

文章编号:1004-9037(2012)02-0218-07

一种新的宽带短波探测系统音频干扰抑制算法

刘 松¹ 张水莲¹ 李苏东² 司 晴¹

(1. 解放军信息工程大学信息工程学院, 郑州, 450002; 2. 中国人民解放军 91230 部队, 福州, 350014)

摘要:短波信道音频干扰分布密集,导致宽带短波探测系统接收信噪比严重恶化。针对传统奇异值分解(Singular value decomposition, SVD)滤波方法损失了干扰频率处的有用功率,对信道参数的高精度提取造成了不利影响。本文深入分析了SVD滤波内部机理,推导得到SVD滤波的解析表达式,并由信号加噪声子空间得出有用功率的鲁棒估计,进而提出了一种新颖的基于功率补偿的音频干扰抑制算法。仿真与实测数据处理结果表明,该算法不仅实现了干扰抑制,而且有效减小了抑制产生的信号损伤,对于短波电离层信道参数的高精度提取具有特殊意义。

关键词:宽带短波探测;干扰抑制;奇异值分解;功率补偿

中图分类号:TN972

文献标识码:A

Novel Algorithm for Audio Interference Rejection in Wideband Shortwave Probe System

Liu Song¹, Zhang Shuilian¹, Li Sudong², Si Qing¹

(1. Institute of Information Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, 450002;

2. Unit 91230, PLA, Fuzhou, 350014, China)

Abstract: Audio interference has a relatively high density. Hence the signal-to-noise ratio (SNR) of received signal is badly degraded in the wideband shortwave probe system. The traditional singular value decomposition (SVD) filter loses the power of probe signal in the frequencies of interference, thus resulting in a disadvantageous influence to the high accuracy estimation of channel parameters. The internal mechanism of SVD filter is analyzed, the analytical expression of SVD filter is derived and the useful power from signal plus noise subspace is estimated. Then, a novel SVD filtering algorithm is presented based on the equalization of power. The simulation and data processing of the probe system demonstrate that the new algorithm realizes audio interference rejection, and effectively reduces the power loss of probe signal.

Key words: wideband shortwave probe; interference rejection; singular value decomposition (SVD); equalization of power

引 言

伪噪声(Pseudo noise, PN)码探测技术是一种宽带短波电离层信道探测方法,是通过发射伪随机码序列来获取电离层信道参数的探测技术。短波信道频率资源紧张,窄带干扰特别是音频干扰分布十分密集,其功率谱密度较高且频带较窄,能够对频谱较宽的探测系统产生严重影响,尤其是大功率的音频干扰将导致接收探测信号信噪比剧烈恶化,

直接影响信道参数的精确提取。再者,由于短波信号天波传播的“窗口效应”与“多孔性”,探测系统带宽一般限制在2 MHz以下,处理增益十分有限,系统抗干扰能力受到较大限制。因此,采用干扰抑制技术来提高探测信号接收质量,对于短波电离层信道参数的高精度提取具有重要意义。

常用的窄带干扰抑制技术大体分为两类:时域滤波法和频域抑制技术。时域滤波法运算量大,收敛速度较慢,不适合短波信道中干扰变化迅速的情况。频域技术虽然易于实现,却存在着窄带干扰能量泄

露的缺点,且当音频干扰数目较多,分布带宽较宽时,频域抑制将引起严重的信噪比损失,这对于信道参数的高精度提取非常不利。奇异值分解(Singular value decomposition, SVD)是一种有效的窄带干扰抑制技术,应用较为广泛。与时域滤波法相比,SVD的实质是对数据的统计分析方法,避免了收敛问题;与频域抑制算法相比,该方法则是具有同样的零相位偏移特性^[1]。Rice^[2]提出了SVD算法优于传统陷波器的观点;文献^[3]采用截断矩阵的SVD方法较好地抑制了直接序列扩频通信系统的单音干扰;文献^[4]利用SVD滤波实现了超宽带通信系统的窄带干扰抑制,验证了其良好的抑制性能与鲁棒性,但没有考虑抑制后信号能量的损失问题。

