

控制与决策

Control and Decision

基于时变自回归模型的FAJD盲源分离算法

季策, 靳超^y, 张颖

引用本文:

季策, 靳超^y, 张颖. 基于时变自回归模型的FAJD盲源分离算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(3): 651–656.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0715>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

自适应线性预测卡尔曼滤波压缩感知算法

Adaptive linear predictive Kalman filter compressed sensing algorithm

控制与决策. 2020, 35(1): 83–90 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0679>

无线多跳网络联合拥塞控制和功率分配的快速二阶算法

Fast second-order algorithm for jointly congestion control and power allocation in wireless multi-hop networks

控制与决策. 2020, 35(1): 99–106 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0564>

基于观测器的线性时变时滞多智能体系统一致性

Observer-based consensus of linear multi-agent systems with time-varying delays

控制与决策. 2019, 34(9): 1885–1892 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.0103>

基于切比雪夫多项式的双基地前视SAR成像算法

Imaging algorithm for bistatic forward-looking SAR based on Chebyshev polynomials

控制与决策. 2019, 34(6): 1241–1246 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1400>

融合改进蚁狮算法和T-S模糊模型的噪声非线性系统辨识

Identification of nonlinear system with noise based on improved ant lion optimization and T-S fuzzy model

控制与决策. 2019, 34(4): 759–766 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1282>

自稳定的双目的特征对提取算法及其收敛性分析

Unified self-stabilizing eigen-pairs extraction algorithm and its convergence analysis

控制与决策. 2017, 32(4): 600–606 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0317>

基于相似度学习的多源迁移算法

Similarity-learning based multi-source transfer learning algorithm

控制与决策. 2017, 32(11): 1941–1948 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1279>

湍流环境中多弱感知机器人气味源搜索算法

Odor source search employing multi-robots with limited perception in turbulence environments

控制与决策. 2015, 30(8): 1429–1433 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0701>

基于时变自回归模型的FAJD盲源分离算法

季 策, 靳 超[†], 张 颖

(东北大学 计算机科学与工程学院, 沈阳 110169)

摘 要: 为实现多高斯源和相关源信号的盲分离, 在快速近似联合对角化 (FAJD) 算法的基础上, 将故障诊断领域的时变自回归理论成功地应用于相关源信号的盲分离和多高斯源信号的盲分离. 首先采用时变自回归模型 (TVAR) 对源信号建模, 并通过白化预处理使得建模后的源信号具有可联合对角化的结构; 然后, 通过基函数加权和的方法将时变参数近似为已知基函数的加权和的形式, 将其变成时不变的参数, 再通过递推最小二乘法求解出模型系数矩阵组; 最后, 将所求出的系数矩阵组作为快速近似联合对角化的目标矩阵组, 通过 FAJD 算法实现混合信号的分离. Matlab 仿真实验验证了所提出的算法对于相关源信号和多高斯源信号的分离是行之有效的. 由于算法中 TVAR 模型的优良特性, 此算法非常适用于混合通信信号的盲分离.

关键词: 盲源分离; 高斯源; 相关源; 时变自回归; 基函数; 快速近似联合对角化算法

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

FAJD blind source separation algorithm based on time-varying autoregressive model

Ji Ce, Jin Chao[†], Zhang Ying

(School of Computer Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China)

Abstract: In order to realize the blind separation of multi-Gaussian source and related source signals, based on the fast approximation joint diagonalization (FAJD) algorithm, the time-varying autoregressive theory in the field of fault diagnosis is successfully applied to the blind separation of correlated source signals and blind separation of multi-Gaussian source signals. Firstly, the time-varying autoregressive (TVAR) model is used to model the source signal. Then, the whitened pre-processing makes the modeled source signal have a structure that can be combined diagonally, and the time-varying parameters are approximated by the weighted sum of the basis functions. For the form of the weighted sum of the known basis functions, it becomes a time-invariant parameter, and then the model coefficient matrix group is solved using recursive least squares method, and it is used as the target matrix group of fast approximation and diagonalization. Finally, the separation of mixed signals is achieved using the FAJD algorithm. Matlab simulation experiments verify that the proposed algorithm is effective for the separation of correlated source signals and multi-Gaussian source signals. Due to the excellent characteristics of the TVAR model in the algorithm, this algorithm is very suitable for blind separation of mixed communication signals.

