

## 基于二阶统计量的语音信号时域卷积盲分离算法

张华<sup>①</sup> 冯大政<sup>①</sup> 庞继勇<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

<sup>②</sup>(上海贝尔股份有限公司研究与创新中心 上海 201206)

**摘要:** 该文针对语音信号卷积混迭模型,利用信号间近似不相关和短时平稳等二阶统计特性,根据盲分离固有的排列和尺度不定性,改进最小二乘拟合函数,将关于混迭矩阵的四次函数转化为3组待定参数的二次函数。提出优化该代价函数的非正交联合块对角化算法,分3个子步,每个子步求解一个最小二乘问题,交替估计3组待定参数,逼近代价函数最小点。与ZJBD等同类方法相比,该方法具有计算复杂度低,估计精度高且对初始参数选择不敏感等特点,可直接在时域实现语音卷积盲分离。

**关键词:** 语音信号处理; 卷积盲分离; 非正交联合块对角化; 二阶统计量

中图分类号: TN912.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)05-1083-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.00574

## A Time-Domain Blind Convolutional Separation Algorithm for Speech Signals Based on Second-Order Statistic

Zhang Hua<sup>①</sup> Feng Da-zheng<sup>①</sup> Pang Ji-yong<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(National Lab. of Radar Signal Process., Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

<sup>②</sup>(Research & Innovation Center, Alcatel-Lucent Shanghai Bell, Shanghai 201206, China)

**Abstract:** For blind convolutional separation of speech signals, a cost function improved from the least squares fitting function is developed based on second-order statistic, which simplifies the quartic-function with respect to the mixture matrix into three quadratic functions. The iterative approach with three sub-steps is proposed to perform the non-unitary joint block-diagonalization. In each sub-step, a closed solution is derived by minimizing the cost function associated with one parameter-group while fixing the others. Furthermore, the feature of low computational complexity is analytically proven. Compared with ZJBD, the simulations illustrate that the proposed algorithm has the merits of robust initialization selection and better estimate accuracy.

**Key words:** Speech signals processing; Convolutional blind source separation; Non-unitary joint block-diagonalization; Second-order statistic

### 1 引言

盲源分离是指在未知源信号和混迭系统参数的情况下,根据源信号的统计特性,仅由观测信号分离各个源信号的过程。近二十年,其在语音<sup>[1]</sup>、图像<sup>[2]</sup>、通信信号<sup>[3]</sup>处理等各个领域得到了广泛的应用。盲源分离所研究的线性混迭模型主要分为瞬时和卷积两类。基于联合对角化(Joint Diagonalization, JD)技术的瞬时盲分离已经得到完善的研究<sup>[4]</sup>。实际应用中,传感器接收到的信号一般是源信号与传输信道的卷积混迭信号。文献[5-8]提出基于Jacobi旋转的联合块对角化(Joint Block-Diagonalization, JBD)方法实现卷积盲分离。这类方法的首要特点是需要白化预处理,这要求目标矩

阵中至少存在一个正定矩阵;且白化不可避免地存在误差,影响分离性能。于是,文献[9]改进JZD<sup>[4]</sup>,提出一种非正交JBD方法ZJBD,不再需要白化处理。然而,该方法每次只估计一个分离矩阵的一个子块,易产生奇异解。为此,本文给出三二次拟合函数,提出基于梯度下降的JBD方法JBD-GD,联合估计混迭矩阵参数,克服了ZJBD易于产生奇异解的缺点。比较了JBD-GD, ZJBD以及基于类Jacobi方法的计算复杂度。实验表明,本文方法具有计算复杂度低、分离性能好且对初始值不敏感的特点。

### 2 问题描述

$n$ 个语音信号源 $s_j(t)$  ( $j=1, \dots, n$ )经过阶数为 $P$ 的FIR滤波器,由 $m$  ( $m \geq n$ )个麦克风接收,第 $i$ 路传感器上的接收信号可表示为

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^n \sum_{p=0}^{P-1} h_{ij}(p)s_j(t-p) + w_i(t), \quad i=1, \dots, m \quad (1)$$

