

基于同步压缩小波变换的主信号抑制技术

吴龙文^① 牛金鹏^① 王昭^② 何胜阳^① 赵雅琴^{*①}

^①(哈尔滨工业大学电子与信息工程学院 哈尔滨 150001)

^②(中国电子科技集团公司第二十九研究所 成都 610036)

摘要: 在辐射源个体识别(SEI)技术中, 能量较高的主信号往往导致微弱个体特征稳定性降低, 进而影响最终的个体识别效果。为了解决该问题并提升辐射源个体识别性能, 该文提出基于同步压缩小波变换的主信号抑制技术。首先, 利用静态小波变换完成对带噪信号的去噪预处理; 然后, 利用同步压缩小波变换完成对主信号的检测和抑制, 并以均方根误差和皮尔逊相关系数为数值指标, 验证算法的有效性; 最后, 在主信号抑制的基础上, 利用分形理论中盒维数完成对信号的特征提取, 并利用单核支持向量机验证个体识别性能。实验结果表明, 与主信号抑制之前相比, 主信号抑制算法下个体识别率提升了10%左右, 验证了同步压缩小波变换的主信号抑制算法对辐射源个体识别率提升的有效性。

关键词: 辐射源个体识别; 主信号抑制; 同步压缩小波变换; 特征提取

中图分类号: TN971

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)08-2045-08

DOI: 10.11999/JEIT190650

Primary Signal Suppression Based on Synchrosqueezed Wavelet Transform

WU Longwen^① NIU Jinpeng^① WANG Zhao^② HE Shengyang^① ZHAO Yaqin^①

^①(School of Electronics & Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

^②(The 29th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Chengdu 610036, China)

Abstract: In Specific Emitter Identification (SEI), the stability of individual features and final correct identification rate are always declined due to the influence of the primary signal with high energy on the individual features. To solve the problem above, a primary signal suppression algorithm based on synchrosqueezed wavelet transform is exploited for specific emitter identification in this paper. Firstly, a denoising method based on stationary wavelet transform is applied to preprocess the noised signal; Then, the detection and suppression of the primary signal from time-frequency distribution are developed, where root mean square error and Pearson correlation coefficient are used as numerical indicators to measure the effectiveness of the proposed primary signal suppression algorithm; Finally, a feature extraction based on box-counting dimension and a classification based on support vector machine are exploited to verify the identification performance. The simulation results show that the correct identification rate of SEI using the proposed primary signal suppression outperforms the conventional SEI with 10%, which proves the practical improvement of the proposed primary signal suppression algorithm on specific emitter identification.

Key words: Specific Emitter Identification(SEI); Primary signal suppression; Synchrosqueezed wavelet transform; Feature extraction

1 引言

作为电子侦察系统的重要组成部分, 辐射源个

体识别(Specific Emitter Identification, SEI), 已经成为众多陆、海、空、天电子侦察装备的必备功能。目前已有研究都是在包含雷达主信号情况下提取雷达个体无意调制特征, 其弊端在于由于主信号能量高而对个体特征的贡献大, 主信号的过大变化将导致所提个体特征发生过大改变, 若继续利用个体特征改变前的特征数据库进行识别, 将使得识别效果的大幅下滑。该辐射源个体识别恶化情况常常

收稿日期: 2019-08-28; 改回日期: 2020-05-05; 网络出版: 2020-05-17

*通信作者: 赵雅琴 yaqinzhao@hit.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61671185)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61671185)

表现为目标辐射源采取战时参数,电子侦察设备辐射源识别性能急剧下降甚至失效,因此如何凸显个体特征并使之不随主信号参数变化,成为SEI领域亟待解决的问题。

目前国内外对SEI的研究与辐射源识别框架基本一致,利用时频分析、小波分析、分形理论等方法对截获的辐射源信号进行个体特征提取,并利用分类识别以及特征数据库,将被测信号与辐射源个体与其载体平台、武器系统相配对。文献[1]利用STFT与卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)结合的方法,直接将去噪处理后的时频分布输入CNN进行识别;文献[2]将小波熵作为特征,使用神经网络完成了性能较高的个体识别;文献[3]同样针对无意调制,对模糊函数的对角切片进行小波变换,进而用Fisher判别规则进行小波系数的特征选择;文献[4]以多尺度小波熵为特征,并进行了特征加权自适应的过程;文献[5]实现了基于小波变换下的信号去噪处理;Dudczyk等人^[6,7]对辐射源信号的分形特征进行了深入的研究,提出对信号的1次特征集进行处理,利用迭代函数系统(Iterated Function System, IFS)将其转化为分形并提取其分形特征用于雷达个体识别;文献[8]提出使用概率神经网络(PNN)来识别特定的辐射源个体,以达到目标识别的目的;文献[9]针对希尔伯特黄变换分析辐射源个体信号时频特征方法中存在的端点效应问题,提出一种对瞬时频率进行估计的改进HHT算法;文献[10]在EMD和小波熵的基础上计算关联维数,利用SVM对特征进行分类取得了较好的效果;文献[11]使用内在时间尺度分解(Intrinsic Time-scale Decomposition, ITD)进行特征提取,并结合SVM进行了分类识别;文献[12]使用多个失真接收机进行特征提取,并应用SVM和BP神经网络融合多个失真机特征提取结果,从而提高个体识别准确率;潘一苇等人^[13]针对时分多址信号中的载波相位的连续性特征,利用辐射源畸变在矢量图上的视觉差异,提出了基于深度学习的辐射源识别算法^[14]。

