

基于非正交联合对角化的跳频信号盲分离算法

唐宁, 郭英, 张坤峰

(空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077)

摘要 针对组网跳频信号网台分选需求研究跳频信号的有效盲分离问题, 现有基于联合对角化的跳频信号盲分离算法要求严格正交对角化, 而实际中往往难以满足, 为了放宽正交性条件, 提出基于非正交联合对角化的多个跳频信号盲分离算法。该算法先把整个时频域划分成多个时隙后逐一处理, 采用基于降噪处理的梯度范数法对观测信号进行处理, 从而能精确提取具有特征矩阵结构的自项时频点, 在计算其对应空间时频分布矩阵基础上, 通过非正交联合对角化估计分离矩阵, 能分离多个混叠跳频信号。仿真结果表明: 该算法能有效实现跳频信号盲分离, 与其它跳频信号盲分离算法相比具有更好的鲁棒性。

关键词 跳频信号; 盲源分离; 非正交联合对角化; 空间时频分布

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.04.013

中图分类号 TN911.7 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)04-0070-05

A Blind Separation Algorithm of Frequency-Hopping Signals Based on Non-Orthogonal Joint Diagonalization

TANG Ning, GUO Ying, ZHANG Kunfeng

(Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: In order to realize the blind separation of FH signals based on the needs of its network-station sorting, most of existing approaches based on joint diagonalization for FH signals request the orthogonality exactly, whereas this requirement is always limited in many practical applications. In order to soften the terms, a new blind separation algorithm based on non-orthogonal joint diagonalization is proposed. The algorithm effectively obtains the auto-source (time-frequency) TF points with the eigenmatrix structure through gradient norm based on noise reduction algorithm in timeslots area, computes a sequence of matrices of time-frequency distributions (TFDs), and then estimates the separate matrix through non-orthogonal joint diagonalization to realize blind source separation of mixed frequency-hopping signals. The results of the simulations illustrate that the proposed algorithm is effective in the blind separation of frequency-hopping signals, and the robustness is better than that of the other blind separation algorithms of frequency-hopping signals.

Key words: frequency-hopping signals; blind source separation (BSS); non-orthogonal joint diagonalization; spatial time-frequency distribution (STFD)

收稿日期: 2016-01-25

基金项目: 国家自然科学基金(61401499)

作者简介: 唐宁(1992—), 男, 湖南常宁人, 硕士生, 主要从事通信信号处理及阵列信号处理研究. E-mail: tangning0615@163.com

引用格式: 唐宁, 郭英, 张坤峰. 基于非正交联合对角化的跳频信号盲分离算法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2016, 17(4): 70-74. TANG Ning, GUO Ying, ZHANG Kunfeng. A Blind Separation Algorithm of Frequency-Hopping Signals Based on Non-Orthogonal Joint Diagonalization[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(4): 70-74.

跳频通信技术因其多址组网特点,抗扰性好,不容易被截获和较高的频谱利用率等优势在通信领域中得到广泛运用^[1]。而网络化趋势使得跳频无线组网应用更普及,随着空间信号日益繁多、空间电磁环境日趋复杂等因素给跳频信号参数估计及网台分选带来了更高的难度。因此研究关于混叠跳频信号的盲分离方法对跳频通信侦察具有重要意义。