2009-04-19收到, 2009-11-10改回

国家自然科学基金(60672128, 60702057)资助课题

通信作者: 张华 zhanghua9913\_0@126.com

其中  $h_{ij}(p)$  表示第  $j$  个源信号到达第  $i$  个传感器的第  $p$  径信道响应;  $w_i(t)$  为加性噪声。取窗长为  $Q$  的滑窗, 令  $\mathbf{x}_i(t) = [x_i(t), \dots, x_i(t-Q+1)]^T$ ,  $\mathbf{w}_i(t) = [w_i(t), \dots, w_i(t-Q+1)]^T$ ,  $\mathbf{s}_j(t) = [s_j(t), \dots, s_j(t-P-Q+2)]^T$ , 构造接收信号、语音源信号和噪声矢量分别为  $\mathbf{x}(t) = [\mathbf{x}_1^T(t), \dots, \mathbf{x}_m^T(t)]^T$ ,  $\mathbf{w}(t) = [\mathbf{w}_1^T(t), \dots, \mathbf{w}_m^T(t)]^T$  和  $\mathbf{s}(t) = [\mathbf{s}_1^T(t), \dots, \mathbf{s}_n^T(t)]^T$ , 则有

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{H}\mathbf{s}(t) + \mathbf{w}(t) \quad (2)$$

记  $K = Q + P - 1$ ,  $N = nK$ ,  $M = mQ$ , 式(2)中,  $\mathbf{H}$  表示混迭矩阵可表示为

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}'_{11} & \cdots & \mathbf{H}'_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{H}'_{m1} & \cdots & \mathbf{H}'_{mn} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{M \times N}$$

$$\mathbf{H}'_{ij} = \begin{bmatrix} h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(P-1) & \cdots & 0 \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ 0 & \cdots & h_{ij}(0) & \cdots & h_{ij}(P-1) \end{bmatrix}$$

通常要求  $\mathbf{H}$  为列满秩矩阵(在  $m \geq n$  的情况下, 总存在适合的  $Q$ , 使得  $M \geq N$ 。)

考虑到不同语音信号间近似相互独立, 且具有短时平稳特性, 源信号二阶相关矩阵可表示为  $\mathbf{\Lambda}(l) = E\{\mathbf{s}(t)\mathbf{s}^H(t-\tau_l)\} = \text{bdiag}\{\mathbf{\Lambda}'_1(l), \dots, \mathbf{\Lambda}'_n(l)\}$ , 其中符号  $\text{bdiag}\{\cdot\}$  表示块对角矩阵, 其对角线上第  $j$  个子矩阵  $\mathbf{\Lambda}'_j(l) = E\{\mathbf{s}_j(t)\mathbf{s}_j^H(t-\tau_l)\}$ 。结合式(2), 令  $\mathbf{W}(l)$  表示噪声相关矩阵, 接收信号的时延相关矩阵可表示为

$$\mathbf{R}(l) = E\{\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^H(t-\tau_l)\} \approx \mathbf{H}\mathbf{\Lambda}(l)\mathbf{H}^H + \mathbf{W}(l) \quad (3)$$

若噪声分量较小, 矩阵组  $\{\mathbf{R}(l)\}_{l=1}^L$  近似满足 JBD 结构  $\mathbf{R}(l) \approx \mathbf{H}\mathbf{\Lambda}(l)\mathbf{H}^H$ 。基于最小二乘的 JBD 就是给定目标矩阵组  $\{\mathbf{R}(l)\}_{l=1}^L$ , 寻找最优的  $\mathbf{H}$  和  $\mathbf{\Lambda}(l)$  ( $l = 1, \dots, L$ ) 的估计, 使得代价函数  $J_{\text{LS}} = \sum_{l=1}^L \|\mathbf{R}(l) - \mathbf{H}\mathbf{\Lambda}(l)\mathbf{H}^H\|_F^2$  最小。考虑到盲分离固有的尺度和排列不定性, 当混迭矩阵的估计  $\hat{\mathbf{H}} = \mathbf{H}\mathbf{D}\mathbf{E}$ , 分离信号为  $\mathbf{y}(t) = \hat{\mathbf{H}}^\dagger \mathbf{x}(t) = \mathbf{E}^{-1}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{s}(t)$  时, 即称实现了卷积盲分离<sup>[5-9]</sup>。其中, 矩阵  $\mathbf{D}$  和  $\mathbf{E}$  分别表示 K-尺度矩阵和 K-置换矩阵<sup>[7]</sup>。