总的来说,SEI领域研究主要针对雷达信号的无意调制特征,在特征提取、特征选择、样本集处理等各个层面都有较丰富的研究,不过在大量进行特征提取方法研究的同时,似乎雷达主信号的影响似乎并未引起较大关注,主信号抑制相关的研究文献也比较少。但是由于主信号能量高且对个体特征的贡献大,主信号的变化将导致个体特征发生改变,因而若继续利用个体特征改变前的特征数据库进行识别,将使得识别效果的大幅下滑甚至无法识别,因此若能将辐射源主信号抑制,则可以更好地进行

个体特征提取,提高个体识别准确率。并且从无意调制机理、个体特征提取的过程综合来看,主信号抑制的可行性较高,有着重要的理论研究和潜在应用价值。另外小波分析(变换)在辐射源个体识别时频分析和特征提取都有应用,而主信号抑制的过程中正反变换的处理使用小波理论应该更容易实现。

本文基于以上的分析,采用同步压缩小波变换的方法对辐射源主信号进行抑制,解决了由于主信号能量高而对辐射源个体特征造成影响,从而降低个体识别效果的问题。对辐射源信号分形盒维数特征提取进行了仿真,并利用单核支持向量机进行个体识别率评价。仿真结果显示,在与保留主信号相比,主信号抑制过程对盒维数特征的识别率提升了10%左右,验证了主信号抑制过程对辐射源个体识别技术的积极作用。

2 基于同步压缩小波变换的主信号抑制

2.1 主信号抑制预处理

主信号抑制算法建立在高聚集性时频分布的基础上,而时频分布受噪声影响较大,且噪声还可能对特征提取的过程带来影响,因此需要对信号进行去噪预处理。文献[15]对比了小波包变换(Wavelet Packet Transform, WPT)、提升小波变换(Lifting Wavelet Transform, LWT)和静态小波变换(Stationary Wavelet Transform, SWT)对实测心电图(Electro-CardioGram, ECG)信号的去噪性能,在控制小波基函数、分解层数和阈值大小等变量相同的基础上,从去噪后信号时域图和信噪比均值的角度,结果显示,SWT的去噪效果明显优于其他两种方法。因此本文选用SWT来进行信号去噪预处理,先通过若干层小波变换将含有噪声的信号映射转化为一系列小波系数集,而后通过对小波系数的筛选,剔除或压制由噪声产生的小波系数,最后通过小波逆变换将处理后的小波系数重新转化为去除噪声后的1维信号。SWT避免了信号抽取的操作,是一种具有移不变性质的小波变换,它的分解过程可以由图1所示的框图表示。

由图1可知,假设对长度为 N 的1维信号 s 进行SWT分解,则在第 m 层的分解过程可以表示为

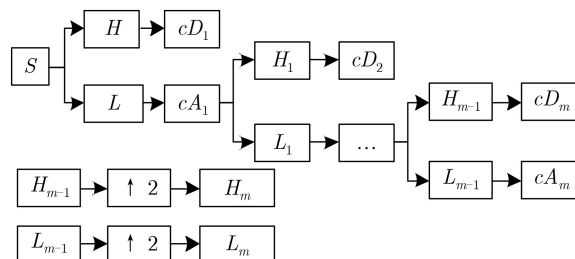


图1 SWT分解过程示意图

$$\left. \begin{aligned} cA_m &= L_{m-1} * cA_{m-1}, \quad m = 1, 2, \dots, M \\ cD_m &= H_{m-1} * cA_{m-1}, \quad m = 1, 2, \dots, M \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中, cA_m 为第 m 层分解的近似(低频)分量; cD_m 为第 m 层分解的细节(高频)分量; cA_{m-1} 为第 $m-1$ 层分解的近似(低频)分量; L 为低通滤波器系数; H 为高通滤波器系数; M 为最大分解层数; $*$ 为卷积运算。

初始化过程为

$$\left. \begin{aligned} cA_0 &= s \\ H_0 &= H \\ L_0 &= L \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

第 m 层的高通和低通滤波系数经过上采样(插值补零), 可以获得下一层分解所需的高通和低通滤波系数, 其关系为

$$\left. \begin{aligned} H_{m-1} \uparrow 2 &= H_m \\ L_{m-1} \uparrow 2 &= L_m \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中 $\uparrow 2$ 表示相邻点间补1个0的上采样过程。

对信号 s 进行 M 层SWT分解后, 可以得到一系列细节分量 cD_1, cD_2, \dots, cD_M 以及近似分量 cA_M 。通过对细节分量进行阈值选取, 或者直接删去细节分量, 完成系数处理。最后利用剩余的分量进行信号重建, 信号重建可直接利用逆SWT(Inverse SWT, ISWT)实现, 其原理和思路与SWT分解类似。

2.2 同步压缩小波变换

同步压缩变换(SynchroSqueezed wavelet Transform, SST)是建立在已获得时频分布基础上, 利用时频点附近的局部行为(相位信息)对时频分布进行频率重排的算法, 其显著作用在于使得时频聚集性更高, 时频线更细。本文采用基于连续小波变换时频分布的同步压缩算法, 即同步压缩小波变换。一般信号 $s(t)$ 可表示为

$$s(t) = A \cos(\omega t) \quad (4)$$

选择聚焦于正频率的小波母函数 $\psi(t)$, 则其傅里叶变换 $\psi(\xi)$ 满足

$$\psi(\xi) = 0, \quad \xi < 0 \quad (5)$$

连续小波变换为

$$W_s(a, \tau) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) a^{-1/2} \overline{\psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right)} dt \quad (6)$$