盲源分离理论是实现跳频网台分选的一种重要理论,为跳频侦察问题提供了一种解决思路。盲源分离是指在对源信号和接收系统的信息皆不甚了解的情况下,仅由接收到的观测信号恢复出各个源信号参数信息的一种算法^[2]。目前国内外主要研究线性瞬时混叠模型的盲信号分离,经典的有特征矩阵联合近似对角化(Joint Approximative Diagonalization of Eigenmatrix, JADE)算法^[3],根据源信号的统计特性等条件,构造一组符合目标特征结构的矩阵,通过对该特征矩阵联合近似对角化实现混叠信号的分离,然而该算法未充分利用信号非平稳特性且抗噪性差。文献[4]提出了一种基于时频分布的盲源分离方法(Time-Frequency-Based Blind Source Separation, TFBSS),该方法针对信号非平稳这一特性利用了不同信号时频特征之间的差异,在时频域对混合信号的非线性时频分布矩阵联合近似对角化获取分离矩阵来实现混合信号分离,可以分离时频分布具有较大差异的混叠源信号;文献[5~18]将空间时频分布应用到非平稳信号(如线性调频信号等)盲分离领域,能有效实现非平稳信号盲源分离;跳频信号由于载频每隔一个跳周期随机跳变,是一种典型的非平稳信号,文献[7]将基于时频分布的盲源分离方法应用到跳频信号领域,能有效分离跳频信号和定频信号,且比JADE算法具有更好的分离效果,但对于多FH信号的分离未显示有好的效果;文献[13]指出如果源信号具有一定相关性或者噪声的影响,经过白化预处理后的矩阵并非标准的正交矩阵,那么普通联合对角化并不能得到精确的分离效果。针对混叠跳频信号盲源分离中特征矩阵对应的时频点选取和联合对角化问题,本文提出基于非正交联合对角化的跳频信号盲分离算法。

1 盲分离模型和空间时频分布

信号盲分离分为2步,第1步为白化预处理,目的是利用白化矩阵 \mathbf{Q} 使得信号具有零均值单位方差;第2步是分离过程,寻求分离矩阵 \mathbf{W} 来恢复各个源信号。其模型见图1。

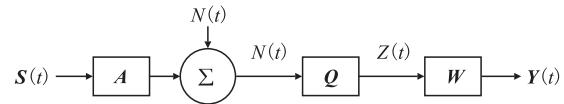


图1 盲分离模型

Fig 1. Model of blind separation

观测信号数学模型为^[6]:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{AS}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$ 是由 N 个未知发射源跳频信号 $s_i(t)(i=1, 2, \dots, N)$ 构成的列向量, $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 是由 M 个接收通道观测到的信号 $x_i(t)(i=1, 2, \dots, M)$ 构成的列向量, \mathbf{A} 为一个 $M \times N$ 维的混合矩阵, $\mathbf{N}(t)$ 为 M 维加性高斯白噪声。盲分离的关键就是寻找一个 $N \times M$ 维可分离矩阵 \mathbf{W} ,使得 $\mathbf{Y}(t) = \mathbf{WZ}(t)$ 为源信号 $\mathbf{S}(t)$ 的估计信号,其中 $\mathbf{Z}(t) = \mathbf{QX}(t)$ 为对观测信号的白化信号。分离后的信号 $\mathbf{Y}(t)$ 分量可能存在先后次序模糊和幅度大小模糊问题,但这并不影响对信号的分离识别。

空间时频分布(Spatial Time-Frequency Distribution, STFD)矩阵^[7]可表示如下:

$$\mathbf{D}_{XX}(t, f) = \mathbf{A} \times \mathbf{D}_{ss}(t, f) \times \mathbf{A}^H + \mathbf{D}_{NN}(t, f) \quad (2)$$

式中: $[\mathbf{D}_{XX}(t, f)]_{ij} = \mathbf{D}_{XiXj}(t, f)(i, j = 1, 2, \dots, N)$; $[\mathbf{D}_{ss}(t, f)]_{ij} = \mathbf{D}_{SiSj}(t, f)(i, j = 1, 2, \dots, N)$; $\mathbf{D}_{NN}(t, f)$ 为噪声时频分布,各时频分布均采用平滑伪魏格纳-维尔时频分布(Smoothing Pesudo Winger-Ville Distribution, SPWVD)^[5]。

