

DOI: 10.7652/xjtuxb201910014

多类型的雷达有源干扰感知新方法

刘明骞, 高晓腾, 张俊林

(西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室, 710071, 西安)

摘要: 针对雷达有源干扰可识别的类型有限且识别效果欠佳的问题,提出了一种多类型雷达有源干扰识别新方法。该方法首先利用变分模态分解对雷达有源干扰信号进行分解,得到具有不同中心频率带宽有限的固有模态分量,然后分别计算每个固有模态分量相应的矩形积分双谱,并计算其 Renyi 熵以组成特征参量,最后采用随机森林分类器将多个随机决策树的结果取众数,从而实现了雷达有源干扰类型的识别。仿真结果表明,所提方法不但能够有效地识别多种不同类型的雷达有源干扰,而且具有良好的抗噪声性能和稳健性。与基于熵理论的识别方法和基于时频特征的识别方法相比,当信噪比为 5 dB 时,压制式干扰识别率分别提高了 0.33% 和 1.75%;与基于时频图的识别方法和基于时频分布的识别方法相比,当信噪比为 0 dB 时,拖引欺骗干扰识别率分别提高了 3.89% 和 5.06%。

关键词: 雷达有源干扰;干扰识别;变分模态分解;矩形积分双谱;Renyi 熵;随机森林

中图分类号: TN974 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)10-0103-06

A Novel Sensing Method for Multi-Types of Radar Active Jamming

LIU Mingqian, GAO Xiaoteng, ZHANG Junlin

(State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A new recognition method for multi-types radar active jamming is proposed to solve the problem that the identifiable types of radar active jamming are limited and the recognition is not very effective. Firstly, the variational mode decomposition is used to decompose signals of radar active jamming to obtain the intrinsic mode functions with different center frequencies and different bandwidths. Then, the rectangular integral bispectrum is calculated for each intrinsic mode function and its Renyi entropy is used as a characteristic parameter. Finally, a random forest classifier is employed to take results of multiple random decision trees and to realize the identification of multi-types of radar active jamming. Simulation results show that the proposed method not only effectively identifies many different types of radar active jamming, but also has good anti-noise performance and robustness. Comparisons with the recognition method based on entropy theory and the recognition method based on time-frequency feature show that when the signal-to-noise ratio is 5 dB, the suppression interference recognition rate increases by 0.33% and 1.75%, respectively; and comparisons with the time-frequency map recognition method and the time-frequency distribution-based identification method show that when the signal-to-noise ratio is 0 dB, the scoring deception interference recognition rate increases by 3.89% and 5.06%, respectively.

Keywords: radar active jamming; jamming recognition; variational mode decomposition; square integral bispectrum; Renyi entropy; random forest

雷达有源干扰一般是指蓄意地向雷达系统发射干扰信号,阻碍其目标探测信息的获取^[1-3]。雷达有源干扰识别技术在电子侦察、雷达抗干扰技术领域发挥着重要作用,该技术是在雷达遭受到敌方实施的有源干扰后,对干扰进行分析,判别其所使用的具体干扰制式^[4]。当确定了具体的干扰制式,才可以实施相应的有效抗干扰措施,从而增强雷达在复杂电磁环境下的抗干扰性能。

近年来,一些学者开展了雷达有源干扰识别技术的研究。文献[5]提出了一种基于时频图特征提取的拖引式欺骗干扰识别方法,但该方法存在可识别干扰类型有限的缺陷。文献[6]提出了一种基于神经网络分类器的复合干扰信号识别方法,但该方法存在识别性能不稳定的缺陷。文献[7]出了一种基于双基地雷达信息冗余的距离欺骗干扰识别方法,但是该方法有必须依靠多基地雷达才能完成识别。文献[8]提出了一种基于卷积神经网络的压制式干扰识别方法,但是该方法不适应于欺骗式干扰识别。文献[9]提出了一种基于时频分布特征的拖引式欺骗干扰的识别方法,但是该方法可识别的干扰类型有限。文献[10]提出了一种基于熵理论的压制式和欺骗式干扰识别方法,但是该方法存在高信噪比时识别性能不稳定的缺陷。文献[11]提出了一种基于时频特征提取和支持向量机分类器的压制式干扰识别方法,但是该方法存在计算过于复杂的缺陷。上述方法针对不同的干扰样式进行了特征分析和分类器设计,但是所考虑的干扰种类过于单一,而且方法的抗噪声能力较差。

