



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 104064195 A

(43) 申请公布日 2014. 09. 24

(21) 申请号 201410307957. 0

(22) 申请日 2014. 06. 30

(71) 申请人 电子科技大学

地址 611731 四川省成都市高新区(西区)西源大道 2006 号

(72) 发明人 钱国兵 李立萍 廖红舒 刘亮

(74) 专利代理机构 成都宏顺专利代理事务所 (普通合伙) 51227

代理人 李玉兴

(51) Int. Cl.

G10L 21/0272(2013. 01)

H04L 1/00(2006. 01)

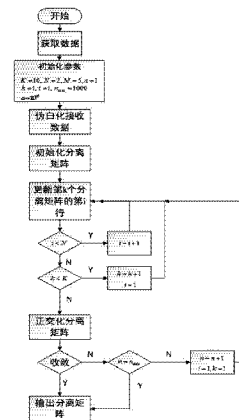
权利要求书2页 说明书5页 附图3页

(54) 发明名称

一种噪声环境下的多维盲分离方法

(57) 摘要

本发明属于信号处理技术领域,尤其涉及一种噪声环境下的多维盲分离方法。本发明公布了一种去噪 FastIVA 算法,能较好的适应噪声 IVA 模型。与传统的 IVA 算法不同,该算法采用伪白化处理并且在分离矩阵的更新公式中引入了噪声项,从而实现了噪声环境下的多维盲分离。仿真验证了去噪 FastIVA 算法相对传统的 FastIVA 算法能在较宽的信噪比范围内达到很好的分离效果,并且只要采样数足够多,去噪 FastIVA 算法在较低信噪比(-10dB)情况下仍能达到较好的分离效果,而这是传统的 FastIVA 算法无法达到的。



1. 一种噪声环境下的多维盲分离方法,其特征在于,包括以下步骤:

S1、对系统参数进行初始化;

S2、对每组接收数据进行伪白化处理,得到每一组的噪声方差、伪白化矩阵和伪白化后的混合信号,具体如下:

S21、设置 $k \leftarrow 1$, 其中, k 表示第 k 组接收数据,符号 \leftarrow 表示赋值;

S22、计算第 k 组接收数据的自相关矩阵 $\mathbf{R}_z^k = E\{z^k(z^k)^H\}$, 对所述自相关矩阵 \mathbf{R}_z^k 做特征分解 $\mathbf{R}_z^k = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^H$, 其中, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$;

S23、估计第 k 组接收数据的噪声方差 $(\sigma_k)^2 = (\lambda_{N+1} + \dots + \lambda_M) / (M-N)$, 其中, M 表示每组传感器的数目, N 表示每组信源的数目;

S24、计算第 k 组接收数据的伪白化矩阵 $\mathbf{V}^k = \mathbf{\Lambda}_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^H$ 得到伪白化后的混合信号 $x^k = \mathbf{V}^k z^k$, 其中, $\mathbf{\Lambda}_s = \text{diag}(\lambda_1 - (\sigma_k)^2, \lambda_2 - (\sigma_k)^2, \dots, \lambda_N - (\sigma_k)^2)$, \mathbf{U}_s 为 \mathbf{U} 的前 N 列组成的矩阵;

S25、如果 $k < K$, 则设置 $k \leftarrow k+1$, 并返回 S22, 若 $k = K$, 则进入 S3, 其中, K 为总共要处理的盲分离的组数;

S3、选取 N 阶的单位矩阵 \mathbf{I}_N 作为每组的初始化分离矩阵, 初始化 $n = 1, n_{\max} = 1000$, 其中, n_{\max} 为最大的迭代次数;

S4、对每个组的分离矩阵进行更新, 具体如下:

S41、设置 $k \leftarrow 1, i \leftarrow 1$;

S42、对第 k 组第 i 列的分离矩阵 \mathbf{w}_i^k 按照如下公式进行更新:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i^{k(n+1)} = & -E\left\{G'\left(\sum_m |y_i^m|^2\right) y_i^{k*} \mathbf{x}^k\right\} \\ & + \left[\mathbf{I}_N + (\sigma_k)^2 \mathbf{V}^k (\mathbf{V}^k)^H\right] E\left\{G'\left(\sum_m |y_i^m|^2\right) + |y_i^k|^2 G''\left(\sum_m |y_i^m|^2\right)\right\} \mathbf{w}_i^{k(n)}, \text{其中, } n \text{ 表示} \\ & + E\left[\mathbf{x}^k (\mathbf{x}^k)^T\right] E\left\{(y_i^{k*})^2 G'\left(\sum_m |y_i^m|^2\right)\right\} \mathbf{w}_i^{k(n)*} \end{aligned}$$

