

认知型水声通信时空自适应处理算法研究

王 峰^{1,2}, 周 易¹, 龚道银¹

(1. 河海大学计算机与信息学院, 阵列与信息处理实验室, 江苏南京 211100;
2. 厦门大学水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室, 福建厦门 361005)

摘要: 针对浅海水声通信面临的复杂干扰环境, 提出了一种适用于水声通信系统的认知型时空自适应处理算法。该算法在传统时空自适应阵列处理算法的基础上引入了干扰认知的功能, 通过干扰认知处理降低计算量, 并且实现干扰样本的选取, 确保自适应算法的可靠收敛。利用了协方差矩阵特征分解和多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)估计干扰的个数, 辅助选取盲源分离算法中的维度和时空自适应算法中的空域维度, 进行算法降维处理。针对采用盲源分离后的各干扰, 采用包络检测法提取时域特征, 采用短时傅里叶变换(Short-time Fourier Transform, STFT)方法提取时频谱特征, 分析干扰特征, 实现干扰分类, 从而实现干扰样本的选取。通过计算机仿真验证了该认知处理算法的性能。

关键词: 认知水声通信; 时空自适应处理; 特征提取

中图分类号: O427

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2019)-01-0091-06

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2019.01.015

Space-time adaptive processing with cognitive capability for underwater acoustic communication systems

WANG Feng^{1,2}, ZHOU Yi¹, GONG Dao-yin¹

(1. Array and Information Processing Laboratory, College of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 211100, Jiangsu, China;
2. Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Ocean Information Technology of Ministry of Education, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian, China)

Abstract: In order to mitigate the jamming effect in underwater acoustic communication system, a cognitive space-time adaptive processing algorithm is proposed, which converges faster and reliably due to the sample selection based on interference cognition. The number of jamming is estimated by covariance matrix feature decomposition and MUSIC power spectrum, and the algorithm dimensionality reduction processing is carried out based on the auxiliary selection of the dimensions of the blind source separation algorithm and the spatial dimension of the space-time adaptive algorithm. For the interference after blind source separation, several interference cognition methods exploited to sample selection are studied, including the time domain analysis based on envelope detection and the time-frequency analysis based on Short-time Fourier Transform (STFT). Finally, the performance of this algorithm is confirmed by numerical simulations.

Key words: cognitive underwater acoustic communication; space-time adaptive processing; characteristic extraction

0 引言

由于电磁波在水中衰减严重, 传输距离受限, 水声通信技术成为海洋开发探索和潜艇通信的重要手段^[1-2]。浅海水声通信面临着来自多方面的干扰, 相对于通信目标的其它用户干扰、航线船只与风暴造成的连续波干扰、海洋生物鸣叫和人类在海洋中的施工造成的脉冲干扰^[3], 极大地降低了水声通信

系统的性能。

目前已有多篇文献针对水声通信干扰进行了研究。文献[3]提出了一种基于稀疏贝叶斯学习的脉冲噪声估计算法, 利用接收端频域信号和后验概率估计脉冲噪声。文献[4]采用门限消除方法对脉冲干扰进行了抑制。但是上述文献只能检测出脉冲这一种干扰。在文献[5]中, 使用基于最小均方算法(Least Mean Square, LMS)算法的锁相环-判决反馈均衡器结构, 提高均衡器跟踪信道变化的能力, 抑制强多径干扰, 但是有些干扰不能直接采用 LMS 算法进行处理, 例如脉冲干扰, 自适应算法收敛受到脉冲干扰出现位置的影响, 抑制难度较大。

针对以上算法的不足, 本文提出了一种基于认知的水声通信时空自适应处理算法。该算法在传统的时空自适应干扰抑制算法的基础上, 引入了协方差矩阵特征分解、MUSIC 空间谱估计、包络特征

收稿日期: 2018-05-04; 修回日期: 2018-07-18

基金项目: 水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室开放基金资助(厦门大学)(201703), 江苏省自然科学基金资助项目(BK20151501), 中央高校基本科研业务费专项资助项目(2015B03014)。

作者简介: 王峰(1976-), 男, 山东淄博人, 博士, 硕士生导师, 教授, 研究方向为水声通信技术, 智能电子战技术。

通讯作者: 周易, E-mail: zhouyi_fre@163.com

提取和短时傅里叶变换(Short-time Fourier Transform, STFT)等算法,实现时空自适应算法的降维处理和对消样本选取。

1 认知型水声通信时空自适应处理算法

1.1 传统的时空自适应算法原理^[6-10]