本文依据基于PN码的宽带短波探测系统自身特点,利用Hankel形式的接收数据矩阵SVD的特殊性质推导出了干扰频率处功率成分的解析表达式。且通过MDL准则来准确估计干扰子空间维数,推导出了有用功率较稳定的估计公式,从而提出了一种新颖的基于功率补偿的SVD滤波算法。仿真分析与实测数据处理效果表明该算法在实现音频干扰抑制的同时,基本保留了干扰频率处的有用信号,有效减小了信号损伤,为短波电离层信道参数的高精度提取提供了较好条件。

1 系统信号模型

1.1 探测系统基带信号模型

考虑如图1所示BPSK调制的PN码探测系统基带信号模型,接收端参数提取前的基带信号 $x(t)$ 的连续时间表示式为

$$x(t) = s(t) + j(t) + e(t) \quad (1)$$

式中: $s(t)$ 为PN码探测信号; $j(t)$ 为窄带干扰信号; $e(t)$ 为背景噪声,假设其为加性高斯白噪声,且均值为0,功率为 σ_e^2 。设定接收PN码探测信号功率为 σ_s^2 ,则 $s(t)$ 可表示为

$$s(t) = \sigma_s \sum_{n=-\infty}^{+\infty} c(t - nT_b) \quad (2)$$

式中 $c(t)$ 为探测信号的特征波形

$$c(t) = \sum_{k=0}^{L-1} c(k) p(t - kT_c) \quad (3)$$

式中: L 为系统扩展比, $p(t)$ 是周期 T_c 的码片成形

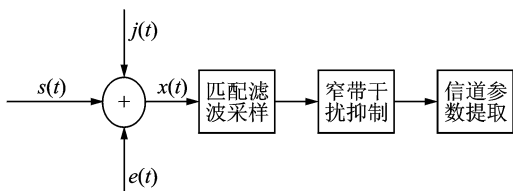


图1 PN码探测系统接收机基带等效框图

滤波器的波形,如理想情况下的矩形脉冲成形,或实际中常用的升余弦成形等。

接收信号经过码片波形匹配滤波,以码片速率采样后,可得其离散时间序列为

$$x(k) = s(k) + j(k) + e(k) \quad (4)$$

由于探测信号、窄带干扰及背景噪声之间相互独立,且假定PN码具有理想的自相关特性,即PN码序列不同样本之间是不相关的,则接收序列 $x(k)$ 的自相关表示式为

$$R_x(m) = R_s(m) + R_j(m) + R_e(m) = R_j(m) + (\sigma_s^2 + \sigma_e^2)\delta(m) \quad (5)$$

自相关函数与功率谱函数是付氏变换关系,由式(5)可以看出PN码探测信号的功率谱具有近似高斯白噪声的性质,表现出平坦特性。相反,由于窄带干扰信号的功率一般远大于探测信号加噪声功率,其功率谱表现突出的峰值,且占据较窄的频带。

1.2 音频干扰模型

在干扰抑制技术研究中,首先需要建立干扰信号的近似模型,干扰模型越接近实际情况,越利于干扰抑制的实现与抑制效果的增强。结合短波电离层探测信号实际传输环境,本文将窄带干扰建模为音频干扰模型,这对于模拟短波电台干扰信号和其他的大功率谐波干扰现象非常有效。音频干扰包含单音与多音干扰,可建模为 Q 个(复)正弦信号的叠加和

$$j(n) = \sum_{l=1}^Q \sqrt{P_l} e^{j(2\pi f_l n + \theta_l)} \quad (6)$$

式中, P_l 与 f_l 分别为第 l 个正弦信号的功率和归一化频率,且随机相位 $\{\theta_l\}$ 在区间 $[0, 2\pi)$ 上均匀分布。其自相关函数可以推导如下

$$R_j(m) = E\{j(n)j^*(n-m)\} = \sum_{l=1}^Q P_l e^{j2\pi f_l m} \quad (7)$$

式中“ $*$ ”表示共轭。

对其自相关函数进行付氏变换可得音频干扰模型的功率谱函数

$$S_j(\tilde{\omega}) = 2\pi \sum_{l=1}^Q P_l \delta(\tilde{\omega} - 2\pi f_l) \quad (8)$$

