

动量项盲源分离算法及其性能优化策略

欧世峰, 耿超, 高颖

(烟台大学光电信息科学技术学院, 山东烟台 264005)

摘要: 动量项技术是用来改善自适应盲源分离算法分离性能的有效手段,但算法在融入动量项后,其收敛特性对于动量因子的选取数值较为敏感,且算法的稳态性能仍要受到步长参数的限定.本文首先给出了动量项盲源分离算法的设计原理,分析了现有算法存在的两个缺陷性问题;然后利用梯度下降法构造了具有在线调整特性的动量因子自适应迭代规则,通过对动量因子的实时更新以消除固定动量因子算法的性能缺陷;在此基础上,基于凸组合理论设计了不同步长参数下两个变动量因子算法的自适应优化组合方案,从而在一定程度上缓解了步长参数对于算法性能的限定.在不同环境下进行的仿真实验表明,本文针对动量项盲源分离算法所设计的优化策略能够有效消除其所存在的缺陷问题,在确保快速收敛的同时,又能获取较小的稳态误差.

关键词: 盲源分离; 动量项; 动量因子; 凸组合; 步长

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)01-0042-07

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

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.01.007

Momentum Term Based Blind Source Separation Algorithm and Its Performance Modified Strategies

OU Shi-feng, GENG Chao, GAO Ying

(*Institute of Science and Technology for Opto-Electronic Information, Yantai University, Yantai, Shandong 264005, China*)

Abstract: Momentum term technology is an effective solution to improve the performance of the adaptive blind source separation (BSS) algorithm, but the convergence property of the momentum term based BSS algorithm is very sensitive to the fixed momentum factor, and its performance in steady state is also restricted by the step size. Firstly, the principle of the momentum term based BSS algorithm as well as its two disadvantages were presented and analyzed in this paper. Then, in order to eliminate the first disadvantage of the momentum term based algorithm using the fixed momentum factor, we structured a variable momentum factor algorithm with the adaptive adjustment property based on the gradient descent method. On this basis, by virtue of the convex combination theory, an adaptive combination of tow variable momentum factor algorithms with different step size was proposed to alleviate the performance restriction caused by the step size. The simulation results in different conditions demonstrate that the proposed modified strategies got the optimization balance between the fast convergence speed and small steady-state error, and effectively avoid the two drawbacks of the momentum term based BSS algorithm.

Key words: blind source separation; momentum term; momentum factor; convex combination; step size

1 引言

盲源分离是近年来信号处理和神经网络领域研究的热点问题,其在无线通信,地球勘探,生物医学工程,语音信号处理等方面都有着重要的应用^[1].经过近二十年的发展,人们对于盲源分离问题的研究已设计出许多成熟有效的学习算法.这些算法可分为两大类:一类是基于非高斯最大化或高阶矩阵对角化的批处理算法,代表性的包括 FastICA 算法, JADE 算法等^[2,3];另一类则是

基于多种代价函数最小化准则的自适应算法,如 EASI 算法,自然梯度算法等^[4,5].由于自适应盲分离算法计算简单,利于实时实现且对于非平稳信号和时变信道具有一定的跟踪能力等优点,其在无线通信、语音信号处理等需对时变信道和混合信号进行实时跟踪和处理的领域有着更为重要的应用价值.现有的自适应盲源分离方法多可归属于 LMS 型的梯度类算法,其在对非平稳信号或时变信道进行跟踪的过程中不可避免地存在着跟踪速度与稳态误差间的矛盾问题,这一问题的存在将

极大地影响盲源分离算法的应用能力和实用范围.目前,人们主要采用 RLS 或变步长技术对算法的性能进行改善^[6-8],以不同程度地缓解算法收敛速度和稳态误差间的矛盾.但这两种技术也都存在各自固有的局限性,如 RLS 技术计算量较大,遗忘因子不易调整,以及变步长技术易陷入局部极小点,引入误差无法有效消除等问题.

动量项技术是神经网络领域中用来改善 BP 算法收敛性能的主要手段,其通过在当前时刻算法的自适应迭代规则中部分地加入前一时刻抽头系数的更新量,以起到提高系统收敛和跟踪速度,改善算法输出性能的目的.相对 RLS 和变步长理论,动量项技术具有计算量小,动量因子上下边界极值确定,且能有效加速系统收敛速度和避免算法陷入局部极小值等优点,近年来在盲信号处理领域也正逐渐得到学者们的重点关注.如文献[9]和[10]通过融入动量项分别获得的瞬时和卷积混合盲源分离算法;文献[11]通过借鉴双层神经网络中动量项技术的研究结果提出的动量项盲源分离算法等.以上融合动量项技术的自适应盲源分离算法有效地避免了 RLS 和变步长理论的局限,在有效缓解系统收敛速度和稳态误差间的固有矛盾,进一步提高算法的整体分离性能等方面提供了新的研究思路和设计方法.但动量项技术在盲信号处理领域的应用研究目前尚处于探索阶段,其在理论和实际应用效果上仍需要进一步的改进和发展.首先,动量因子参数选取的准确性和合理性会极大地影响算法的收敛性能,当动量因子设置为一固定数值时,算法仍然会存在收敛速度和稳态误差无法折中的问题;其次,自适应盲源分离算法在融入动量项后,其稳态性能要受到步长参数的限定,即在步长固定的情况下,无论动量因子如何选择,算法在平稳阶段的性能仍不会优于常规的自适应算法.针对以上问题,本文基于变动量因子技术和凸组合理论设计了两种优化策略,以通过对动量因子和步长参数的自适应优化选取来弥补现有动量项盲源分离算法的不足,进一步提高算法对于混合信号及时变信道的分离性能和跟踪效果.文中介绍了动量项盲源分离算法的优势,着重分析了现有算法存在的两个缺陷问题,并给出其相应的解决方案,提出了具体的优化算法.在平稳和非平稳环境下利用仿真实验对优化算法的性能进行了验证.

