

文章编号: 2095-4980(2019)05-0794-05

## 基于稀疏表示的小目标检测

王通才<sup>a</sup>, 孙海平<sup>\*b</sup>, 孙晶明<sup>b</sup>

(中国电子科技集团公司 a.第二十八研究所, 江苏 南京 210007; b.第十四研究所, 江苏 南京 210039)

**摘要:** 现代战场作战环境复杂, 智能化、网络化的干扰机是雷达探测的主要威胁。对于从副瓣进来的干扰, 利用阵面空域自由度可以较容易地抑制干扰。但对于从主瓣方向进来的干扰, 传统的反干扰方法失效, 不能有效抑制干扰。干扰环境下, 目标信噪比(SNR)较低, 如果降低门限检测会增加很多虚警点迹。针对主瓣噪声干扰场景下小目标检测问题, 提出了基于稀疏表示的检测技术, 利用了目标可以稀疏表示, 而噪声不能被稀疏表示的特性, 达到了抑制噪声, 降低虚警的效果。仿真实验验证了该方法的有效性。

**关键词:** 主瓣干扰; 稀疏编码; 小目标检测

**中图分类号:** TN24

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA201905.0794

## Small target detection based on sparse representation

WANG Tongcai<sup>a</sup>, SUN Haiping<sup>\*b</sup>, SUN Jingming<sup>b</sup>

(a.The 28th Research Institute, China Electronic Technology Corporation, Nanjing Jiangsu 210007, China;

b.The 14th Research Institute, China Electronic Technology Corporation, Nanjing Jiangsu 210039, China)

**Abstract:** In modern warfare, the battlefield environment is very complicated. Automatic and intelligent jamming is the main threat for the precise detection of radar systems. Methods based on freedom in array spatial domain can suppress the side-lobe jamming effectively. However, for the main-lobe jamming, traditional anti-jamming methods fail to reduce the negative impact. Under the interfering circumstances, the target's Signal to Noise Ratio(SNR) is low. Lower detection threshold will cause more false alarm points. In this paper, a detection technique based on sparse representation is proposed for small target detection under jamming of main lobe noise. This detection method uses the characteristics that the target can be represented sparsely but the noise cannot, so as to suppress the noise and reduce the false alarm rate. The simulation results show the effectiveness of the proposed method.

**Keywords:** main lobe jamming; sparse coding; small target detection

主瓣干扰是指从雷达主瓣进来的干扰, 在空域上, 干扰和目标在主瓣波束范围内; 在时域上, 由于获得了雷达主瓣增益, 干扰强度很大; 在样式上, 主瓣干扰具有多种类型, 包括噪声压制干扰、转发式干扰、灵巧干扰、脉冲干扰等。传统的干扰抑制算法自适应副瓣对消(Adaptive Side Lobe Cancellation, ASLC)利用空域信息, 将与目标空间角度不同的干扰抑制掉。但当干扰从主瓣进来时, 干扰与目标角度差小于雷达波束宽度, 进行副瓣对消, 干扰虽能被抑制, 但目标损失也很大。主瓣干扰场景, 传统空域信息失效, 目标信干噪比很小, 如果直接降低门限检测, 会产生大量虚警, 影响正常航迹关联, 甚至造成雷达死机。

基于阻塞矩阵预处理算法利用主瓣干扰的角度信息构造阻塞矩阵, 然后利用阻塞矩阵对接收信号作预处理, 消除回波中的主瓣干扰成分, 最后利用预处理后的数据求取自适应权矢量。此时, 由于主瓣干扰成分被消除, 在主瓣范围内自适应算法将不会形成零陷, 保证了主瓣形状不变并抑制副瓣电平的抬高<sup>[1]</sup>。但在信号方向有偏差的情况下, 对最后性能影响较大, 需要精确已知期望信号及欲阻塞干扰方位角。

