

基于三二次优化的语音卷积盲分离方法

张 华¹,冯大政¹,庞继勇²

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室,陕西西安 710071;

2. 上海贝尔股份有限公司研究与创新中心,上海 201206)

摘 要: 针对语音信号卷积混迭模型,利用语音信号近似独立及短时平稳特性,提出一种基于三二次迭代优化的混迭矩阵多分量联合估计方法,交替估计三组待定参数的二次代价函数实现联合块对角化,在时域解决卷积混迭盲分离问题.理论分析了所提方法的计算复杂度和迭代收敛性.实验表明,相比于类 Jacobi 方法,所提方法收敛速度更快,且全局拒噪水平平均改善 5dB,巴克谱失真系数改善达 0.12.

关键词: 联合块对角化;卷积盲分离;三二次优化;类雅可比方法

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 11-2530-05

Blind Convolutional Separation Algorithm for Speech Signals via Tri-Quadratic Minimization

ZHANG Hua¹, FENG Da-zheng¹, PANG Ji-yong²

(1. National Lab of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China;

2. Research and Innovation Center, Alcatel-Lucent Shanghai Bell, Shanghai 201206, China)

Abstract: A convolutional blind source separation algorithm based on tri-quadratic joint block diagonalization is proposed by utilizing the mutual-independence and quasistationarity properties of speech signals. The three subgroups of the undetermined parameters are iteratively estimated through minimizing the corresponding quadratic cost subfunctions alternatively. Analyses prove that the proposed algorithm has low computational complexity and robust convergence. Compared with the classical Jacobi-like methods, simulation results show that the proposed algorithm can improve both the global rejection level about 5dB and the Bark spectral distortion factor about 0.12 in average with faster convergence rate.

Key words: joint block diagonalization; convolutional blind source separation; tri-quadratic minimization; Jacobi-like algorithm

1 引言

盲源分离是在源信号和传输信道参数未知的情况下,仅根据源信号的统计特性,从观测信号中分离源信号的过程^[1].盲源分离所研究的混迭模型主要分为瞬时混迭和卷积混迭两类.瞬时盲分离已经得到广泛而成熟的研究,联合对角化是解决瞬时盲分离的有效方法^[2~6].然而,传感器接收到的信号通常是源信号与多径传输信道的卷积混迭信号,这使得卷积盲分离受到越来越多的关注^[7~12].

文献[7]针对加窗处理后的观测数据的二阶相关矩阵的块对角化结构,将二阶盲辨识方法 SOBI^[3]推广到联合块对角化(Joint Block Diagonalization, JBD)中,直接在时域解决卷积混迭盲分离问题.文献[8,9]基于类 Jacobi 的 Givens 旋转,将 JBD 归结为有约束的二次优化问题,

然而解决该问题需要较大的计算量.文献[10]指出基于类 Jacobi 的 JBD 方法依赖于初始值和旋转对的选择,其收敛性无法得到保证.

针对以上问题,本文提出基于三二次优化的多分量估计方法联合估计传输信道参数,实现观测信号相关矩阵的联合块对角化,在时域解决卷积盲分离问题.理论与实验表明,本文方法具有计算复杂度低,收敛和分离性能好的特点.

2 问题描述

考虑 N 个源信号 $s_j(j=1, \dots, N)$, M 个传感器,信道多径阶数为 P ,则第 t 时刻第 i 路传感器上的观测信号可表示为

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

收稿日期:2008-10-10;修回日期:2009-08-31

基金项目:国家自然科学基金(No. 60672128;60702057)

其中, $h_{ij}(p)$ 表示第 j 个源信号到达第 i 个传感器的第 p 径信道冲激响应; $w_i(i = 1, \dots, M)$ 为加性噪声.

取窗长为 W 的观测滑窗, 定义 $x_i(t) = [x_i(t), \dots, x_i(t - W + 1)]^T$, 构造观测数据矢量 $x(t) = [x_1^T(t), x_2^T(t), \dots, x_M^T(t)]^T$, 则式(1)可表示为

$$x(t) = Hs(t) + w(t) \tag{2}$$

其中,

$$s(t) = [s_1^T(t), s_2^T(t), \dots, s_N^T(t)]^T$$
$$(s_j(t) = [s_j(t), \dots, s_j(t - P - W + 2)]^T)$$

和

$$w(t) = [w_1^T(t), w_2^T(t), \dots, w_M^T(t)]^T$$
$$(w_i(t) = [w_i(t), \dots, w_i(t - W + 1)]^T)$$

