

## 基于矩阵补全的天波雷达瞬态干扰抑制算法

李茂\* 何子述

(电子科技大学电子工程学院 成都 611731)

**摘要:** 瞬态干扰持续时间长、强度大,严重影响天波超视距雷达的性能。传统的瞬态干扰抑制方法需要预先抑制海杂波,且只能抑制强瞬态干扰,不能抑制弱瞬态干扰和噪声,该文提出一种基于矩阵补全的瞬态干扰抑制算法,该方法首先利用 Teager-Kaiser 算子进行瞬态干扰检测,然后将干扰数据剔除,最后利用海杂波和目标回波构成的 Hankel 矩阵的低秩性,通过改进的低秩矩阵补全算法进行数据恢复。该算法不仅能够抑制强瞬态干扰,而且能同时抑制弱瞬态干扰和噪声,提高了回波信号的信噪比。实测和仿真数据处理结果证明了算法的有效性。

**关键词:** 天波超视距雷达; 瞬态干扰抑制; 矩阵补全; Teager-Kaiser 算子

中图分类号: TN958.93

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2015)05-1031-07

DOI: 10.11999/JEIT140973

## Sky-wave Radar Transient Interference Suppression Based on Matrix Completion

Li Mao He Zi-shu

(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

**Abstract:** The transient interference can dramatically degrade the performance of over-the-horizon radar. The traditional interference suppression methods need to suppress the sea clutter, and only can suppress the strong transient interference, not mitigate the weak one and the noise. A novel interference suppression method is proposed based on the low-rank matrix completion. Firstly, the proposed method detects the interference via the Teager-Kaiser operator, subsequently excises the interference data. Then, considering that the Hankel matrix of clutter-plus-target signals is low-rank, the matrix completion method is exploited to recover the interference-removed signal. The proposed algorithm can suppress not only the strong interference, but also the weak one and the noise, improving the signal to noise ratio of echo. The simulation and experimental results demonstrate the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** Over-the-horizon radar; Transient interference suppression; Matrix completion; Teager-Kaiser operator

### 1 引言

天波超视距雷达可以探测超视距目标,探测距离范围一般为 800~3800 km,因此主要用于远程预警。天波超视距雷达易受外部环境干扰。外部干扰会淹没目标信号,影响雷达性能,因此必须进行干扰抑制。天波超视距雷达的外部干扰可以分为 3 类:电离层杂波<sup>[1,2]</sup>、射频干扰<sup>[3]</sup>和瞬态干扰<sup>[4-9]</sup>。射频干扰主要由高频辐射源引起;电离层杂波一般由雷达回波经电离层反射直接回到接收机形成;瞬态干扰持续时间较短,但是其能量较大,主要由雷电、流星余迹等引起<sup>[4-9]</sup>。这 3 种干扰都具有一定方向性,所以可以通过自适应波束形成技术进行抑制,但是

自适应波束干扰抑制技术需要一定数目的辅助天线;另外,对于瞬态干扰,由于其能量较强,可能出现干扰抑制不彻底的现象。为此,许多学者提出在慢时间域进行瞬态干扰抑制,即在匹配滤波和波束形成后,多普勒处理前,对各个距离采样单元数据分别进行瞬态干扰抑制。现有的瞬态干扰抑制算法主要分为两类:(1)先进行干扰位置检测,然后将干扰数据剔除,最后利用自回归(Auto-Regressive, AR)模型<sup>[4]</sup>、神经网络<sup>[5]</sup>或压缩感知<sup>[6]</sup>等插值方法进行插值,将数据恢复。文献[4]和文献[6]所提算法在检测干扰前,需要先进行杂波抑制,在进行杂波抑制时,很容易将瞬态干扰的部分能量也抑制掉,影响后续的干扰位置检测;(2)利用信号分解理论,将回波分解为多个分量,然后利用瞬态干扰持续时间长、能量强的特性,从多个分量中将瞬态干扰对应

2014-07-23 收到, 2015-01-12 改回

国家自然科学基金重点项目(61032010)资助课题

\*通信作者: 李茂 limao164@163.com

的分量剔除,然后用剩余分量信号合成回波信号<sup>[7-9]</sup>。文献[7]将回波信号分解为多个高斯基函数分量,文献[8]利用复经验模式分解方法将回波信号分解,这两种算法计算量较大,工程实现困难。文献[9]利用奇异值分解,将回波信号分解为多个正交信号,然后利用奇异值大小识别干扰信号,但是在实际使用时,很难确定奇异值门限值。

该文所提的算法其流程与第(1)类算法相同,但该文所提算法不需要预先对海杂波进行抑制,克服了第(1)类算法的缺点。在干扰数据检测和剔除后,利用海杂波和目标回波信号构成的 Hankel 矩阵具有低秩性的特点,使用改进的低秩矩阵补全算法进行缺损数据恢复。该文所提的算法具有两个优点:(1)在瞬态干扰能量较弱时,该文方法仍然能够抑制干扰;(2)算法在抑制干扰的同时,对噪声具有很好的抑制效果,提高了信噪比。