Keywords: blind source separation; Gauss source; related source; TVAR; basis function; FAJD

0 引 言

盲源分离作为 20 世纪末期兴起的一种盲信号处理方法, 在地震监测、遥感遥测、生物医学工程、雷达和声呐等领域均有广泛的应用^[1-4]. 其中快速近似联合对角化算法 (fast approximate joint diagonalization, FAJD)^[5-7] 分离性能稳定、适用性强, 因而成为近年来盲分离技术中的重点和难点.

现有的绝大多数盲源分离算法都是基于源信号的独立性假设提出的, 而且最多只能存在一个高斯

源信号. 然而, 在复杂的现实环境中, 源信号很难保证相互独立, 也难以确定高斯噪声的数量, 此时经典的独立成分分析 (independent component analysis, ICA) 算法失效. 鉴于此种情形, 文献 [8-9] 分别提出了有界分量分析和体积最大化的算法, 均实现了相关源信号的分离; 文献 [10-11] 针对高斯源信号进行了深入研究, 通过引入因子分析模型, 成功实现了多高斯源的盲分离; 文献 [12] 提出了基于自回归模型的 JADE 算法, 即 DARSS-JD 算法, 同时实现了相关源信

收稿日期: 2018-05-26; 修回日期: 2018-09-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61273164, 61370152, 61671141); 沈阳市科技计划项目 (F16-205-1-01).

责任编辑: 柴利.

[†]通讯作者. E-mail: 916914917@qq.com.

号和多高斯源信号的盲分离. 其主要思想是: 通过自回归(auto-regressive, AR)模型对源信号进行建模, 利用 Yule-Walker 方程的求解得到 AR 模型的系数矩阵, 最后对系数矩阵组进行联合对角化以估计出源信号. 然而, 由于 AR 模型只适用于变化平缓的随机信号, 对于频率变化快的通信信号的模拟性较差, 且 Yule-Walker 方程求解过程涉及到矩阵组的求逆, 计算量非常大.

针对上述 DARSS-JD 算法的不足, 本文提出一种基于时变自回归模型的 FAJD 盲源分离算法, 将故障诊断领域的时变自回归理论^[13]成功地应用于相关源信号的盲分离和多高斯源信号的盲分离. 本文提出的算法对相关源信号和多高斯源信号的分离具有十分重要的意义, 可广泛地应用于抗干扰通信、谐波源分离、抗中继器干扰等领域. 首先, 采用时变自回归(time-varying auto-regressive, TVAR)模型对源信号进行建模, 再通过白化预处理使得建模后源信号具有可联合对角化的结构; 然后, 将时变参数近似为已知的基函数加权的形式, 将其变成时不变的参数, 再通过递推最小二乘求得系数矩阵组; 最后, 将求得的系数矩阵组作为 FAJD 算法的目标矩阵组, 利用 FAJD 算法估计出源信号. 本文算法有效解决了 DARSS-JD 算法中矩阵求逆时计算量过大的问题, 而且改进后的算法对于频率变化快的通信信号的模拟性更好. 通过 Matlab 仿真实验表明了本文算法对于相关源信号和高斯源信号的盲分离是行之有效的, 且性能优于已有的 DARSS-JD 算法.

1 基本原理和相关概念

1.1 盲源分离

盲源分离技术是指在不知道源信号和混合矩阵的情况下, 仅根据观测信号的相关信息分离出源信号的过程^[14]. 本文研究的是线性瞬时混合模型下的盲源分离, 其数学模型可以简化为

$$x(t) = As(t). \quad (1)$$

其中: A 为 $m \times n$ 维混合矩阵, $s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]$ 为 n 个未知的源信号组成的矩阵, 源信号通过未知的线性系统后得到 m 个观测信号并组成矩阵 $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]$.

