

时变混合系统的自适应动量项快速盲源分离算法

陈海平 张 杭 路 威 杨 柳 周 轩
(解放军理工大学通信工程学院 南京 210007)

摘 要 现有的多数盲源分离算法都是假设混合系统是时不变的,然而在实际的通信系统中混合系统常常是时变的。提出一种渐变的时变混合系统模型,并针对该渐变模型和现有的突变模型提出了收敛速度较快的盲源分离算法,该算法使用均方误差指数加权的形式定义代价函数,并且在算法学习过程中引入了自适应动量项。仿真结果表明,所提算法在时变环境中较现有算法有更快的收敛速度,能有效地跟踪时变混合系统,并能抗多音干扰。

关键词 盲源分离,自适应动量项,时变,收敛速度

中图分类号 TN911.7 **文献标识码** A

Adaptive Momentum Fast Blind Source Separation Algorithm for Time-varying Mixing System

CHEN Hai-ping ZHANG Hang LU Wei YANG Liu ZHOU Xuan

(College of Communication Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)

Abstract Most of existing blind source separation algorithms are developed by assuming that the mixing matrix is fixed. However, the mixing matrix is commonly time-varying in practical communication system. In this paper, a model of gradually time-varying mixing system is proposed. Aiming at the model and the existing model of abruptly time-varying mixing system, a fast blind source separation algorithm is proposed by using the exponentially weighted sum of error squares as the cost function and adding the adaptive momentum term to the learning rule. Simulation results show that the proposed algorithm converges faster than existing algorithm and trace the time-varying system effectively.

Keywords Blind source separation, Adaptive momentum term, Time-varying, Convergence rate

1 引言

盲源分离(BSS)是指在源信号和信道均未知的前提下,根据源信号的统计独立性,仅利用观测信号来恢复源信号的过程,其技术已在医学信号处理、语音和图像增强等领域广泛应用。现有的盲源分离算法大多数都是在假设混合系统不变的前提下提出的,如基于独立性的等变自适应盲源分离(EASI)算法^[1]、快速独立分量分析(fastICA)及其改进算法^[2,3]。

然而,在实际通信系统中考虑盲源分离问题时,往往不能假设混合系统不变。这是因为混合矩阵受到信道环境的变化、信号发送端和接收端的运动等因素的影响会发生变化,所以研究时变信道环境下的盲源分离算法就非常有现实意义。目前已有的一些关于时变盲源分离算法的成果, Yuan^[4]提出变步长符号自然梯度算法,该算法有更快的收敛速度和更优的跟踪性能;文献^[5]提出在分离的不同阶段采用不同的估计函数,提出了基于优选函数的 EASI 盲分离算法;文献^[6]在非线性主元分析(NPCA)算法基础上优化迭代步长,提出了变步长算法,该算法具有较快的收敛速度,在一定程度上能跟踪混合系统的时变。上述大多文献^[5,7-10]将时变混合矩阵描述

为发生突变的混合矩阵或者缓慢变化的混合矩阵,但没有给出与之相对应的实际场景,也没有对算法的误码性能进行仿真和分析。

为了更好地描述时变混合系统、提高算法的收敛速度以及全面地分析算法性能,本文提出一种渐变式的时变混合系统模型,并把时变混合系统建模成这种渐变模型和现有的突变模型,采用指数加权的形式定义代价函数,并且在算法学习过程中引入了自适应动量项,提出了一种快速盲源分离算法,仿真和分析算法在两种时变模型下的收敛性能和误码性能。

2 时变盲源分离

时变混合盲源分离的基本模型如图 1 所示,假设源信号矢量 $s(t) = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$ 各分量之间统计独立且至多只有一个分量是高斯的, $t = 1, 2, \dots, L$ 表示采样时刻, L 为采样长度。观测信号(或混合信号) $x(t) = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 可由下式得到:

$$x(t) = A(t)s(t) + n(t) \quad (1)$$

其中, $n(t) = (n_1, n_2, \dots, n_n)^T$ 是系统中的噪声矢量, $A(t)$ 是时

本文受国家自然科学基金;欠定情况下基于扰信分离的信干比增强方法研究(61001106),国家“973”基金项目:无线网络主动认知方法研究(2009CB320400)资助。