分别表示加窗处理后的源信号和噪声矢量, 扩展的传输信道 H (也称作混迭矩阵) 可表示为

$$H = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & \dots & H_{1N} \\ H_{21} & H_{22} & \dots & H_{2N} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ H_{M1} & H_{M2} & \dots & H_{MN} \end{bmatrix},$$
$$H_{ij} = \begin{bmatrix} h_{ij}(0) & \dots & h_{ij}(P-1) & \dots & 0 \\ & \ddots & \ddots & \ddots & \\ 0 & \dots & h_{ij}(0) & \dots & h_{ij}(P-1) \end{bmatrix} \quad C^{W \times (W+P-1)}$$

此时, 式(1)所示的卷积混迭模型就简化为式(2)所示的, 块间独立的信号 $s(t)$ 与传输信道 H 的线性瞬时混迭模型. 一般地, 有如下假设^[7]: (A1) 源信号 $s_j(t) (j = 1, \dots, N)$ 是零均值、相互独立的平稳信号, 即 $s(t)$ 的相关矩阵为块对角矩阵, 即有

$$R_s(l) = E\{s(t)s^H(t-l)\}$$
$$= \begin{bmatrix} R_{s_1}(l) & \dots & \mathbf{0} \\ \dots & \ddots & \dots \\ \mathbf{0} & \dots & R_{s_N}(l) \end{bmatrix}$$
$$\triangleq \text{bdiag}\{R_{s_1}(l), \dots, R_{s_N}(l)\}$$

其中, $R_{s_j}(l) = E\{s_j(t)s_j^H(t-l)\}$; (A2) $w_i(t) (i = 1, \dots, M)$ 为零均值、具有相同方差 σ_w^2 的空时白噪声, 并与源信号相互独立; (A3) 传输矩阵 H 为列满秩矩阵. 简便起见, 记 $Q = W + P - 1$.

由假设 A1 和 A2 易知, 观测信号 $x(t)$ 的相关矩阵可表示为

$$R_x(l) = E\{x(t)x^H(t-l)\} = HR_s(l)H^H + R_w(l) \tag{3}$$

其中, $R_w(l)$ 表示噪声相关矩阵. 构造 $\bar{R}(l) = R_x(l) - R_w(l)$, 则

$$\bar{R}(l) = HR_s(l)H^H \tag{4}$$

也具有块对角结构. 从而, 可通过联合块对角化矩阵集 $\{\bar{R}(l); l = 1, \dots, L\}$ 得到混迭矩阵 H 的估计.

3 基于三二次优化的联合块对角化方法

3.1 观测信号白化处理

估计噪声功率为 $\sigma_w^2 = \left(1/(MW - NQ)\right) \sum_{i=NQ+1}^{MW} \lambda_i$, 其中, λ_i 表示 $R_x(0)$ 的第 i 个特征值, 且有 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{MW} > 0$. 令 v_i 表示 λ_i 所对应的特征向量, 定义矩阵 $V_s = [v_1, \dots, v_{NQ}]$, $D_s = \text{diag}[\lambda_1^{-1/2}, \dots, \lambda_{NQ}^{-1/2}]$, 则白化矩阵 W 可表示为 $W = D_s^{-1/2}V_s^H$. 定义

$$R(l) \triangleq W\bar{R}(l)W^H = V^-(l)V^H, \quad l = 1, \dots, L \tag{5}$$

其中, $V^-(l) = R_s^{-1/2}(0)R_s(l)R_s^{-1/2}(0)$, 酉矩阵 $V = WHR_s^{1/2}(0)$.

3.2 三二次代价函数

以 L 个不同时延下的相关矩阵 $R(l) (l = 1, \dots, L)$ 作为目标矩阵. 根据最小二乘拟合准则, 联合块对角化就是寻找矩阵 V 和一组块对角矩阵 $\bar{V}^-(l)$, 最小化代价函数 $J_{LS}(V; \bar{V}^-(1), \dots, \bar{V}^-(L)) = \sum_{l=1}^L \|R(l) - V\bar{V}^-(l)V^H\|_F^2$. 由于代价函数 J_{LS} 不仅是 $\bar{V}^-(l)$ 的二次函数, 还是 V 的四次函数, 因此, 求解难度和计算复杂度高.

