

文章编号: 2095-4980(2017)06-0984-08

基于 RobustICA 的盲分离干扰抑制算法

王 兰, 杨育红, 李良山

(信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 针对快速定点(FastICA)盲分离窄带干扰抑制算法对野点敏感和容易陷入鞍点或局部极值点的问题, 提出了一种基于独立成分分析(RobustICA)的盲分离窄带干扰抑制算法。该算法采用精确线性搜索与代价函数峭度相结合, 对峭度进行全局最优搜索, 增强了对野点和局部点的鲁棒性。仿真结果表明, 该算法抗强音频窄带干扰性能更优, 在信噪比为 $-14\text{ dB}\sim-11\text{ dB}$ 时将分离矩阵成功收敛的概率提高了1个数量级, 增强了盲分离窄带干扰抑制算法的可用度。

关键词: 盲分离; 干扰抑制; 快速定点算法; 独立成分分析算法; 局部点

中图分类号: TN911.4

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201706.0984

An interference suppression algorithm based on the RobustICA blind separation

WANG Lan, YANG Yuhong, LI Liangshan

(Communication Engineering College, Information Engineering University, Zhengzhou Henan 450001, China)

Abstract: A new interference suppression algorithm based on the Robust Independent Component Analysis(RobustICA) Blind Separation is proposed in Direct Sequence Spread Spectrum(DSSS) systems. In order to improve the robustness to the isolated points and local point, this algorithm combines the exact line search method with the kurtosis to get global optimum. Simulation results show that the proposed algorithm has a better performance for the multi-tone narrowband interference suppression by decreasing the probability of falling into the saddle point or the local point and enhancing the availability of the narrowband interference algorithm based on the blind source separation.

Keywords: blind separation; interference suppression; Fast Independent Component Analysis(FastICA); Robust Independent Component Analysis; local point

直接序列扩频(DSSS)系统中因系统带宽、扩频增益、发射/接收机复杂度等限制, 其抗干扰能力有固定的容限, 但是在实际应用中容易受强窄带干扰(Narrowband Interference, NBI)的影响, 恶化 DSSS 系统的通信质量。为了提高系统抗强窄带干扰的能力, 研究窄带干扰抑制成为提高 DSSS 系统抗干扰能力的关键技术^[1-3]。

现有的 DSSS 系统窄带干扰抑制算法, 虽然能够去除窄带干扰, 一定程度上提高了系统的抗干扰性能, 但是对强窄带干扰抑制效果欠佳, 且对 DSSS 信号造成损伤。为此, 可以采用盲分离算法, 从接收混合信号中提取出 DSSS 信号, 降低对有用信号的损伤。文献[4]采用负熵 FastICA 盲分离算法去除 DS-CDMA 通信系统中的窄带干扰信号, 成功地抑制了 2 种非相关干扰, 并针对 DS-CDMA 系统中实际的采样速率高于码片速率的特点, 提出了在盲分离前采用均值滤波的方法降低噪声的影响, 提高了系统在低信噪比下的抗干扰能力。文献[5]将负熵 FastICA 盲分离算法应用于 DSSS 系统中, 并针对 ICA 模型中输出排列无序性问题和符号不确定性问题, 利用 DSSS 系统和窄带干扰的带宽差异特征, 有效地定位解混后 DSSS 信号所在的支路, 并采用对发送数据加帧头的方法解决了解混后 DSSS 信号的符号不确定性。但是负熵 FastICA 算法采用牛顿迭代计算最优分离矩阵, 当分离矩阵初始值距离最优值较远时, 存在收敛到鞍点甚至不收敛的可能, 大大降低了盲分离抑制窄带干扰的可用度。

为此, 本文提出一种基于 RobustICA 的盲分离窄带干扰抑制算法, 采用精确线性搜索对代价函数峭度进行全局最优搜索以提高盲分离窄带干扰抑制的可靠性。仿真实验表明, 对于高功率的音频干扰, 在信噪比(Signal to

收稿日期: 2016-05-09; 修回日期: 2016-05-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61379006; 61171108)

Noise Ratio, SNR)为-14~-11 dB 时该算法可以将分离矩阵未成功收敛的概率降低 1 个数量级,增加了该算法抗干扰的可用度。

1 盲分离干扰抑制模型

分离模型如图 1 所示。接收端 DSSS 信号和窄带干扰可以被看作两路通信信号,因此为了实现两路信号的分离,需要在接收端架设 2 个天线,产生两路混合信号,以完成对解混矩阵的估计。基于盲分离的窄带干扰抑制系统模型可以表示为:

$$\mathbf{r} = \mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{n} \tag{1}$$