陈海平(1989—),男,硕士生,主要研究方向为盲信号处理, E-mail: haiping_chen2011@163.com;张 杭(1962—),女,教授,博士生导师,主要研究方向为盲信号处理、通信抗干扰等;路 威(1978—),男,博士,讲师,主要研究方向为通信信号处理、卫星通信抗干扰;杨 柳(1989—),女,硕士生,主要研究方向为盲信号处理;周 轩(1985—),男,硕士生,主要研究方向为卫星导航安全。

变混合矩阵。

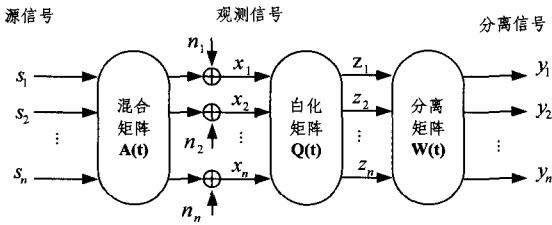


图1 时变盲源分离模型

在时变环境下,一般采用在线白化的方法来实现观测信号的白化预处理,白化信号 $z(t)=[z_1(t), z_2(t), \dots, z_n(t)]^T$ 可由以下迭代公式得到:

$$\begin{cases} z(k)=Q(k)x(k) \\ Q(k+1)=Q(k)+\eta[I-z(k)z^H(k)]Q(k) \end{cases} \quad (2)$$

式中, Q 为白化矩阵, η 为迭代步长, I 为单位矩阵。

盲源分离的主要任务就是寻找一个合适的分离矩阵 W , 使得白化信号 $z(t)$ 经过 W 后得到各分量尽可能独立的分离信号 $y(t)=[y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)]^T$, 即

$$y(t)=Wz(t) \quad (3)$$

此时,分离信号就是源信号的一个估计。由于盲源分离问题存在顺序和幅度的不确定性,当全局矩阵 $G=WQA$ 可表示成置换矩阵和对角阵的乘积时,即可认为 $y(t)$ 是源信号 $s(t)$ 的有效估计。

3 时变混合矩阵模型

在时变混合盲源分离中,用时变的混合矩阵来描述混合系统的时变。本文考虑混合方式为时变线性瞬时混合的情形,并把时变混合矩阵 $A(t)$ 建模成两种模型:突变模型(记为模型 Φ)和渐变模型(记为模型 Ω)。

a) 模型 Φ

在这个模型中,混合矩阵保持一段时间不变,之后发生突变,变成一个新的矩阵,即

$$A(t): A_i \rightarrow A_j \quad (4)$$

这种突变模型在实际应用中也有类似的场景,如跳频通信系统,混合系统随频率跳变而发生突变。

b) 模型 Ω

为了更好地说明渐变模型,我们考虑如图2所示的时变混合系统。

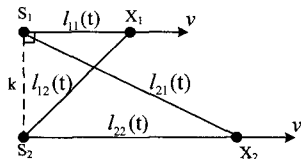


图2 渐变混合系统模型

两个距离为 k 的源 S_1 和 S_2 固定,而两个传感器以一定的速度 v 沿图示箭头方向运动, t 时刻 S_1 到两个传感器的距离分别为 $l_{11}(t)$ 和 $l_{21}(t)$, S_2 到两个传感器的距离分别为 $l_{12}(t)$ 和 $l_{22}(t)$,假设初始值 $l_{11}(0)=1, l_{22}(0)=2$ 。由图2的几何关系可知,

$$l_{11}(t)=l_{11}(0)+vt \quad (5)$$

$$l_{12}(t)=\sqrt{k^2+(l_{11}(0)+vt)^2} \quad (6)$$

$$l_{21}(t)=\sqrt{k^2+(l_{22}(0)+vt)^2} \quad (7)$$

$$l_{22}(t)=l_{22}(0)+vt \quad (8)$$

若只考虑自由空间损耗,则可假设传感器接收到的信号的衰减因子为其与源的距离的倒数^[11],因此图2所示的时变混合矩阵可表示为

$$A(t)=\begin{bmatrix} \frac{1}{l_{11}(t)} & \frac{1}{l_{12}(t)} \\ \frac{1}{l_{21}(t)} & \frac{1}{l_{22}(t)} \end{bmatrix} \quad (9)$$

