

基于时频分布的欠定混叠盲分离

陆凤波¹, 黄知涛¹, 彭 耿², 姜文利¹

(1. 国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073; 2. 海军装备研究院, 北京 102249)

摘 要: 针对欠定混合信号的盲分离问题, 提出了基于时频分布的欠定盲分离算法, 首先计算信号的时频分布矩阵并找出信号的自源时频点, 然后把自源点对应的时频分布矩阵表示成三阶张量并通过张量分解估计出混合矩阵, 最后通过计算矩阵的伪逆和时频合成来完成源信号的恢复. 该算法不需要假设源信号是稀疏的或相互独立的. 仿真结果表明与已有算法相比本文方法提高了盲分离的性能.

关键词: 欠定盲分离; 时频分布; 张量正则分解; 时频综合

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 09-2067-06

Underdetermined Blind Source Separation (BSS): A Time-Frequency Approach

LU Feng-bo¹, HUANG Zhi-tao¹, PENG Geng², JIANG Wen-li¹

(1. School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

2. Naval Academy of Armament, Beijing 102249, China)

Abstract: Underdetermined blind source separation (BSS) is discussed. Based on time-frequency analysis, an underdetermined BSS method is developed, in which sources are not necessarily sparse or independent mutually. First, we compute a sequence of matrices of time-frequency distributions (TFDs) and obtain the auto-source TF points, then we fold the TFD matrices into a third-order tensor and calculate the mixing matrix by tensor canonical decomposition, finally we obtain the sources by calculating the pseudo-inverse matrix and TF synthesis techniques. The simulations demonstrate that the proposed method outperforms the existing methods in performance significantly.

Key words: underdetermined blind sources separation; time-frequency distributions; tensor canonical decomposition; time-frequency synthesis

1 引言

盲源分离 (Blind Sources Separation, BSS) 就是在未知源信号和混合过程的情况下, 仅从接收到的混合信号中恢复出源信号的波形. 在实际信号环境中, 由于潜在的源信号数目未知, 而接收阵元数目有限, 往往导致接收信号中源信号数目 N 大于阵元数目 M , 这种混合信号的盲分离被称为欠定盲源分离 (Underdetermined Blind Source Separation, UBSS)^[1].

目前, 稀疏分量分析 (Sparse Component Analysis, SCA) 是解决欠定盲分离问题的主要方法^[1~12]. P. Bofill 提出了用势函数聚类估计混合矩阵, 然后通过最短距离法分离出源信号^[1], 之后又出现了许多类似的方法^[2~4]; 假设源信号在时频域不混叠, Ö. Yilmaz 提出了 DUET (Degenerate Unmixing Estimation Technique) 算法^[5];

对于时频域混叠信号, F. Abrard 等提出了基于 TIFROM (Time-Frequency Ratio Of Mixtures) 的混合矩阵估计算法, 然后通过求解线性规划来分离出源信号^[6], 该方法只适用于混合矩阵为实数的情况; L-T. Nguyen 等针对非平稳信号提出了一种基于聚类的欠定盲分离算法^[7,8], 该算法性能受聚类结果的影响大, 鲁棒性比较差; 假设任意时频点同时存在的源信号数小于阵元数, A. Aissa-El-Bey 提出一种基于子空间正交投影的盲分离算法^[9], 当同时存在的源信号数与假设值不一致时会导致估计性能降低; S.G. Kim 提出了一种基于单源检测的混合矩阵估计算法, 再通过贝叶斯方法恢复出源信号^[10]; 谢胜利等针对非充分稀疏信号提出了一种欠定盲分离算法, 但该方法只能提取部分源信号^[11]; 假定混合矩阵已知, Dezhong Peng 提出了一种时频域混叠信号的盲分离算法^[12], 该方法放宽了源信号的稀疏性条件能够适应任意时频点

同时存在的源信号数等于阵元数的情况,但该算法需要混合矩阵满足特定的约束条件,而在实际环境下混合矩阵是不可预知的。

针对上述方法存在的不足,本文提出了一种基于时频分布的欠定盲分离算法,该算法不需要假设源信号是稀疏的或相互独立的.先把所有自源时频点对应的分布矩阵表示成三阶张量,然后通过张量正则分解估计出混合矩阵 \mathbf{A} ,再通过求解伪逆矩阵估计出每个源信号的时频分布,最后通过时频综合完成源信号的恢复。