2 基于非正交联合对角化盲分离算法

2.1 含噪预处理

为有效实现多个信号分离,需要对观测信号进行预处理。预处理可分为中心化和白化处理2个阶段。中心化处理使得观测信号的期望为零;白化处理是指寻求白化矩阵 $\mathbf{Q} \in \mathbf{C}^{N \times M}$,使得白化后信号方差为单位矩阵。

$$\mathbf{Q} = \mathbf{E}^{-1/2} \mathbf{V}^T \quad (3)$$

$$\mathbf{Z}(t) = \mathbf{QX}(t) = \mathbf{QAS}(t) = \mathbf{US}(t) \quad (4)$$

$$\mathbf{R}_{ZZ} = \mathbf{E}[\mathbf{Z}(t)\mathbf{Z}^H(t)] = \mathbf{I} \quad (5)$$

式中: \mathbf{E} 为观测信号 $\mathbf{X}(t)$ 相关矩阵 \mathbf{R}_{XX} 的前 N 个最大特征值(从大到小排序)组成的对角矩阵; \mathbf{V} 是这 N 个特征值相应的特征矢量组成的矩阵,通过将式(4)代入式(5)计算可知 \mathbf{U} 为一正交(酉)矩阵。但以上传统分析是建立在不考虑噪声的基础上的,实际环境中,噪声不容忽视,故提出噪声补偿方法,通过在白化时减去噪声功率 σ^2 , σ^2 可通过观测信号协方差矩阵估计得到,含噪白化矩阵为:

$$\mathbf{Q} = (\mathbf{E} - \sigma^2 \mathbf{I})^{-1/2} \mathbf{V}^T \quad (6)$$

那么白化后信号的空间时频分布矩阵可近似表示为:

$$\mathbf{D}_{zz}(t, f) = \mathbf{Q} \mathbf{D}_{xx}(t, f) \mathbf{Q}^H = \mathbf{U} \times \mathbf{D}_{ss}(t, f) \times \mathbf{U}^H \quad (7)$$

由上式可知,当时频点为信号自项对应的时频点时,源信号的时频分布矩阵 $\mathbf{D}_{ss}(t, f)$ 为对角矩阵,那么就可以通过对自项时频点的时频矩阵 $\mathbf{D}_{zz}(t, f)$ 进行对角化求得矩阵 \mathbf{U} ,因此盲源分离的关键在于信号自项时频点的选取。

2.2 基于时隙降噪处理自项时频点寻优

在进行自项时频点提取之前,先把整个时频区域按时间划分成多个时隙区域,对每个时隙进行处理。在白化处理之前先对观测信号做一个降噪处理,以去除噪声带来的影响。令 Ω 为观测信号的时频支撑域,可通过式(8)、式(9)选取能量聚集的时频点 $(t, f) \in \Omega$ 。

$$\begin{cases} \mathbf{D}_{xx}(t, f) \neq 0, (t, f) \in \Omega \\ \mathbf{D}_{xx}(t, f) = 0, (t, f) \notin \Omega \end{cases} \quad (8)$$

$$\frac{\|\mathbf{D}_{xx}(t, f)\|}{\max_f \|\mathbf{D}_{xx}(t, f)\|} > \epsilon_1 \quad (9)$$

式中: $\|\cdot\|$ 表示 F 范数; ϵ_1 为门限值(一般取 0.05)。

由于非线性时频分布中的时频点不仅仅只有自项时频点,还需从混合时频点中提取自项时频点,通过对时频矩阵 $\mathbf{D}_{zz}(t, f)$ 做奇异值分解,可得如下关系:

$$\text{svd}(\mathbf{D}_{zz}(t, f)) = \text{svd}(\mathbf{U} \times \mathbf{D}_{ss}(t, f) \times \mathbf{U}^H) = \text{svd}(\mathbf{D}_{ss}(t, f)) \quad (10)$$

并在此基础上构建代价函数: $C(t, f) = \frac{\max |\text{svd}(\mathbf{D}_{zz}(t, f))|}{\sum \text{svd}(\mathbf{D}_{zz}(t, f))}$, 分析可知当 $C=1$ 时,表示