## 2 信号模型

天波超视距雷达某一距离-方位单元的回波信号可以表示为

$$r(m) = s(m) + i(m) + n(m), \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中  $m$  为脉冲数,  $M$  为相干积累脉冲数,  $s(m) = c(m) + t(m)$  为海杂波和目标回波信号,  $c(m)$  为海杂波,  $t(m)$  为目标回波信号,  $i(m)$  为瞬态干扰,  $n(m)$  为加性高斯噪声,其方差为  $\sigma^2$ 。对于天波超视距雷达,海杂波的主要成份可以近似表示为两个 Bragg 峰信号<sup>[10]</sup>:

$$c(m) = a_1 e^{j(2\pi f_B m T + \varphi_1(m))} + a_2 e^{j(-2\pi f_B m T + \varphi_2(m))} \quad (2)$$

其中  $T$  为脉冲重复周期,  $a_1$  和  $a_2$  为正负 Bragg 峰的幅度,  $\varphi_1(m)$  和  $\varphi_2(m)$  为电离层状态随机变化引起的时变相位,  $f_B$  为 Bragg 峰频率,可以表示为<sup>[10]</sup>  $f_B = 0.102\sqrt{f_c}$ ,  $f_c$  为雷达工作频率(单位为: MHz)。假设目标径向初速度为  $v$ , 径向加速度为  $\beta$ , 目标回波可以表示为<sup>[11,12]</sup>

$$t(m) = b e^{j\left\{q_1 m T + \frac{1}{2} q_2 (m T)^2\right\}} \quad (3)$$

其中  $b$  为目标反射系数,  $q_1 = 4\pi v / \zeta$ ,  $q_2 = 4\pi\beta / \zeta$ ,  $\zeta$  为雷达波长。

## 3 干扰检测与数据恢复

### 3.1 干扰数据检测与剔除

Teager-Kaiser 能量算子是一种非线性差分算子,最初主要用于语音信号的瞬时能量测定。Teager-Kaiser 能量算子能够跟踪信号的瞬态特征,对信号的瞬时变化具有良好的自适应能力,而且计算复杂度低,算法效率高。假定  $x(m)$  为复离散信号, Teager-Kaiser 算子为

$$\Psi_C(x(m)) = \Psi_R(x_r(m)) + \Psi_R(x_i(m)) \quad (4)$$

其中  $x_r(m)$  和  $x_i(m)$  分别为  $x(m)$  的实部和虚部,  $\Psi_R(x(m)) = x^2(m) - x(m+1)x(m-1)$ 。在文献[13]和文献[14]中证明了, Teager-Kaiser 算子其实质为高通滤波器,其输出主要由输入信号的高频成份决定,低频成份对 Teager-Kaiser 算子的影响可以忽略,且文献[13]和文献[14]证明了高斯噪声通过 Teager-Kaiser 算子后仍为高斯分布。在天波雷达中,海杂波信号的能量主要集中在低频域,而瞬态干扰一般具有较宽的频谱,所以接收信号通过 Teager-Kaiser 算子后,其输出主要由瞬态干扰决定,即

$$\Psi_C(r(m)) \approx \Psi_C(i(m)) + w(m) \quad (5)$$

其中  $w(m)$  为高斯噪声。定义  $\Delta(r(m)) = (\Psi_C(r(m)))^2$  作为干扰检测器的输入,用于干扰位置检测,这里的瞬态干扰检测类似于雷达中的目标检测,因此可以利用恒虚警(Constant False Alarm Rate, CFAR)检测器的思想设置干扰检测门限,该文使用选小单元平均 CFAR(Smallest of Cell Averaging CFAR, SO-CFAR)<sup>[15]</sup>。假设 SO-CFAR 中单边参考和保护单元数目分别为  $I$  和  $J$ , 分别使用前向和后向参考单元对背景进行估计:  $X_F = I^{-1} \sum_{i=1}^I \Delta(r(m-J-i))$  和  $X_B = I^{-1} \sum_{i=1}^I \Delta(r(m+J+i))$ , 然后令  $X' = \min(X_F, X_B)$ , 如果  $X' < \Delta(r(m))$ , 则认为  $r(m)$  含有瞬态干扰;相反  $X' \geq \Delta(r(m))$ , 则  $r(m)$  不含干扰,其中  $\Lambda$  为标称化因子。当检测到瞬态干扰时,将干扰数据置零。考虑到在一个相干积累时间内,可能存在多个瞬态干扰,因此参考单元  $I$  不能选择太大,否则参考单元可能采样到邻近的瞬态干扰,影响检测结果,保护单元  $J$  的长度应保证大于瞬态干扰的持续时间。

