

一种非平稳卷积混合信号的时域盲源分离算法

徐 舜 刘郁林 陈绍荣

(重庆通信学院 DSP 实验室 重庆 400035)

摘 要: 该文将卷积混合盲源分离模型中的向量进行重新规划并对联合近似对角化方法加以推广, 提出一种非平稳卷积混合信号的时域盲源分离算法。该算法先将采集到的卷积混合信号进行重排, 使之满足重新定义向量后的瞬时混合模型特征, 然后考虑到信号的非平稳特性, 采用空间白化和联合近似块对角化方法分离出源信号。由于没有使用域变换而是从新的角度将卷积混合问题简化为瞬时混合问题, 避免了卷积运算或域映射过程, 降低了算法的复杂度。仿真实验验证了该算法的有效性并就参数的变化对信号干扰比的影响进行了分析。

关键词: 盲源分离; 非平稳卷积混合信号; 联合块对角化; 白化

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)03-0589-04

A Time-Domain Algorithm for Blind Source Separation of Non-stationary Convolutive Mixtures

Xu Shun Liu Yu-lin Chen Shao-rong

(DSP Lab., Chongqing Communication Institute, Chongqing 400035, China)

Abstract: In this paper, a time-domain blind source separation algorithm for non-stationary convolutive mixtures is proposed by reprogramming the vectors of convolutive mixture model and generalizing the joint approximate diagonalization method. Firstly the sampling convolutive mixture signals are reseted for matching instantaneous mixture model, then considering non-stationarity of the sources, space whitening and joint block-diagonalization method is exploited to obtain the original signals. This algorithm simplifies the convolutive mixture problem into the instantaneous mixture problem from a new point of view, so it avoids domain transformation and convolution operation, as well as decreases the complexity. Computer simulation verifies its effectiveness and gives the analysis results about the effect on the signal to interference ratio as its parameter changes.

Key words: Blind signal separation; Non-stationary convolutive mixtures; Joint block-diagonalization; Whitening

1 引言

盲源分离(BSS)是指在不知道源信号和缺乏混合系统参数的情况下, 根据输入源信号的统计特性, 仅由观测信号恢复出各个源信号的过程。20 多年来, 盲源分离问题引起了人们的广泛兴趣, 已成为重要的研究课题, 并在雷达、声纳、遥感、通信系统、噪声控制、医学成像等领域得到了应用和发展。

根据信号的不同特性(如平稳性或非平稳性)、不同的混合方式(如瞬时线性混合和卷积混合)以及不同的信号处理方式(如时域处理或频域处理)等, 盲源分离问题可以有不同的研究内容。现实生活中许多信号具有非平稳特性, 如各种声音信号, 机械震动信号等, 在采集这些信号的过程中往往由于环境因素(时延和反射等)使得信号是以卷积方式混合的^[1]。因此研究非平稳信号在卷积混合情况下的盲源分离算法在语音处理、噪声故障诊断等方面具有重要的实际价值。

在近来提出的一些盲源分离算法中, 基于信号时间结构

的时域盲提取算法^[2]能有效分离瞬时混合的非平稳源, 但不适用于卷积混合的情况; 而利用小波变换或短时傅里叶变换的时频方法^[3]来解决卷积混合盲源分离问题往往存在频率的置换模糊, 并且在长回响环境中分离效果很差^[4]。基于信号稀疏分解^[5]的算法虽说能通过求稀疏系数的范数解来获得源信号, 但算法的性能常常取决于稀疏测度的描述和字典的选择。因此考虑引入适当的变量将卷积混合过程重排为时域瞬时混合的形式, 然后利用瞬时混合盲源分离算法来加以解决, 这样既避免了复杂的卷积运算又能有效利用现有的成熟算法。基于此种考虑, 本文先将源向量, 混合矩阵和观测向量进行重新定义, 在这种定义下, 可以将卷积混合化为时域瞬时混合的形式, 然后根据信号的非平稳性, 首先进行稳健的空间白化, 然后利用联合近似块对角化方法得到重排后的源向量, 最后通过解适应方程即可得到源信号。从实验仿真可以看到, 该算法能有效分离加性平稳噪声条件下的卷积混合语音源, 其信号扰动比也随着联合块对角化中单块维数的增加而增大, 另外, 利用瞬时混合模型来解决卷积混合盲源分离问题, 降低了算法的复杂度。