针对上述问题,本文提出了一种多类型的雷达有源干扰识别方法,该方法首先利用变分模态分解(VMD)对接收到的干扰信号进行分解,得到干扰信号不同的模态分量(IMF),然后计算每个IMF的矩形积分双谱(SIB)并求其Renyi熵,由此构建特征参量,最后采用随机森林分类器实现了多类型有源干扰的识别。本文所提方法的识别类型不再局限于单一的压制式干扰,对于假目标干扰和拖引欺骗干扰也均具有良好的识别效果。仿真结果表明,当信噪比为4 dB时,本文方法的压制式干扰和假目标干扰的识别率均达到100%,当信噪比为6 dB时,拖引欺骗干扰的识别率均达到100%。可见,本文所提方法是有效可行的。

1 雷达有源干扰信号模型

根据干扰产生方式及其作用效果的不同,雷达有源干扰可以分为压制式干扰和欺骗式干扰^[12]。压制式干扰旨在淹没真实回波信号,按照不同的噪声调制方式,压制式干扰可以分为射频噪声干扰、噪声调幅干扰、噪声调频干扰。其中,射频噪声干扰可表示为

$$J(t) = U(t)\cos(\omega t + \phi(t)) \quad (1)$$

式中: $U(t)$ 为射频噪声的包络,并服从瑞利分布; ω 为载频; $\phi(t)$ 为相位,并在 $[0, 2\pi]$ 上服从均匀分布,且与 $U(t)$ 互相独立。噪声调频干扰可表示为

$$J(t) = U\cos(\omega t + 2\pi K \int_0^t u(t')dt' + \varphi) \quad (2)$$

式中: U 为幅度; φ 为初始相位,并在 $[0, 2\pi]$ 上服从均匀分布,且与调制噪声 $u(t')$ 互相独立; ω 为中心频率; K 是频率调制的斜率,表示单位强度的调制信号引起的频率变化大小。噪声调幅干扰可表示为

$$J(t) = (U + U_n(t))\cos(\omega t + \varphi) \quad (3)$$

式中: $U_n(t)$ 为调制噪声,均值为0、方差为 σ^2 ,取值在 $[-U_0, \infty)$ 中; φ 与 $U_n(t)$ 互相独立。

欺骗式干扰根据其作用效果又可以划分为假目标干扰和拖引欺骗干扰。假目标干扰包括速度假目标干扰、距离假目标干扰、速度距离复合假目标干扰以及转发式密集假目标干扰^[13]。速度假目标干扰可表示为

$$J(t) = U\exp\left[j(\omega + \omega_d)\varphi\left(t - \frac{2R(t)}{c}\right)\right] \quad (4)$$

式中: $R(t)$ 为目标真实距离; ω_d 为相对于真实目标的频率偏差; c 为光速。距离假目标干扰表示为

$$J(t) = U\exp\left[j(\omega)\left(t - \frac{2R(t)}{c} - \Delta\tau\right)\right] \quad (5)$$

式中: $\Delta\tau$ 为相对于目标的时延。距离速度复合假目标干扰可表示为

$$J(t) = U\exp\left[j(\omega + \omega_d)\left(t - \frac{2R(t)}{c}\right)\right] + U\exp\left[j(\omega)\left(t - \frac{2R(t)}{c} - \Delta\tau\right)\right] \quad (6)$$

转发式密集假目标干扰可表示为^[14]

$$J(t) = U \sum_{m=1}^{M-1} \text{rect}\left(\frac{t - \tau - mT_m}{T_m}\right) \exp[j\pi K_m(t - \tau - mT_m)^2] \quad (7)$$

