

基于二阶统计和时间结构的盲信号分离方法

邱萌萌^{1,2*}, 周力^{1,2}, 汪磊^{1,2}, 吴建强^{1,2}

(1. 安徽工程大学 电气工程学院, 安徽 芜湖 241000; 2. 安徽省电气传动与控制重点实验室(安徽工程大学), 安徽 芜湖 241000)

(* 通信作者电子邮箱 244898924@qq.com)

摘要:盲源分离(BSS)的目标就是在混合过程未知的情况下,仅仅依据观测得到的混合信号,恢复出不能直接观测的源信号。针对具有时间结构的源信号,即各个源信号分量满足空间上不相关但时间上相关,提出了一种基于二阶统计量的盲源分离方法。该方法首先对混合信号进行鲁棒预白化处理,其中依据最小描述长度准则对源信号的维数进行估计;然后通过对白化信号的时延协方差矩阵进行奇异值分解(SVD),从而实现源信号的盲分离。仿真中通过对一组语音信号的分离验证了算法的效果,并利用信号干扰比(SIR)和性能指标函数(PI)两个指标定量地对算法的性能进行了度量。

关键词:二阶统计量;盲源分离;白化;最小描述长度准则;时延协方差矩阵

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

Blind separation method for source signals with temporal structure based on second-order statistics

QIU Mengmeng^{1,2*}, ZHOU Li^{1,2}, WANG Lei^{1,2}, WU Jianqiang^{1,2}

(1. College of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu Anhui 241000, China;

2. Anhui Key Laboratory of Electric Drive and Control (Anhui Polytechnic University), Wuhu Anhui 241000, China)

Abstract: The objective of Blind Source Separation (BSS) is to restore the unobservable source signals from their mixtures without knowing the prior knowledge of the mixing process. It is considered that the potential source signals are spatially uncorrelated but temporally correlated, i. e. they have non-vanishing temporal structure. A second-order statistics based BSS method was proposed for such sources. The robust prewhitening was firstly performed on the observed mixing signals, where the dimension of the sources was estimated based on the Minimum Description Length (MDL) criterion. Then, the blind separation was realized by implementing the Singular Value Decomposition (SVD) on the time-delayed covariance matrix of the whitened signals. The simulation on separation of a group of speech signals proves the effectiveness of the algorithm, and the performance of the algorithm was measured by Signal-to-Interference Ratio (SIR) and Performance Index (PI).

Key words: second-order statistics; Blind Source Separation (BSS); whitening; minimum description length criterion; time-delayed covariance matrix

0 引言

近年来,盲源分离(Blind Source Separation, BSS)因其在无线通信^[1]、图像和语音处理^[2-4]、生物医学信号提取^[5-6]和光谱分析^[7-8]等领域的潜在应用,受到了越来越广泛的关注。BSS的任务就是在未知混合系统先验信息的情况下,从传感器获得的观测信号中恢复出源信号。现有的BSS方法大致可以分为三种类型^[9]:基于空间相干性的方法、基于信号特性恢复的方法以及基于波形保持的方法。

在BSS问题中,一个重要的假设就是源信号的统计独立性假设。当源信号是各分量统计独立,且时间上独立同分布(independent identically distributed, i. i. d.)的非高斯信号时,必须要利用信号的高阶统计信息来实现盲分离。这时,求解BSS问题即等价于求解独立分量分析(Independent Component

Analysis, ICA)问题^[10]。

而在另一种情况下,假设源信号是空间上不相关但是时间上相关,需要将信号的时间结构也考虑进去。这时,仅需二阶统计信息就足以实现信号的盲分离。Attias等^[11]考虑了事件相关源的卷积生成模型,提出了一种动态分量分析的方法。Belouchrani等^[12]基于源信号的二阶统计量和时间相干性提出了一种平稳信号的盲分离方法。Choi等^[13]构造了一种分离二阶非平稳信号的递归神经网络系统。Kocinski等^[14]比较了两种非平稳语音信号盲分离方法的性能。

本文针对具有时间结构的源信号提出一种基于二阶统计量的BSS方法。该方法首先对混合信号进行鲁棒预白化处理,依据最小描述长度准则对源信号的维数进行估计;然后通过对白化信号的时延协方差矩阵进行奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD),从而实现源信号的盲分离。最后