假设抽取 N_A 个辅助通道的数据构成 $\mathbf{x}(k)$, 每个通道采样数据个数为 N_s , 则可以将 k 时刻的辅助通道矩阵写成向量形式:

$$\mathbf{x}(k)=[x_1(k), x_2(k), \dots, x_i(k), \dots, x_{N_A}(k)]^T \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x}_i(k)=[x_i(k), x_i(k-1), \dots, x_i(k-N_s+1)]^T$, k 表示时延, $[\cdot]^T$ 表示转置运算。

自适应滤波器组的每个有限脉冲响应(Finite Impulse Response, FIR)滤波器都采用一组长度为 N_w 的权系数来表示, 滤波器组向量矩阵可以写成如下形式:

$$\mathbf{W}(k)=[\mathbf{w}_1(k), \mathbf{w}_2(k-1), \dots, \mathbf{w}_N(k-N_w+1)]^T \quad (2)$$

式中, $\mathbf{w}_i(k)=[w_{i1}(k), w_{i2}(k), \dots, w_{iw}(k)]^T$ 。

基于线性约束最小方差(Linearly Constrained Minimum Variance, LCMV)准则, 最佳权向量使用式(3)求解:

$$\mathbf{w}_{opt}=\mathbf{R}_{xx}^{-1}\mathbf{P} \quad (3)$$

其中:

$$\mathbf{R}_{xx}=\mathbf{E}\{\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^H(k)\} \quad (4)$$

$$\mathbf{P}=\mathbf{E}\{\mathbf{x}(k)\mathbf{s}^H(k)\} \quad (5)$$

式中: \mathbf{R}_{xx} 为空时协方差矩阵, \mathbf{P} 为互相关向量, $\mathbf{E}\{\cdot\}$ 表示求数学期望, $[\cdot]^H$ 表示共轭转置运算, $[\cdot]^{-1}$ 表示求逆运算, $\mathbf{s}(k)$ 表示主波束信号。

1.2 认知型时空自适应阵列处理

认知型时空自适应处理原理框图如图 1 所示。该算法是在传统时空自适应阵列处理算法的基础上引入了基于干扰特征分析的干扰认知功能。干扰认知计算阵列接收信号的协方差矩阵, 进行特征分解和 MUSIC 空间谱估计, 计算干扰个数。干扰个数主要有两个方面的应用: 一是辅助选取盲源分离算法中的维度, 从而有效降低通道数量, 降低算法的复杂度; 二是辅助选取时空自适应算法中的空域维度, 进行算法降维处理, 从而降低时空自适应处理算法的计算量。采用基于快速独立分量分析(Fast Independent Component Analysis, Fast-ICA)的盲源分离算法将干扰分离开后, 采用包络检测方法分析时域特征, 采用 STFT 分析时频谱, 从而提取干扰特

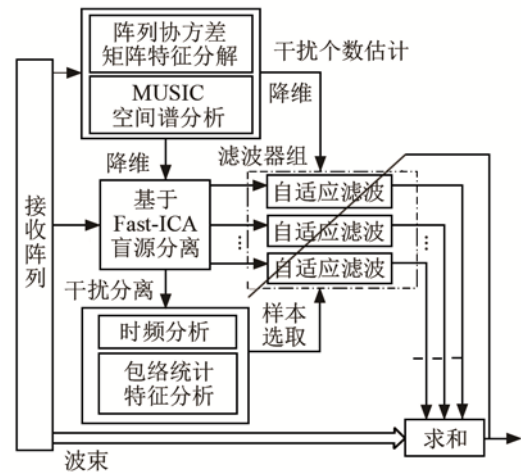


图 1 认知型时空自适应处理原理框图
Fig.1 Principle diagram of space-time adaptive processing with cognitive capability

征, 识别干扰类型。最后根据干扰类型选取合适的干扰样本进行时空自适应抵消, 提高自适应算法的收敛速度。

水声通信常见的干扰形式主要为噪声调频干扰、脉冲干扰以及线性扫频干扰等, 噪声调频干扰具有带宽较宽、功率谱均匀和干扰功率大的特点; 脉冲干扰具有持续时间短、瞬时功率大、信号幅度因大瞬时功率的影响可能出现饱和或限幅的特点; 线性扫频干扰具有频率特征成线性的特点。本文针对噪声调频干扰、脉冲干扰和线性扫频干扰这三种干扰, 按图 1 所示框图, 对接收阵列做了如下处理:

