

基于多相参处理间隔频响特征聚类的有源假目标鉴别方法

韦文斌^① 彭锐晖^{*①} 孙殿星^{①②} 谭顺成^② 宋颖娟^① 张家林^①

^①(哈尔滨工程大学青岛创新发展基地 青岛 266000)

^②(海军航空大学信息融合研究所 烟台 264001)

摘要: 现有真-假目标智能识别算法大多基于监督学习,且在低信噪比条件下表现不好。针对上述问题,该文分别利用真、假目标在多个相参处理间隔(CPIs)内散射特性的时变性和唯一性,提出一种多相参处理间隔频响特征聚类的真、假目标无监督鉴别方法。首先,在快-慢时域中沿快时间维度对真、假目标进行加窗截断,提取快-慢时间域频率响应特征用于构建初步样本集;然后,通过Agglomerative聚类和特征融合网络组成的两步识别算法对真-假目标进行识别;最后,提出一种多相参处理间隔联合决策方法提升识别性能和可靠性。经仿真和实测数据检验,证明了所提方法可实现真实目标和多种有源假目标的有效分离。

关键词: 有源假目标; 多相参处理间隔; 散射特性; 快-慢时间域频率响应; 无监督; Agglomerative聚类

中图分类号: TN974

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)YU-0001-11

DOI: [10.11999/JEIT231012](https://doi.org/10.11999/JEIT231012)

Active False Target Clustering Identification Method Based on Frequency Response Features in Multi-Coherent Processing Intervals

WEI Wenbin^① PENG Ruihui^① SUN Dianxing^{①②} TAN Shuncheng^②

SONG Yingjuan^① ZHANG Jialin^①

^①(School of Qingdao Innovation and Development Center of Harbin Engineering University, Qingdao 266000, China)

^②(Institute of Information Fusion, Navy Aeronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Most of the existing intelligent algorithms for identifying real and false targets are based on supervised learning and perform poorly under a low signal-to-noise ratio. Considering the above problems, an unsupervised clustering identification method of real and false targets based on frequency response features in multi-Coherent Processing Intervals(CPIs) is proposed by using the variability and uniqueness of the scattering characteristics of real and false targets in multi-CPIs, respectively. Firstly, the real and false targets are windowed and truncated along the fast time dimension in the fast-slow time domain, and the fast-slow time domain frequency response features are extracted to construct a preliminary sample set. Then, the real and false targets are identified by a two-step recognition algorithm composed of an Agglomerative clustering and a feature fusion network. Finally, a multi-CPI joint decision method is proposed to improve the recognition performance and reliability. It is proved by simulation and measured data that the proposed method can effectively identify real targets and multiple active false targets.

Key words: Active false target; Multi Coherent Processing Intervals(CPIs); Scattering characteristics; Fast-slow time domain frequency response; Unsupervised; Agglomerative clustering

收稿日期: 2023-09-18; 改回日期: 2023-11-30; 网络出版: 2023-12-06

*通信作者: 彭锐晖 pengruihui@hrbeu.edu.cn

基金项目: 航天科技集团稳定支持项目(ZY0110020009), 中国博士后科学基金(2021M693003), 国家自然科学基金(61731023)

Foundation Items: China Aerospace Science and Technology Corporation Stabilization Support Project (ZY0110020009), China Postdoctoral Science Foundation (2021M693003), Natural Science Foundation of China (61731023)

1 引言

雷达探测具有全天候、距离远等特点,使其在现代战场中扮演着重要角色。有源干扰的出现给雷达目标探测工作带来了极大挑战^[1]。尤其随着数字射频存储技术的发展,各种有源假目标干扰可以轻易生成^[2]。不同于传统压制型干扰^[3],假目标干扰通常以欺骗雷达和操作人员为目的。此外,假目标干扰的发射功率远小于压制干扰的发射功率,使其可在各种平台上进行广泛应用。假目标干扰的信号参数不仅与雷达发射信号参数相同,且其时延和多普勒频移等参数也与真实目标具有一定关系,因而难以对二者进行区分^[4]。此外,为了达到较好的干扰效果,假目标干扰通常具备相参特性,使其能够获得雷达脉冲压缩和相参累积等处理手段所带来的能量增益,并顺利通过雷达的能量检测门限^[5]。因此,对真、假目标进行识别是确保雷达目标跟踪与识别顺利进行的重要前提。

目前,随着人工智能技术的发展,基于特征提取与智能算法结合的识别方法成为了对抗假目标干扰的重要手段之一。例如在经典的机器学习方法中,文献^[6]通过在时、频域提取回波的均值、方差、偏度、峰度等特征输入到贝叶斯分类器对真、假目标开展识别研究;文献^[7]以脉内相关度、频率平稳度、Renyi熵等特征作为支持向量机和决策树两种分类器的输入,比较了两种算法的识别性能;文献^[8]将假目标的和真实目标的时频原子分解图像输入支持向量机(Support Vector Machine, SVM)实现了对二者的识别。然而,基于传统机器学习的识别方法不适合直接处理高纬度数据,需要大量的人工先验知识对特征进行精确提取和降维^[9,10],导致大量特征细节丢失,识别效果不佳。

深度神经网络是一种处理非线性问题的强大工具,特别是卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN),其卷积运算能够自动对高维特征进行提取,减少了对人工先验知识的依赖,目前已被广泛用于雷达干扰识别领域^[11]。文献^[12]利用雷达与干扰机频率响应的不同,设计了一种集成一维CNN模型用于实现真实目标和转发式密集假目标干扰的识别;文献^[13]将干扰信号的时频图作为卷积神经网络的输入,实现了多种干扰信号的识别分类。然而上述识别方法均是基于监督学习思想,需要大量的真-假目标样本,但实际中情报信息可能受限。为进一步实现工程应用,近年来小样本情况下的真、假目标识别也开始受到关注,例如文献^[14]提出一种基于迁移学习的集成CNN模型用于干扰

识别,作者首先获取了干扰信号的时频图像,然后将其实部、虚部和模分别输入子分类器进行训练,从而实现对多种干扰的识别;文献^[15]以原始信号和时频图像作为两个模态的输入,借助CNN构建的原型网络(Prototypical Networks, PN)训练多模态特征实现小样本情况下的真、假目标识别。以上两种方法在一定程度上减轻了对干扰样本的依赖性,但依然无法直接避免对干扰样本的依赖,距离实际工程应用仍有一定距离。此外,以上方法仅能够在信噪比较高时较好地地区分目标和干扰,但实际中雷达回波的信噪比往往较低,虽然可以考虑利用脉冲压缩和相参累积处理进行信噪比增强,但所提取的时域、频域特征也因脉压而丢失细节信息,对真、假目标的识别不利。不仅如此,就真实目标而言,其回波特性往往随着时间变化而发生改变,可为真、假目标识别提供有力的信息,而现有的大多方法仅将雷达回波视为点目标回波,并未考虑目标特性的影响,忽略了回波中重要的时序信息,导致识别性能不佳。复杂目标回波,特别是距离扩展目标的回波被认为是由多个散射中心的回波合成的^[16],而假目标干扰信号仅由干扰机对雷达发射信号进行调制生成,往往类似于单个点目标回波。