更新次数, $y_i^k = [\mathbf{w}_i^{k(n)}]^H \mathbf{x}^k$, G 为非线性函数, $G(z) = \sqrt{0.1+z}$, G' 和 G'' 分别为 G 的一阶和二阶导数;

S43、当 $i < N$ 时, 则设置 $i \leftarrow i+1$, 返回 S42, 当 $i = N$ 时, 则进入 S44;

S44、当 $k < K$, 则设置 $k \leftarrow k+1, i \leftarrow 1$, 返回 S42, 当 $k = K$, 则进入 S5;

S5、对更新后的每个组的分离均值进行正交化处理: $\mathbf{W}^k \leftarrow [\mathbf{W}^k (\mathbf{W}^k)^H]^{-1/2} \mathbf{W}^k$, 其中, $k = 1, 2, 3, \dots, K$;

S6、判断分离矩阵是否收敛, 具体为:

如果分离矩阵收敛或者 $n = n_{\max}$, 则输出分离矩阵, 信号分离结束;

如果分离矩阵不收敛且 $n < n_{\max}$, 则设置 $n \leftarrow n+1$ 返回 S4。

2. 根据权利要求 1 所述的一种噪声环境下的多维盲分离方法, 其特征在于: S6 所述判

断分离矩阵是否收敛的准则为 $\left| \left\| \sqrt{\sum_{k=1}^K |\mathbf{w}^{k(n+1)}|^2} \right\|_F - \left\| \sqrt{\sum_{k=1}^K |\mathbf{w}^{k(n)}|^2} \right\|_F \right| < \varepsilon$, 其中, $\varepsilon = 10^{-6}$ 。

一种噪声环境下的多维盲分离方法

技术领域

[0001] 本发明属于信号处理技术领域,尤其涉及一种噪声环境下的多维盲分离方法。

背景技术

[0002] 在功能磁共振信号处理或者频域中解决卷积混合的时候,经常需要同时解决多组信号盲分离的问题。然而,传统的独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 的方法来对每一组进行盲分离会产生多个组之间恢复出来的信号顺序不一致的问题。独立向量分析 (Independent Vector Analysis, IVA) 作为一种解决多维盲分离的方法,是 ICA 从单变量成分到多变量成分的一种扩展。IVA 利用了多变量信号之间的统计独立性和每个多变量信号内部的统计相关性,已经在解决多维盲分离的排列问题中有所应用。然而,传统的 IVA 算法均是基于理想无噪声的模型而提出的,在实际有噪声的环境下这些算法不能准确的对接收数据进行白化,并且在后续的固定点迭代过程中也没有考虑到噪声的影响,因而性能会非常差。迄今没有人提出过噪声模型下的 IVA 算法,所以,结合噪声背景下的 IVA 模型,提出一种有效地分离算法显得尤为重要。

[0003] IVA 在本质上就是多维独立分量分析,但是它解决了不同组 ICA 分离后的信号顺序不一致的问题。

[0004] 噪声背景下的 IVA 模型为: $z^k = A^k s^k + n^k$, 其中, $1 \leq k \leq K$, $z^k = \begin{pmatrix} z_1^{(k)} \\ \vdots \\ z_i^{(k)} \\ \vdots \\ z_M^{(k)} \end{pmatrix}$ 表示第 k 个

组的观测信号, $s^k = \begin{pmatrix} s_1^{(k)} \\ \vdots \\ s_i^{(k)} \\ \vdots \\ s_N^{(k)} \end{pmatrix}$ 表示第 k 个组的源信号, A^k 表示第 k 个组的混合矩阵, $n^k = \begin{pmatrix} n_1^{(k)} \\ \vdots \\ n_i^{(k)} \\ \vdots \\ n_M^{(k)} \end{pmatrix}$