(1) 干扰源个数估计

为了辅助选取盲源分离通道数, 需要确定干扰源个数, 本文采用阵列协方差矩阵特征分解技术估计干扰源个数^[11]。设抽取 N_A 个辅助通道的数据构成 $\mathbf{x}(k)$, $\mathbf{x}(k)=[x_1(k), x_2(k), \dots, x_{N_A}(k)]^T$, 首先计算辅助通道协方差矩阵 \mathbf{R} , 其表达式为

$$\mathbf{R}=\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^H(k) \quad (6)$$

然后对协方差矩阵进行特征值分解:

$$\lambda_i=\mathbf{eig}[\mathbf{R}], \quad i=1, 2, \dots, N_A \quad (7)$$

式中, $\mathbf{eig}[\cdot]$ 表示特征根分解函数, λ_i 表示为第 i 个特征根。其中, 最小特征根表示为

$$\lambda_{\min}=\min\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{N_A}\} \quad (8)$$

式中, $\min[\cdot]$ 表示取最小值。计算其它特征根与最小特征根的比值, 记为 \mathbf{A} :

$$\mathbf{A}=[\frac{\lambda_1}{\lambda_{\min}}, \frac{\lambda_2}{\lambda_{\min}}, \dots, \frac{\lambda_{N_A}}{\lambda_{\min}}] \quad (9)$$

定义门限比值 ξ_A , 统计比值向量 \mathbf{A} 中大于 ξ_A 的个数, 这就是对应的干扰源的个数, 根据干扰源的个数选取辅助通道维度。

(2) 干扰方向估计

MUSIC 方法利用了信号子空间和噪声子空间的正交性，构造空间谱函数。通过谱峰搜索，检测出水声通信中干扰的方向，公式为^[12]

$$P_{\text{mu}}(\theta_n) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta_n) \mathbf{U}_N \mathbf{U}_N^H \mathbf{a}(\theta_n)} \quad (10)$$

式中： $\mathbf{a}(\theta_n)$ 为信号空间，由信号特征矢量构成； θ_n 表示空间波束扫描时第 n 个离散角度；噪声空间 \mathbf{U}_N 由干扰的特征矢量构成。

(3) 干扰分离

为了识别干扰，需要将干扰从接收阵列中分离出来，本文使用基于负熵最大的 Fast-ICA 迭代算法实现干扰信号的分离。基于负熵最大的 Fast-ICA 算法是寻找一个矩阵 \mathbf{W} ，使得 $\mathbf{Y} = \mathbf{W}^T \mathbf{X}$ 具有最大的非高斯性。其中， \mathbf{X} 为混合信号矩阵， \mathbf{Y} 为源信号矩阵的近似估计。

基于负熵最大的 FastICA 算法的基本步骤如下^[13-14]：

步骤 1：对观测信号矩阵 \mathbf{X} 进行预处理，包括去均值和白化，得到预白化信号 \mathbf{Z} ；

步骤 2：设置迭代次数 p ，干扰源信号数目 M (由阵列协方差矩阵特征分解已知)，随机初始化权向量 \mathbf{W}_p ；

步骤 3：更新权值 \mathbf{W}_p ：

$$\mathbf{W}_p = \mathbf{E}\{\mathbf{Z}g(\mathbf{W}_p^T \mathbf{Z})\} - \mathbf{E}\{g'(\mathbf{W}_p^T \mathbf{Z})\} \mathbf{W}_p \quad (11)$$

其中， $\mathbf{E}\{\cdot\}$ 表示求数学期望， $(\cdot)'$ 表示一阶导数， $g(u) = \frac{1}{a_1} \log_2 \cosh(a_1 u)$ ， $a_1 \in [1, 2]$ ，一般情况下 a 取 1， $g'(u) = \tanh(a_1 u)$ 。

步骤 4：每次迭代提取一个新的独立成份时，为避免迭代的新权与已经求出的权值向量收敛到相同方向，需进行去相关处理，即正交化投影操作，公式如下：

$$\mathbf{W}_p = \mathbf{W}_p - \sum_{j=1}^{p-1} \mathbf{W}_p^T \mathbf{W}_j \mathbf{W}_j \quad (12)$$