显然,音频干扰的功率谱为线谱。

若定义 N 维音频干扰数据矢量 $\mathbf{J}(n) = [j(n), j(n-1), \dots, j(n-N+1)]^T$,则其 N 阶自相关矩阵为

$$\mathbf{R}_j^{(N)} = E\{\mathbf{J}(n)\mathbf{J}^H(n)\} \quad (9)$$

令 $\mathbf{h}_l = [1, e^{j2\pi f_l}, \dots, e^{j2\pi(N-1)f_l}]^T$,则有

$$\mathbf{R}_j^{(N)} = \sum_{l=1}^Q P_l \mathbf{h}_l \mathbf{h}_l^H \quad (10)$$

可见,每个向量乘积 $\mathbf{h}_l \mathbf{h}_l^H$ 都是秩为1的矩阵,

并且音频干扰自相关矩阵存在 Q 个向量乘积, 故其秩为 Q , 即为不同干扰频率的个数。若音频干扰由 Q 个实正弦信号构成, 则其自相关矩阵秩最大为 $2Q$ 。

2 基于功率补偿的 SVD 滤波算法

2.1 Hankel 矩阵 SVD 滤波原理

设被上述音频干扰污染的探测系统基带信号向量为 $\mathbf{X} = [x(1), x(2), \dots, x(N)]$, 则可以构造如下 Hankel 形式的数据矩阵

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(n) \\ x(2) & x(3) & \cdots & x(n+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(N-n+1) & x(N-n+2) & \cdots & x(N) \end{bmatrix}_{m \times n} \quad (11)$$

式中: $m+n-1=N, 1 < n < N, m > n > Q$, 矩阵元素满足 $H(i, j) = x(i+j-1)$ 。

对 \mathbf{H} 实施 SVD 分解有

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \mathbf{V}^H \quad (12)$$

式中: 正交矩阵 $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{m \times m}, \mathbf{V} \in \mathbf{R}^{n \times n}$, 其列向量分别由矩阵 $\mathbf{H}\mathbf{H}^H, \mathbf{H}^H\mathbf{H}$ 的列向量组成; $\boldsymbol{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_M), \sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_M > 0$ 为矩阵 \mathbf{H} 的奇异值; $M = \text{rank}(\mathbf{H})$, 一般地, $M = \min(m, n) = n^{[5-6]}$ 。因此, 数据矩阵 \mathbf{H} 可以分解为各个分量信号的相加和, 即

$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^n \sigma_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^H \quad (13)$$

式中: \mathbf{u}_i 为 \mathbf{U} 的第 i 个列向量, \mathbf{v}_i 为 \mathbf{V} 的第 i 个列向量。

考虑如下变换

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}^H \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} = \mathbf{V}^H \mathbf{H}^H \mathbf{H} \mathbf{V} = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2) \quad (14)$$

若令 $\mathbf{R}_H = \mathbf{H}^H \mathbf{H}$, 则 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2$ 为 \mathbf{R}_H 降序排列的各特征值。若令 \mathbf{R}_H 特征分解后降序排列的各特征值为 λ_i , 则有

$$\lambda_i = \sigma_i^2 \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

而对于矩阵 \mathbf{R}_H 中的元素则有

$$\mathbf{R}_H(i, j) = \sum_{k=1}^m \mathbf{H}^H(k, i) \mathbf{H}(k, j) = \sum_{k=1}^m x^*(k+i-1)x(k+j-1) \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (16)$$

显然, 当 m 足够大时, $\frac{\mathbf{R}_H(i, j)}{m}$ 即序列 $x(k)$ 时间间隔为 $(i-j)$ 的自相关函数估计值 $\mathbf{R}_x(i-j)$ 。由于 PN 码探测信号的伪随机特性, 可将其与背景高斯白噪声作近似处理, 由音频干扰与背景噪声之间的独立性可得出如下关系式

$$\mathbf{R}_H(i, j) = m \mathbf{R}_x(i-j) = m \left[\sum_{l=1}^Q P_l e^{j2\pi f_l(i-j)} + (\sigma_s^2 + \sigma_e^2) \delta(i-j) \right] \quad (17)$$

