

引用格式:罗彬坤,刘利民,刘璟麒.基于包络前沿特性的干扰源个体识别研究[J].电光与控制,2019,26(12):17-21. LUO B S, LIU L M, LIU J Q. Individual identification of jamming sources based on envelope front characteristics[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(12):17-21.

基于包络前沿特性的干扰源个体识别研究

罗彬坤, 刘利民, 刘璟麒
(陆军工程大学石家庄校区, 石家庄 050003)

摘要: 针对距离欺骗干扰辐射源的个体识别问题,提出利用辐射源个体的包络前沿差异特性进行干扰源个体识别。首先,通过先小波去噪再滑动窗处理的组合去噪方法,相比于单一的去噪处理,能得到更好的去噪效果;然后,采用互相关算法的思想实现接收信号与模板信号的位置对齐;最后,引入包络上升沿的差异幅值的均值作为特征因子,并通过 K -means 聚类算法实现辐射源个体的分类。仿真结果表明文中算法比文献[10]提出的夹角余弦算法具有更好的识别效果。

关键词: 雷达信号识别; 指纹特征; 去噪; K -means 算法

中图分类号: TN974 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.12.004

Individual Identification of Jamming Sources Based on Envelope Front Characteristics

LUO Bin-shen, LIU Li-min, LIU Jing-qi
(Shijiazhuang Campus, Army Engineering University, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: To solve the problem of individual identification of distance deception jamming emitters, a new method for individual identification of jamming sources based on envelope front difference characteristics of the individual emitters is proposed. Firstly, the signal is denoised by using a combination of wavelet denoising and sliding window processing. Compared with the denoising processing only using one method, it can obtain better denoising effects. Then, the idea of cross-correlation algorithm is used to realize the position alignment between the received signal and the template signal. Finally, the mean of the difference amplitude of the envelope rising edge is introduced as the characteristic factor, and the classification of individual emitters is realized by using K -means clustering algorithm. The simulation result shows that the proposed method performs better on identification than the included angle cosine algorithm proposed in reference [10].

Key words: radar signal recognition; fingerprint characteristics; denoising; K -means algorithm

0 引言

从大量文献来看,目前雷达有源干扰识别仅停留在对干扰类型的识别,忽略了对同种干扰类型不同干扰辐射源个体的识别,特别是针对高逼真假目标等新型干扰研究也不全面。总的来说,干扰识别技术滞后于干扰技术的发展^[1]。

辐射源信号的“指纹特征”^[2]是相对基本特征而言的,是指附加在雷达信号上的无意调制特征,具有稳定性^[3]、唯一性^[4]、可测性的特点。因此,可以考虑利用辐射源个体的“指纹特征”来实现对干扰辐射源的个体识

别,形成由干扰类型的识别到干扰源个体识别的流程。

脉冲的包络特征主要基于时域的瞬态信息。一方面,通过降噪处理来突出包络特性;另一方面,通过提取对高斯噪声不敏感的参数特征来识别辐射源。文献[5]发现信号的上升沿受多径效应的影响是最小的,采用滑动窗平均处理去除噪声,并提取了辐射源包络的上升沿,取得了较好的识别效果;文献[6]提出以脉冲包络前沿波形的高阶矩特征受高斯噪声影响较小的特点对辐射源进行识别。总之,越来越复杂的电磁环境和迅速发展的雷达技术给辐射源识别提出了更高的要求^[7]。

本文针对有源距离欺骗干扰辐射源个体识别问题,提出先小波降噪再滑动窗平均处理的方法进行去噪,通过采用互相关算法的思想实现对接收信号与模板信号的位置校准。最后,利用包络的上升沿幅值特性差异,通过 K -means 算法实现对辐射源个体的识别。

收稿日期:2019-01-21

修回日期:2019-10-22

基金项目:“十三五”装备预先研究项目(61404150402)

作者简介:罗彬坤(1994—),男,四川绵阳人,硕士生,研究方向为雷达有源干扰识别。

1 信号建模

雷达的信号检测模型为

$$\begin{cases} H_0: w(t) = R(t) + n(t) \\ H_1: w(t) = J(t) + n(t) \end{cases} \quad (1)$$

其中:当存在干扰信号 $J(t)$ 时,检测模型为 H_1 ,表示检测到干扰信号;当存在目标回波 $R(t)$ 时,检测模型为 H_0 ,表示检测到回波信号; $n(t)$ 表示噪声。