针对上述问题,本文以X波段雷达和舰船目标为研究对象,提出一种基于多相参处理间隔(Coherent Processing Intervals, CPI)频响特征聚类的真、假目标无监督鉴别方法。首先,提取雷达回波快-慢时间域频响特征构建初步样本集;然后基于Agglomerative距离算法对样本集进行标注,并构建一种由1维卷积神经网络(One-Dimensional Convolutional Neural network, 1DCNN)和长短时记忆网络(Long Short-Term Memory network, LSTM)构成的双通道特征融合网络(One-Dimensional Convolutional Neural network- Long Short-Term Memory network, 1DCNN-LSTM)用于单个真、假目标样本的初步识别;最后基于X/Y逻辑准则的多相参处理间隔联合决策方法提高识别性能和可靠性。实测数据表明所提方法能够同时实现真实目标与距离多假目标、速度假目标、距离-速度复合假目标、转发式密集假目标等多种有源欺骗干扰的有效识别,且识别率大于95%。

2 有源欺骗干扰和真实目标回波信号特征分析

复杂目标的雷达回波可看作是多个散射中心回波的合成^[16,17]。尤其对于大型舰船目标而言,其回波信息中包含了独特的目标特性。有源欺骗假目标

干扰通常仅对雷达信号进行转发，大多没有对雷达目标特性进行高逼真的模拟，因此利用这一特征对真、假目标进行识别具有可行性。本文将舰船目标视为刚体目标^[18](不考虑其微多普勒信息)，并将其回波视为具有相同速度、不同时延的点目标回波。此外，假目标干扰信号由干扰机对雷达信号进行截获、调制、转发生成，干扰机内部滤波器、功率放大器内部器件独特的频率响应特征都会对干扰信号的频谱产生不可忽略的影响，使得干扰信号的幅频响应留下干扰机的独特印记^[12,17,19]。综上所述，频率响应特征差异为实现真、假目标识别提供了可靠的依据。

2.1 舰船目标快-慢时间域频率响应特征分析

假设雷达发射的线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)信号为

$$s(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{j2\pi(f_0 t + \frac{1}{2}\mu t^2)},$$

$$\text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) = \begin{cases} 1, & |t| \leq T/2 \\ 0, & |t| > T/2 \end{cases} \quad (1)$$

其中， T 为信号脉宽， $\mu = B/T$ 为信号的调频斜率， B 为信号带宽。则根据驻相原理^[20]，当 $BT \gg 1$ 时，其频域表达式为

$$S(f) = j\sqrt{\frac{\pi}{4\mu}} e^{-j\left(\frac{\pi(\mu+4\pi(f-f_0)^2)}{4\mu}\right)} \approx \text{rect}\left(\frac{f-f_0}{B}\right) \quad (2)$$

舰船目标回波的时域表达式为

$$\left. \begin{aligned} s_t(t, 0 \cdot T_r) &= \sum_{i=1}^N s[t - 2R_i/c] e^{-j4\pi f_0 R_i/c} \\ s_t(t, 1 \cdot T_r) &= \sum_{i=1}^N s[t - 2(R_i - 1 \cdot v_t T_r)/c] e^{-j4\pi f_0 (R_i - 1 \cdot v_t T_r)/c} \\ &\vdots \\ s_t(t, (M-1) \cdot T_r) &= \sum_{i=1}^N s[t - 2(R_i - (M-1) \cdot v_t T_r)/c] e^{-j4\pi f_0 (R_i - (M-1) \cdot v_t T_r)/c} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式(8)中，各个目标回波信号之间具有相关性，假设相邻两个目标回波中所具有的相位差为 $e^{-j\varphi_t(k)}$ ，则各个目标回波均可由第1个目标回波表示，结果为

$$\left. \begin{aligned} s_t(t, 0 \cdot T_r) &= s_t(t, 0 \cdot T_r) \\ s_t(t, 1 \cdot T_r) &= s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j\varphi_t(k)} \\ &\vdots \\ s_t(t, (M-1) \cdot T_r) &= s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j(M-1)\varphi_t(k)} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

在慢时间域进行快速傅里叶变换(Fast Fourier

$$s_t(t) = \sum_{i=1}^N A_i \text{rect}\left(\frac{t-t_i}{T}\right) e^{j2\pi((f_0+f_d)(t-t_i) + \frac{1}{2}\mu(t-t_i)^2)} \quad (3)$$

其中， $i = 1, 2, \dots, N$ 代表不同的散射中心， N 为目标散射中心个数， A_i 为第 i 个散射中心的回波强度系数， t_i 代表第 i 个散射中心的回波时延， f_d 为目标的多普勒频移。则频域表达式为

$$S_t(f) = \sum_{i=1}^N A_i S(f - f_d) e^{-j2\pi(f-f_d)t_i} \quad (4)$$

根据驻相原理^[20]，用于实现脉冲压缩的匹配滤波函数为

$$H(f) = e^{\frac{j\pi f^2}{\mu}} \quad (5)$$

其中， $|H(f)| \equiv 1$ 。则脉压后的目标幅频响应为

$$|S_t'(f)| = |S_t(f) H(f)| = |S_t(f)| \quad (6)$$

假设目标回波的快-慢时间表达式为

$$s_t(t, t_m) = \sum_{i=1}^N s[t - 2R_i(t_m)/c] e^{-j4\pi f_0 R_i(t_m)/c} \quad (7)$$

其中， t, t_m 分别为快时间和慢时间， $R_i(t_m) = R_i - v_t t_m$ 为目标第 i 个散射中心与雷达的径向距离函数， R_i 为各个散射中心的初始距离， v_t 为目标径向速度， c 为光速。假设相参累积个数为 M ，脉冲重复间隔为 T_r ，则 M 个连续目标回波可被表示为 $s_t(t, m \cdot T_r) = [s_t(t, 0 \cdot T_r), s_t(t, 1 \cdot T_r), \dots, s_t(t, (M-1) \cdot T_r)]$, $m = 0, 1, \dots, M-1$ ，其详细表达如式(8)

Transform, FFT)实现相参累积，其本质为将 M 个回波与FFT的相位权重矩阵相乘，从而变换到多个多普勒单元。假设相位权重矩阵为

$$W(\phi) = \begin{bmatrix} W^{0 \cdot 0} & W^{1 \cdot 0} & \dots & W^{(M-1) \cdot 0} \\ W^{0 \cdot 1} & W^{1 \cdot 1} & \dots & W^{(M-1) \cdot 1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W^{0 \cdot (M-1)} & W^{1 \cdot (M-1)} & \dots & W^{(M-1) \cdot (M-1)} \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中， $W^{f_k \cdot m} = e^{-j2\pi f_k \cdot m/M}$ 表示不同的相位因

子, $f_k = 0, 1, \dots, M-1$ 表示不同的多普勒单元, 对于 M 点 FFT 而言, $m = 0, 1, \dots, M-1$ 。本文用矩阵