1.2 时变自回归模型

非平稳的离散时间序列 $s(t) (t = 0, 1, \dots, T)$ 可以用时变自回归模型(TVAR)^[15]表示如下:

$$s(t) = \sum_{k=1}^p d_k(t)s(t-k) + e(t). \quad (2)$$

其中: $d_k(t)$ 为时变系数, p 为 TVAR 模型的阶数, $e(t)$ 为零均值的白噪声.

2 基于时变自回归模型的盲源分离算法

n 个基于时变自回归模型的源信号 $s_i(t) (i = 1, 2, \dots, T)$ 表示如下:

$$\begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_n(t) \end{bmatrix} = \sum_{k=1}^p \begin{bmatrix} d_{1k}(t) & & & \\ & d_{2k}(t) & & \\ & & \ddots & \\ & & & d_{nk}(t) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} s_1(t-k) \\ s_2(t-k) \\ \vdots \\ s_n(t-k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1(t) \\ e_2(t) \\ \vdots \\ e_n(t) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

其中 $p = \max\{p_n\}_{n=1,2,\dots,n}$.

为书写方便, 将式(3)简化为

$$s(t) = \sum_{k=1}^p D_k s(t-k) + e(t). \quad (4)$$

其中: $s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ 为 n 个源信号, $D_k = \text{diag}[d_{1k}(t), d_{2k}(t), \dots, d_{nk}(t)]$ 为对角矩阵, $e(t) = [e_1(t), e_2(t), \dots, e_n(t)]^T$ 为加性白噪声.

将 n 个源信号通过 $n \times n$ 维非奇异混合矩阵 A 得到 n 个观测信号

$$\begin{aligned} x(t) &= As(t) = \\ &= \sum_{k=1}^p AD_k s(t-k) + Ae(t) = \\ &= \sum_{k=1}^p (AD_k A^{-1}) As(t-k) + Ae(t) = \\ &= \sum_{k=1}^p N_k x(t-k) + \beta_1(t). \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $\beta_1(t) = Ae(t)$, $x(t-k) = As(t-k)$, $N_k = AD_k A^{-1}$ 具有近似对角化结构. 为使 N_k 符合联合对角化的目标函数的形式, 对混合后的信号进行预白化处理, 即

$$\begin{aligned} z(t) &= vx(t) = \\ &= \sum_{k=1}^p vN_k x(t-k) + v\beta_1(t) = \\ &= \sum_{k=1}^p (vN_k v^{-1}) vx(t-k) + v\beta_1(t) = \\ &= \sum_{k=1}^p (vAD_k A^{-1} v^{-1}) vx(t-k) + v\beta_1(t) = \\ &= \sum_{k=1}^p (HD_k H^{-1}) vx(t-k) + v\beta_1(t) = \end{aligned}$$

$$\sum_{k=1}^p M_k z(t-k) + v\beta_2(t). \quad (6)$$

其中: v 为白化矩阵; $\beta_2(t) = v\beta_1(t)$; 白化后的 $H = vA$ 为酉矩阵, 故 $H^{-1} = H^H$; $M_k = HD_kH^{-1} = HD_kH^H$.

本文利用基函数展开法^[16], 将时变参数展开成已知基函数的线性加权和, 再运用递推最小二乘估计方法求得模型的系数. 将时变系数 M_k 展开成 m 维基函数的形式, 展开过程如下所示:

$$M_k = \sum_{j=0}^m M_{kj}g_j(t) = M_{k0}g_0(t) + M_{k1}g_1(t) + \dots + M_{km}g_m(t). \quad (7)$$