式中: $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), J(t)]^T$ 为发送信号, $s_1(t)$ 为 DSSS 信号, $J(t)$ 为干扰信号; \mathbf{A} 为混合矩阵, $\mathbf{r}(t) = [r_1(t), r_2(t)]^T$ 为接收信号; $\mathbf{n}(t) = [n_1(t), n_2(t)]^T$ 为信道噪声。

发送信号 $\mathbf{s}(t)$ 包含 2 个相互独立的发送信号 $s_1(t)$ 和 $J(t)$, 且 $s_1(t)$ 和 $J(t)$ 均为非高斯信号, 满足盲分离可解的条件。因此, 接收信号 $\mathbf{r}(t)$ 可以通过盲分离算法得到分离矩阵 $\mathbf{B} = \mathbf{A}^{-1}$:

$$\hat{\mathbf{s}} = [\hat{s}_1(t), \hat{J}(t)]^T = \mathbf{B}\mathbf{r} = \mathbf{B}(\mathbf{A}\mathbf{s} + \mathbf{n}) = \mathbf{s} + \mathbf{B}\mathbf{n} \tag{2}$$

由式(2)可知, 提取出的各路信号中存在噪声, 而且分离矩阵 \mathbf{B} 放大了噪声 \mathbf{n} 对提取信号的影响。经过研究得到, 混合矩阵 \mathbf{A} 的条件数越大, 对 \mathbf{n} 的放大越高。因此, 矩阵的病态程度常用混合矩阵条件数来刻画。

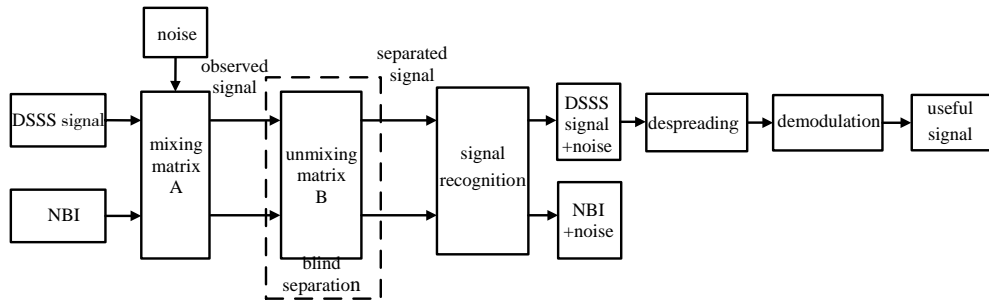


Fig.1 Narrowband interference suppression model based on blind separation
图 1 基于盲分离的窄带干扰抑制模型

2 基于 FastICA 的盲分离窄带干扰抑制

1999 年, 文献[6]提出了著名的基于批处理的快速 ICA 算法(常称作 FastICA 算法)。根据大数定理, 多个相互独立的随机变量相加可以近似于高斯分布。因此, 当分离信号的非高斯性最大时, 意味着已经完成各路源信号的分离。该算法根据代价函数的选取可以分为基于峭度和基于负熵 2 种。

2.1 基于峭度 FastICA 的盲分离窄带干扰抑制

峭度(Kurtosis)为信号非高斯性的另一度量标准, 可以用归一化的四阶边际累积量表示^[7]:

$$\text{kurt}(\mathbf{w}) = \frac{E\{|y|^4\} - 2E^2\{|y|^2\} - |E\{y^2\}|^2}{E^2\{|y|^2\}} \tag{3}$$

从式(3)可以看出, 峭度对尺度不敏感, 即 $\text{kurt}(\lambda\mathbf{w}) = \text{kurt}(\mathbf{w}), \forall \lambda \neq 0$ 。为了计算方便, 在不失一般性的前提下, 对分离向量进行归一化 $\|\mathbf{w}\|=1$ 。

用向量 \mathbf{w}_i 表示第 i 次投影时的投影方向, 由式(2)可知, 第 i 个分离信号可以用式(4)求得:

$$y_i = \mathbf{w}_i^T \mathbf{r} \tag{4}$$

为了简化 \mathbf{s} 的提取, 峭度 FastICA 算法需要对 \mathbf{r} 进行预白化处理, 得到 \mathbf{r} 的单位协方差矩阵 $\mathbf{R}_x \triangleq \{\mathbf{r}\mathbf{r}^H\} = \mathbf{I}$ 。对于实信号, 式(3)可以等效成:

$$M(\mathbf{w}) = E\{|y|^4\} \quad (5)$$

对于实信号而言, $M(\mathbf{w})$ 的 Hessian 矩阵可以近似为:

$$M(\mathbf{w}) = E\{(\mathbf{w}^T \mathbf{r} \mathbf{r}^T \mathbf{w}) \mathbf{r} \mathbf{r}^T\} \approx E\{\mathbf{w}^T \mathbf{r} \mathbf{r}^T \mathbf{w}\} E\{\mathbf{r} \mathbf{r}^T\} = \mathbf{w}^T \mathbf{w} = \mathbf{I} \quad (6)$$