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}_t &= [h(t) * \mathbf{s}_t(t, m \cdot T_r)] \mathbf{W}(\phi) \\ &= [h(t) * [s_t(t, 0 \cdot T_r), s_t(t, 1 \cdot T_r), \dots, s_t(t, (M-1) \cdot T_r)]] \mathbf{W}(\phi) \\ &= h(t) * \begin{bmatrix} \left(W^{0 \cdot 0} (s_t(t, 0 \cdot T_r)) + W^{0 \cdot 1} (s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j\varphi_t(k)}) + \dots \right. \\ \left. + W^{0 \cdot (M-1)} (s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j(M-1)\varphi_t(k)}) \right) \\ \left(W^{1 \cdot 0} (s_t(t, 0 \cdot T_r)) + W^{1 \cdot 1} (s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j\varphi_t(k)}) \right. \\ \left. + \dots + W^{1 \cdot (M-1)} (s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j(M-1)\varphi_t(k)}) \right) \\ \vdots \\ \left(W^{(M-1) \cdot 0} (s_t(t, 0 \cdot T_r)) + W^{(M-1) \cdot 1} (s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j\varphi_t(k)}) + \dots \right. \\ \left. + W^{(M-1) \cdot (M-1)} (s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j(M-1)\varphi_t(k)}) \right) \end{bmatrix}^T \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $h(t)$ 为匹配滤波函数 $H(f)$ 的时域表达式, $*$ 为卷积运算, $[\cdot]^T$ 为矩阵转秩运算。由于 $\mathbf{W}(\phi)$ 为常数矩阵, 因此上式中卷积和乘法运算的顺序可交换。假设目标所在的多普勒通道为 r , 则沿着该多普勒通道的距离维度对目标进行截断后, 该信号可近视为整个通道的信号, 即

$$\begin{aligned} s_{t-r}(t) &= h(t) * [W^{r \cdot 0} (s_t(t, 0 \cdot T_r)) + W^{r \cdot 1} \\ &\quad \cdot (s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j\varphi_t(k)}) + \dots + W^{r \cdot (M-1)} \\ &\quad \cdot (s_t(t, 0 \cdot T_r) e^{-j(M-1)\varphi_t(k)})] \end{aligned} \quad (12)$$

事实上, 当目标在距离-多普勒域中被累积成“尖峰”时, 需要满足 $e^{-j\varphi_t(k)} = W^r$ 或 $e^{-j\varphi_t(k)} \approx W^r$ 。因此式(12)可简化为

$$\begin{aligned} s_{t-r}(t) &= h(t) * [s_t(t, 0 \cdot T_r) + s_t(t, 0 \cdot T_r) + \dots \\ &\quad + s_t(t, 0 \cdot T_r)] \\ &= Mh(t) * s_t(t) \\ &= Mh(t) * \sum_{i=1}^N A_i \text{rect} \left(\frac{t-t_i}{T} \right) \\ &\quad \cdot e^{j2\pi((f_0+f_d)(t-t_i) + \frac{1}{2}\mu(t-t_i)^2)} \end{aligned} \quad (13)$$

则目标的快-慢时间域幅频响应特征为

$$\begin{aligned} |S_{t-r}(f)| &= \left| MH(f) \sum_{i=1}^N A_i S(f-f_d) e^{-j2\pi(f-f_d)t_i} \right| \\ &= M \left| \sum_{i=1}^N A_i S(f-f_d) e^{-j2\pi(f-f_d)t_i} \right| \\ &= M |S_t(f)| \end{aligned} \quad (14)$$

从式(14)可知, 对目标回波进行脉冲压缩和相参累积处理后, 其幅频响应的起伏特征与快时间域的幅频响应特征具有相同特性, 这意味着其包含的细节信息没有丢失, 同时信噪比得以提升。

2.2 有源欺骗干扰特征分析

有源欺骗假目标干扰通过对雷达发射信号进行

\mathbf{Z}_t 表示 M 个目标回波进行脉冲压缩和相参累积处理的结果, 则有

相应的时延和多普勒调制得到, 其时域表达式为

$$s_j(t) = h_j(t) * \text{rect} \left(\frac{t-t_j}{T} \right) e^{j2\pi((f_0+f_j)(t-t_j) + \frac{1}{2}\mu(t-t_j)^2)} \quad (15)$$

其中, $h_j(t)$ 为干扰机系统的冲激响应, t_j, f_j 分别为假目标的时延和多普勒频移, 则假目标的频率响应为

$$S_j(f) = H_j(f) S(f-f_j) e^{-j2\pi(f-f_j)t_j} \quad (16)$$

其中, $H_j(f)$ 为干扰机的系统函数。其模型为^[21]

$$\begin{aligned} H_j(f) &= G_j(f) A_j(f) e^{j\varphi_j(f)} \\ &= G_j(f) (a_j + a_j \cos(2\pi\alpha_j f) + b_j \sin(2\pi\beta_j f)) \\ &\quad \cdot e^{j\varphi_j(f)} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $G_j(f)$ 为干扰机理想情况下的频率响应; $A_j(f) = a_0 + a_j \cos(2\pi\alpha_j f) + b_j \sin(2\pi\beta_j f)$ 为干扰机的幅频响应波动函数, 式(17)中 a_0 表示波动中心, a_j, b_j 用于控制波动范围大小, α_j, β_j 用于控制波动的趋势; $\varphi_j(f)$ 为干扰机的相频响应波动函数。与真实目标特征提取过程相似, 假设假目标干扰所在的多普勒通道为 d , 则截断处理后, $s_{j-d}(t)$ 可近视为

$$\begin{aligned} s_{j-d}(t) &= h(t) * [s_j(t, 0 \cdot T_r) + s_j(t, 0 \cdot T_r) + \dots \\ &\quad + s_j(t, 0 \cdot T_r)] \\ &= Mh(t) * h_j(t) * s_j(t) \end{aligned} \quad (18)$$

则假目标干扰的快-慢时间域幅频响应为

$$\begin{aligned} |S_{j-d}(f)| &= \left| MH(f) H_j(f) S(f-f_j) e^{-j2\pi(f-f_j)t_j} \right| \\ &= M \left| H_j(f) S(f-f_j) e^{-j2\pi(f-f_j)t_j} \right| \\ &= M |H_j(f) S_j(f)| \end{aligned} \quad (19)$$

同样, 从式(19)可知, 假目标干扰特征中的干扰机频响特征得到了保留, 同时信噪比有所提高。与式(14)相比, 可见 $|S_{t-r}(f)|$ 由 N 个不同时延的散射中心回波的频率响应叠加后取模得到, 而 $|S_{j-d}(f)|$ 可看作仅由单个散射中心回波的频率响应取模得

到，因此二者的起伏规律存在差异，故基于该特征可实现真、假目标的识别。

考虑到一个多普勒单元内可能存在多个“目标”的情况，本文在距离维度对“目标”信号进行了加窗截断。如图1特征提取流程图所示，本文仅提取了临近“尖峰”的距离采样点，从而将一个多普勒通道内的多个“目标”进行分离。此外，经过脉冲压缩后，信号的能量集中于“尖峰”附近，当对“尖峰”附近的采样点进行截取后，信号的总能量损失很小，因此其平均功率几乎增大了 K/W 倍，其中 K 为信号截断前的采样点数， W 为矩形窗口的长度；由于噪声的能量均匀分布于整个多普勒通道，因此截断处理后噪声的平均功率不变，信号平均功率与噪声平均功率的比值几乎增大了 K/W 。根据信噪比的定义，经过截断后的信号的信噪比提高了 $10\lg(K/W)$ dB。可见，信号特征在经过脉压、相参累积和截断处理后细节信息得到很好保留的同时，信噪比也得到大幅提升，将具有很好的稳定性，有利于实现低信噪比情况下的真、假目标识别。