注意到, 对于任意满足酉正交的块对角矩阵 $T = \text{bdiag}\{T_1, \dots, T_N\}$, 其中 $T_i \in C^{Q_i \times Q_i}$ 令 $\bar{V}^-(l) = T^-(l)T$, $U = VT$, 式(5)可以表示为

$$R(l) = V^-(l)TT^H V^H = V^-(l)U^H = \sum_{n=1}^N V_{n,n}(l)U_n^H, \quad l = 1, \dots, L \tag{6}$$

显然, $\bar{V}^-(l) = \text{bdiag}\{V_{1,1}(l), \dots, V_{N,N}(l)\}$ 为块对角矩阵; 酉矩阵 $V = [V_1, \dots, V_N]$ 和 $U = [U_1, \dots, U_N]$ 分别称为左、右混迭矩阵.

定义三组待定矩阵 $V_n, U_n, V_{n,n}(1), \dots, V_{n,n}(L), n = 1, \dots, N$, 的代价函数

$$\begin{cases} \min J(V_n, U_n, V_{n,n}(1), \dots, V_{n,n}(L); n = 1, \dots, N) \\ = \sum_{n=1}^N \left\| \sum_{l=1}^L R_n(l) - V_{n,n}(l)U_n^H \right\|_F^2 \\ \text{s.t. } V_n^H V_n = (n-m)I_Q; U_n^H U_n = (n-m)I_Q \\ n, m \in [1, 2, \dots, N] \end{cases} \tag{7}$$

其中, 子目标矩阵 $R_n(l) = R(l) - \sum_{m=1, m \neq n}^N V_{m,m}(l)U_m^H$. 固定任意两组待定矩阵, J 即为关于第三组矩阵的二次函数. 因此称代价函数 J 为三二次代价函数. 此时, 关于混迭矩阵 V 的四次最小化问题就退化为二次最小化问题, 简化了计算复杂度, 且易于求解最小点.

3.3 三二次优化的多分量联合估计方法

显然, 代价函数 J 是下有界且大于等于 0, 这表明其至少有一个全局最小点. 因此, 可以通过固定任意两组待定矩阵, J 关于第三组待定矩阵求导, 并令导数为零, 得到第三组矩阵在每步迭代的估计. 对于任意 n

{1, ..., N}, 以第 k 步为例, 有:

$$v_{n,k}(l) = V_{n,k-1}^H R_n(l) U_{n,k-1} \quad (8)$$

$l = 1, \dots, L; n = 1, \dots, N$

$$U_{n,k} = \left[\begin{matrix} L \\ l=1 \end{matrix} R_n^H(l) V_{n,k-1} \quad v_{n,k}(l) \right] \left[\begin{matrix} L \\ l=1 \end{matrix} v_{n,k}(l) \quad H_{n,k}(l) \right]^{-1} \quad (9)$$

$n = 1, \dots, N$

$$V_{n,k} = \left[\begin{matrix} L \\ l=1 \end{matrix} R_n(l) U_{n,k} \quad H_{n,k}(l) \right] \left[\begin{matrix} L \\ l=1 \end{matrix} v_{n,k}(l) \quad H_{n,k}(l) \right]^{-1} \quad (10)$$

$n = 1, \dots, N$

对于每个 n , 令 $J_{n,k}$ 表示第 k 步迭代后 $\sum_{l=1}^L R_n(l) - V_{n,n}(l) U_n^H$ 的值, 交替迭代的计算以上三子步直到 $|J_{n,k} - J_{n,k-1}| < \epsilon$ ($0 < \epsilon < 1$) 时, 得到第 n 个子矩阵的估计 \hat{V}_n 和 \hat{U}_n . 结合紧缩变换^[12]可得到其余的分量的估计, 实现信号的盲分离.

然而上述单分量估计方法易导致误差累计从而影响估计精度. 因此, 进一步提出多分量的联合估计方法, 每步迭代同时估计混迭矩阵的所有子矩阵. 其实现如下:

(1) 选取任意 NQ 维酉矩阵 $V_0 = [V_{1,0}, \dots, V_{N,0}]$ 和 $U_0 = [U_{1,0}, \dots, U_{N,0}]$ 作为初始值, 令 $k = 1$.

(2) 根据式(8), 依次估计块对角矩阵 $R_n(l)$ 的各个子矩阵 $v_{n,k}(l)$ ($l = 1, \dots, L, n = 1, \dots, N$) 在第 k 步的估计.

(3) 根据式(9) 估计右混迭矩阵的所有子矩阵, 记为 $U_{n,k}, n = 1, \dots, N$.