表示第 k 个组的噪声, M 表示每组接收端传感器的数目, N 表示每组信源的个数。同一组之间的源信号相互独立,均值为零并且功率是归一化的,不同组之间对应于同一个分量的源信号 (s_i^k 和 s_i^l) 是不独立的,不同组之间对应的不同分量的源信号 (s_i^k 和 s_j^l) 是独立的,其中, s_i^k 表示第 k 组的第 i 个源信号, s_i^l 表示第 l 组的第 i 个源信号, s_j^l 表示第 l 组的第 j 个源信号。混合矩阵 A^k 是列满秩的,不同分量之间的噪声是高斯白噪声,并且满足相互独立和零均值特性。IVA 的目的就是找到每个组的分离矩阵 W^k 来恢复每个组的源信号,并且要求不同组之间恢复出来的源信号的顺序是一致的。分离效果的好坏可以用 Amari 指标来

衡量,其定义为:
$$I_C = \frac{1}{2N(N-1)} \left\{ \sum_{i=1}^N \left(\sum_{j=1}^N \left[\frac{|c_{ij}|}{\max_k |c_{ik}|} - 1 \right] \right) + \sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^N \left[\frac{|c_{ij}|}{\max_k |c_{kj}|} - 1 \right] \right) \right\}$$
, 其中,

$$C = \sum_{k=1}^K |(\mathbf{w}^k)^H \mathbf{A}^k|$$
, C_{ij} 表示矩阵 C 的第 i 行第 j 列的元素, N 表示每组信源的个数, I_C 越小

表示分离效果越好, $10 \log I_A > -10 \text{dB}$ 说明算法的分离效果不好。

发明内容

[0005] 本发明的主要思想是通过分析噪声背景下多维盲分离模型的特殊性,先对每个组的接收信号进行伪白化,并利用每个组噪声的方差信息和伪白化矩阵信息推导出一种新的固定点算法来解决基于噪声背景的多维盲分离问题。这一算法能够提供更为实用的应用场景,分离效率高,性能稳定,可广泛用于语音、图像、医学和通信信号处理等。

[0006] 本发明的目的是针对现有的 IVA 算法在噪声背景下性能较差的缺陷,提供一种能较好适用于噪声环境下的,分离性能较好,收敛速度较快的 IVA 算法,即去噪 FastIVA 算法。

[0007] 为实现上述目的,采用如下技术方案:

[0008] S1、对系统参数进行初始化;

[0009] S2、对每组接收数据进行伪白化处理,得到每一组的噪声方差、伪白化矩阵和伪白化后的混合信号,具体如下:

[0010] S21、设置 $k \leftarrow 1$, 其中, k 表示第 k 组接收数据,符号 \leftarrow 表示赋值;

[0011] S22、计算第 k 组接收数据的自相关矩阵 $\mathbf{R}_z^k = E\{\mathbf{z}^k (\mathbf{z}^k)^H\}$, 对所述自相关矩阵 \mathbf{R}_z^k 做特征分解 $\mathbf{R}_z^k = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^H$, 其中, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$;

[0012] S23、估计第 k 组接收数据的噪声方差 $(\sigma_k)^2 = (\lambda_{N+1} + \dots + \lambda_M) / (M-N)$, 其中, M 表示每组传感器的数目, N 表示每组信源的数目;

[0013] S24、计算第 k 组接收数据的伪白化矩阵 $\mathbf{V}^k = \mathbf{\Lambda}_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^H$ 得到伪白化后的混合信号 $x^k = \mathbf{V}^k \mathbf{z}^k$, 其中, $\mathbf{\Lambda}_s = \text{diag}(\lambda_1 - (\sigma_k)^2, \lambda_2 - (\sigma_k)^2, \dots, \lambda_N - (\sigma_k)^2)$, \mathbf{U}_s 为 U 的前 N 列组成的矩阵;

[0014] S25、如果 $k < K$, 则设置 $k \leftarrow k+1$, 并返回 S22, 若 $k = K$, 则进入 S3, 其中, K 为总共要处理的盲分离的组数;

[0015] S3、选取 N 阶的单位矩阵 \mathbf{I}_N 作为每组的初始化分离矩阵, 初始化 $n = 1$, $n_{\max} = 1000$, 其中, n_{\max} 为最大的迭代次数;

[0016] S4、对每个组的分离矩阵进行更新, 具体如下:

[0017] S41、设置 $k \leftarrow 1, i \leftarrow 1$;