其中: $g_j(t)$ 为已知的一组基函数, M_{kj} 为基函数的组合权值矩阵. 将式(7)代入(6)可得

$$z(t) = \sum_{k=1}^p \sum_{j=0}^m M_{kj}g_j(t)z(t-k) + \beta_2(t) = \sum_{k=1}^p [M_{k0}g_0(t)z(t-k) + \dots + M_{km}g_m(t)z(t-k)] + \beta_2(t) = [M_{10} \dots M_{1m} \dots M_{p0} \dots M_{pm}] \begin{bmatrix} g_0(t)z(t-1) \\ \vdots \\ g_m(t)z(t-1) \\ \vdots \\ g_0(t)z(t-k) \\ \vdots \\ g_m(t)z(t-k) \end{bmatrix} + \beta_2(t) = Z^T(t)M + \beta_2(t). \quad (8)$$

其中

$$M^T = [M_{10}^T \dots M_{1m}^T \dots M_{p0}^T \dots M_{pm}^T],$$

$$Z^T(t) = [g_0(t)z(t-1) \dots g_m(t)z(t-1) \dots g_0(t)z(t-p) \dots g_m(t)z(t-p)].$$

根据最小二乘原理, 未知参数 M 的最佳估计值应使模型的残差 $\beta_2(t)$ 的平方和达到最小, 即

$$\min \left[\sum_{t=p+1}^N \beta_2^2(t) \right] = \min \left\{ \sum_{t=p+1}^N [z(t) - Z^T(t)M]^2 \right\}. \quad (9)$$

由递推最小二乘估计得

$$\hat{M} = \left[\sum_{t=p+1}^N Z(t)Z^T(t) \right]^{-1} \sum_{t=p+1}^N Z(t)z(t). \quad (10)$$

令

$$V(t) = \left[\sum_{t=p+1}^N Z(t)Z^T(t) \right]^{-1}, \quad (11)$$

则有下面的最小二乘递推过程:

$$V(t+1) = [V(t) - V(t)Z(t)Z^T(t)V(t)]^{-1} [z^T(t+1) + Z^T(t)\hat{M}(t)], \quad (12)$$

$$\hat{M}(t+1) = [\hat{M}(t) - V(t)Z(t)Z^T(t)\hat{M}(t)]^{-1} Z^T(t)V(t).$$

初始值的选取如下:

$$\hat{M}_0 = \lambda\theta_{pn(m+1) \times n}, \lambda = 10^{-9};$$

$$\hat{V}_0 = \mu E_{pn(m+1) \times pn(m+1)}, \mu = 10^4.$$

其中: θ 为 $pn(m+1) \times n$ 维矩阵且矩阵中元素全为 1; E 为 $pn(m+1) \times pn(m+1)$ 维单位矩阵. 本文选取的基函数为如下形式的傅里叶基函数:

$$g_j(t) = \begin{cases} \cos\left(\frac{j\pi t}{2N}\right), & j = 2k + 1; \\ \sin\left[\frac{(j+1)\pi t}{2N}\right], & j = 2k. \end{cases} \quad (14)$$

其中: k 为大于零的整数; $t = 0, 1, \dots, T$ 为采样时间; N 为采样点个数, $N = T + 1$; $j = 0, 1, \dots, m$ 为扩展维数. 迭代从第 $p + 1$ 个数据点开始, 估计出 M^T 的值之后再返回基函数展开式(7), 计算出系数矩阵组 $\{M_1, M_2, \dots, M_p\}$, 其中 $M_k = HD_kH^H$ ($k = 1, 2, \dots, p$) 具有可联合对角化结构. 然后将系数矩阵组 M_k 视为联合对角化的目标矩阵, 运用文献[17]中的FAJD算法得到分离矩阵 $W = H^H$. 最后通过分离矩阵 W 实现分离, 得到源信号的估计值

$$y(t) = Wz(t). \quad (15)$$

3 仿真实验与性能分析

3.1 性能评价指标

1) 相似系数.

相似系数是衡量恢复信号 $y_j(t)$ 与源信号 $s_i(t)$ 之间相似性的一个性能指标^[18], 其数学表达式为

$$\rho_{ij} = \frac{\left| \sum_{t=1}^N s_i(t)y_j(t) \right|}{\sqrt{\sum_{t=1}^N s_i^2(t) \sum_{t=1}^N y_j^2(t)}}. \quad (16)$$

$y_j(t)$ 与 $s_i(t)$ 之间相关性越强, 相似系数越大; 当 $s_i(t)$ 与 $y_j(t)$ 完全相同时, 相似系数 $\rho_{ij} = 1$.