根据帕塞瓦尔定理, 可将式(6)重写为

$$\begin{aligned} W_s(a, \tau) &= \frac{1}{2\pi} \int S(\xi) a^{1/2} \overline{\psi(a\xi)} e^{j\tau\xi} d\xi \\ &= \frac{A}{4\pi} \int [\delta(\xi - \omega) + \delta(\xi + \omega)] a^{1/2} \overline{\psi(a\xi)} e^{j\tau\xi} d\xi \\ &= \frac{A}{4\pi} a^{1/2} \overline{\psi(a\omega)} e^{j\tau\omega} \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $S(\xi)$ 为信号 $s(t)$ 的傅里叶变换。当 $\psi(\xi)$ 取到所关注频率 $\xi = \omega_0$ 时, 小波系数 $W_s(a, \tau)$ 应聚焦于时间-尺度平面的 $a = \omega_0/\omega$ 直线上, 但实际上其系数会扩散到围绕中心频率线 $a = \omega_0/\omega$ 的一个区域内, 从而造成时频线模糊的直观显示。研究发现尽管 $W_s(a, \tau)$ 系数在尺度 a 处会发生泄露, 但 τ 方向的振荡特性(相位信息)仍包含原信号频率, 且不受尺度 a 的影响。由此可以利用式(7)计算时间尺度平面上满足 $W_s(a, \tau) \neq 0$ 的任意一点 (a, τ) 的瞬时频率为

$$\omega_s(a, \tau) = -j(W_s(a, \tau))^{-1} \frac{\partial}{\partial \tau} W_s(a, \tau) \quad (8)$$

实现将时间-尺度 (τ, a) 向时间-频率 $(\tau, \omega_s(a, \tau))$ 的映射, 完成同步压缩的过程。

对式(8)的进行离散化计算, 取离散化尺度 a_k

$$a_k - a_{k-1} = (\Delta a)_k \quad (9)$$

则其同步压缩变换 $T_s(\omega, \tau)$ 可写为

$$\begin{aligned} T_s(\omega_\ell, \tau) &= (\Delta\omega)^{-1} \sum_{a_k: |\omega(a_k, \tau) - \omega_\ell| \leq \Delta\omega/2} W_s(a_k, \tau) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \end{aligned} \quad (10)$$

其中 ω_ℓ 为 $T_s(\omega, \tau)$ 所聚焦的中心频率且位于区间

$$\left[\omega_\ell - \frac{\Delta\omega}{2}, \omega_\ell + \frac{\Delta\omega}{2} \right], \quad \Delta\omega = \omega_\ell - \omega_{\ell-1} \quad (11)$$

内, 除了提高时频聚集性的优点外, 同步压缩小波变换还支持信号重建。根据已知式(12)

$$\begin{aligned} &\int_0^\infty W_s(a, \tau) a^{-3/2} da \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^\infty S(\xi) \overline{\psi(a\xi)} e^{j\tau\xi} a^{-1} da d\xi \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty \int_0^\infty S(\xi) \overline{\psi(a\xi)} e^{j\tau\xi} a^{-1} da d\xi \\ &= \int_0^\infty \overline{\psi(\xi)} \frac{d\xi}{\xi} \cdot \frac{1}{2\pi} \int_0^\infty S(\zeta) e^{j\tau\zeta} d\zeta \end{aligned} \quad (12)$$

考虑 $s(t)$ 为实信号情况下使得 $S(\xi) = \overline{S(-\xi)}$, 则

$$s(\tau) = \frac{1}{\pi} \Re \left[\int_0^\infty S(\xi) e^{j\tau\xi} d\xi \right] \quad (13)$$

其中 $\Re(\cdot)$ 表示取实部的过程, 设 $C_\psi = \frac{1}{2} \int_0^\infty \overline{\Psi(\xi)} \frac{d\xi}{\xi}$, 则由式(12)和式(13)可得,

$$s(\tau) = \Re \left[C_\psi^{-1} \int_0^\infty W_s(a, \tau) a^{-3/2} da \right] \quad (14)$$

而对于离散化尺度 a 的情况下, 式(14)可改写为

$$\begin{aligned} s(\tau) &\approx \Re \left[C_\psi^{-1} \sum_k W_s(a_k, \tau) a_k^{-3/2} (\Delta a)_k \right] \\ &= \Re \left[C_\psi^{-1} \sum_\ell T_s(\omega_\ell, \tau) (\Delta\omega) \right] \end{aligned} \quad (15)$$

2.3 主信号抑制算法

在获得辐射源信号时频分布的基础上进行主信号抑制, 本文采取保留主信号时频系数而将其他系数去除, 然后进行相应的时频分布逆变换, 即完成对主信号的重建提取, 而后利用原信号与重建的主信号相减获得抑制后信号的方案。

以非合作信号处理为背景, 接收到的辐射源信号往往是盲参数的, 因此本文采用脊提取^[16]方法获得主信号时频线。其处理流程如下所示:

步骤 1 输入信号 $x(t)$ 同步静态小波变换 SS-WT 获得时频分布 $T_x(\omega, \tau)$;

步骤 2 利用脊提取方法确定主信号时频脊线;