因此, 该算法的迭代公式可以化简为:

$$\mathbf{w}_i(k+1) = \mathbf{w}_i(k) - \frac{1}{3} E\{\mathbf{r}(\mathbf{w}_i^T(k) \mathbf{r})^3\} \quad (7)$$

为了防止分离向量 $\mathbf{w}_i(k+1)$ 锁定在上一时刻的分离向量 $\mathbf{w}_i(k)$, 在每一次 FastICA 更新迭代后对分离向量 $\mathbf{w}_i(k+1)$ 采用解混向量收缩正交化法。

峭度 FastICA 算法虽然计算简便, 且具有立方收敛速度, 但是在实际中, 峭度由接收混合信号样本估计, 容易受到野点的影响, 存在陷入鞍点或局部极值的可能, 使得峭度 FastICA 算法的应用存在一定的缺陷。而实际应用中的 DSSS 系统经常在低 SNR 情况下工作, 考虑到该算法受噪声的影响较大, 且可能使分离矩阵陷入鞍点或局部极值, 因此, 峭度 FastICA 算法对于提取受扰 DSSS 系统中的发送信号并不合适。

2.2 基于负熵 FastICA 的盲分离窄带干扰抑制

由于负熵对噪声的鲁棒性较好, 因此 FastICA 算法的提出者利用负熵对其进行改进。为了使 y 转化为零均值的高斯随机变量, 首先对混合信号进行球化 $\mathbf{z} = \mathbf{Q}\mathbf{r}$, 然后寻找投影向量 \mathbf{w}_i 提取出第 i 个分离向量 $y_i = \mathbf{w}_i^T \mathbf{z}$ 。为了使 y 从混合数据中尽可能成功地分离, 在保证投影向量为单位向量的情况下, 代价函数可以转化为带约束条件的最优化问题:

$$\begin{cases} \max \left\{ \sum_{i=1}^N J(\mathbf{w}_i) \right\}, & i=1, 2, \dots, N \\ s.t. E\{(\mathbf{w}_j^T \mathbf{r})(\mathbf{w}_k^T \mathbf{r})\} = \delta_{jk} \end{cases} \quad (8)$$

可以得到:

$$J(\mathbf{w}) = \left\{ E[F^{(2)}(\mathbf{w}^T \mathbf{r})] - E[F^{(2)}(v)] \right\}^2 + \frac{\alpha}{2} (\|\mathbf{w}\|^2 - 1) \quad (9)$$

其中 α 为常数。采用牛顿迭代可以得到:

$$\begin{cases} \mathbf{w}_i(k+1) = E\{\mathbf{z} f(\mathbf{w}_i^T(k) \mathbf{z})\} - E\{f'(\mathbf{w}_i^T(k) \mathbf{z})\} \mathbf{w}_i(k) \\ \mathbf{w}_i(k+1) = \frac{\mathbf{w}_i(k+1)}{\|\mathbf{w}_i(k+1)\|} \end{cases} \quad (10)$$

其中 $\beta = E\{\mathbf{w}^T \mathbf{z} f(\mathbf{w}^T \mathbf{z})\}$, 在这里采用 \mathbf{w} 近似最优值 \mathbf{w}_{opt} 。为了确保每次提取的信号都是未提取的源信号, 必须在迭代前进行 Gram-Schmidt 正交化, 去掉已分离得到的源信号。

负熵 FastICA 盲分离算法虽然对噪声的鲁棒性较好, 但是该算法的分离矩阵采用牛顿迭代选取最优值, 这种方法固有的缺点就是当分离矩阵距离最优分离矩阵较远时, 可能会收敛到鞍点甚至不收敛, 而该算法的分离矩阵初始值选取又恰恰具有随机性, 因此存在不能成功提取 DSSS 信号的可能。

3 基于 RobustICA 的盲分离窄带干扰抑制算法

FastICA 算法采用固定点算法使其具有三次方的收敛速度, 但是也导致算法容易陷入鞍点或局部极值。另一方面, 对野点敏感是峭度固有的缺陷。由于负熵对噪声的鲁棒性较好, 因此该算法的提出者利用负熵对其进行改进, 但是基于负熵的 FastICA 算法使用牛顿算法进行优化, 仍然可能不收敛或收敛到鞍点。因此, 文献[8-10]将精确线性搜索与代价函数峭度相结合, 以改善 FastICA 算法中存在的问题。