3 识别算法

基于第2节分析可知，在1次扫描周期中，舰船目标回波散射中心的个数会随着雷达-目标相对视角的改变而发生变化，故真实目标回波的幅频响应特征也因此而变化；而假目标干扰仅受到干扰机频响的影响，由同一部干扰机产生的干扰信号的幅频响应特征具有一致性。通常情况下，在天线扫描过程中，真实目标的散射中心数量较少时，真、假目标的幅频响应特征差异相对较小；当真实目标的散射中心数量较多时，真、假目标的幅频响应特征差异较大。本文采用两步法实现对真、假目标的无监督识别。在第1步中，为保证后续训练网络模型的可靠性以及 X/Y ($X \geq Y/2$)联合决策法的有效性，需要保证半数以上的真实目标样本被正确聚类，同时尽量减小样本集中与干扰差异相对较小的真实目标样本被初步聚类为干扰的可能性，在此利用Agglomerative聚类^[21]算法通过计算样本间的距离

大小将样本集中的全部样本划分为3簇。由于假目标干扰之间极为相似，在聚类过程中趋向于将干扰单独划分为1簇；当波束扫描到目标中心时，真实目标散射中心个数较多，真实目标样本与干扰的相对距离较大，二者差异十分显著，但真实目标样本内部具备一定相关性，彼此间相对距离较小，因此在聚类过程中趋向于将该部分真实目标样本划分为1簇，同时由于实际中该部分样本数量往往占据较大比重，因此可以保证半数以上用于网络训练的真实样本具有较高的可靠性，进一步保证基于 X/Y 逻辑准则的联合决策方法的有效性；而当波束恰好扫描到目标或即将离开目标时，真实目标的散射中心个数较少，该部分真实目标样本与干扰样本之间的相对距离较小，聚类过程中趋向于将该部分真实目标样本划分为1簇。

图2为聚类过程及结果的示意图，根据实际场景中假目标干扰的数量远大于目标数量的原则，本文将聚类结果中样本数量最多的一簇划分为干扰，其余两簇判定划分为真实目标(即使只存在一个假目标干扰或真、假目标的数量相同，但由于真目标样本之间存在差异，在进行聚类时，会自动将真实目标的样本进行分流，此时假目标一簇的样本数量仍为最多)。为了更好的识别后续样本，需要利用聚类结果划分的样本集进行分类器训练。因此，在第2步中，构建了一种由1维卷积神经网络和长短时记忆网络构成的双通道特征融合网络(1DCNN-LSTM)用于真、假目标识别。本网络主要包括3部分：上通道层、下通道层和特征融合层。

上通道层由1维卷积神经网络^[22]构成，其主要包括卷积层、非线性激活函数、池化层、全连接层。卷积运算是卷积神经网络的强大特征提取能力的基础，其可以表示为

$$y_j^k = f \left(\sum_{i=1}^{N_0} y_i^{k-1} * \omega_{ij}^k + b_j^k \right) \quad (20)$$

其中， y_j^k 为输出层(第 k 层)的第 j 个特征量， y_i^{k-1} 表示输入层(第 $k-1$ 层)的第 i 个特征量， N_0 为输入特征向量的长度， ω_{ij}^k 表示输入层的第 i 个特征量到输

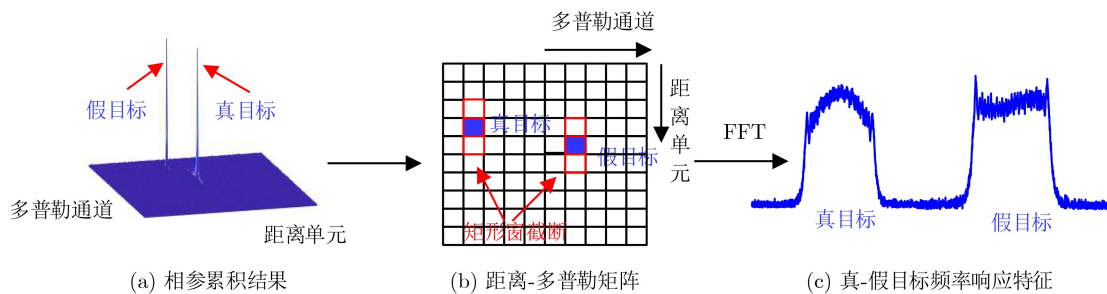


图1 特征提取流程图

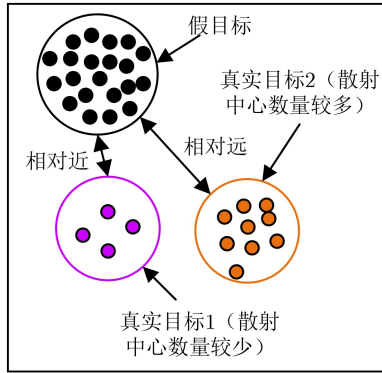


图2 聚类结果示意图

出层第 j 个特征量的权重参数， b_j^i 则表示相应的偏置参数， $f(\cdot)$ 表示激活函数。

下通道层由长短时记忆网络构成^[23]。1个LSTM网络通常由多个LSTM单元构成，每个LSTM单元包括单元状态、输入门、输出门和遗忘门构成。LSTM单元通过门结构可实现对信息的选择性删除和添加，从而实现对不同区间内的幅频响应起伏特征的保留和删除。

特征融合层包括两个全连接层，第1层主要用于对上、下通道所提取的特征进行融合，即通过对上、下通道所提取的特征进行Flatten处理后，再通过Concatenate操作进行拼接，该操作可用如式(21)进行表示

$$f_c = [f_u, f_l] \quad (21)$$

其中， f_u 为上通道所提取特征进行Flatten处理后

的结果， f_l 为下通道所提取特征进行Flatten处理后的结果。第2个全连接层用于实现特征降维和分类识别。

鉴于当雷达波束恰好扫描到目标边缘时，目标的散射中心个数较少，进行Agglomerative聚类时，会出现部分真实目标划分为假目标干扰的情况，本文在此提出一种多相参处理间隔联合决策方法。本方法将同一个“目标”在 Y 个CPI内提取到的频响特征视为一个整体，考虑到实际应用中要尽量降低漏警率，因此当其中有 X 次及以上次数被判定为真目标时，本文给出投票决策结果为真目标，否则判定为假目标。基于第2,3节分析，本文特征提取和识别的算法结构如图3所示。基本流程如下：