随着传感器的不断运动,混合矩阵不断变化,于是得到一个渐变的混合系统。

4 自适应动量项快速盲源分离算法

非线性主元分析是实现盲源分离的一种有效方法,主要思想是利用非线性函数引入高阶统计量,然后对观测信号进行主元分析,从而使分离信号间各分量尽可能独立。一般采用代价函数

$$J(W(t))=E\{\|z(t)-W(t)^T f(y(t))\|^2\} \quad (10)$$

其中 $f(\cdot)$ 表示非线性激活函数,本文选取 $f(y)=\tanh(y)$ 作为激活函数; $E\{\cdot\}$ 表示取数学期望。对式(10)计算 $J(W(t))$ 关于 $W(t)$ 的梯度,即

$$\nabla_w J(W(t))=f(y(t))[f(y(t))^T W(t)-z(t)^T] \quad (11)$$

采用梯度下降法得到分离矩阵的迭代公式,即

$$W(t+1)=W(t)+\eta(t)\nabla_w J(W(t)) \quad (12)$$

式中, $\eta(t)$ 是迭代步长,其取值大小对算法的收敛速度和稳态误差有很大影响。为了避免因步长选取过大或过小造成分离效果不理想,可令步长根据式(13)自适应调整^[6]。

$$\eta(t)=\eta(t-1)-\delta \cdot \text{trace}[\nabla_w J(W(t))^T \cdot \frac{\partial W(t)}{\partial \eta(t-1)}] \quad (13)$$

式中, δ 是一个很小的常数。为了表示方便,文中把采用式(12)和式(13)进行迭代分离的算法称为变步长 NPCA 算法(记为 VNPCA)。

式(10)的代价函数是以数学期望的形式定义的,在实际的计算中,往往用算术平均来代替,这意味着式(10)定义的代价函数只考虑当前观测样点的影响。

为了综合考虑当前观测样点和过去观测样点的影响,本文采用均方误差的指数加权的形式来表示代价函数,即过去时刻里离当前时刻越近的观测数据,对代价函数的影响越大,则式(10)可表示为

$$J(W(t))=\sum_{k=1}^t \beta^{-k} \|z(k)-W(t)^T f[y(k)]\|^2 \quad (14)$$

式中, β 表示接近于1的遗忘因子。使式(14)取得最小值的 $W(t)$ 即是我们所求的分离矩阵。我们对式(14)求导,可以得出 $J(W(t))$ 关于 $W(t)$ 的梯度,即

$$\nabla_w J(W(t))=\sum_{k=1}^t \beta^{-k} f[y(k)][f[y(k)]^T W(t)-z(k)^T] \quad (15)$$

对于时变环境中的盲源分离,需要有收敛速度较快的算法,才能适应混合系统的变化。为了加速算法的收敛,同时保持梯度法的简便性,我们考虑在梯度学习算法的过程中引入动量项,因此,分离矩阵的迭代公式可表示为

$$\begin{aligned} W(t+1) &= W(t) + \Delta W(t) \\ \Delta W(t) &= \eta \nabla_w J(W(t)) + \alpha(t) \Delta W(t-1) \end{aligned} \quad (16)$$

式中, $\Delta W(t-1)$ 称为动量项, $\alpha(t)$ 称为动量项因子。

类似于步长, $\alpha(t)$ 对算法的性能也有很大影响。其值越

大,算法收敛得越快,稳态性能越差;其值越小,收敛得越慢,稳态性能越好;其值过大会导致算法无法收敛,过小则会使动量项失去意义。为了解决收敛性能与稳态性能之间的矛盾,考虑使用某一个代价函数来使 $\alpha(t)$ 自适应调整。首先定义一个误差估计函数

$$\begin{aligned} \mathbf{H}(t) &= \nabla_w J(\mathbf{W}(t))\mathbf{W}(t)^T \\ &= \sum_{k=1}^t \beta^{-k} f[\mathbf{y}(k)][f[\mathbf{y}(k)]^T - \mathbf{y}(k)^T] \end{aligned} \quad (17)$$