式中: τ 为干扰机时延; T_m 为子脉冲持续时间; K_m 为子脉冲调制斜率。拖引欺骗干扰包括速度拖引欺骗干扰、距离拖引欺骗干扰和距离-速度拖引欺骗干扰^[15]。速度拖引欺骗干扰可表示为

$$J(t) = U \exp \left[j(\omega + \omega_d + \omega_f(t - t_s)) \left(t - \frac{2R(t)}{c} \right) \right] \quad (8)$$

式中: ω_f 为频率拖引速度; t_s 为拖引开始时间。距离拖引欺骗干扰可表示为

$$J(t) = U \exp \left[j(\omega) \left(t - \frac{2R(t)}{c} - \frac{2v(t - t_s)}{c} \right) \right] \quad (9)$$

式中: v 为距离拖引速度。距离-速度拖引欺骗干扰可表示为

$$J(t) = U \exp \left[j(\omega + \omega_d + \omega_f(t - t_s)) \cdot \left(t - \frac{2R(t)}{c} - \frac{2v(t - t_s)}{c} \right) \right] \quad (10)$$

2 雷达有源干扰的识别方法

2.1 变分模态分解

变分模态分解抛弃了经验模态分解(EMD)使用的递归方法,即从原始信号中剥离子信号的方法,它假设组成原始信号的每个模态具有不同的中心频率和有限的带宽,并且将各模态的总带宽最小值作为目标进行求解,这样就将一个模态估计问题转化为一个变分问题最优化求解问题^[16]。该方法利用交替方向乘子法迭代搜寻最优解最终确定每个模态的中心频率及带宽,从而实现了信号的频域分割及子信号分离,避免了 EMD 和局部均值分解各模态边界模糊、频域分割混叠及对采样频率敏感等缺点。

变分模态分解首先需定义一个幅度和频率调制信号 $u_k(t)$ 作为本征第 k 个模态函数,其数学表达式如下^[17]

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)) \quad (11)$$

式中: $A_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值; $\dot{\phi}_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时频率, $\dot{\phi}_k(t) = d\phi_k(t)/dt$ 。对 $u_k(t)$ 进行 Hilbert 变换得到其解析信号

$$\hat{u}_k(t) = \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \quad (12)$$

式中: $\delta(t)$ 为单位冲激函数; j 为虚数单位; $*$ 为卷积符号。对得到的解析信号乘以移频因子 $\exp(-j\omega_k t)$, 调整其中心频率

$$\hat{u}_k(t) e^{-j\omega_k t} = \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] * \exp(-j\omega_k t) \quad (13)$$

式中: ω_k 为中心频率。然后, 计算式(13)梯度的平方范数估算出其频带宽度

$$B_u = \left\| \frac{\partial \left[(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t)}{\partial t} \right\|_2^2 \quad (14)$$

VMD 算法的目标为个模态带宽之和最小, 可以表示为如下约束变分优化问题

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \frac{\partial \left[(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t)}{\partial t} \right\|_2^2 \right\} \quad \text{s. t.} \quad \sum_k u_k(t) = f(t) \quad (15)$$

式中: $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_K\}$ 表示 K 个 IMF 分量集; $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_K\}$ 表示各 IMF 分量的中心频率集; $f(t)$ 为被分阶解信号。为求式(15)的最优解, 引入二次惩罚因子 α (也称平衡约束参数) 和拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$ 将该约束条件转化为非约束条件, 则广义拉格朗日乘数表达式为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \frac{\partial \left[(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t)}{\partial t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (16)$$

得到该二次优化问题的解为

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (17)$$

式中: $\hat{u}_k(\omega)$ 为 $u_k(t)$ 的傅里叶变换估计; $\hat{f}(\omega)$ 为 $f(t)$ 的傅里叶变换估计。中心频率 ω_k 只存在于带宽估计项之中, 可从式(17)中求解

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \left\| \frac{\partial \left[(\delta(t) + j/\pi t) u_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t)}{\partial t} \right\|_2^2 \right\} \quad (18)$$