### 3.2 基于低秩矩阵补全的数据恢复

低秩矩阵补全<sup>[16,17]</sup>问题需要待恢复的矩阵具有低秩性,下面利用雷达回波信号构造低秩矩阵。首先,假定  $x(m), m = 1, 2, \dots, M$ , 为一个复数序列,其构成的  $P \times L$  维 Hankel 矩阵定义为  $\mathbf{H}(x)$ , 其中  $M = L + P - 1$ 。假定  $x(m) = \sum_{i=1}^r e^{j2\pi f_i(m) m T}$ , 且  $r < \min(P, L)$ , 如果  $f_i(m)$  不随时间  $m$  变化,则  $\mathbf{H}(x)$  的秩为  $r$ ; 如果  $f_i(m)$  为慢时变量时,矩阵  $\mathbf{H}(x)$  的秩近似为  $r$ , 即  $\mathbf{H}(x)$  的前  $r$  个奇异值远大于剩余的奇异值<sup>[10]</sup>。根据式(2)和式(3), 式(1)中的杂波和目标回波信号可以表示为

$$s(m) = c(m) + t(m) = a_1 e^{j(2\pi f_B m T + \varphi_1(m))} + a_2 e^{j(-2\pi f_B m T + \varphi_2(m))} + b e^{j\left\{q_1 m T + \frac{1}{2} q_2 (m T)^2\right\}} \quad (6)$$

根据文献[10]中的结论,在海杂波展宽不严重,且目

标机动性较弱的情况下，由  $s(m)$  构成的 Hankel 矩阵  $\mathbf{H}(s)$  的秩近似为 3。在天波雷达中脉冲积累数  $M$  一般远大于 3，如  $M = 256$  或  $512$ ，因此，总能够构造一个 Hankel 矩阵  $\mathbf{H}(s)$ ，使其满足  $\text{rank}(\mathbf{H}(s)) \ll \min(P, L)$ 。令  $\mathbf{R} = \mathbf{H}(r)$ ， $\mathbf{S} = \mathbf{H}(s)$ ， $\mathbf{I} = \mathbf{H}(i)$ ， $\mathbf{N} = \mathbf{H}(n)$ ，这样式(1)中的回波信号可以表示为矩阵形式。

$$\mathbf{R} = \mathbf{S} + \mathbf{I} + \mathbf{N} \quad (7)$$

低秩矩阵  $\mathbf{S}$  具有 Hankel 矩阵结构，利用 Hankel 矩阵的结构信息，可以提高矩阵  $\mathbf{S}$  的恢复精度，在数学上 Hankel 矩阵  $\mathbf{S}$  可以等价地表示为  $\mathbf{S} = \sum_{m=1}^M \alpha_m \mathbf{B}_m$ ，其中  $\mathbf{B}_m$  为基矩阵，其第  $m$  个辅对线上的元素全为 1，其它元素为零， $\alpha_m$  为复加权值，根据低秩矩阵补全理论<sup>[16,17]</sup>，经过干扰剔除后，可以通过下面的优化问题恢复数据

$$\left. \begin{aligned} \min \|\mathbf{S}\|_*, \text{ s.t., } \mathcal{P}_\Omega(\mathbf{R}) = \mathcal{P}_\Omega(\mathbf{S} + \mathbf{N}) \\ \|\mathcal{P}_\Omega(\mathbf{N})\|_F \leq \delta, \mathbf{S} = \sum_{m=1}^M \alpha_m \mathbf{B}_m \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中  $\|\cdot\|_*$  为矩阵的核范数(矩阵的奇异值之和)， $\|\mathbf{A}\|_F = \sqrt{\text{tr}(\mathbf{A}^H \mathbf{A})}$  为 Frobenius 范数， $\text{tr}(\cdot)$  表示矩阵的迹， $\delta$  表示噪声水平， $(\cdot)^H$  为矩阵的共轭转置。

### 3.3 利用增广拉格朗日乘子法解优化问题

下面利用增广的拉格朗日乘子法<sup>[18]</sup>解式(8)中的优化问题。经典的矩阵补全算法只适用于实矩阵，该文中的矩阵为复矩阵，文献[19]提出将矩阵恢复算法直接分别用于复信号的实部和虚部，然后再合成复信号，这种处理方式的缺点是：实部和虚部单独处理时，没有利用复信号的相位信息。考虑到上述缺点，为了有效地利用相位信息，该文将经典矩阵补全算法直接扩展到复数域，复数域的拉格朗日函数可以表示为

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{S}, \mathbf{Z}, \mathbf{N}, \boldsymbol{\alpha}) = & \|\mathbf{S}\|_* + \Re \langle \mathbf{Y}_1, \mathbf{R} - \mathbf{S} - \mathbf{N} - \mathbf{Z} \rangle \\ & + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{R} - \mathbf{S} - \mathbf{N} - \mathbf{Z}\|_F^2 \\ & + \Re \left\langle \mathbf{Y}_2, \mathbf{S} - \sum_{m=1}^M \alpha_m \mathbf{B}_m \right\rangle \\ & + \frac{\mu}{2} \left\| \mathbf{S} - \sum_{m=1}^M \alpha_m \mathbf{B}_m \right\|_F^2 \end{aligned} \quad (9)$$

其中  $\Re(\cdot)$  表示取信号的实部， $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M]^T$  为复加权向量， $\langle \mathbf{A}, \mathbf{B} \rangle = \text{tr}(\mathbf{A}^H \mathbf{B})$  表示矩阵的内积， $\mu > 0$  为惩罚因子， $\mathbf{Y}_1$  和  $\mathbf{Y}_2$  为拉格朗日乘子矩阵。式(9)中的优化问题可以通过下面的迭代步骤求解。

