

适用于时变信道环境的盲源分离算法

付卫红¹, 史 凡², 刘乃安¹

(1. 西安电子科技大学ISN国家重点实验室 西安 710071; 2. 中兴通信股份有限公司西安研究所 西安 710065)

【摘要】针对时变信道环境下的盲源分离问题,在现有实时盲分离算法的基础上,提出了两种适用于时变信道环境的实时盲源分离算法——基于优选函数EASI盲分离算法(EASI-function)和基于选优函数的峭度变步长盲分离算法(EASI-function-KVS)。EASI-function算法在信号分离的不同阶段采用不同的估计函数,从而使得算法在收敛速度和稳态性能两方面获得一个折中。EASI-function-KVS算法则在EASI-function的基础上,利用峭度变步长的思想,自适应地调整迭代步长大小,进一步改善分离算法性能。仿真结果表明,两种算法能有效地跟踪信道变化,并且在性能方面比传统的EASI算法要好。

关键词 算法; 盲源分离; 信号处理; 时变信道; 变步长

中图分类号 TN911

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2012.04.006

Blind Source Separation Algorithm for Time Varying Channel

FU Wei-hong¹, SHI-fan², and LIU Nai-an¹

(1. State Key Laboratory of Intergrated Service Networks, Xidian University Xi'an 710071;

2. Xi'an Research Institute, Zhongxing Telecommunication Equipment Corporation Xi'an 710065)

Abstract Aiming at the problem of blind source separation (BSS) in time varying channel, two real time BSS algorithms are presented: equivariant adaptive source separation via independence (EASI) BSS algorithm based on optimal selective function (EASI-function) and BSS based on optimal selective function algorithm with variable step-size based on kurtosis (EASI-function-KVS). EASI-function algorithm adopts the different estimate function in different stage to get the balance between divergence speed and steady-state performance. And the EASI-function-KVS algorithm changes the step-size adaptively based on kurtosis thought so as to improve the performance of algorithm. Simulation results show that the algorithms in the paper can trace the channel changes effectively and the performance is superior to that of conventional EASI algorithm.

Key words algorithm; blind source separation; signal processing; time-varying channel; variable step-size

盲源分离是根据观测到的混合数据向量确定一个变换,以恢复不可观测的源信号。BSS技术在语音信号^[1]、生物医学信号和通信信号^[2-4]处理中均有广泛的应用。目前提出的很多盲源分离算法都是在假设信道条件(或者混合矩阵)不变或者缓变的条件下提出的,如著名的fastICA算法^[5]。但是对于通信信号的盲分离,由于通信环境的改变、通信终端的运动等因素的影响,盲源分离模型中的混合矩阵通常是时变的,因此对时变环境下的盲分离算法的研究至关重要。目前已有部分针对时变信道的盲分离算法提出^[6-7],但这些算法只能处理实信号,对时变环境下复数字通信信号的盲分离则无能为力。

BSS算法的收敛性及稳定性一直以来均受到人

们的广泛关注,而影响两者的关键因素之一就是迭代步长的选择。对于某一迭代算法(如基于最大似然估计的自然梯度算法),步长越大,收敛速度越快,但同时也会引起系统稳态性能的恶化;反之,步长越小,收敛速度越慢,但系统稳态性能越好。为了在收敛速度和系统稳态性能方面取得平衡,最常用的方法是对步长进行自适应调整。文献[8]提出了一种可变步长的EASI盲分离算法,文献[9]提出了一种可变步长的符号自然梯度盲分离算法,这两种可变步长算法都能有效地跟踪信道的变化,并且相对固定步长盲分离算法,它们的收敛速度都有一定的提高。本文提出基于选优函数的峭度变步长盲分离算法,能进一步改善盲分离算法的收敛速度。

收稿日期: 2010-09-02; 修回日期: 2011-09-06

基金项目: 高等学校学科创新引智计划(B08038); 中央高校基本科研业务费专项资金(721024669)

作者简介: 付卫红(1979-),女,博士,副教授,主要从事宽带无线通信和通信信号处理方面的研究。

1 EASI盲分离算法

在对信号进行分离之前, 一般需对信号进行白化预处理。对时变信道环境下的盲分离, 一般采用实时的在线白化算法。假设观察信号向量为 $\mathbf{x}(k)$, 混合矩阵为 $\mathbf{H}(k)$, 白化矩阵为 $\mathbf{Q}(k)$, 则实时的在线白化算法的迭代公式为:

$$\mathbf{Q}(k+1) = \mathbf{Q}(k) + \eta[\mathbf{I} - \mathbf{z}(k)\mathbf{z}^H(k)] \times \mathbf{Q}(k) \quad (1)$$