2) 平均信干比.

定义全局矩阵为

$$G = WvA, \quad (17)$$

则平均信干比(SIR)定义为

$$\text{SIR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{SIR}(i). \quad (18)$$

其中

$$|G_{i,k}|^2 = \max\{|G_{i,1}|^2, |G_{i,2}|^2, \dots, |G_{i,n}|^2\},$$

$$C_i = \sum_{1 \leq j \neq k \leq m} \frac{|G_{i,j}|^2}{|G_{i,k}|^2}, \quad \text{SIR}(i) = 10 \lg(C_i),$$

G_{ij} 表示全局矩阵 G 的第 i 行、第 j 列. 平均信干比 $\text{SIR}(i)$ 的值越大, 说明系统全局矩阵 G 越接近广义交换矩阵, 盲源分离效果越好^[19].

3.2 仿真实验

3.2.1 两路相关源信号的仿真实验

第1路线性调频源信号 s_1 的频率从 $0.01 F_s$ 变化到 $0.45 F_s$, 采样点数为 500, 信号模型为

$$s_1(t) = \cos(\pi\mu_1 t^2 + 2\pi f_1 t). \quad (19)$$

其中: $\mu_1 = 4.4e^5$, $f_1 = 100 \text{ Hz}$, 采样频率 $F_s = 10000 \text{ Hz}$.

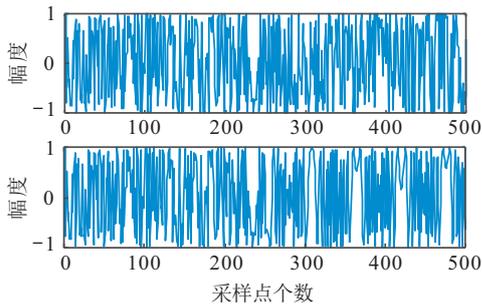


图1 合成的相关源信号

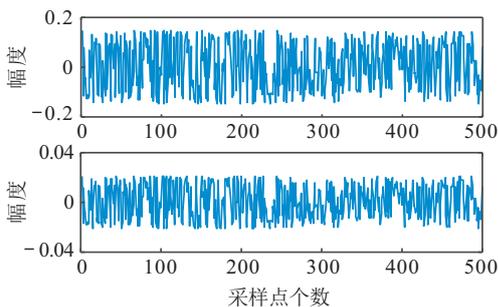


图2 DARSS-JD算法的分离信号(1)

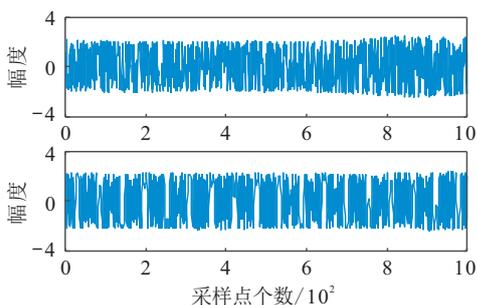


图3 TVAR-JD算法的分离信号(1)

第2路源信号 s_2 采用两个信号拼接的形式得到, 即源信号 s_1 的前 250 个采样点和线性调频信号 S 的后 250 个采样点. 这样得到的两路源信号 s_1 和 s_2 的相似系数为 0.6424, 两路源信号之间的相关性可通过拼接采样点的个数来控制. 其中 S 信号的频率从 $0.02 F_s$ 变化到 $0.46 F_s$, 采样点数为 500, $\mu_2 = 4.4e^7$, 线性调频信号 S 的模型为

$$S(t) = \cos\left(\frac{2}{3}\pi\mu_2 t^3 + 2\pi f_1 t\right). \quad (20)$$

上述算法过程需要预白化, 为简化仿真过程, 随机生成一个 2×2 的正交矩阵 $A = [-0.7028, -0.7113; -0.7113, 0.7028]$, 与两路源信号所构成的矩阵相乘, 可得到两路观测信号. 傅里叶基函数如式 (14) 所示, 设定迭代的初始值 M_0 和 V_0 , 选取两路观测信号中较大的阶数 $P = 8$ 作为观测信号的阶数, 通过 DARSS-JD 算法和本文的 TVAR-JD 算法分别得到分离信号. 其中两路线性调频源信号和两种算法分离得到的信号的波形分别如图 1~图 3 所示.