收稿日期: 2014-03-31; **修回日期:** 2014-06-25。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61071001); 安徽省教育厅自然科学基金资助项目(KJ2008A010); 安徽省教育厅自然科学基金重点科研项目(2006KJ017A); 芜湖市科技局的科研项目([2009]190)。

作者简介: 邱萌萌(1987-), 女, 安徽宿州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 自动控制、人工智能控制; 周力(1957-), 男, 安徽芜湖人, 教授, 主要研究方向: 自动控制、人工智能控制; 汪磊(1989-), 男, 安徽铜陵人, 硕士研究生, 主要研究方向: 自动控制、人工智能控制; 吴建强(1990-), 男, 安徽黄山人, 硕士研究生, 主要研究方向: 自动控制、人工智能控制。

以语音信号作为源信号进行计算机仿真,仿真结果验证了所提方法的有效性。

1 问题陈述

文中假设源信号可以服从任意分布,但具有非零的时间相关性,BSS的混合模型如图1所示。其中,观测向量 $\mathbf{x}(k) \in \mathbf{R}^m$ 由下式生成:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k) + \mathbf{n}(k) \quad (1)$$

其中: $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是未知的混合矩阵; $\mathbf{s}(k) \in \mathbf{R}^n$ 是未知的源向量, $\mathbf{n}(k)$ 为加性噪声向量, k 为采样变量,根据具体的物理过程可以表示时间、频率和位置等。本文考虑较简单的超定混合情况,即 $m > n$ 。盲源分离的目的是在给定有限数量的观察信号样本 $\{\mathbf{x}(k)\} (k = 1, 2, \dots, N)$ 的情况下,估计混合矩阵 \mathbf{A} 或分离矩阵 $\mathbf{W} = \mathbf{A}^+$,从而进一步估计出源信号 $\mathbf{s}(k)$ 。

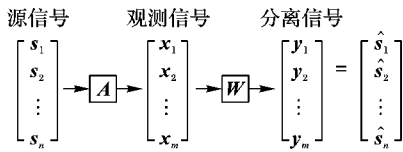


图1 盲源分离的框架

事实上,在没有任何先验信息的情况下,BSS问题不可能求得唯一解。但在允许某些不确定性存在的情况下,即尺度和排序不确定性,可以在一定程度上恢复出源信号的波形。通常,如果估计得到的混合矩阵 $\hat{\mathbf{A}}$ 满足

$$\mathbf{G} = \mathbf{W}\mathbf{A} = \hat{\mathbf{A}}^+ \mathbf{A} = \mathbf{P}\mathbf{D} \quad (2)$$

其中: \mathbf{G} 是全局变换矩阵, \mathbf{P} 和 \mathbf{D} 分别为置换矩阵和对角矩阵,那么,就认为 $(\hat{\mathbf{A}}, \hat{\mathbf{s}})$ 和 (\mathbf{A}, \mathbf{s}) 具有波形保持关系,也就是说分离信号 $\hat{\mathbf{s}}$ 和源信号 \mathbf{s} 具有相同的波形。

在BSS问题中,一个关键的因素是关于信号统计特性的假设。不失一般性,首先给出以下假设条件:

假设1 混合矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是列满秩矩阵,且 $m > n$ 。

假设2 源信号为各分量在空间上不相关但在时间上相关且具有不同的自相关函数的零均值随机信号,从而其自相关函数 $\mathbf{R}_s(0) = E\{\mathbf{s}(k)\mathbf{s}^T(k)\}$ 和 $\mathbf{R}_s(p) = E\{\mathbf{s}(k)\mathbf{s}^T(k-p)\}$ 是两个对角线元素不同的对角矩阵。

假设3 源信号是平稳信号或二阶非平稳信号。

假设4 加性噪声 $\mathbf{n}(k)$ 与源信号之间相互独立,且 $E\{\mathbf{n}(k)\mathbf{n}^T(k-p)\} = \delta_{p0}\mathbf{R}_n(p)$,其中: δ_{p0} 是Kronecker符号,并且 \mathbf{R}_n 是任意 $m \times m$ 维矩阵;特别地, $\mathbf{R}_n(0) = E\{\mathbf{n}(k)\mathbf{n}^T(k)\} = \sigma_n^2\mathbf{I}_m$,其中 σ_n^2 是噪声方差。

