

一种基于压缩感知的天波超视距雷达短时海杂波抑制方法

严 韬* 陈建文 鲍 拯

(空军预警学院三系重点实验室 武汉 430019)

摘 要: 针对传统时域对消方法在短时条件下杂波重构精度低、抑制性能差的缺陷, 该文提出一种基于压缩感知的天波雷达短时海杂波重构及抑制方法。首先对天波雷达短时回波模型进行了建模, 在此基础上分析了利用压缩感知进行短时海杂波重构的合理性; 其次分别从基于冗余余正弦字典的回波稀疏表示、基于降维字典的传感矩阵表示和基于改进的正交匹配追踪算法的杂波重构及抑制 3 个步骤对所提算法进行了详细阐述; 最后进行了计算机仿真分析和实测数据验证。相关结果表明, 在短时条件下, 所提方法较传统时域对消方法和子空间类抑制方法具有较优的杂波抑制性能和工程应用价值。

关键词: 天波超视距雷达; 压缩感知; 相干积累时间; 海杂波抑制; 冗余字典

中图分类号: TN958.93

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)04-0945-08

DOI: 10.11999/JEIT160576

Sea Clutter Suppression Method for Over-the-horizon Radar with Short Coherent Integration Time Based on Compressed Sensing

YAN Tao CHEN Jianwen BAO Zheng

(Key Research Laboratory, Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract: To deal with the drawbacks of low reconstruction accuracy and poor suppression performance of clutter with short Coherent Integration Time (CIT) for traditional time domain cancellation method, a method of sea clutter reconstruction and suppression based on Compressed Sensing (CS) is proposed. Firstly, echoes model of Over-The-Horizon Radar (OTHR) with short CIT is established, and the rationality using CS to reconstruct sea clutter is analyzed. Secondly, the proposed method is elaborated in detail from sparse representation of echoes model based on redundant sinusoidal dictionary, representation of sensing matrix based on dimensionality reduction dictionary and sea clutter reconstruction and suppression based on the modified Orthogonal Matching Pursuit (OMP) algorithm respectively. Finally, the computer simulation analysis and measured data verification are accomplished. The results indicate that the clutter suppression performance and engineering application value of the proposed method are better than the traditional time domain cancellation method and subspace methods in the condition of short CIT.

Key words: Skywave Over-The-Horizon Radar (OTHR); Compressed Sensing (CS); Coherent Integration Time (CIT); Sea clutter suppression; Redundant dictionary

1 引言

天波超视距雷达(Skywave Over-The-Horizon Radar, OTHR)具有远距离、大范围、多类别以及反隐身、抗低空等目标探测性能, 在战略防空、反导预警、对海监视等方面具备突出的战略价值^[1]。OTHR 通常采用多普勒域检测机制来检测飞机、导弹和舰船等多类目标, 其中尤以海杂波背景下的舰船目标检测最为困难, 主要体现在以下 3 个方

面^[2]: 首先, 海杂波谱与海态信息紧密相关, 不同海态对舰船目标的遮蔽效应不同^[3]。其次, 为提高距离分辨力, 减小海杂波强度, 通常需要采用较宽的雷达工作带宽, 而高频雷达复杂的电磁环境制约了工作带宽的选择。第三, 为了从强海杂波中分辨舰船目标信号, 需要足够长的相干积累时间(Coherent Integration Time, CIT)来提高频率分辨力, 而较长的 CIT 同时也面临着两个问题: (1)降低了雷达对各子区的重访频率, 导致目标跟踪性能和雷达监视范围的矛盾; (2)增加了电离层扰动的概率, 导致海杂波谱的搬移和展宽^[4], 进一步增大对舰船目标的遮蔽范围。针对上述问题, 国内外许多学者展开了短 CIT(后文简称短时)(≤ 15 s)下天

收稿日期: 2016-06-01; 改回日期: 2016-12-15; 网络出版: 2017-02-24

*通信作者: 严韬 yantaokjld@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61471391)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61471391)

波雷达舰船检测研究,和长时检测相比,短时检测方法具有如下优点:(1)缓解长时检测下由低重访频率导致的目标跟踪性能和雷达监视范围的矛盾;(2)减轻电离层扰动对海杂波回波谱的影响;(3)利于实现空海目标的同时探测。因此,短时检测更能充分发挥 OTHR 的战略优势,具有重大的理论意义和工程应用价值。

然而,短时检测存在多普勒分辨率不足的短板^[5],海杂波回波谱被展宽而遮蔽舰船回波。短时检测方法主要有高分辨谱估计方法和海杂波抑制方法两大类,前者主要利用现代谱估计方法提高谱的分辨率来凸显舰船目标,后者则通过对海杂波进行抑制来凸显舰船目标,本文主要对海杂波抑制方法进行研究。典型的海杂波抑制方法有时域循环对消法^[6]、基于奇异值分解方法^[7]和基于特征分解方法^[8]等,其中基于特征分解方法利用多个相邻距离单元作为参考单元来构造协方差矩阵,通过特征子空间投影方式对海杂波进行抑制,该类方法对海杂波的空间相关性要求较高,且杂波和目标的子空间划分难以准确界定;基于奇异值分解方法直接对待检测单元进行时域滑窗处理,通过奇异值空间来抑制海杂波,同样存在杂波和目标的奇异值界限划分问题,且上述两类方法均存在计算量较大的缺点,不适合工程应用。Root^[6]提出的时域循环对消方法将海杂波建模为多个正弦信号,利用待检测单元回波谱来估计海杂波正弦信号的相关参数,从而在时域对海杂波进行重构,然后从接收信号中减去重构的海杂波分量来实现杂波抑制,具有原理简单、计算量小的优点,已经用于工程实践。然而,在短时情况下,频率分辨率低,谱线间隔大,由于“栅栏效应”的存在,海杂波一阶 Bragg 峰的频率通常不在离散频率点上,此时利用 FFT 变换对 Bragg 峰的频率和幅度进行估计时精度下降,同时也无法得到精确的初相估计,从而造成杂波重构精度低,对消次数增加。从理论上讲,采用诸如 AR 模型或 MUSIC 算法等现代高分辨谱估计方法可以实现短时海杂波频率的精确估计,但该类方法存在计算量大和模型阶数难确定的缺点,且所得的功率谱是伪谱,不能准确反映幅度信息,需要采用其他辅助算法来估计相应的幅度和相位,增加了海杂波重构与抑制的复杂度。针对上述问题,本文提出了一种基于压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论的天波雷达短时海杂波抑制方法,该方法基于压缩感知对低数据量的信号进行高精度重构的特点,利用海杂波稀疏特性进行建模,在此基础上通过改进的正交匹配追踪算法对海杂波进行重构与对消。