[0018] S42、对第 k 组第 i 列的分离矩阵 \mathbf{w}_i^k 按照如下公式进行更新:

$$\begin{aligned}
 \mathbf{w}_i^{k(n+1)} = & -E \left\{ G' \left(\sum_m |y_i^m|^2 \right) y_i^{k*} \mathbf{x}^k \right\} \\
 [0019] \quad & + \left[\mathbf{I}_N + (\sigma_k)^2 \mathbf{V}^k (\mathbf{V}^k)^H \right] E \left\{ G' \left(\sum_m |y_i^m|^2 \right) + |y_i^k|^2 G'' \left(\sum_m |y_i^m|^2 \right) \right\} \mathbf{w}_i^{k(n)}, \text{ 其中, } n \\
 & + E \left[\mathbf{x}^k (\mathbf{x}^k)^T \right] E \left\{ (y_i^{k*})^2 G' \left(\sum_m |y_i^m|^2 \right) \right\} \mathbf{w}_i^{k(n)*}
 \end{aligned}$$

表示更新次数, $y_i^k = [\mathbf{w}_i^{k(n)}]^H \mathbf{x}^k$, G 为非线性函数, $G(z) = \sqrt{0.1+z}$, G' 和 G'' 分别为 G 的一阶和二阶导数;

[0020] S43、当 $i < N$ 时, 则设置 $i \leftarrow i+1$, 返回 S42, 当 $i = N$ 时, 则进入 S44;

[0021] S44、当 $k < K$, 则设置 $k \leftarrow k+1$, $i \leftarrow 1$, 返回 S42, 当 $k = K$, 则进入 S5;

[0022] S5、对更新后的每个组的分离均值进行正交化处理: $\mathbf{W}^k \leftarrow [\mathbf{W}^k (\mathbf{W}^k)^H]^{-1/2} \mathbf{W}^k$, 其中, $k = 1, 2, 3, \dots, K$;

[0023] S6、判断分离矩阵是否收敛, 具体为:

[0024] 如果分离矩阵收敛或者 $n = n_{\max}$, 则输出分离矩阵, 信号分离结束;

[0025] 如果分离矩阵不收敛且 $n < n_{\max}$, 则设置 $n \leftarrow n+1$ 返回 S4。

[0026] 进一步地, S6 所述判断分离矩阵是否收敛的准则为

$$\left\| \sqrt{\sum_{k=1}^K |\mathbf{w}^{k(n+1)}|^2} \right\|_F - \left\| \sqrt{\sum_{k=1}^K |\mathbf{w}^{k(n)}|^2} \right\|_F < \varepsilon, \text{ 其中, } \varepsilon = 10^{-6}.$$

[0027] 本发明的有益效果是:

[0028] 本发明能够提供更为实用的应用场景, 分离效率高, 性能稳定, 可广泛用于语音、图像、医学和通信信号处理等, 能较好适用于噪声环境下的盲分离。

附图说明

[0029] 图 1 本发明所提出的去噪 FastIVA 算法流程图。

[0030] 图 2 去噪 FastIVA 算法在采样数目固定 ($T = 1000$) 时性能随信噪比变化曲线图。

[0031] 图 3 去噪 FastIVA 算法在信噪比固定 ($\text{SNR} = -10\text{dB}$) 时性能随采样数变化曲线图。

具体实施方式

[0032] 下面结合实施例和附图, 详细说明本发明的技术方案。

[0033] 实施例 1 是本发明所述去噪 FastIVA 算法和传统的 FastIVA 算法在采样数目固定时分离性能随信噪比变化的仿真:

[0034] 去噪 FastIVA 算法的方法如附 1 所示, 仿真条件为: $K = 10$ 组噪声环境下的混合, 每组 $N = 2$ 个源信号, 混合信号的采样数固定为 $T = 1000$, 每组接收端传感器的数目为 $M = 5$, 信噪比 (SNR) 的变化范围为 -10dB 到 10dB , 进行 100 次蒙特卡罗实验。不同组中的源信号按照如下方式产生, $s_n(t) = M_n (|b_n(t)| \angle b_n(t))$ 。其中, $n = 1, 2$, $t = 1, 2, \dots$

$$T, \mathbf{s}_n(t) = \begin{pmatrix} s_n^{(1)}(t) \\ \vdots \\ s_n^{(k)}(t) \\ \vdots \\ s_n^{(10)}(t) \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b}_n(t) = \begin{pmatrix} b_n^{(1)}(t) \\ \vdots \\ b_n^{(k)}(t) \\ \vdots \\ b_n^{(10)}(t) \end{pmatrix}, \quad b_n(t) \text{ 中的每一个元素均为零均值方差为 1 的高斯}$$