2 估计源信号的维数

估计信号和噪声子空间的维数是许多应用领域中都会遇到的一个重要的问题。常用的方法是采用自适应主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法。PCA通过最小化某一合适的代价函数可以将观测信号 \mathbf{x} 分成两个子空间:信号子空间和噪声子空间。一个常用的标准是最小均方误差函数。其优点是不仅能够降低噪声水平,而且能够依据特征值的分布情况估计出源信号的数目。该方法最大的问题是如何正确地设定阈值以区分信号子空间和噪声子空间,特别是在噪声较大,即信噪比较低的时候。

本文采用最小描述长度(Minimum Description Length,

MDL)准则^[15-16]来估计源信号的数目,其代价函数如下:

$$MDL = -\ln(p(\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(N) | \hat{\boldsymbol{\theta}})) + 0.5n \ln(N) \quad (3)$$

其中: $p(\mathbf{x}(1), \mathbf{x}(2), \dots, \mathbf{x}(N) | \hat{\boldsymbol{\theta}})$ 是参数化的概率密度, $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 是参数向量的极大似然估计, N 是数据向量 $\mathbf{x}(k)$ 的维数; n 是自由参数变量的数目。

信号子空间的维数可以通过从 $n \in \{1, 2, \dots, M\}$ 中取值,使得下式取得最小值:

$$MDL(n) = -N(m-n)\log(\mu(n)) + 0.5n(2m-n)\log(N) \quad (4)$$

式中:

$$\mu(n) = \frac{(\lambda_{n+1}\lambda_{n+2}\dots\lambda_m)^{1/(m-n)}}{(\lambda_{n+1} + \lambda_{n+2} + \dots + \lambda_m)/(m-n)} \quad (5)$$

是 $m-n$ 个最小特征值的几何平均值与其算术平均值比值。记 \hat{n} 为选定的源信号数目的估计,使得MDL代价函数实现最小化。

采用MDL准则估计源信号的数目时,其结果对信噪比的变化和信号样本点的数目较敏感。为了确保得到正确的结果,在估计源数目时需要满足两个条件:首先,混合信号数目不少于源信号数目;其次,至少要有有一个幅值较小的噪声存在,即要保证了对应于噪声的特征值 $\lambda_{n+1}, \lambda_{n+2}, \dots, \lambda_m$ 是非零的。

3 鲁棒预白化

对于含噪的观测信号,采用基于子空间技术的鲁棒预白化方法对其进行处理。由假设4可得噪声的协方差矩阵为 $\mathbf{R}_n = \sigma_n^2\mathbf{I}_m$,并且噪声方差 σ_n^2 相对较小(即信噪比相对高于某个阈值)。

由混合模型(1)和第2章中提出的假设, $\mathbf{x}(k)$ 的协方差矩阵的特征值分解可表示为:

$$\mathbf{R}_x = E\{\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\} = \mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^T + \mathbf{R}_n = \mathbf{V}_s\mathbf{A}_s\mathbf{V}_s^T + \mathbf{V}_n\mathbf{A}_n\mathbf{V}_n^T \quad (6)$$

其中: $\mathbf{A}\mathbf{R}_s\mathbf{A}^T$ 的乘积是一个秩为 n 的矩阵, $\mathbf{A}_s = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 为 n 个按照降序排列的主要的特征值所组成的对角矩阵, $\mathbf{V}_s \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为对应于 \mathbf{A}_s 中 n 个特征值的特征向量组成的矩阵;同理, $\mathbf{A}_n = \text{diag}\{\lambda_{n+1}, \lambda_{n+2}, \dots, \lambda_m\} = \sigma_n^2\mathbf{I}_{m-n}$ 为噪声特征值矩阵, $\mathbf{V}_n \in \mathbf{R}^{m \times (m-n)}$ 为对应的噪声特征向量矩阵,通常要求 $\lambda_n \geq \lambda_{n+1}$ 。理论上,要求 $\lambda_{n+1} = \lambda_{n+2} = \dots = \lambda_m = \sigma_n^2$,从而可以完美地估计出混合信号的协方差矩阵。但实际中,只能从有限的样本数据中估计出信号的样本协方差矩阵,而且相对较小的 $m-n$ 个噪声分量的特征值通常并不相同。所以可以通过计算 $m-n$ 个较小的特征值的平均值来估计噪声的方差。