3.1 算法原理

与 FastICA 算法不同的是, RobustICA 算法采用的接收信号并不需要经过预白化处理, 但是要求接收信号包含去除均值处理。为了简化假设, 一种简单自然的方案就是对峭度 FastICA 算法采用精确线性搜索:

$$\mu_{\text{opt}} = \arg \max_{\mu} |\text{kurt}(\mathbf{w} + \mu \mathbf{g})| \quad (11)$$

其中, 搜索方向 \mathbf{g} 的典型值(并不是必须的)为峭度的梯度 $\mathbf{g} = \nabla_{\mathbf{w}} \text{kurt}(\mathbf{w})$, 即:

$$\nabla_{\mathbf{w}} \text{kurt}(\mathbf{w}) = \frac{4}{E^2 \{|y|^2\}} \left\{ E \{|y|^2 y^* \mathbf{r}\} - E \{y \mathbf{r}\} E \{y^*\} - \frac{\left(E \{|y|^4\} - |E \{y^2\}|^2 \right) E \{y^* \mathbf{r}\}}{E \{|y|^2\}} \right\} \quad (12)$$

精确线性搜索计算复杂度高且有很多限制条件, 因此, 虽然该优化算法为很多人知道, 但是很少在实际中使用。实际上, 式(12)中的一维最优值必须通过数值算法计算, 并不能保证在搜索方向找到全局最优点。但是, 由于峭度可以表示成关于 μ 的多项式或有理函数, 因此可以通过应用代数方法找到低阶多项式的根, 此时 μ 的全局最优值 μ_{opt} 可以很容易地确定。根据这一思想, 可以得到 RobustICA 算法基于最优步长的优化算法。因此, RobustICA 算法的关键在于如何将峭度对比函数的求解转化为关于 μ 的多项式。

假设在 $\mathbf{w}_i(k) + \mu \mathbf{g}$ 处的峭度 $\text{kurt}(\mathbf{w}_i(k+1))$ 可以表示为关于 μ 的函数, 则峭度可以转化为关于 μ 的有理分式:

$$\text{kurt}(\mathbf{w}) = \frac{E \{|y_i(k+1)|^4\} - |E \{(y_i(k+1))^2\}|^2}{E^2 \{|y_i(k+1)|^2\}} - 2 = \frac{P(\mu)}{Q^2(\mu)} - 2 \quad (13)$$

式中: $y_i(k+1) = y_i(k) + \mu \mathbf{g}^T \mathbf{r}$; $y_i(k) = \mathbf{w}_i^T \mathbf{r}$; $P(\mu) = E \{|y_i(k+1)|^4\} - |E \{(y_i(k+1))^2\}|^2$; $Q(\mu) = E \{|y_i(k+1)|^2\}$ 。

通过一些代数运算, 可以将 $P(\mu)$ 和 $Q(\mu)$ 转化为关于 μ 的多项式形式:

$$P(\mu) = \sum_{k=0}^4 h_k \mu^k \quad (14)$$

$$Q(\mu) = \sum_{k=0}^2 i_k \mu^k \quad (15)$$

令 $a = y_i^2(k), b = (\mathbf{g}^T \mathbf{r})^2, c = y_i(k) \mathbf{g}^T \mathbf{r}, d = \text{Re} \{y_i(k) (\mathbf{g}^T \mathbf{r})^*\}$, 则式(16)~(17)中的参数可以表示为:

$$\begin{cases} h_0 = E \{|a|^2\} - |E \{a\}|^2 \\ h_1 = 4E \{|a|d\} - 4\text{Re} \{E \{a\} E \{c^*\}\} \\ h_2 = 4E \{d^2\} + 2E \{|a||b|\} - 4|E \{c\}|^2 - 2\text{Re} \{E \{a\} E \{b^*\}\} \\ h_3 = 4E \{|b|d\} - 4\text{Re} \{E \{b\} E \{c^*\}\} \\ h_4 = E \{|b|^2\} - |E \{b\}|^2 \\ i_0 = E \{|a|\}, \quad i_1 = 2E \{d\}, \quad i_2 = E \{|b|\} \end{cases} \quad (16)$$

为了保证向量 \mathbf{w}_i 能够分离出接收混合信号中的源信号, 必须保证峭度为最大化。因此为了求得峭度的最大值, 须使 $\text{kurt}(\mathbf{w}_i(k) + \mu \mathbf{g})$ 关于 μ 的导数为零。

$$\frac{\partial \text{kurt}(\mu)}{\partial \mu} = \frac{\frac{\partial P(\mu)}{\partial \mu} Q(\mu) - 2 \frac{\partial Q(\mu)}{\partial \mu} P(\mu)}{Q^3(\mu)} = \frac{p(\mu)}{Q^3(\mu)} = 0 \quad (17)$$