式中, $\mathbf{z}(k) = \mathbf{Q}(k)\mathbf{x}(k)$ 为白化后的信号; η 为迭代步长; \mathbf{I} 为单位矩阵。

对信号进行白化处理后, 进入信号的分离过程, 该过程的关键是确定一个线性的变换矩阵 \mathbf{W} , 使得变换后的输出分量 $\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}(k)\mathbf{z}(k)$ 尽可能独立。目前针对时变环境下的数字通信信号的盲分离, 性能比较好的盲源分离算法有自然梯度盲分离算法和EASI盲分离算法。自然梯度盲分离算法迭代公式为:

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \eta[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k)] \times \mathbf{W}(k) \quad (2)$$

式中, $\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}(k)\mathbf{z}(k)$; $f_i(y_i) = -\frac{d \lg q_i(y_i)}{dy_i}$, $q_i(y_i)$

表示第 i 个源信号的概率密度函数, 但实际上该函数无法获得, 因此一般用非线性函数代替。对于通信信号的盲分离, 由于通信信号一般为亚高斯信号, 因此可选择的非线性评价函数为:

$$f_i(y_i) = f(y_i) = y_i^2 y_i + ay_i \quad a \geq 0 \quad (3)$$

由于对观察信号白化后, 总的混合矩阵具有正交性, 因此在迭代过程中可以对分离矩阵 \mathbf{W} 做正交性约束, 同时结合白化过程得到EASI算法^[10]。EASI算法的迭代公式为:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{W}}(k+1) = \tilde{\mathbf{W}}(k) + \eta(k) \{ \mathbf{I} - \mathbf{y}(k)\mathbf{y}(k)^H + \\ \mathbf{y}(k) \times \mathbf{f}^H[\mathbf{y}(k)] - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)] \times \mathbf{y}(k)^H \} \times \tilde{\mathbf{W}}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \tilde{\mathbf{W}}(k) \times \mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (4)$$

文献[9]在自然梯度算法的基础上, 提出了符号自然梯度算法, 该算法的迭代公式为:

$$\begin{cases} \mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \eta[\mathbf{I} - \mathbf{C}(k)]\mathbf{W}(k) \\ \mathbf{C}(k) = \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)] \times \mathbf{y}(k)^H \square \Phi[\mathbf{y}(k)] \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\Phi(\mathbf{y})$ 中元素 $\varphi_{i,j} = \begin{cases} 1 & i = j \\ 1/|y_j| & i \neq j \end{cases}$ 。

同样地, 如果将符号函数引入到EASI盲分离算法中, 可以得到一种新的EASI盲分离算法, 被称为符号EASI(S-EASI)盲分离算法。迭代公式为:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{W}}(k+1) = \tilde{\mathbf{W}}(k) + \eta(k) [\mathbf{I} - \mathbf{y}(k)\mathbf{y}(k)^H + \\ \mathbf{C}^H(k) - \mathbf{C}(k)] \times \tilde{\mathbf{W}}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \tilde{\mathbf{W}}(k) \otimes \mathbf{x}(k) \\ \mathbf{C}(k) = \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)] \times \mathbf{y}(k)^H \square \Phi[\mathbf{y}(k)] \end{cases} \quad (6)$$

2 基于选优函数的盲分离算法

尽管盲分离算法各有不同, 但每种算法都有各自的估计函数。当且仅当估计函数最小, 分离矩阵收敛到最优解时, 它的数学期望为零。估计函数刻画了盲信号分离算法的具体性能。研究表明, 某些估计函数算法有较快的速度收敛, 但稳态性能不够理想; 另一些则与此相反。也就是说, 单个估计函数很难兼顾算法的收敛速度和稳态性能, 可以考虑在同一算法里使用多种估计函数, 以增加函数的灵活性^[11]。

盲分离算法的基本框架为 $\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \eta(k) \times \mathbf{F}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{W}(k)$, 其中 $\mathbf{F}[\mathbf{y}(k)]$ 为估计函数。则自然梯度盲分离算法的估计函数为:

$$\mathbf{F}^1[\mathbf{y}(k)] = \mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^H(k) \quad (7)$$

文献[10]从信号分离的半参数统计模型出发, 证明了渐进最优类估计函数具有式(7)形式。通常渐进最优估计函数对源信号的部分统计特性准确估计为前提, 在信号分离的初始阶段, 网络输出与期望恢复的源信号之间存在较大差别, 因此估计出的源信号统计特性不够准确, 导致使用的估计函数远远偏离最优估计函数, 进而导致算法收敛缓慢。鉴于上述原因, 建议使用:

$$\mathbf{F}^0[\mathbf{y}(k)] = \mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{g}[\mathbf{y}(k)]^H \quad (8)$$