2006-08-28 收到, 2007-01-30 改回

国家自然科学基金(60672157, 60672158)资助课题

2 问题描述

考虑离散时间卷积混合盲源分离模型,混合信号可以用有限冲激响应(FIR)的形式描述为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{H} * \mathbf{s}(t) + \mathbf{v}(t) = \sum_{k=0}^L \mathbf{H}(k) \mathbf{s}(t-k) + \mathbf{v}(t) \quad (1)$$

其中 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_m(t)]^T$ 是 m 维观测向量, $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_n(t)]^T$ 是 n 维源信号向量,“T”表示转置,“*”代表卷积算子, $\mathbf{H}(k) = \{h_{ij}(k)\}, k=0,1,\dots,L$ 是用 L 阶的 FIR 滤波形式表示的 $m \times n$ 的混合矩阵, h_{ij} 表示第 j 个源到第 i 个传感器的冲激响应。 $\mathbf{v}(t) = [v_1(t), \dots, v_m(t)]^T$ 是与源信号不相关的加性噪声矢量。

现在的目标是仅由 $\mathbf{x}(t)$ 来恢复源信号和估计混合滤波器,也就是所说的“盲”分离。但需要指出的是,在“盲”的范畴里,不可能实现混合矩阵的完全辨识,即盲分离存在模糊和不确定性,这种不确定和模糊性可以看作是对被估计源信号的伸缩、排序或时滞^[6]。

本文对盲源分离问题作以下假设:

假设1 $\mathbf{s}(t)$ 中的信号分量 $s_i(t)$ 为零均值的非平稳过程。

假设2 在每个时刻 t ,源信号向量 $\mathbf{s}(t)$ 的各个分量相互统计独立。

假设3 $\mathbf{s}(t)$ 的各个分量都具有单位方差。

假设4 混合矩阵是满秩的,并且 $m \geq n$ 。

上面的4个假设都是在合理的事实基础上建立的,比如分量的相互独立性以及混合矩阵是满秩的条件。至于源信号的零均值和单位方差条件可以很容易地通过中心化和规范化来得到。

3 卷积混合的瞬时表示

为了将式(1)的卷积混合重排为一种瞬时混合的形式,首先重新定义向量。令 L' 为当 $m > n$ 时满足 $mL' \geq n(L+L')$ 的一个整数,下面定义如下向量:

$$\mathbf{S}_i(t) = [s_i(t), \dots, s_i(t - (L+L') + 1)]^T, \quad i=1, \dots, n \quad (2)$$

$$\mathbf{X}_j(t) = [x_j(t), \dots, x_j(t - L' + 1)]^T, \quad j=1, \dots, m \quad (3)$$

$$\mathbf{V}_j(t) = [v_j(t), \dots, v_j(t - L' + 1)]^T, \quad j=1, \dots, m \quad (4)$$

$$\mathbf{S}(t) = [\mathbf{S}_1(t)^T, \dots, \mathbf{S}_n(t)^T]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{X}(t) = [\mathbf{X}_1(t)^T, \dots, \mathbf{X}_m(t)^T]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{V}(t) = [\mathbf{V}_1(t)^T, \dots, \mathbf{V}_m(t)^T]^T \quad (7)$$

对 $\forall t, \mathbf{S}(t)$ 是一个 $n(L+L')$ 维的列向量, $\mathbf{X}(t)$ 和 $\mathbf{V}(t)$ 是 mL' 维的列向量。为简化起见,这里令 $N = n(L+L')$, $M = mL'$ 。

对 $i=1, \dots, n$ 和 $j=1, \dots, m$, 定义 \mathbf{A}_{ij} 为 $L' \times (L+L')$ 维矩阵:

$$\mathbf{A}_{ij} = \begin{bmatrix} h_{ij}(0) & \dots & h_{ij}(L) & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & 0 & h_{ij}(0) & \dots & h_{ij}(L) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\text{最后, 令 } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \dots & \mathbf{A}_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{A}_{m1} & \dots & \mathbf{A}_{mn} \end{bmatrix}, \text{ 明显地, } \mathbf{A} \text{ 是一个}$$