### 3 基于交替梯度下降的联合块对角化方法

#### 3.1 三二次代价函数

考虑到卷积盲分离固有的排列和尺度不定性, 对于任意 K-置换矩阵  $\mathbf{E}_1$ ,  $\mathbf{E}_2$  和任意 K-尺度矩阵  $\mathbf{D}_1$ ,  $\mathbf{D}_2$ , 定义左右混迭矩阵  $\mathbf{V} = \mathbf{H}\mathbf{D}_1\mathbf{E}_1$  和  $\mathbf{U}^H = \mathbf{E}_2\mathbf{D}_2\mathbf{H}^H$ , 且令  $\mathbf{\Lambda}(l) = (\mathbf{D}_1\mathbf{E}_1)^{-1}\mathbf{\Lambda}'(l)(\mathbf{E}_2\mathbf{D}_2)^{-1}$ , 那么总有  $\mathbf{R}(l) = \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}(l)\mathbf{U}^H$ 。于是,  $J_{\text{LS}}$  可改写为

$$J(\mathbf{V}, \mathbf{U}, \mathbf{\Lambda}(1), \dots, \mathbf{\Lambda}(L)) = \sum_{l=1}^L \|\mathbf{R}(l) - \mathbf{V}\mathbf{\Lambda}(l)\mathbf{U}^H\|_F^2 \quad (4)$$

较之代价函数  $J_{\text{LS}}$ , 式(4)所示代价函数具有以下 3 个特点: (1)求解该代价函数, 不要求目标矩阵  $\mathbf{R}(l)$  为(共轭)对称矩阵, 也不要求混迭矩阵  $\mathbf{H}$  为酉矩阵或方阵; (2)代价函数  $J$  分别是关于 3 组待定参数  $\mathbf{V}$ ,  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{\Lambda}(l)$  ( $l = 1, \dots, L$ ) 的二次函数, 因此称其为三二次代价函数; (3)  $\mathbf{V}$  和  $\mathbf{U}$  的估计可认为是实际混迭矩阵  $\mathbf{H}$  的块本质相等估计<sup>[7]</sup>。

#### 3.2 算法描述

显然, 代价函数  $J$  有下界且大于等于 0。这表明该代价函数至少有一个全局最小点。并且, 固定其中两组待定参数, 式(4)等价于关于第 3 组代价参数的最小二乘拟合问题。因此, 本文提出一种基于梯度下降的 JBD 方法 JBD-GD(Non-Unitary JBD based on Gradient Descend), 分 3 个子步, 分别关于  $\mathbf{\Lambda}(l)$ ,  $\mathbf{V}$  和  $\mathbf{U}$  最小化代价函数式(4)。选择任意  $M \times N$  维列满秩矩阵  $\mathbf{V}_0 = \mathbf{U}_0$  作为初始矩阵, 以第  $k$  步迭代为例, JBD-GD 方法可描述为

第 1 子步  $J$  关于第  $l$  个块对角矩阵的第  $i$  个子块  $\mathbf{\Lambda}_{i,k}(l)$  求导, 令导数为零, 有

$$\mathbf{V}_{i,k-1}^H \mathbf{V}_{i,k-1} \mathbf{\Lambda}_{i,k}(l) \mathbf{U}_{i,k-1}^H \mathbf{U}_{i,k-1} = \mathbf{V}_{i,k-1}^H \cdot \left( \mathbf{R}(l) - \sum_{j=1, j \neq i}^n \mathbf{V}_{j,k-1} \mathbf{\Lambda}_{j,k-1}(l) \mathbf{U}_{j,k-1}^H \right) \mathbf{U}_{i,k-1} \quad (5)$$

