

脉冲噪声中非平稳源的盲分离方法

刘建强,冯大政

(西安电子科技大学电子工程研究所,陕西西安 710071)

摘 要: 盲源分离的目的在于只利用观测数据把被瞬时线性混合的源信号恢复出来. 本文讨论的是一种在服从 α -稳定的噪声中的非平稳源盲分离方法, 我们首先用一个经验门限值对观测数据进行预处理, 充分利用源信号的非平稳性和时间相关特性, 对加权后的观测数据用滑窗的方法得到不同的时延相关矩阵, 然后利用多个特征矩阵的近似联合对角化方法来估计源信号和混合矩阵. 这种方法适用于特征指数 α 趋于 1 的情况, 仿真结果说明该方法具有良好的性能.

关键词: 盲源分离; α -稳定过程; 近似联合对角化; 滑窗; 经验门限

中图分类号: TN911. 7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 12-1921-03

Blind Separation of Nonstationary Sources in Impulse Noise

LIU Jian-qiang, FENG Da-zheng

(Research Inst. of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: Blind separation of sources consists of recovering a set of signals in which only instantaneous linear mixing are observed. This paper presents a novel blind separation method of nonstationary sources when noises are α -stable processes, the observed data are preprocessed using an empirical threshold value. To make full use of nonstationarity and temporal correlation of sources, we exploit sliding windows to form multiple time-delay correlation matrices of the weighted observed data, then use approximately joint diagonalization to estimate the mixing matrix and source signals. The method is limited to the case of characteristic exponent α tending to unity, and computer simulation is provided to illuminate the high performance of the proposed method.

Key words: blind source separation; α -stable process; approximately joint diagonalization; sliding window; empirical threshold

1 引言

近十年来,盲源分离(BSS)已成为一个非常热门的,被广泛研究的问题. 它能应用于语音处理、遥感、医学诊断和无线通信等诸多领域. 所谓盲源分离,就是在没有混合矩阵的任何先验知识的情况下,来辨识它和恢复所有源信号. 它不考虑混合矩阵的特性,而只利用接收信号所携带的信息,故称之为盲方法. 自然地,这些盲方法的性能本质上不受传输模型误差和阵列误差的影响. 近来,盲源分离中的非平稳问题引起了大家极大的兴趣,它有着广泛的应用领域. 非平稳信号的分析 and 处理的难点在于它的二阶统计量是随时间变化的,这就大大增加了处理问题的难度. 文献[1][2]相继研究了在信号为非平稳的情况下,利用滑窗的方法和近似联合对角化方法对此盲分离问题的解法. 目前大多数的音源分离方法中的噪声为高斯白噪声,即噪声的二阶统计量是存在的. 然而在许多实际环境中所遇到的噪声是脉冲噪声,通常具有很强的冲激特性,如水下噪声,低频大气噪声以及各种人造噪声. 文献[3]中的研究表明把这些脉冲噪声建模成 α -稳定过程要优于建模成高

斯过程. α -稳定分布为高斯分布的推广,它们的不同就在于 α -稳定分布是代数重拖尾分布, α 控制其拖尾的大小, α 越小其分布显示越强的冲激性,特别地, $\alpha = 2$ 时为高斯分布, $\alpha = 1$ 时为柯西分布. 由于非高斯 α -稳定噪声不具有高阶矩(阶数 ≥ 2),所以对于盲源分离问题来说,不能利用二阶统计量方法(如文献[4]中的 SOBI 算法)对 α -稳定噪声中的信号进行盲分离. 本文研究了在 α -稳定噪声中的盲源分离方法,我们考虑在特征指数 α (≥ 1) 趋于 1 时,低信噪比环境中非平稳源信号的盲分离. 我们首先用一个经验门限值对观测数据进行预处理,充分利用源信号的非平稳性和时间相关特性,对加权后的观测数据用滑窗的方法得到不同的时延相关矩阵,然后利用多个特征矩阵的近似联合对角化方法来估计源信号和混合矩阵. 这种方法适用于特征指数 α 趋于 1 的情况,仿真结果说明该方法具有良好的性能.

2 信号模型

盲源分离中典型的信号模型为:

$$x(t) = As(t) + n(t) = y(t) + n(t) \quad (1)$$

其中 $A \quad R^M \times N$ 是未知的列满秩混合矩阵, $s(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ 是 N 维非平稳源信号矢量, 设它们均值为零, 相互独立, 且时间相关. $x(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$ 是 M 维观测矢量. $n(t) = [n_1(t), \dots, n_M(t)]^T$ 是 M 维 α -稳定噪声, 且与 $s(t)$ 相互独立.