$M \times N$ 的矩阵,由上述的定义可得

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{V}(t) \quad (9)$$

这样,通过重新定义观测向量、源向量和噪声向量可以将式(1)表示的卷积混合方程写成式(9)的瞬时混合形式,因此就可以通过瞬时混合盲源分离算法来实现源信号的恢复。但要注意的是因为这里 $\mathbf{S}(t)$ 的分量不是全部互相独立的,因此还是有很大的不同,但分量 $\mathbf{S}_1(t), \dots, \mathbf{S}_n(t)$ 是互相独立的,因此由式(9)表述的分离问题实际上属于多维独立分量分析^[7]范畴,下面将会通过一个本质相等^[6]的可逆矩阵来估计分量 $\mathbf{S}_1(t), \dots, \mathbf{S}_n(t)$ 。

4 盲源分离算法

算法分3步,第1步将重排的观测信号进行稳健的空间白化,第2步是联合近似对角化(JAD)的推广,找到一个酉阵使得一组基于子块的相关矩阵联合块对角化,从而可以估计出重排后的源向量。第3步通过解一个适定方程获得初始的非平稳源。

4.1 稳健的空间白化

令 \mathbf{W} 为 $\mathbf{X}(t)$ 的白化矩阵,则对于各态历经平稳信号的瞬时混合情况 ($L=0, L'=1$) 而言, \mathbf{W} 可以由观测信号的自相关矩阵 $\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(0)$ 来估计得到^[8]。但现在考虑的是非平稳源的卷积混合情况,因为 $\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}(t,0)$ 是随时间而改变,所以并不能由各态历经方程来估计,但在这种情况下,向量 $\mathbf{S}_1[t], \dots, \mathbf{S}_n[t]$ 是相互独立的,因此 $N \times N$ 的自相关矩阵 $\mathbf{R}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t,\tau)$ 是一个有 n 个 $(L+L')$ 维子块的块对角阵。

$$\mathbf{R}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}(t,\tau) = \mathbb{E}\{\mathbf{S}(t)\mathbf{S}^H(t+\tau)\} = \begin{bmatrix} R_{\mathbf{S}_1\mathbf{S}_1}(t,\tau) & & \\ & \ddots & \\ & & R_{\mathbf{S}_n\mathbf{S}_n}(t,\tau) \end{bmatrix} \quad (10)$$

由式(9)和式(10)有

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}[t,\tau] = \mathbf{A}\mathbf{R}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}[t,\tau]\mathbf{A}^H + \mathbf{R}_{\mathbf{V}\mathbf{V}}[t,\tau] \quad (11)$$

这里“H”表示共轭转置。由此可知,如果信号在时间 T 内保持各态历经性,同时噪声是加性平稳的,方差为 σ_v^2 ,那么可得

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} &= \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{X}[t]\mathbf{X}[t]^H \\ &\approx \mathbf{A} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{S}[t]\mathbf{S}[t]^H \mathbf{A}^H + \sigma_v^2 \mathbf{I}_M \end{aligned} \quad (12)$$

对 $\tilde{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}$ 进行奇异值分解(SVD),

$$\tilde{\mathbf{R}}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} = [\mathbf{U}_s, \mathbf{U}_v] \begin{bmatrix} \sum_s \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \sum_v \mathbf{V} \end{bmatrix} [\mathbf{U}_s, \mathbf{U}_v]^H \quad (13)$$

由子空间分析可知, \mathbf{U}_s 是一个 $M \times N$ 的矩阵, 包含了 N 个主奇值 $\Sigma_s = \text{diag}\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_N\}$ 对应的特征向量。而 \mathbf{U}_v 是一个 $M \times (M - N)$ 的矩阵, 包含了 $M - N$ 个噪声特征向量, 其对应的次奇值 $\Sigma_v = \text{diag}\{\sigma_{N+1}, \dots, \sigma_M\}$, 通过计算 $(M - N)$ 个次奇值的平均值可以估计 σ_v^2 。