2 信号模型

假设 N 个窄带远场信号 $s(t)$ 入射到由 M 个阵元组成的天线阵上,第 i 个阵元的接收信号可以表示为

$$x_i(t) = \sum_{n=1}^N b_{in} s_n(t) e^{-j2\pi f_n \tau_{in}}, \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

其中 b_{in} 、 τ_{in} 分别为信号 $s_n(t)$ 到达第 i 个阵元的幅度衰减和时间延迟, f_n 为信号 $s_n(t)$ 的频率.式(1)可以表示为矩阵形式,即

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) = \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_n s_n(t) \quad (2)$$

其中 $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$, $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$, 混合矩阵 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_N] \in C^{M \times N}$, 其中 $\mathbf{a}_{in} = b_{in} e^{-j2\pi f_n \tau_{in}}$. 盲信号分离就是在未知衰减 b_{in} 、时延 τ_{in} 及源信号 $\mathbf{s}(t)$ 的条件下,从接收信号 $\mathbf{x}(t)$ 中恢复出源信号。

3 时频分布及自源时频点选择

信号 $x_i(t)$ 的 Cohen 类离散时频分布可以表示为

$$\begin{aligned} D_{x_i x_i}(t, f) &= \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \phi(k, l) x_i(t+k+l) x_i^*(t+k-l) e^{-j4\pi f l} \end{aligned} \quad (3)$$

信号 $x_i(t)$ 与 $x_j(t)$ 的互时频分布可以表示为

$$\begin{aligned} D_{x_i x_j}(t, f) &= \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \phi(k, l) x_i(t+k+l) x_j^*(t+k-l) e^{-j4\pi f l} \end{aligned} \quad (4)$$

其中 $\phi(k, l)$ 为核函数,则信号 $\mathbf{x}(t)$ 的空间时频分布 (Spatial Time-Frequency Distributions, STFD) 可以表示为

$$\mathbf{D}_{xx}(t, f) = \mathbf{A}\mathbf{D}_{ss}(t, f)\mathbf{A}^H \quad (5)$$

其中, $\mathbf{D}_{xx}(t, f) \in C^{M \times M}$, $[\mathbf{D}_{xx}(t, f)]_{ij} = D_{x_i x_j}(t, f)$, $\mathbf{D}_{ss}(t, f) \in C^{N \times N}$, $[\mathbf{D}_{ss}(t, f)]_{ij} = D_{s_i s_j}(t, f)$.

令 Ω 为观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 的时频支撑域,即

$$\mathbf{D}_{xx}(t, f) \neq \mathbf{0}, \quad (t, f) \in \Omega \quad (6)$$

$$\mathbf{D}_{xx}(t, f) \neq \mathbf{0}, \quad (t, f) \notin \Omega$$

考虑到噪声的影响首先通过式(7)选择信号能量

足够大的时频点 $(t, f) \in \Omega$

$$\text{如果 } \frac{\|\mathbf{D}_{xx}(t, f)\|}{\max_f \|\mathbf{D}_{xx}(t, f)\|} > \epsilon_1, \quad (t, f) \in \Omega \quad (7)$$

其中 $\|\cdot\|$ 为 F 范数, ϵ_1 为门限值(一般取 0.05). 由于信号 $x_i(t)$ ($1 \leq i \leq M$) 是 N 个源信号 $s_n(t)$ ($1 \leq n \leq N$) 的线性组合,则 $x_i(t)$ 的非线性时频分布中除了每个源信号的时频分布(自项),还有不同源信号之间相互交叉产生的虚假信号(交叉项),把只含有自项的时频点称为自源点(auto-source TF point),只含有交叉项的时频点称为互源点(cross-source TF point).

令信号 $\mathbf{x}(t)$ 的所有自源时频点的集合为 Ω_s , 则可以通过式(8)就可以找出信号空间时频分布的自源时频点^[7], 即

$$\text{如果 } \frac{\text{trace}(\hat{\mathbf{D}}_{xx}(t, f))}{\|\hat{\mathbf{D}}_{xx}(t, f)\|} > \epsilon_2, \quad (t, f) \in \Omega_s \quad (8)$$

其中, $\hat{\mathbf{D}}_{xx} = \mathbf{W}\mathbf{D}_{xx}(t, f)\mathbf{W}^H$, $\text{trace}(\cdot)$ 表示矩阵的迹, $\mathbf{W} = \mathbf{\Lambda}^{-1/2}\mathbf{U}^H$ 为白化矩阵, $\mathbf{\Lambda}$, \mathbf{U} 分别为协方差矩阵 $\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(t)\mathbf{x}(t)^H]$ 的特征矩阵和特征向量矩阵, ϵ_2 为门限值(一般取 0.85).