通过式(14)~(17), 可以得到最优步长多项式 $p(\mu)$:

$$p(\mu) = \sum_{k=0}^4 a_k \mu^k = 0 \quad (18)$$

式中: $a_0 = -2h_0 i_1 + h_1 i_0$; $a_1 = -4h_0 i_2 - h_1 i_1 + 2h_2 i_0$; $a_2 = -3h_1 i_2 + 3h_3 i_0$; $a_3 = -2h_2 i_2 + h_3 i_1 + 4h_4 i_0$; $a_4 = -h_3 i_2 + 2h_4 i_1$ 。通过求解最优步长多项式(18)的根, 可以得到迭代需要的最优步长。

综上, 可以将 RobustICA 算法的每一步迭代步骤归纳为:

Step1 求解最优步长多项式(18)的系数:

$$p(\mu) = \sum_{k=0}^4 a_k \mu^k = 0 \quad (19)$$

其中 $\{a_k\}_{k=0}^4$ 可以通过观测信号与当前时刻的 \mathbf{w} 和 \mathbf{g} 得到。

Step2 提取最优步长多项式(19)的根。

Step3 在搜索方向上选择使峭度最大化的根值作为最优步长

$$\mu_{\text{opt}} = \arg \max_k \left| \text{kurt}(\mathbf{w}_i(k) + \mu_k \mathbf{g}) \right| \quad (20)$$

Step4 更新分离向量 $\mathbf{w}_i(k+1) = \mathbf{w}_i(k) + \mu_{\text{opt}} \mathbf{g}$

Step5 归一化分离向量 $\mathbf{w}_i(k+1) = \frac{\mathbf{w}_i(k+1)}{\|\mathbf{w}_i(k+1)\|}$

Step6 若未收敛, 转至步骤 1, 否则分离向量求解完成。

在峭度和负熵 FastICA 算法中, 为了防止分离向量锁定在上一时刻的分离向量, 在每一次更新迭代后分别采用解混向量收缩正交化法和 Gram-Schmidt 正交化法将下一时刻的向量限制在已提取的向量正交子空间中。对于没有采用白化预处理的算法而言, 可以在估计出第 i 路源信号后, 采用线性回归方法收缩接收混合信号向量。源信号方向可以通过采用最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)解决线性回归问题求得, 即

$$h_{\text{opt}} = \arg \min_h \|\mathbf{r} - h\mathbf{s}\|^2 \Rightarrow h = \frac{\mathbf{r}\mathbf{s}^T}{\mathbf{s}\mathbf{s}^T} \quad (21)$$

该算法采用常见的对照函数峭度, 并采用精确线性搜索对步长进行优化。但是经典的线性搜索技术仅能在搜索方向进行迭代局部寻优。而算法应用代数方法在搜索方向上寻找全局最优峭度, 从而省去了迭代步骤。

3.2 三种算法的性能对比分析

相比于 FastICA 算法, 可以将其优点总结如下:

- 1) 该算法对于实信号和复信号均适用, 且在应用时不需要进行修改。
 - 2) 与大多数的 ICA 算法相比, 该算法将峭度变形为多项式求解, 不需要进行预白化处理, 因此没有性能局限。而预白化处理正交过程有一个固定的下限。因此, 在采样点有限的情况下, 相比于需要预白化处理的盲分离算法, 该算法提升了源信号的提取性能。
 - 3) 在源信号高斯特性已知的情况下, 该算法可以根据高斯特性将用户感兴趣的源信号从接收混合信号中更完整地提取出来, 同时降低计算复杂度和估计误差。
 - 4) 最优步长方法增加了对比函数对野点和伪局局部的鲁棒性。
- 综合考虑源信号的抽取质量和计算复杂度, 该算法的收敛速度很快。

3.3 三种算法的复杂度分析

盲分离窄带干扰抑制算法总复杂度应该综合考虑单次迭代的复杂度、迭代次数、有用信号的数量 3 个因素。表 1 给出了 3 种算法每次迭代的复杂度。其中负熵 FastICA

算法的函数 $F^{(2)}(y) = ye^{-\frac{y^2}{2}}$, K 为源信号的个数, T 为采样长度。通过表 1 可以发现, 与 2 种 FastICA 算法相比, RobustICA 算法在每次迭代中的计算量较高。但是, 在每次迭代中 RobustICA 的搜索方案相比 FastICA 更加有效, 需要的迭代次数更少。此外, FastICA 算法需要进行预白化处理, 其复杂度为 $2K^2T$ 浮点操作, 而 RobustICA 算法不需要此步骤。因此, 实际上在提取一个信号过程中, RobustICA 算法的总复杂度较低。

表 1 三种盲分离算法单次迭代的计算量
Table1 Complexity of three blind separation algorithms in one iteration

algorithm	computational complexity(floating point operations)
kurtosis FastICA	$(2K+2)T$
negentropy FastICA	$(2K+4)T$
RobustICA	$(5K+12)T$