将式(17)转换为矩阵形式有

$$\mathbf{R}_H = m(\mathbf{R}_{jj} + \mathbf{R}_{se}) = m \sum_{l=1}^Q P_l \cdot \begin{bmatrix} 1 + \frac{\sigma_s^2 + \sigma_e^2}{QP_l} & e^{j2\pi f_l} & \cdots & e^{j2\pi(N-1)f_l} \\ e^{-j2\pi f_l} & 1 + \frac{\sigma_s^2 + \sigma_e^2}{QP_l} & \cdots & e^{j2\pi(N-2)f_l} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{j2\pi(1-N)f_l} & e^{j2\pi(2-N)f_l} & \cdots & 1 + \frac{\sigma_s^2 + \sigma_e^2}{QP_l} \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中: \mathbf{R}_{jj} 为音频干扰的自相关估计矩阵, \mathbf{R}_{se} 为探测信号加背景高斯白噪声的自相关估计矩阵。由上述音频干扰模型得知, Q 个复正弦音频干扰的能量被集中在一个秩为 Q 的子空间内。由于选取的自相关阶数 $n > Q$, 故 \mathbf{R}_{jj} 不是满秩矩阵, 其秩为 Q , 而矩阵 \mathbf{R}_{se} 秩为 n , 故矩阵 \mathbf{R}_H 为满秩矩阵。

文献[7]给出了式(18)所示矩阵特征分解问题的闭合形式解, 即对于 \mathbf{R}_H 降序排列的各特征值为 λ_i 有如下表达式

$$\lambda_i = \begin{cases} m[nP_i + (\sigma_s^2 + \sigma_e^2)] & i = 1, 2, \dots, Q \\ m(\sigma_s^2 + \sigma_e^2) & i = Q+1, Q+2, \dots, n \end{cases} \quad (19)$$

在 PN 码探测系统中, 音频干扰的功率远远大于探测信号加噪声的功率, 即 $P_l \gg \sigma_s^2 + \sigma_e^2$, 所以由式(19)可知矩阵 \mathbf{R}_H 的前 Q 个特征值远远大于其后的 $n-Q$ 个特征值。对应地, 由式(15)易知接收数据矩阵 \mathbf{H} 的奇异值取值如下

$$\sigma_i = \begin{cases} \sqrt{m[nP_i + (\sigma_s^2 + \sigma_e^2)]} & i = 1, 2, \dots, Q \\ \sqrt{m(\sigma_s^2 + \sigma_e^2)} & i = Q+1, Q+2, \dots, n \end{cases} \quad (20)$$

由此, 可通过 SVD 算法将接收信号空间分解为前 Q 个较大奇异值与对应向量组成的音频干扰子空间, 及其后 $n-Q$ 个较小奇异值与对应向量组成的探测信号加噪声子空间, 实现了音频干扰与探

测信号加噪声之间的分离。于是可得接收数据矩阵 \mathbf{H} 的解析表达式

$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^Q \sqrt{m[nP_i + (\sigma_s^2 + \sigma_e^2)]} \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^H + \sum_{i=Q+1}^n \sqrt{m(\sigma_s^2 + \sigma_e^2)} \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^H \quad (21)$$

显而易见,构成接收数据矩阵 \mathbf{H} 的前 Q 个较大干扰分量的系数由两部分组成: mnP_i 与 $m(\sigma_s^2 + \sigma_e^2)$, 其中,系数 mnP_i 由音频干扰功率成分决定,而系数 $m(\sigma_s^2 + \sigma_e^2)$ 则是由探测信号加背景噪声功率成分决定。依据文献[8]可知,前 Q 个干扰分量信号实际上包含了各个频率的音频干扰信号。于是,可以发现在干扰频率上不但存在着音频干扰功率,而且存在着有用功率成分。

若将式(21)中前 Q 个分量信号置 0 即传统的直接 SVD 滤波,等同于在各个干扰频率处形成较深的零陷来实现音频干扰抑制,显然这种算法损失了被抑制分量中的部分探测信号。定义直接 SVD 滤波造成的能量损耗 E_M 为

$$E_M = Qm(\sigma_s^2 + \sigma_e^2) \quad (22)$$

由式(22)可以看出,当音频干扰数量较多时,直接抑制算法带来的能量损耗 E_M 较大,即抑制后的信号能量损失较多,将引起相关检测后信噪比下降,对信道参数的高精度提取造成不利影响。

反之,若仅将式(21)中前 Q 个分量信号中的干扰功率成分 mnP_i 置 0,也即在实现干扰抑制的同时,保留了干扰频率处的有用功率成分,能有效减小抑制所产生的有用信号损失。此时抑制后的信号矩阵 $\hat{\mathbf{H}}$ 为

$$\hat{\mathbf{H}} = \sum_{i=1}^Q \sqrt{m \hat{\sigma}_{se}} \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^H + \sum_{i=Q+1}^n \sqrt{m(\sigma_s^2 + \sigma_e^2)} \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^H \quad (23)$$