通过式(7)、(8)可以得到信号 $\mathbf{x}(t)$ 的时频分布的所有自源点的集合 Ω_s , 则对任意时频点 $(t^*, f^*) \in \Omega_s$ 有

$$\mathbf{D}_{xx}(t^*, f^*) = \mathbf{A}\mathbf{D}_{ss}(t^*, f^*)\mathbf{A}^H = \mathbf{A}\bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)\mathbf{A}^H \quad (9)$$

其中, $\bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)$ 为对角矩阵,且

$$[\bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)]_{ii} = [\mathbf{D}_{ss}(t^*, f^*)]_{ii} = D_{s_i s_i}(t^*, f^*)$$

4 基于张量分解的混合矩阵估计

为了能够估计出混合矩阵 \mathbf{A} 并恢复出源信号 $\mathbf{s}(t)$, 本文假设混合矩阵和源信号满足以下假设条件:

假设 1 混合矩阵 $\mathbf{A} \in C^{M \times N}$ 的任意 $M \times M$ 子矩阵是非奇异的^[2]; 这是欠定盲分离问题中的一个基本假设, 为了保证能够恢复出每个源信号。

假设 2 任意接收信号 $x_i(t)$ ($0 \leq i \leq M$) 时频分布中, 自源时频点与互源时频点几乎不混叠. 目前, 大多数欠定盲分离方法需要假设源信号在时域或变换域是稀疏的, 如基于聚类的欠定盲分离算法^[7,8] 假设源信号在时频域是不混叠的, 子空间投影算法^[9] 假设源信号在任意时频点同时存在的源信号数目不超过阵元数目 M . 而本文算法对任意时频点上存在的源信号数目没有要求, 只需源信号的自源时频点与互源时频点几乎不混叠. 对于时频聚集度高的信号, 该假设条件很容易满足, 典型的如线性调频信号。

由式(9)可知, 对于任意自源时频点 $(t^*, f^*) \in \Omega_s$, 接收信号 $\mathbf{x}(t)$ 的空间时频分布矩阵可以表示为

$$\mathbf{D}_{xx}(t^*, f^*) = \mathbf{A}\bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)\mathbf{A}^H \quad (10)$$

其中, $\bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*) = \text{diag}[D_{s_1 s_1}(t^*, f^*), \dots, D_{s_N s_N}(t^*, f^*)]$. 令集合 Ω_s 中包含 L 个自源时频点, 则 $\Omega_s = \{(t^*, f^*)_k | 1 \leq k \leq L\}$, 对应的 L 个空间时频分布矩阵为 $\{\mathbf{D}_{xx}(t^*, f^*)_k | 1 \leq k \leq L\}$, 即

$$\begin{aligned} \mathbf{D}_{xx}(t^*, f^*)_1 &= \mathbf{A} \bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)_1 \mathbf{A}^H \\ &\vdots \\ \mathbf{D}_{xx}(t^*, f^*)_L &= \mathbf{A} \bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)_L \mathbf{A}^H \end{aligned} \quad (11)$$

定义张量 $\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{M \times M \times L}$ 和矩阵 $\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{L \times N}$, 其中 \mathbf{D} 的第 (i, j, k) 个元素为 $d_{ijk} = [\bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)_k]_{ij}$, $1 \leq i, j \leq M; 1 \leq k \leq L$, 矩阵 \mathbf{D} 的第 (k, n) 个元素为 $d_{kn} = [\bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)_k]_{nm}$. 则式(11)可以表示成三阶张量的形式, 即

$$\mathbf{D} = \sum_{n=1}^N \mathbf{a}_n \circ \mathbf{a}_n^* \circ \mathbf{d}_n \quad (12)$$

其中, $d_{ijk} = \sum_{n=1}^N a_{in} a_{jn}^* d_{kn}$, $\mathbf{a}_n, \mathbf{a}_n^*, \mathbf{d}_n$ 分别为矩阵 \mathbf{A}, \mathbf{A}^* 和 \mathbf{D} 的第 n 个列矢量, a_{in}, a_{jn}^* 分别为矩阵 \mathbf{A}, \mathbf{A}^* 的第 $(i, n), (j, n)$ 个元素, 符号“ \circ ”表示向量的外积.