步骤 5：归一化处理，公式如下：

$$\mathbf{W}_p = \frac{\mathbf{W}_p}{\|\mathbf{W}_p\|} \quad (13)$$

式中， $\|\cdot\|$ 表示计算欧几里得二范数。

步骤 6：如算法没有收敛，则返回步骤 3 继续执行；若算法收敛，即点附近梯度向量趋向于 0，则求出一个独立成分 $y_i = \mathbf{W} \mathbf{X}$ 。

(4) 频谱占用分析

使用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)对盲源分离后的各干扰进行频谱占用分析，从

而提取带宽特征。具体步骤如下：① 提取 FFT 后频谱幅度的最大值；② 以最大值的 0.707 倍为门限，计算超出该门限的频谱宽度，作为干扰的带宽。噪声调频干扰和脉冲干扰的带宽较宽，覆盖整个工作频带，而线性扫频干扰的带宽较小。

(5) 时域包络特征提取

针对盲源分离后的各种干扰信号，提取脉宽和占空比特征，判断干扰是连续波还是脉冲。

① 脉宽

首先根据包络提取脉冲的上升沿与下降沿，上升沿和下降沿的采样点数分别记为 N_{di} 和 N_{ri} ，然后根据第 i 个脉冲的上升沿与下降沿的差值以及采样率 f_s 计算脉冲宽度 B_i ，计算公式为

$$B_i = (N_{di} - N_{ri}) / f_s \quad (14)$$

定义脉宽门限为 ξ_B ，当信号脉宽小于 ξ_B 时，判断该干扰为脉冲干扰；当信号脉宽大于 ξ_B 时，判断该干扰为连续波干扰。

② 占空比

占空比是指整个样本中脉冲所占的比例，计算公式为

$$K = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_B} B_i \quad (15)$$

其中， N_s 为样本采样点数， N_B 为根据上升沿和下降沿计算的脉冲个数。定义占空比门限为 ξ_T 。当输出信号占空比大于 ξ_T 时，判断该干扰为连续波干扰；当占空比小于 ξ_T 时，则判断干扰为脉冲干扰。

(6) 时频谱特征提取

STFT 对时频特征的提取非常有效，对于扫频干扰和噪声调频干扰等存在明显时频谱特征的信号，可以采用提取相应时延峰值的方法实现特征判断。因此，采用 STFT 测量干扰的时频特征，时频谱特征分析原理框图如图 2 所示。

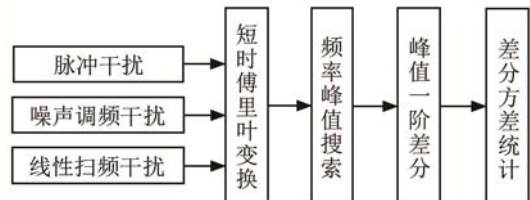


图 2 时频谱特征分析原理框图
Fig.2 Principle diagram of time-frequency analysis

盲源分离后，对各干扰信号分别做 STFT 并进一步提取峰值一阶差分的方差特征，然后根据特征值的不同进行门限判决，识别出相应的干扰类型。

信号 $y(k)$ 的 STFT 为^[15]

$$\Omega(\tau, k) = \sum_{k=1}^{N_s} y(\tau) h^*(\tau - k) e^{-j2\pi\tau k} \quad (16)$$

式中, N_s 为积累的点数, τ 为时延, $h(k)$ 为窗函数。通过时延滑动可以得到一组频谱, 反映了信号带宽随时延的变化。接着对 STFT 结果进行频率峰值搜索, 公式为

$$[P_{\max}(\tau), F_{\max}(\tau)] = \max(\Omega(\tau, :)) \quad (17)$$

式中, $P_{\max}(\tau)$ 表示短时傅里叶变换结果第 τ 段搜索到的最大值, $F_{\max}(\tau)$ 表示第 τ 段最大值的序号。然后计算频率峰值序号的一阶差分, 定义差分方差门限为 ξ_f , 当信号差分方差小于 ξ_f 时, 判断该干扰为线性扫频干扰。

综上所述, 获取干扰特征后对干扰进行认知, 如果根据包络特征判定为脉冲干扰, 根据 STFT 判定为非线性扫频干扰, 则最终判定为脉冲干扰。如果根据包络特征判定为连续波干扰, 根据 STFT 判定为线性扫频干扰, 则最终判为线性扫频干扰。如果根据包络特征判定为连续波干扰, 根据 STFT 判定为非线性扫频干扰, 则最终判为噪声调频干扰。识别水声干扰类型后, 根据干扰类型选取自适应干扰抵消的样本, 通过时空自适应算法抑制干扰。