步骤 1 初始化  $\mathbf{Z} = \mathbf{0}$ ， $\mathbf{N} = \mathbf{0}$ ， $\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{0}$ ， $\mathbf{Y}_{1,0} = \mathbf{0}$ ， $\mathbf{Y}_{2,0} = \mathbf{0}$ ， $\delta_0 = \|\mathcal{P}_\Omega(\mathbf{R})\|_F$ ， $k = 0$ ， $\rho = 1.3$ ， $P = 40$ ，

$\eta = 10^{-3}$ ， $\mu_0 = 10^{-5}$ 。Hankel 矩阵的行数  $P = \text{round}(M/2)$  时，矩阵  $\mathbf{S}$  的低秩性最强，即  $\min(P, L) - \text{rank}(\mathbf{S})$  达到最大值，此时矩阵补全具有最好的性能，但是此时算法的计算量最大；随  $P$  减小，算法精度下降，但是计算量也相应降低，实际使用时需要综合考虑精度和计算量来确定  $P$  的取值，一般可取  $P = 35 \sim 50$ 。

步骤 2 更新矩阵  $\mathbf{S}$

$$\mathbf{S} = \mathbf{U} \mathcal{T}_{1/(2\mu_k)}(\boldsymbol{\Sigma}) \mathbf{V}^H \quad (10)$$

其中  $\mathbf{E}_k = \mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{V}^H$  表示矩阵  $\mathbf{E}_k$  的奇异值分解。

$$\mathbf{E}_k = \frac{1}{2} \left( \mathbf{R} - \mathbf{N}_k - \mathbf{Z}_k + \sum_{m=1}^M \alpha_{m,k} \mathbf{B}_m + \mu_k^{-1} (\mathbf{Y}_{1,k} - \mathbf{Y}_{2,k}) \right) \quad (11)$$

$$\left[ \mathcal{T}_{1/(2\mu_k)}(\boldsymbol{\Sigma}) \right]_{ij} = \begin{cases} \left( 1 - \frac{1}{2\mu_k} \|\boldsymbol{\Sigma}_{ij}\|^{-1} \right) \boldsymbol{\Sigma}_{ij}, & \|\boldsymbol{\Sigma}_{ij}\| > \frac{1}{2\mu_k} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中  $\boldsymbol{\Sigma}_{ij}$  表示矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}$  的第  $ij$  个元素。

步骤 3 更新矩阵  $\mathbf{Z}$

$$\mathbf{Z} = \mathcal{P}_{\bar{\Omega}}(\mathbf{R} - \mathbf{S}_{k+1} - \mathbf{N} + \mu_k^{-1} \mathbf{Y}_{1,k}) \quad (13)$$

其中  $\bar{\Omega} = \mathbf{E} - \Omega$ ， $\mathbf{E}$  为全 1 矩阵。

步骤 4 更新矩阵  $\mathbf{N}$

$$\mathbf{N} = \mathcal{P}_\Omega(\mathbf{R} - \mathbf{S}_{k+1} - \mathbf{Z}_{k+1} + \mu_k^{-1} \mathbf{Y}_{1,k}) \quad (14)$$

步骤 5 更新向量  $\boldsymbol{\alpha}$

$$\alpha_{m,k} = \|\mathbf{B}_m\|_1^{-1} \text{tr}\{(\mathbf{S}_{k+1} - \mu_k^{-1} \mathbf{Y}_{2,k})^T \mathbf{B}_m\} \quad (15)$$

其中  $\alpha_{m,k}$  表示向量  $\boldsymbol{\alpha}$  的第  $m$  个元素的第  $k$  次更新。

步骤 6 更新  $\mathbf{Y}_1$ ， $\mathbf{Y}_2$  和  $\mu$

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{Y}_{1,k+1} &= \mathbf{Y}_{1,k} + \mu_k (\mathbf{R} - \mathbf{S}_{k+1} - \mathbf{N}_{k+1} - \mathbf{Z}_{k+1}) \\ \mathbf{Y}_{2,k+1} &= \mathbf{Y}_{2,k} + \mu_k \left( \mathbf{S}_{k+1} - \sum_{m=1}^M \alpha_{m,k} \mathbf{B}_m \right) \\ \mu_{k+1} &= \rho \mu_k \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

步骤 7 如果式(17)不成立，算法未收敛，则令  $k = k + 1$  转步骤 2，否则转步骤 8；

$$\|\mathbf{S}_k - \mathbf{S}_{k-1}\|_F / \|\mathbf{S}_k\|_F \leq \eta \quad (17)$$

步骤 8 输出恢复后的数据： $\hat{\mathbf{r}} = [\alpha_{1,k}, \alpha_{2,k}, \dots, \alpha_{M,k}]^T$ 。

上述计算过程中，假定噪声水平  $\delta$  已知，但是在实际中，噪声的水平  $\delta$  很难预先已知，为此该文采用文献[20]中的在线估计噪声水平方法，即  $\hat{\delta}_{k+1} = \|\mathcal{P}_\Omega(\mathbf{R} - \mathbf{S}_{k+1})\|_F$ ，考虑到在迭代初期  $\hat{\delta}$  偏差较大，在迭代开始时，设定  $\delta_0 = \|\mathcal{P}_\Omega(\mathbf{R})\|_F$ ，然后通过  $\delta_{k+1} = 0.2\delta_k$ ，进行迭代估计噪声水平，当  $\delta_{k+1} \leq \hat{\delta}_{k+1}$  时，使用  $\delta_{k+1} = \hat{\delta}_{k+1}$  作为噪声的估计值。