定义 1 如果 R 阶张量 \mathbf{C} 可以表示为 R 个矢量的外积即 $\mathbf{C} = \mathbf{u}^{(1)} \circ \mathbf{u}^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{u}^{(R)}$, 则张量 \mathbf{C} 的秩为 1;

定义 2 R 阶张量 \mathbf{C} 的正则分解就是把 \mathbf{C} 表示为由最少数目的秩为 1 的 R 维张量的线性组合, 最小数目 N 就为张量 \mathbf{C} 的秩^[13].

$$\mathbf{C} = \sum_{n=1}^N \lambda_n \mathbf{u}_n^{(1)} \circ \mathbf{u}_n^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{u}_n^{(R)} \quad (13)$$

若 R 为 3, 则张量 \mathbf{C} 的正则分解示意图如图 1 所示.

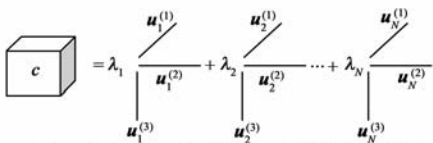


图1 秩为 N 的三阶张量 \mathbf{C} 正则分解示意图

由式(13)可知, 交换任意两个秩为 1 的项 $\lambda_n \mathbf{u}_n^{(1)} \circ \mathbf{u}_n^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{u}_n^{(R)}$ 与 $\lambda_m \mathbf{u}_m^{(1)} \circ \mathbf{u}_m^{(2)} \circ \dots \circ \mathbf{u}_m^{(R)}$ 的位置, 以及缩放任意秩为 1 的项的矢量尺度 $\lambda_n (\mathbf{u}_n^{(1)} / a) \circ (\mathbf{a} \mathbf{u}_n^{(2)}) \circ \mathbf{u}_n^{(3)} \circ \dots \circ \mathbf{u}_n^{(R)}$ 不影响张量 \mathbf{C} 的取值. 因此, 通过张量正则分解得到的 R 个矩阵 $\mathbf{U}^{(r)} (1 \leq r \leq R)$ 的列矢量具有的位置和幅度模糊, 其中 $\mathbf{U}^{(r)} = [\mathbf{u}_1^{(r)}, \dots, \mathbf{u}_N^{(r)}]$.

由文献[13]可知, 当源信号数 N 与接收阵元数 M 满足式(14)时, 张量正则分解是为唯一的(除了位置与幅度模糊), 而混合矢量的位置和幅度模糊不影响源信号波形的恢复. 因此, 通过对式(12)进行三阶张量正则分解就可以完成混合矩阵 \mathbf{A} 的估计.

$$N \leq \sqrt{\frac{1}{2} \left(M^2(M-1)^2 + \frac{1}{2} \right)} + \frac{1}{2} \quad (14)$$

对三阶张量进行正则分解就是求解矩阵 $\mathbf{U}^{(r)} (1 \leq r \leq 3)$ 使代价函数 $f(\mathbf{U}^{(1)}, \mathbf{U}^{(2)}, \mathbf{U}^{(3)})$ 最小, 其中函数

$f(\mathbf{U}^{(1)}, \mathbf{U}^{(2)}, \mathbf{U}^{(3)})$ 的表达式如式(15)所示. 文献[14]首先提出了迭代最小二乘算法 (Alternating Least Squares, ALS), 该算法收敛速度很慢; 为了提高收敛速度, 文献[15]提出了线性搜索迭代最小二乘算法 (Line Search Alternating Least Square, LS-ALS); 文献[16]通过计算最优的搜索步长提出了 ELS-ALS (Enhanced Line Search Alternating Least Square) 算法, 进一步改进了收敛速度.

$$\begin{aligned} f(\mathbf{U}^{(1)}, \mathbf{U}^{(2)}, \mathbf{U}^{(3)}) &= \left\| \mathbf{C} - \sum_{n=1}^N \mathbf{u}_n^{(1)} \circ \mathbf{u}_n^{(2)} \circ \mathbf{u}_n^{(3)} \right\|^2 \\ &= \sum_{ijk} \left| c_{ijk} - \sum_{n=1}^N u_{in}^{(1)} u_{jn}^{(2)} u_{kn}^{(3)} \right|^2 \end{aligned} \quad (15)$$

由于矩阵 $\mathbf{D} \in \mathbb{C}^{L \times N}$, 当自源点的数目 L 很大时, 矩阵 \mathbf{D} 的维数很高, 张量分解的计算量很大, 因此为了降低计算复杂度, 可以把含有 L 个自源时频点的集合 Ω_s 分为 $K (N \leq K \leq L)$ 个不相交的自源时频区域, 其中第 k 个自源时频区域 $\Omega_s^{(k)} (1 \leq k \leq K)$ 为

$$\Omega_s^{(k)} = \{(t^*, f^*)_{k_i} | 1 \leq i \leq L_k, 1 \leq k_i \leq L\} \quad (16)$$