此时频点处仅有一个源信号,通过代价函数 C 的梯度范数极值以及海赛矩阵极值来提取自项时频点。

$$\begin{cases} \|\text{Grad}_C(t, f)\|_F \leq \epsilon_2 \\ H_C(t, f) < 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中: ϵ_2 (文献[10]对其取值有详细说明,故不在此赘述)为用以控制极值点个数的门限值,满足式(8)、式(9)和式(11)条件即为自项时频点。

2.3 非正交联合对角化

盲源分离要求源信号间相互独立,白化处理能大大降低混合信号之间的相关性并通过降维压缩信息,虽经噪声补偿但仍不可避免累积了噪声误差,于是经白化处理后得到的矩阵 \mathbf{U} 不会是标准的正交(酉)矩阵,那么采用传统的对角化方法就不能得到比较准确的分离矩阵,文献[14]提出利用非正交联

合对角化(Non-Orthogonal Joint Diagonalization, NOJD)方法对一组矩阵进行对角化。非正交联合对角化算法最大的优点在于对角化矩阵 \mathbf{U} 可以不限定为正交(酉)矩阵,其中 ACDC (Alternating Columns Diagonal Centers, ACPC) 是一种经典算法,首先构建目标函数:

$$R_{LS}(\mathbf{U}, \Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_k) = \sum_{k=1}^K w_k \|\mathbf{D}_k - \mathbf{U} \Lambda_k \mathbf{U}^H\|_F^2 \quad (12)$$

式中: \mathbf{D}_k 为通过前一小节中方法选取的第 k 个自项时频点的空间时频分布矩阵; Λ_k 为对角矩阵; w_k 为加权系数。其求解矩阵 \mathbf{U} 步骤简述如下:

步骤 1 选取一组空间时频分布矩阵集 $\{\mathbf{D}_k\}$, 初始化矩阵 \mathbf{U} 和矩阵集 $\{\Lambda_k\}$, 不妨设为单位矩阵。

步骤 2 AC(Alternating Columns, AC)阶段: 从 \mathbf{U} 的列向量中随机选择一个作为变量, 并代入式(12)求取目标函数 R_{LS} 的极小值。

步骤 3 DC(Diagonal Centers, DC)阶段: 根据 AC 阶段更新对角矩阵 Λ_k , 同时保持矩阵 \mathbf{U} 不变, 并利用式(12)使目标函数取得极小值。

步骤 4 如此交替迭代 AC-DC 2 个阶段, 直到目标函数达到期望值。

当目标函数的取值满足期望要求时, 此时的矩阵 \mathbf{U} 即为所求分离矩阵。

2.4 算法步骤

文中完整的盲源分离算法流程见图 2。

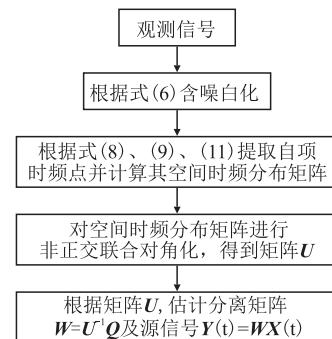


图 2 盲源分离算法流程图

Fig.2 The flow chart of blind source separation algorithm

3 仿真及结果分析

为验证本文针对跳频信号的盲源分离算法性能, 进行实验仿真。仿真条件如下: 接收阵元数 $M=4$, 源信号数目 $N=3$; 第 1 路信号跳速为 $f_{h1}=200$ hop/s, 归一化频率集 $\{0.15, 0.4\}$, 第 2 路信号跳速为 $f_{h2}=500$ hop/s, 归一化频率集 $\{0.41, 0.05, 0.35, 0.1, 0.25\}$, 第 3 路信号跳速为

$f_{h2} = 500$ hop/s, 归一化频率集 $\{0.3, 0.45, 0.25, 0.2, 0.15\}$, 采样速率 $f_s = 100$ kHz, 构造 3 个跳频实信号, 信号分离前后波形见图 3。