由于这里考虑的源信号是非平稳的, 所以源信号的相关矩阵为:

$$R_s(t_k, \tau) = E[s(t_k) s^T(t_k - \tau)] \quad (2)$$

其中 $E[\cdot]$ 表示数学期望. 显然 $R_s(t_k, \tau)$ 不仅与时延 τ 有关, 而且随时刻 t_k 的变化而变化. 此时 $x(t)$ 时延为零的相关矩阵不存在, 时延不为零的相关矩阵为:

$$R_x(t_k, \tau) = E[x(t_k) x^T(t_k - \tau)] = A R_s(t_k, \tau) A^T, \tau \neq 0 \quad (3)$$

而在实际处理中, 通常假设非平稳信号在一个短的时间间隔内是平稳的, 把一段短的时间间隔称为一个滑窗, 设窗长为 K . 由上述假设, 滑窗内的信号是平稳的. t_k 时刻观测信号的相关矩阵用 t_k 所在滑窗内的数据来估计:

$$R_x(t_k, \tau) = \frac{1}{K} \sum_{t=t_k-K+1}^{t_k} x(t) x^T(t - \tau) \quad (4)$$

在下面给出的算法中求预处理后的观测数据的相关矩阵时, 我们使滑窗以小于窗长的间隔滑动, 形成多个互有重叠的滑窗, 在每个滑窗内求某时刻的相关矩阵, 充分利用了非平稳信号的数据信息.

3 盲源分离方法

由于 α -稳定噪声的二阶矩不存在, 所以不能直接用文献[2]中通过估计 $R(0)$ 求得白化矩阵来进行盲源分离的方法来解决这里的问题. 对于 α -稳定噪声环境中各种问题的处理可以用分数低阶矩方法, 见文献[6], 但它是在设阵列流形中各元素的模均为 1 的情况下才有相关的结论, 而我们这里处理的问题是盲的, 且需保证源信号的统计独立性, 因而不能按文献[6]中的方法进行处理.

针对 α -稳定噪声的冲激性特点, α 趋于 1, 低信噪比时, 因 α -稳定噪声有很强的冲激性, 观测数据中绝大部分数据趋近于 0, 而有少数数据的值远远大于其它数据的值, 视之为异常值(outlier). 这里首先用一个经验门限对数据进行预处理, 去除异常值, 减小 α -稳定噪声带来的冲激性, 然后再利用近似联合对角化方法实现非平稳源的盲分离.

3.1 预处理

这里考虑设定一个经验门限, 如果观测数据的值大于此门限, 则把该处的值取该门限值, 如果观测数据小于此门限, 那么此处的值保持不变. 由于源信号是非平稳信号, 所以对数据分段来处理, 假设观测数据的样本数为 T . 该方法的伪代码如下:

```
FOR i = 1, ..., M
    把观测向量  $x_i$  分成  $H$  个相等长度互不重叠的数据块, 每个数据块记为  $x_{i_k}, k = 1, \dots, H$ 
    FOR k = 1, ..., H
        FOR j = 1, ..., T/H
            把数据块  $x_{i_k}$  内各个数据值绝对值的平均值的三倍作为一个
```

经验门限, 记为 D

$$\text{IF } \left| \begin{pmatrix} x_{i_k} \\ \vdots \\ x_{i_k} \end{pmatrix} \right| \geq D$$

$$\begin{pmatrix} x_{i_k} \\ \vdots \\ x_{i_k} \end{pmatrix} = D \operatorname{sgn} \left(\begin{pmatrix} x_{i_k} \\ \vdots \\ x_{i_k} \end{pmatrix} \right), \text{ 其中 } \operatorname{sgn} t = \begin{cases} 1, & t > 0 \\ 0, & t = 0 \\ -1, & t < 0 \end{cases}$$

END IF

END FOR

END FOR

END FOR

注: 这里门限的取值是一个经验值. 由于 α -稳定噪声的随机性, 无法求得一个精确的门限, 因此, 我们只能取一个经验门限. 在确定该经验门限的值时, 需要注意的是这个经验门限值即不能太大, 也不能太小, 太大则起不到抑制噪声的作用, 太小则可能会把观测矢量中信号部分地剔掉, 从而导致无法分离出源信号. 我们经过多次的计算机仿真表明这里所取的经验门限值能得出较好的效果.