其中, L_k 表示第 k 个自源时频区域中的时频点数, 则

$\sum_{k=1}^K L_k = L, \Omega_s^{(j)} \cap \Omega_s^{(k)} = \emptyset$ 且 $\Omega_s = \bigcup_{k=1}^K \Omega_s^{(k)}$. 令矩阵 $\tilde{\mathbf{D}}_{xx}^{(k)}, \tilde{\mathbf{D}}_{ss}^{(k)}$ 分别表示第 k 个自源时频区域中 L_k 个时频分布矩阵 $\mathbf{D}_{xx}(t^*, f^*), \bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)$ 之和, 即

$$\tilde{\mathbf{D}}_{xx}^{(k)} = \sum_{l \in \Omega_s^{(k)}} \mathbf{D}_{xx}(t^*, f^*)_l, \tilde{\mathbf{D}}_{ss}^{(k)} = \sum_{l \in \Omega_s^{(k)}} \bar{\mathbf{D}}_{ss}(t^*, f^*)_l \quad (17)$$

则 K 个时频自源区域对应的时频分布矩阵可以表示为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{D}}_{xx}^{(1)} &= \mathbf{A} \tilde{\mathbf{D}}_{ss}^{(1)} \mathbf{A}^H \\ &\vdots \\ \tilde{\mathbf{D}}_{xx}^{(K)} &= \mathbf{A} \tilde{\mathbf{D}}_{ss}^{(K)} \mathbf{A}^H \end{aligned} \quad (18)$$

由于 $\mathbf{D}_{ss}(t^*, f^*)_l (1 \leq l \leq L)$ 为对角矩阵, 则 $\tilde{\mathbf{D}}_{ss}^{(k)}$ 也为对角矩阵, 定义矩阵 $\tilde{\mathbf{D}} \in \mathbb{C}^{K \times N}$, 其中 $\tilde{d}_{kn} = [\tilde{\mathbf{D}}_{ss}^{(k)}]_{nm}$, 则式(18)可以表示成三阶张量形式

$$\tilde{\mathbf{D}} = \sum_{r=1}^N \mathbf{a}_r \circ \mathbf{a}_r^* \circ \tilde{\mathbf{d}}_r \quad (19)$$

其中 $\tilde{d}_{ijk} = \sum_{n=1}^N a_{in} a_{jn}^* \tilde{d}_{kn}$, 假设源信号数目 N 已知且满足式(14)的约束, 通过 ELS-ALS 算法对张量 $\tilde{\mathbf{D}}$ 的进行正则分解就可以估计出混合矩阵 \mathbf{A} .

5 源信号恢复

定义矩阵 $\mathbf{C} \in \mathbb{C}^{M^2 \times L}$, 其中 $c_{(i-1)M+j, k} = \mathbf{D}_{ijk}$, 则由文献[17]可知, 式(12)可以表示成矩阵乘积的形式, 即

$$\mathbf{C} = (\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*) \cdot \mathbf{D}^T \quad (20)$$

其中, $d_{kr} = d_{s_r s_r}(t^*, f^*)_k, \mathbf{A} \odot \mathbf{A}^* = [\mathbf{a}_1 \otimes \mathbf{a}_1^*, \dots, \mathbf{a}_N \otimes \mathbf{a}_N^*] \in M^2 \times N$, 符号“ \otimes ”表示 Kronecker 乘积, 则矩阵 \mathbf{D}^T

的列矢量对应 N 个源信号的时频分布. 由于矩阵 $\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*$ 是列满秩的, 则通过求 $\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*$ 的伪逆矩阵就能估计出每个源信号的时频分布 $\{D_{s_i}(t, f) | 1 \leq i \leq N\}$, 即

$$\mathbf{D}^T = (\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^*)^\# \mathbf{C} \quad (21)$$

其中, 符号 $(\cdot)^\#$ 表示矩阵的伪逆, 最后利用时频综合^[18,19]恢复出源信号 $\{\hat{s}_i | 1 \leq i \leq N\}$.