两种算法得到的相似系数分别如表 1 和表 2 所示, 其中 s_1 和 s_2 表示两路调频源信号, y_1 和 y_2 表示两路分离信号.

表1 DARSS-JD算法的相似系数(1)

相似系数	s_1	s_2
y_1	0.9727	0.4471
y_2	0.4711	0.9787

表2 TVAR-JD算法的相似系数(1)

相似系数	s_1	s_2
y_1	0.9925	0.6283
y_2	0.6436	0.9873

在表 1 中, y_1 与 s_1 的相似系数为 0.9727, y_2 与 s_2 的相似系数为 0.9787, 从而表明 DARSS-JD 算法实现了相关源信号的分离. 其中 s_1 与 y_2 的相似系数 0.4711 表示恢复出来的第 2 路信号与源信号 s_1 的相似性. 再通过对表 2 中数据不难看出, y_1 与 s_1 的相似系数为 0.9925, y_2 与 s_2 的相似系数为 0.9873, 尤其 s_1 与 s_2 的相似系数达到 0.6436, 这与前面设定的 0.6424 基本吻合. 可以看出, 分离效果相比于 DARSS-JD 算法得到明显改善.

两种算法的平均信干比如图 4 和图 5 所示, 其中 sir_1 和 sir_2 分别代表系统矩阵中相应的源信号与分离信号的平均信干比.

在图 4 中, 平均信干比的数值分别为 29.6834 dB 和 32.3901 dB; 在图 5 中, 平均信干比数值分别为 41.0975 dB 和 40.3285 dB. 通过数值对比可以看出, 本文提出的 TVAR-JD 算法在相关源信号分离中的性

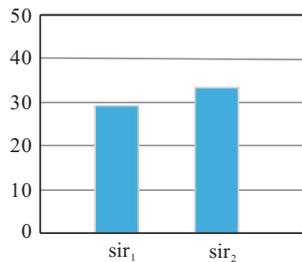


图4 DARSS-JD算法的平均信干比(1)

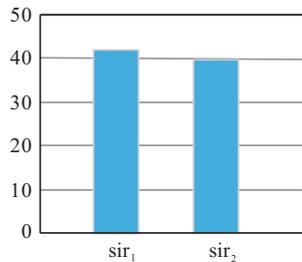


图5 TVAR-JD算法的平均信干比(1)

能相比于原有的DARSS-JD算法得到了明显提高,分别提高了12 dB和8 dB.

3.2.2 两路高斯源信号的仿真实验

本次实验采用Matlab自带的封装函数wgn来生成两个时间相同的高斯白噪声信号,两路源信号采用不同频率的余弦信号进行载波.第1路源信号载波频率为 $f_1 = 100$,高斯噪声的强度为0 dbw;第2路源信号的载波频率为 $f_2 = 300$,高斯噪声的强度为-6 dbw.其他仿真条件均与3.2.1节相同.两路高斯源信号和两种算法分离得到的信号的波形分别如图6~图8所示.

两种分离算法的相似系数如表3和表4所示.