## 4 实测和仿真数据

在本节,对算法进行测试,验证算法的有效性。SO-CFAR 参数设置如下:保护单元  $J = 10$  个、参考单元  $I = 8$  个、标称化因子  $A = 10$ 。

### 4.1 实测数据测试

本节利用实测数据验证算法的性能。为了验证算法的有效性,将该方法与文献[7]中的时频方法及文献[6]中的压缩感知方法进行对比。文献[6]中的时频方法的基本思想是:将回波信号分解为多个高斯基函数,然后将基函数分量中同时具有短时宽和强能量特征的分量剔除掉,最后利用剩余的基函数分量重构信号,重构后的信号即为抑制干扰后的信号。文献[6]中的压缩感知方法先进行杂波抑制,然后进行干扰检测和干扰剔除,最后利用回波信号在频域的稀疏性,通过压缩感知方法进行数据重构。在处理实测数据时,发现使用文献[6]的杂波抑制方法,很难将杂波完全抑制,影响干扰位置检测,为公平比较,在压缩感知方法中,使用该文所提的 Teager-Kaiser 算子进行干扰位置检测。

图 1 给出了信号的幅度。图 1(a)为原始信号的幅度,从图中可以看出,原始信号中存在两个瞬态干扰,即强干扰和弱干扰。在强干扰出现的位置,信号幅度突变明显。图 1(b)显示了利用时频方法干扰抑制后信号的幅度,很明显强干扰几乎被完全抑制,但是对于弱干扰,时频方法基本没有抑制作用。图 1(c)为经过压缩感知方法干扰抑制后信号的幅度,相比

时频方法,压缩感知方法对弱干扰也具有一定的抑制效果,但是数据恢复后,强干扰处信号的幅度仍然存在起伏,这种起伏会引起信号频谱起伏,影响目标检测。图 1(d)显示了利用本文方法干扰抑制后信号的幅度,通过与图 1(a)对比,可以明显看到,本文所提的方法不仅能抑制强干扰,而且对弱干扰也有很好的抑制效果。

图 2 显示了 Teager-Kaiser 算子检测瞬态干扰的结果,从图中可以看出,在强干扰出现的位置,Teager-Kaiser 算子的输出有较大的波动,这验证了 Teager-Kaiser 算子对瞬态干扰具有很好的敏感性,可以有效检测瞬态干扰。虽然在弱干扰处 Teager-Kaiser 算子输出也有波动,但是波动幅度并没有超过检测门限,Teager-Kaiser 算子没有检测到弱干扰,然而图 1(d)显示本文提出的算法能抑制弱干扰,这是因为,在利用矩阵补全算法进行数据恢复时,由于矩阵补全算法可以抑制噪声,而弱干扰能量较小,以至于它们的能量和噪声水平相当,弱干扰随噪声被一起抑制掉了。

图 3 给出了信号的多普勒谱。图 3(a)为原始信号的多普勒谱,虽然可以从多普勒谱中发现目标,但是由于存在瞬态干扰,背景基底噪声起伏较大,几乎淹没了目标信号,如果直接进行目标检测,很难将目标检测出来。图 3(b)为利用时频方法干扰抑制后信号的多普勒谱,与图 3(a)相比,可以看出基底噪声明显降低。图 3(c)为使用压缩感知方法抑制后信号的多普勒谱,图中基底噪声起伏较大,这种