2 算法性能仿真

通过计算机仿真验证多特征融合认知型水声通信干扰时空自适应处理算法对干扰的识别与抑制性能。MATLAB 仿真中设置一个用户信号和三种干扰信号, 用户信号为二相相移键控(Binary Phase Shift Keying, BPSK)调制, 三种干扰分别为脉冲干扰、噪声调频干扰和线性扫频干扰。接收阵列采用 16 阵元的线阵, 阵元间距为半波长, 阵列波束形成采用 40 dB 的切比雪夫加权, 接收信号每帧长度为 4 000 个采样点, 用户入射角为 0° (已知), 干扰入射角分别为 -5° 、 5° 和 10° , 通道中干噪比为 30 dB, 信噪比为 -20 dB, 干信比为 50 dB。设置脉宽门限 ξ_b 为 500 个采样点, 占空比门限 ξ_k 为 0.7, 差分方差门限 ξ_f 为 1。干扰信号与用户信号的频带占用图如图 3 所示。

2.1 仿真 1: 干扰认知仿真

阵列在目标用户方向波束形成之后, 首先将阵列协方差矩阵进行特征分解, 经式(6)~(9)计算得出了显著的特征根个数为 3, 即干扰源的个数为 3。再通过 MUSIC 空间谱估计用户和干扰的来波方向, 如图 4 所示, 测得用户信号和干扰的方向分别为 -5° 、 0° 、 5° 和 10° , 由于已知 0° 为用户方向, 可测得干扰的方向分别为 -5° 、 5° 和 10° 。

使用基于负熵最大的 Fast-ICA 迭代算法实现干扰信号的分离, 分离结果如图 5 所示。

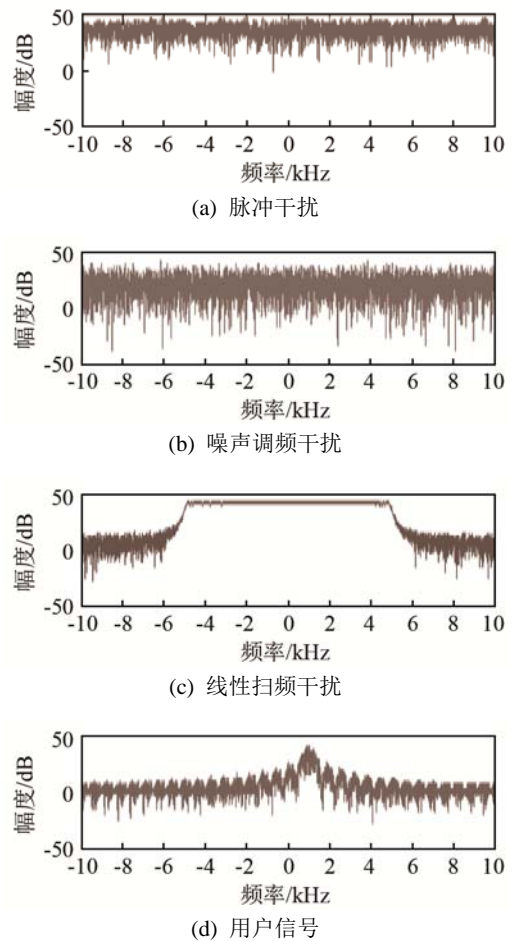


图 3 干扰信号与用户信号的频带占用图
Fig.3 Spectrum occupancy maps of interference and user signal

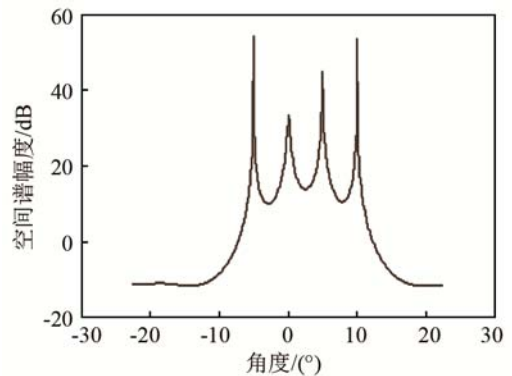


图 4 MUSIC 空间谱测角
Fig.4 Direction finding with MUSIC algorithm

对分离后的三种干扰信号分别提取包络特征, 干扰 1 的脉宽为 80 个采样点, 占空比为 0.22; 干扰 2 的脉宽为 4 000 个采样点, 占空比为 1; 干扰 3 的脉宽为 4 000 个采样点, 占空比为 1。