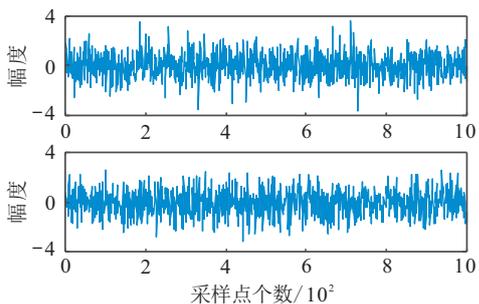


图6 两路高斯源信号

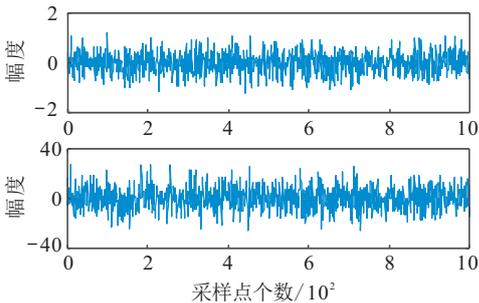


图7 DARSS-JD算法的分离信号(2)

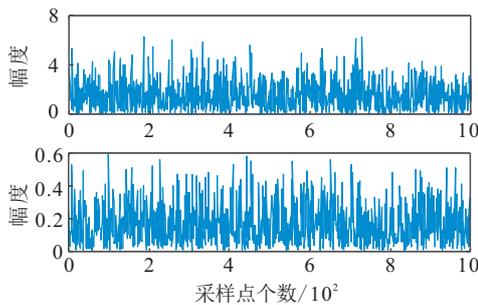


图8 TVAR-JD算法的分离信号(2)

表3 DARSS-JD算法的相似系数(2)

相似系数	s_1	s_2
y_1	0.9118	0.4005
y_2	0.0522	0.9980

表4 TVAR-JD算法的相似系数(2)

相似系数	s_1	s_2
y_1	0.9133	0.0778
y_2	0.0116	0.9953

从表3中可以看出,两路分离信号与源信号的相似系数均达到0.9以上,但是 y_1 与 s_2 的相似系数为0.4005,表明分离后的 y_1 仍带有源信号 s_2 的部分信息,DARSS-JD算法中 y_1 的分离效果并不理想.由表4可以看出,源信号与估计源信号间的相似系数中每行每列元素中有且仅有一个接近于1,其他元素接近于0,且两路分离信号的相似系数均达到0.9以上,说明TVAR-JD算法很好地实现了多高斯源信号的盲分离.

两种算法的平均信干比分别如图9和图10所示.

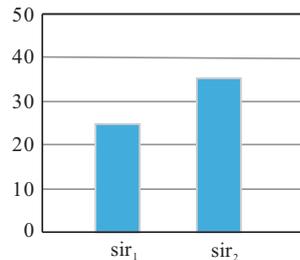


图9 DARSS-JD算法的平均信干比(2)

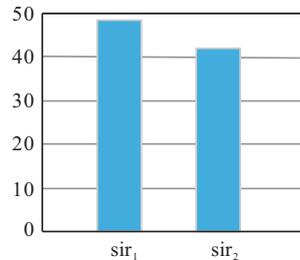


图10 TVAR-JD算法的平均信干比(2)

图9中,平均信干比数值分别为25.8433 dB和36.0395 dB;图10中,平均信干比数值分别为49.9604 dB和40.3292 dB.通过数值对比可以看出信干比分别提高了24 dB和4 dB,表明本文改进后的TVAR-JD

算法分离性能明显优于原有的DARSS-JD算法,尤其是第1路源信号的分离得到了很大改善.

4 结论

本文在快速近似联合对角化(FAJD)算法的基础上,从源信号的模型入手,充分利用非平稳通信信号中广泛存在的时间结构信息,提出了一种基于时变自回归的FAJD盲分离算法.仿真实验表明,本文提出的算法对于正定条件下的相关源信号和多高斯源信号的分离是行之有效的,并且性能明显优于已有的DARSS-JD算法.改进后的算法同样适用于超定条件下的盲分离,在抗干扰通信、谐波源分离、抗中继器干扰等领域均有很好的应用性.