鲁棒预白化算法的步骤如下:

1) 计算 $\mathbf{x}(k)$ 的样本协方差矩阵:

$$\hat{\mathbf{R}}_x = E\{\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{R}}_s\mathbf{A}^T + \hat{\sigma}_n^2\mathbf{I}_m \quad (7)$$

2) 对 $\hat{\mathbf{R}}_x$ 进行特征值分解:

$$\hat{\mathbf{R}}_x = \mathbf{V}_x\mathbf{A}_x\mathbf{V}_x^T = \mathbf{V}_s\mathbf{A}_s\mathbf{V}_s^T + \mathbf{V}_n\mathbf{A}_n\mathbf{V}_n^T \quad (8)$$

其中,其特征值通常具有的关系如下:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n > \lambda_{n+1} \approx \lambda_{n+2} \approx \dots \approx \lambda_m$$

3) 利用前一章中给出的MDL准则来估计源信号的数目,

并通过计算 $m - n$ 个较小的特征值的平均值来估计噪声的方差。

4) 构造白化矩阵:

$$\mathbf{H} = \hat{\mathbf{A}}_s^{-1/2} \mathbf{V}_s^T = (\mathbf{A}_s - \hat{\sigma}_n^2 \mathbf{I}_m)^{-1/2} \mathbf{V}_s^T = \text{diag}\{(\lambda_1 - \hat{\sigma}_n^2)^{-1/2}, (\lambda_2 - \hat{\sigma}_n^2)^{-1/2}, \dots, (\lambda_n - \hat{\sigma}_n^2)^{-1/2}\} \mathbf{V}_s^T \quad (9)$$

当混合矩阵 \mathbf{A} 为病态矩阵时,为了降低噪声的影响,采用 Tikhonov 正则化方法,得到的白化矩阵为:

$$\mathbf{H} = \text{diag}\{[\lambda_1/(\lambda_1^2 - \hat{\sigma}_n^2)]^{1/2}, [\lambda_2/(\lambda_2^2 - \hat{\sigma}_n^2)]^{1/2}, \dots, [\lambda_n/(\lambda_n^2 - \hat{\sigma}_n^2)]^{1/2}\} \mathbf{V}_s^T \quad (10)$$

5) 得到白化观测信号:

$$\bar{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) \quad (11)$$

4 基于二阶统计量的 BSS 算法

观测信号 $\mathbf{x}(k)$ 的时延协方差矩阵满足以下方程:

$$\mathbf{R}_x(0) = E\{\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\} = \mathbf{A}\mathbf{R}_s(0)\mathbf{A}^T + \mathbf{R}_n(0) \quad (12)$$

$$\mathbf{R}_x(p) = E\{\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k-p)\} = \mathbf{A}\mathbf{R}_s(p)\mathbf{A}^T \quad (13)$$

其中 p 是某个非零的时延。因为 $\mathbf{R}_n(0) = \sigma_n^2 \mathbf{I}_m$, 其中 σ_n^2 可以通过在上一章中提出来的预白化方法来估计,所以协方差矩阵 $\mathbf{R}_x(0)$ 可以估计为:

$$\hat{\mathbf{R}}_x(0) = \mathbf{R}_x(0) - \mathbf{R}_n(0) = \mathbf{A}\mathbf{R}_s(0)\mathbf{A}^T \quad (14)$$

然后可以通过对协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_x(0)$ 和 $\mathbf{R}_x(p)$ 的奇异值分解来实现盲信号分离^[17]。

BSS 算法的具体步骤如下:

1) 估计传感器信号的相关矩阵为:

$$\hat{\mathbf{R}}_x(0) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k) - \sigma_n^2 \mathbf{I}_m \quad (15)$$

2) 执行鲁棒预白化变换:

$$\bar{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) \quad (16)$$

其中白化矩阵可以表示为:

$$\mathbf{H} = \hat{\mathbf{A}}_s^{-1/2} \mathbf{V}_s^T = \text{diag}\{(\lambda_1 - \hat{\sigma}_n^2)^{-1/2}, (\lambda_2 - \hat{\sigma}_n^2)^{-1/2}, \dots, (\lambda_n - \hat{\sigma}_n^2)^{-1/2}\} \mathbf{V}_s^T \quad (17)$$