2 天波雷达短时回波模型及压缩感知概述

依据 Bragg 散射理论^[9],高频海杂波回波谱主要由两个相对较窄的一阶海杂波(通常称为一阶 Bragg 峰)和周围连续展宽的二阶及高阶海杂波构成。一阶 Bragg 峰^[10]是当雷达发射波长为海面重力波波长的 2 倍时,二者发生谐振引起回波信号同相加而产生的,是高频海杂波的主要成份,可以用两个正弦信号来近似描述。二阶及高阶海杂波^[11]产生机理较为复杂,其强度比一阶海杂波低约 10~40 dB^[2],一般也可以建模为正弦信号或直接用高斯白噪声来表示。对于舰船目标来说,其运动速度较慢,在短时条件下可以看作匀速运动,因此舰船目标回波信号也可以建模成正弦信号。基于上述阐述,假设 t 时刻某待检测单元一个 CIT 内采样数据为 $\mathbf{x} = [x(t) \ x(t + \delta_t) \ \cdots \ x(t + (N-1)\delta_t)]^T$,其中 N 表示采样脉冲个数, δ_t 表示采样间隔。假设两个一阶海杂波的频率分别为 f_{C_1} 和 f_{C_2} ,相应的复幅度分别为 c_1 和 c_2 ,舰船目标的多普勒频率和幅度分别为 f_s 和 s_T ,二阶及高阶海杂波用高斯噪声近似表示,则回波采样数据 \mathbf{x} 可表示为

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ e^{j2\pi f_{C_1}} & e^{j2\pi f_{C_2}} & e^{j2\pi f_s} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{j2\pi(N-1)f_{C_1}} & e^{j2\pi(N-1)f_{C_2}} & e^{j2\pi(N-1)f_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ s_T \end{bmatrix} + \mathbf{n} \quad (1)$$

将式(1)写成矩阵形式为

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{A}_{N \times 3}$ 表示频率导向矢量矩阵, \mathbf{s} 表示海杂波和目标的复幅度矢量, \mathbf{n} 为噪声矢量。

压缩感知理论由美国科学院院士 Donoho^[12]、美国斯坦福大学 Candès^[13] 以及美国华裔科学家 Tao^[14] 等人提出,该理论指出:如果信号在某个变换矩阵下的分解是稀疏的或者近似稀疏的,那么可以设计一个低维测量矩阵将信号从多维空间投影到低维空间,然后利用稀疏重构算法以较高概率从少量的投影值中恢复原始信号,其具体过程可描述为:

(1)稀疏表示。信号 $\mathbf{x} \in R^N$ 在某个正交基或框架 Ψ 上是可压缩的,即存在稀疏向量 \mathbf{a} ,使得 $\mathbf{x} = \Psi\mathbf{a}$ 成立,此处稀疏向量指的是向量中非零元素的个数远小于向量长度。

(2)信号测量(或信号投影)。利用一个 $M \times N$ 维的测量矩阵(或投影矩阵) Φ ,对信号 \mathbf{x} 进行测量,得到观测集合 $\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x} = \Phi\Psi\mathbf{a} = \Theta\mathbf{a}$ 。通常记 $\Theta = \Phi\Psi$ 为传感矩阵。

(3)信号重构。利用 l_0 或 l_1 范数意义下的优化问

题求解 \mathbf{x} 的精确或近似逼近 $\hat{\mathbf{x}}$, 即

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min \|\mathbf{a}\|_{0(\text{or}1)}, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \Theta \mathbf{a} \quad (3)$$

从而可以求得重构信号 $\hat{\mathbf{x}} = \Psi \hat{\mathbf{a}}$ 。可以看出, 信号的稀疏性是进行压缩感知的基本前提, 对于天波雷达舰船检测的回波来说, 海杂波回波仅占据少量的频率分辨单元, 其在频域的分布是稀疏的, 该回波模型符合压缩感知理论的稀疏性要求。同时, 对于噪声背景下的信号重构, 为了避免幅度损失, 要求信号具有较高的信噪比^[15] (≥ 15 dB), 对于海杂波来说, 其杂噪比通常在 50 dB 以上^[6], 符合重构所需的高信噪比要求。因此, 本文提出的基于压缩感知来进行海杂波的重构与抑制具有合理性。

3 方法描述

本节利用压缩感知技术对海杂波进行重构和抑制, 按照压缩感知理论的基本步骤, 分别从回波信号稀疏表示、回波信号测量和海杂波重构 3 个环节进行研究。

3.1 回波信号稀疏表示

根据式(1)所示回波模型的特点, 本文利用冗余字典^[6](或称完备原子库)对回波进行稀疏表示, 构建的复正弦冗余字典可表示为

$$\mathbf{D}_0 = [\mathbf{d}(f_1) \ \mathbf{d}(f_2) \ \cdots \ \mathbf{d}(f_L)] \quad (4)$$