我们采用如下代价函数:

$$K(t) = \|\mathbf{E}[\mathbf{H}(t)]\|_F^2 \quad (18)$$

式中, $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数。 $\alpha(t)$ 可以由上述代价函数自适应调整,其更新算法可以表示为

$$\alpha(t) = (1-\gamma)\alpha(t-1) + \gamma(1-K(t-1)) \quad (19)$$

式中, γ 是接近于 0 的遗忘因子。在算法的迭代过程中,为了避免出现 $\alpha(t)$ 过大或者过小的情况,设定 $0.2 \leq \alpha(t) \leq 0.6$ 。

为了表示方便,文中把采用式(16)和式(19)进行迭代分离的算法称为自适应动量项快速盲源分离算法(记为 AM-BSS),其实现流程如图 3 所示。

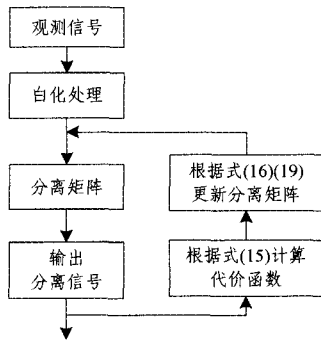


图 3 AM-BSS 算法实现流程图

采用文中所提算法和现有的 VNPCA 算法分离时每次迭代所需要的计算复杂度如表 1 所列,AM-BSS 算法的计算复杂度略高。

表 1 两种算法的计算复杂度

算法	加法	乘法
VNPCA	$n^3 + n^2$	$n^3 + 3n^2$
AM-BSS	$n^3 + 4n^2$	$n^3 + 7n^2$

5 计算仿真与性能分析

下面通过 Matlab 仿真分析本文所提算法快速收敛和有效通信的性能。

选取两路源信号,分别为经过成形滤波和载波调制的 BPSK 信号和多音干扰。其中 BPSK 信号的采样速率为 76.8 kb/s,载波频率为 9.6kHz,符号速率为 2.4kb/s,成形滤波器采用升余弦滤波器,滚降因子为 0.5;多音信号由式(20)生成

$$j(t) = \sum_{i=1}^3 a_i \cos(2\pi f_i t) \quad (20)$$

式中, $a_1=2, a_2=1, a_3=0.5, f_1=8.4\text{kHz}, f_2=9.6\text{kHz}, f_3=10.6\text{kHz}$ 。

分别采用 VNPCA 算法和 AM-BSS 算法在突变模型 Φ 和渐变模型 Ω 中进行仿真。在突变模型下,按照混合矩阵发生一次突变间隔的采样点数分为 3 种情形,如表 2 所列;在渐变模型下,按照传感器的运动速度 v 分为 3 种情形,如表 3 所列。两种算法采用相同的初始分离矩阵 $\mathbf{W}(0) = \mathbf{I}$, AM-BSS 算法中遗忘因子取 $\beta=0.95$,迭代步长 $\eta=0.0002$,初始动量

项因子取 $\alpha(0)=0.2$;VNPCA 算法的迭代步长取 $\eta(0)=0.0012$ 。

表 2 模型 Φ 的 3 种情形

情形	混合矩阵突变的间隔采样点数
1	9600
2	6400
3	1600

表 3 模型 Ω 的 3 种情形

情形	传感器运动速度(单位:/样点)
1	0.0002
2	0.002
3	0.008

5.1 收敛性能

为了便于比较各种算法的收敛性能,我们采用性能指标 (PI)^[12] 和相似度矩阵 (Ee) 作为评价准则,性能指标定义如下:

$$PI(\mathbf{G}) = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{|g_{ij}|}{\max_x |g_{ij}|} - 1 \right) + \left(\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \frac{|g_{ij}|}{\max_x |g_{ij}|} - 1 \right) \quad (21)$$