基于大口径辅助阵的方法可以在空域上处理主瓣干扰, 该方法是在原雷达附近增加一个辅助阵列。基于成本考虑, 辅助阵单元可采用抛物面天线, 借助辅助阵列所带来的额外自由度抑制主瓣干扰<sup>[2]</sup>。但辅助阵增加了系统设计的复杂度, 需要设计辅助阵口径、辅助阵单元间距、辅助阵单元个数等。

收稿日期: 2017-12-04; 修回日期: 2018-02-18

\*通信作者: 孙海平 email:916535265@qq.com

本文提出的基于稀疏表示的小目标检测技术，不需要信号和干扰方位的先验知识，不需要增加辅助阵，利用目标和噪声干扰时域特征进行降噪并检测。噪声信号脉间无规律，起伏明显，不能被稀疏表示，而目标信号脉间具有一定的一致性，可以被稀疏表示。

## 1 稀疏编码原理

稀疏表示是近二十几年才发展的领域。1993 年，Stephane Mallat 和 Zhang Zhifeng 最早提出了稀疏表示概念，他们引进了字典概念，并用贪婪算法求解欠定方程。1995 年，Scott Shaobing Chen, David Donoho 和 Michael Saunders 提出了用  $l_1$  范数评价稀疏性，确定了目标函数，从而将稀疏性求解转化为凸优化问题。2001 年，Donoho 和 Huo 从数学角度分析了求解算法的边界条件，为稀疏表示的广泛应用奠定了理论基础<sup>[3-7]</sup>。

稀疏表示已在图像、视频处理、工业等领域广泛应用，如图像去模糊、图像压缩、图像降噪、图像分离、视觉特征检测、心跳声音分类、电力分配与预测等<sup>[8-11]</sup>。图 1 为稀疏表示在图片中背景与文字分离的应用<sup>[12]</sup>。



Fig.1 Three figures from left to right: the original picture, the degraded image with red text representing missing pixels and the recovered image  
图 1 从左到右 3 幅图分别表示：原始图像、附加文字的图像、稀疏表示后分离的图像

KSVD 是一种流行的稀疏表示的字典学习算法，是一种 K-means 推广方法，叫作 KSVD，是因为在字典的  $K$  个代表中，求解时采用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)。它的基本原理是寻找能稀疏表示样本  $\{y_i\}_{i=1}^N$  的最佳字典。该算法的目标函数为：

$$\min_{D, X} \left\{ \|Y - DX\|_F^2 \right\} \text{ subject to } \forall i, \|x_i\|_0 \leq T_0 \quad (1)$$

式中： $Y$  为样本； $D$  为字典； $X$  为稀疏表达系数； $T_0$  为 0 范数的值。

KSVD 求解过程主要分为 3 步：第 1 步：初始化字典  $D^{(0)}$ ；第 2 步：使用正交匹配搜索(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)等寻优算法求解表示向量  $x_i$ ；第 3 步：对误差矩阵进行 SVD 分解，更新字典。

重复第 2 步 ~ 第 3 步，直到表示误差小于特定值或达到设定迭代次数。

通过上述原理讨论可以发现，与传统主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)降维不同，KSVD 用字典表示进行降维。一个字典可以看作一个降维后的空间，多个字典即多个降维空间；而 PCA 只具有一个降维后的空间，因此 KSVD 的稀疏表达能力更强。

## 2 主瓣噪声干扰场景分析

雷达接收到的信号  $Y$  主要由目标信号  $S$ 、干扰信号  $J$  和雷达通道噪声  $N$  组成：

$$Y = A_s S + A_j J + N \quad (2)$$

式中： $A_s$  为目标的导向矢量； $A_j$  为干扰的导向矢量。由于干扰从主瓣进入，导向矢量  $A_s$  和导向矢量  $A_j$  很接近，传统的自适应副瓣对消抑制方法由于利用了空域信息，导致主瓣畸变，目标能量损失。