同样, 变换到频域, 则有

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \int_0^\infty (\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega \right\} \quad (19)$$

其中, 中心频率的更新方法为

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega_k |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (20)$$

式中: $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 可以看作对当前剩余量 $\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega)$ 进行维纳滤波的结果; ω_k^{n+1} 相当于当前所求模态函数频域的重心。最后, 将 $\{\hat{u}_k(\omega)\}$ 从频域转

换到时域,并求其实部就是所求模态函数 $\{u_k(t)\}$ 。

2.2 矩形积分双谱

VMD 分解可以将非平稳的雷达干扰信号分解为多个拥有不同中心频率的有限带宽固有模态,剥离了特征提取的不稳定因素,并具有较好的抗噪声能力。双谱是高阶谱分析的一种,它能够很好地分析非线性、非高斯信号,而且双谱估计方法较为简单。双谱中包含有功率谱没有的相位信息,更适合于有源干扰信号分析^[18]。由于双谱的维数过多,直接使用其作为特征将导致计算复杂度过大,且双谱特征包含的冗余特征也较多,因此本文提取基于VMD的矩形积分双谱的特征。模态分量信号 $y_i(t)$ 的双谱 $B_{y_i}(\omega_1, \omega_2)$ 可表示为

$$B_{y_i}(\omega_1, \omega_2) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} C_{3y_i}(\tau_1, \tau_2) \exp[-j(\omega_1 \tau_1 + \omega_2 \tau_2)] d\tau_1 d\tau_2 \quad (21)$$

式中: $C_{3y_i}(\tau_1, \tau_2)$ 为 $y_i(t)$ 的3阶累积量,可表示为

$$C_{3y_i}(\tau_1, \tau_2) = \int_{-\infty}^{+\infty} y_i^*(t) y_i(t + \tau_1) y_i(t + \tau_2) dt \quad (22)$$

则相应模态分量子信号 $y_i(t)$ 的矩形积分双谱 $S_{y_i}(\omega)$ 可表示为

$$S_{y_i}(\omega) = \oint B_{y_i}(\omega_1, \omega_2) d\omega_1 d\omega_2 \quad (23)$$

2.3 Renyi 熵

Renyi 熵是信息熵的一种,能够很好地表征矩形积分双谱的空间分布及复杂度^[19]。有源干扰的不同模态的矩形积分双谱的 Renyi 熵可以表示为

$$R^a[S_{y_k}(\omega)] = \frac{1}{1-\alpha} \log \frac{\int S_{y_k}(\omega)^\alpha d\omega}{\int S_{y_k}(\omega) d\omega} \quad (24)$$

式中: α 为 Renyi 熵的阶数, α 为大于1的常数。

变分模态分解实现了对干扰信号的降噪和不同频率成分分离的功能,此外,每个模态所对应的矩形积分双谱的 Renyi 熵可凸显不同干扰类型之间的差异,所以将其构建为特征向量 γ ,可表示为

$$\gamma = [R^a[S_{y_1}(\omega)], R^a[S_{y_2}(\omega)], \dots, R^a[S_{y_K}(\omega)]] \quad (25)$$

式中: $S_{y_k}(\omega)$ 表示干扰信号第 k 个模态分量对应的矩形积分双谱; $R^a(\cdot)$ 表示阶数为 α 的 Renyi 熵。

2.4 随机森林分类器

随机森林(RF)是一种性能良好的集成学习分类器系统,它由多个单一随机决策树组合而成^[20]。

在训练过程中,从训练集中随机的训练样本对每颗树进行训练,每个单颗树均是一个弱分类器,RF 分类器输出结果由单一决策树结果的众数所决定,从而减轻分类问题易出现的过拟合问题。RF 分类器由 N 个随机决策树构成,假设要处理一个 M 类分类问题,对于某个样本 p ,单颗树 n 都会有 M 种输出结果 $p_{(n,p)}(f(p)=C)$, $C=\{1,2,\dots,M\}$,RF 分类器的最终结果取决于所有单颗树结果的平均

$$\hat{F}(p) = \arg \max_C p_C(p) = \arg \max_C \frac{1}{N} \sum_{n=1,\dots,N} p_{(n,p)}(f(p)=C) \quad (26)$$