其中  $\mathbf{V}_{k-1} = [\mathbf{V}_{1,k-1}, \dots, \mathbf{V}_{n,k-1}]$ ,  $\mathbf{U}_{k-1} = [\mathbf{U}_{1,k-1}, \dots, \mathbf{U}_{n,k-1}]$ 。因此, 给定  $\mathbf{V}_{k-1}$ ,  $\mathbf{U}_{k-1}$  和  $\{\mathbf{\Lambda}_{j,k-1}(l)\}_{j=1, j \neq i}^n$ , 令  $\bar{\mathbf{V}}_{i,k-1} = \mathbf{V}_{i,k-1}^H \mathbf{V}_{i,k-1}$ ,  $\bar{\mathbf{U}}_{i,k-1} = \mathbf{U}_{i,k-1}^H \mathbf{U}_{i,k-1}$ , 块对角矩阵  $\mathbf{\Lambda}(l)$  的第  $i$  个子块在第  $k$  步的估计可表示为

$$\mathbf{\Lambda}_{i,k}(l) = \bar{\mathbf{V}}_{i,k-1}^{-1} \mathbf{V}_{i,k-1}^H \cdot \left( \mathbf{R}(l) - \sum_{j=1, j \neq i}^n \mathbf{V}_{j,k-1} \mathbf{\Lambda}_{j,k-1}(l) \mathbf{U}_{j,k-1}^H \right) \cdot \mathbf{U}_{i,k-1} \bar{\mathbf{U}}_{i,k-1}^{-1} \quad (6)$$

令  $\mathbf{\Lambda}_k(l) = \text{bdiag}\{\mathbf{\Lambda}_{1,k}(l), \dots, \mathbf{\Lambda}_{n,k}(l)\}$  得到块对角矩阵组在第  $k$  步的估计。

第 2 子步  $J$  关于左混迭矩阵  $\mathbf{V}_k$  求导, 并令导数为零, 有

$$\mathbf{V}_k \left\{ \sum_{l=1}^L \mathbf{\Lambda}_k(l) \mathbf{U}_{k-1}^H \mathbf{U}_{k-1} \mathbf{\Lambda}_k^H(l) \right\} = \sum_{l=1}^L \mathbf{R}(l) \mathbf{U}_{k-1} \mathbf{\Lambda}_k^H(l) \quad (7)$$

由式(7)知, 给定矩阵  $\mathbf{U}_{k-1}$  和  $\mathbf{\Lambda}_k(l)$  ( $l = 1, \dots, L$ ), 左混迭矩阵第  $k$  步的估计  $\mathbf{V}_k$  为

$$\mathbf{V}_k = \left\{ \sum_{l=1}^L \mathbf{R}(l) \mathbf{U}_{k-1} \mathbf{\Lambda}_k^H(l) \right\} \cdot \left\{ \sum_{l=1}^L \mathbf{\Lambda}_k(l) \mathbf{U}_{k-1}^H \mathbf{U}_{k-1} \mathbf{\Lambda}_k^H(l) \right\}^{-1} \quad (8)$$

第 3 子步 与第 2 子步类似, 给定  $\mathbf{V}_k$  和  $\mathbf{\Lambda}_k(l)$  ( $l = 1, \dots, L$ ),  $J$  关于右混迭矩阵求导, 令导数为零, 经

整理, 右混迭矩阵在第  $k$  步的估计可表示为

$$U_k = \left\{ \sum_{l=1}^L R^H(l) V_k A_k(l) \right\} \left\{ \sum_{l=1}^L A_k^H(l) V_k^H V_k A_{k-1}(l) \right\}^{-1} \quad (9)$$

交替计算以上 3 个子步, 并迭代多次直到  $|J_k - J_{k-1}| < \delta$  ( $0 < \delta \ll 1$ ) 算法收敛, 其中  $J_k$  表示第  $k$  步迭代后代价函数  $J$  的值。此时, 令  $\hat{H} = V_k$ , 则分离信号为  $y(t) = \hat{H}^{-1} x(t)$ 。

### 3.3 计算复杂度分析

采用单步迭代所需的乘除运算次数 NMD 来衡量算法的计算复杂度。由表 1 易知, 忽略低阶项并考虑到  $M > N$ , JBD-GD 估计混迭矩阵所需的 NMD 的数量级为  $O(LM^2N)$ 。这与基于类 Jacobi 方法的单步迭代所需的 NMD 数处于同一数量级。然而, 类 Jacobi 方法在每步迭代中还需要估计  $NP(NP-1)/2$  个 Givens 矩阵, 且在估计每个 Givens 矩阵时还要求解 4 次(实数)或 6 次(复数)方程。文献[9]中提出的 ZJBD 方法单步迭代所需 NMD 的数量级为  $O(LM^2Nn)$ 。因此, 本文方法的计算复杂度远低于类 Jacobi 和 ZJBD 方法。