从式(9)可看出, 对含噪的数据一般的白化变换可能放大噪声而不是抑制, 特别是当混合矩阵 \mathbf{A} 是病态的时候。为了缓和这一问题, 使白化过程对噪声是稳健的, 这里使用 Tikhonov 正则化^[9]的方法按式(14)选取 \mathbf{W} :

$$\mathbf{W} = \text{diag} \left\{ \sqrt{\frac{\sigma_1}{\sigma_1^2 + \sigma_v^2}}, \dots, \sqrt{\frac{\sigma_N}{\sigma_N^2 + \sigma_v^2}} \right\} \mathbf{U}_s^H \quad (14)$$

那么稳健的白化可由式(15)实现

$$\bar{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{W}\mathbf{X}(t) \quad (15)$$

由上述的推导可知, 得到的白化矩阵 \mathbf{W} 满足

$$\mathbf{W}(\mathbf{A}\mathbf{B}\mathbf{A}^H)\mathbf{W}^H = \mathbf{I}_N \quad (16)$$

其中 $\mathbf{B} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{S}[t]\mathbf{S}[t]^H$ 是一个近似的 $N \times N$ 的正定块对角阵, 它有 n 个 $L + L'$ 维的子块。

4.2 联合近似块对角化

令 $\mathbf{B}^{1/2}$ 为 \mathbf{B} 的平方根矩阵, 因此, $\mathbf{B} = \mathbf{B}^{1/2}(\mathbf{B}^{H/2})$, 下面定义一个 $N \times N$ 的矩阵 $\bar{\mathbf{U}}$

$$\bar{\mathbf{U}} = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{B}^{1/2} \quad (17)$$

由式(16)可知, $\bar{\mathbf{U}}$ 是一个酉阵, 同时, 由式(17)可得

$$\mathbf{W}\mathbf{A} = \bar{\mathbf{U}}\mathbf{B}^{-1/2} \quad (18)$$

由定义可知噪声补偿和白化后的自相关矩阵 $\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}}[t, \tau]$ 为

$$\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}}[t, \tau] = \mathbf{W}[\mathbf{R}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}[t, \tau] - \mathbf{R}_{\mathbf{V}\mathbf{V}}[t, \tau]]\mathbf{W}^H \quad (19)$$

由式(11)和式(19)可得

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}}[t, \tau] &= \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{R}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}[t, \tau]\mathbf{A}^H\mathbf{W}^H \\ &= \bar{\mathbf{U}}\left(\mathbf{B}^{-1/2}\mathbf{R}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}[t, \tau]\mathbf{B}^{-H/2}\right)\bar{\mathbf{U}}^H \end{aligned} \quad (20)$$

这里, $\mathbf{B}^{-1/2}$, $\mathbf{B}^{-H/2}$ 和 $\mathbf{R}_{\mathbf{S}\mathbf{S}}[t, \tau]$ 都是 $N \times N$ 的块对角矩阵, 都含有 n 个 $(L + L') \times (L + L')$ 的子块。因此式(20)表明了对所有 $(t, \tau) \in Z^2$, $\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}}[t, \tau]$ 被 $\bar{\mathbf{U}}$ 块对角化。

本文选择一组 K 个自相关矩阵组成的集合 $\mathcal{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}} = \{\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}}[t, \tau_i], i = 1, \dots, K\}$ 的联合块对角化(JBD)来估计本质相等的 $\bar{\mathbf{U}}$ 。

使用任意酉矩阵 \mathbf{U} , 使 K 个 $N \times N$ 矩阵 $\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}}$ 组成的矩阵集合 $\mathcal{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}}$ 联合块对角化的代价函数定义为

$$J(\mathcal{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}}, \mathbf{U}) \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i=1}^K \text{off}(\mathbf{U}^T \mathbf{R}_{\bar{\mathbf{X}}\bar{\mathbf{X}}} \mathbf{U}) \quad (21)$$

其中 off 函数表示取 n 个 $(L + L') \times (L + L')$ 子块以外的元素。此代价函数最小值所对应的 \mathbf{U} 即为所求的 $\bar{\mathbf{U}}$ 。