式中: C 为最终分类结果; $p_C(p)$ 为单棵树输出结果均值; $\arg \max_C p_C(p)$ 表示当 $p_C(p)$ 取最大值时 C 的取值。

2.5 雷达有源干扰的识别方法步骤

综上所述,本文所提出的多类型雷达有源干扰识别方法的具体步骤如下:

步骤1 利用式(17)得到各种干扰信号的不同的IMF;

步骤2 利用式(23)得到每个不同IMF的矩形积分双谱 $S_{y_i}(\omega)$;

步骤3 利用式(25)得到矩形积分双谱 $S_{y_i}(\omega)$ 的Renyi熵,并构造特征向量 γ ;

步骤4 利用式(26)得到RF分类器的输出,从而实现多类型雷达有源干扰的识别。

3 仿真结果及分析

为了验证所提方法的可行性,进行MATLAB仿真实验。仿真实验中选取射频噪声干扰、噪声调频干扰和噪声调幅干扰3种压制式干扰,速度假目标干扰、距离假目标干扰、距离速度复合假目标干扰和转发式密集假目标4种假目标干扰,速度拖引欺骗干扰、距离拖引欺骗干扰和距离-速度拖引欺骗干扰3种拖引欺骗干扰,具体参数设置如下:雷达信号脉内调制为LFM,带宽为4 MHz,脉冲宽度为50 μ s,采样频率为16 MHz,距离假目标干扰欺骗距离为1.5 km,速度假目标干扰欺骗速度为40 kHz,密集假目标转发数量为4,干信比(R_{IS})为5 dB,本文干信比的定义为 $R_{IS} = 10 \lg(P_J/P_{Echo})$,其中, P_J 为干扰信号功率, P_{Echo} 为目标回波信号功率,即干扰信号功率与目标回波信号功率之比。距离拖引速率为750 m/s,速度拖引速率为50 kHz/s,干信比 $R_{IS} = 3$ dB。信噪比从0 dB以1为步长递增至10 dB,本文信噪比的定义为 $R_{SN} = 10 \lg((P_J + P_{Echo})/P_N)$,其

中, P_N 为高斯噪声功率,即干扰信号与目标回波信号所叠加的信号功率与高斯噪声功率之比。每个信噪比下每种信号进行 600 次实验,共产生 46 200 个随机样本,其中 23 100 个样本作为训练,23 100 个样本作为测试。随机森林分类器中决策树数量为 200,特征数量为 5,随机特征选择数量为 2,其中,单颗树训练样本集大小为 23 100,单颗树划分标准为基尼指数最小化,决策树生长停止条件为当前样本中基尼指数小于 0。

为了验证所提方法对压制式干扰和假目标干扰识别的有效性,对于常见的压制式干扰和假目标干扰共 7 种进行识别,其仿真结果如图 1 所示。从图 1 中可以看出:随着信噪比的增加,不同干扰类型的识别率也随之增加;当信噪比为 2 dB 时,不同类型的有源干扰识别率均达到 90% 以上;当信噪比为 4 dB 时,识别率均达到 100%。由此可见,本文所提方法对多类型的雷达有源干扰识别是有效可行的。

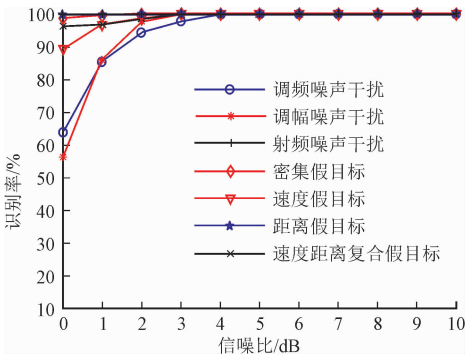


图 1 多类型干扰识别性能

为了验证本文方法对拖引欺骗干扰识别的有效性,对于速度拖引欺骗干扰、距离拖引欺骗干扰和距离-速度拖引欺骗干扰进行识别,其仿真结果如图 2 所示。从图 2 中可以看出,拖引欺骗干扰识别性能随着信噪比的增加而提高,当信噪比为 1 dB 时,识别率均达到 90% 以上,当信噪比为 6 dB 时,识别率均达到 100%。由此可见,本文方法对于拖引欺骗

