

基于四阶累积张量方法的欠定盲源信号分离

葛素楠, 韩 敏

(大连理工大学电子信息与电气工程学部, 辽宁大连 116024)

摘 要: 针对瞬时欠定盲源信号分离问题, 提出一种四阶累积张量分解算法. 首先构建观察信号四阶累积协方差, 依据源信号具有相互独立且均值为零的性质, 对累积协方差化简并扩展到张量域, 得到四阶累积张量. 采用分层交替最小二乘算法对四阶累积张量进行非负库克分解, 求得非负库克模型的参数, 同时获得非负混合矩阵并求其伪逆, 最终估计出源信号. 选用真实的语音信号和生物信号进行仿真实验, 结果表明该方法提高了源信号和非负混合矩阵的估计性能.

关键词: 欠定盲源信号分离; 分层交替最小二乘; 四阶累积张量分解; 库克分解

中图分类号: TP302.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)05-0992-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.05.025

Fourth-Order Cumulant of Tensor Decomposition Method for Blind Identification of Underdetermined Separation

GE Su-nan, HAN Min

(Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)

Abstract: This paper proposes a fourth order cumulant of tensor decomposition method to solve the problem for blind identification of underdetermined separation. First, the fourth order cumulant of covariance is constructed based on observe signals. By assuming that the source signals are independent, and are of zero mean, the hierarchical alternating least squares method is used to decompose fourth order cumulant of tensor into the nonnegative Tucker. Then, the mixture matrix is acquired by the parameters of nonnegative Tucker model. The source is also acquired by solving the pseudo-inverse of mixture matrix. Finally, by using the speech signals and the biomedical signals, two numerical examples are conducted to demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: underdetermined source blind separation; hierarchical alternating least squares; fourth order cumulant of tensor decomposition; Tucker decomposition

1 引言

近年来, 盲源信号分离(Blind Source Separation, BSS)理论被广泛地应用于语音信号处理, 图像处理, 雷达通信及生物医学等各个领域. 盲源信号分离思想是指通过观察信号估计出信号传输通道特征及源信号. 盲源信号分离又分为适定盲分离和非适定盲分离, 其中非适定盲分离又包括超定问题(即源信号个数小于观察信号个数)和欠定问题(即源信号个数大于观察信号个数). 其中独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)方法^[1]为经典的盲源信号分离方法, 而 ICA 及其扩展方法^[2]仅可以解决适定问题和超定问题. 然而, 在实际工程领域中, 则存有大量的欠定盲源信号分离现象, 因此,

研究欠定盲源信号分离问题具有一定的实际意义.

对此问题的研究, 传统的方法通常采用稀疏分解“两步法”, 即首先利用聚类^[3], 势函数^[4], 霍夫变换等估计出混合矩阵, 接着采用线性规划等方法求解源信号, 这些方法只适用于线性瞬时混合信号, 而对衰减-延迟情况下, Alexander^[5]提出了 DUET(Degenerate Unmixing Estimation Technique)算法, 利用源信号在时频域的 W-错误正交性来分离任意数目的源信号. 随后, Abrard 提出了^[6]基于时频比方法求解欠定盲分离的时频混叠问题; Kim^[7]提出了一种单源信号检测方法, 降低对源信号稀疏性的限制. 而上述方法, 均建立在源信号具有稀疏性这一假设条件, 而对于一些非稀疏及非平稳信号, 传统的稀疏方法^[8]则很难适用.