(4) 令 $U_k = [U_{1,k}, \dots, U_{N,k}]$, 计算 $[U_k, \#] = QR\{U_k\}$ (QR 分解), 其中 $U_k = [U_{1,k}, \dots, U_{N,k}]$ 表示右混迭矩阵在第 k 步的估计.

(5) 根据式(10), 估计左混迭矩阵的所有子矩阵, 记为 $V_{n,k}, n = 1, \dots, N$.

(6) 令 $V_k = [V_{1,k}, \dots, V_{N,k}]$, 计算 $[V_k, \#] = QR\{V_k\}$, 其中 $V_k = [V_{1,k}, \dots, V_{N,k}]$ 表示左混迭矩阵在第 k 步的估计.

(7) 令 J_k 表示第 k 步迭代后得代价函数值. 若 $|J_{k+1} - J_k| < \epsilon$, ($0 < \epsilon < 1$), 执行 (h); 否则, $k = k + 1$, 返回(2).

(8) $\hat{V} = V_k$, 得到混迭矩阵 V 的估计; 计算 $\hat{H} = W^{-1} \hat{V}$.

考虑到盲分离所固有的尺度和排列不定性, 令 D 和 E 分别表示 NQ 维的 Q -尺度矩阵和 Q -置换矩阵^[8], 当代价函数 $J = 0$ 时, 有 $\hat{V} = VDE$ 成立. 此时, $\hat{H} = HR_s^{1/2}(0) DE$, 考虑到 $R_s^{1/2}(0) D$ 仍为块对角矩阵, 可不失一般性的表示为 $\hat{H} = HDE$, 则分离信号 $y(t) = \hat{H}^{-1}$

$x(t) = E^{-1} D^{-1} s(t)$, 即完成了卷积混迭盲分离^[7~10].

3.4 计算复杂度分析

忽略低阶项, 本文方法每步迭代估计所需的乘除运算次数的数量级为 (LN^3Q^3) , 这与类 Jacobi 方法处于同一数量级. 然而, 类 Jacobi 方法在每步迭代中还需要估计 $NL(NL - 1)/2$ 个 Givens 旋转矩阵, 而每个 Givens 旋转矩阵的估计需要求解一元 4 次(实数情况)或一元 6 次(复数情况)方程的根. 因此本文方法的计算复杂度远小于类 Jacobi 方法的计算复杂度.

3.5 收敛性分析

$J_{n,k}$ 在每步迭代后的函数值是不增的, 即有 $J_{n,k} \geq J_{n,k-1}$, 故而有 $J_k = \sum_{n=1}^N J_{n,k} \geq \sum_{n=1}^N J_{n,k-1} = J_{k-1}$. 又因为代价函数下有界, 那么对于 $\forall \epsilon > 0$, 总存在 K , 使得 $k > K$ 时 $|J_{k+1} - J_k| < \epsilon$, 这保证了代价函数的收敛性. 而基于 Jacobi 的 JBD 方法的收敛性与 Givens 旋转对和初始矩阵的选择紧密相关, 当初始矩阵为任意酉矩阵时, 方法常常不收敛^[10].

4 实验仿真

实验 1 给定目标矩阵组 $R(l) = V(l) V^H + R(l)$, $l = 1, \dots, L$, 其中酉矩阵 V 、块对角矩阵的各个子矩阵 $v_n(l)$, 以及误差矩阵 $R(l)$ 的每个元素的实部和虚部均服从 $(0,1)$ 正态分布. 定义无误差项和误差项的

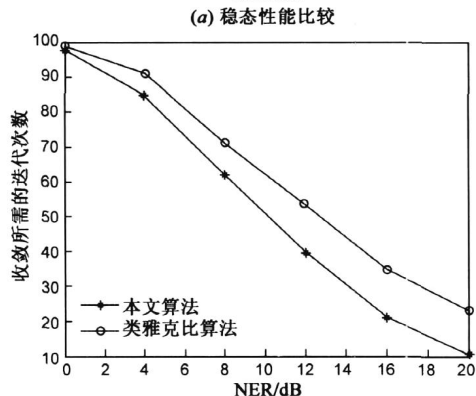
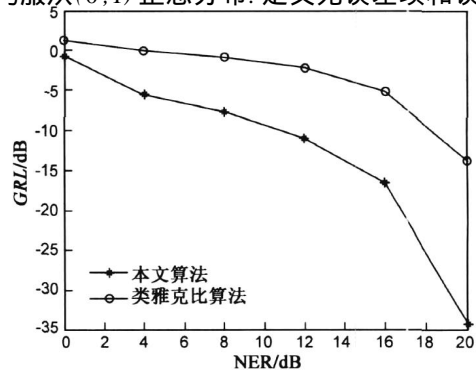