白噪声且满足 $E(\mathbf{b}_n \mathbf{b}_n^H) = \mathbf{I}_{10}$, $E(\mathbf{b}_n \mathbf{b}_n^T) = \mathbf{0}_{10}$, M_n 为 10×10 维的可逆矩阵, 用来产生不同组相同维的源信号之间的非独立性, 其每个元素服从零均值方差为 1 的高斯分布, $\|\cdot\|_F$ 代表 frobenius 范数。不同组的混合信号按照如下方式产生, $z^k = A^k s^k + n^k$, $1 \leq k \leq 10$, 其中

$$\mathbf{s}^k = \begin{pmatrix} s_1^{(k)} \\ s_2^{(k)} \end{pmatrix}, \quad 1 \leq k \leq 10, A^k \text{ 为 } 5 \times 2 \text{ 维的列满秩矩阵, 用来产生每一组的混合信号, 其每个元}$$

素的实部和虚部均服从零均值方差为 $\frac{1}{2}$ 的高斯分布, $\mathbf{n}^k = \begin{pmatrix} n_1^{(k)} \\ \vdots \\ n_i^{(k)} \\ \vdots \\ n_M^{(10)} \end{pmatrix}$, 其中, n^k 中的每一个元素

均为零均值方差为 σ_k^2 的高斯白噪声且满足 $E(\mathbf{n}^k (\mathbf{n}^k)^H) = \sigma_k^2 \mathbf{I}_s$, $E(\mathbf{n}^k (\mathbf{n}^k)^T) = \mathbf{0}_s$, σ_k^2 由

信噪比决定。去噪 FastIVA 算法的具体步骤如下:

[0035] S1、对系统参数进行初始化, $K = 10, N = 2, M = 5, n = 1, n_{\max} = 1000, \varepsilon = 10^{-6}$;

[0036] S2、对每组接收数据进行伪白化处理, 得到每一组的噪声方差、伪白化矩阵和伪白化后的混合信号, 具体如下:

[0037] S21、设置 $k \leftarrow 1$, 其中, k 表示第 k 组接收数据, 符号 \leftarrow 表示赋值;

[0038] S22、计算给定的含噪声的混合信号 $z^k, k = 1, 2 \dots K$, 计算第 k 组含噪声的混合信号的自相关矩阵 $\mathbf{R}_z^k = E\{z^k (z^k)^H\}$, 对所述自相关矩阵 \mathbf{R}_z^k 做特征分解 $\mathbf{R}_z^k = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^H$, 其中, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M)$;

[0039] S23、估计 S22 所述第 k 组含噪声的混合信号的噪声方差 $(\sigma_k)^2 = (\lambda_{N+1} + \dots + \lambda_M) / (M - N)$, 其中, M 表示每组传感器的数目, N 表示每组信源的数目;

[0040] S24、计算 S22 所述第 k 组含噪声的混合信号的伪白化矩阵 $\mathbf{V}^k = \mathbf{\Lambda}_s^{-1/2} \mathbf{U}_s^H$ 得到伪白化后的混合信号 $x^k = \mathbf{V}^k z^k$, 其中, $\mathbf{\Lambda}_s = \text{diag}(\lambda_1 - (\sigma_k)^2, \lambda_2 - (\sigma_k)^2, \dots, \lambda_N - (\sigma_k)^2)$, \mathbf{U}_s 为 \mathbf{U} 的前 N 列组成的矩阵;

[0041] S25、如果 $k < K$, 则设置 $k \leftarrow k + 1$, 并返回 S22, 若 $k = K$, 则进入 S3, 其中, K 为总共要处理的盲分离的组数;

[0042] S3、选取 N 阶的单位矩阵 \mathbf{I}_N 作为每组的初始化分离矩阵, 初始化 $n = 1, n_{\max} = 1000$, 其中, n_{\max} 为最大的迭代次数;

[0043] S4、对每个组的分离矩阵进行更新, 具体如下:

[0044] S41、设置 $k \leftarrow 1, i \leftarrow 1$;