针对源信号不具有稀疏性的欠定盲源信号分离问题, Ferreol^[9]等提出了基于四阶累积量欠定盲源信号分离, 而该方法需要假设源信号之间有一定时差, 为避免这一假设, Lathauwer^[10]则进行了改进并提出一种四阶累积张量算法. 后有学者^[11,12]在此基础上, 提出了一些改进, 提高了欠定盲源信号分离效果. 这些方法需假设混合矩阵具有一定的复频性质, 而当混合矩阵为实数域, 且具有非负性时, 上述方法则无法满足这一条件. Cichocki^[13]提出了非负矩阵分解(Nonnegative Matrix Factorization, NMF)和非负库克分解(Nonnegative Tucker Decomposition, NTD)方法用于解决源信号和混合矩阵都具有非负性欠定盲源信号分离, 而 NTD 方法需要观察信号生成张量满足一定的对称性. 当源信号不具有非负性, 且观察信号生成的张量分解不具有对称性, 这两种方法则无法很好适用于欠定盲源信号分离. 为解决这类问题, 本文提出一种基于四阶累积张量算法用于瞬时欠定盲源信号分离. 先将观察信号, 利用四阶累积性质构建出四阶累积量协方差矩阵, 对该协方差矩阵进行化简并扩展到张量域转换成库克分解模型, 采用分层交替最小二乘算法(Hierarchical Alternating Least Squares, HALS)算法求解得到非负混合矩阵, 接着对非负混合矩阵求伪逆并估计出源信号. 该方法适用于混合矩阵具有非负性, 同时无需假设源信号具有稀疏性.

2 信号模型

欠定盲源信号分离数学模型如下表述:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) \quad (1)$$

其中 $\mathbf{X}(t) = [\mathbf{x}_1(t) \ \mathbf{x}_2(t) \ \cdots \ \mathbf{x}_m(t)]^T$ 为观察信号行向量, 其信号个数为 m , $\mathbf{S}(t) = [\mathbf{s}_1(t) \ \mathbf{s}_2(t) \ \cdots \ \mathbf{s}_n(t)]^T$ 为未知源信号行向量, 其信号个数为 n , 且 $m < n$. $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \cdots \ \mathbf{a}_n]$ 为 $m \times n$ 的未知瞬时混合矩阵. 考虑到在计算信号的高阶累积量时, 白噪声对源信号估计影响较小, 可以忽略不计.

3 四阶累积量求解

式(1)中观察信号行向量 $\mathbf{x}_o(t)$ 的四阶累积量如下所示:

$$\begin{aligned} C \triangleq & E[x_i(t)x_j(t)x_k(t)x_l(t)] \\ & - E[x_i(t)x_j(t)]E[x_k(t)x_l(t)] \\ & - E[x_i(t)x_k(t)]E[x_j(t)x_l(t)] \\ & - E[x_i(t)x_l(t)]E[x_j(t)x_k(t)] \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $o = 1, 2, \dots, m$ 为观察信号通道序号, i, j, k, l 表示 $\mathbf{x}_o(t)$ 向量的元数序号, C 表示 $\mathbf{x}_o(t)$ 向量的四阶累积量. 为了求解所有观察信号的四阶累积量, 则将上式扩展到张量域内, 即 $\mathbf{C}^X = \text{cum}\{\mathbf{X}, \mathbf{X}^*, \mathbf{X}^*, \mathbf{X}\} \in \mathbf{C}^{m \times m \times m \times m}$, 其中 $\mathbf{C}^X$ 表示观察信号的四阶累积张量, 为

了估计式(1)中的混合矩阵和源信号, 对其作如下假设:

假设 1 源信号的各分量为零均值且在统计上相互独立, 则源信号协方差矩阵为对角阵.

假设 2 源信号为非高斯源信号.

假设 3 混合矩阵具有非负性.

依据假设, 结合式(1)和式(2), 得到观察信号与混合矩阵的四阶累积张量关系如下式所示

$$\mathbf{C}_{ijkl}^X = \sum_{r=1}^n k_r \mathbf{a}_{ir}^* \mathbf{a}_{jr}^* \mathbf{a}_{kr} \mathbf{a}_{lr} \quad (3)$$

式(3)中 k_r 为第 r 个源信号的峭度值, 这里 i, j, k, l 与式(2)有所不同, 其表示为观察信号的通道序号. 将式(3)转化成库克模型, 如下表述:

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{ijkl}^X &= \mathbf{K} \times_1 \mathbf{A}^{(1)} \times_2 \mathbf{A}^{(2)} \times_3 \mathbf{A}^{(3)} \times_4 \mathbf{A}^{(4)} \\ &= \sum_{r_1=1}^n \sum_{r_2=1}^n \sum_{r_3=1}^n \sum_{r_4=1}^n k_{r_1 r_2 r_3 r_4} \mathbf{a}_{r_1}^{(1)} \circ \mathbf{a}_{r_2}^{(2)} \circ \mathbf{a}_{r_3}^{(3)} \circ \mathbf{a}_{r_4}^{(4)} \end{aligned} \quad (4)$$