4 仿真结果与分析

仿真实验平台条件: 为验证 RobustICA 盲分离窄带干扰抑制算法在 DSSS 系统中的性能, 本文在 matlab7.10

环境下进行仿真。仿真采用周期为 63 的平衡 gold 序列即扩频增益为 $G_p = 17.99$ dB, DSSS 系统数据速率为 1 Mbps, 伪码速率为 63 Mcps, 载波频率为 126 MHz, 混合矩阵为 $A = [1.2 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.8]$ 。多音干扰(3 个单音干扰)的频率分别设定为 75.6 MHz, 78.75 MHz, 81.9 MHz, 为了仿真方便, 设定 3 个单音干扰幅度相同。

图 2 给出了设定 SNR 为 -10 dB 时, 不同干信比(Interference to Signal Ratio, ISR)情况下, DSSS 系统采用峭度 FastICA、负熵 FastICA 和 RobustICA 3 种盲分离窄带干扰抑制算法的误码率对比图。采用 2 000 次蒙特卡罗仿真的结果, 且剔除了未成功收敛的实验数据, 通过仿真图可以发现, 3 种算法在 ISR 高于 15 dB 时, 在抑制多音干扰方面表现出明显优势。此外, 对于高功率的多音干扰误码率仍可以保持在 10^{-3} 以下, 这充分说明了 RobustICA 盲分离算法对于高功率的窄带干扰具有很好的抑制效果。

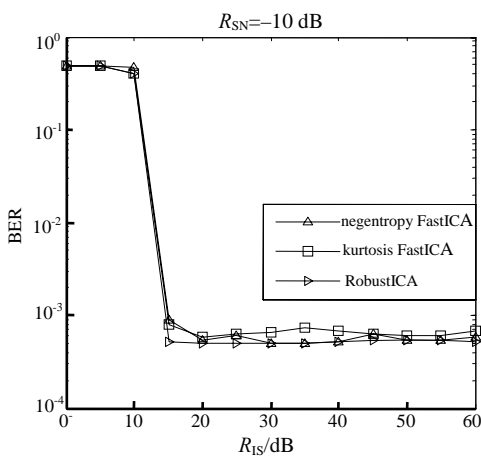


Fig.2 BER of multi-tone interference suppression when R_{SN} is -10 dB

图 2 SNR 为 -10 dB 时抑制多音干扰 BER(剔除未成功收敛数据)

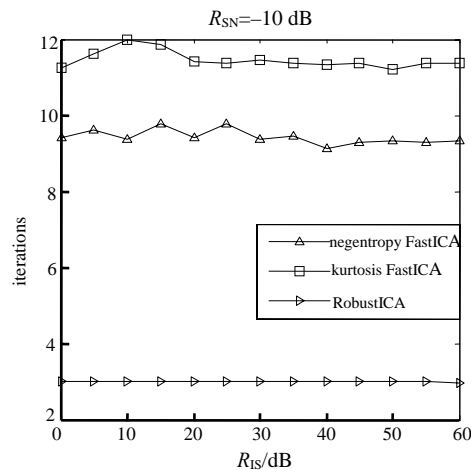


Fig.3 Iterations of multi-tone interference suppression when R_{SN} is -10 dB

图 3 SNR 为 -10 dB 时抑制多音干扰迭代性能(剔除未成功收敛数据)

图 3 给出了设定 $R_{SN} = -10$ dB 时, 不同 ISR 情况下, DSSS 系统采用 3 种盲分离窄带干扰抑制算法的迭代次数对比图。由仿真图可知, 就迭代次数而言, 负熵 FastICA 算法和峭度 FastICA 算法分别约等于 RobustICA 算法的 3 倍和 4 倍, 且考虑到 RobustICA 算法不需要进行预白化处理, 因此就总复杂度而言, RobustICA 算法低于这 2 种 FastICA 算法。

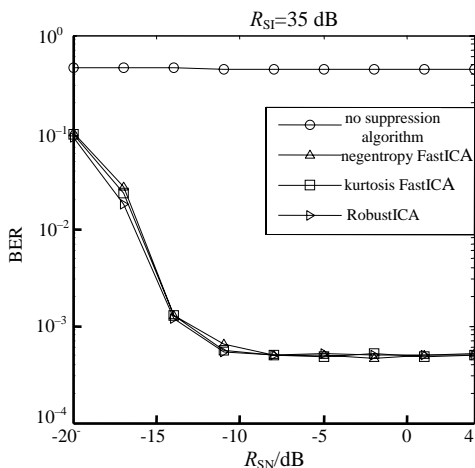


Fig.4 BER performance when ISR is 35 dB without un-convergent data
图 4 ISR 为 35 dB 时抑制多音干扰 BER(剔除未成功收敛数据)