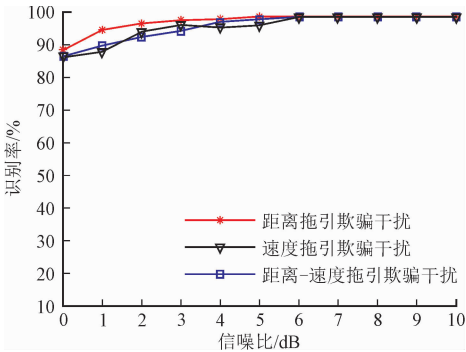


图 2 拖引欺骗干扰识别性能

干扰也具有良好的识别性能。

考虑频率偏移对于假目标干扰的影响,在频率偏移分别为 38、40、42 kHz 下,对速度假目标干扰和速度距离复合假目标干扰进行识别,其仿真结果如图 3 所示。从图 3 中可以看出,在不同频率偏移下,当信噪比为 2 dB 时,速度假目标和速度距离复合假目标干扰识别率均达到 90% 以上,当信噪比为 5 dB 时,识别率均达到 100%。由此可见,本文方法中速度假目标和速度距离复合假目标干扰的识别对于频率偏移是稳健的。

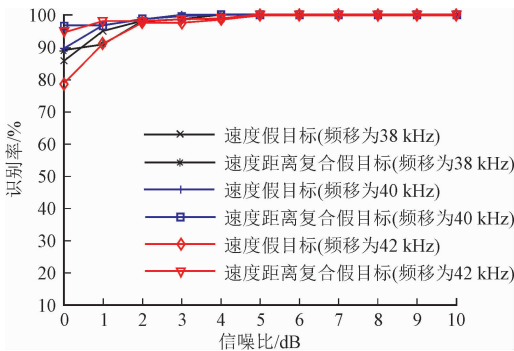


图 3 频率偏移变化对于干扰识别性能的影响

考虑时延对于假目标干扰的影响,在时延分别为 10、20、30 μs 下,对距离假目标干扰和速度距离复合假目标干扰进行识别,其仿真结果如图 4 所示。从图 4 中可以看出,在不同时延下,当信噪比为 1 dB 时,距离假目标和速度距离复合假目标干扰识别率均达到 90% 以上,当信噪比为 4 dB 时,识别率均达到 100%。由此可见,所提方法中距离假目标和速度距离复合假目标干扰的识别对于时延是稳健的。密集假目标为目标回波的密集转发,因此频率偏移和时延变化对密集型假目标不产生影响。

在相同的实验环境和参数设置下,将本文所提方法与文献[10]方法和文献[11]方法中的压制式干扰的平均识别性能进行对比,其结果如表 1 所示。从表 1 中可以看出,在低信噪比下,本文所提方法的

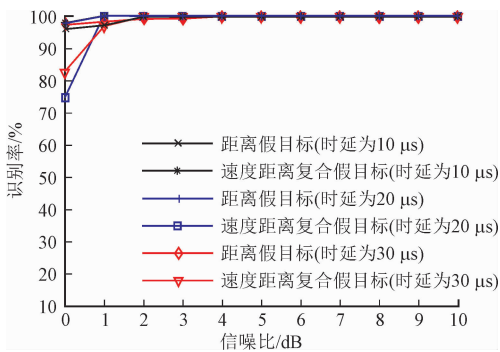


图 4 时延变化对于干扰识别性能的影响

压制式干扰平均识别率均高于文献[10]方法和文献[11]方法。当信噪比为 4 dB 时,本文所提方法的压制式干扰平均识别率达到 100%。另外,本文所提方法考虑了回波的影响,而文献[10]方法和文献[11]方法均未考虑回波的影响。在相同的实验环境和参数设置下,将本文所提方法与文献[5]方法和文献[9]方法中的拖引欺骗干扰的平均识别性能进行对比,其结果如表 2 所示。在低信噪比下,本文所提方法的拖引欺骗干扰平均识别率均高于文献[5]方法和文献[9]方法。当信噪比为 8 dB 时,本文所提方法的拖引欺骗干扰平均识别率达到 100%。由此可见,所提方法具有良好的抗噪声性能。