图1 本文方法与类雅克比方法收敛性能随NER变化曲线

F-范数的平方比为

$$NER = 10\log_{10} \left\{ \frac{\| \hat{V}(L) V^H \frac{2}{F} / R(L) \frac{2}{F} \|_F}{\| \hat{V}(L) V^H \frac{2}{F} \|_F} \right\} \quad (11)$$

定义全局拒噪水平 GRL:

$$GRL = 10\log_{10} \left\{ \frac{\sum_{i=1}^L \left[\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N \left\| \hat{v}_{ij}(L) \right\|_F^2 \right] \frac{2}{F}}{\sum_{i=1}^N \left\| \hat{v}_{ii}(L) \right\|_F^2} \right\} \quad (12)$$

其中, $\hat{v}_{ij}(L)$ 表示近似块对角矩阵 $\hat{V}(L) = \hat{V}^H R(L) \hat{V}$ 的第 (i, j) 个子矩阵.

图 1(a) 和 1(b) 分别比较本文方法和类 Jacobi 方法^[8]经过 100 次独立实验得到的收敛性能和迭代次数随 NER 变化的平均曲线,取 $N=5, L=3, Q=17$.

由图 1 看出,在相同的 NER 下,本文方法比类 Jacobi

方法具有更低的 GRL 值和更少的迭代步骤.加之 3.4 节分析的本文方法的单步迭代计算复杂度远小于类 Jacobi 方法,因此图 1 说明本文方法能够更快、更准确地实现 JBD.

实验 2 如图 2(a) 所示的 $N=2$ 段语音信号通过 $P=3$ 的多径瑞利信道,由 $M=3$ 个麦克风接收,得到如图 2(b) 所示的观测信号.选择滑动窗长 $W=5$,此时子矩阵维数 $Q=W+P-1=7$.图 2(c) 和 2(d) 所示分别为本文方法和类雅克比方法得到的分离信号波形.表 1 所示为两种方法的巴克谱失真测度 BSD 值^[13],BSD 数值越小说明分离信号失真越小.由图 2 和表 1 可知,本文方法的信号分离性能优于类 Jacobi 方法.