假设雷达信号  $S$  为传统的线性调频信号，干扰信号  $J$  为噪声干扰。线性调频信号是有特定规律的信号，信号脉压后脉间较为一致，可以被稀疏表示；而理想的噪声干扰信号  $J$  和通道噪声  $N$  成正态分布，不能被稀疏表示。因此对接收信号  $Y$  的稀疏表示实际上是对目标信号  $S$  的稀疏表示，而正态分布的干扰和噪声没有被表示出来，从而达到降噪、减少虚警的作用。经过稀疏表示后式(2)变为：

$$Y = DX + A_j J + N \quad (3)$$

理想情况下， $DX = A_s S$ ，即稀疏表示完整地表达了信号，且不存在噪声和干扰。但实际上，由于稀疏表示的多维降维空间有限，并不能完整地表达信号。同时，通道噪声和干扰也并不是完全服从正态分布，部分通道噪声和干扰也会被稀疏表示，如式(4)所示。

$$DX = A_S S' + A_J J' + N' \quad (4)$$

式中： $S'$  为被部分稀疏表示的雷达信号； $J'$  为被部分稀疏表示的干扰； $N'$  为被部分稀疏表示的通道噪声。

综上，利用雷达信号与噪声干扰和通道噪声的不同分布特点，使用 KSVD 稀疏表示的方法对回波信号进行稀疏表示，以达到降低噪声干扰和通道噪声能量的目的，从而降低虚警。实际使用中，该算法的性能受到字典集大小和构建方式，以及噪声干扰和通道噪声的实际分布影响。具体处理流程如图 2 所示。

### 3 稀疏表示降噪实验

仿真条件：主瓣噪声干扰场景。经过多脉冲积累和脉压后，目标信干噪比设置为 7 dB 左右，目标分布在距离门 200,600,800,900,1 000,1 300,1 500,1 900，共 8 个。

1) 多脉冲脉压后作为输入，进行 KSVD 分解，得到学习字典，从字典中可以看到 KSVD 学习到了脉压后目标峰值的信息。如图 3 所示，字典是 256 维，有相当多的是噪声，没有具体含义，只有少量字典具有脉压后信号的幅值特性，比如第 1 行第 4 个。这样脉压后的信号可以用字典表示，并且是稀疏表示。这主要与脉压后的信号包络有关系，如果目标特性改变，导致信号包络改变，则原有的字典就会失效，需要重新训练。

2) 得到降噪后多脉冲数据。

从图 4 可见，经过 KSVD 处理后，噪声起伏变小，噪声能量变小。这是由于噪声不能被稀疏表示，对噪声表示的值是所有字典取平均的结果，因此起伏很小。而真实信号是可以被稀疏表示，脉间仍具有比较大的起伏。从图 5 可见，通过计算脉间方差，方差小的确定是噪声区域，不做检测，其他区域可能为目标区域，进行检测，检测门限为 5 dB，将加入的 8 个目标全部检出，且没有虚警。

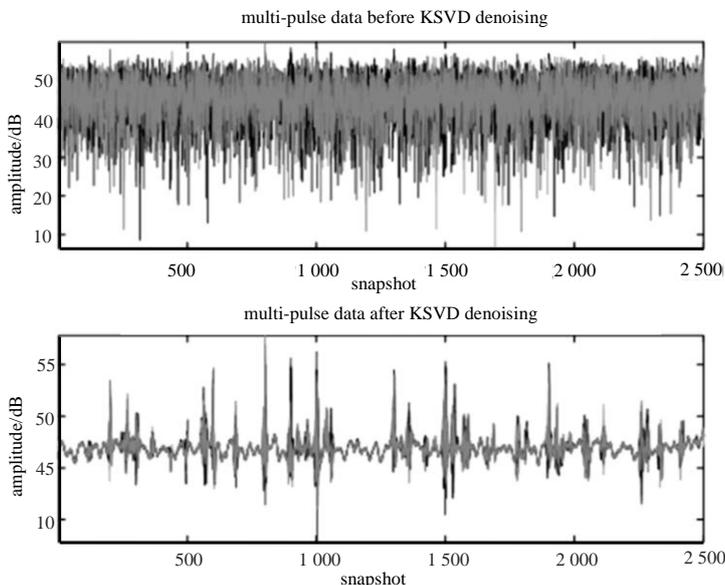


Fig.4 Top: the original signal. Bottom: the de-noised signal by KSVD  
图 4 KSVD 降噪前后