步骤 3 以脊线为中心, 上下 k 个频率间隔的范围为主信号区域, 区域外系数置零得 $\hat{T}_s(\omega, \tau)$;

步骤 4 对 $\hat{T}_s(\omega, \tau)$ 进行同步压缩小波反变换 ISSWT 得重建主信号 $s_{\text{rec}}(t)$;

步骤 5 抑制后信号 $x_{\text{mss}}(t) = x(t) - s_{\text{rec}}(t)$ 。

一般来说由于辐射源硬件的非理想性, 总会理想辐射源信号产生不可避免的影响, 表现为信号幅度、频率和相位的微变化, 这些变化被认为是辐射源硬件对信号产生的无意调制, 与辐射源信号波形设计时按照一定方式对载波进行有意调制不同, 无意调制携带着个体信息, 文献^[17]从振荡器相位噪声和功率放大器的非线性失真两个方面, 分析了辐射源硬件对信号产生的影响, 通过实验证明了相位噪声使得信号频谱产生边带分量, 可将振荡器和功率放大器的无意调制均视为加性相位噪声的影响, 包含相位噪声和信道高斯白噪声的辐射源信号 $x(t)$ 可表示为

$$x(t) = s(t) + p(t) + n(t) \quad (16)$$

其中 $s(t)$ 为理想辐射源信号; $p(t)$ 为相位噪声, 携带有辐射源个体信息; $n(t)$ 为信道噪声。同步压缩小波变换满足叠加原理, 则信号 $x(t)$ 的同步压缩时频分布可表示为

$$\begin{aligned} T_x(\omega, \tau) &= \text{SST}(s(t) + p(t) + n(t)) \\ &= T_s(\omega, \tau) + T_p(\omega, \tau) + T_n(\omega, \tau) \end{aligned} \quad (17)$$

其中 $\text{SST}(\cdot)$ 表示同步压缩小波变换过程, $T_s(\omega, \tau)$, $T_p(\omega, \tau)$ 和 $T_n(\omega, \tau)$ 分别为 $s(t)$, $p(t)$ 和 $n(t)$ 对应的小波同步压缩时频分布, 其中以主信号时频分量 $T_s(\omega, \tau)$ 在时频分布中能量较高。

利用时频脊提取的方法可以获得时频脊点, 可表示为时间-频率 $(\tau-\omega)$ 平面上频率 ω 关于时间 τ 的函数 $\omega = \omega_r(\tau)$, 时频脊线由同属于一个信号分量的脊点 $(\tau, \omega_r(\tau))$ 连接而成, 一般为随时间慢变的光滑曲线。主信号的重建主要利用以时频脊为中心, 上下

若干频率间隔为范围的时频系数作为主信号区域进行。以 k 个频率间隔为例, 保留主信号区域时频系数, 将其他系数置零后的时频分布可表示为

$$\hat{T}_s(\omega, \tau) = \begin{cases} T_x(\omega, \tau), & |\omega - \omega_r(\tau)| \leq k\Delta\omega \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

其中 $\Delta\omega$ 为对应位置的频率间隔, 间隔大小主要由尺度离散化方式决定, 可以是等间隔的线性变化, 也可是对数形式的非等间隔变化。则重建的主信号 $s_{\text{rec}}(t)$ 可表示为

$$s_{\text{rec}}(t) = \text{ISST}(\hat{T}_s(\omega, \tau)) \quad (19)$$

其中 $\text{ISST}(\cdot)$ 表示同步压缩反变换的过程。 $s_{\text{rec}}(t)$ 在本课题中主要用于主信号抑制, 其他用途不做考虑, 则主信号抑制后信号可表示为

$$x_{\text{mss}}(t) = x(t) - s_{\text{rec}}(t) \quad (20)$$

至此完成主信号抑制的过程, 可以看出抑制后信号 $x_{\text{mss}}(t)$ 主要包含有相位噪声以及白噪声信号成分。设理想主信号抑制后的信号表示为 $x_p(t)$, 则其满足

$$x_p(t) = p(t) + n(t) \quad (21)$$

可以看出无噪声条件下, 理想主信号抑制所得信号 $x_p(t)$ 即为辐射源信号中的相位噪声 $p(t)$ 。那么 SST 主信号抑制的效果同样可使用 RMSE 进行衡量

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left(\frac{x_{\text{mss}}(n) - x_p(n)}{A} \right)^2} \quad (22)$$

其中 N 为采样点数, A 为信号幅度。

3 加性相位噪声下个体特征提取

在辐射源个体识别领域因为信号受到相位噪声以及高斯白噪声的影响, 使得接收到的信号的时域采样显的杂乱无章, 很难用经典的数学方法对其进行合适且完整的描述, 更适合使用分形几何来描述, 因此本文对分形理论中的分形维数进行了研究, 并利用盒维数 (Box-Counting Dimension, BCD) 进行了个体特征的提取和识别^[18]。

设获得的第 i 段信号 S_i 的长度为 w , 方格边长为 l 。则计算盒维数的步骤如下:

(1) 确定方格 (盒) 的最大边长, 其应大于数据长度。同时须方格边长 l 按照以 2 为底的指数变化, 因此取方格最大边长

$$l_{\text{max}} = 2^{\lceil \log_2 w \rceil} \quad (23)$$

其中 w 为信号段的长度。

(2) 信号预处理和重采样, 使方格数量更加易于统计。首先利用式 (24) 使信号段 S_i 的最小值为零, 即序列整体上移使最小值移至 x 轴上

$$S_i : Z_t^{(i)} = s_t^{(i)} - \min(s_t^{(i)}) \quad (24)$$

而后利用插值函数对序列 $Z_t^{(i)}$ 进行重采样,使序列总点数为 $l_{\max}+1$ 。利用式(25)对重采样后的序列 $\{x_t\}$ 按比例拉伸,使其最大值等于序列长度,即信号段恰好可以被一个最大边长的方格覆盖。

$$X_t = \left\lfloor l_{\max} \times \frac{x_t}{\max(x_t)} \right\rfloor \quad (25)$$

此时序列的长度为 $l_{\max}+1$,最大值为 l_{\max} 。

(3) 统计方格数是计算盒维数的重要环节,其准确程度直接影响着特征提取的性能。对于给定的方格边长 l ,首先将序列沿 x 方向划分为若干条带,设条带数为 m ,则

$$m = \frac{l_{\max}}{l} \quad (26)$$

首先统计每个条带内序列占有的方格数,设第 j 个条带内的序列片段为 $X_{t,j}$,其含有的方格数为

$$y_j = \lceil \max(X_{t,j}) \rceil - \lfloor \min(X_{t,j}) \rfloor \quad (27)$$

其中的 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示下取整函数,则总方格数为

$$Y = \sum_{j=1}^m y_j \quad (28)$$

(4) 令方格边长 l 按式(29)所示指数规律变化,统计对应不同方格边长的方格数

$$l = 2^k, k = 2, 3, \dots, \lceil \log_2 w \rceil \quad (29)$$

利用式(30)可以求得盒维数,即可确定特征向量 F_{BCD} 中的第 i 个值。

$$F_{BCD}^{(i)} = D_{\text{box}}(S_i) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\lg M(\varepsilon)}{\lg(1/\varepsilon)} = \lim_{m \rightarrow \infty} \frac{\lg Y^{(i)}}{\lg m^{(i)}} \quad (30)$$

一般来说, $\lg m^{(i)}$ 与 $\lg Y^{(i)}$ 的统计数据为线性关系,使用最小二乘法线性拟合得到一个正斜率直线,盒维数的值即为斜率。若以方格边长与方格数拟合,则将获得负斜率的拟合直线,由式(26)可知

方格边长 l 和条带数目成反比,则盒维数由此负斜率的绝对值获得。

4 仿真及实测数据实验

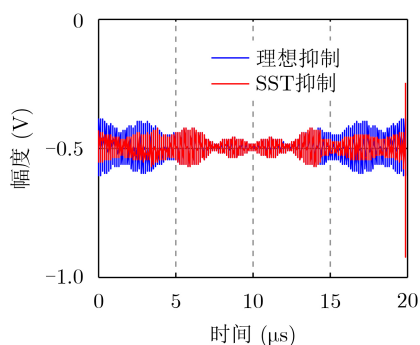
4.1 主信号抑制仿真

主信号抑制的过程是通过SST时频分布系数处理后重建完成的,实验仿真先通过对主信号的重建,而后使用原信号减去所重建的主信号,以获得无意调制信号。实验首先选用理想线性调频加性相位噪声信号源,LFM信号幅度为1 V,起始频率20 MHz,调频带宽10 MHz,信号时宽20 μs ,采样频率为100 MHz。所加相位噪声频率偏移为[5.25 MHz, 5.30 MHz, 5.60 MHz]。同步压缩变换采用bump小波作为母小波,并设置序列点对称延拓以抑制边缘效应。前后向贪婪算法脊提取设置脊线个数为1,ISST重建时设置频率盒数为6,即以时频脊线为中心,上下各3个频率间隔为范围进行重建。

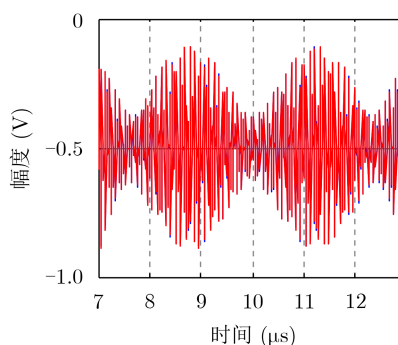
实验结果如图2所示,图2(a)为SST主信号抑制与理想抑制下的信号整体对比,可以看出虽然进行了边缘效应抑制,但与理想抑制信号相比,SST抑制后信号末端仍出现了较明显的失真。从信号整体来看,SST主信号抑制后所得信号与理想无意调制信号的RMSE为0.048,皮尔逊相关系数为0.7079,信号两端失真较严重。截取7~13 μs 波形进行放大观察,结果如图2(b)所示,此段内的RMSE为0.0009,皮尔逊相关系数达到0.9994,可见信号中段的主信号抑制效果十分良好。

通过加大频偏使无意调制信号远离主信号时频线,继续进行仿真,信号源为LFM信号,更改相噪声频偏参数为[8 MHz, 9 MHz, 10 MHz],最终的主信号抑制结果对比如图3所示。

可以发现,增大相位噪声频偏后,SST主信号抑制的效果有了很大提升,SST抑制后的信号与理想抑制信号相似度较高,幅度衰减得到部分抑制。但需要注意的是,无意调制或者说相位噪声的特性



(a) 整体对比(RMSE=0.0480, PCC=0.7079)



(b) 放大对比(RMSE=0.0009, PCC=0.9994)