## 4 实验仿真

**实验 1** 构造目标矩阵组  $R(l) = HA(l)H^H + \Delta R(l)$  ( $l = 1, \dots, L$ ), 其中混迭矩阵  $H$ , 所有块对角矩阵  $A(l)$  的各个子矩阵  $A_i(l)$ , 以及误差矩阵  $\Delta R(l)$  中的每个元素的实部和虚部随机产生且服从(0,1)正态分布。定义无误差项和误差项的 F-范数的平方比为  $NER = 10 \lg(\|HA(l)H^H\|_F^2 / \|\Delta R(l)\|_F^2)$ 。NER 取值越小, 表明实验设定的噪声扰动越大。采用与文献[9]中相同的性能参数, 全局拒噪水平 GRL, 来评判算法收敛性能。当  $\hat{H} = HED$ , GRL 趋向于零。因此, GRL 越小说明算法性能越好。

图 1 给出了  $n, m, L, NER$  分别为 3, 6, 27, 15 dB 时, 经过 100 次独立实验得到的 GRL 随  $K$  变化的平均曲线。图 1(a)所示为固定信道阶数  $P = 3$ , 子块维数  $K$  随滑窗长度  $Q$  而变化时, GRL 的取值曲线。图(b)所示为固定  $Q = 20$ , 子块维数  $K$  随信道阶数  $P$  而变化时, GRL 的取值曲线。图 2

给出在  $n, K, m, Q$  分别为 3, 7, 8, 4 时, 不同 NER(5 dB, 10 dB, 20 dB)下, 两种方法的 GRL 随目标矩阵个数  $L$  变化的曲线。两图表明, (1)本文提出的 JBD-GD 方法比 ZJBD 方法具有更好的收敛性能, 这在噪声扰动较大的情况下尤为明显; (2)在每次独立实验中, 随机选择初始矩阵, 表明该方法对初始矩阵不敏感; (3)若  $P$  不变, 当  $K$  随  $Q$  而增大时, GRL 略有改善; 若  $Q$  不变, 当  $K$  随  $P$  而增大时, GRL 有所恶化。因此, 当信道阶数增大时, 应适当的增大滑动窗长, 以改善算法分离性能; (4)目标矩阵个数  $L$  越多, 算法收敛性能越好, 当  $L$  增大到一定程度, 算法性能趋于稳定。