步骤1 对雷达回波进行脉冲压缩和相参累积处理；

步骤2 使用峰值搜索算法，确定“目标”位置，并沿距离维进行截断；

步骤3 对截断信号进行FFT处理；提取快-慢时间域联合幅频响应特征用于构建样本集；

步骤4 利用Agglomerative聚类算法将样本集划分为3簇，并将数量最多的一簇划分为干扰，其余两簇划分为目标；

步骤5 利用聚类结果构建的样本集训练1DCNN-LSTM双通道特征融合网络；

步骤6 利用1DCNN-LSTM双通道特征融合网络预测单个CPI内所有“目标”的属性；

步骤7 联合同一“目标”在一个扫描周期内

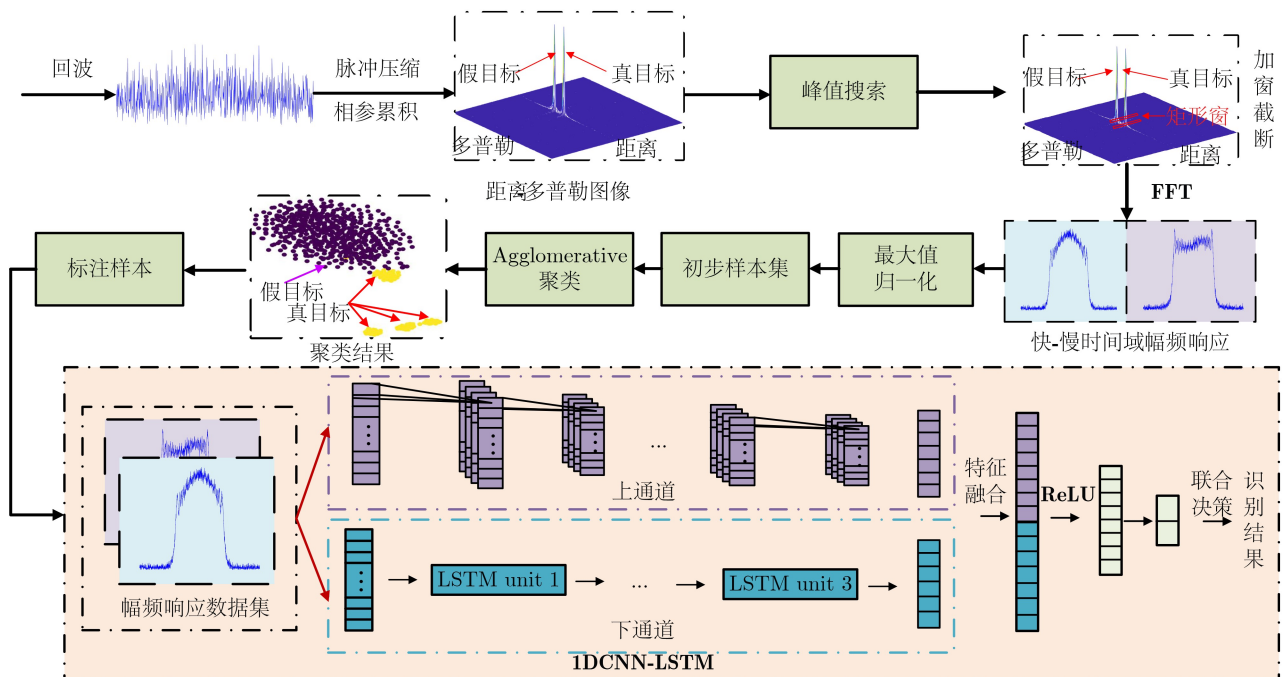


图3 算法流程

所有的预测结果，并根据X/Y逻辑准则给出最终决策结果。

4 实验分析

4.1 仿真实验验证

本节以距离-速度复合假目标干扰为例进行仿真实验验证，验证所提方法的有效性。仿真参数如表1所示，4个假目标的速度分别为-20 m/s, 7 m/s, 13 m/s, 28 m/s, 且均由同一干扰机产生，干扰机频率响应参数 $[a_0, a_j, \alpha_j, b_j, \beta_j] = [10, 0.2, 6, 0.3, 4]$ 。为模拟实际情况中目标与雷达波束的多种相对视角情况，设置雷达波束内目标散射中心个数最多时数量为7个，最少时为3个，第1个散射中心距离雷达10.5 km，后续6个散射中心距离第1个散射中心的距离分别为2.4 m, 3.4 m, 5.1 m, 5.8 m, 7.2 m, 9 m。假设第1个CPI仅扫描到前3个扫描中心；后续每一个CPI扫描到的散射中心个数以1为增量递增。假设7个散射中心的回波强度系数相同，且使得相参累积后干信比为0 dB。本文网络由两部分组成，第一部分为Agglomerative聚类，其聚类簇数为3，距离计算准则为欧式距离，链接方式为簇间平均距离最小；第二部分为1DCNN-LSTM，其上通道的网络参数如表2所示，下通道包括3个LSTM单元，输出特征长度为32，特征融合层收到来自上、下通道的特征长分别为128和32，第1个全连接层将融合特征的长度转化为64，第2个全连接层将特征的长度转化为2，并实现真、假目标识别。每种信噪比情况下用于聚类和网络训练的真实目标和假目标样本个数各为320个和1 280个，其中每个CPI内的真实目标样本各为64个，假目标样本共1 280个；测试集中5个CPI内的真实目标样本各为64个，假目标

样本共320个。

当信噪比为-18 dB时，雷达回波的脉压和相参累积结果如图4所示，共出现5个“尖峰”，其中真实目标对应的“尖峰”的位置和幅度已标出，其余4个“尖峰”为假目标干扰。经加窗截断后，真实目标在5个CPI内的快-慢时间域幅频响应特征以及假目标干扰的快-慢时间域幅频响应特征如图5所示。可见，在真实目标的散射中心较多时，其特征的起伏特性较为明显，此时与假目标干扰的特征差异较大；当散射中心个数较少时，其特征仍与假目标干扰的特征具有明显不同，但二者的相似度相对有所提高。

本文采用平均识别率(被正确识别的样本占全体测试样本的比例)、真目标识别率(被正确识别的真实目标样本占全体真实目标样本的比例)、假目标识别率(被正确识别的假目标样本占全体假目标样本的比例)对识别结果进行评价。首先，基于传统独立决策方法(将每个CPI提取到的频响特征视为独立个体，进行一一识别)，得到识别结果如图6(a)所示。在信噪比大于-20 dB后，3种识别率均能达到94%以上，并在信噪比为-18dB时，接近100%，可见基于本文所提特征进行真、假目标识别效果良好。t分布随机近邻嵌入(t-distributed Stochastic Neighbour Embedding, t-NSE)是一种非线性降维技术，通过计算两个数据之间的欧氏距离来表示数据之间的相似性，常用于高维特征数据的低维可视化^[24]。如图7，展示的是信噪比为-22 dB时利用t-NSE降维方法对Agglomerative聚类结果可视化的分布情况，可见在低信噪比情况下，进行Agglomerative聚类时，可能会出现部分真实目标特征与假目标特征分布空间混叠的情况，导致独立决策效果下降。

针对上述问题，本文在此提出一种多相参处理间隔联合决策方法。基于该决策方法的识别结果如图6(b)所示，两种决策方法的平均识别率对比如图6(c)所示。可见，联合决策法在信噪比较低时的

表1 仿真参数

参数	取值	参数	取值
载频	10 GHz	脉冲重复频率	3 kHz
脉宽	70 μ s	相参累积脉冲数量	64
带宽	25 MHz	矩形窗口长度	128
采样频率	60 MHz	截断后FFT点数	256
真实目标距离	10.5 km	真实目标速度	18 m/s
假目标个数	4	假目标距离	真实目标附近2 km