采用 STFT 处理后的干扰信号时频图如图 6 所示。提取时频谱的频率峰值, 计算三种干扰峰值的一阶差分的方差, 分别为 4 747、6 723、0.15。

综上所述, 仿真中提取的干扰特征参数如表 1 所示。

根据上述提取的特征,干扰 1 脉宽为 80 采样点,小于脉宽门限值 500 采样点; 占空比为 0.22, 小于占空比门限 0.7, 所以干扰 1 最终判为脉冲干扰。干扰 2 占空比为 1, 大于占空比门限 0.7, 判为连续波干扰; 频率峰值一阶差分的方差为 6 723, 远大于

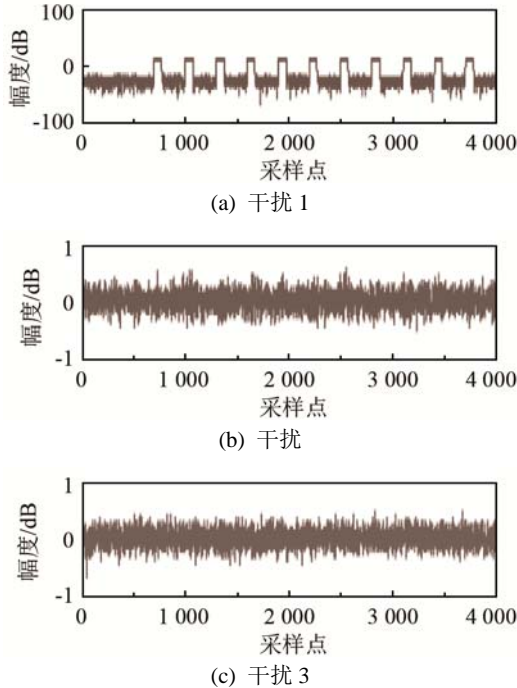


图 5 盲源分离后干扰信号时域图
Fig.5 Time-domain map of interference after blind source separation

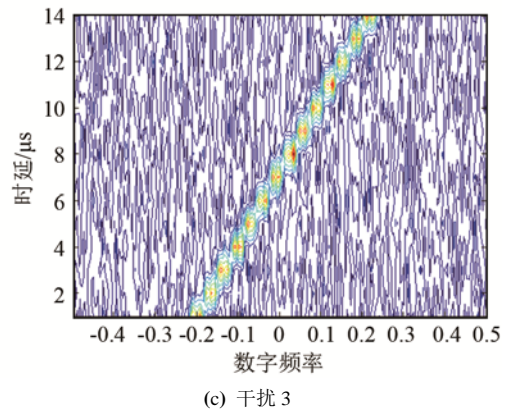
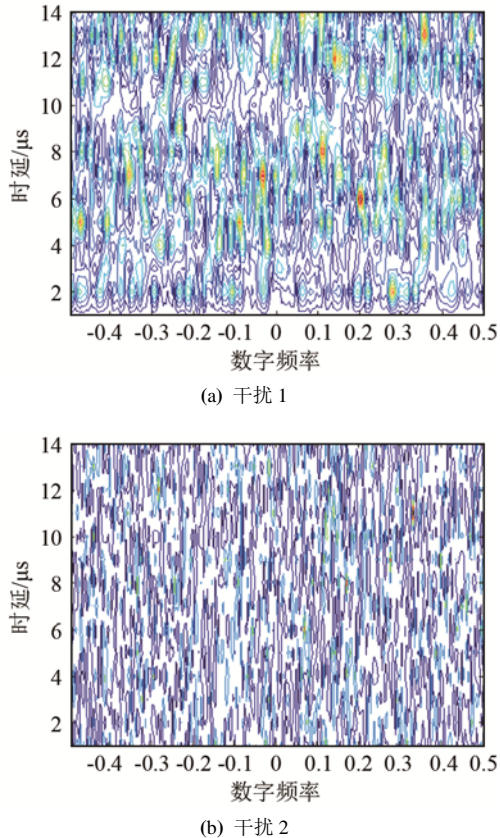


图 6 盲源分离干扰时频图
Fig.6 Time-frequency map of interference after blind source separation