其中, $\mathbf{d}(f_i) = [1 \ e^{j2\pi f_i} \ \cdots \ e^{j2\pi(N-1)f_i}]^T$ 称为字典 \mathbf{D}_0 的一个原子, 分别对应着一个频率 $f_i (i = 1, 2, \dots, L)$, 表示将一个确定的多普勒频率范围 $[f_\alpha, f_\beta]$ 等分为 L 个离散的频点, 此建模方式和利用 CS 来进行 DOA 估计时将空间角度进行等间隔划分来构造冗余字典的思想^[17]是一致的。 f_α 和 f_β 的选择可根据 FFT 变换后的两个极大值再外推一个固定区间来确定或直接设定一个所关心的频率范围, 但必须保证海杂波频率落在该范围内。

定义字典的冗余度为 $\eta = L/N$, 可以看出, 上述字典 \mathbf{D}_0 是一个均匀字典, 即各原子之间对应的 f_i 是等间隔的。然而只有少数原子和海杂波频率接近, 因此可以对字典 \mathbf{D}_0 进行降维处理, 删除中间一些冗余原子, 仅保留和海杂波频率比较接近的部分原子, 从而减小字典的冗余度, 有助于在重构时减小计算量。降维处理后的字典可以表示为多个小字典的集合, 即

$$\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1 \ \mathbf{D}_2 \ \cdots \ \mathbf{D}_q] \quad (5)$$

其中, 小字典 $\mathbf{D}_i (i = 1, 2, \dots, q)$ 和原字典 \mathbf{D}_0 具有相同的原子表示方法和原子间隔, 不同之处在于减小了频率范围。小字典频率范围的确定可结合海杂波先验信息和实际回波数据的预处理得到。具体来讲, 首先对回波进行 FFT 预处理, 找出其中最大值频率

f_{\max} , 由于“栅栏效应”的存在, 实际的峰值频率 f_p 在 f_{\max} 的一个 FFT 宽度内, 即 $f_p \in [f_{\max} - \Delta f_{\text{FFT}}, f_{\max} + \Delta f_{\text{FFT}}]$, 其中 Δf_{FFT} 表示 FFT 变换的带宽。在此基础上结合一阶 Bragg 峰的宽度^[18]可以求得短时情况下该一阶海杂波的谱宽为 $[f_{\max} - \Delta f_{\text{FFT}} - \Delta f_{f_0}/2, f_{\max} + \Delta f_{\text{FFT}} + \Delta f_{f_0}/2]$, 其中 Δf_{f_0} 为一阶 Bragg 峰的理论宽度。其次, 利用高频海杂波谱峰的对称性, 将上述谱宽频移 $2f_0$ 可以得到另一个一阶海杂波峰的谱宽范围, 此处 f_0 表示一阶 Bragg 峰的理论频率值。假设降维后的字典 \mathbf{D} 的原子个数为 L' , 则不难看出其冗余度相对原字典 \mathbf{D}_0 有所降低。基于字典 \mathbf{D} , 回波信号可以表示为

$$\mathbf{x} = \mathbf{D}\mathbf{s}' + \mathbf{n} \quad (6)$$

其中, \mathbf{s}' 表示回波信号幅度 \mathbf{s} 在字典 \mathbf{D} 上的投影, 是一个稀疏矢量, \mathbf{n} 表示噪声矢量。

由式(6)所示的稀疏模型可以看出, 信号重构的本质是利用回波数据求解稀疏矢量 \mathbf{s}' , 而 \mathbf{s}' 中的非零元素代表了回波信号的复幅度, 其在 \mathbf{s}' 中的位置所对应字典 \mathbf{D} 中相应的复正弦原子的频率代表了信号的频率, 因此从某种意义上讲, 上述信号重构过程也可以认为是一个参数估计过程。理论上讲, 为了保证估计精度, 冗余字典中相邻原子的频率间隔越小越好, 但这会使原子间的相干性变强, 使模型难以满足等距约束准则^[14](Restricted Isometry Property, RIP), 在重构时易给原子选择带来误差。因此二者是一个相互矛盾的概念, 在构建字典时需要折中考虑。

3.2 回波信号测量

信号测量(或信号投影)要求测量矩阵既要达到压缩采样的目的, 同时又要保证采样信号可以无失真重构。常用的测量矩阵包括随机矩阵和确定性矩阵两大类, 其中随机测量矩阵(如高斯矩阵、伯努利矩阵等)能较好地满足 RIP 准则, 重构精度较高, 但元素的不确定性和较大的储存空间导致在硬件上难以实现; 确定性矩阵元素固定并且有一定的结构, 但是在保证高重建精度的情况下, 需要的测量值数目相对较多。为减少所需的测量值数目和提高重构精度, 测量矩阵优化^[19]已成为 CS 理论研究的热点之一。鉴于本文所处理的对象为短时回波数据, 其数据量相对较少, 因此不再进行压缩处理(相当于测量矩阵为单位方阵), 而直接利用字典来充当传感矩阵, 这一处理方式即为压缩感知中的稀疏恢复^[20]技术, 已在雷达信号处理的多个方面得到了广泛的应用。需要指出的是, 如果处理对象为长时数据, 则首先利用观测矩阵对回波数据进行压缩, 减少数据量, 然后再进行后续的重构处理, 此处不再赘述。