1.1 距离干扰信号表示

为了便于分析,假设目标回波信号为单频信号,则回波信号的时域表达式为

$$R(t) = U_s(t) \cos[(w_o + w_d)(t - \frac{2r(t)}{c})] \quad (2)$$

式中: $U_s(t)$ 为回波信号的包络; w_o 为信号的中心频率; w_d 为频率位移偏移量; $r(t)$ 为目标与雷达之间的距离; c 为光速。

干扰机实行距离欺骗时所发射的信号为

$$J(t) = U_n(t) \cos[(w_o + w_d)(t - \frac{2r(t)}{c} - \Delta t_j)] \quad (3)$$

式中: $U_n(t)$ 为干扰信号的包络,通过改变 Δt_j 可以对雷达产生距离上的欺骗; Δt_j 为虚假时延。

1.2 信号脉冲包络波形表示

在实际情况下,受发射机内部硬件的固有属性及外部噪声环境的影响,其包络不再是理想矩形包络,脉冲的上升时间会变长,脉冲的顶部会发生降落,下降时间会变长,如图 1 所示。

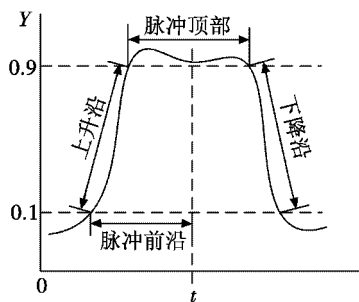


图 1 某雷达脉冲波形

Fig. 1 A radar pulse waveform

接收机接收的实际信号为

$$S(t) = A(t) \cdot (R(t) + n(t)) \quad (4)$$

式中: $A(t)$ 为辐射源信号的包络特性函数; $n(t)$ 是接收到的高斯白噪声。

2 预处理

2.1 小波去噪

小波去噪是基于小波分解的一种有效的降噪手段。文献[8]利用小波变换进行降噪处理,实现了对噪

声中信号包络的提取。但是在低信噪比的条件下,单纯利用小波变换进行降噪,其效果是有限的。

本文在小波去噪的基础上,利用滑窗平均的处理方式,能够达到更好的滤波效果。具体步骤如下:

1) 对含采样后噪声的信号 $x(n)$ 做小波变换,得到一组小波系数 $w_{j,k}$;

2) 设定阈值函数,对 $w_{j,k}$ 进行阈值处理,去除不同层的误差信号,得到一组新的小波系数 $\hat{w}_{j,k}$;

3) 重构 $\hat{w}_{j,k}$,最终得到滤波后的信号 $x'(n)$ 。

2.2 包络提取

提取信号包络的方法有很多,比较经典的算法有包络检波、全波整流法和 Hilbert 变换法。本文选取 Hilbert 变换法进行包络提取,假设解析信号为 $z(n) = x'(n) + j\hat{x}'(n)$,包络幅值可以表示为

$$\hat{S}(n) = \sqrt{|x'(n)|^2 + |\hat{x}'(n)|^2} \quad (5)$$

2.3 滑窗处理

对 $\hat{S}(n)$ 用合适长度为 L 的矩形窗依次滑动取值,设 $\hat{S}(n)$ 长度为 M ,则第 k 段的样本序列可以表示为

$$\hat{S}^k(n) = \hat{S}(k+n) \quad 0 \leq n \leq L-1, 1 \leq k \leq M-L+1 \quad (6)$$

$$\hat{S}^k(n) = \hat{S}(k+n) \quad k \leq n \leq M, M-L+2 \leq k \leq M \quad (7)$$

对样本序列取平均,最终得到第 k 个点的值为

$$E_L^k = \begin{cases} \frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} \hat{S}^k(n) & 1 \leq k \leq M-L+1 \\ \frac{1}{M-k+1} \sum_{n=k}^M \hat{S}^k(n) & M-L+2 \leq k \leq M \end{cases} \quad (8)$$