式中 $\mathbf{a}_{r_1}^{(1)}, \mathbf{a}_{r_2}^{(2)}, \mathbf{a}_{r_3}^{(3)}, \mathbf{a}_{r_4}^{(4)}$ 分别为 $\mathbf{A}$ 矩阵和 $\mathbf{A}^*$ 向量, 且 $r_1 = r_2 = r_3 = r_4 = r$, 其中 n 为源信号个数, 将式(3)与式(4)相对应, 得到如下式所示:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}^{(1)} &= [\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \cdots \ \mathbf{a}_n] \\ \mathbf{A}^{(2)} &= [\mathbf{a}_1^* \ \mathbf{a}_2^* \ \cdots \ \mathbf{a}_n^*] \\ \mathbf{A}^{(3)} &= [\mathbf{a}_1^* \ \mathbf{a}_2^* \ \cdots \ \mathbf{a}_n^*] \\ \mathbf{A}^{(4)} &= [\mathbf{a}_1 \ \mathbf{a}_2 \ \cdots \ \mathbf{a}_n] \end{aligned} \quad (5)$$

这里考虑到所估计的源信号为实数信号, 则对应的 $\mathbf{a}^*$ 与 $\mathbf{a}$ 相等, 即求解出式(4)每一维张量对应的矩阵, 可得到式(3)中的混合矩阵.

4 分层交替最小二乘算法

对于式(4)的库克模型分解, 传统的交替最小二乘法则无法保证混合矩阵具有非负性, 因此, 这里则采用 HALS 方法用于解决这类问题. 为了简化公式的书写, 利用张量 $\mathbf{C}$ 替代前面所提的张量 $\mathbf{C}_{ijkl}^X$, 构造代价函数如下式:

$$F = \left\| \mathbf{C} - \sum_{r_1=1}^n \sum_{r_2=1}^n \sum_{r_3=1}^n \sum_{r_4=1}^n k_{r_1 r_2 r_3 r_4} \mathbf{a}_{r_1}^{(1)} \circ \mathbf{a}_{r_2}^{(2)} \circ \mathbf{a}_{r_3}^{(3)} \circ \mathbf{a}_{r_4}^{(4)} \right\|^2 \quad (6)$$

其余差张量表示为:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{C}}^{(+r_h)} &= \mathbf{C} - \mathbf{C}^{(-r_h)} = \mathbf{K}_{t_h=r_n} \times_{-h} \{\mathbf{A}\} \times_h \mathbf{a}_{r_h}^{(h)} \\ &= \sum_{t_h=r_n} k_{t_h} \mathbf{a}_{t_h}^{(1)} \circ \mathbf{a}_{t_h}^{(h-1)} \circ \mathbf{a}_{t_h}^{(h)} \circ \mathbf{a}_{t_h}^{(4)} \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $h = 1, 2, 3, 4$. 通过对代价函数(6)求偏导, 得到 $\mathbf{a}_{r_h}^h$ 更新准则为

$$\mathbf{a}_{r_h}^h \leftarrow \frac{[\langle \mathbf{K}_{t_h=r_n} \times_{-h} \{\mathbf{A}\} \times_h \mathbf{a}_{r_h}^{(h)}, \mathbf{K}_{t_h=r_n} \times_{-h} \{\mathbf{A}\} \rangle_{-h}] + \mathbf{a}_{r_h}^h}{\langle \mathbf{K}_{t_h=r_n} \times_{-h} \{\mathbf{A}\}, \mathbf{K}_{t_h=r_n} \times_{-h} \{\mathbf{A}\} \rangle_{-h}} \quad (8)$$

同时求得张量 $\mathbf{K}$ 的更新准则为

$$k_{\tilde{\mathbf{R}}} = [\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{r}_3, \mathbf{r}_4] \leftarrow \tilde{\mathbf{C}}^{(+r_h)} \times_1 \mathbf{a}_{t_1}^{(1)\text{T}} \times_2 \mathbf{a}_{t_2}^{(2)\text{T}} \times_3 \mathbf{a}_{t_3}^{(3)\text{T}} \times_4 \mathbf{a}_{t_4}^{(4)\text{T}} \quad (9)$$

其中, $\tilde{\mathbf{C}}^{(+r_h)}$ 为式(7)的余差张量. 依据更新准则, 求出式(4)中的每维张量所对应的矩阵, 从而求出混合矩阵. 该算法的复杂度为 $O(4n)$. 最终, 通过求解出混合矩阵的伪逆估计出源信号.