参考文献(References)

- [1] Bertrand A, Moonen M. Distributed canonical correlation analysis in wireless sensor networks with application to distributed blind source separation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(18): 4800-4813.
- [2] Yang J C, Peng C, Qian X. A modified independent component analysis algorithm for extracting the fetal electrocardiogram[C]. 2014 International Conference on Audio, Language and Image Processing. Shanghai: IEEE, 2014: 73-77.
- [3] Comon P. Independent component analysis: A new concept[J]. *Signal Processing*, 1994, 36(3): 287-314.
- [4] Zarzoso P, Comon R. Independent component analysis[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2010, 21(2): 248-261.
- [5] Petr T, Arie Y. Fast approximate joint diagonalization incorporating weight matrices[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(3): 878-891.
- [6] Li J, Zhang H. Fast adaptive BSS algorithm for independent/dependent sources[J]. *IEEE Communication Letters*, 2016, 20(11): 2221-2224.
- [7] Li X L. Nonorthogonal joint diagonalization free of degenerate solution[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(5): 1803-1814.
- [8] Alper T, Erdogan A. Class of bounded component analysis algorithms for the separation of both independent and dependent sources[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(22): 5730-5743.
- [9] Wang F Y, Chi C Y, Chan T H, et al. Nonnegative least-correlated component analysis for separation of dependent sources by volume maximization[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(5): 875-888.
- [10] Alicia Q C, Simon P. Dependent Gaussian mixture models for source separation[C]. The 19th European Signal Processing Conference. Barcelona: IEEE, 2011: 1723-1727.
- [11] Joachim T, Emmanuel V. A FAST EM algorithm for Gaussian model-based source separation[C]. The 21st European Signal Processing Conference. Marrakech: IEEE, 2013: 1-5.
- [12] Boudjellal A, Mesloub A, Abed M, et al. Separation of dependent autoregressive sources using joint matrix diagonalization[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(8): 1180-1183.
- [13] 李健宝, 彭涛. 基于时变自回归参数模型的滚动轴承智能故障诊断[J]. *中国机械工程*, 2010, 21(22): 2657-2661.
(Li J B, Peng T. Intelligent fault diagnosis of rolling bearings based on time-varying autoregressive parameter model[J]. *China Mechanical Engineering*, 2010, 21(22): 2657-2661.)
- [14] Araki S, Makino S, Blin A. Underdetermined blind separation for speech in real environments with sparseness and ICA[C]. 2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Montreal: IEEE, 2004, 37(3): 881-884.
- [15] Imen S, Gaël M, Monia A. Criteria to measure the quality of TVAR estimation for audio signals[C]. The 15th European Signal Processing Conference. Poznan: IEEE, 2007, 15(9): 798-802.
- [16] 王国锋, 罗志高, 秦旭达, 等. 平稳信号的时变自回归建模及其在轴承故障诊断中的应用[J]. *天津大学学报*, 2008, 41(5): 558-562.
(Wang G F, Luo Z G, Qin X D, et al. Time-varying autoregressive modeling of non-stationary signals and its application in bearing fault diagnosis[J]. *Journal of Tianjin University*, 2008, 41(5): 558-562.)
- [17] 张伟涛. 盲信源分离的联合对角化方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学工程学院, 2011: 91-99.
(Zhang W T. Joint diagonalization method for blind source separation[D]. Xi'an: School of Electronic Engineering, Xidian University, 2011: 91-99.)
- [18] Zhang W T, Lou S T. Iterative algorithm for joint zero diagonalization with application in blind source separation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(7): 1107-1118.
- [19] 贺海港. 盲源分离在通信信号分离中的应用[D]. 西安: 西安电子科技大学通信工程学院, 2010: 19-22.
(He H G. The application of blind source separation in the separation of communication signals[D]. Xi'an: School of Communication Engineering, Xidian University, 2010: 19-22.)

作者简介

季策(1969—),女,副教授,博士,从事盲源分离、OFDM等研究, E-mail: jice@mail.neu.edu.cn;

靳超(1993—),男,硕士,从事盲源分离的研究, E-mail: 916914917@qq.com;

张颖(1993—),女,硕士,从事盲源分离的研究, E-mail: 664675515@qq.com.

(责任编辑:李君玲)