3) 在某一时延 $p(p \neq 0)$ 估计白化观测信号 $\bar{\mathbf{x}}(k)$ 时延协方差矩阵:

$$\hat{\mathbf{R}}_x(p) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \bar{\mathbf{x}}(k)\bar{\mathbf{x}}^T(k-p) \quad (18)$$

4) 对 $\hat{\mathbf{R}}_x(p)$ 进行奇异值分解:

$$\hat{\mathbf{R}}_x(p) = \mathbf{U}_x \mathbf{\Lambda}_x \mathbf{V}_x^T \quad (19)$$

5) 对于时延 p , 判断对角矩阵 $\mathbf{\Lambda}_x$ 的所有奇异值是否互不相同。如果是,则继续执行 6); 反之,另取一个不同的时延,跳转至 3)。

6) 估计混合矩阵:

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{H}^* \mathbf{U}_x = \mathbf{V}_s \hat{\mathbf{A}}_s^{1/2} \mathbf{U}_x \quad (20)$$

7) 估计源信号:

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{A}^+ \mathbf{x} = \mathbf{U}_x^T \mathbf{\Lambda}_x^{-1/2} \mathbf{V}_x^T \mathbf{x} \quad (21)$$

值得注意的是,步骤 3) 中时延 p 的选取是能否成功实现盲信号分离的关键因素。通过大量的实验,发现 $p = 1$ 是一个比较好的选择;另外,也可以选择线性组合 $\sum \alpha_i \hat{\mathbf{R}}_x(i)$ 代替 $\hat{\mathbf{R}}_x(p)$;还可以使用两个协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_x(p_1)$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_x(p_2)$ 来代替 $\hat{\mathbf{R}}_x(0)$ 和 $\hat{\mathbf{R}}_x(p)$,以提高估计的鲁棒性,其中 p_1 和 p_2 为 2 个

不同的非零时延。

除了分别对两个协方差矩阵进行处理以外,可以将两个矩阵合在一起构成乘积的形式: $\hat{\mathbf{R}}_x^{-1}(0) \hat{\mathbf{R}}_x(p)$, 然后对其进行特征值分解:

$$\hat{\mathbf{R}}_x^{-1}(0) \hat{\mathbf{R}}_x(p) = (\mathbf{A}^T)^{-1} \mathbf{R}_s^{-1}(0) \mathbf{R}_s(p) \mathbf{A}^T = \mathbf{V} \mathbf{\Lambda} \mathbf{V}^{-1} \quad (22)$$

然后,在 $\hat{\mathbf{R}}_x^{-1}(0) \hat{\mathbf{R}}_x(p)$ 特征向量矩阵的基础上,混合矩阵 \mathbf{A} 可估计为:

$$\hat{\mathbf{A}} = (\mathbf{V}^T)^{-1} \quad (23)$$

5 仿真分析

在本章中,给出了几个计算机仿真的结果^[18]。采用 Matlab 工具箱 ICALAB^[19] 中 3 个标准的语音信号作为源信号,如图 2 所示。通常情况下,为了尽量采集到所有的源信号信息,传感器的个数都会设置得多于源信号。因此,混合矩阵 \mathbf{A} 选用一个 5×3 维的随机矩阵。依据混合模型(1),生成 5 个混合信号,如图 3 所示。对其运用文中提出的盲信号分离方法得到图 4 所示的分离信号。