式中, $\mathbf{G}=\mathbf{W}\mathbf{Q}\mathbf{A}$ 表示系统的全局矩阵, g_{ij} 表示全局矩阵 \mathbf{G} 的第 i 行第 j 列元素。PI 的值越接近于零,说明算法对混合信号的分离效果越好。

仿真环境分别为模型 Φ 的情形 1 和模型 Ω 的情形 1,观测端信噪比均为 18dB,得到的性能指标随采样点变化的曲线图分别如图 4 和图 5 所示。

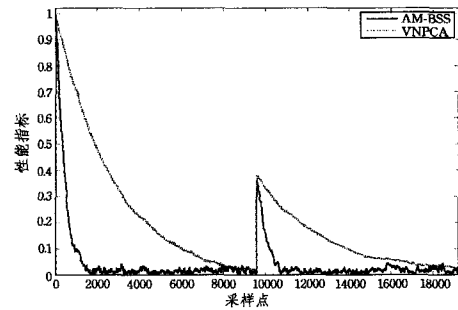


图 4 模型 Φ 下性能指标 PI 随采样点的变化曲线

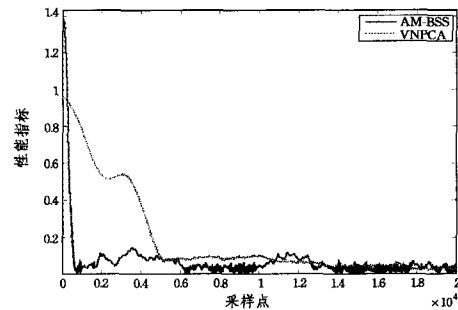


图 5 模型 Ω 下性能指标 PI 随采样点的变化曲线

由图 4 可以看出,在突变模型中,两种算法的性能指标随混合矩阵突变而突变,AM-BSS 算法较 VNPCA 算法具有更快的收敛速度,可以看出,当混合矩阵的突变频率加快时,AM-BSS 算法在快速收敛方面的优势将会更加明显;由图 5 可以看出,在渐变模型中,AM-BSS 算法的收敛速度同样快于 VNPCA 算法。AM-BSS 算法的快速收敛主要得益于采用递

(下转第 45 页)

- [9] Musolesi M, Mascolo C. Designing mobility models based on social network theory[J]. ACM SIGMOBILE Mobile Computing and Communications Review, 2007, 11(3): 59-70
- [10] 杨博, 刘大有, Jiming L, 等. 复杂网络聚类方法[J]. 软件学报, 2009, 20(1): 54-66
- [11] Fortunato S. Community detection in graphs[J]. Physics Reports, 2010, 486(3): 75-174
- [12] Pelusi L, Passarella A, Conti M. Opportunistic networking: data forwarding in disconnected mobile ad hoc networks[J]. Communications Magazine, IEEE, 2006, 44(11): 134-141
- [13] Wang N C, Lee C Y. A reliable QoS aware routing protocol with slot assignment for mobile ad hoc networks[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2009, 32(6): 1153-1166
- [14] Juang P, Oki H, Wang Y, et al. Energy-Efficient computing for wildlife tracking: Design tradeoffs and early experiences with ZebraNet[C]//Proc. of the 10th Int'l Conf. on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems. New York: ACM, 2002: 96-107
- [15] Pan H, Chaintreau A, Scott J, et al. Pocket switched networks and human mobility in conference environments[C]//Proc. of the 2005 ACM SIGCOMM Workshop on Delay-Tolerant Networking. Philadelphia: ACM, 2005: 244-251
- [16] Hull B, Bychkovsky V, Zhang Y, et al. CarTel: A distributed mobile sensor computing system[C]//Proc. of the 4th Int'l Conf. on Embedded Networked Sensor Systems. Boulder: ACM, 2006: 125-138

(上接第 17 页)

归的方式估计代价函数,以及在算法学习过程中引入了自适应动量项。

5.2 算法抗干扰验证

本部分分析 AM-BSS 算法在突变和渐变两种模型下 BPSK 信号抗多音干扰的性能,信干比为 5dB。算法在突变模型和渐变模型的 3 种情形下的误比特率以及直接对混合信号进行解调后得到的误比特率进行的仿真结果分别如图 6 和图 7 所示。