[0045] S42、对第 k 组第 i 列的分离矩阵 \mathbf{w}_i^k 按照如下公式进行更新：

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i^{k(n+1)} = & -E \left\{ G' \left(\sum_m |y_i^m|^2 \right) y_i^{k*} \mathbf{x}^k \right\} \\ [0046] \quad & + \left[\mathbf{I}_N + (\sigma_k)^2 \mathbf{V}^k (\mathbf{V}^k)^H \right] E \left\{ G' \left(\sum_m |y_i^m|^2 \right) + |y_i^k|^2 G'' \left(\sum_m |y_i^m|^2 \right) \right\} \mathbf{w}_i^{k(n)} , \text{其中, } n \\ & + E \left[\mathbf{x}^k (\mathbf{x}^k)^T \right] E \left\{ (y_i^{k*})^2 G' \left(\sum_m |y_i^m|^2 \right) \right\} \mathbf{w}_i^{k(n)*} \end{aligned}$$

表示更新次数, $y_i^k = [\mathbf{w}_i^{k(n)}]^H \mathbf{x}^k$, G 为非线性函数, $G(z) = \sqrt{0.1+z}$, G' 和 G'' 分别为 G 的一阶和二阶导数；

[0047] S43、当 $i < N$ 时, 则设置 $i \leftarrow i+1$, 返回 S42, 当 $i = N$ 时, 则进入 S44；

[0048] S44、当 $k < K$, 则设置 $k \leftarrow k+1$, $i \leftarrow 1$, 返回 S42, 当 $k = K$, 则进入 S5；

[0049] S5、对更新后的每个组的分离均值进行正交化处理: $\mathbf{W}^k \leftarrow [\mathbf{W}^k (\mathbf{W}^k)^H]^{-1/2} \mathbf{W}^k$, 其中, $k = 1, 2, 3, \dots, K$ ；

[0050] S6、判断分离矩阵是否收敛, 具体为：

[0051] 如果分离矩阵收敛或者 $n = n_{\max}$, 则输出分离矩阵, 信号分离结束；

[0052] 如果分离矩阵不收敛且 $n < n_{\max}$, 则设置 $n \leftarrow n+1$ 返回 S4

[0053] 所述判断分离矩阵是否收敛的准则为 $\left| \left\| \sqrt{\sum_{k=1}^K |\mathbf{w}^{k(n+1)}|^2} \right\|_F - \left\| \sqrt{\sum_{k=1}^K |\mathbf{w}^{k(n)}|^2} \right\|_F \right| < \varepsilon$, 其

中, $\varepsilon = 10^{-6}$ 。

[0054] 图 2 表示去噪 FastIVA 算法和传统的 FastIVA 算法在不同信噪比下的分离性能曲线。从中可以看出, 去噪 FastIVA 算法相对传统的 FastIVA 算法能在较宽的信噪比范围内达到很好的分离效果。

[0055] 实施例 2 是我们所提出的去噪 FastIVA 算法和传统的 FastIVA 算法在信噪比固定时分离性能随采样数变化的仿真。在该案例中, 信源的产生方式以及混合信号的产生方式均与案例 1 相同, 信噪比 (SNR) 固定为 -10dB, 采样数 T 的变化范围为 $10^2 \sim 10^5$ 。

[0056] 实施例 2 的方法如附图 1 所示, 改变仿真条件后再次执行实施例 1 的步骤即可得到图 3 中我们所提出的去噪 FastIVA 算法的性能曲线。从图 3 中可以看出, 只要采样数足够多, 所提算法在较低信噪比 (-10dB) 情况下仍能达到较好的分离效果, 而这是传统的 IVA 算法无法达到的。