图2 LFM信号下SST主信号抑制效果仿真

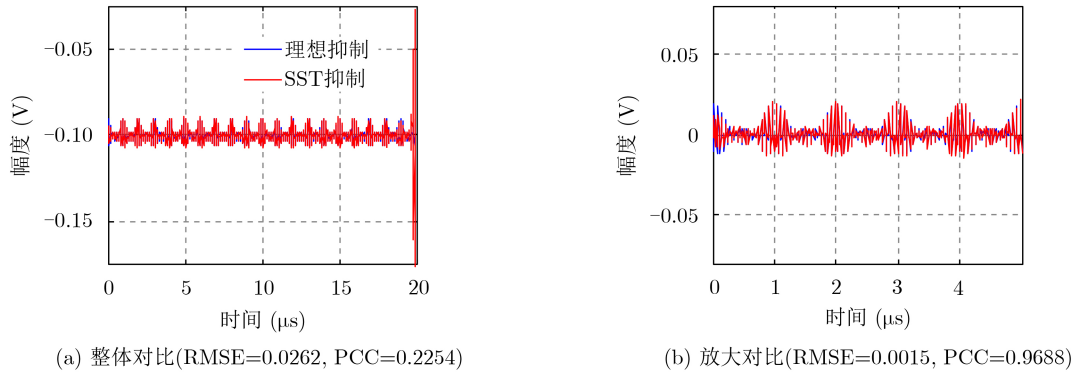


图3 SST主信号抑制仿真(扩大相位噪声频1偏后)

在于随着频偏的增大,幅度会出现较大衰减,在频偏较大时相位噪声信号非常微弱,辐射源个体之间变得难以区分。换言之,扩大频偏会提升主信号抑制效果,但辐射源的个体的可区分性可能有所降低。

4.2 个体特征提取与识别仿真

为了进一步验证主信号抑制算法对最终辐射源个体识别效果的影响,本文进行了主信号抑制和特征提取的联合实验仿真,信号源选择LFM加性相位噪声信号源,具体参数为:理想LFM的起始频率为20 MHz,调频带宽5 MHz,幅度1 V,信号时长0.2 ms,采样频率0.7 GHz。加入3种不同的相位噪声,组成LFM信号下的 E_1 、 E_2 和 E_3 辐射源个体,所加相位噪声频偏(相对于中心频率)及幅度如表1所示。实验仿真的信道模型为高斯白噪声信道,信噪比变化为由-5~25 dB,间隔为1 dB;利用滑动窗法将信号分为10段,每段点数为2048个;SWT去噪选择db8小波作为母小波,分解层数为4;SST去噪过程以bump小波作为母小波,不设置抑制边缘效应。对应每个信噪比产生1200个样本,其中每类信号源各占400,30%用于训练,70%用于测试。利用单核SVM作为分类工具,核函数选择径向基核函数,其他参数设置采用经验值。样本处理阶段,为了生成合理的训练样本集和测试样本集,所有训练和测试样本都经过零均值规范化以及乱序处理。利用盒维数对上述 E_1 、 E_2 和 E_3 进行特征提取和识别。

由图4实验仿真结果可知,在LFM信号源下,

表1 加性相位噪声参数

辐射源个体	与频偏对应的相位噪声幅度(信相噪比(dB))		
	$f_1=\pm 2.75$ MHz	$f_2=\pm 2.80$ MHz	$f_3=\pm 3.10$ MHz
E_1	11.9897	12.7815	15.7918
E_2	10.4845	11.6722	16.1877
E_3	$f_{21}=\pm 2.8$ MHz	$f_{22}=\pm 2.9$ MHz	$f_{23}=\pm 3.15$ MHz
	12.7815	14.0308	16.1394

本文设计的SST主信号抑制算法对辐射源信号个体分形盒维数特征识别率有着较大的提升,信噪比5~15 dB间,主信号抑制后信号盒维数特征识别率提升了10%左右。

4.3 实测数据实验

利用某星上对某空基平台3个体的实测数据对上述方法进行验证,选取信噪比估计近似的实测数据,辐射源数量为3,样本数量各1000,同样30%用于训练,70%用于测试。其信噪比估计约为10 dB。

脉冲信号分段数选为4,RF-DNA特征^[19](降维至4维)、IMF-DNA特征^[20](4维)、BCD特征^[18](4维)、SIB^[21](8维),所提基础特征均为增强个体特征。特征结构如表2所示,偶数号特征分布如图5所示。

由如图5所示基础特征规范化(均值为0,方差为1)后的特征分布可以看出,3个辐射源确实存在很明显的区别:辐射源1的1~12号特征都存在比较多的异常值,尤其是1~4号特征(RF-DNA),异常

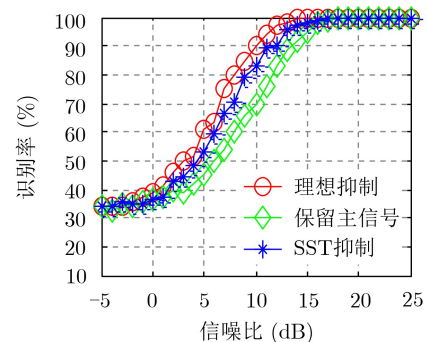


图4 LFM信号源个体分形盒维数特征识别结果

表2 实测数据特征结构与来源

特征序号	特征来源
1~4	RF-DNA ^[19]
4~8	IMF-DNA ^[20]
9~12	BCD ^[18]
13~20	SIB ^[21]