式中 $\hat{\sigma}_{se}$ 为探测信号加噪声功率的估计值。

2.2 干扰维数估计

由上述可知,基于功率补偿的 SVD 滤波方法依赖于对干扰维数及探测信号加噪声功率的准确估计。若干扰维数估计过低,则达不到干扰完全抑制的效果;而估计过高时,则会造成有用信号的高损伤。确定子空间维数常用的准则有基于数据自相关矩阵特征值分解的 Akaike 信息准则(Akaike information criterion, AIC)与最小描述长度(Minimum description length, MDL)准则^[9]。其中,MDL 准则能够给出子空间维数的一致性估计,而 AIC 准则仅是子空间维数的渐近估计,倾向于给

出维数的过估计^[10-11],且当矩阵中没有明显较大的特征值时,AIC 准则具有更好的估计效果^[12]。而对于基于 PN 码的宽带短波探测系统,音频干扰空间特征值远大于探测信号加噪声空间特征值,所以使用 MDL 准则更切合探测实际。

由式(15)可知,数据矩阵 \mathbf{H} 的各个奇异值与自相关阵 \mathbf{R}_H 的各个特征值是一一对应的,因此,MDL 准则可直接应用于奇异值分解算法。MDL 准则如下

$$\text{MDL}(k) = (n-k)N \cdot \ln \alpha(k) + \frac{k(2n-k) \ln N}{2} \quad (24)$$

式中: N 为估计中使用的数据样本数目; n 为奇异值个数; k 为较大的奇异值个数; $\alpha(k)$ 是 $n-k$ 个最小奇异值算术平均和几何平均之间的比值,即

$$\alpha(k) = \frac{\sum_{i=k+1}^n \lambda_i}{\left[(n-k) \left(\prod_{i=k+1}^n \lambda_i \right)^{\frac{1}{(n-k)}} \right]} \quad (25)$$

则音频干扰子空间维数的估计值 \hat{Q} 为

$$\hat{Q} = \arg \min_{0 \leq k \leq n-1} \text{MDL}(k) \quad (26)$$

即 MDL(k) 达到最小时对应的 k 值。

2.3 探测信号加噪声功率估计

考虑式(18)中 \mathbf{R}_H 的自相关长度 m 为无限长的理想状况,对其进行特征分解可得 Q 个较大特征值,而其余构成探测信号加噪声子空间的较小特征值在理论上是相等的,即

$$\lambda_{Q+1} = \lambda_{Q+2} = \dots = \lambda_n = m(\sigma_s^2 + \sigma_e^2) \quad (27)$$

因此,理想情况下通过特征值分解即能得到其功率估计值。但实际上,自相关矩阵是由有限长度的数据估计出来的,这些较小的特征值不可能完全相等。

实际算法中,在利用 MDL 准则计算得到干扰维数后,可以确定探测信号加噪声子空间,进而从中得到功率估计。由于使用的自相关数据长度 m 是有限的,为减小功率估计值对样本长度的敏感性,增加算法的鲁棒性,可由自相关矩阵 \mathbf{R}_H 特征分解后得到探测信号加噪声子空间,然后将该子空间内特征值的算术平均作为有用功率较稳定的估计值,即

$$\hat{\sigma}_{se} = \left(\sum_{Q+1 \leq i \leq n} \sigma_i^2 \right) / [m(n - \hat{Q})] \quad (28)$$

2.4 滤波后信号的重构

滤波后信号重构即是由滤波后的矩阵 $\hat{\mathbf{H}}$ 恢复

出信号序列 \hat{X} , 但 \hat{H} 并非严格意义上的 Hankel 矩阵, 其反对角线上的元素并不完全等同。对此, 可以采用对反对角线上的元素进行均值平滑的做法, 恢复出滤波后的信号。即

$$\hat{x}(k) = \frac{1}{p-q+1} \sum_{i=q}^p \hat{H}(k-i+1, i) \quad (29)$$

式中: $k=1, 2, \dots, N$; $p=\min(n, k)$; 且 $q=\max(1, k-m+1)$ 。

3 性能仿真实验

首先分析在相同的仿真条件下, 直接 SVD 滤波与本文抑制方法的性能差异。考虑二者完全抑制音频干扰的情况下, 定义抑制后的输出信号失真度 LOSS(单位 dB)如下

$$\text{LOSS} = 10 \log \left(\frac{E[|X|^2]}{E[|\hat{X}|^2]} \right) \quad (30)$$