因此, N 维列向量 $\mathbf{S}[t]$ 的估计 $\hat{\mathbf{S}}[t]$ 为

$$\hat{\mathbf{S}}[t] = \bar{\mathbf{U}}^H \mathbf{W}\mathbf{X}[t] \quad (22)$$

4.3 估计非平稳源

考虑到全局混合矩阵 \mathbf{G} 对噪声是正交和无偏的同时联立式(17)、式(22)和式(9)可得

$$\hat{\mathbf{S}}[t] = \mathbf{B}^{-1/2} \mathbf{S}[t] \quad (23)$$

其中 $\mathbf{B}^{-1/2}$ 是一个 $N \times N$ 的块对角阵, 有 n 个 $(L + L') \times (L + L')$ 的子块 $\mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_n$ 。我们将 $\hat{\mathbf{S}}[t]$ 分解为 $L + L'$ 维的 n 个子向量, 即 $\hat{\mathbf{S}}[t] = [\hat{\mathbf{S}}_1[t]^T, \dots, \hat{\mathbf{S}}_n[t]^T]^T$, 因此式(23)可写成:

$$\hat{\mathbf{S}}_i[t] = \mathbf{B}_i \mathbf{S}_i[t] \quad (24)$$

由于 $\mathbf{S}_i[t] = [s_i[t], \dots, s_i[t - (L + L') + 1]]^T$, 因此式(24)

意味着 $\hat{\mathbf{S}}_i[t]$ 是第 i 个源 $s_i[t]$ 的 $L + L'$ 阶滤波形式, 其滤波器系数就是对应的 \mathbf{B}_i 的行元素的值, 因此, 对每个源 $s_i[t]$, 可以得到 $s_i[t]$ 的 $L + L'$ 阶滤波形式。最后, 通过解适应方程(24)就可以估计出源信号。

5 实验仿真

我们对典型的非平稳卷积混合信号盲源分离问题——“鸡尾酒会”问题^[1]采用本文的算法进行实验仿真。等间距线性排列的3个麦克风同时采集两路真实语音, 其采样频率为10kHz, 时长为5s。混合矩阵 \mathbf{H} 用 z 变换的形式表示为

$$\mathbf{H}(z) = \begin{bmatrix} 0.6 + 0.8z^{-1} + 0.3z^{-2} & 0.9 + 0.3z^{-1} + 0.5z^{-2} \\ 1 + 0.7z^{-1} + 0.6z^{-2} & 0.4 + 0.5z^{-1} + 0.4z^{-2} \\ 0.8 + 0.2z^{-1} + 0.1z^{-2} & 0.7 + 0.6z^{-1} + 0.3z^{-2} \end{bmatrix} \quad (25)$$

滤波长度 $L = 2$ 。选择 $L' = 5$, 此时 $mL' > n(L + L')$, 因此利用本文的方法将卷积混合表示为瞬时混合的形式然后进行盲源分离。为了衡量算法的性能, 下面定义信号干扰比 SIR 为

$$\text{SIR}_i = 10 \lg \frac{\sum_t s_i^2(t)}{\sum_t (s_i(t) - \hat{s}_i(t))^2}, \quad i = 1, \dots, n \quad (26)$$

这里 SIR_i 表示第 i 个分离信号的信号干扰比, 其值越大分离效果越好。图1中画出了信号分离的时域波形, 从图上可以直观地看到算法有效地实现了混合信号的分离, 试听的结果也表明分离出了清晰的语音源。同时, 为了验证算法对噪声的稳健性, 在不同强度的背景噪声中进行了分离实验, 图2画出了信噪比对分离性能影响的曲线。试听中发现, 虽然背景噪声没有完全地消除, 但已经有了较大的衰减, 特别是大信噪比条件下, 依然可以良好分辨语音。