经过滑窗处理,包络中叠加的噪声趋于平缓,对信号包络影响减小,进一步提升了信噪比。

3 脉冲包络相似度匹配计算

基于包络指纹特性的识别流程如图 2 所示。

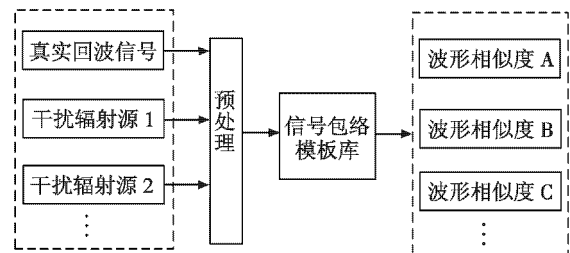


图 2 基于包络指纹特性的识别流程

Fig. 2 Recognition process based on envelope fingerprint characteristics

本文采用基于波形相似度的模板匹配算法,在特定的干燥比条件下,利用辐射源的先验信息建立辐射源包络模板库。当存在干扰辐射源时,将接收的辐射源信号的包络特性与已建立的模板进行匹配运算,根据得出的相似度来识别辐射源个体。

3.1 波形位置对准表示

接收机接收到的信号来自不同的辐射源,然而不同时刻的采集会造成采样波形起始点位置不同。如果将包络模板库的波形与接收信号的包络直接进行比较,在起始点没有对准的情况下,即使是两个同一辐射源进行匹配运算,所得到的相似度也会被误判,造成信号的虚警。因此,有必要对接收的信号先进行位置对齐。

文献[9]通过采用以曲线拟合后的上升沿第一个过冲点顶部为基准的方法进行位置对齐,该方法运算简单,但在复杂的噪声环境下,第一个过冲点顶部位置估计会发生严重的位置偏移,进而导致相似度的运算出现大的误差。

本文采用互相关算法的思想重新定义匹配度的计算方式。设模板波形函数为 $M(n)$,预处理后接收信号的波形为 $E(n)$,取两者中长度最大的为 N ,另一个在末尾补零到 N ,每次滑动后位置的匹配度为

$$S_p(k) = \sum_{k=1-N}^{N-1} \sum_{n=-\infty}^{+\infty} M(n-k)E(n) \quad (9)$$

式中, k 为每次滑动匹配的位置。则波形位置的匹配度为

$$S_p = \max_{|k| \leq N} S_p(k) \quad (10)$$

3.2 脉冲包络前沿的差异性表示

通过位置对准运算,实现了接收波形与模板的位置对准,在此基础上可以进行波形相似度计算。文献[10]将信号看成多维的向量空间,利用夹角余弦算法计算信号间的相似度,取得了良好的效果。但其对幅值成比例变化和信号的直流偏移不能很好地反映出来,只能反映波形的整体信息。

为解决信号局部的特征差异,而且由于包络的上升沿受环境影响是最小的,本文提出基于包络上升沿幅值相似度的计算方法,即

$$\Delta d_i = |E(i) - M(i)| \quad (11)$$

式中, Δd_i 为位置对齐后接收信号包络与模板波形第 i 个位置幅值的绝对差,能够直接反映出两波形幅值变化情况,经过进一步处理,可以得到差异幅度的均值为

$$D = \frac{1}{\hat{N}} \sum_{i=1}^{\hat{N}} \Delta d_i \quad (12)$$

式中: D 可以作为两波形相似度判断的一个参数; \hat{N} 取包络模板波形第一个过冲点顶部采样点的位置数。

4 分类器设计

K -means^[11]算法是一种迭代求解的非监督聚类算法,在大数据处理和虚拟现实等新领域也得到了广泛应用。 K -means 根据相似度可以划分为 K 类,使得类内的数据有较高的相似度、较低的类型间相似度,如图 3

所示。但 K -means 算法对初始值的设置非常敏感,不同的初始值可能会导致不同的聚类结果。

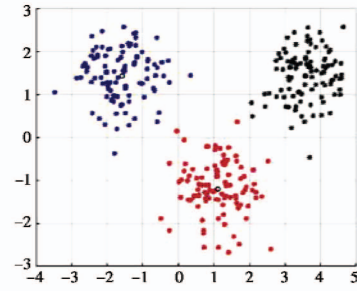


图 3 K -means 聚类示意图

Fig. 3 K -means clustering diagram

为克服初始值设置的缺点,本文基于含先验信息的包络波形库,提出在不同干噪比 $R_{j,N}$ 条件下,分别提取若干个 3 种辐射源,求出所提取的每个包络前沿与回波模板包络差异幅度的均值。通过对求出的 3 种差异幅度的均值取均值得到 C_1, C_2 与 C_3 ,将其作为 3 个初始值。