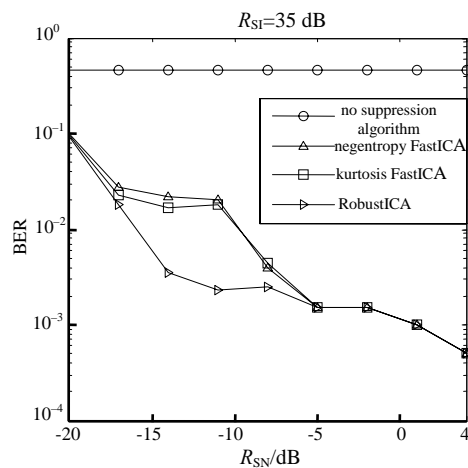


Fig.5 BER performance when ISR is 35 dB with un-convergent data
图 5 ISR 为 35 dB 时抑制多音干扰 BER(未剔除未成功收敛数据)

图 4 和图 5 分别给出了设定 $R_{IS} = 35$ dB 时, 在不同 SNR 情况下, 做 2 000 次独立仿真实验取剔除未成功收敛的实验数据和没有剔除未成功收敛的实验数据 2 种情况, 得到未采用盲分离算法以及采用 3 种盲分离算法抑制多音干扰的误码率对比图。从图 4 可以看出, 在剔除未收敛实验数据情况下, 在 SNR 高于 -13 dB 时, 3 种盲分离干扰抑制算法误码率均可以降低至 10^{-3} 以下, 体现了优良的多音干扰抑制性能。图 5 可以看出, 在不剔除未收敛实验数据情况下, 只有在 SNR 高于 2 dB 时, 3 种盲分离干扰抑制算法才可以达到 10^{-3} 以下。而且, 在 SNR 低于 -10 dB 时, 负熵 FastICA 和峭度 FastICA 盲分离窄带干扰抑制算法抑制多音干扰的误码率已经在 10^{-2} 以上,

而基于 RobustICA 的盲分离算法误码率依然保持在 10^{-3} 左右, 抗干扰效果明显优于 2 种 FastICA 盲分离窄带干扰抑制算法。

究其根本原因, 峭度 FastICA 的对比函数峭度本身对野点的稳健性较差, 而且存在陷入鞍点或局部极值的可能, 因此存在不能成功地将 DSSS 信号和多音干扰分离的概率。

对于负熵 FastICA 盲分离算法, 其分离矩阵收敛算法采用牛顿迭代, 固有的缺点就是当分离矩阵距离最优分离矩阵较远时, 可能会收敛到鞍点甚至不收敛, 且该算法分离矩阵初始值选取具有随机性, 因此同样存在不能成功地将 DSSS 信号和多音干扰分离的概率。

为了更加直观地分析 3 种算法分离 DSSS 信号时未成功收敛的概率, 本文通过对 10^6 次独立仿真实验数据进行统计, 得到仿真实验中未成功收敛的概率即表 2, 此处多音干扰 $R_{IS}=35$ dB。

通过对仿真数据进行统计发现, 对于 ISR 为 35 的多音干扰, 当 $R_{SN} \geq 4$ dB 时, 3 种算法的未成功收敛概率为零, 3 种算法分离性能良好且分离的可靠性高。在 $R_{SN} \leq -8$ dB 时, 由于峭度 FastICA 算法对野点和局部点稳健性差, 其未成功收敛的概率最高。针对峭度对野点稳健性差的缺点, FastICA 算法可以选择对噪声鲁棒性较强的负熵作为度量, 未成功收敛概率相比于峭度 FastICA 有所下降, 但是由于采用牛顿迭代存在收敛到局部点或未收敛的缺点, 未成功收敛的概率依然较高。针对 FastICA 算法收敛性差的缺点, RobustICA 算法采用精确线性搜索方法计算搜索方向上的全局优化峭度, 大大降低了迭代次数, 同时增加了算法对野点与伪局部点的鲁棒性。从表 2 可以看出, RobustICA 在 SNR 为 $-14 \sim -11$ dB 时, 其未成功收敛概率与 FastICA 算法相比降低了 1 个数量级。

5 结论

本文结合盲源分离对信号可分离性的要求和 DSSS 系统通信系统的特点, 针对 FastICA 算法收敛性差的问题, 将基于峭度的 RobustICA 算法应用到 DSSS 系统盲分离模型中, 通过利用精确线性搜索方法寻找最优迭代步长, 增强了算法对野点和局部点的鲁棒性。仿真结果表明在较低的信噪比和强音频窄带干扰下, RobustICA 盲分离窄带干扰抑制算法的抗强音频干扰具有明显的优势。理论与实验结果验证, 对于高功率的音频干扰, RobustICA 算法窄带干扰抑制效果优于 2 种 FastICA 算法。就复杂度而言, 与 2 种 FastICA 算法不同的是, RobustICA 算法并不需要对接收信号进行预白化处理, 因此整个过程的总复杂度最低。