一般 $\mathbf{g}[\mathbf{y}(k)] = \text{sign}[\mathbf{y}(k)]$ 。式(8)收敛速度较快, 但是稳定性能较差。

如果能在信号分离的初始阶段使用一般估计函数 $\mathbf{F}^0[\mathbf{y}(k)]$, 使得分离过程有较快的收敛速度, 当信号达到一定的分离状态后, 在跟踪阶段则使用渐进最优类估计函数 $\mathbf{F}^1[\mathbf{y}(k)]$, 从而保证算法有好的稳定性。因此将这种根据分离过程中信号的分离情况自动调整估计函数的自然梯度盲分离算法, 称为基于选优函数的自然梯度盲分离算法。

同样地, 可以将选优函数的思想推广到EASI算法中, 得到基于选优函数的EASI盲分离算法(EASI-function)。其迭代公式为:

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \eta(k)\mathbf{F}_{\text{var}}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{W}(k) \quad (9)$$

$$\mathbf{F}_{\text{var}}(k) = \begin{cases} \mathbf{F}^1[\mathbf{y}(k)] = \mathbf{I} - \mathbf{y}(k) \times \mathbf{y}(k)^T - \\ \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)] \times \mathbf{g}[\mathbf{y}(k)]^T + \mathbf{g}[\mathbf{y}(k)] \times \mathbf{f}^T[\mathbf{y}(k)] \\ \mathbf{F}^0[\mathbf{y}(k)] = \mathbf{I} - \mathbf{y}(k) \times \mathbf{y}(k)^T - \\ \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)] \times [\mathbf{y}(k)]^T + \mathbf{y}(k) \times \mathbf{f}^T[\mathbf{y}(k)] \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{F}^0[\mathbf{y}(k)]$ 表示一般估计函数式, 在初始阶段用; $\mathbf{F}^1[\mathbf{y}(k)]$ 表示渐进最优类估计函数, 在跟踪阶段用。

如何控制 $F^0[\mathbf{y}(k)]$ 和 $F^1[\mathbf{y}(k)]$ 的转换又是一个问题。在此,采用平均误差函数判断系统矩阵是否发生变化。定义 k 时刻的平均误差函数为:

$$E(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |w_i(k)\mathbf{x}(k) - w_i(k-1)\mathbf{x}(k)| \quad (11)$$

式中, $w_i(k)$ 表示矩阵 $\mathbf{W}(k)$ 的第 i 行。当分离过程进入稳态时,输出的 $E(\cdot)$ 将趋近于0。因此,在初始阶段用 $F^0[\mathbf{y}(k)]$,利用其收敛速度快的特点,分离过程很快达到稳态。当判断输出的 $\text{Error}(\cdot)$ 小于一个较小值 ε 时,使用 $F^1[\mathbf{y}(k)]$,以获得较好的稳态特性。

3 基于峭度的变步长选优函数EASI盲分离算法

前面已经指出,盲分离算法迭代公式中步长的大小,对算法性能有很大的影响。因此为了既有较快的收敛速度又有好的分离效果,有必要给出一种可变步长的盲分离算法。

在信号分离的初始阶段,信号峭度估计不准确,峭度曲线波动很大,随着信号逐渐被分离,输出信号的峭度逐渐收敛于真实值,峭度曲线趋于平稳。根据这一理论,可以从峭度曲线的波动情况推断信号的分离状态,因而将峭度的方差作为变步长的依据。

峭度定义为 $k_4(y_i) = E(y_i^4) - 3E(y_i^2)$,因为EASI算法输出的信号经白化后,具有单位方差,峭度可以简化为 $k_4(y_i) = E(y_i^4) - 3$ 。在自适应分离过程中,采用如下滑动平均模型对信号 y_i 的峭度、峭度均值及方差进行在线估计:

$$k_4(y_i^k) = \gamma k_4(y_i^{k-1}) + (1-\gamma) [(y_i^k)^4 - 3] \quad (12)$$

$$m_{k_4}^{k+1}(y_i) = \gamma m_{k_4}^k(y_i) + (1-\gamma) k_4(y_i^k) \quad (13)$$

$$\sigma_{k_4}^{k+1}(y_i) = \gamma \sigma_{k_4}^k(y_i) + (1-\gamma) \times [k_4(y_i^{k+1}) - m_{k_4}^{k+1}(y_i)]^2 \quad (14)$$

式中, $m_{k_4}^k(y_i)$ 为 k 时刻输出信号 y_i 峭度均值的估计;