5 仿真实验

选取 3 种 LFM 信号进行仿真,分别是真实回波信号、干扰辐射源 1 和干扰辐射源 2,其包络特性不同、基本参数一致,如表 1 所示。

表 1 辐射源基本参数设置

Table 1 Basic parameters of radiation source

信号类型	脉宽 $\tau/\mu\text{s}$	上升时间 $t/\mu\text{s}$	中心频率 f_0/MHz	脉冲周期 $T/\mu\text{s}$	带宽 B/MHz	采样率 f_s/MHz
真实回波	3.47	0.45	10	50	10	100
干扰辐射源 1	2.98	0.61	10	50	10	100
干扰辐射源 2	3.80	0.21	10	50	10	100

本文采用先小波去噪,再滑窗处理的办法。一方面,小波去噪的效果与小波基和阈值函数类型密切相关;另一方面,滑窗处理过程需要设计长度合适的窗口。经过仿真分析,选择 db10 型小波基与软阈值的组合方式, $L=15$ 的窗口长度。利用均方根误差 (RMSE) 来衡量去噪效果,并对比较、硬阈值及单一的滑窗处理去噪效果,得到干噪比 $R_{j,N}$ 为 0 ~ 20 dB 条件下的变化曲线,如图 4 所示。

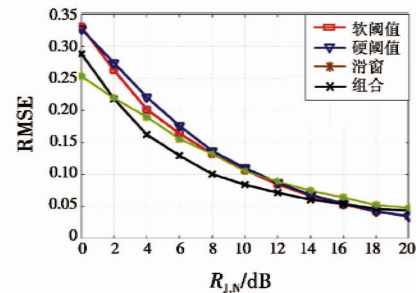


图 4 去噪效果对比

Fig. 4 Comparison of denoising effects

由图4可知,在较低的干噪比条件下,组合去噪效果远好于单一去噪处理,这是因为小波去噪后的包络中,噪声之间是弱相关,而信号之间是强相关。滑窗处理的平均处理能够进一步抑制噪声,并且平滑了包络曲线,从而提高了干噪比。

经过组合去噪,考虑在 $R_{J,N} = 10$ dB 的条件下选择回波信号的包络模板波形,通过500次蒙特卡罗仿真生成的包络模板波形如图5所示。利用式(8)与式(9)对接收信号与模板进行位置校对。

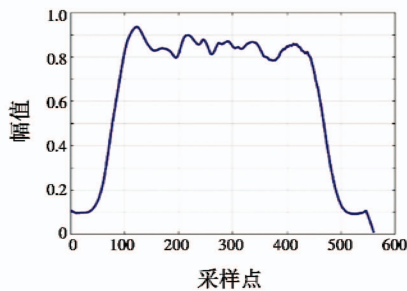


图5 真实回波包络波形模板

Fig. 5 Echo signal envelope template

举例回波信号与回波信号模板进行位置对齐,同时对文献[9]的方法,最终得到表2所示的匹配度。

表2 匹配度对比

Table 2 Matching degree comparison

$R_{J,N}/\text{dB}$	文献[9]方法	本文方法
0	152.61	202.25
5	236.68	252.58
10	272.06	274.92
15	281.22	283.01

在此基础之上,定义这两种匹配方法情况下的信息损失比。

1) 文献[9]中信息损失比为

$$L = \frac{|q' - q|}{N} \quad (13)$$

式中: q' 为信号第一个过冲点顶部的估计位置; q 为信号第一个过冲点顶部真实位置; N 为信号长度。

2) 本文信息损失比为

$$L = \frac{|k - N|}{N} \quad (14)$$

式中: k 为滑动最佳匹配的位置; N 为信号长度。最终得到如表3所示的信息损失比。

表3 信息损失比

Table 3 Information loss ratio

$R_{J,N}/\text{dB}$	文献[9]方法的信息损失比/%	本文方法的信息损失比/%
0	14.29	0.54
5	6.34	0.28
10	3.75	0.16
15	2.32	0.18

由表2和表3所示,在较低的干噪比的条件下,无论从信息损失比还是从匹配度值上分析,本文提出的波形位置校准算法都要优于文献[9]提出的以过冲点顶部为基点对齐的算法。

经过波形位置的校准对齐,本文利用式(11)、式(12)计算包络上升沿差异幅度的均值。在 $R_{J,N}$ 为0~20 dB的条件下,通过蒙特卡罗仿真生成每种辐射源测试集个数为100, $R_{J,N}$ 的仿真间隔为2 dB。同时,利用先验信息计算出聚类初始值,最后利用K-means算法进行分类。最终得到的分类结果如图6所示。