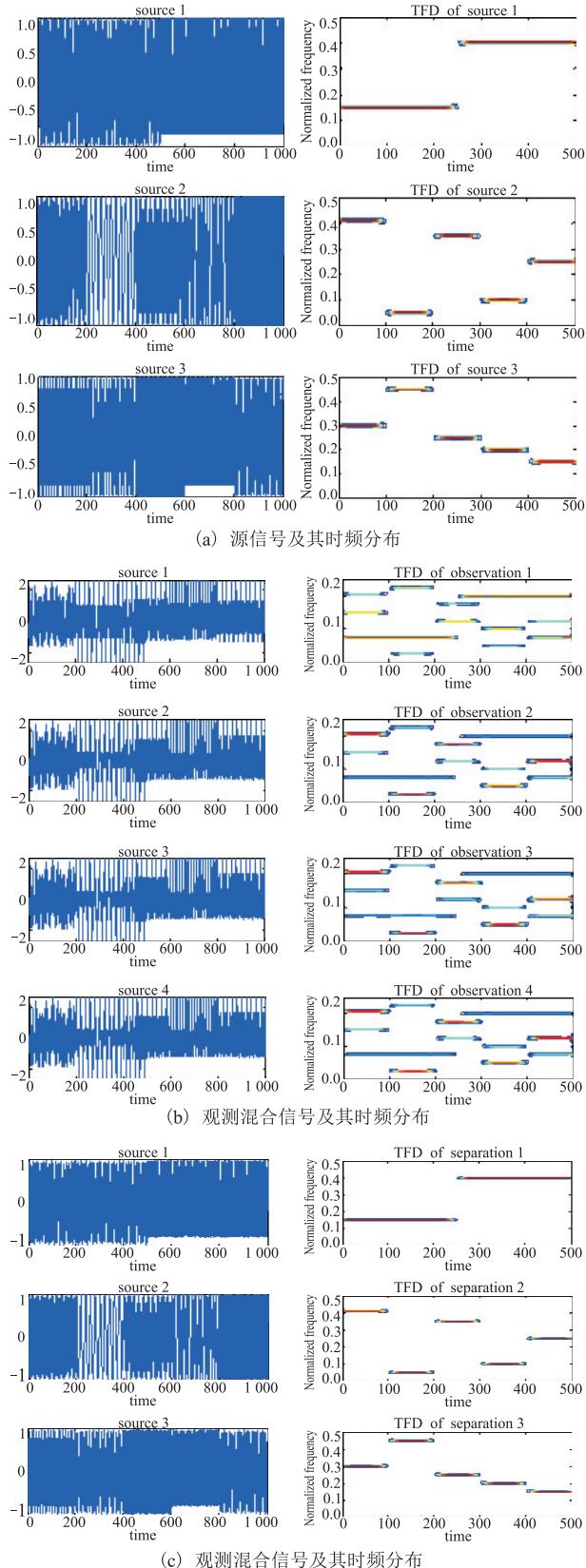


图 3 跳频信号分离前后图(40 dB)

Fig.3 Blind source separation of frequency-hopping signals (40 dB)

从图中可看出,图 3(a)为源信号的时域波形及其平滑伪魏格纳-维尔时频分布(SPWVD),图 3(b)为混合信号时域波形及其平滑伪魏格纳-维尔时频分布(SPWVD),图 3(c)为采用本文的盲源分离算法分离后的信号时域波形及其平滑伪魏格纳-维尔时频分布(SPWVD);分离前后信号基本一致,可清晰辨认,表明本文算法能有效分离不同跳频信号,可采用 PI 值来定量衡量算法的分离效果,PI 值的定义为^[15]:

$$\text{PI} = \sum_{i=1}^n \left\{ \sum_{j=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_k |g_{ik}|} - 1 \right\} + \sum_{j=1}^n \left\{ \sum_{i=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_k |g_{kj}|} - 1 \right\} \quad (13)$$