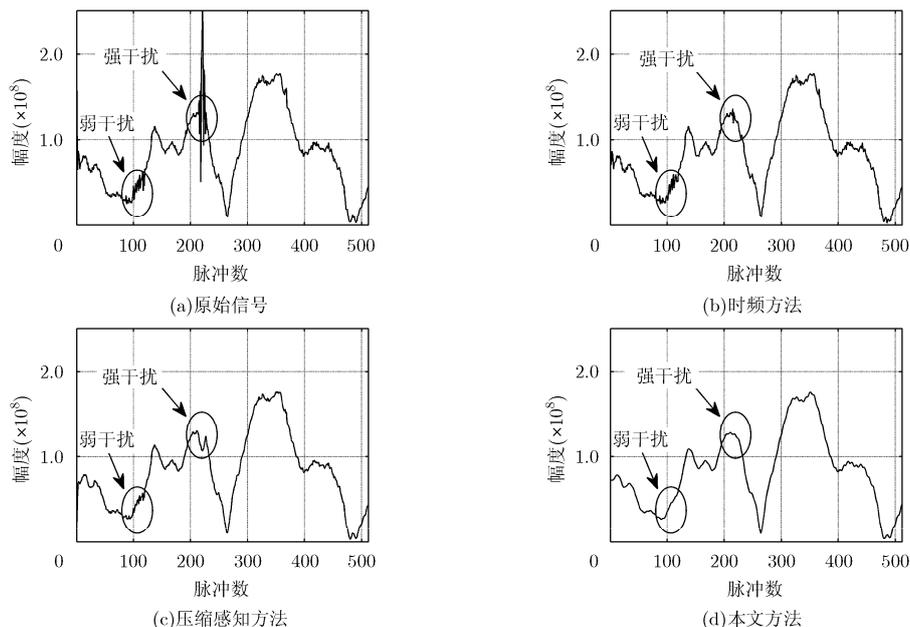


图 1 信号的幅度

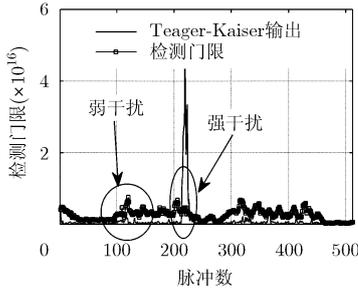


图 2 Teager-Kaiser 算子检测结果

起伏由噪声和缺损信号重构误差引起。图 3(d)显示了利用本文方法干扰抑制后信号的多普勒谱，与图 3(b)和图 3(c)相比，本文所提的方法有效地降低了噪声和干扰功率，提高了信噪比。

为了体现弱干扰的影响，本文将原始信号中的弱干扰，添加到所提算法的处理结果中，构成合成信号，图 4(a)中显示了合成信号的幅度，图 4(b)给出了合成信号的频谱，与图 3(d)对比可以看出合成信号的噪声基底，在整个频谱域出现了明显的起伏，影响后期的目标检测性。

文中提到的 3 种算法，都存在迭代过程，算法的计算量很大程度上依赖于迭代次数，很难根据计算复杂度比较 3 种算法的计算量，为此本文通过仿真程序的平均运行时间来近似对比 3 种算法的计算量。使用主频为 3.1 GHz 的双核计算机，进行 512 次实验，3 种算法的平均运行时间分别为：58.7 s(时频方法)、17.4 s(压缩感知方法)和 24.3 s(本文方法)。

### 4.2 仿真数据测试

验证本文算法在目标为弱机动目标时，算法仍然具有较好的抑制效果。假定雷达工作频率  $f_c = 18$  MHz，相干积累脉冲数  $M = 512$ ，脉冲持续时间  $T = 12$  ms，目标的径向初速度  $v = -100$  m/s，径向加速度  $\beta = 5$  m/s<sup>2</sup>；海杂波的幅度为  $a_1 = 6.0 \times 10^7 e^{j\theta_1}$  和  $a_2 = 7.8 \times 10^7 e^{j\theta_2}$ ，其中  $\theta_1$  和  $\theta_2$  为  $0 \sim 2\pi$  内的均匀随机相位，海杂波的调制相位为  $\varphi_1(m) = 0.425 \cos(0.4\pi mT)$  和  $\varphi_2(m) = 0.775 \cos(0.1\pi mT)$ ，信杂比和杂噪比分别定义为  $SCR = E_t / E_c$  和  $CNR = E_c / \sigma^2$ ，其中  $E_t = M |b|^2$ ， $E_c = \sum_{m=1}^M |c(m)|^2$ 。

图 5 显示了信号的多普勒谱，其中  $SCR = -43.5$  dB， $CNR = 58.7$  dB。图 5(a)为原始信号的多普勒谱，从图中可以看出，背景基底噪声起伏较大，加速度目标信号完全被掩盖。为了对比本文算法的干扰抑制效果，图 5(b)给出了无瞬态干扰和噪声情况下，海杂波和目标回波信号的多普勒谱，目标的径向加速度  $\beta = 5$  m/s<sup>2</sup>，目标信号的多普勒谱发生展宽。图 5(c)为经过本文算法抑制瞬态干扰后，海杂波和目标回波信号的多普勒谱，从图中可以看出本文算法在抑制干扰的同时，降低了噪声功率，而且较好地恢复了海杂波和目标回波信号，这说明目标为弱机动目标时，本文所提算法仍然具有较好的干扰和噪声抑制效果。

为了定量对比 3 种算法的性能，定义如下性能指标  $\Psi = \Delta E_s / E_s$ ，其中  $\Delta E_s = \sum_{m=1}^M |s(m) - \hat{s}(m)|^2$ ，