3.3 海杂波重构及对消

本文采用算法简单、计算量小的正交匹配追踪^[21](Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法对海杂波进行重构。为克服冗余字典的原子相关性易给 OMP 算法带来原子选择误差问题,本文首先采用感知字典^[22]对传统 OMP 算法进行改进,增强原子选择的准确度,其基本思想是在感知阶段(即计算传感矩阵中各原子与残差的绝对内积)使用和原传感矩阵维数一致的感知字典 \mathbf{G} 代替原传感矩阵来与残差进行计算,而重构过程与原 OMP 算法一致。由式(6)可知,本文的回波模型可以表示为 $\mathbf{x} = \mathbf{D}_{\Lambda_{\text{opt}}} \mathbf{s}'_{\Lambda_{\text{opt}}} + \mathbf{n}$, 此处 Λ_{opt} 表示字典中最优原子所对应的序号集。针对上述模型,文献[23]给出了基于感知字典的修正 OMP 算法在噪声条件下的重构条件,可表示为

$$\left\| \mathbf{G}_{\Lambda_{\text{opt}}}^{\text{H}} \mathbf{n} \right\|_{\infty} + \left\| \mathbf{G}_{\Lambda_{\text{opt}}}^{\text{H}} \mathbf{n} \right\|_{\infty} < \beta - \tilde{\mu}_1(k, \mathbf{D}, \mathbf{G}) - \tilde{\mu}_1(k-1, \mathbf{D}, \mathbf{G}) \quad (7)$$

其中, $\bar{\Lambda}_{\text{opt}}$ 表示 Λ_{opt} 的补集, $\beta = \min_i \left\langle \mathbf{D}_i, \mathbf{G}_i \right\rangle$ 表示最小相干参数,

$$\tilde{\mu}_1(k, \mathbf{D}, \mathbf{G}) = \max_{|A|=k} \max_{i \notin A} \sum_{j \in A} \left\langle \mathbf{D}_i, \mathbf{G}_j \right\rangle$$

表示感知字典和原字典的互累计相关参数^[22], A 表示 k 个原子的序号集,其中 k 表示信号的稀疏度且有 $k = |\Lambda_{\text{opt}}|$ 。

式(7)表明,含噪模型的重构性能不仅与互累计相关参数、最小相干参数有关,还和感知字典与噪声间的相关性有关,对于给定的冗余字典 \mathbf{D} , 其对应的感知字典应使得互累计相关参数 $\tilde{\mu}_1(k, \mathbf{D}, \mathbf{G})$ 尽量小,最小相干参数 β 尽量大,同时感知字典原子与噪声的绝对内积也要尽量小,其优化函数可表示为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{G}} & \left\| \mathbf{D}^{\text{H}} \mathbf{g}_i \right\|_F^2 + \alpha \left\| \mathbf{g}_i \right\|_F^2, \\ \text{s.t.} & \mathbf{g}_i^{\text{H}} \mathbf{d}_i = 1, \quad i = 1, 2, \dots, L' \end{aligned} \quad (8)$$

其中, \mathbf{d}_i 和 \mathbf{g}_i 分别表示原传感矩阵(冗余字典)和相应感知字典的第 i 个原子, $\alpha \in (0, 1)$ 为正则化参数,表示式(8)中两种约束的折中,本文取 $\alpha = 0.2$ 。通过构造拉格朗日函数可以求得式(8)的解,表示为

$$\mathbf{g}_i = \frac{(\mathbf{D}\mathbf{D}^{\text{H}} + \alpha \mathbf{I}_M)^{-1} \mathbf{d}_i}{\mathbf{d}_i^{\text{H}} (\mathbf{D}\mathbf{D}^{\text{H}} + \alpha \mathbf{I}_M)^{-1} \mathbf{d}_i} \quad (9)$$

由式(9)可以看出,感知字典的构造可以离线操作,因此基于感知字典的 OMP 算法复杂度与传统 OMP 算法复杂度相同。结合式(7)和式(9)可得满足重构准则的正弦字典 \mathbf{D} 中各原子的最小频率间隔,

本文中 $\Delta f = 0.01$ Hz。

由上文分析可以看出,受原子间相干性和重构条件的限制,字典中各原子的频率间隔不可能无限地细化,因此当实际海杂波频率落入网格之间时会造成参数估计精度下降。针对这种情况,本文对上述基于感知字典的 OMP 算法进行进一步改进,在利用感知字典感知最佳原子的参数集之后,对对应的重构原子进行移位操作和处理,从而得到最佳的重构原子。假设 \mathbf{d}_c 表示当前迭代过程中与最佳感知原子相对应的重构原子,相对应的频率和复幅度分别为 f_c 和 s_c , 对该原子进行移位处理,即

$$\mathbf{d}_{c-1} = \delta_1 \mathbf{d}_c, \quad \mathbf{d}_{c-2} = \delta_2 \mathbf{d}_c \quad (10)$$

其中,移位量分别为 $\delta_1 = e^{j2\pi(\Delta f/2)}$ 和 $\delta_2 = e^{j2\pi(-\Delta f/2)}$ 。计算残差与移位后的原子的相关值,选取与残差相关值最大的一个移位原子,记为 \mathbf{d}'_c , 相应的频率和复幅度为 f'_c 和 s'_c 。此时再利用 \mathbf{d}'_c 对原始选择的重构原子 \mathbf{d}_c 进行修正,具体实现过程为:

比较 s_c 和 s'_c 的幅度大小,如果 $|s_c| > |s'_c|$, 则

$$f_c'' = \begin{cases} f_c + \varepsilon_1 \frac{\Delta f}{2}, & f_c < f'_c \\ f_c - \varepsilon_1 \frac{\Delta f}{2}, & f_c > f'_c \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\varepsilon_1 = |s'_c| / (|s_c| + |s'_c|)$ 表示修正参数。反之,如果 $|s_c| < |s'_c|$, 则有

$$f_c'' = \begin{cases} f'_c + \varepsilon_2 \frac{\Delta f}{2}, & f_c > f'_c \\ f'_c - \varepsilon_2 \frac{\Delta f}{2}, & f_c < f'_c \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\varepsilon_2 = |s_c| / (|s_c| + |s'_c|)$ 表示修正参数。至此,利用修正后的频率值来构造新的重构原子 $\mathbf{d}''_c = [1 \ e^{j2\pi f_c''} \ \dots \ e^{j2\pi(N-1)f_c''}]^{\text{T}}$, 并进行后续运算处理。综上所述,本文提出的基于感知字典和原子移位的改进 OMP 算法实现步骤为:

(1)初始化:初始化残差余量 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{x}$, 初始化支撑集 \mathbf{A}_0 为空集,迭代次数 $k = 1$, 稀疏矢量 \mathbf{s}' 为空集,原始字典 \mathbf{D} 和相应的感知字典 \mathbf{G} ;

(2)原子感知:从感知字典 \mathbf{G} 中找出与残差向量相关系数最大的原子索引

$$i_k = \arg \max_j \left\langle \mathbf{r}_{k-1}, \mathbf{g}_j \right\rangle \quad (13)$$

(3)利用式(10)–式(12)完成对重构原子 \mathbf{d}_{i_k} 的修正,得到修正后的原子 \mathbf{d}''_{i_k} ;

(4)更新支撑集

$$\mathbf{A}_k = \mathbf{A}_{k-1} \cup \{\mathbf{d}''_{i_k}\} \quad (14)$$

(5)利用最小二乘方法更新系数矢量的逼近

$$\mathbf{s}'_k = \mathbf{A}'_k \mathbf{x} \quad (15)$$

其中,“†”表示伪逆运算;

(6)更新残差

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{x} - \mathbf{A}_k \mathbf{s}'_k \quad (16)$$

(7)更新迭代。如果 $P(\mathbf{c}_k) - P(\mathbf{n}_0) \leq \xi$, 则迭代停止, 否则有 $k = k + 1$, 返回步骤(2)。此处 $P(\mathbf{c}_k)$ 表示第 k 次迭代过程中选取的杂波原子的功率, 可以通过系数矢量 \mathbf{s}'_k 来计算, \mathbf{s}'_k 的第 k 个值即表示第 k 次迭代过程中选取的杂波原子的复幅度, $P(\mathbf{n}_0)$ 表示噪声基底的功率, 在预处理时可以获得, ξ 表示迭代的停止门限, 本文按经验值选取 $\xi = 8$ dB, 即当杂波原子的功率和噪声功率的差值下降到 8 dB 以内时迭代停止。此时, 重构的海杂波可以表示为 $\mathbf{x}_c = \mathbf{A}\mathbf{s}'$, 残差 \mathbf{r}_k 即为杂波抑制后的舰船目标回波信号和噪声信号, 即在本文方法中, 海杂波重构和对消是同时进行的, 在重构中完成了对消过程。

4 计算机仿真分析与实测数据验证

4.1 仿真数据分析

为验证本文算法的有效性, 首先进行计算机仿真数据分析。在此假设雷达回波已经过空域自适应波束形成处理, 即数据处理只在某一特定的方位通道内进行。基本参数设置为: 雷达工作频率 $f_0=14$ MHz, 扫频周期持续 0.2 s, 一个 CIT 内采样脉冲数为 $N=40$, 则相应的相干积累时间为 8 s。两个一阶海杂波分量的杂噪比分别为 $\text{CNR}_1=35$ dB 和 $\text{CNR}_2=32$ dB, 频率由 $f = \pm 0.102\sqrt{f_0 \cos\theta} + \delta$ 获得, 其中 θ 和 δ 分别表示擦地角和频率偏移量, 本文取 $\theta = 90^\circ$, $\delta = 0.08$ Hz。二阶海杂波用高斯噪声近似代替。舰船目标的信噪比和多普勒频率分别为 $\text{SNR}=10$ dB, $f_d=0.6$ Hz。在仿真试验中, FFT 点数为 128, 构造字典的频率范围为 $[-0.41 \text{ Hz}, -0.20 \text{ Hz}] \cup [0.35 \text{ Hz}, 0.56 \text{ Hz}]$, 相邻原子频率间隔为 $\Delta f = 0.01$ Hz。

4.1.1 杂波对消性能对比 图 1 给出了杂波对消前

后的回波功率谱, 仿真中加了 30 dB 的切比雪夫权, 虚线表示舰船目标的理论位置。由图 1(a)可以看出, 在对消前, 由于 CIT 较短, 多普勒分辨率较差, 舰船目标完全被海杂波掩盖, 不能有效检测; 图 1(b)为对消后的回波功率谱, 二者均进行了两次对消, 可以看出, 对消后, 舰船目标得到凸显, 但 Root 对消法有较大的杂波剩余, 而本文方法杂波剩余较少。以输出信杂噪比(SCNR_{out})来对杂波抑制性能进行量化, 计算方式为 $\text{SCNR}_{\text{out}} = P_t / (P_c + P_n)$, 其中 P_t , P_c , P_n 分别表示目标、杂波和噪声的功率。通过计算可得 Root 对消法和本文方法对消后的 SCNR_{out} 分别为 1.37 dB 和 12.86 dB, 即本文方法具有更优的杂波抑制性能,

4.1.2 杂波重构性能对比 前已述及, Root 对消方法和本文方法在本质上都是通过参数估计来进行杂波重构, 从而在时域进行对消, 因此杂波重构精度取决于参数估计精度。以负的一阶海杂波为例来考察两种算法在不同相干积累时间下的参数估计精度(以频率估计为例), Monte Carlo 仿真次数为 100 次, 估计值和估计误差均为多次估计的平均值, 其中估计误差采用均方根误差来计量。图 2 给出了两种算法的参数估计性能, 可以看出, 在短时情况下, Root 对消方法的参数估计精度较差, 相应的误差也较大, 而本文方法有较高的参数估计精度且误差较小。