6 算法步骤

(1) 根据式(3)和(4)计算信号 $\mathbf{x}(t)$ 的时频分布, 得到时频分布矩阵 $\mathbf{D}_{xx}(t, f)$, 根据式(7)和(8)找出信号 $\mathbf{x}(t)$ 的自源时频点的集合 Ω_s ;

(2) 根据式(16)把 L 个时频自源点划分为 K 个不相交的自源时频区域, 根据式(19)把 K 个自源时频区域对应的时频分布矩阵表示成三阶张量 $\tilde{\mathbf{D}} = \sum_{r=1}^N \mathbf{a}_r \circ \tilde{\mathbf{d}}_r$ 的形式;

(3) 利用 ELS-ALS 算法对张量 $\tilde{\mathbf{D}}$ 进行正则分解, 估计出混合矩阵 \mathbf{A} ;

(4) 把三阶张量 $\mathbf{D} \in \mathcal{C}^{M \times M \times L}$ 表示成矩阵 $\mathbf{C} = (\mathbf{A}$

$\odot \mathbf{A}^*) \cdot \mathbf{D}^T$ 的形式;

(5) 通过计算矩阵 $\mathbf{A} \odot \mathbf{A}^* \in \mathcal{C}^{M^2 \times N}$ 的伪逆估计出每个源信号的时频分布 $\{D_{s_n}(t, f) | 1 \leq n \leq N\}$, 最后再通过时频综合^[20,21]恢复出源信号 $\{\hat{s}_n | 1 \leq n \leq N\}$.

7 仿真实验与分析

7.1 评价准则

为了对盲分离的效果进行评估, 用信干比 SIR 作为恢复出的信号与源信号之间的差异性的评价^[1]. 盲分离后第 n 个源信号的信干比 SIR_n 定义如下:

$$\text{SIR}_n = 10 \log \left(\frac{\|s_n(t)\|_2^2}{\|s_n(t) - \hat{s}_n(t)\|_2^2} \right) \quad (22)$$

其中, $\hat{s}_n(t)$ 是源信号 $s_n(t)$ 的估计 ($n = 1, \dots, N$), 如果 $\hat{s}_n(t)$ 与 $s_n(t)$ 相差尺度因子, 先使 $\hat{s}_n(t)$ 与 $s_n(t)$ 有相同的尺度, $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数. 则 N 个源信号的平均信干比 $\text{SIR} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \text{SIR}_n$, SIR 越大说明估计的信号越接近源信号, 估计性能越好. 下面通过仿真实验来验证本文提出的基于时频分布的源分离算法的性能.