式中 X 与 \hat{X} 分别为未经音频干扰污染的原始探测序列与抑制后的输出信号序列。

具体的仿真参数如下: 探测信号序列长度为 500 bit, 令输入 $E_b/N_0 = 10$ dB, 噪声方差 σ_e^2 取 0.01; PN 码使用周期为 63 的 m 序列, 系统扩展比为 20, 采用 BPSK 调制方式; 音频干扰在信号频带内均匀分布, 干扰功率随机取值, 输入干信比范围为 57.96~69.45 dB。

图 2 为 MDL 准则干扰维数估计结果与实际值的比较曲线, 曲线数据为 300 次仿真结果均值。由图中曲线可知, 估计值与实际值一致性较好, 误差浮动较小, 给出了比较准确的干扰子空间维数估计。图 3(a) 是受到多音干扰污染的探测信号功率谱; 图 3(b) 是两种滤波方法处理的输出信号功率谱细节比较图, 容易看出该两种算法都实现了音频干扰抑制, 但直接 SVD 滤波方法在干扰频率处形成了较深的零陷, 而本文的方法则基本保留了干扰频率处的有用功率。

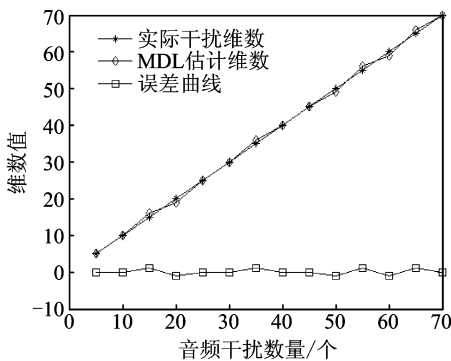


图 2 MDL 干扰维数估计性能仿真

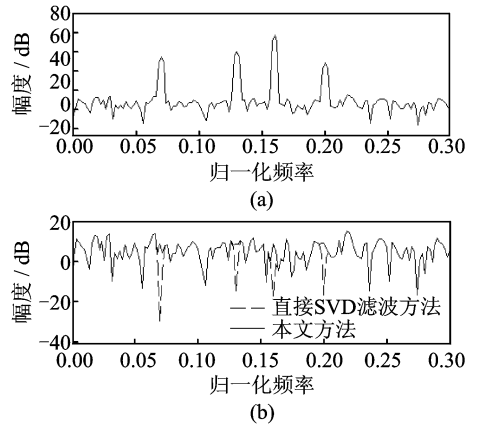


图 3 抑制后信号功率谱细节

图 4 为两种不同抑制算法的信号失真度曲线, 曲线数据为 300 次仿真结果均值。可以看出, 当干扰数目较少时, 二者输出信号的失真度较小, 且相差并不大, 这是由于干扰数量较少时, 音频干扰自相关矩阵秩较小, 因而直接抑制产生的能量损失较小; 当干扰数目较多达到 70 时, 使用直接 SVD 滤波方法的输出信号失真度明显大于本文方法, 即对原信号的损伤较大, 而本文的抑制方法产生的信号失真度略小于 1 dB, 较之前者失真度降低了约 1.454 dB。

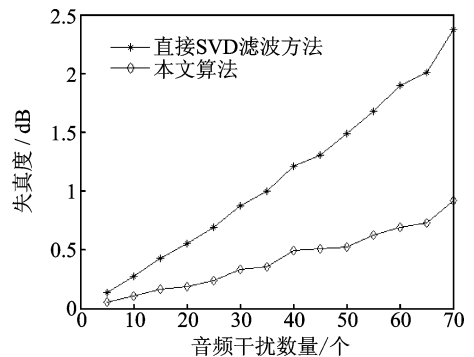


图 4 输出信号失真度曲线

4 实测数据处理分析

下面取长度为 40 000 bit 的探测系统实测数据进行算法处理结果分析。探测系统基本参数如下: 探测信号采用周期为 1 023, 速率为 80 kHz 的 m 序列; 成形滤波器采用基带采样率为 4 倍码元速率、阶数为 96 的根升余弦滤波器; 信号调制方式为 BPSK; 接收机带宽 500 kHz, 数据存储采样率为 625 kHz。