式中: g_{ij} 为系统矩阵 $\mathbf{G} = \mathbf{WA}$ 的元素, $\max_i |g_{ij}|$ 表示取系统矩阵第 i 行绝对值最大的元素。PI 值表示系统矩阵非对角元素之和,其值越接近零,表明算法分离效果越好。

图 4 为本文分离算法与 JADE 算法以及文献[14]算法在不同信噪比条件下采用 Monte Carlo 实验 100 次的分离性能曲线图。由图 4(a)可知,在高信噪比时,2 种算法的性能接近,均能很好地分离混叠跳频信号;在信噪比低于 12 dB 时,JADE 盲分离算法的分离性能迅速恶化,完全不能分离混叠跳频信号;而本文所提盲分离算法分离性能下降缓慢,仍能分离跳频信号,比之具有更好的分离性能。因此,本文的盲分离算法鲁棒性更好;由图 4(b)可知,在信噪比低于 20 dB 时,文献[14]的算法性能迅速恶化,而本文算法依然有效。

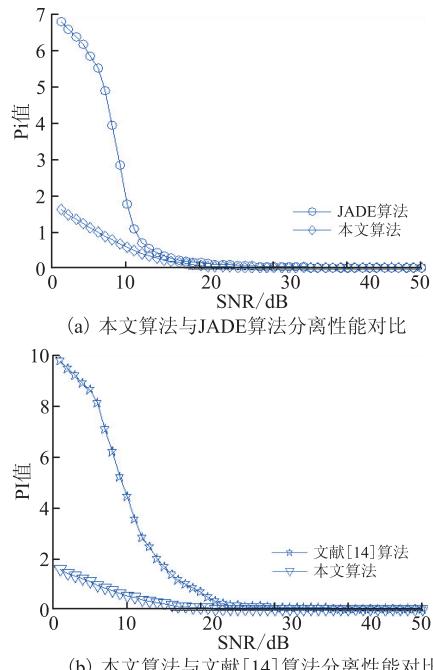


图 4 不同盲源分离算法性能曲线图

Fig.4 The performance curve of blind source separation algorithms

4 结语

为有效实现跳频信号盲分离,本文研究了基于非正交联合对角化的跳频信号盲分离算法,以基于时隙降噪处理的梯度范数寻优准确提取自项时频点,再通过非正交联合对角化进行估计分离矩阵,从而实现混叠跳频信号的有效分离,且具有较好的鲁棒性,为解决跳频网台分选问题提供了更为高效的解决思路;为进一步实现网台分选,可再利用时频域信息(跳时刻、跳周期、跳频频率)和空域信息(DOA),可适用于同步、异步情况,甚至是“频率碰撞”的情况。

参考文献(References):