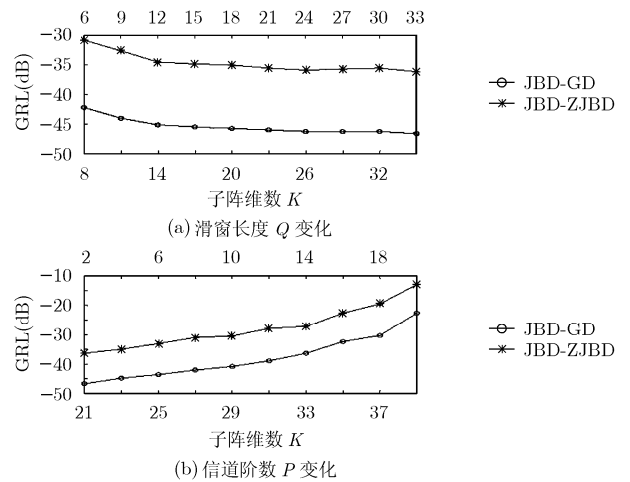


图 1 GRL 随子阵维数变化曲线

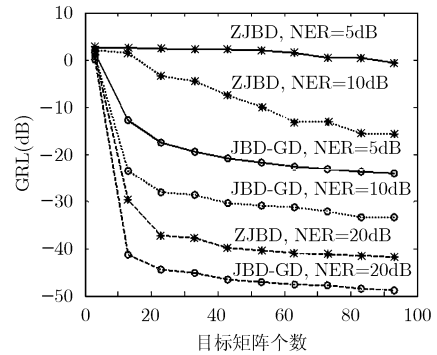


图 2 GRL 随目标矩阵个数变化曲线

表 1 JBD-GD 方法单步迭代所需计算复杂度

For $k = 1, 2, \dots$	NMD	
$C = R(l) - V_{k-1} A_{k-1}(l) U_{k-1}^H$	$M^2N + MN^2$	遍历 $l = 1, \dots, L$ , 总的计算量为 $L(3M^2N + MN^2 + 3MNK + 7NK^2/3)$
$C_i = C + V_{i,k-1} A_{i,k-1}(l) U_{i,k-1}^H \quad i = 1, \dots, n$	$M^2N + 2MNK + 7NK^2/3$	
$A_{i,k}(l) = \{V_{i,k-1}^H V_{i,k-1}\}^{-1} V_{i,k-1}^H C_i U_{i,k-1} \{U_{i,k-1}^H U_{i,k-1}\}^{-1}$	$M^2N + MNK$	
$A = \sum_{l=1}^L R(l) U_{k-1} A_k^H(l)$	$L(M^2N + N^2M)$	
$B = \sum_{l=1}^L A_k(l) U_{k-1}^H U_{k-1} A_{k-1}^H(l)$	$2N^3/3 + M^2N$	估计 $U_k$ 的 NMD 与估计 $V_k$ 的 NMD 相同
$V_k = A(B)^{-1}$	$M^2N + 2LN^3$	

**实验 2** 语音信号(如图 3(a)所示)通过  $P = 4$  的多径瑞利信道,并由  $m = 5$  个麦克风接收,得到如图 3(b)所示的接收信号。其中,信道参数  $h_{ij}(p)$  的实部和虚部相互独立且服从  $(0,1)$  正态分布。为了使混迭矩阵  $\mathbf{H}$  列满秩,选择滑动窗长  $Q = 7$ ,此时子矩阵维数为  $K = 10$ 。图 3(c)和 3(d)所示分别为 JBD-GD 方法和 ZJBD 方法得到的分离信号波形。采用各原始语音与其对应的分离结果之间的巴克谱失真测度 BSD(Bark Spectral Distortion)<sup>[10]</sup>来客观地评价两种方法的分离性能。在计算每个分离信号与源信号的 BSD 时,信号采样频率为 16 Hz,共分 22 个临界带,并采用 512 点的 FFT。表 2 所示为不同信噪比下,两种方法的分离性能测度参数(数值越小说明分离信号失真越小)的比较。不难看出,与 ZJBD

方法相比,本文 JBD-GD 方法分离的语音信号与原始信号之间的失真较小,即分离的性能更好。

### 5 结论

本文基于语音信号的二阶统计特性,利用时域卷积盲分离的尺度和排列不定性,改进最小二乘代价函数,提出一种基于梯度下降的非正交联合块对角化方法。该方法交替估计 3 组待估参数,搜索代价函数最小点,得到混迭矩阵的估计。详细分析了所提方法单步迭代的计算复杂度。理论与实验表明,该方法既不要求目标矩阵为(共轭)对称,也不要求混迭矩阵为酉矩阵甚至方阵,具有计算复杂度低、估计精度高的特点,可广泛应用于卷积盲分离。