4.1.3 算法复杂度分析 本小节研究算法复杂度问题, 以复乘法次数来衡量运算量的大小。以对消两个海杂波分量一次为例, 假设检测单元回波信号长度为 N , 两种算法的计算量分析如下: (1)Root 对消法。利用 FFT 估计杂波幅度和频率的运算次数为 $N_{\text{FFT}} \log_2 N_{\text{FFT}}$, N_{FFT} 表示 FFT 变换点数, 通常有 $N_{\text{FFT}} \geq N$; 估计初始相位的运算次数为 $2Nv$, 其中 v 表示相位搜索的次数。因此对消两个杂波分量总的运算次数为 $2(N_{\text{FFT}} \log_2 N_{\text{FFT}} + 2Nv)$ 。(2)本文方法。FFT 预处理的运算量为 $N_{\text{FFT}} \log_2 N_{\text{FFT}}$, 构造字典的运算量为 NL , L 表示字典中原子的个数; 原

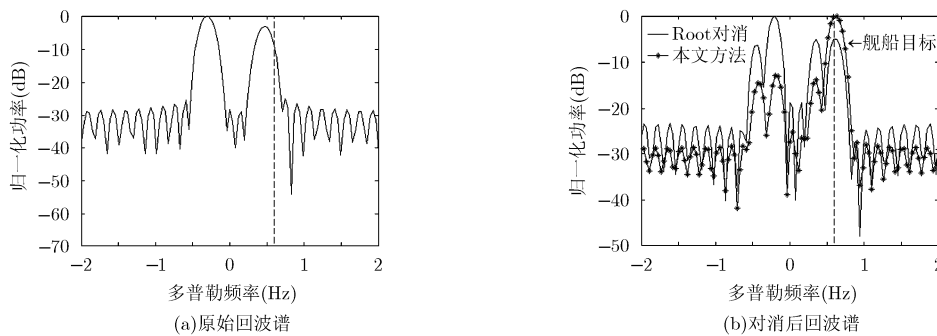


图 1 杂波对消性能对比

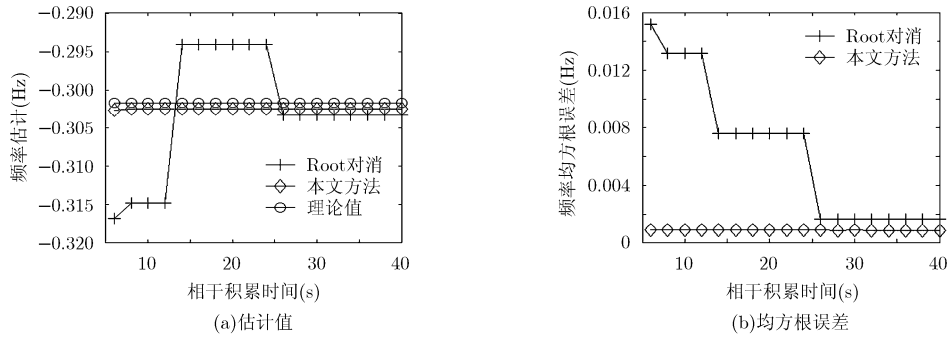


图 2 频率估计性能对比

子感知的运算量为 kNL ，其中 k 表示迭代次数(或稀疏度)；更新系数与残差的运算量为 $\sum_{\lambda=1}^k (2\lambda^2 + 2\lambda)N$ 。此外，原子移位及修正过程增加的运算量为 $3N + 2kN$ ，因此总的计算量为 $N_{\text{FFT}} \log_2 N_{\text{FFT}} + N(L + 3) + kN(L + 2) + \sum_{\lambda=1}^k 2N(\lambda^2 + \lambda)$ 。

以前文仿真中数据长度 $N = 40$ 为例，FFT 变换的点数为 $N_{\text{FFT}} = 128$ ，相位搜索次数 $v = 180$ ，迭代次数 $k = 2$ ，字典原子个数 $L = 44$ ，则相应的运算量分别为 $C_{\text{Root}} = 3.1 \times 10^4$ 和 $C_{\text{CS}} = 7.1 \times 10^3$ 。可以看出，相比于传统 Root 对消算法，本文算法具有更小的运算量。

4.2 实测数据验证分析

为进一步验证本文算法的有效性，采用某 OTHR 舰船目标实测数据进行验证分析。图 3(a)

为该实测数据某个方位通道的部分距离-多普勒谱，其相干积累点数为 1024 点，CIT 大约为 48 s。由图 3(a)可以清晰看到一个舰船目标和一个飞机目标，该舰船目标所在距离单元的功率谱如图 3(b)所示，虽然有较强的地海杂波，但由于 CIT 较长，位于 -0.87 Hz 的舰船目标和海杂波明显分离。图 4 为在上述实测数据基础上取 128 点数据后的回波谱，相应的 CIT 缩减到约为 6 s，可以看出，此时舰船目标部分被遮挡，但在目标单元谱上已经很难将目标和杂波区分开，如图 4(b)所示。图 5(a)和图 5(b)分别给出了利用 Root 对消方法和本文方法对图 4(b)所示的目标单元短时数据进行对消后的回波功率谱，其中 Root 方法的对消次数为 5 次。相应的输出信杂噪比如表 1 所示，不难看出，本文方法杂波抑制性能更优，输出信杂噪比更高。