表 1 干扰特征参数
Table 1 The parameters of interference characteristics

干扰特征	提取的特征参数			
干扰个数估计	3			
干扰方向估计	-5°、5°和 10°			
盲源分离后的干扰	干扰 1	干扰 2	干扰 3	
包络	脉宽(采样点)	80	4 000	4 000
特征	占空比	0.22	1	1
时频谱	频率峰值的一阶	4 747	6 723	0.15
特征	差分的方差			

差分方差门限 1, 所以干扰 2 最终判为噪声调频干扰。干扰 3 的占空比为 1, 大于占空比门限 0.7, 判为连续波干扰; 频率峰值一阶差分的方差为 0.15, 小于差分方差门限 1, 所以干扰 3 最终判为线性扫频干扰。干扰个数、方向和种类均与仿真条件设置一致, 验证了认知干扰算法的有效性。

仿真通道中的信噪比保持 -20 dB 不变, 改变干噪比, 每种干噪比下改变脉冲干扰的脉宽、线性扫频干扰的带宽和噪声调频干扰的频率等参数, 按照图 1 的流程框图对干扰进行分类, 每种干噪比的蒙特卡洛仿真次数为 300, 分类正确率如图 7 所示。

由图 7 中可见, 干噪比高于 8 dB 时, 本算法可

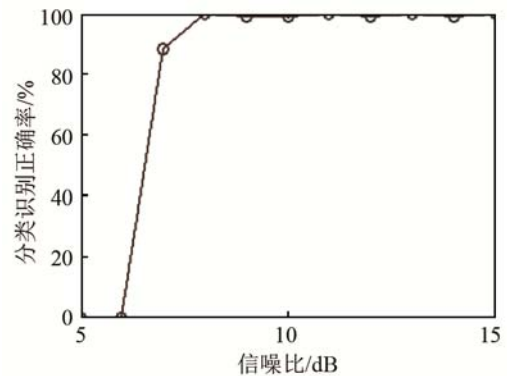


图 7 不同干噪比下的干扰分类正确率
Fig.7 Classification accuracy of interference with different jamming-to-noise ratios

以获得较高的识别率, 正确率可达 99% 以上。

2.2 仿真 2: 时空自适应处理仿真

识别干扰类型后选取样本, 再采用时空自适应算法对干扰进行抑制, 例如脉冲干扰, 选取脉冲干扰出现的样本。本仿真中有三个干扰, 选取三个辅助通道。仿真 1 中干扰抑制前后的功率如图 8 所示, 抵消比为 16.82 dB。抑制前后相关图如图 9 所示, 由图 9 可见, 抑制前后相关峰值相同, 抵消后旁瓣被压低, 证明了抵消后得到的结果是用户信号, 验证了抑制算法的有效性。

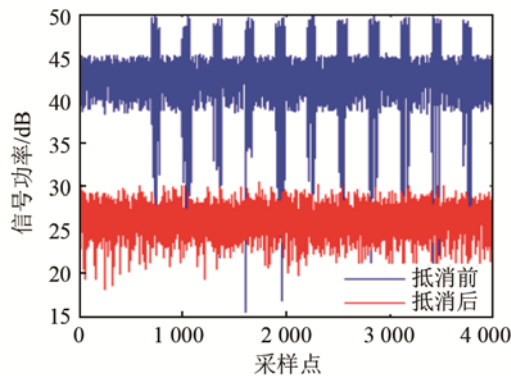


图 8 干扰抑制前后功率图

Fig.8 Power map before and after interference suppression

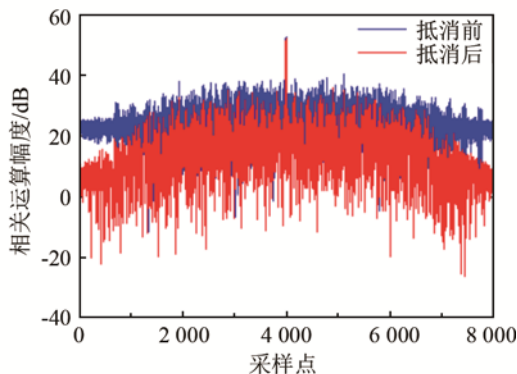


图 9 抵消前后相关图

Fig.9 Correlatograph before and after cancellation

3 结论

本文结合水声通信干扰特征认知和空时自适应处理算法, 通过对干扰个数的认知, 降低了盲源分离算法和空时自适应算法中的计算量, 通过对时域包络和时频谱的多特征融合认知, 实现了噪声调频干扰、脉冲干扰和线性扫频干扰的分类识别, 完成了干扰样本的选取, 最终保证了时空自适应处理的可靠收敛。计算机仿真验证了该方法的有效性。

参考文献

[1] 贾宁, 黄建纯. 水声通信技术综述[J]. 物理, 2014, 43(10): 650-657.