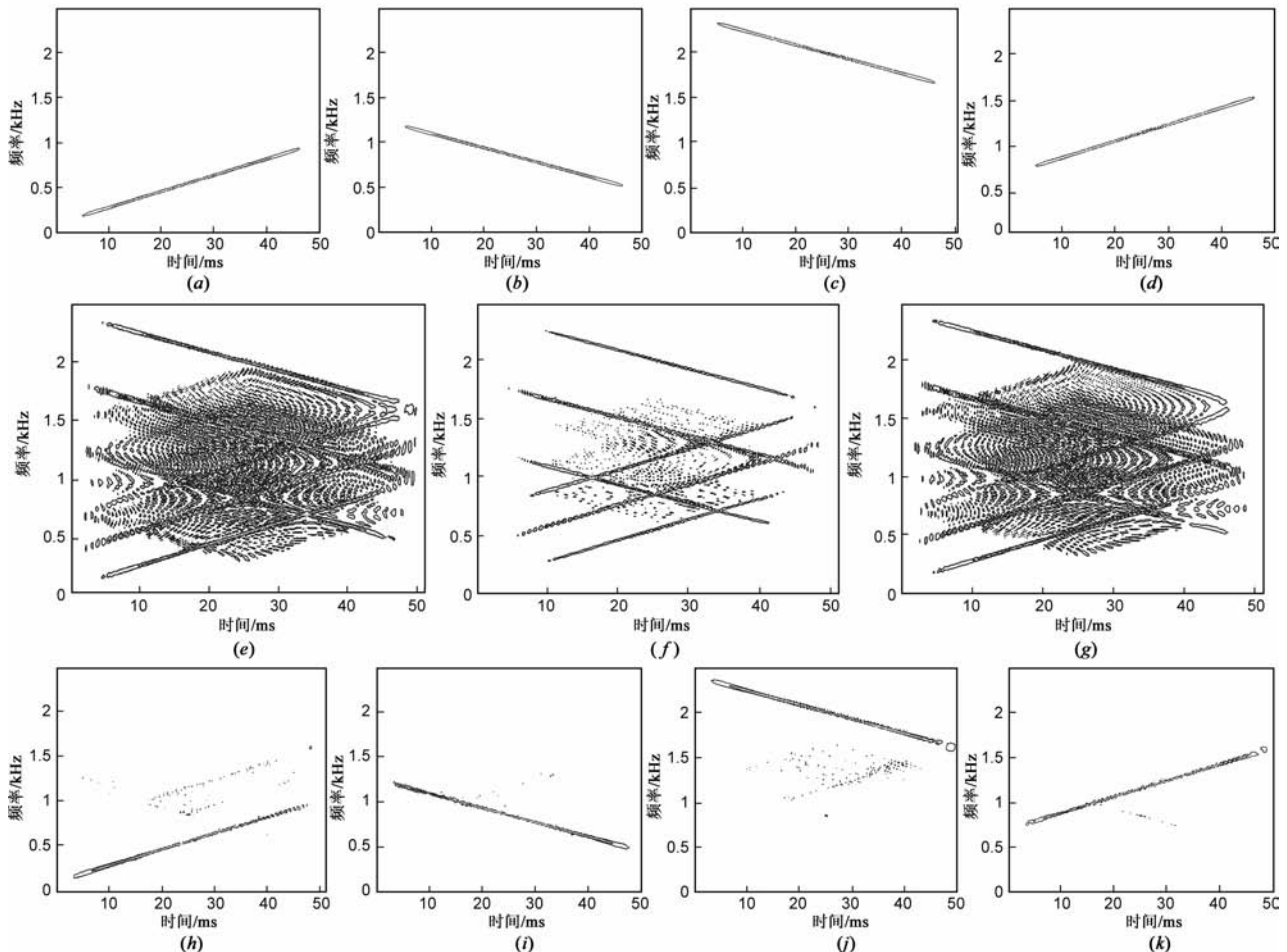


图2 源信号、混合信号、分离后的源信号的时频分布

7.2 仿真实验

源信号为 4 个 LFM 信号,接收天线为阵元数目为 3,半径为 1/2 波长的均匀圆阵,中频信号的起始频率分别为 0.1kHz,1.25kHz,2.4kHz,0.7kHz,调制斜率分别为 18MHz/s, -16MHz/s, -16MHz/s, 18MHz/s,信号入射方位角分别为 $3\pi/10, 3\pi/10, 2\pi/5$ 和 0,俯仰角分别为 $7\pi/10, 9\pi/10, 3\pi/5$ 和 $4\pi/5$,采样频率为 5kSample/s,样点数为 256.信噪比变化范围为 -5 ~ 30dB,在不同信噪比条件下分别进行 100 次 MonteCarlo 仿真.图 2(a) ~ (d) 为信噪比 30dB 时源信号的时频分布,图 2(e) ~ (g) 为混合信号的时频分布图,图 2(h) ~ (k) 为恢复出的源信号的时频图.从图中可以看出本文提出的基于时频分布(TFDs-based)的方法能够从欠定混合信号中很好地恢复出源信号.

图 3 为本文提出的基于时频分布的盲分离算法(TFDs-based)、基于子空间的盲分离算法(Subspace-based)^[9]、基于聚类的盲分离算法(Cluster-based)^[7]性能随信噪比变化曲线.从图中可以看出,本文算法的估计性能明显优于其他两种算法,当信噪比低于 20dB 时,本文算法的估计性能比其他两种算法高 6 ~ 7dB.

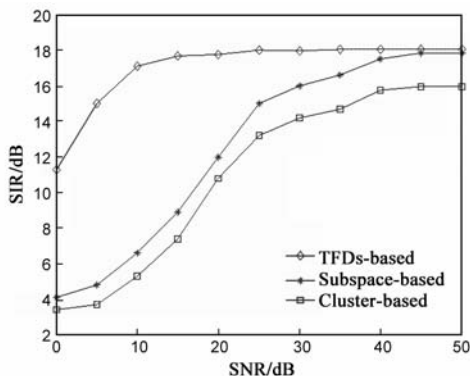


图 3 本文算法与其它算法分离性能比较

8 结束语

针对欠定混合信号的盲分离问题,本文提出了一种基于时频分布的盲分离算法.首先通过三阶张量的正则分解估计出混合矩阵,然后把欠定问题转化为超定问题利用矩阵求逆估计出源信号的时频分布,最后利用时频综合恢复出源信号的时域波形.该算法不需要假设源信号是稀疏的或相互独立的,仿真结果表明本文算法具有很好的源信号估计性能,当信噪比低于 20dB 时估计性能比基于子空间的算法和聚类的算法性能高 6 ~ 7dB.