为进一步对比其杂波抑制性能，下面利用前文

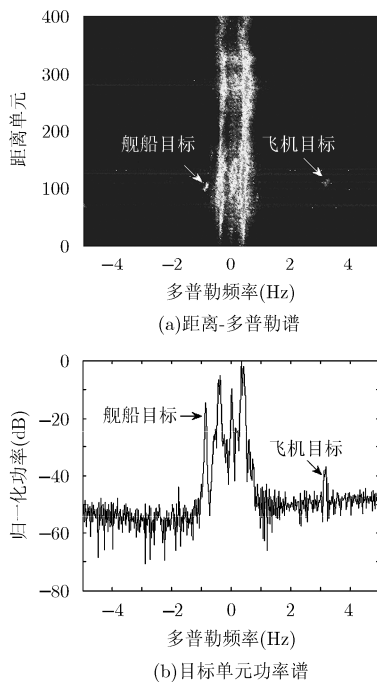


图 3 某实测数据长时回波谱(CIT≈48 s)

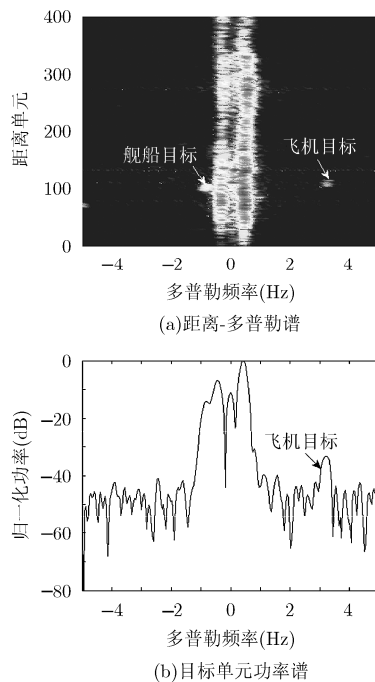


图 4 实测数据短时回波谱(CIT≈6 s)

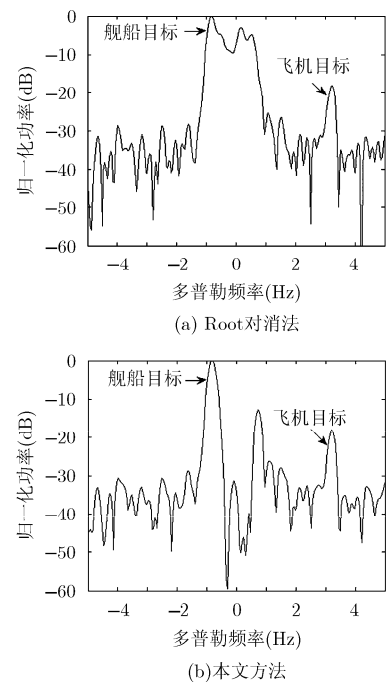


图 5 杂波抑制后的目标单元功率谱

所述的两种基于子空间类的杂波抑制方法(即 EVD 法和 SVD 法)来处理上述实测数据, 其杂波抑制后的回波谱如图 6 所示。其中 EVD 法选取的参考距离单元数为 50, 杂波子空间维数为 8, SVD 法中 Hankel 矩阵列数为 30, 置零的大奇异值个数为 3。由图 6(a) 和图 6(b) 可见, 两种方法都成功凸显舰船目标, 其中 SVD 法的杂波抑制性能差于 EVD 法, 具体的输出信杂噪比见表 1 所示。

表 1 实测数据输出信杂噪比对比

算法	Root 法	本文方法	EVD 法	SVD 法
SCNR _{out} (dB)	5.88	32.10	31.79	11.93

综上所述, 从杂波抑制性能的角度来看, EVD 法充分利用了海杂波距离单元的相关性, 其杂波抑制性能较优, SVD 法仅利用待检测距离单元进行杂波抑制, 其性能优于 Root 对消法, 但差于 EVD 法, 本文方法也仅利用待检测距离单元回波数据, 但杂波抑制性能和 EVD 法相近; 从工程应用角度来看, EVD 法和 SVD 法需要进行杂波子空间的划分(SVD

法为奇异值空间), 子空间维数选取不当易出现目标信号误消或杂波剩余过大的情况, 同时两者都还存在计算量较大的缺陷, 而本文方法不需要人为判别且计算量较小, 具有较强的工程实用性。

5 结束语

本文针对传统海杂波时域对消方法在短时条件下参数估计精度低、杂波抑制性能差的缺点, 提出一种基于压缩感知的 OTHR 短时海杂波抑制方法。该方法基于压缩感知对低数据量信号进行高精度重构的特点和海杂波具有的稀疏性和高杂噪比特性, 利用复正弦冗余字典对海杂波进行稀疏建模, 在此基础上通过改进的正交匹配追踪算法对海杂波进行重构与对消。计算机仿真分析和实测数据验证都证实了本文方法的有效性。本文方法仅对单个距离单元的回波进行处理, 不需要参考单元, 对海杂波的空间相关性没有特殊的限制, 因此具有较好的实用性。对于空间相关性较强的海杂波, 如何将压缩感知技术和空间相关性结合考虑将是下一步的研究重点。