5 仿真实验

5.1 评价准则

为评估欠定盲源信号分离效果, 采用混合矩阵估计误差 E_A 作为评价混合矩阵的估计性能指标, 用峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise-Ratio, PSNR) 评价估计出的源信号和真实的源信号之间的差异. 矩阵估计误差^[7]定义如下:

$$E_A = \frac{1}{n} \|\mathbf{A} - \hat{\mathbf{A}}\|_F^2 \quad (10)$$

其中, n 为源信号的数目, $\hat{\mathbf{A}}$ 为估计出的混合矩阵, $\mathbf{A}$ 为真实的混合矩阵, 且 $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数.

盲源信号第 r 个源信号的峰值信噪比^[14] PSNR 数学表述如下所示:

$$\text{PSNR}_r = 10 \log_{10} \frac{V_r^2 M_r}{\|\hat{\mathbf{s}}_r - \mathbf{s}_r\|_2^2} \quad (11)$$

PSNR 是估计信号归一化最大值与均方根误差之间的比值, 其中 V_r 是第 r 个估计出的源信号的最大值, M_r 是对应第 r 个源信号的时间长度, $\hat{\mathbf{s}}_r$ 是估计出的源信号, $\mathbf{s}_r$ 是真实的源信号.

5.2 仿真实验

为充分验证方法的有效性, 分别针对非平稳的语音信号和非平稳非稀疏的脑电信号设计相应的实验, 并在实验中对不同方法的分离效果及性能进行分析比较.

实验 1 实际语音信号

实验 1 真实的源信号来源于 ICALAB 工具包. 首先选用 benchmarks 文件中的 Speech4_sin0_05 数据, 其为四个人的真实语音信号, 并通过图 1 显示. 混合矩阵则是通过 MATLAB 随机生成且具有均匀分布. 图 2 ~ 图 5 分别为四阶累积量欠定盲辨识方法 (FOOBI)^[10], 非负矩阵分层交替最小二乘法 (NMFHALS)^[13], 带有移动的稀疏盲分离算法 (SPBS-M)^[15] 和最小二乘波束发生器 (MMSE-B)^[16] 等方法估计出的源信号, 图 6 为所提方法估计出的源信号. 从图 1 ~ 图 6 中可以看出, 在不考虑源信号排序和幅值的情况下, 所提方法得到的语音信号最为接近真实的源信号. 然而, 由于 NMFHALS 方法适用于源信号具有非负性这种情况, 估计出的源信号