表2 1DCNN-LSTM参数

上通道	卷积核大小	激活函数	池化
卷积层1	$8 \times 1 \times 4$	ReLU	2×1
卷积层2	$8 \times 1 \times 4$	ReLU	2×1
卷积层3	$8 \times 1 \times 4$	ReLU	2×1

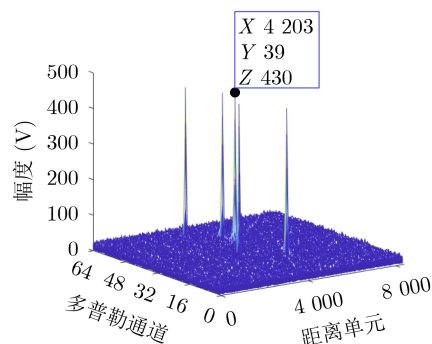


图4 信号脉压和相参累积结果

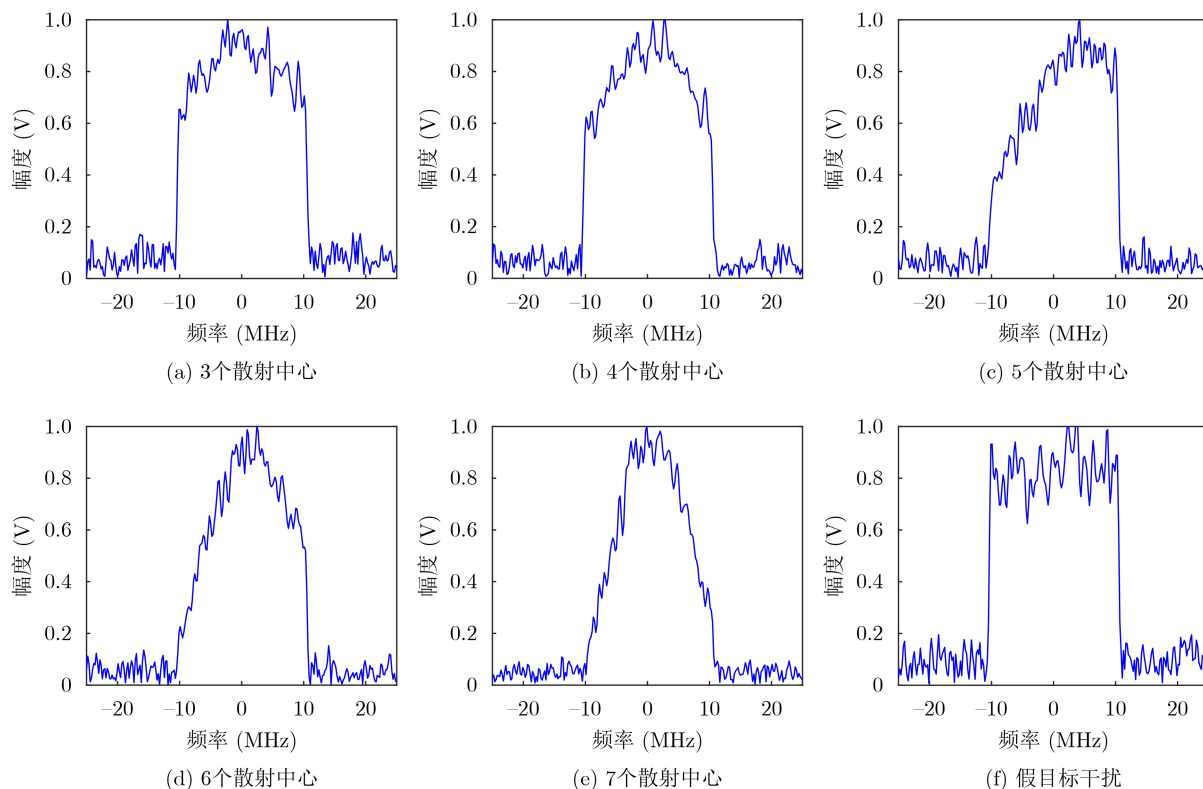


图5 真实目标和欺骗干扰假目标的快-慢时间域幅频响应特征对比

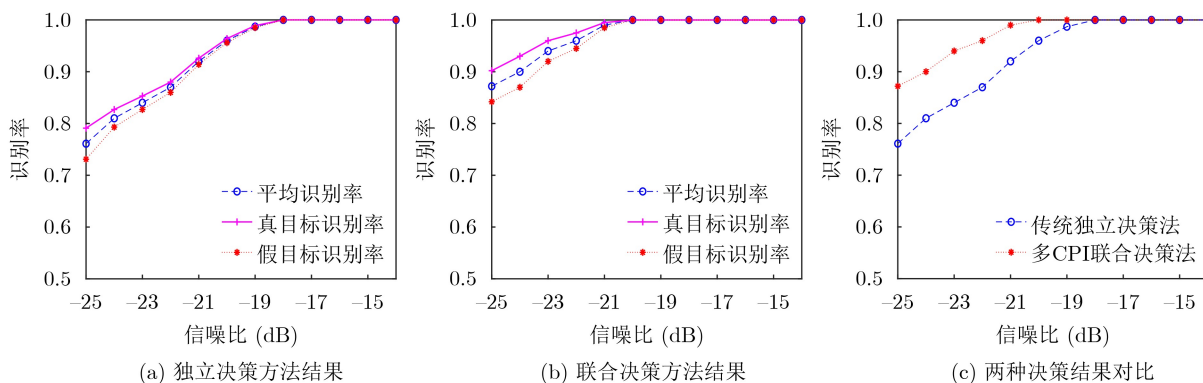


图6 仿真识别结果

性能远远高于独立决策法的性能，即使在信噪比为 -25 dB时，也能达到85%以上的平均识别率。如前文所述，当真实目标散射中心个数为5,6,7，真实目标样本内部相似度较高，而真、假目标差异较大，聚类时趋向于将该部分的真实目标样本划分为1类，同时将其与假目标样本进行区分，得到的真实目标样本集可靠性较高；当真实目标散射中心个数为3,4，此时真实目标样本内部间相似度较高，真、假目标差异相对较小，聚类时趋向于将该部分的真实目标样本划分为1类，但相对而言，其与假目标样本区分难度大于前者，因此信噪比低时可能会发生真、假目标样本分布空间部分交叠的情况，导致部分样本的可靠性不高。综上所述，以上

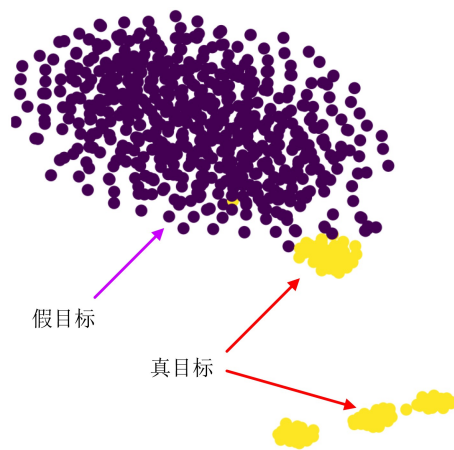


图7 聚类结果可视化

3/5的真实目标样本集具有最高的置信度，在进行联合决策后，识别的性能和可靠性得以提升。如前文分析，通过脉压、相参累积和加窗截断获得的信噪比增益约为33 dB因此本文所提取的特征在低信噪比情况下依然具有很高的稳定性，从而能够对真、假目标进行很好的辨识。