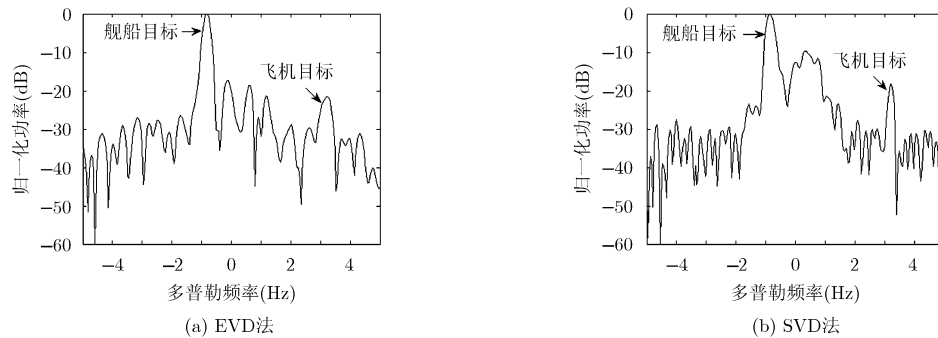


图 6 两种子空间法抑制杂波后的回波谱

参考文献

- [1] 周万幸. 天波超视距雷达发展综述[J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1373-1378.
ZHOU Wanxing. An overview on development of skywave over-the-horizon radar[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(6): 1373-1378.
- [2] 周文瑜, 焦培南. 超视距雷达技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 226-231.
ZHOU Wenyu and JIAO Peinan. Technology in Over The Horizon Radars[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008: 226-231.
- [3] 罗欢, 陈建文, 鲍拯. 电离层和海态对天波雷达多普勒谱的影响[J]. 信号处理, 2014, 30(5): 489-497.
LUO Huan, CHEN Jianwen, and BAO Zheng. Effect of ionosphere and oceanic state on doppler spectrum of over the horizon radar[J]. *Journal of Signal Processing*, 2014, 30(5): 489-497.
- [4] 李雪, 李吉宁, 姜鹏, 等. 行波扰动对天波雷达慢速目标检测影响研究[J]. 电波科学学报, 2015, 30(2): 295-299. doi: 10.13443/j.cjors.2014032701.
LI Xue, LI Jining, LOU Peng, et al. TIDs effect on low speed target detection of OTHR[J]. *Chinese Journal of Radio Science*, 2015, 30(2): 295-299. doi: 10.13443/j.cjors.2014032701.
- [5] 张晓华, 盛文, 王国师, 等. 积累点数对天波雷达探测性能的影响研究[J]. 现代雷达, 2014, 36(4): 1-4.
ZHANG Xiaohua, SHENG Wen, WANG Guoshi, et al. A study on the effects of accumulated number for detection performance of the sky-wave OTHR[J]. *Modern Radar*, 2014, 36(4): 1-4.

- [6] ROOT B. HF-over-the-horizon radar ship detection with short dwells using clutter cancellation[J]. *Radio Science*, 1998, 33(4): 1095–1111.
- [7] POON M W Y, KHAN R H, and LE-Ngoc S. A singular value decomposition (SVD) based method for suppressing ocean clutter in high frequency radar[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(3): 1421–1425.
- [8] ANDERSON S J and ABRAMOVICH Y I. A unified approach to detection, classification, and correction of ionospheric distortion in HF sky wave radar systems[J]. *Radio Science*, 1998, 33(4): 1055–1067.
- [9] CROMBIE D D. Doppler spectrum of sea echo at 13.56 MHz[J]. *Nature*, 1955, 175(1): 681–682.
- [10] BARRICK D E. First-order theory and analysis of MF/HF/VHF scatter from the sea[J]. *IEEE Transactions on Antennas Propagation*, 1972, AP-20(1): 2–10.
- [11] SATISH K S and JOHN W. An analysis of the second-order Doppler return from the ocean surface[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1985, 10(4): 443–445.
- [12] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [13] CANDÈS E. Compressive sampling[C]. Proceedings of the international congress of mathematicians, Madrid, Spain, 2006, 3: 1433–1452.
- [14] CANDÈS E, ROMBERG J, and TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489–509.
- [15] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. *电子学报*, 2009, 37(5): 1070–1081.
SHI Guangming, LIU Danhua, GAO Dahua, *et al.* Advances in theory and application of compressed sensing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(5): 1070–1081.
- [16] MALLAT S G and ZHANG Zhifeng. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397–3415.
- [17] 林波, 张增辉, 朱炬波. 基于压缩感知的 DOA 估计稀疏化模型与性能分析[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(3): 589–594. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00149.
- LIN Bo, ZHANG Zenghui, and ZHU Jubo. Sparsity model and performance analysis of DOA estimation with compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(3): 589–594. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00149.
- [18] LI Yajun, WEI Yinsheng, ZHU Yongpeng, *et al.* Analysis and simulation for broadening first-order sea clutter spectrum in high frequency hybrid sky-surface wave propagation mode[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2015, 9(6): 609–621.
- [19] 郑红, 李振. 压缩感知理论投影矩阵优化方法综述[J]. *数据采集与处理*, 2014, 29(1): 43–53.
ZHENG Hong and LI Zhen. Survey on optimization methods for projection matrix in compress sensing theory[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2014, 29(1): 43–53.
- [20] DONOHO D L, ELAD M, and TEMLYAKOV V N. Stable recovery of sparse overcomplete representations in the presence of noise[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(1): 6–18.
- [21] TROPP J A and GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655–4666.
- [22] CHNASS K and VANDERGHEYNST P. Dictionary preconditioning for greedy algorithms[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(5): 1994–2002.
- [23] HUANG Anmin, WAN Qun, and YANG Wanlin. Dictionary preconditioning for orthogonal matching pursuit in the presence of noise[C]. International Conference on Communications, Circuits and Systems (ICCCAS), Milpitas, CA, United States, 2009: 419–422.
- 严 韬: 男, 1987 年生, 博士生, 助理工程师, 研究方向为天波超视距雷达信号处理。
- 陈建文: 男, 1964 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为超视距雷达信号处理、机载预警雷达信号处理、阵列信号处理及目标检测与识别等。
- 鲍 拯: 男, 1977 年生, 博士, 讲师, 研究方向为超视距雷达信号处理、阵列信号处理、目标检测与识别。