用上述的方法可以去脉冲值较大的点, 而预处理后观测矩阵中的残余的噪声冲激性大大降低, 不再是 α -稳定噪声, 此时可以假设观测数据的二阶统计量是存在的.

3.2 算法

文献[1][2]中给出算法的基本思想都是首先观测矢量进行白化处理, 再利用非平稳信号的特性, 用滑窗结构求得不同时刻的时延相关矩阵, 然后对这些时延相关矩阵用近似联合对角化的方法来估计混合矩阵和源信号用滑窗结构求得不同时延的相关矩阵. 文献[1]和文献[2]的区别在于对滑窗的取法不同, 文献[2]中滑窗的取法使观测矢量的数据信息得到了更为充分的利用, 从而文献[2]中算法的性能更好些.

我们在上述对观测数据预处理的基础上, 再利用文献[2]中给出的对非平稳信号的盲分离算法 2, 即可实现对 α -稳定噪声环境中非平稳信号的盲分离. 算法步骤如下:

(1) 对观测数据按 3.1 中的方法进行预处理.

(2) 为了减小噪声的影响, 由 T 个预处理后的观测样本估计其时延为 0 的一个相关矩阵 $R_x(0)$ 用 $\lambda_1, \dots, \lambda_N$ 表示 R_x 的 N 个大特征值, $h_1, \dots, h_N$ 表示 $\lambda_1, \dots, \lambda_N$ 分别对应的特征向量. 白化后的信号为 $z(t) = [z_1(t), \dots, z_N(t)]^T$, 它由

$$z_i(t) = (\lambda_i - \sigma^2)^{-1/2} h_i^T x(t), 1 \leq i \leq N \quad (5)$$

得到. 这等效于形成一个白化矩阵:

$$W = [\lambda_1^{-1/2} h_1, \dots, \lambda_N^{-1/2} h_N]^T \quad (6)$$

(3) 我们设观测矢量的采样数为 T , 把 $z(t)$ 的前 K 个观测矢量的数据作为第一个滑窗, 然后从第 $K+1 (L \leq K)$ 个数据起取 K 个数据作为第二个滑窗, 再从第 $2L+1$ 个数据起取 K 个数据作为第三个滑窗. 依次类推, 这样我们到一共形成 $P = \lfloor (T-K)/L \rfloor + 1$ 个滑窗, 其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示对一个数取整数. 在每个窗内, 再计算不同时延的相关阵, 得到

$$\left\{ R_z(t_k, \tau_j) \right\}, \begin{cases} j = 1, \dots, J \\ k = 1, \dots, P \end{cases} \quad (7)$$

(4) 用联合对角化方法求矩阵 U , 使它满足:

$$U R_z(t_k, \tau_j) U^T = \Lambda_k, k = 1, \dots, P \quad (8)$$

这里 $\{\Lambda_k\}$ 是对角矩阵的集合.

$$\text{则源信号的估计为 } \hat{s}(t) = U^T W x(t) \quad (9)$$

混合矩阵的估计为 $A = W^{\#} U$ (10)

这里 $W^{\#}$ 表示 W 的 Moore-Penrose 伪逆. 式(9)、(10) 也见文献 [4][5].

4 仿真实验

例 在本实验中,我们用三个音乐信号作为源信号,采样率均为 8kHz. 产生一个五行三列的随机混合矩阵. 为估计算法的性能,定义性能指标

$$PI = \frac{1}{N(N-1)} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N \left(\max_j |g_{ij}|^2 \right)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |g_{ij}|^2} \right) \quad (11)$$