4.2 实测实验验证

本实验中，雷达对参考目标所在区域进行扇扫，实验参数如表3所示，参考目标为一小型货轮，处于低速运动状态。经估计，在一个扫描周期内，雷达天线波束扫描到目标的平均次数为5次。干扰机先后释放了距离多假目标、速度假目标、距离-速度复合假目标、转发式密集假目标四种干扰。干扰释放前，共采集了900组真实目标回波数据；干扰释放后，每种干扰各采集到700组数据(共2 800组干扰数据)，每种干扰情况下各采集到300组真实目标数据(共1 200组数据)。本次实验中，选取4种假目标干扰样本各400组以及干扰释放前采集的900组真实目标回波样本模拟在线聚类和网络训练；随后，选择4种假目标干扰样本各300组以及干扰释放后采集的1 200组真实目标回波样本进行网络性能测试。在实测数据中，所用的矩形窗口长度为128，截断处理后对信号进行256点FFT处理，然后输入算法进行训练和测试。

本文方法在实测数据上的表现如表4所示，可见本文方法在实测数据上表现良好，仅采用独立决策方法进行判断时，3种识别率均能够达到85%以上。采用所提出的联合决策法进行判断时，识别性能得到大幅度提升，3种识别率均达到95%以上。综上所述，本实测数据实验证明了所提方法的有效性。

4.3 对比实验

首先，以距离-速度复合假目标为例，将本文方法与文献[14]中的基于时频图特征的智能识别方

法进行对比。在本实验中，将真实目标的散射中心固定为4个，干扰机的频率响应参数与4.1节相同。为公平起见，两种方法均采用3层卷积神经网络进行实验，假设每一个信噪比下真、假目标的测试样本均为1 000个，统一采用独立决策法进行判断，识别结果如表5所示。可见，在所列举的信噪比范围内，本文方法识别率始终大于99%，而对比方法的识别性能始终低于本文方法。这是因为本文方法经过多脉冲联合处理后，特征在低信噪比时可以得到很好保留，而对比文献方法仅使用单个脉冲进行判断，特征受噪声影响严重。

其次，以距离多假目标干扰为例，将本文方法与文献[6]中的基于时、频域内多特征融合的智能识别方法进行对比。本实验中，干信比设置为3 dB，其余仿真条件与第1个对比实验相同，得到对比结果如表6所示。可见，在当前仿真条件下，本文方法对真、假目标的识别率接近100%，而对比文献方法的识别率始终低于本文方法。

为进一步说明本文方法的优越性，以转发式密集假目标干扰为例，将本文方法与文献[25]中的经典方法进行比较，仿真参数与第一个对比实验相同。文献[25]根据干扰机调制资源不足的特点，指出在一个CPI内，干扰信号幅度和多普勒频率均为固定值，或仅在有限几个值中随机选取，然后利用该特性和基于准贝叶斯结构的证据理论对真、假目标进行识别。本实验的仿真参数与第1个对比实验所用

表 5 平均识别率与文献[14]对比结果(%)

信噪比(dB)	本文方法	文献[14]方法
-12	99.2	53.6
-11	99.4	65.2
-10	99.3	80.5
-9	99.7	90.3
-8	99.8	95.8
-7	100.0	98.7
-6	100.0	99.7

表 6 平均识别率与文献[6]对比结果(%)

信噪比(dB)	本文方法	文献[6]方法
-8	99.8	78.2
-7	99.8	84.6
-6	100.0	91.3
-5	99.9	93.2
-4	100.0	95.1
-3	100.0	97.2
-2	100.0	98.4

表 3 实测数据实验参数

参数	取值	参数	取值
载频	10 GHz	脉冲重复频率	3 kHz
脉宽	60 μ s	相参累积脉冲数量	64
带宽	30 MHz	真实目标距离	8.5 km
采样频率	80 MHz	假目标距离	真实目标附近1 km

表 4 实测数据上识别结果(%)

决策方法	平均识别率	真实目标识别率	假目标识别率
独立决策法	86.7	88.3	85.1
联合决策法	95.8	96.7	95.0

参数相同,得到对比结果如表7所示。可见,本文方法的识别率始终大于99%,而文献[25]方法的识别率约为92%,本文方法明显优于对比文献中的方法。通过3组对比实验,充分说明了本文方法的优越性。

表7 平均识别率与文献[25]对比结果(%)

信噪比(dB)	本文方法	文献[25]方法
-8	99.1	92.4
-7	99.3	91.8
-6	99.3	92.7
-5	99.7	91.5
-4	99.8	92.7
-3	100.0	93.4
-2	100.0	92.9

5 结论

针对传统假目标干扰智能识别方法需要大量样本信息,且在低信噪比条件下不稳定的难题,本文提出一种基于多相参处理间隔频响特征聚类的真、假目标无监督鉴别方法。该方法首先提取真、假目标快-慢时间域频率响应特征构建样本集;然后利用Agglomerative 聚类算法对样本集进行标注,通过双通道特征融合网络实现真、假目标的识别;最后,提出一种多相参处理间隔联合决策方法提升识别结果的可靠性。实测数据表明,在面临距离多假目标、速度假目标、距离-速度复合假目标、转发式密集假目标的联合干扰时,所提方法具有良好的真-假目标的识别能力。