$\sigma_{k_4}^k(y_i)$ 为 k 时刻输出信号 y_i 峭度方差的估计; $0 < \gamma < 1$,且 γ 接近于1。

随着信号不断被分离,峭度曲线逐渐趋于平稳,峭度方差不断减小,由于各信号的收敛速度不同,所以采用 k 时刻各信号峭度方差的均值描述信号的平均分离状态:

$$\sigma_{k_4}^k(y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sigma_{k_4}^k(y_i) \quad (15)$$

为了在微观上表示峭度方差趋近于0的程度,采用它的对数表示为:

$$L(k) = \lg[\sigma_{k_4}^k(y)] \quad (16)$$

则步长更新算法为:

$$\eta(k) = \eta_0 \exp[-\alpha L^2(k)] \quad (17)$$

式中, η_0 和 α 为常数,具体取值根据经验选取。将基于峭度的步长更新算法与基于选优函数的EASI盲分离算法相结合,则可得到基于选优函数的峭度变步长EASI盲分离算法(记为EASI-function-KVS)。

4 仿真结果及结论

假设有4个4QAM调制的源信号,载频分别为61, 62, 63, 64 MHz,所加噪声是高斯白噪声,信噪比是25 dB。4个源信号被一个6阵元的均匀线阵接收,阵元半径是信号中频(70 MHz)波长的一半,并且假设4个源信号的初始入射角分别为 $10^\circ, 60^\circ, 30^\circ, 50^\circ$,在第30 000个采样点时,入射角均变化 0.05° ,采样频率为56 MHz。为了比较不同算法的分离效果,采用干信比(ISR)衡量算法的性能。ISR定义如下:

$$|g_{i,k}|^2 = \max\{|g_{i,1}|^2, |g_{i,2}|^2, \dots, |g_{i,m}|^2\} \quad (18)$$

$$c_i = \frac{\sum_{1 \leq j \neq k \leq m} |g_{i,j}|^2}{|g_{i,k}|^2} \quad (19)$$

$$\text{ISR}(i) = 10 \lg c_i \quad (20)$$

$$\text{ISR} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \text{ISR}(i) \quad (21)$$

式中, $g_{i,j}$ 为 \mathbf{G} 的第 (i,j) 个元素, $\mathbf{G} = \mathbf{W}\mathbf{H} \in C^{n \times m}$ 为系统的全局矩阵。

固定步长EASI算法(EASI)、符号EASI算法(S-EASI)以及选优函数EASI算法(EASI-function)的干信比(ISR)随迭代次数的变化曲线如图1所示,3种算法的步长均设置为0.000 5。

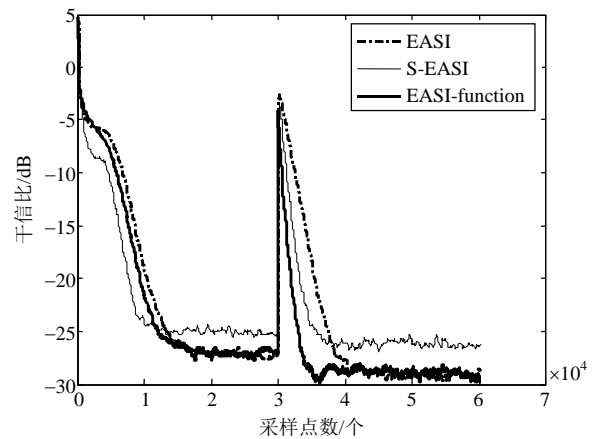


图1 3种固定步长算法性能比较

由图1可以看到,S-EASI算法提高了收敛速度,但是稳定性能有所下降;EASI-function算法在稳定性不变的基础上加快了收敛速度,尤其当信道模型产生突变时,EASI-function算法既有快的收敛速度

又有好的稳态性能。

VS-EASI算法及EASI-function-KVS算法仿真结果如图2所示, 仿真参数 $\eta_0=0.001$, $\alpha=10^{-5}$ 。从图中可以看出, 本文提出的基于选优函数的峭度变步长盲分离算法在收敛速度和稳态性能方面都要优于VS-EASI算法。