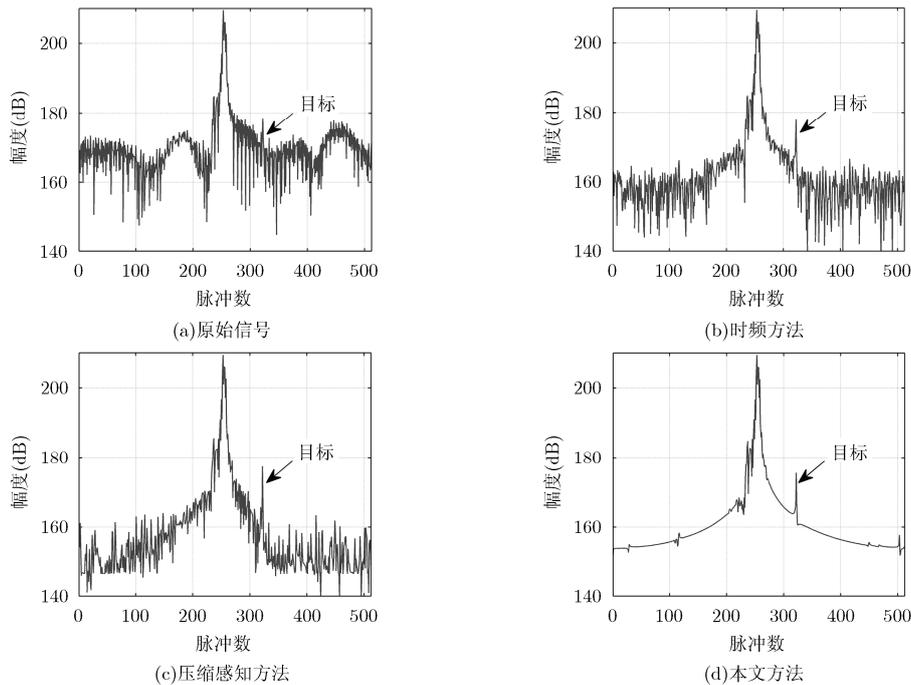


图 3 信号的多普勒谱

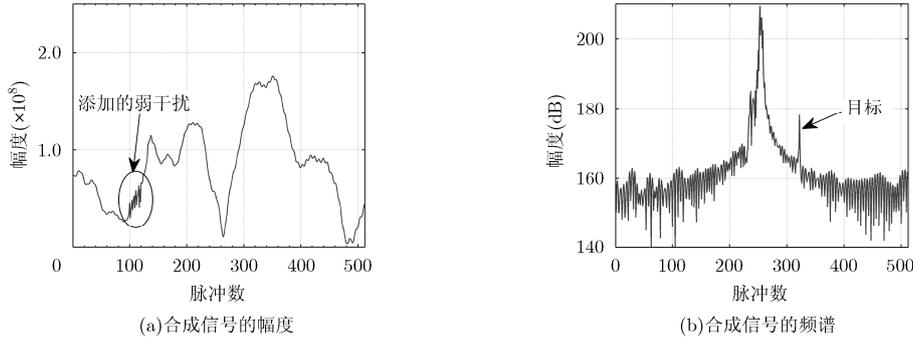


图 4 合成信号

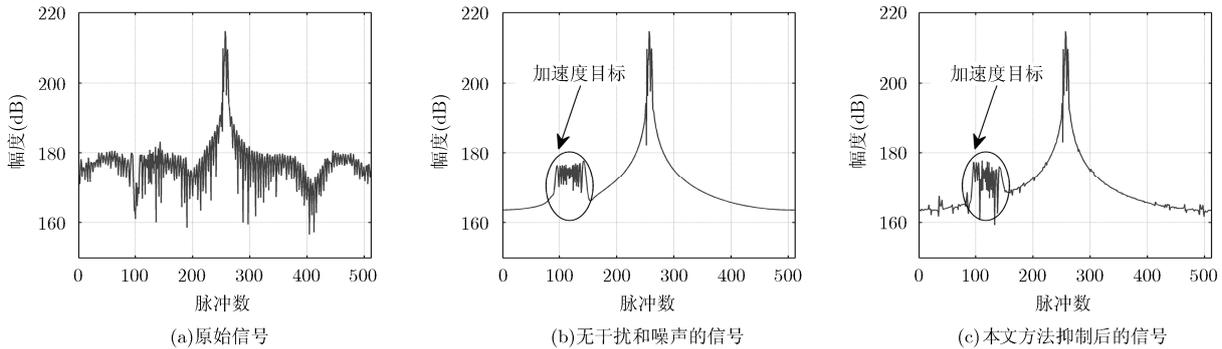


图 5 仿真信号的多普勒谱

$E_s = \sum_{m=1}^M |s(m)|^2$ ,  $s(m)$  表示海杂波和目标回波的真实信号,  $\hat{s}(m)$  为干扰抑制后的海杂波和目标回波信号。 $\Psi$  越小说明恢复的海杂波和目标信号精度越高, 即算法有较好的抑制干扰和噪声的能力; 相反,  $\Psi$  越大则说明算法抑制干扰和噪声的性能较差。从图 6 可以看出, 相比于时频方法和压缩感知方法, 本文算法具有最好的抑制效果, 这主要是由于本文算法在抑制干扰的同时, 对噪声具有很好的抑制效果, 这与实测数据的处理结果相一致, 压缩感知方法的性能优于时频方法。

### 5 结束语

本文所提算法利用 Teager-Kaiser 算子对瞬态干扰进行检测, 然后剔除干扰数据, 然后, 利用海杂波和目标回波信号构造的 Hankel 矩阵具有低秩

性的特点, 通过低秩矩阵补全算法对缺损信号进行恢复。本算法在干扰检测时, 不需要预先抑制海杂波, 且算法能够同时抑制强瞬态干扰、弱瞬态干扰和噪声。仿真数据和实测数据验证了算法的有效性, 本算法实用性强, 具有很好的工程应用前景。