参考文献

[1] P Bofill, M Zibulevsky. Underdetermined blind source separation using sparse representations[J]. Signal Processing, 2001, 81

(11): 2353 - 2362.

[2] P Georgiev, F Theis, et al. Sparse component analysis and blind source separation of underdetermined mixtures[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2005, 16(4): 992 - 996.

[3] Z S He, A Cichocki. K-hyperline clustering learning for sparse component analysis[J]. Signal Processing, 2009, 89(6): 1011 - 1022.

[4] 肖明, 谢胜利, 等. 基于频域单源区间的具有延迟的欠定盲分离[J]. 电子学报, 2007, 35(12): 2279 - 2283. XIAO Ming, XIE Sheng-li, et al. Underdetermined blind delayed source separation based on single source intervals in frequency domain[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(12): 2279 - 2283. (in Chinese)

[5] O Yilmaz, S Rickard. Blind separation of speech mixtures via time-frequency masking[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2004, 52(7): 1830 - 1847.

[6] Y Q Li, S-I Amari, A Cichocki. Underdetermined Blind Source Separation Based on Sparse Representation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(2): 423 - 437.

[7] Ngyuen Lin-Trung, A Belouchrani, Karim A-M. Separating more sources than sensors using time-frequency distributions [J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2005, 17: 2828 - 2847.

[8] Yuhui Luo, Wenwu Wang, et al. Exploitation of source nonstationarity in underdetermined blind source separation with advanced clustering techniques [J]. IEEE Trans on Signal Process, 2006, 54(6): 2198 - 2212.

[9] A Aissa-El-Bey, N Linh-Trung, et al. Underdetermined blind separation of nondisjoint sources in the time-frequency domain [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2007, 55(3): 897 - 907.

[10] SangGyun Kim, Chang D Yoo. Underdetermined blind source separation based on subspace representation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(7): 2604 - 2614.

[11] 谢胜利, 孙功宪, 等. 欠定和非完全稀疏性的盲信号提取 [J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1028 - 1031. XIE Sheng-li, SUN Gong-xian, et al. Underdetermined and incompletely sparse blind signal extraction[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(5): 1028 - 1031. (in Chinese)

[12] Dezhong Peng, Yong Xiang. Underdetermined blind source separation based on relaxed sparsity condition of sources[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(2): 809 - 813.

[13] L D Lathauwer. A link between the canonical decomposition in multilinear algebra and simultaneous matrix diagonalization [J]. SIAM J Matrix Anal Appl, 2006, 28(3): 642 - 666.

[14] N D Sidiropoulos, G B Giannakis, R Bro. Blind PARAFAC receivers for DS-CDMA systems[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2000, 48(3): 810 - 823.

[15] D Nion, L De Lathauwer. Line search computation of the

block factor model for blind multi-user access in wireless communications [C]. Proceedings of SPAWC'06, Cannes, France, July 2 - 5, 2006.

- [16] D Nion, L De Lathauwer. An enhanced line search scheme for complex-valued tensor decompositions. Application in DS-CDMA [J]. Signal Processing, 2008, 88: 749 - 755.
- [17] L D Lathauwer, J Castaing. Blind identification of underdetermined mixtures by simultaneous matrix diagonalization [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2008, 56(3): 1096 - 1105.
- [18] G F Boudreaux-Bartels, T W Parks. Time-varying filtering and signal estimation using wigner distribution synthesis techniques [J]. IEEE Trans on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1986, ASSP-34(3): 442 - 451.
- [19] A Francos, M Porat. Analysis and synthesis of multicomponent signals using positive time-frequency distributions [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1999, 47: 493 - 504.

作者简介



陆凤波 男, 1982年6月出生于江苏盐城, 现为国防科学技术大学电子科学与工程学院在读博士研究生, 研究方向为通信信号侦察处理、综合电子战技术。

E-mail: lufengbo2001@163.com

黄知涛 男, 1976年9月出生于湖北荆州, 现为国防科学技术大学电子科学与工程学院教授、硕士生导师, 出版专著2部, 在IEEE、IEE等国内外期刊发表论文80余篇, 主要研究方向为航天侦察信息处理、雷达/通信信号处理、综合电子战技术等。

E-mail: taldcn@yahoo.com.cn

彭 耿 男, 1980年出生于湖南岳阳, 现为海军装备研究院工程师, 研究方向为通信侦察、空间信息对抗和电子战仿真等。

姜文利 男, 1967年出生于山东烟台, 现为国防科学技术大学电子科学与工程学院教授、博士生导师, 研究方向为综合电子战技术、无源定位和空间信息处理等。