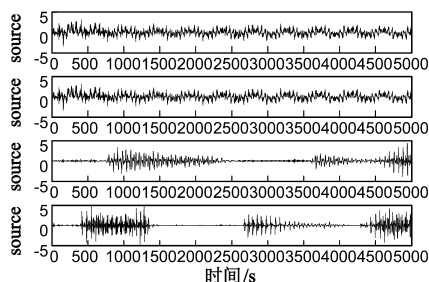


图1 Speech4_sin0_05信号

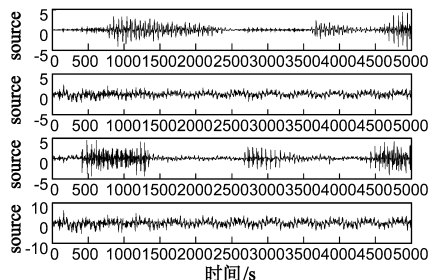


图2 FOOBI方法估计的源信号

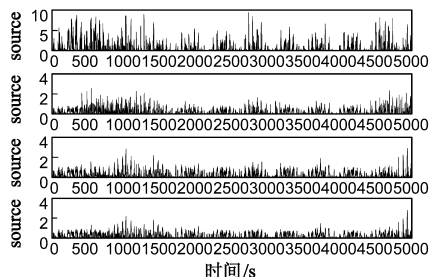


图3 NMFHALS方法估计的源信号

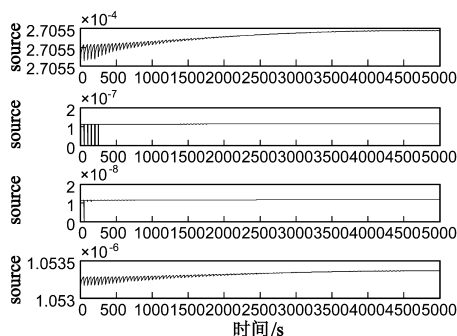


图4 SPBS-M方法估计的源信号

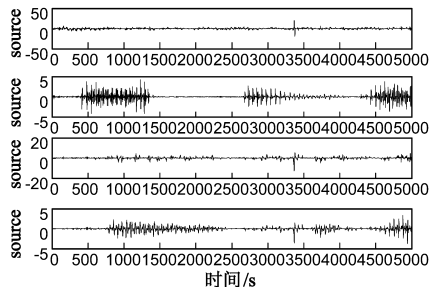


图5 MMSE-B方法估计的源信号

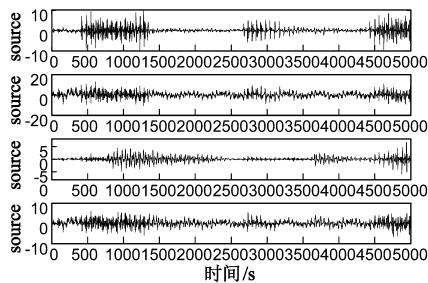


图6 本文方法估计的源信号

都具有非负性,因此与真实的源信号差异较大,同样考虑到 SPBS-M 方法是从图像盲源信号分离的角度提出的,适用于源信号具有非负性和稳态性,而待估计的语音信号不具有非负性,其为非稳态信号,则导致该方法估计信号的准确度不高。

表 1 为各个欠定盲源信号方法的性能指标及计算时间比较.尽管 SPBS-M 和 NMFHALS 方法对语音信号估计不够准确,但这两种方法能保证所估计出的混合矩阵具有非负性,因此其混合矩阵估计性能指标要优于 FOOBI 和 MMSE-B 方法.同时看出四阶累积张量方法的计算速度尽管不如 FOOBI 方法,但要优于其它三种算法的计算速度.由于 SPBS-M 需要优化的参数较多,导致计算速度较慢。

表 1 基于 Speech4_sin0_05 数据的各种方法性能指标

方法	E_A	PSNR	时间/s
FOOBI ^[10]	0.9348	19.1292	0.17
NMFHALS ^[13]	0.4143	7.0107	2.83
SPBS-M ^[15]	0.5036	9.3466	85.95
MMSE-B ^[16]	0.9461	19.6137	42.82
本文方法	0.3257	27.2316	0.82

为进一步充分说明所提方法对源信号估计的性能,这里采用 ICALAB 工具箱 benchmarks 中的 Speech4 数据.图 7 为四组真实的语音信号,利用 MATLAB 随机生成(0,1)均匀分布的混合矩阵。

图 8 ~ 图 11 分别为 FOOBI, NMFHALS, SPBS-M, MMSE-B 等欠定盲源信号分离方法所估计出的源信号,图 12 为四阶累积张量方法估计出的源信号.通过图 8