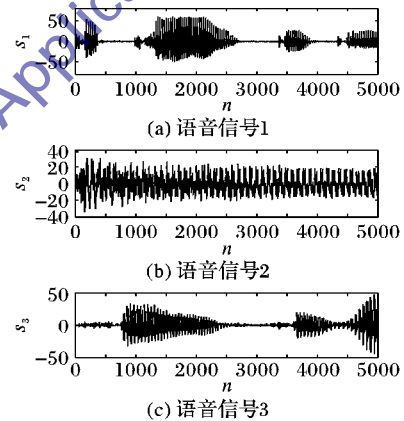


图2 三个源信号的波形

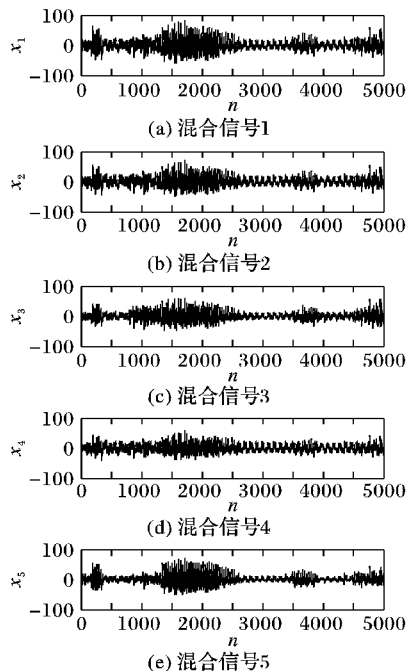


图3 混合信号的波形

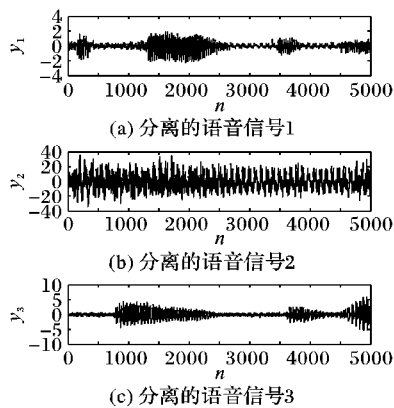


图4 由本文算法计算得到的分离信号波形

运用上文所提出的 BSS 算法后,得到的分离信号与源信号波形相似,只是信号各分量的幅值和排列顺序有所不同。此时,认为该分离算法是有效的,因为在语音处理时,波形是信号最重要的特性之一,所以首先需要确认的就是各信号的波形。

也可以从两个方面定量的评估算法的性能:1)信号干扰比(Signal-to-Interference Ratio, SIR),单位为 dB;2)全局矩阵 $G = \hat{A}^* A$, 其中 \hat{A}^* 是分解矩阵的估计。

分离结果的信号干扰比按下式计算:

$$SIR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 10 \lg \frac{E[s_i^2]}{E[(\hat{s}_i - s_i)^2]} \quad (24)$$

其中 n 是源的数量,本文取 $n = 3$ 。

性能指标函数(Performance Index, PI) 定义为

$$PI = \frac{1}{2n(n-1)} \left[\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_k |g_{ik}|} - 1 \right) + \sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_k |g_{kj}|} - 1 \right) \right] \quad (25)$$

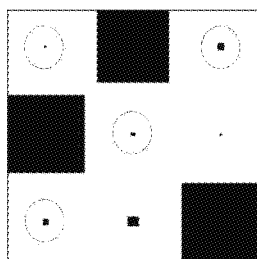
其中: g_{ij} 是矩阵 G 的 i 行 j 列元素; $\max_k |g_{ik}|$ 表示的第 i 行向量元素中的最大值, $\max_k |g_{kj}|$ 表示的第 j 列向量元素中的最大值。当实现完美的分离时,性能指标 PI 等于零。实际中, PI 的值达到 10^{-2} 时,认为分离算法获得了很好的性能。

独立重复的执行盲信号分离算法 100 次,分别计算得到信干比 SIR 的均值和标准差: $SIR_m \approx 35$ dB 和 $SIR_{std} \approx 8$ dB。

计算出全局矩阵 G :

$$G = \begin{pmatrix} -0.0004 & 0.3467 & -0.0032 \\ 0.3967 & -0.0011 & 0.0011 \\ -0.0019 & 0.0080 & 0.4222 \end{pmatrix} \quad (26)$$

并且通过式(25)计算了性能指标 $PI = 0.00541$, 可以认为这是一个比较好的分离结果。这一结果也可以通过 Hinton 图反映出来,如图 5 所示。

图5 全局矩阵 G 的 Hinton 图

(黑色方框的面积表示 G 中对应位置元素数值的大小)

