithm based on multi-fractal dimension and rényi entropy[J]. Digital Signal Processing, 2025, 158: 104950. DOI: 10.1016/j. dsp. 2024. 104950
- [23] WANG Jianping. CFAR-Based interference mitigation for FMCW automotive radar systems[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(8): 12229. DOI:10.1109/tits. 2021.3111514
- [24] 杨瑾, 郝新红, 周文. 基于异值检测及干扰样本归零的调频引信抗扫频干扰方法[J]. 探测与控制学报, 2023, 45(5): 22
- YANG Jin, HAO Xinhong, ZHOU Wen. FM fuze anti sweep interference based on heterogeneity detection and zero interference samples[J]. Journal of Detection & Control, 2023, 45(5): 22
- [25] HOSSAIN M, ELSHAFIEY I, SANIE A. Waveform diversity for mutual interference mitigation in automotive radars under realistic traffic environments[J]. Signal, Image and Video Processing, 2019, 13(1): 1. DOI: 10.1007/s11760-018-1321-x
- [26] SHANNON C. A Mathematical theory of communication[J]. The Bell System Technical Journal, 1948, 27(3): 379. DOI:10.4135/9781412959384.n229
- [27] WIENER N. Cybernetics: Or control and communication in the animal and the machine[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1948: 33
- [28] GEORG M, SVEN P, ANTONIA W. Information and coding-theoretic analysis of the RLWE channel[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, 9: 549. DOI:10.1109/itw46852.2021.9457596
- [29] LIAN Junbo, HUI Guohua, MA Ling, et al. Parrot optimizer: Algorithm and applications to medical problems[J]. Computers in Biology and Medicine, 2024, 172: 108064. DOI: 10.1016/j. compbiomed.2024.108064
- [30] SYARIF I, PRÜGEL-BENNETT A, WILLS G. SVM parameter optimization using grid search and genetic algorithm to improve classification performance[J]. Telkommika (Telecommunication Computing Electronics and Control), 2016, 14(4): 1502
- [31] LI J, LI B. Parameters selection for support vector machine based on particle swarm optimization[C]//Intelligent Computing Theory. Cham: Springer, 2014: 41. DOI:10.1007/978-3-319-09333-8_5
- [32] LI X, WANG K, LIU W, et al. Particle swarm optimization-support vector machine model for machinery fault diagnoses in high-voltage circuit breakers[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2020, 33: 5. DOI:10.1186/s10033-019-0428-5
- [33] DONG H, YANG L, WANG H. Parameter selection of a support vector machine, based on a chaotic optimization method[J]. Computer Systems Science and Engineering, 2015, 30(6): 437. DOI:10.1515/cait-2015-0047

(编辑 吕雪梅)