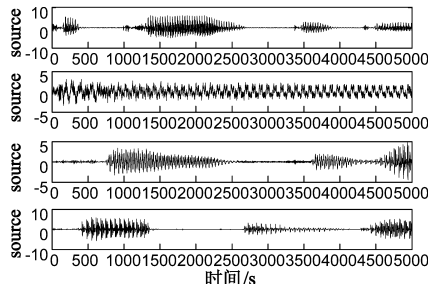


图7 Speech4信号

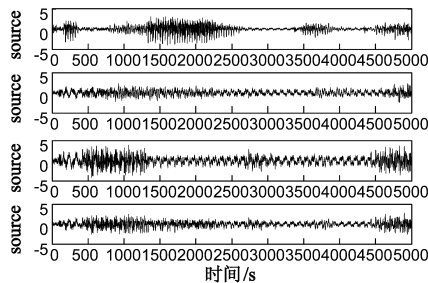


图8 FOOBI方法估计的源信号

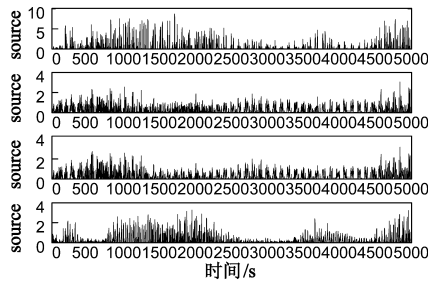


图9 NMFHALS方法估计的源信号

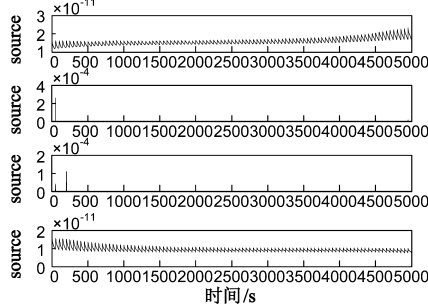


图10 SPBS-M方法估计的源信号

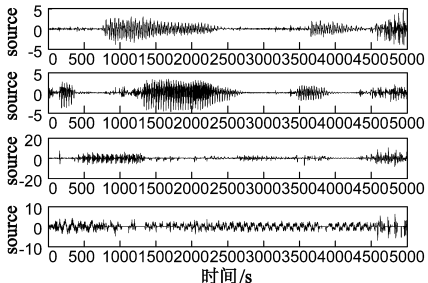


图11 MMSE-B方法估计的源信号

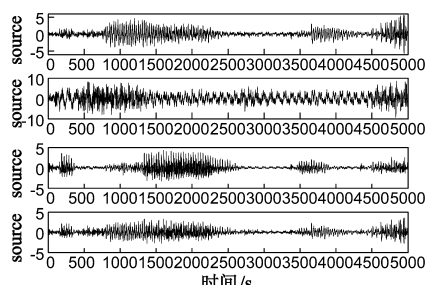


图12 本文方法估计的源信号

~图 12 可以看出,尽管所提方法在对第四个源信号进行估计时,存有一定的偏差外,但对于其它源信号的估计仍然比较接近于真实的语音信号.同时与其它方法相比,其对源信号估计的准确度仍比较高.

表 2 为各种欠定盲源信号分离性能指标,可以看出所提方法得到的性能指标要高于其它方法.

表 2 基于 Speech4 数据的各种方法性能指标			
方法	E_A	PSNR	时间/s
FOOBI ^[10]	0.8496	16.1534	0.44
NMFHALS ^[13]	0.4835	7.3995	1.81
SPBS-M ^[15]	0.4787	12.5005	131.10
MMSE-B ^[16]	0.9456	17.1534	45.40
本文方法	0.2534	23.9302	1.39

这里为了测试所提方法对于高维数据的欠定盲源信号分离性能,选用 benchmarks 中的 25speakersNOSYNC,记录了 25 个人的语音信号.同样任意生成具有(0,1)均匀分布的混合矩阵,其维数为 20×25 ,表 3 为各种方法性能指标,可以明显的看出四阶累积张量方法在处理高维数据的过程中,其计算速度有一定的优势.