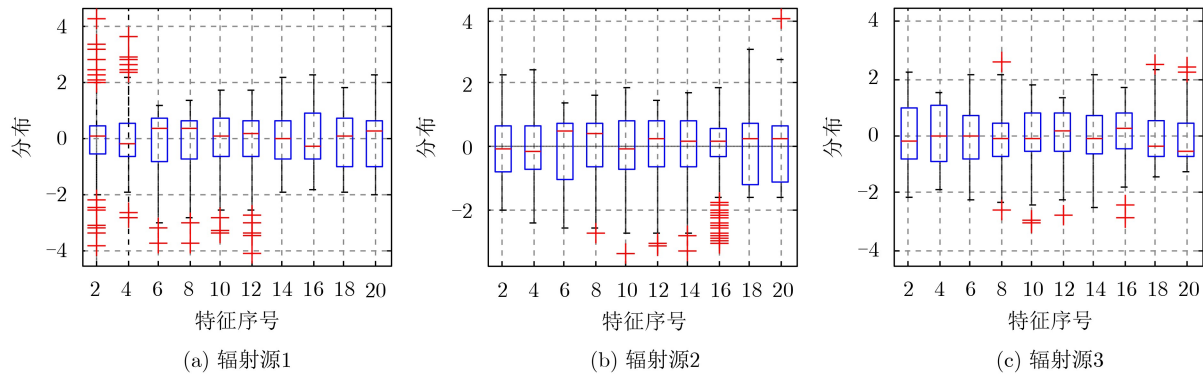


图5 实测数据特征规范化后特征分布

值同时分布于两端,表现出很强的分散特征,而13~20号特征(SIB)则分布比较均匀稳定;辐射源2的14~16号特征相比其他两个辐射源异常值更多并且17~20号特征分布比较均匀稳定;辐射源3的全局特征都比较均匀稳定、异常值较少。利用上述主信号抑制后的联合高维特征的辐射源正确识别率为85.4%,要高于主信号抑制前的盒维数特征的正确识别率(77.0%)。

5 结论

本文为了弥补目前辐射源个体识别研究的不足即辐射源主信号对个体特征的影响,主要针对如何进一步凸显个体无意调制特征,提高个体特征有效性,对主信号抑制下的辐射源个体识别技术展开研究,提出了基于同步压缩小波变换的主信号抑制算法。该算法通过对辐射源信号去噪预处理以及同步压缩小波变换抑制主信号后可以进一步凸显出个体无意调制特征,减小因辐射源主信号能量过高导致的个体特征不稳定的影响,从而提高辐射源个体识别率。仿真实验结果表明,利用同步压缩小波变换进行主信号抑制与保留辐射源主信号相比,信号源个体的分形盒维数特征正确识别率提升了10%左右,可以较好地解决个体识别模糊问题。实测数据表明,采取主信号抑制技术后,辐射源个体特征得到增强,对最终辐射源个体识别正确率有较大提升。

参考文献

- [1] WANG Xuebao, HUANG Gaoming, ZHOU Zhiwen, *et al.* Radar emitter recognition based on the short time fourier transform and convolutional neural networks[C]. The 10th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics, Shanghai, China, 2017: 1-5. doi: 10.1109/CISP-BMEI.2017.8302111.
- [2] LIANG Kaiqiang, HUANG Zhen, HU Dexiu, *et al.* An individual emitter recognition method combining bispectrum with wavelet entropy[C]. 2015 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing, Nanjing, China, 2015: 206-210. doi: 10.1109/PIC.2015.7489838.
- [3] GUO Haizhao, ZHANG Xiaonu, YANG Libo, *et al.* Improved fisher linear discriminant analysis for feature extraction of unintentional modulation on pulse by combining ambiguity function with wavelet transform[C]. IET International Radar Conference 2015, Hangzhou, China, 2015: 1-4. doi: 10.1049/cp.2015.1108.
- [4] LI Yibing, GE Juan, LIN Yun, *et al.* Radar emitter signal recognition based on multi-scale wavelet entropy and feature weighting[J]. *Journal of Central South University*, 2014, 21(11): 4254-4260. doi: 10.1007/s11771-014-2422-5.
- [5] 曹银萍, 郭璐. 基于MATLAB的小波分析在信号去噪中的应用[J]. 信息记录材料, 2018, 19(7): 85-87. doi: 10.16009/j.cnki.cn13-1295/tq.2018.07.056.
- [6] CAO Yiping and GUO Lu. Application of wavelet analysis based on MATLAB in signal denoising[J]. *Information Recording Materials*, 2018, 19(7): 85-87. doi: 10.16009/j.cnki.cn13-1295/tq.2018.07.056.
- [7] DUDCZYK J and KAWALEC A. Fractal features of specific emitter identification[J]. *Acta Physica Polonica A*, 2013, 124(2): 406-409. doi: 10.12693/APhysPolA.124.406.
- [8] DUDCZYK J and KAWALEC A. Identification of emitter sources in the aspect of their fractal features[J]. *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences*, 2013, 61(3): 623-628. doi: 10.2478/bpasts-2013-0065.
- [9] WU Xiaopo, SHI Yangming, MENG Weibo, *et al.* Specific emitter identification for satellite communication using probabilistic neural networks[J]. *International Journal of Satellite Communications and Networking*, 2019, 37(3): 283-291. doi: 10.1002/sat.1286.
- [9] 王欢欢, 张涛, 孟凡玉. 基于时频域细微特征的辐射源个体识别[J]. 信息工程大学学报, 2018, 19(1): 23-29. doi: 10.3969/j.issn.1671-0673.2018.01.006.