- [1] 姚富强.通信抗干扰工程与实践[M].北京:电子工业出版社,2008.
YAO Fuqiang. Communication Anti-jamming Project and Practice[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2008.(in Chinese)
- [2] 朱行涛,刘郁林,何为,等.基于跳频信号短时平稳的二阶特征窗盲分离抗干扰方法[J].重庆邮电大学学报:自然科学版,2015,27(1):49-54.
ZHUXingtao, LIU Yulin, HE Wei, et al. Second-Order Characteristic Window of BSS Anti-Jamming Method Based on Frequency Hopping Signals Short-Tme Stationary[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunication: Natural Science Edition, 2015, 27(1): 49-54. (in Chinese)
- [3] CARDOSO J F, SOLOUMIAC. A Blind Beamforming for Non-Gaussian Signals [J]. IEE Proceedings, Part F: Radar and Signal Processing, 1993, 140(6):362-370.
- [4] BELOUCHRANI A, AMIN M G . Blind Source Separation Based on Time-Frequency Signal Representations [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(11):2888-2897.
- [5] 马明,沈越泓,牛英涛,等.基于空间时频分布的非平稳信号盲分离算法性能研究[J].探测与控制学报,2007,29(3):56-60.
MA Ming, SHEN Yuehong, NIU Yingtao, et al. Performance of Blind Source Separation Based on Spatial Time-Frequency Distribution for Non-Stationary Signals[J]. Journal of Detection & Control, 2007, 29(3): 56-60. (in Chinese)
- [6] LI X L, ZHANG X D. Nonorthogonal Joint Diagonalization Free of Degenerate Solution[J]. IEEE Trans Signal Process, 2007, 55(5):1803-1814.
- [7] 冯涛,袁超伟.基于时频分布的跳频信号盲分离方法[J].系统工程与电子技术,2010,32(5):900-903.
FENG Tao, YUAN Chaowei. Blind Separation of Frequency-Hopping Signals Based on Time-Frequency Distribution[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(5): 900-903. (in Chinese)
- [8] AISSA-EL-BEY A, LINH-TRUNG N, ABED-MERAIM K, et al. Underdetermined Blind Separation of Non-disjoint Sources in the Time-Frequency Domain[J]. Signal Processing, 2007, 55(3):897-907.
- [9] PENG Dezhong, XIANG Yong. Under Determined Blind Source Separation Based on Relaxed Sparsity Condition of Sources [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(2):809-813.
- [10] 李宏坤,张学峰,徐福健,等.基于时频分析的欠定信号盲分离与微弱特征提取[J].机械工程学报,2014,50(18):14-22.
LI Hongkun, ZHANG Xuefeng, XU Fujian, et al. Investigation on Blind Source Sepa Ration for Under Determined Mixtures Based on Time-Frequency Analysis and Weak Feature Extraction[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50 (18):14-22. (in Chinese)
- [11] 李纪永,李舜酩,田国成,等.多分量调频信号源混合相交非正交联合对角化盲分离[J].振动工程学报,2015,28(4):633-639.
LI Jiyong, LI Shunming, TIAN Guocheng, et al. NOJD for Multi-Components FM Source Mixed Signal Separation Based on Time-Frequency Distributions[J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(4): 633-639. (in Chinese)
- [12] 张和发,李立萍,杨小牛,等.一种适用于微弱信号盲提取的白化方法[J].电子学报,2011,39(6):1297-1301.
ZHANG Hefu, LI Liping, YANG Xiaoniu, et al. An Efficient Whitening Method for Weak Signal Extraction[J]. Acta Electronica Sinica. 2011, 39(6): 1297-1301. (in Chinese)
- [13] 何文雪,王林,谢剑英.基于模糊函数的单步盲信号分离算法[J].系统仿真学报,2005,17(5):1261-1264.
HE Wenxue, WANG Lin, XIE Jianying. Single Step Blind Source Separation Algorithm Using Ambiguity Function[J]. Jouranl of System Simulation, 2005, 17 (5): 1261-1264. (in Chinese)
- [14] YEREDOR A. Non-Orthogonal Joint Diagonazaton in the Least-Squares Sense with Application in Blind Source Separation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50: 1545-1553.
- [15] ZIEHE A, LASKOV P, NOLTE G, et al. A Fast Algorithm for Joint Diagonazation with Non-Orthogonal Transformation and Its Application to Blind Source Separation[J]. Journal of Machine Learning Research, 2004, 5(3):777-800.
- [16] XU X F, FENG D Z, ZHENG W X. A Fast Algorithm for Nonunitary Joint Diagonalization and Its Application to Blind Source Separation[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2011, 59(7):3457-3463.
- [17] LI Xilin, ADALI T, ANDERSON M. Joint Blind Source Separation by Generalized Joint Diagonalization of Cumulant Matrices[J]. Signal Processing, 2011, 91(10):2314-2322.
- [18] CHABRIEL G, BARRUERE J. A Direct Algorithm for Non-orthogonal Approximate Joint Diagonalization [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(1):39-47.

(编辑:徐楠楠)