表 3 基于 25speakersNOSYNC 的各种方法性能指标			
方法	E_A	PSNR	时间/s
FOOBI ^[10]	0.6161	18.5353	140.51
NMFHALS ^[13]	11.4180	6.9009	158.61
MMSE-B ^[15]	0.6769	18.8860	147.53
本文方法	0.4910	18.6549	42.04

考虑到 SPBS-M 方法所优化的参数较多,无法适用于高维语音数据,因此表 3 仅列出四种算法比较性能.可以看出四阶累积张量方法和 MMSE-B 方法对源信号估计都取得了较好的结果,然而,MMSE-B 方法无法保证估计出的混合矩阵具有非负性,因此得到的混合矩阵性能指标则低于所提方法.进一步分析四阶累积张量方法对欠定程度较高情况下的源信号估计性能.采用 benchmarks 中的 25speakersHALO 数据.其中混合矩阵是通过 MATLAB 随机生成的且具有(0,1)均匀分布的数据.在观察信号个数不同的情况下,利用四阶累积张量方法进行 100 次蒙特卡洛实验,得到 PSNR 均值如表 4 所示.可以看出随着观察信号个数的降低,PSNR 值也有所降低,但整体的变化幅度不大,其最大值与最小值之差为 0.0831.

同样,为了验证四阶累积张量方法在混合矩阵行或列具有较大相关程度情况下的欠定盲信号分离的性能,则在混合矩阵秩不同的情况下,进行 100 次蒙特卡洛实验,得到 PSNR 均值如表 5 所示.明显看出,该方法

对于不同秩的混合矩阵得到的 PSNR 值相差不大,其最大值和最小值之差为 0.0117.这说明该方法在混合矩阵的行或列具有较大相关性情况下,对源信号的估计具有一定的鲁棒性.

表 4 不同观察信号个数下的 PSNR 比较结果									
信号个数	8	10	12	14	16	18	20	22	24
PS	18.9	18.9	18.9	18.9	18.9	18.9	18.9	18.9	19.0
NR	542	654	687	692	776	824	827	860	373

表 5 不同矩阵秩下的 PSNR 比较结果						
矩阵的秩	2	4	6	8	10	12
PSNR	18.9449	18.9456	18.9465	18.9459	18.9460	18.9469
矩阵的秩	14	16	18	20	22	Max-min
PSNR	18.9463	18.9463	18.9467	18.9560	18.9566	0.0117

实验 2 生物信号

实验采用生物信号的数据是为了验证四阶累积张量方法对非平稳非稀疏性信号的分离效果.选用 ICAL-AB 工具包中 benchmarks 中的 Abio7 生物信号,同时随机生成混合矩阵,其为(0,1)均匀分布,求得各个方法分离性能指标如表 6 所示.

表 6 基于 Abio7 数据的各种方法性能指标			
方法	E_A	PSNR	时间/s
FOOBI ^[10]	0.8344	13.5950	0.41
NMFHALS ^[13]	0.5427	10.0466	8.11
SPBS-M ^[15]	0.6728	11.6945	8214.42
MMSE-B ^[16]	0.8568	13.0165	52.03
本文方法	0.3661	16.2284	1.05

通过表 6 可以看出本文所提的方法其性能指标优于其它方法.同样为了充分测试四阶累积张量方法对非平稳非稀疏数据进行欠定盲源信号分离所得到的性能结果,则采用弗莱堡大学颅内公共脑电数据,其采用频率为 256Hz.选取其中一段数据作为真实的源信号,利用 MATLAB 随机生成具有(0,1)均匀分布的混合矩阵,通过 FOOBI, NMFHALS, SPBS-M, MMSE-B 和所提方法进行 300 次蒙特卡洛实验.求得 300 次蒙特卡洛实验中 PSNR 和 E_A 均值如表 7 所示.

表 7 基于弗莱堡脑电数据的各种方法性能指标		
方法	E_A	PSNR
FOOBI ^[10]	0.8122	13.8471
NMFHALS ^[13]	430.1682	7.4331
SPBS-M ^[15]	0.7083	7.7085
MMSE-B ^[16]	0.8292	14.5807
本文方法	0.3046	16.2525

依据表 7 的实验结果,可以看出所提方法得到较好的平均性能指标,则充分显示四阶累积张量方法在处理非平稳非稀疏信号分离效果,优于其它方法。

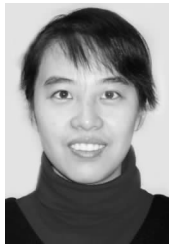
6 结论

本文针对混合矩阵具有非负性的欠定盲源信号分离问题,提出了一种四阶累积张量算法.该方法无需假设源信号具有稀疏性,及平稳性,同时提高了非平稳,非稀疏信号的欠定分离性能.通过仿真实验结果显示,当混合矩阵具有非负性时,该方法能够很好的估计出源信号和混合矩阵,且取得了较好的性能指标,表明该方法能很好的解决非平稳源信号及非负混合矩阵的欠定盲源信号分离问题。