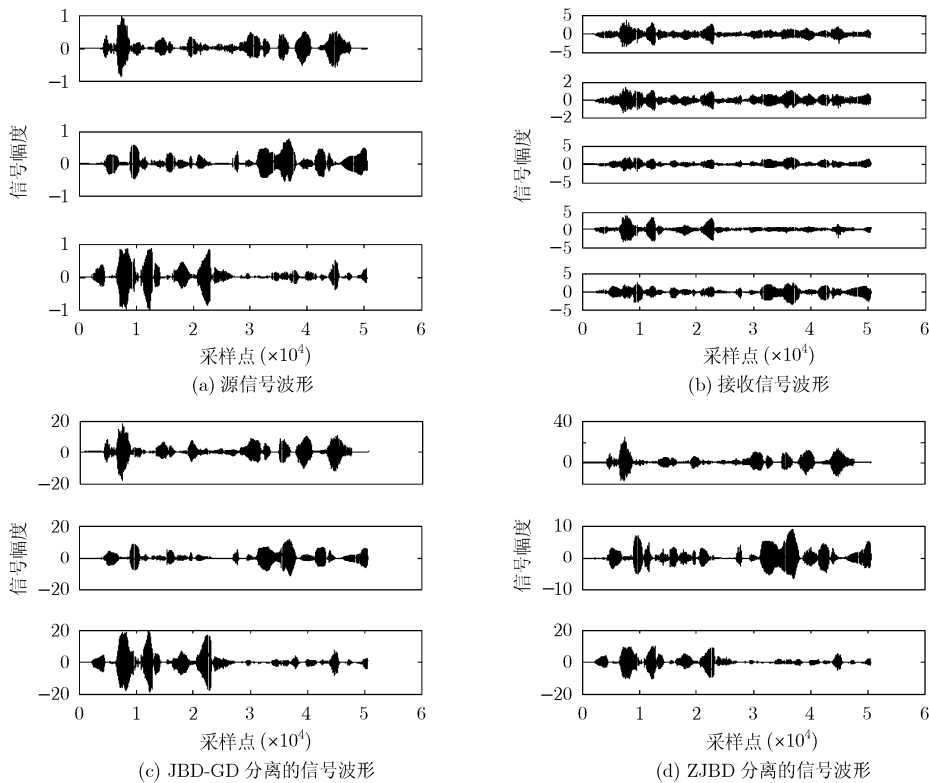


图 3 信号波形比较

表 2 巴克谱失真测度 BSD 比较

源信号	JBD-GD 方法				ZJBD 方法			
	1	2	3	均值	1	2	3	均值
5	0.1176	0.1642	0.1659	0.1492	0.6790	0.1932	0.3313	0.4012
SNR	0.2045	0.0501	0.1044	0.1197	0.3327	0.2053	0.2178	0.2519
(dB)	0.0638	0.1127	0.0105	0.0623	0.1467	0.0790	0.1640	0.1299
20	0.0319	0.0377	0.0385	0.0358	0.0595	0.0119	0.0548	0.0421

## 参 考 文 献

- [1] 马晓红, 梁丽丽, 殷福亮. 基于盲源分离理论的麦克风阵列信号有音/无音检测方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(3): 589-592.  
Ma X H, Liang L L, and Yin F L. A voice activity detection method based on blind source separation for microphone array signals[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(3): 589-592.
- [2] 党杰, 林秋华, 殷福亮. 基于盲源分离的多幅顺序图像加密方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(6): 1471-1475.  
Dang J, Lin Q H, and Yin F L. Encryption of multiple sequential images using blind source separation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2007, 29(6): 1471-1475.
- [3] 付卫红, 杨小牛, 刘乃安. 基于四阶累积量的稳健的通信信号盲分离算法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(8): 1853-1856.  
Fu W H, Yang X N, and Liu N A. Robust algorithm for communication signal blind separation fourth-order-cumulant-based[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(8): 1853-1856.
- [4] Fadaili E-M, Thirion-Moreau N, and Moreau E. Non-orthogonal joint diagonalization/zeros-diagonalization for source separation based on time-frequency distributions[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(5): 1673-1687.
- [5] 徐舜, 刘郁林, 陈绍荣. 一种非平稳卷积混合信号的时域盲分离算法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(3): 589-592.  
Xu S, Liu Y L, and Chen S R. A time-domain algorithm for blind source separation of non-stationary convolutive mixtures[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(3): 589-592.
- [6] Bousbiah-Salah H, Belouchrani A, and Abed-Meraim K. Jacobi-like algorithm for blind signal separation of convolutive mixtures[J]. *Electronics Letters*, 2001, 37(16): 1049-1050.
- [7] Abed-Meraim K and Beloucharni A. Algorithms for joint block diagonalization[C]. Proc. EUSIPCO'04, Vienna, Austria, Sept. 6-10, 2004: 209-212.
- [8] Ghennioui H, Fadaili E M, and Moreau N T, et al. A nonunitary joint block diagonalization algorithm for blind separation of convolutive mixtures of sources[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2007, 14(11): 860-863.
- [9] 易克初, 田斌, 付强. 语音信号处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001: 146-147.
- 张 华: 女, 1982年生, 博士生, 研究方向为盲源分离.  
冯大政: 男, 1959年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为盲信号处理、雷达信号处理和阵列信号处理等.  
庞继勇: 男, 1981年生, 博士, 研究方向为LTE/LTE-A中继网络.