表 1 不同压制式干扰识别方法对比

方法来源	识别率/%		
	5 dB	10 dB	15 dB
本文	100	100	100
文献[10]	99.67	97.66	99.3
文献[11]	98.15	98.25	98.00

表 2 不同拖引式欺骗干扰识别方法对比

方法来源	识别率/%				
	0 dB	2 dB	4 dB	6 dB	8 dB
本文	88.56	92.00	97.39	98.94	100
文献[5]	84.67	85.67	90.66	96.67	98.30
文献[9]	83.50	91.17	92.67	98.12	100

本文所提方法计算复杂度主要集中在特征提取部分,其计算复杂度为 $O(n^2)$,文献[5]和文献[9]方法计算复杂度为 $O(n^3 \ln n)$,文献[10]方法的计算复杂度为 $O(n)$,文献[11]方法的计算复杂度为 $O(n^2 \ln n)$ 。由此可见,本文所提方法的计算复杂度均低于文献[5]、文献[9]和文献[11]方法,高于文献[10]方法,但是所提方法的压制式干扰平均识别率高于文献[10]方法。因此,与现有的干扰识别方法相比,本文方法的识别性能更优。

4 结 论

本文提出一种多类型的雷达有源干扰识别方法,该方法通过变分模态分解、矩形积分双谱和 Renyi 熵提取不同类型有源干扰的特征参量,并采用随机森林分类器实现了雷达有源干扰识别。仿真结果表明,在低信噪比下,本文所提方法不但可以识别压制式干扰,而且对于假目标干扰和拖引欺骗干扰

也具有良好的识别性能。在不同频率偏移和时延下,本文的方法对假目标干扰仍能够有效地识别,具有良好的环境适应能力。与现有的干扰识别方法相比,本文方法的识别性能更优。

参考文献:

[1] XIE M, LIU L, ZHANG C, et al. Bidirectional false targets RGPO jamming [C]//2018 13th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 2345-2348.

[2] SUN Q, SHU T, YU K B, et al. Efficient deceptive jamming method of static and moving targets against SAR [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(9): 3610-3618.

[3] 杨晓超,刘宏伟,王勇,等. 利用多输入多输出雷达低秩杂波的降维空时自适应算法 [J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(8): 76-81.

YANG Xiaochao, LIU Hongwei, WANG Yong, et al. A new reduced dimensional space-time adaptive processing algorithm exploiting low-rank clutter for multiple-input multiple-output radar [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(8): 76-81.

[4] FENG Q, XU H, WU Z, et al. Deceptive jamming detection for SAR based on cross-track interferometry [J]. Sensors, 2018, 18(7): 1-13.

[5] 杨少奇,田波,李欣. 基于时频图像特征提取的 LFM 雷达有源欺骗干扰识别 [J]. 空军工程大学学报, 2016, 17(1): 56-59.

YANG Shaoqi, TIAN Bo, LI Xin. A recognition method of LFM radar active deception jamming based on SPWVD figure [J]. Journal of Air Force Engineering University, 2016, 17(1): 56-59.

[6] FU R. Compound jamming signal recognition based on neural networks [C]//Sixth International Conference on Instrumentation & Measurement. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 737-740.

[7] DUAN X, HE Z, LIU H, et al. Algorithm of range deception jamming recognition for bistatic MIMO radar [C]//IEEE International Conference on Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1519-1523.

[8] YU J, LI J, SUN B, et al. Barrage jamming detection and classification based on convolutional neural network for synthetic aperture radar [C]//2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 4583-4586.

(下转第 121 页)