图 5 表示的是全局矩阵 G 中元素的大小,面积越大的方块其表示的数值越大,圆虚线框内的正方形为负值,其余为正值。从图中可以看出,一个 3×3 的矩阵每一行每一列都有且仅有一个元素占优,从而矩阵 G 可以被看成是一个广义的排列矩阵,此时,认为成功地实现了源信号的分离。

6 结语

本文针对具有时间结构的源信号,提出了一种基于二阶统计量的盲源分离方法。首先对混合信号进行鲁棒预白化处理,以剔除噪声的影响。其中,依据最小描述长度准则对源信号的维数进行估计。然后通过对白化信号的时延协方差矩阵进行奇异值分解,从而实现分离矩阵的估计和源信号的盲分离。时延的选取需要使时延协方差矩阵的各个特征值之间的数值差异较大。仿真中利用语音信号作为源信号验证了所提盲源分离方法的有效性。

参考文献:

- [1] de LATHAUWER L, CASTAING J. Tensor-based techniques for the blind separation of DS-CDMA signal [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 87(2): 322-336.
- [2] BROWN G J, WANG D-L. Separation of speech by computational auditory scene analysis [M]// Signals and Communication Technology: Speech Enhancement. Berlin: Springer-Verlag, 2005: 371-402.
- [3] NACEUR M S, LOGHMARI M A, BOUSSEMA M R. The contribution of the sources separation method in the decomposition of mixed pixels [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(11): 2642-2653.
- [4] NUZILLARD D, BIJAOU A. Blind source separation and analysis of multispectral astronomical images [J]. Astronomy and Astrophysics Supplement, 2000, 147: 129-138.
- [5] KOLBA J, JOUNY I. Blind source separation in tumor detection in mammograms [C]// Proceedings of the IEEE 32nd Annual North-east Bioengineering Conference. Piscataway: IEEE, 2006: 65-66.
- [6] YE Y, ZHANG Z, ZENG J, et al. A fast and adaptive ICA algorithm with its application to fetal electrocardiogram extraction [J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 205(2): 799-806.
- [7] GUO X, CHANG C, LAM E Y. Blind separation of electron paramagnetic resonance signals using diversity minimization [J]. Journal of Magnetic Resonance, 2010, 204(1): 26-36.
- [8] SUN Y, RIDGE C, del RIO F, et al. Postprocessing and sparse blind source separation of positive and partially overlapped data [J]. Signal Processing, 2011, 91(8): 1838-1851.
- [9] TONG L, SOON V C, INOUE Y, et al. Waveform-preserving blind estimation of multiple sources [C]// Proceedings of the 30th IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE, 1991: 2388-2393.
- [10] HYVÄRINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis [M]. New York: Wiley, 2001.
- [11] ATTIAS H, SCHREINER C. Blind source separation and deconvolution: the dynamic component analysis algorithms [J]. Neural Computation, 1998, 10(6): 1373-1424.
- [12] BELOUCHRANI A, ABED-MERAİM K, CARDOSO J-F, et al. A blind source separation technique using second order statistics [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(2): 434-444.

(下转第 2517 页)

法^[15]以及本文提出的 OPSP 算法。从图中可以看出:ROMP 算法、OMP 算法以及 SAMP 算法在 $K < 45$ 时已经开始失效; SP 算法重构性能较好,在 $K = 56$ 时开始失效;OPSP 算法在 $K = 60$ 以后才开始失效。可见 OPSP 算法在完全重构稀疏信号时优势明显,重构性能良好。值得注意的是,虽然 OPSP 在完全重构稀疏信号时占有优势,但是随着稀疏度的继续增加,其重构概率 Π 下降明显,而 SAMP 算法却下降得比较平缓。

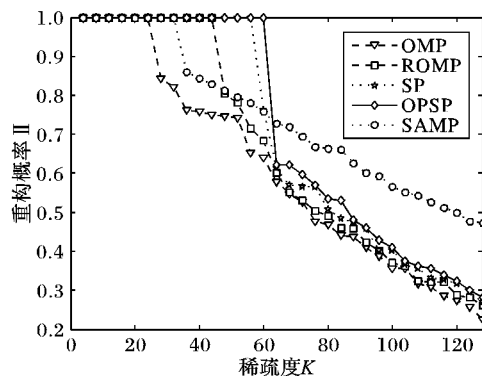


图5 不同算法重构概率 Π 比较

4 结语

本文提出了一种低复杂度的 OPSP 算法来重构稀疏信号,该算法在前期加入了稀疏度快速估计过程,使得算法可以处理稀疏度未知的信号;本文还使用了能反映整个信号重构概率的指标验证了 OPSP 算法的良好性能。但是,在稀疏度过大时,本文 OPSP 算法的重构性能下降明显,后期将针对这方面的问题提出有效的改进措施。