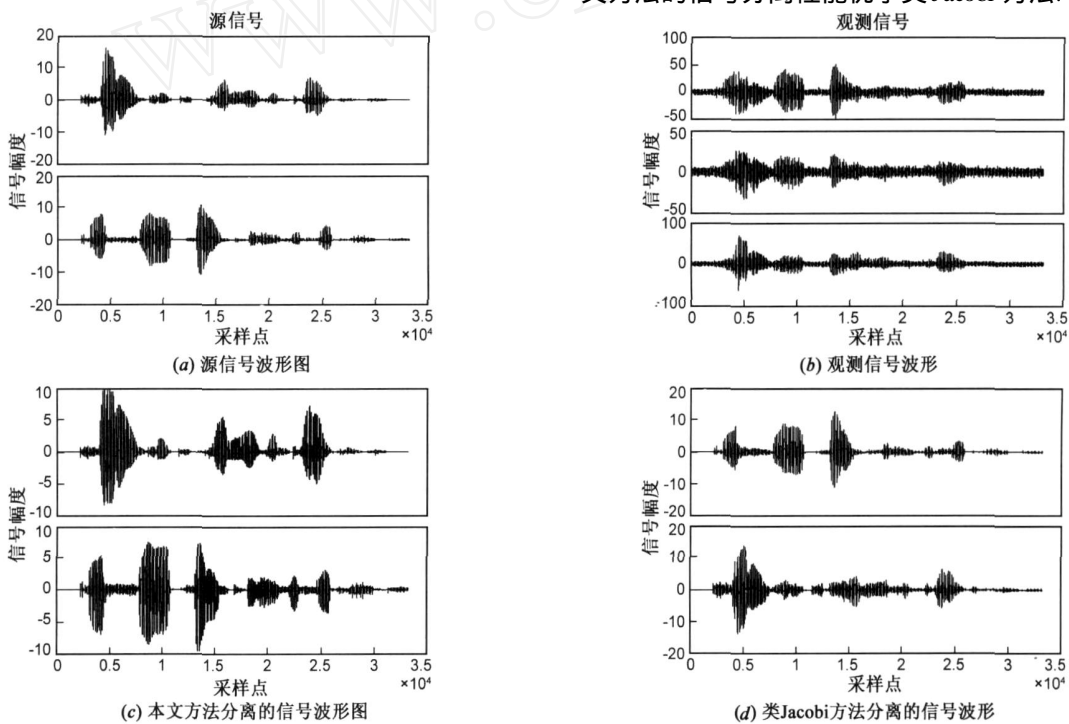


图2 信号波形比较

表 1 巴克谱失真测度比较

	本文方法		类 Jacobi 方法	
	源信号 1	源信号 2	源信号 1	源信号 2
BSD	0.0287	0.0037	0.2646	0.0174
BSD 均值	0.0162		0.1410	

5 结论

提出一种基于三二次优化的混迭矩阵多分量联合估计方法,利用语音信号相互独立且(短时)平稳的性质,通过联合块对角化技术解决超定卷积盲分离问题.分析指出,所提方法的单步迭代计算复杂度小于传统的类 Jacobi 方法,且能保证迭代收敛性.实验表明,所提方法具有收敛速度快、稳定性好和分离失真小的特点.

参考文献:

- [1] Haykin S. Unsupervised adaptive filtering, vol I: Blind Source Separation[M]. New York: Wiley Press, 2000. 21 - 23.
- [2] Cardoso J F, Soudoukiac A. Blind beamforming for non-Gaussian signals[J]. IEE Proc-F, 1993, 140(6): 362 - 370.
- [3] Belouchrani A, Abed-Meraim K, Cardoso J F, Moulines E. A blind source separation technique using second-order statistics [J]. IEEE Trans Signal Process, 1997, 45(2): 434 - 444.
- [4] Sidiropoulos N D, Bro R, Giannakis G B. Parallel factor analysis in sensor array processing[J]. IEEE Trans Signal Process, 2000, 48(8): 2377 - 2388.
- [5] Van der Veen A J. Joint diagonalization via subspace fitting techniques[A]. In Proc. ICASSP 01[C]. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001. 2773 - 2776.

- [6] Arie Y. Non-orthogonal joint diagonalization in the least-squares sense with application in blind source [J]. IEEE Trans Signal Process, 2002, 50(7) : 1545 - 1553.
- [7] Bousbiah-Salah H, Belouchrani A, Abed-Meraim K. Jacobi-like algorithm for blind signal separation of convolutive mixtures [J]. Electron Lett, 2001, 37(16) : 1049 - 1050.
- [8] Abed-Meraim K, Belouchrani A. Algorithms for joint block diagonalization [A]. In Proc. EUSIPCO '04 [C]. Vienna : EURASIP Press, 2004. 209 - 212.
- [9] Belouchrani A, Amin G, Abed-Meraim K. Direction finding in correlated noise fields based on joint block-diagonalization of spatio-temporal correlation matrices [J]. IEEE Signal Process Lett, 1997, 4(9) : 266 - 268.
- [10] F otte C, Theis F J. Orthonormal approximate joint block-diagonalization [R]. Technical Report GET/T eom Pairs 2007D007, 2007.
- [11] 胡可, 汪增福. 一种基于时频分析的语音卷积信号盲分离算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(7) : 1246 - 1254.
Hu Ke, Wang Zeng-fu. A time-frequency analysis based blind source deconvolution method [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(7) : 1246 - 1254. (in Chinese)
- [12] 马丽艳, 李宏伟. 一种基于非线性 PCA 的卷积混合盲源分离算法 [J]. 电子学报, 2008, 36(5) : 1009 - 1012.

Ma Li-yan, Li Hong-wei. An algorithm based on nonlinear PCA for blind separation of convolutive mixtures [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(5) : 1009 - 1012. (in Chinese)

- [13] Wang S, Sekey A, Gersho A. An objective measure for predicting subjective quality of speech coders [J]. IEEE J Sel Areas Commun, 1992, 10(5) : 819 - 829.

作者简介:



张 华 女, 1982 年生于山西临汾, 西安电子科技大学在读博士研究生. 研究方向为盲分离及其在语音信号处理中的应用.

E-mail: huazhang118@gmail.com



冯大政 男, 1959 年生于陕西紫阳, 西安电子科技大学教授、博士生导师. 长期从事自适应信号处理、阵列信号处理、盲信号处理、雷达信号处理等方面的研究工作.