由图 5(a) 可以看出, 原始数据存在较多干扰谱线, 是受音频干扰污染的典型探测数据。接收原始数据与本地 m 序列作相关检测后的结果如图 7(a) 所示, 其相关峰值被噪声淹没, 无法检测出原始发送序

列,对短波电离层各种参数的计算造成较大困难。

图5(b)是经过本文算法抑制处理后的功率谱图。可以看出,经该算法处理后,消除了原来存在的音频干扰,且抑制后功率谱表现平坦无凹陷。对应地,图6(b)即为本文算法抑制后的信号频谱,显然,干扰频率处的有用信号得到了保留,有效地减小了信号损伤。图5(c)为直接SVD滤波后的功率谱图,抑制后的功率谱在对应干扰频率处形成较深的零陷。对应地,图6(c)为其抑制后频谱图,可见该算法导致了干扰频率处的有用信号损失,在干扰频率处生成了较大的频谱空隙,这种损失将直接影响到电离层信道参数提取的精度。

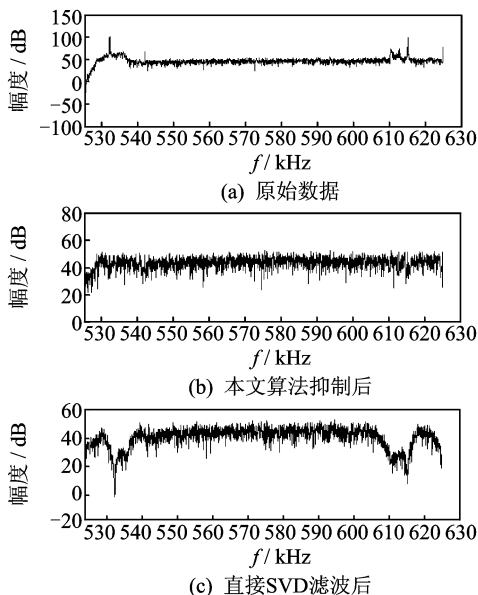


图5 抑制前后功率谱

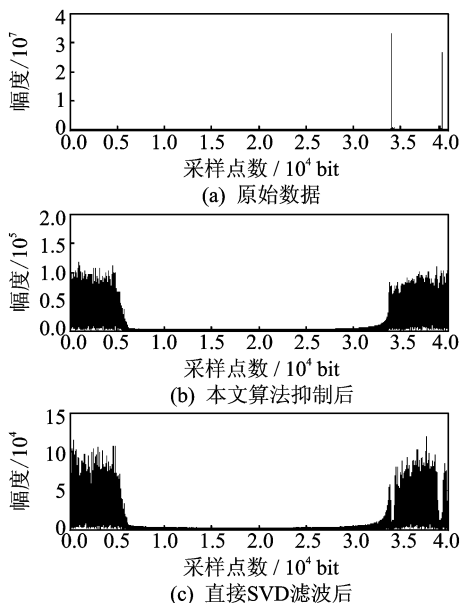


图6 抑制前后频谱

图7(b)是本文算法处理之后数据经相关检测后的结果,相关峰值为 2.485×10^4 ,约为噪声幅值的3.6倍左右,即获得了较高的相关后信噪比,较大地增加了探测信号的捕获概率,对下一步的电离层信道参数估计与提高估计精度提供了较好条件。图7(c)为直接SVD滤波后的相关检测结果,其相关峰值为 1.731×10^4 ,约为噪声幅值的2.5倍,相关后信噪比比本文算法下降较多。这是由于直接SVD滤波后信号能量损失较多而造成的。