参考文献

- [1] A Hyvarinen, E Oja. Independent component analysis: algorithms and applications[J]. Neural Networks, 2000, 13, 411 – 430.
- [2] G R Naik, D K Kumar. An overview of independent component analysis and its applications[J]. Informatica, 2011, 35: 63 – 81.
- [3] 付宁, 乔立岩, 等. 基于改进 K-means 聚类 and 霍夫变换的稀疏源混合矩阵盲估计算法[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 92 – 96.
FU Ning, Qiao Li-yan, et al. Blind recovery of mixing matrix with sparse sources based on improved K-means clustering and hough transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 92 – 96. (in Chinese)
- [4] P Bofill, M Zibulevsky. Underdetermined blind source separation using sparse representation[J]. Signal Process, 2001, 81(11): 2353 – 2362.
- [5] A Jourjine, S Rickar, et al. Blind separation of disjoint orthogonal signals: demixing N source form 2 mixtures[A]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C]. Turkey: IEEE Press, 2000. 2985 – 2988.
- [6] F Abrard, Y Deville. A time-frequency blind signal separation method applicable to underdetermined mixtures of dependent sources[J]. Signal Processing, 2005, 85: 1389 – 1403.
- [7] Sang Gyun Kim, Chang D Yoo. Underdetermined blind source separation based on subspace representation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(7): 2604 – 2614.
- [8] S Araki, H Sawada, et al. Underdetermined blind sparse source separation for arbitrarily arranged multiple sensors[J]. Signal Processing, 2007, 87: 1833 – 1847.
- [9] A Ferreol, L Albera, P Chevalier. Fourth-order blind identification of underdetermined mixtures of source[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(5): 1640 – 1653.
- [10] L D Lathauwer, J Castaing, J F Cardoso. Fourth-order cumulant-based blind identification of underdetermined mixtures[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2007, 55(6): 2965 – 2973.
- [11] 陆凤波, 黄知涛, 等. 基于时频分布的欠定混合矩阵盲辨识[J]. 电子学报, 2011, 39(9): 1992 – 1996.
Lu Feng-bo, Huang Zhi-tao, et al. Underdetermined blind separation of time-delayed non-stationary signal based on single source region in the time-frequency domain[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 1992 – 1996. (in Chinese)
- [12] P Tichavsky, Z Koldovsky. Weight adjusted tensor method for blind separation of underdetermined mixtures of nonstationary sources[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(3): 1037 – 1047.
- [13] A H Phan, A Cichocki. Extended HALS algorithm for nonnegative Tucker decomposition and its applications for multiway analysis and classification[J]. Neurocomputing, 2011, 74: 1956 – 1969.
- [14] A Cichocki, R Zdunek, et al. Nonnegative Matrix and Tensor Factorizations: Applications to Exploratory Multi-way Data Analysis and Blind Source Separation[M]. New York: Wiley, 2009.
- [15] K Gai, Z W Shi, C S Zhang. Blind separation of superimposed moving images using image statistics[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(1): 19 – 32.
- [16] Z Koldovsky, P Tichavsky, et al. A two-stage MMSE beamformer for underdetermined signal separation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(1): 1227 – 1230.

作者简介



葛素楠 女, 1984 年 12 月出生, 山东滕州人, 现为大连理工大学电子信息与电气工程学部在读博士研究生. 研究方向为信号处理、脑电信号特征提取以及伪迹去除.

E-mail: gesunan@mail.dlut.edu.cn



韩敏 女, 1959 年 8 月出生, 吉林延吉人, 教授、博士、博士生导师, 大连理工大学模糊信息处理与机器智能研究所副所长. 从事神经网络理论及其应用, 复杂系统建模及自适应控制、智能技术及优化算法的研究.

E-mail: minhan@dlut.edu.cn