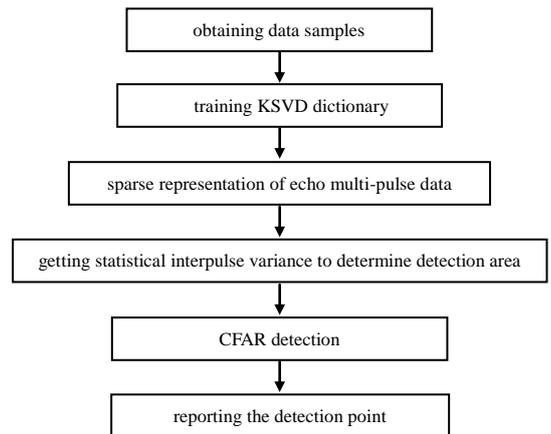


Fig.2 Flowchart of the detection technique based on sparse representation proposed for small target detection under main-lobe noise jamming  
图 2 主瓣噪声干扰场景下基于稀疏表示的小目标检测流程图

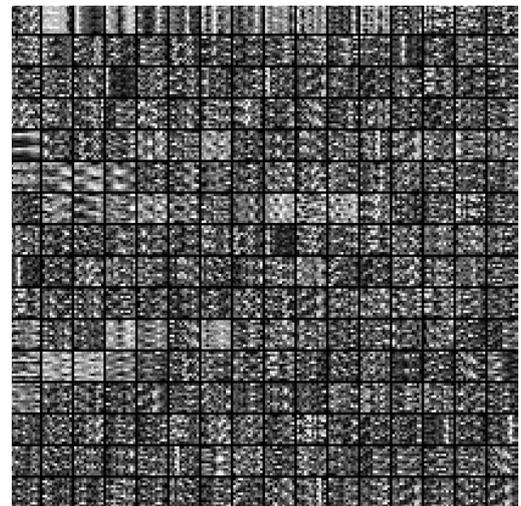


Fig.3 Learned dictionary from pulse compressed signal by KSVD  
图 3 KSVD 对脉压后信号学习到的字典