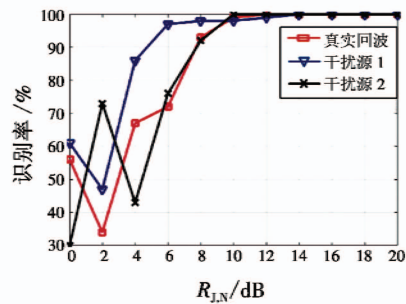


图6 K-means 算法分类结果

Fig. 6 Classification result of K-means algorithm

由图6可以看出,真实回波的“指纹特征”在 $R_{J,N} = 2$ dB 处有最低识别率35%,后随干噪比的增大而增大。在 $R_{J,N} = 8$ dB 处的识别率达到90%以上;干扰辐射源1能够在 $R_{J,N} = 4$ dB 处实现85%以上的识别率;干扰辐射源2随干噪比的增大而增大,在8 dB 处能够实现90%以上的识别率。

总体上看,3种辐射源的识别率随干噪比的增加而增加。在 $R_{J,N} = 8$ dB 处,3种辐射源的识别率能够达到90%以上,证明了本文方法的有效性。

本文在相同的仿真条件下,对比使用文献[10]中的夹角余弦算法,结果如图7所示。

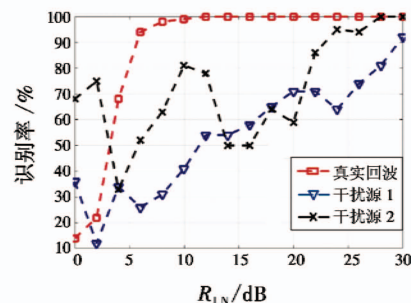


图7 采用夹角余弦算法的分类结果图

Fig. 7 Classification result graph using included angle cosine algorithm

从仿真结果看,真实回波信号的包络“指纹特征”在6 dB左右能够实现90%以上的正确识别率,有较好的识别效果,但对于2种干扰辐射源个体的识别,其识

别效果不太理想。最后在 $R_{J,N} = 30$ dB 处, 3 种辐射源个体的识别率能够达到 90% 以上。总的来说, 夹角余弦算法在辐射源个体识别上的效果没有本文算法好。

6 结束语

本文利用辐射源个体间包络“指纹特征”的差异, 对干扰辐射源个体进行个体识别; 首先, 提出了先小波去噪再滑窗处理的办法; 然后, 采用互相关算法的思想实现了接收信号与模板信号的位置校对; 最后, 采用包络上升沿的差异幅值的均值作为特征因子, 通过 K-means 聚类算法实现了对 3 种辐射源个体的识别。同时, 该算法对比文献[10]的夹角余弦算法, 有更好的识别效果。

参考文献

- [1] 刘振, 隋金坪, 魏玺章, 等. 雷达有源干扰识别技术研究现状与发展趋势[J]. 信号处理, 2017, 33(12): 1593-1601.
- [2] 张国柱. 雷达辐射源识别技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2005.
- [3] 陈娟. 雷达辐射源特征提取与个体识别[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [4] CHAUDHARY A, RAHEJA J L, DAS K, et al. Intelligent approaches to interact with machines using hand gesture recognition in natural way: a survey [J]. International Journal of Computer Science and Engineering Survey, 2011, 2(1): 122-133.
- [5] 杨凡. 雷达辐射源特征提取和个体识别[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.
- [6] 王宏伟, 赵国庆, 王玉军. 基于脉冲包络前沿高阶矩特征的辐射源个体识别[J]. 现代雷达, 2010, 32(10): 42-45, 49.
- [7] 李蒙, 朱卫纲, 陈维高. 基于机器学习的雷达辐射源识别研究综述[J]. 兵器装备工程学报, 2016, 37(9): 171-175.
- [8] 宋家乾, 王新波, 黄贤锋. 一种基于幅度极大值和小波去噪的雷达信号包络提取方法[J]. 电子对抗, 2015(5): 11-14, 26.
- [9] 秦长海, 薛景. 基于脉冲上升沿的雷达个体识别方法[J]. 舰船电子对抗, 2009, 32(6): 27-30.
- [10] 吴惟诚, 姜秋喜, 潘继飞. 基于波形相似性度量的雷达辐射源分选方法研究[J]. 现代雷达, 2016, 38(6): 34-38.
- [11] HARTIGAN J A, WONG M A. Algorithm AS 136: a K-means clustering algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series C (Applied Statistics), 1979, 28(1): 100-108.