- JIA Ning, HUANG Jianchun. An overview of underwater acoustic communications[J]. Physics, 2014, 43(10): 650-657.
- [2] 王峰, 刘蝶. 认知型宽带恒模阵列水声通信多用户信号分离与干扰抑制算法[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(6): 1089-1096.
WANG Feng, LIU Die. Source separation and jamming suppression for underwater acoustic communication systems with cognitive capability[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2017, 32(6): 1089-1096.
- [3] 李程程, 李有明, 吕新荣, 等. 水声通信中脉冲干扰和载波频偏联合估计算法的研究[J]. 信号处理, 2015, 31(11): 1473-1478.
LI Chengcheng, LI Youming, LYU Xinrong, et al. Joint impulsive noise and carrier frequency shift estimation in underwater acoustic communication[J]. Journal of Signal Processing, 2015, 31(11): 1473-1478.
- [4] XU X, ZHOU S, SUN H, et al. Impulsive noise suppression in per-survivor processing based DSSS systems[C]//Oceans IEEE(S0197-7385), 2015: 1-5.
- [5] 李记龙, 冯海泓, 黄敏燕. 强多径干扰下的水声通信均衡算法研究[J]. 声学技术, 2016, 35(1): 73-77.
LI Jilong, FENG Haihong, HUANG Minyan. Study of channel equalization of underwater acoustic communication in multipath horizontal channel[J]. Technical Acoustics, 2016, 35(1): 73-77.
- [6] 于永, 雷志勇. 基于 STAP 杂波抑制的子阵优化技术[J]. 现代雷达, 2016, 38(9): 28-31.
YU Yong, LEI Zhiyong. Optimization technology of subarray division based on STAP clutter suppression[J]. Modern Radar, 2016, 38(9): 28-31.
- [7] RUI F, LAMARE R C D. Reduced-rank STAP algorithms using joint iterative optimization of filters[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems (S0018-9251), 2011, 47(3): 1668-1684.
- [8] ABDELKAREEM A E, SHARIF B S, TSIMENIDIS C C. Adaptive time varying doppler shift compensation algorithm for OFDM-based underwater acoustic communication systems[M]. North-Holland: Elsevier Science Publishers, B. V. 2016.
- [9] PALMER J E, SEARLE S J. Evaluation of adaptive filter algorithms for clutter cancellation in Passive Bistatic Radar[C]//IEEE Radar Conference. IEEE(S2375-5318), 2012: 493-498.
- [10] MA Y, SHAN T, ZHANG Y D, et al. A novel two-dimensional sparse-weight NLMS filtering scheme for passive bistatic radar[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters(S1545-598X), 2016, 13(5): 676-680.
- [11] AUBRY A, MAIO A D, PALLOTTA L. A geometric approach to covariance matrix estimation and its applications to radar problems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing(S1053-587X), 2018, 66(4): 907-922.
- [12] 杜梓冰, 杨坤德. 低信噪比下重构协方差矩阵的高分辨 MUSIC 算法[J]. 声学技术, 2013, 32(5): 373-378.
DU Zibing, YANG Kunde. High resolution MUSIC algorithm reconstructing covariance matrix in low SNR[J]. Technical Acoustics, 2013, 32(5): 373-378.
- [13] DERMOUNE A, WEI T. FastICA algorithm: five criteria for the optimal choice of the nonlinearity function[J]. IEEE Transactions on Signal Processing(S1053-587X), 2013, 61(8): 2078-2087.
- [14] 何安玲, 何选森. 基于有理非线性函数的 Fast-ICA 算法[J]. 计算机工程与应用, 2018(1): 251-255.
HE Anling, HE Xuansen. Improved Fast-ICA algorithms with rational nonlinearities[J]. Computer Engineering and Applications, 2018(1): 251-255.
- [15] PEI S C, HUANG S G. STFT with adaptive window width based on the chirp rate[J]. IEEE Transactions on Signal Processing(S 1053-587X), 2012, 60(8): 4065-4080.