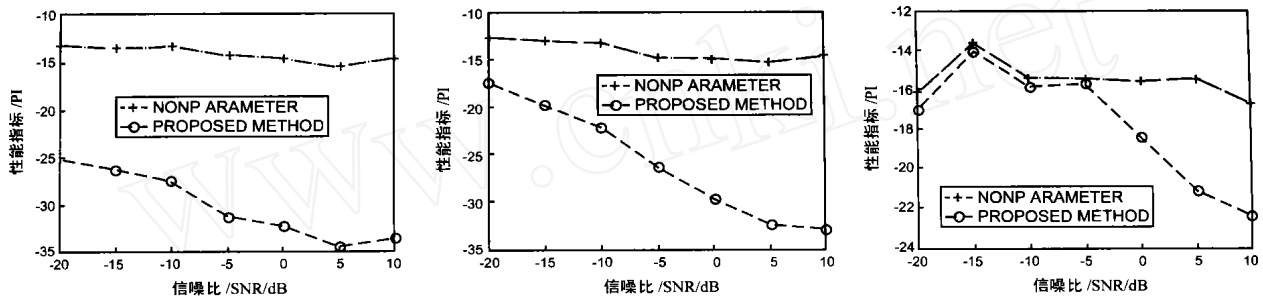


图 1 α 取不同值时两种算法的性能比较

从图中可以看出本文所给算法在特征指数 α 取值较小环境下有更为良好的性能,而在特征指数 α 的值为 2 或趋于 2 时本算法并不适用,因为这种情况下噪声的冲激特性已大大较低,此时取门限不可避免会剔除信号,所以该算法适用的噪声环境为 α -稳定过程的特征指数 α 趋近于 1 的情况.

5 结论

该文研究了一种在 α -稳定噪声中的非平稳源的盲分离方法,针对 α -稳定噪声的二阶和高阶统计量不存在以及它的冲激特性,首先对观测数据用一个经验门限进行预处理,然后充分利用源信号的非平稳性和时间相关特性,对预处理后的观测数据用滑窗的方法得到不同的时延相关矩阵,利用近似联合对角化方法来估计源信号和混合矩阵. 并通过仿真结果说明该方法在特征指数 α 在趋于 1 的情况下在低信噪比环境下具有良好的性能.

参考文献:

- [1] S Choi, A Cichocki. Blind separation of nonstationary sources in noisy mixtures. Electronics Letters[J]. 2000, 36(4): 848 - 849.
- [2] 刘建强 冯大政. 一种利用二阶统计量的非平稳源盲分离方法[J]. 西安电子科技大学学报 雷达信号处理专辑, 2001, 28: 108 - 112.
- [3] M Shao, C L Nikias. Signal processing with alpha-stable distributions and applications[M]. New York: Wiley, 1995.
- [4] A Belouchrani, et al. A blind source separation technique using second-order statistics[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1997, 45(2): 434 - 444.

这里 g_{ij} 是矩阵 $G = A^{\#} A$ 的第 (i, j) 个元素. PI 的值越小, 说明算法性能越好.

在仿真试验中,上述算法中 $H = 100, K = 1000, L = 100$, 共有 91 个滑窗,此外每个滑窗内取 $\tau_j = 1, \dots, 5$, 得到五个不同时延的相关矩阵,这样共得到不同的时延相关阵 455 个,然后用联合对角化方法去估计混合阵和源信号. 对同一信噪比,我们分别运行 200 次,然后取平均得到性能指标 PI.

我们注意到文献[7]中利用非参数统计方法求出的样本空间符号协方差矩阵对应于文献[2]中的时延为零的相关矩阵 $R(0)$, 此非参数统计方法也可用于盲分离中,其性能和本文给出算法的性能在 α 取不同值的性能比较如图 1 所示:

- [5] J F Cardoso, et al. Blind beamforming for non-Gaussian signals[J]. IEEE Proceedings-F, 1993, 140(6): 362 - 370.
- [6] Liu Tsung-Hsien, M Mendel. A subspace-based direction finding algorithm using fractional lower order statistics[J]. IEEE Trans SP, 2001, 49(8): 1605 - 1613.
- [7] S Visuri, et al. Subspace-based direction-of-arrival-estimation using nonparametric statistics[J]. IEEE Trans on SP, 2001, 49(9): 2060 - 2073.

作者简介:



刘建强 男, 1978 年生于山西原平, 2000 年 7 月获得西安电子科技大学应用数学系应用数学专业学士学位, 2003 年 3 月获得西安电子科技大学应用数学硕士学位, 目前在西安电子科技大学留校任教, 现在研究方向为盲源分离.



冯大政 男, 1959 年 12 月生于陕西紫阳, 西安电子科技大学电子所教授, 博士生导师, 中国电子学会高级会员, 美国 IEEE 会员, 近年来在国内外期刊及学术会议上发表 40 余篇, 研究方向包括: 神经网络、雷达成像、盲源分离、盲辨识与盲均衡.