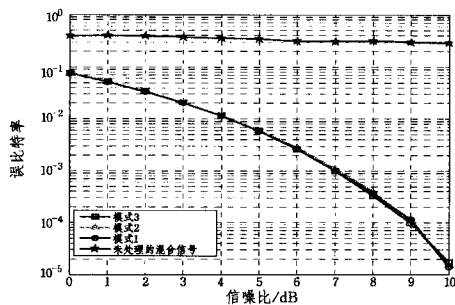


图 6 模型 Φ 下 3 种情形的误比特率曲线

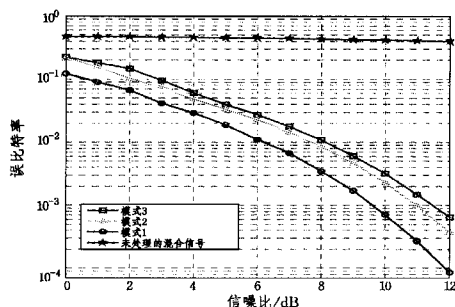


图 7 模型 Ω 下 3 种情形的误比特率曲线

由图 6 可以看出,随着信噪比提高,误比特率不断减小,而随着混合矩阵突变频率的增加,在同一信噪比条件下,误比特率基本保持不变,这说明本文提出的算法在模型 Φ 下对混合矩阵突变间隔为 1600 个采样点到 9600 个采样点并不敏感;由图 7 可以看出,误比特率随信噪比提高而降低,随着传感器运动速度的提高,算法的误码性能恶化。在同一信噪比条件下,两种模型由 AM-BSS 算法分离出的 BPSK 信号的误码率均远低于直接对混合信号进行解调后得到的信号的误码率,这意味着经盲扰信分离后的信号的误码率明显降低,提高了接收信号的信干比。

结束语 本文提出一种渐变式的时变混合系统模型,并提出一种自适应动量项快速盲源分离算法。与采用 VNPCA 算法估计的分离矩阵只与当前的观测样点有关不同,采用 AM-BSS 算法估计的分离矩阵不仅与当前的观测样点有关,还与过去时刻的观测样点有关。文中仿真了算法在混合系统突变和渐变两种模型下的收敛速度和误码性能,仿真结果表明该算法较现有的 VNPCA 算法有更快的收敛速度,并且能有效地抗多音干扰。

参考文献

- [1] Caridso J F, Laheld B H. Equivariant adaptive source separation [J]. IEEE Transactions of Signal Processing, 1996, 44 (12): 3017-3030
- [2] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 626-634
- [3] Vicente Z, Pierre C. Robust independent component analysis by iterative maximization of the kurtosis contrast with algebraic optimal step size [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2010, 21(2): 248-261
- [4] Yuan Lian-xi, Wang Wen-wu, Chambers J A. Variable step-size sign natural gradient algorithm for sequential blind source separation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12 (8): 589-592
- [5] 付卫红, 史凡, 刘乃安. 适用于时变信道环境的盲源分离算法 [J]. 电子科技大学学报, 2012, 41(4): 512-515
- [6] 蒋照菁, 辜方林, 张杭. 一种基于 NPCA 的变步长盲源分离算法 [J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(8): 206-208
- [7] 欧世峰, 高颖, 赵晓晖. 自适应组合型盲源分离算法及其优化方案 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33(5): 1243-1247
- [8] 刘建强. 非平稳环境中的盲源分离算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009
- [9] Enescu M, Koivunen V. Tracking time-varying mixing system in blind separation [C]// Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop. 2000: 291-295
- [10] 辜方林, 张杭, 李伦辉. 基于非线性主成分分析的自适应变步长盲源分离算法 [J]. 计算机应用, 2013, 33(5): 1233-1236
- [11] Puskal P, Umut O, Deniz E, et al. Recursive complex BSS via generalized eigendecomposition and application in image rejection for BPSK [J]. Signal Processing, 2007, 88(2008): 1368-1381
- [12] Amari S, Chen T P, Cichocki A. Stability analysis of learning algorithms for blind source separation [J]. Neural Network, 1997, 10(8): 1345-1351