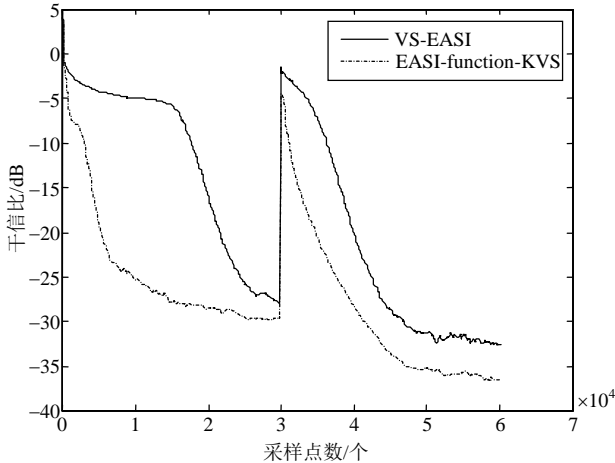


图2 VS-EASI算法与EASI-function-KVS算法性能比较

分离过程中, 第一个分离信号的峭度变化曲线如图3所示, 从图中可以看出, 在算法没有收敛之前, 信号峭度一直较大, 随着算法的迭代, 信号峭度不断减小, 当算法收敛后, 信号峭度变化较小, 一段信道发生突变, 则信号峭度也会发生突变, 之后随着算法的迭代, 信号峭度不断减小, 算法再次趋于收敛。因此, 用信号的峭度衡量算法的收敛性是合理的。

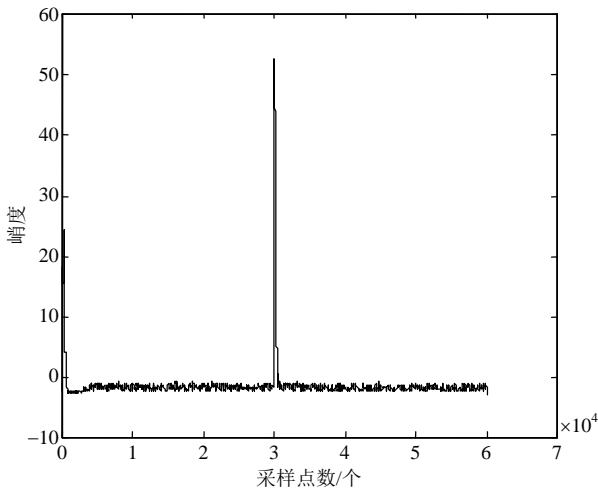


图3 分离信号峭度变化曲线

参 考 文 献

- [1] MAHMOUD A E, AMMAR R A, ELADAWY M I, et al. Improving the performance of the instantaneous blind audio source separation algorithms[C]//Signal Processing and Information Technology. Ajman: IEEE Press, 2009: 519-526.
- [2] ZHENG Yi, XIE Xian-zhong, YANG Li-li. Cooperative spectrum sensing based on blind source separation for cognitive radio[C]//Future Information Networks. Beijing: IEEE Press, 2009: 398-402.
- [3] LIN Bo, ZHANG Bang-ning, GUO Dao-shen. Blind source separation in noisy environment and applications in satellite communication anti-jamming[C]//Asia-Pacific Conference on Computational Intelligence and Industrial Applications. Beijing: IEEE Press, 2009, 2: 96-99.
- [4] 付卫红, 杨小牛, 刘乃安. 基于盲源分离的CDMA多用户检测与伪码估计[J]. 电子学报, 2008, 36(7): 1319-1323.
FU Wei-hong, YANG Xiao-niu, LIU Nai-an. The multi-user detection and chip sequence estimation for CDMA system based on the blind source separation[J]. Acta Electronic Asinica, 2008, 36(7): 1319-1323.
- [5] HYVÄRINEN A, OJA E. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis[J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483-1492.
- [6] XIE Xiao-fu, SHI Qing-yan, WU Ren-biao. A New variable step-size equivariant adaptive source separation algorithm [C]//Asia-Pacific Conference on Communications. Bangkok: IEEE Press, 2007: 479-482.
- [7] OU Shi-feng, Gao Ying, Jin Gang, et al. Variable step size algorithm for blind source separation using a combination of two adaptive separation systems[C]//International Conference on Natural Computation. Tianjin: IEEE Press, 2009, 3: 649-652.
- [8] CHAMBERS J A, JAFARI M G, MCLAUGHLIN S. Variable step-size EASI algorithm for sequential blind source separation[J]. Electronics letters, 2004, 40(6): 1-2.
- [9] YUAN Lian-xi, WANG Wen-wu, CHAMBERS A. Variable step-size sign natural gradient algorithm for sequential blind source separation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(8): 589-592.
- [10] CARDOSO J F. Equivariant adaptive source separation[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1996, 44(12): 3013-3030.
- [11] 朱孝龙, 张贤达. 基于选优估计函数的盲信号分离[J]西安电子科技大学学报, 2003, 30(3): 335-339.
ZHU Xiao-long, ZHANG Xian-da. Blind source separation based on optimally selected estimating functions[J]. Journal of Xidian University, 2003, 30(3): 335-339.

编辑 张俊