### 参考文献

- [1] 熊新农, 万显荣, 柯亨玉, 等. 基于时频分析的高频地波雷达电离层杂波抑制[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(8): 1399-1402.  
Xiong Xin-nong, Wan Xian-rong, Ke Heng-yu, et al. Ionospheric clutter suppression in high frequency surface wave radar based on time-frequency analysis[J]. *Systems Engineering Electronics*, 2008, 30(8): 1399-1402.
- [2] Tian Wen-long, Li Gao-peng, and Xu Rong-qing. Ionospheric clutter mitigation for high-frequency surface-wave radar using two-dimensional array and beam space processing[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2012, 6(3): 202-211.
- [3] Yi Jian-xin, Wan Xian-rong, Cheng Feng, et al. Computationally efficient RF interference suppression method with closed-form maximum likelihood estimator for HF surface wave over-the-horizon radars[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(4): 2361-2372.
- [4] 邢孟道, 保铮, 强勇. 天波超视距雷达瞬态干扰抑制[J]. 电子学报, 2002, 30(6): 823-826.

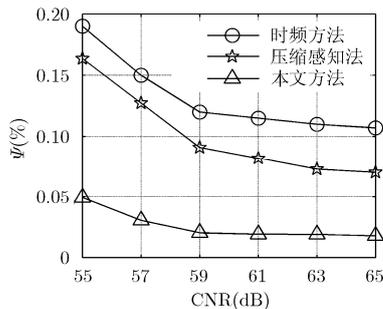


图 6 性能对比图(SCR = -37.3 dB)

- Xing Meng-dao, Bao Zheng, and Qiang Yong. Transient interference excision in OTHR[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(6): 823–826.
- [5] 徐兴安, 吴雄斌, 陈晓锋, 等. 一种基于 S 变换的高频地波雷达瞬态干扰抑制方法[J]. *电子学报*, 2014, 42(3): 602–606.
- Xu Xing-an, Wu Xiong-bin, Chen Xiao-feng, *et al.* An instantaneous interference suppression approach based on S transforms[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(3): 602–606.
- [6] 全英汇, 张磊, 邢孟道, 等. 天波超视距雷达缺损信号的频谱重构[J]. *系统工程与电子技术*, 2011, 33(8): 1732–1737.
- Quan Ying-hui, Zhang Lei, Xing Meng-dao, *et al.* Optimal reconstruction of spectrum with partial samples in OTHR[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(8): 1732–1737.
- [7] Guo X, Sun H, and Yeo T S. Transient interference excision in over-the-horizon radar using adaptive time-frequency analysis[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(4): 722–735.
- [8] 周忠根, 水鹏朗. 基于复数据经验模式分解的天波超视距雷达瞬态干扰抑制[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(12): 2831–2836.
- Zhou Zhong-gen and Shui Peng-lang. Transient interference suppression based on complex empirical mode decomposition in over-the-horizon radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(12): 2831–2836.
- [9] 陈希信, 黄银河. 基于矩阵奇异值分解的高频雷达瞬态干扰抑制[J]. *电子与信息学报*, 2005, 27(12): 1879–1882.
- Chen Xi-xin and Huang Yin-he. A SVD-based approach of suppressing transient interference in High-Frequency radar [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2005, 27(12): 1879–1882.
- [10] 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.
- [11] Yasotharan A and Thayaparan T. Time-frequency method for detecting an accelerating target in sea clutter[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(4): 1289–1310.
- [12] Xu J, Xia X G, Peng S B, *et al.* Radar maneuvering target motion estimation based on generalized Radon-Fourier transform[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(12): 6190–6201.
- [13] Kandia V and Stylianou Y. Detection of sperm whale clicks based on the Teager-Kaiser energy operator[J]. *Applied Acoustics*, 2006, 67(12): 1144–1163.
- [14] Kandia V and Stylianou Y. Detection of creak clicks of sperm whales in low SNR conditions[C]. *Proceedings of the IEEE Oceans*, Brest, France, 2005: 1052–1057.
- [15] Richards M A. *Fundamentals of Radar Signal Processing*[M]. New York, USA, Tata McGraw-Hill Education, 2005: 364–370.
- [16] Tanner J and Wei K. Normalized iterative hard thresholding for matrix completion[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2013, 35(5): S104–S125.
- [17] Liu G and Li P. Advancing matrix completion by modeling extra structures beyond low-rankness[OL]. <http://arxiv.org/abs/1404.4646>.
- [18] Peng Y, Ganesh A, Wright J, *et al.* RASL: robust alignment by sparse and low-rank decomposition for linearly correlated images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2233–2246.
- [19] Yan H, Wang R, Li F, *et al.* Ground moving target extraction in a multichannel wide-area surveillance SAR/GMTI system via the relaxed PCP[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(3): 617–621.
- [20] Zhou X, Yang C, and Yu W. Moving object detection by detecting contiguous outliers in the low-rank representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(3): 597–610.
- 李 茂: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为天波超视距雷达信号处理、MIMO 雷达信号处理。
- 何子述: 男, 1962 年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为天波超视距雷达技术、MIMO 雷达信号处理、宽带数字阵雷达技术。