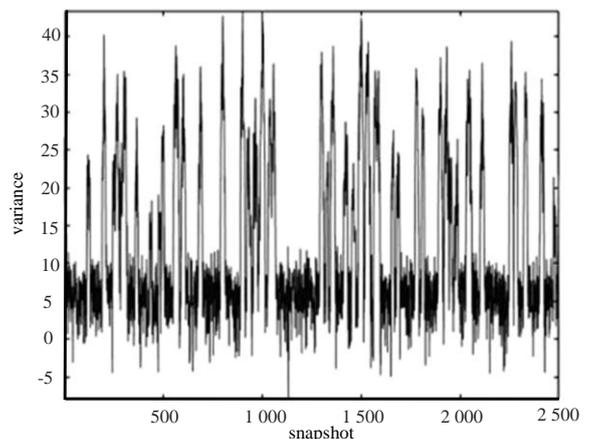


Fig.5 Mean square error of pulses after de-noised by KSVD  
图 5 KSVD 降噪后脉间计算方差

将降噪后的多脉冲数据进行脉间积累处理，结果如图 6 所示。使用同样的门限检测 KSV D 降噪前的数据，出现多个虚警，如图 7 所示。

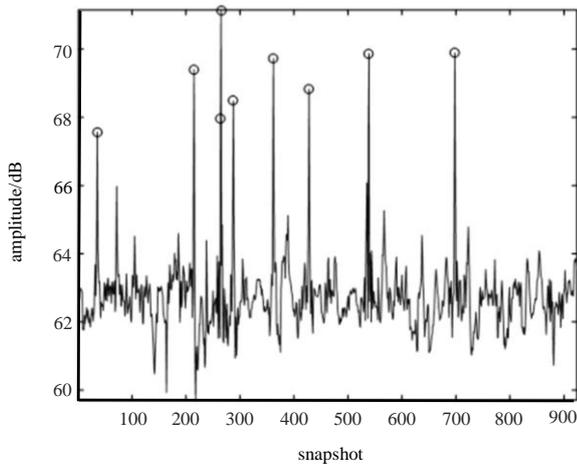


Fig.6 CFAR result after de-noising and accumulation  
图 6 KSV D 降噪后、去除噪声区积累后检测结果

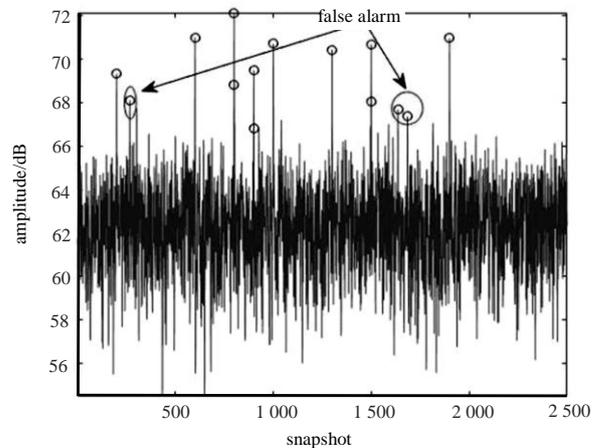


Fig.7 CFAR result before KSV D de-noising  
图 7 KSV D 降噪前检测结果

比较图 6、图 7 可知，KSV D 降噪后，虚警明显减少，而目标仍可以检出。

与常用的去噪方法，如频域去噪相比，KSV D 方法在白噪声干扰场景仍然有效，而频域去噪方法失效。与小波方法相比，KSV D 可以根据数据自适应地构造字典，不需要设计，使用更为方便。

#### 4 结论

本文针对主瓣噪声干扰场景下小目标检测问题，提出了基于稀疏表示的检测技术。利用了目标可以稀疏表示，而噪声不能被稀疏表示的特性，在主瓣噪声干扰场景中表现出良好降噪效果，达到了抑制噪声，降低虚警，不影响目标检测的效果。仿真实验验证了该方法的有效性，且字典具有清晰的物理含义，表征了目标特性，理论边界明确，使用方便。

KSV D 降噪效果与目标信噪比有一定关系，在目标信噪比变小时，仿真实验表明降噪效果下降。目前字典是根据数据自适应生成，但如果场景固定，即干扰类型固定，发射信号类型固定，是否存在最优字典，最佳表示信号还有待论证。

#### 参考文献：

- [ 1 ] SU Baowei,WANG Yongliang,ZHOU Liangzhu. A mainlobe interference cancelling method[C]// 2005 IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications. Beijing, China: IEEE, 2005.
- [ 2 ] YANG Xiaopeng, YIN Pilei, ZENG Tao. Mainlobe interference suppression based on large aperture auxiliary array[C]// Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation. Singapore: IEEE, 2012: 317-318.
- [ 3 ] MALLAT S. A wavelet tour of signal processing[M]. London: Academic Press, 1998.
- [ 4 ] MALLAT S, LEPENNEC E. Sparse geometric image representation with bandelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(4): 423-438.
- [ 5 ] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. SIAM Review, 2001, 43(1): 129-159.
- [ 6 ] DONOHO D L, HUO X. Uncertainty principles and ideal atomic decomposition[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1999, 47(7): 2845-2862.
- [ 7 ] DONOHO D L, ELAD M. Optimally sparse representation in general (nonorthogonal) dictionaries via  $l_1$  minimization[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2003, 100(5): 2197-2202.
- [ 8 ] WANG W, YAN Y, ZHANG L, et al. Collaborative sparse coding for multiview action recognition[J]. IEEE MultiMedia, 2016, 23(4): 80-87.