参考文献:

- [1] BARANIUK R G. Compressive sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118–121.
- [2] DONOHO D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [3] SHI G, LIU D, GAO D, *et al.* Advance in theory and application of compressed sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070–1081. (石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070–1081.)
- [4] GILBERT A J, STRAUSS M J, TROPP J A, *et al.* One sketch for all: fast algorithms for compressed sensing [C]// STOC '07: Proceedings of the Thirty-ninth Annual ACM Symposium on Theory of Computing. New York: ACM, 2007: 237–246.
- [5] GILBERT A C, GUHA S, INDYK P, *et al.* Near optimal sparse Fourier representations via sampling [C]// STOC '02: Proceedings of the thirty-fourth Annual ACM Symposium on Theory of Computing. New York: ACM, 2002: 152–161.
- [6] KIM S-J, KOH K, LUSTIG M, *et al.* An interior-point method for large-scale l_1 -regularized least squares [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 606–617.
- [7] FIGUEIREDO M A T, NOWAK R D, WRIGHT S J. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4): 586–597.
- [8] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655–4666.
- [9] DAI W, MILENKOVIC O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5): 2230–2249.
- [10] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 310–316.
- [11] CANDES E J, TAO T. Decoding by linear programming [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(12): 4203–4215.
- [12] YANG C, FENG W, FENG H, *et al.* A sparsity adaptive subspace pursuit algorithm for compressive sample [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(8): 1914–1917. (杨成, 冯巍, 冯辉, 等. 一种压缩采样中的稀疏度自适应子空间追踪算法[J]. 电子学报, 2010, 38(8): 1914–1917.)
- [13] TIAN W, FU Z, RUI G. Blind adaptive matching pursuit algorithm for signal reconstruction based on sparsity trial and error [J]. Journal on Communications, 2013, 34(4): 180–185. (田文飏, 付争, 芮国胜. 基于分治试探的盲自适应匹配追踪重构算法[J]. 通信学报, 2013, 34(4): 180–185.)
- [14] BJORCK A. Numerical methods for least squares problems [M]. Philadelphia: Society for Industrial & Applied Mathematics, 1996: 61–63.
- [15] DO T T, GAN L, NGUYEN N, *et al.* Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]// Proceedings of the 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE, 2008: 581–587.
- [13] CHOI S, CICHOCKI A, AMARI S. Equivariant nonstationary source separation [J]. Neural Networks, 2002, 15(1): 121–130.
- [14] KOCINSKI J, DRGAS S, OZIMEK E. Evaluation of blind source separation for different algorithms based on second order statistics and different spatial configurations of directional microphones [J]. Applied Acoustics, 2012, 73(2): 109–116.
- [15] LIAVAS A P, REGALIA P A, DELMAS J-P. Blind channel approximation: effective channel order determination [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(12): 3336–3344.
- [16] FISHLER E, POOR H V. Estimation of the number of sources in unbalanced arrays via information theoretic criteria [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(9): 3543–3553.
- [17] SHI H, CAO J, LIU X. Blind source Separation for non-stationary signal based on time-frequency analysis [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(12): 182–183. (石和平, 曹继华, 刘霄. 基于时频分布的非平稳信号盲分离算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(12): 182–183.)
- [18] GU F, ZHANG H, LI L. Adaptive variable step-size blind source separation algorithm based on nonlinear principal component analysis [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(5): 1234–1235. (辜方林, 张杭, 李伦辉. 基于非线性主成分分析的自适应变步长盲源分离算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(5): 1234–1235.)
- [19] CICHOCKI A, AMARI S, SIWEK K, *et al.* ICALAB for signal processing — Benchmarks [EB/OL]. [2014-02-06]. <http://www.bsp.brain.riken.go.jp/ICALAB/ICALABSignalProc/benchmarks>.

(上接第 2513 页)