参考文献

- [1] 温镇铭, 王国宏, 张亮, 等. 基于正负频偏脉冲压缩相参积累的移频干扰鉴别方法[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(8): 2936–2944. doi: [10.11999/JEIT220873](https://doi.org/10.11999/JEIT220873).
- [2] 张洋, 位寅生, 于雷. 抗主瓣多假目标欺骗干扰EPC-MIMO波形自适应优化设计技术[J]. 电子学报, 2022, 50(3): 513–523. doi: [10.12263/DZXB.20210329](https://doi.org/10.12263/DZXB.20210329).
- [3] 王国宏, 孙殿星, 白杰, 等. 基于预估-反馈联合处理的射频噪声干扰抑制算法[J]. 航空学报, 2018, 39(3): 321500. doi: [10.7527/S1000-6893.2017.21500](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2017.21500).
- [4] 孙闽红, 丁辰伟, 张树奇, 等. 基于统计相关差异的多基地雷达拖引欺骗干扰识别[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(12): 2992–2998. doi: [10.11999/JEIT190634](https://doi.org/10.11999/JEIT190634).
- [5] SUN Minhong, DING Chenwei, ZHANG Shuqi, et al. Recognition of deception jamming based on statistical correlation difference in a multistatic radar system[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(12): 2992–2998. doi: [10.11999/JEIT190634](https://doi.org/10.11999/JEIT190634).
- [6] WU Qihua, ZHAO Feng, AI Xiaofeng, et al. Two-dimensional blanket jamming against ISAR using Nonperiodic ISRJ[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(11): 4031–4038. doi: [10.1109/JSEN.2019.2897363](https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2897363).
- [7] ZHOU Hongping, DONG Chengcheng, WU Ruowu, et al. Feature fusion based on bayesian decision theory for radar deception jamming recognition[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 16296–16304. doi: [10.1109/ACCESS.2021.3052506](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3052506).
- [8] XU Chang, YU Lei, WEI Yinsheng, et al. Research on active jamming recognition in complex electromagnetic environment[C]. 2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing (ICSIDP), Chongqing, China, 2019: 1–5. doi: [10.1109/ICSIDP47821.2019.9173455](https://doi.org/10.1109/ICSIDP47821.2019.9173455).
- [9] HAO Zhimei, YU Wen, and CHEN Wei. Recognition method of dense false targets jamming based on time-frequency atomic decomposition[J]. *The Journal of Engineering*, 2019, 2019(20): 6354–6358. doi: [10.1049/joe.2019.0147](https://doi.org/10.1049/joe.2019.0147).
- [10] SU Detao and GAO Meiguo. Research on jamming recognition technology based on characteristic parameters[C]. 2020 IEEE 5th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), Nanjing, China, 2020: 303–307. doi: [10.1109/ICSIP49896.2020.9339393](https://doi.org/10.1109/ICSIP49896.2020.9339393).
- [11] 周红平, 王子伟, 郭忠义. 雷达有源干扰识别算法综述[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(1): 1–20. doi: [10.16337/j.1004-9037.2022.01.001](https://doi.org/10.16337/j.1004-9037.2022.01.001).
- [12] ZHOU Hongping, WANG Ziwei, and GUO Zhongyi. Overview on recognition algorithms of radar active jamming[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2022, 37(1): 1–20. doi: [10.16337/j.1004-9037.2022.01.001](https://doi.org/10.16337/j.1004-9037.2022.01.001).
- [13] BHATTI F A, KHAN M J, SELIM A, et al. Shared

- spectrum monitoring using deep learning[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2021, 7(4): 1171–1185. doi: [10.1109/TCCN.2021.3071149](https://doi.org/10.1109/TCCN.2021.3071149).
- [12] 韦文斌, 彭锐晖, 孙殿星, 等. 基于频响特性的大起伏密集假目标干扰识别技术[J]. *兵工学报*, 2023, 44(10): 3204–3217. doi: [10.12382/bgxb.2022.0610](https://doi.org/10.12382/bgxb.2022.0610).
WEI Wenbin, PENG Ruihui, SUN Dianxing, *et al.* Recognition of dense false target jamming with large fluctuations using frequency response characteristics[J]. *Acta Armamentarii*, 2023, 44(10): 3204–3217. doi: [10.12382/bgxb.2022.0610](https://doi.org/10.12382/bgxb.2022.0610).
- [13] LIU Qiang and ZHANG Wei. Deep learning and recognition of radar jamming based on CNN[C]. 2019 12th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID), Hangzhou, China, 2019: 208–212. doi: [10.1109/ISCID.2019.00054](https://doi.org/10.1109/ISCID.2019.00054).
- [14] LV Qinzhe, QUAN Yinghui, FENG Wen, *et al.* Radar deception jamming recognition based on weighted ensemble CNN with transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5107511. doi: [10.1109/TGRS.2021.3129645](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3129645).
- [15] 张顺生, 陈爽, 陈晓莹, 等. 面向小样本的多模态雷达有源欺骗干扰识别方法[J]. *雷达学报*, 2023, 12(4): 882–891. doi: [10.12000/JR23104](https://doi.org/10.12000/JR23104).
ZHANG Shunsheng, CHEN Shuang, CHEN Xiaoying, *et al.* Active deception jamming recognition method in multimodal radar based on small samples[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(4): 882–891. doi: [10.12000/JR23104](https://doi.org/10.12000/JR23104).
- [16] LIU Jin, HE Siyuan, ZHANG Lei, *et al.* An automatic and forward method to establish 3-D parametric scattering center models of complex targets for target recognition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(12): 8701–8716. doi: [10.1109/TGRS.2020.2989856](https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2989856).
- [17] PENG Ruihui, WEI Wenbin, SUN Dianxing, *et al.* A positive-unlabeled radar false target recognition method based on frequency response features[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2023, 30: 1067–1071. doi: [10.1109/LSP.2023.3305192](https://doi.org/10.1109/LSP.2023.3305192).
- [18] DAI Fengzhou, LIU Jiang, TIAN Long, *et al.* An end-to-end approach for rigid-body target micro-Doppler analysis based on the asymmetrical autoencoding network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 1–19. doi: [10.1109/TGRS.2023.3255863](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3255863).
- [19] FISHER P O and AL-SARAWI S F. An optimized segmented quasi-memoryless nonlinear behavioral modeling approach for RF power amplifiers[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2018, 66(1): 294–305. doi: [10.1109/TMTT.2017.2723010](https://doi.org/10.1109/TMTT.2017.2723010).
- [20] 邢孟道, 王彤, 李真芳, 等. 雷达信号处理基础[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 143–144.
XING Mengdao, WANG Tong, LI Zhenfang, *et al.* Fundamentals of Radar Signal Processing[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008: 143–144.
- [21] SUN Kun and TAO Wenbing. A constrained radial agglomerative clustering algorithm for efficient structure from motion[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(7): 1089–1093. doi: [10.1109/LSP.2018.2839022](https://doi.org/10.1109/LSP.2018.2839022).
- [22] YU Zhengyang, TANG Jianlong, and WANG Zhao. GCPS: A CNN performance evaluation criterion for radar signal intrapulse modulation recognition[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(7): 2290–2294. doi: [10.1109/LCOMM.2021.3070151](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2021.3070151).
- [23] WEI Shunjun, QU Qizhe, ZENG Xiangfeng, *et al.* Self-attention Bi-LSTM networks for radar signal modulation recognition[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2021, 69(11): 5160–5172. doi: [10.1109/TMTT.2021.3112199](https://doi.org/10.1109/TMTT.2021.3112199).
- [24] PAN Mian, JIANG Jie, KONG Qingpeng, *et al.* Radar HRRP target recognition based on t-SNE segmentation and discriminant deep belief network[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(9): 1609–1613. doi: [10.1109/LGRS.2017.2726098](https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2726098).
- [25] 孙殿星, 陈翔, 万建伟, 等. 基于多特征的密集假目标干扰融合识别与抑制[J]. *系统工程与电子技术*, 2018, 40(10): 2207–2215. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.08](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.08).
SUN Dianxing, CHEN Xiang, WAN Jianwei, *et al.* Fusion identification and suppression technique against concentrated false targets jamming based on multiple features[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2018, 40(10): 2207–2215. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.08](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2018.10.08).
- 韦文斌：博士生，研究方向为雷达抗干扰、雷达信号处理。
彭锐晖：博士，副教授，研究方向为雷达抗干扰、雷达目标特性。
孙殿星：博士，副教授，研究方向为雷达抗干扰、目标跟踪。
谭顺成：博士，副教授，研究方向为雷达抗干扰、目标跟踪。
宋颖娟：硕士生，研究方向为雷达抗干扰、深度学习。
张家林：硕士生，研究方向为雷达抗干扰、深度学习。

责任编辑：余蓉