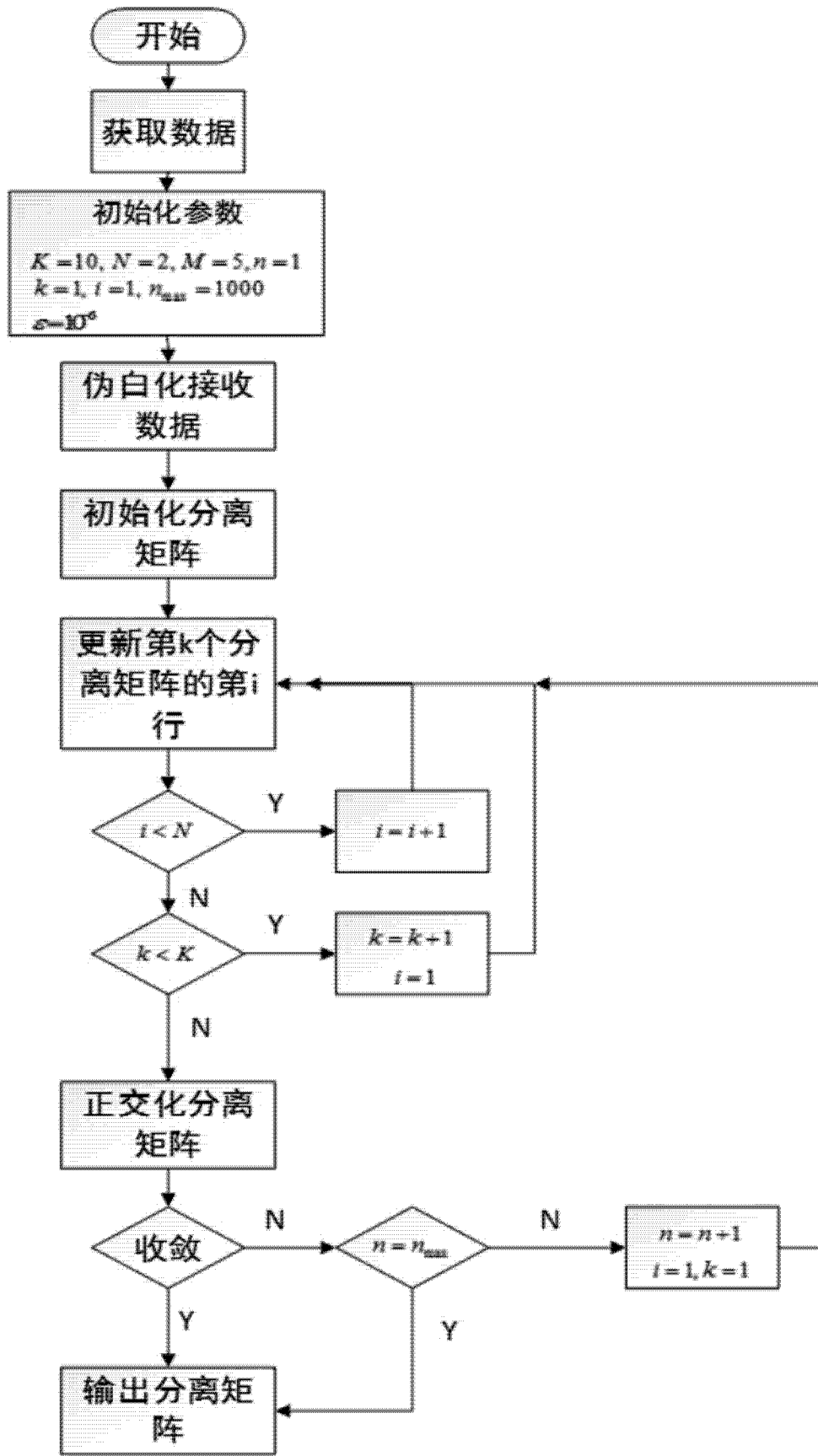


图 1

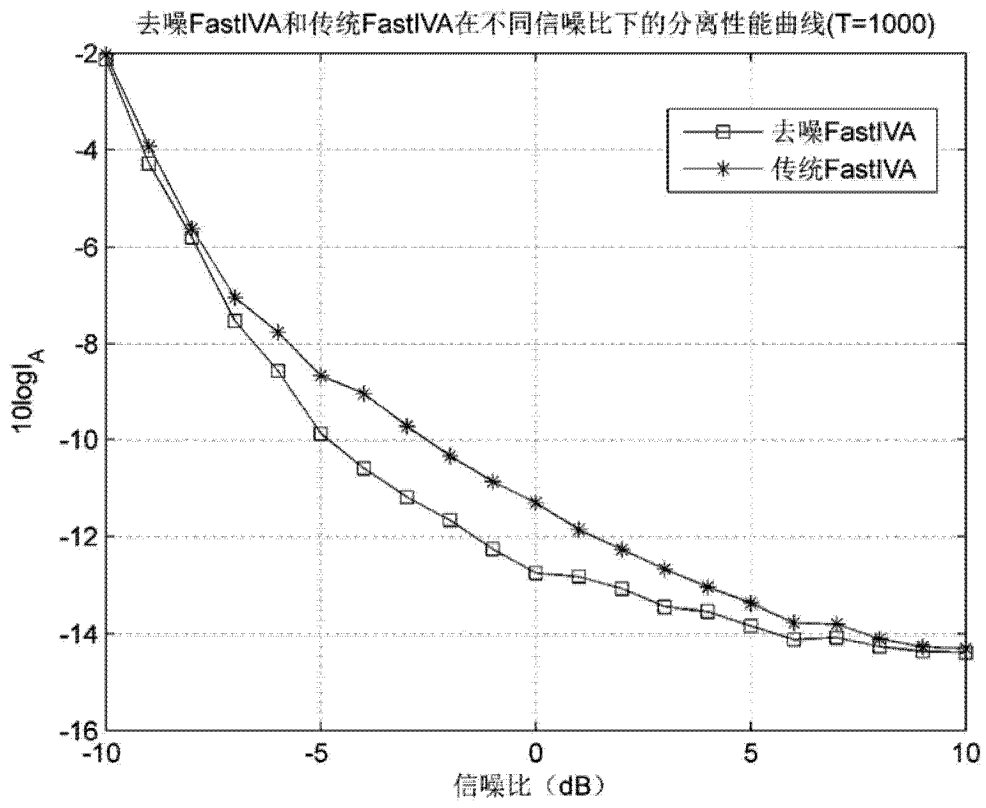