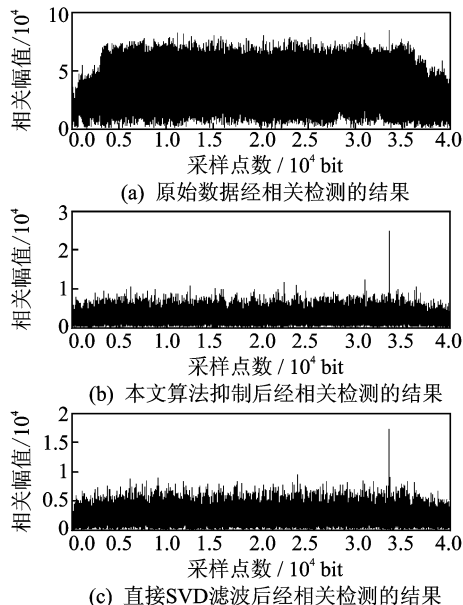


图7 抑制前后相关检测结果

大量的实测数据处理表明,本文算法可获得较高的相关后信噪比,增加探测信号的捕获概率,亦即在抑制干扰的同时,较大程度地保持了接收信号的原始状态,对下一步的电离层信道参数估计与估计精度提高提供了较好条件。

5 结束语

对于短波信道音频干扰密集的恶劣状况,将基于功率补偿的SVD滤波干扰抑制算法应用于宽带短波探测系统,在实现干扰抑制的同时,通过对干扰频率处有用功率的补偿,较大地降低了抑制后探测信号的失真度,从而较好地满足了电离层信道参数高精度提取的需要。

致谢:真诚感谢华南理工大学赵学智教授与西安电子科技大学冯大政教授的有益指导!

参考文献:

[1] 赵学智,叶邦彦,陈统坚. 基于SVD的奇异性信号检

测原理及其应用 [J]. 振动与冲击, 2008, 27(6): 11-14.

Zhao Xuezi, Ye Bangyan, Chen Tongjian. Singularity signal detection principle and its application based on SVD [J]. Journal of Vibration and Shock, 2008, 27(6): 11-14.

[2] Rice B F, Fechner M, Wilhoyte M E. Multiple tone removal from short signal using singular value decomposition [C]//Conference Record of the 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, USA: [s. n.], 1993(1): 325-329.

[3] 孙丽萍, 胡光锐. 直接序列扩频中窄带干扰抑制的奇异值分解方法 [J]. 电子与信息学报, 2003, 25(9): 1290-1293.

Sun Liping, Hu Guangrui. Narrow-band interference rejection in PN spread spectrum systems using SVD method [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2003, 25(9): 1290-1293.

[4] Xu Shaoyi, Kwak Kyung Sup. Multiple narrow-band interferences suppression based on SVD in a UWB communication system [C]//IEEE International Symposium on Communications and Information Technologies 2005, 2005: 826-829.

[5] Gialamas T P, Tsalhalis D T, Otte D, et al. Substructuring technique: improvement by means of singular value decomposition (SVD) [J]. Applied Acoustics, 2001, 62(2): 1211-1219.

[6] Maia Nuno M M. Fundamentals of singular value decomposition [C]//Proceedings of the 9th International Modal Analysis Conference, 1991: 1515-1521.

[7] Hu B, Gosine R G. A new eigenstructure method

for sinusoidal signal retrieval in white noise: estimation and pattern recognition [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1997, SP-45(12): 3073-3083.

[8] 喻胜, 陈光裾. 一种检测噪声中正弦信号的SVD方法 [J]. 电子学报, 2000, 8(6): 108-116.

Yu Sheng, Chen Guangju. Detecting the sinusoidal signal in noise by the SVD method [J]. Chinese Journal of Electronics, 2000, 28(6): 108-116.

[9] Proakis J G, Manolakis D G. Digital signal processing: principles, algorithms, and applications [M]. 3rd Edition. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.

[10] Wax M, Kailath T. Detection of signals by information theoretic criteria [J]. IEEE Trans on Acoustics Speech Signal Processing, 1985, 33(2): 387-392.

[11] Williams D B. Comparison of AIC and MDL to the minimum probability of error criterion [J]. IEEE Sixth SP Workshop on Statistical Signal and Array Processing, 1992, 32(6): 114-117.

[12] 梅阳. 扩频通信系统中窄带干扰抑制技术研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 2008.

Mei Yang. Research of narrow-band interference suppression in spread spectrum communication [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2008.

作者简介: 刘松(1986-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 通信信号处理, E-mail: songliu19861228@gmail.com; 张水莲(1954-), 女, 教授, 研究方向: 编码理论、通信信号处理等; 李苏东(1978-), 男, 工程师, 研究方向: 短波信号处理; 司晴(1988-), 女, 助理工程师, 研究方向: 通信信号处理。