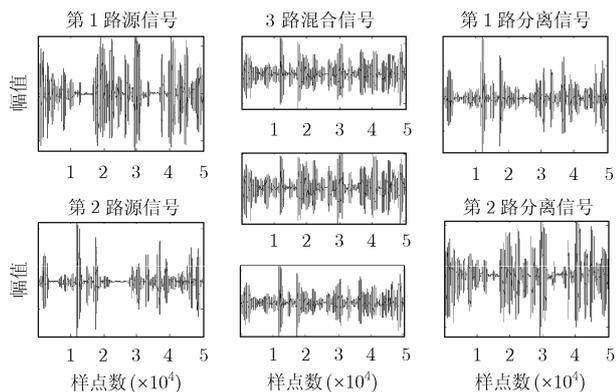


图1 两路语音信号的混合与分离

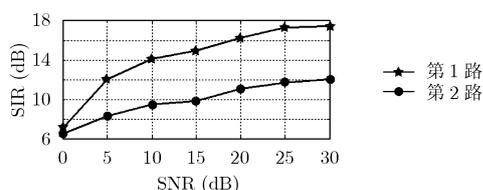


图2 不同信噪比条件下分离性能曲线

表1 对比了选择不同的 L' (在满足 $mL' \geq n(L + L')$ 的条件下)对分离性能的影响。

表1 L' 的变化对分离性能的影响

L'	SIR ₁ (dB)	SIR ₂ (dB)
5	9.18	7.62
6	10.55	8.23
7	12.36	10.84
8	15.96	12.53
9	17.07	15.75
10	17.41	16.11
20	18.28	16.89

从表1可以看到,算法获得的SIR值基本在10个dB以上,有良好的分离性能。同时,当滤波长度 L 固定时,增加 L' 可以提高分离信号的SIR值,但 L' 增加到一定程度后SIR的增益会逐渐减少,此时算法的复杂度保持 L' 的平方次递增,因此权衡SIR和算法复杂度应该选择一个合适的 L' 值。

6 结束语

非平稳卷积混合信号的盲源分离是一个比较具有挑战性的课题。现今的大部分时域算法^[8]由于要处理卷积运算,

因此导致算法比较复杂;而频域算法往往要对频率槽的位置加以判断来解决反变换的模糊性^[3,4]。因此本文考虑在时域中通过重新定义向量的方式将卷积混合过程化为瞬时混合的形式,然后通过瞬时混合盲源分离算法来分离源信号。文中对向量的重排进行了推导,尔后利用新的白化和联合块对角化算法分离出了含噪的语音源,实验结果表明了该算法能在近似的“鸡尾酒会”环境中还原语音,且算法复杂度低,信号干扰比大,便于硬件实现。

参考文献

- [1] Cichocki A and Amari S. Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithm and Application [M]. England: John Wiley, 2002, Chapter 1.
- [2] Crucez-Alvarez S A, Cichocki A, and Amari S. From blind signal extraction to blind instantaneous signal separation: criteria, algorithms and stability[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2004, 15(4): 859-873.
- [3] Makino S, Sawada H, Mukai R, and Araki S. Blind source separation of convolutive mixtures of speech in frequency domain[J]. *IEICE Trans. Fundamentals*, 2005, E88-A(7): 1640-1655.
- [4] Araki S, Mukai R, Makino S, Nishikawa T, and Saruwatari H. The fundamental limitation of frequency domain blind source separation for convolutive mixtures of speech[J]. *IEEE Trans. on Speech Audio Processing*, 2003, 11(2): 109-116.
- [5] Georgiev P G, Theis F, and Cichocki A. Sparse component analysis and blind source separation of underdetermined mixtures[J]. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 2005, 16(4): 992-996.
- [6] 赵彩华, 刘璐, 孙建德, 闫华. 基于小波变换和独立分量分析的含噪混叠语音盲分离[J]. *电子与信息学报*, 2006, 28(9): 1565-1568.
- [7] Cardoso J F. Multidimensional independent component analysis[A]. In Proc. ICASSP, Seattle, 1998: 1941-1944.
- [8] Choi S, Cichocki A, Park H M, and Lee S Y. Blind source separation and independent component analysis: A review[J]. *Neural Information Processing-Letters and Reviews*, 2005, 6(1): 1-57.
- [9] Cichocki A and Unbehauen R. Neural Networks for Optimization and Signal Processing[M]. John Wiley & Sons, New York, 1994, chapter 5.

徐舜: 男, 1980年生, 硕士生, 研究方向为盲分离算法及实现、语音信号处理。

刘郁林: 男, 1971年生, 教授, 博士, 硕士生导师, 研究方向包括盲信号处理(盲均衡、盲辨识、盲分离)理论及应用、多输入多输出(MIMO)系统、非线性动态系统、智能频谱管理、DSP技术等。

陈绍荣: 男, 1963年生, 副教授, 现从事信号处理的教研和科研工作。