根据统计分析可以发现, RobustICA 算法对噪声和局部点具有很好的鲁棒性, 大大降低了盲分离算法应用于 DSSS 系统窄带干扰抑制时分离矩阵未成功收敛的概率, 很大程度上增强了盲分离算法应用于 DSSS 系统强窄带干扰抑制的可用度, 对于盲分离应用于 DSSS 系统抗干扰领域具有一定的参考价值。此处仅对混合矩阵条件数一定的情况进行仿真分析, 下一步将针对不同混合矩阵条件数下的算法性能展开研究。

参考文献:

- [1] 托列里. 扩展频谱通信系统原理[M]. 北京:国防工业出版社, 2014. (DON Torrieri. Principles of spread-spectrum communication systems[M]. Beijing:National Defense Industry Press, 2014.)
- [2] PRABHU K M M. An improved LMS adaptive algorithm for narrowband interference suppression in direct sequence spread spectrum[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1995,31(3):1198-1201.
- [3] 付卫红,宋长汉,黄坤. 基于差分求门限的变换域窄带干扰抑制[J]. 电子与信息学报, 2013,35(12):2960-2965. (FU Weihong, SONG Changhan,HUANG Kun. Narrow-band interference suppression on transform domain based on difference-cluster-threshold algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013,35(12):2960-2965.)
- [4] 王曰海. 扩谱通信抗干扰的现代信号处理应用研究[D]. 杭州:浙江大学, 2014. (WANG Yuehai. Modern signal processing research on anti-interference of spread spectrum communication[D]. Hangzhou,China:Zhejiang University, 2014.)
- [5] 孙志国,李立金,郭黎利. 直扩系统复合干扰抑制不确定性解决方案[J]. 计算机应用研究, 2012,29(7):2603-2606. (SUN Zhiguo,LI Lijin,GUO Lili. Solution of uncertainties in mixed interference suppression for DSSS[J]. Application Research of Computers, 2012,29(7):2603-2606.)
- [6] HYVÄRINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural

表 2 三种盲分离算法抑制多音干扰的未成功收敛概率统计

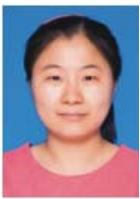
Table 2 Probability of unsuccessful convergence using three blind separation algorithms in multi-tone interference

R_{SN}/dB	kurtosis FastICA	negentropy FastICA	RobustICA
-14	0.033 5	0.045 5	0.005 5
-11	0.078 5	0.086 5	0.004 0
-8	0.008 0	0.007 0	0.004 0
-5	0.002 0	0.002 0	0.002 0
-2	0.002 0	0.002 0	0.002 0
1	0.001 0	0.001 0	0.001 0
4	0	0	0

Networks, 1999,10(3):626–634.

- [7] HYVÄRINEN A. New approximations of differential entropy for independent component analysis and projection pursuit[M]. Helsinki:Helsinki University of Technology, 1997.
- [8] BALOCH S H,KRIM H,GENTON M G. Robust independent component analysis[C]// Statistical signal processing, 2005 IEEE/SP 13th workshop on. [S.l.]:IEEE, 2005:61–64.
- [9] ZARZOSO V,COMON P. Comparative speed analysis of FastICA[C]// Independent Component Analysis and signal separation. Berlin:Springer Berlin Heidelberg, 2007:293–300.
- [10] ZARZOSO V,COMON P. Robust independent component analysis by iterative maximization of the kurtosis contrast with algebraic optimal step size[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010,21(2):248–261.

作者简介:



王 兰(1990–), 女, 河南省安阳市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为扩频通信中的抗干扰技术.email:learningbird@163.com.

杨育红(1965–), 女, 南昌市人, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为卫星通信、信号处理.

李良山(1989–), 男, 安徽省六安市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为通信信号分析与处理.

(上接第 950 页)

- [10] YU C,ZHANG X,BAI Y,et al. DOD–DOA estimation by exploiting signal cyclostationarity for bistatic MIMO radar[C]// 2013 IEEE International Conference on Signal Processing,Communication and Computing(ICSPCC). Kunming,China:IEEE, 2013:1–4.

作者简介:



李小英(1990–), 女, 四川省德阳市人, 硕士, 主要研究方向为 MIMO 雷达参数估计. email:bailuoboyingying@126.com.

陈逸伦(1992–), 男, 郑州市人, 硕士, 主要研究方向为卫星导航工程.