图 2

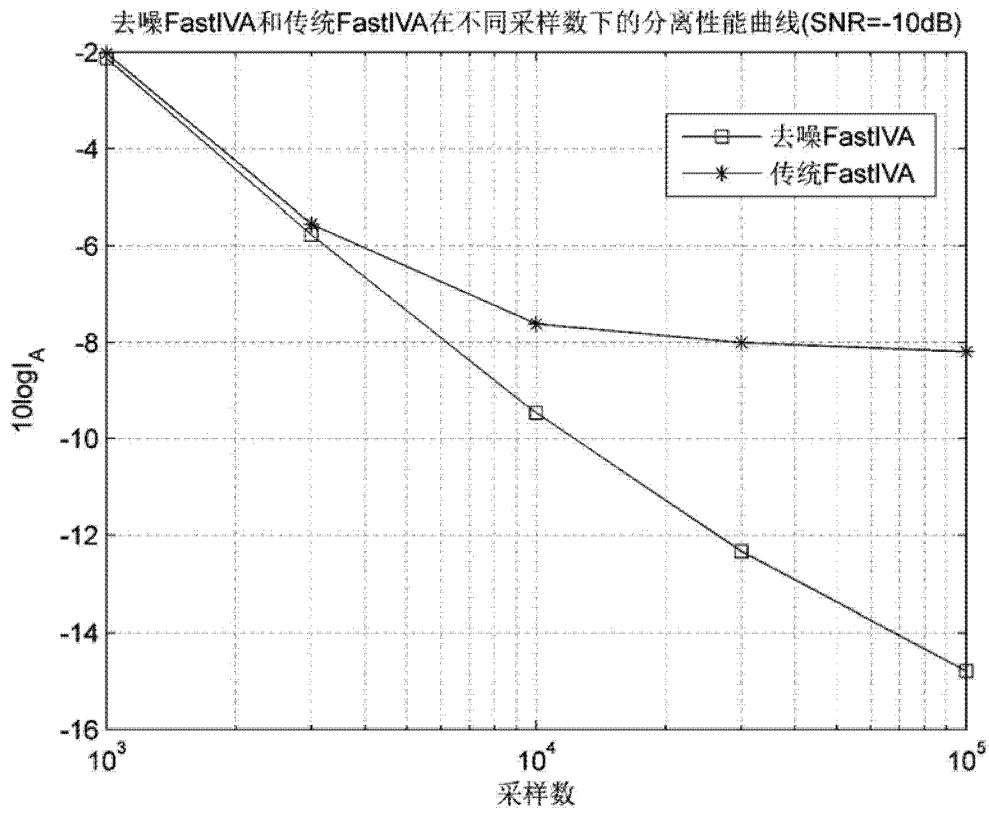


图 3