WANG Huanhuan, ZHANG Tao, and MENG Fanyu.

- Specific emitter identification based on time-frequency domain characteristic[J]. *Journal of Information Engineering University*, 2018, 19(1): 23–29. doi: [10.3969/j.issn.1671-0673.2018.01.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-0673.2018.01.006).
- [10] WANG Huanhuan and ZHNAG Tao. Specific emitter identification based on fractal and wavelet theories[C]. The 2nd IEEE Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference, Chongqing, China, 2017: 1613–1617. doi: [10.1109/IAEAC.2017.8054286](https://doi.org/10.1109/IAEAC.2017.8054286).
- [11] WANG Wei, LIU Hui, YANG Jun'an, *et al.* Specific emitter identification using decomposed hierarchical feature extraction methods[C]. The 13th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Guilin, China, 2017: 1639–1643. doi: [10.1109/FSKD.2017.8393011](https://doi.org/10.1109/FSKD.2017.8393011).
- [12] HE Boxiang, WANG Fanggang, LIU Yu, *et al.* Specific emitter identification via multiple distorted receivers[C]. 2019 IEEE International Conference on Communications Workshops, Shanghai, China, 2019: 1–6. doi: [10.1109/ICCW.2019.8757066](https://doi.org/10.1109/ICCW.2019.8757066).
- [13] 潘一苇, 彭华, 李天昀, 等. 一种新的时分多址信号射频特征及其在特定辐射源识别中的应用[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(11): 2661–2668. doi: [10.11999/JEIT190163](https://doi.org/10.11999/JEIT190163).
- PAN Yiwei, PENG Hua, LI Tianyun, *et al.* A novel radiometric signature of time-division multiple access signals and its application to specific emitter identification[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(11): 2661–2668. doi: [10.11999/JEIT190163](https://doi.org/10.11999/JEIT190163).
- [14] 潘一苇, 杨司韩, 彭华, 等. 基于矢量图的特定辐射源识别方法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(4): 941–949. doi: [10.11999/JEIT190329](https://doi.org/10.11999/JEIT190329).
- PAN Yiwei, YANG Sihan, PENG Hua, *et al.* Specific emitter identification using signal trajectory image[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(4): 941–949. doi: [10.11999/JEIT190329](https://doi.org/10.11999/JEIT190329).
- [15] LI Suyi, LIU Guangda, and LIN Zhenbao. Comparisons of wavelet packet, lifting wavelet and stationary wavelet transform for de-noising ECG[C]. The 2009 2nd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology, Beijing, China, 2009: 491–494. doi: [10.1109/ICCSIT.2009.5234650](https://doi.org/10.1109/ICCSIT.2009.5234650).
- [16] 王勇, 邹辉, 饶勤菲, 等. 结合空域噪声信息的小波脊提取算法[J]. *电子科技大学学报*, 2018, 47(4): 613–620. doi: [10.3969/j.issn.1001-0548.2018.04.022](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-0548.2018.04.022).
- WANG Yong, ZOU Hui, RAO Qinfei, *et al.* A wavelet ridge extraction algorithm combined with spatial noise information[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2018, 47(4): 613–620. doi: [10.3969/j.issn.1001-0548.2018.04.022](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-0548.2018.04.022).
- [17] 唐智灵. 通信辐射源非线性个体识别方法研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2013.
- TANG Zhiling. A study of nonlinear method for specific communications emitter identification[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2013.
- [18] WU Longwen, ZHAO Yaqin, WANG Zhao, *et al.* Specific emitter identification using fractal features based on box-counting dimension and variance dimension[C]. 2017 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, Bilbao, Spain, 2017: 226–231. doi: [10.1109/ISSPIT.2017.8388646](https://doi.org/10.1109/ISSPIT.2017.8388646).
- [19] BIHL T J, BAUER K W, and TEMPLE M A. Feature selection for RF fingerprinting with multiple discriminant analysis and using ZigBee device emissions[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2016, 11(8): 1862–1874. doi: [10.1109/TIFS.2016.2561902](https://doi.org/10.1109/TIFS.2016.2561902).
- [20] WU Longwen, ZHAO Yaqin, FENG Mengfei, *et al.* Specific emitter identification using IMF-DNA with a joint feature selection algorithm[J]. *Electronics*, 2019, 8(9): 934. doi: [10.3390/electronics8090934](https://doi.org/10.3390/electronics8090934).
- [21] CHEN Taowei, JIN Weidong, and LI Jie. Feature extraction using surrounding-line integral bispectrum for radar emitter signal[C]. 2008 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Hong Kong, China, 2008: 294–298. doi: [10.1109/IJCNN.2008.4633806](https://doi.org/10.1109/IJCNN.2008.4633806).
- 吴龙文: 男, 1988年生, 工程师, 研究方向为辐射源个体识别。
牛金鹏: 男, 1997年生, 硕士生, 研究方向为辐射源个体识别。
王 昭: 男, 1995年生, 工程师, 研究方向为辐射源个体识别。
何胜阳: 男, 1983年生, 高级工程师, 研究方向为无线光通信。
赵雅琴: 女, 1976年生, 教授, 研究方向为辐射源识别和光通信。

责任编辑: 余 蓉