2 动量项盲源分离算法

假设 n 个彼此相互独立且至多只有一个为高斯分布的未知源信号 $\mathbf{s}(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_n(k)]^T$,通过一未知线性混合系统后,得到 m 个观测信号 $\mathbf{x}(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k)]^T$.在不考虑信道卷积并假设 $m = n$ 的情况下,观测信号 $\mathbf{x}(k)$ 与源信号 $\mathbf{s}(k)$ 的关系

可表示为: $\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k) + \mathbf{v}(k)$.其中, $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 表示混合矩阵, $\mathbf{v}(k) = [v_1(k), v_2(k), \dots, v_n(k)]^T$ 为观测噪声向量,一般可将其忽略.所谓盲源分离就是在对混合矩阵和源信号均未知的情况下,基于一定的优化准则来估计一满秩矩阵 \mathbf{W} ,使得通过它可以从观测信号 $\mathbf{x}(k)$ 中分离出源信号 $\mathbf{s}(k)$,即: $\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}\mathbf{x}(k)$.这里, $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为分离矩阵,向量 $\mathbf{y}(k)$ 表示对源信号 $\mathbf{s}(k)$ 的估计.

针对盲源分离问题,基于不同的优化准则,国内外学者已研究出许多有效的自适应算法,如自然梯度算法, EASI 算法等.这些算法具有牢固的理论基础和可靠的分离性能,现已成为人们普遍使用的主流算法.本文以自然梯度算法为研究对象,给出其算法结构,并融合动量项技术研究其收敛性能.基于独立性和互信息最小化准则,定义代价函数如下

$$E\{J(k)\} = -H(\mathbf{x}(k)) - \log|\det(\mathbf{W}(k))| - \sum_{i=1}^n E\{\log[p_i(y_i(k))]\} \quad (1)$$

其中 $H(\mathbf{x}(k))$ 为 $\mathbf{x}(k)$ 的熵, $p_i[y_i(k)]$ 为源信号 $\{s_i(k)\}$ 概率密度函数的估计.关于 $\mathbf{W}(k)$ 对代价函数的瞬时估计求导,在黎曼空间内其最速下降方向为

$$-\frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} = [\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k)]\mathbf{W}(k) \quad (2)$$

这里, $\mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]$ 表示输出信号 $\mathbf{y}(k)$ 的非线性激活函数, \mathbf{I} 为单位矩阵.基于梯度下降理论,可得自然梯度算法中分离矩阵 $\mathbf{W}(k)$ 的自适应迭代规则为

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(k+1) &= \mathbf{W}(k) - \mu \frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} \\ &= \mathbf{W}(k) + \mu[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k)]\mathbf{W}(k) \end{aligned} \quad (3)$$

式中, μ 表示步长参数.

自然梯度是随机梯度在黎曼空间中的有效扩展,其代表了代价函数真实的最速下降方向.相对于随机梯度,基于自然梯度的自适应算法可在一定程度上提升系统的整体分离性能.但自然梯度算法在本质上仍属于 LMS 型的梯度类算法,其在对混合信号进行在线分离过程中也无法兼顾收敛速度与稳态性能的要求.缓解此问题的一个有效途径是在式(3) $\mathbf{W}(k)$ 的迭代过程中融入动量项技术,以有效加快算法的收敛速度,具体如下

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k)]\mathbf{W}(k) + \eta[\mathbf{W}(k) - \mathbf{W}(k-1)] \quad (4)$$

其中, $\eta[\mathbf{W}(k) - \mathbf{W}(k-1)]$ 表示动量项, η 为动量因子.通过上式可得算法在一次迭代中的更新量为

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{W}(k) &= \mathbf{W}(k+1) - \mathbf{W}(k) \\ &= \mu \sum_{i=1}^k \eta^{k-i} [\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(i)]\mathbf{y}^T(i)]\mathbf{W}(i) + \eta^k [\mathbf{W}(1) - \mathbf{W}(0)] \end{aligned} \quad (5)$$

故为保证算法收敛,动量因子 η 的取值范围为 $\eta \in [0, 1)$.

从式(4)可以看出,动量项盲源分离算法充分利用了相邻时刻间分离矩阵的相关特性,其在当前时刻分离矩阵的自适应迭代规则中融入前一时刻分离矩阵的部分更新量,以进一步提高系统的收敛速度.这是因为代价函数在黎曼空间内呈现“碗”状形态的光滑流体结构,分离算法在处于收敛阶段时,前后时刻分离矩阵在代价函数上的下降方向大体一致,把前一时刻分离矩阵的部分变化量 $\eta[\mathbf{W}(k) - \mathbf{W}(k-1)]$ 加入到当前时刻分离矩阵的迭代过程中,则能够相应地起到增加 $\mathbf{W}(k)$ 的修正量,提高算法收敛和跟踪速度的目的.图1所示的是一次随机分离实验中,当步长参数 μ 固定,动量因子 η 取不同数值时,融入动量项后自然梯度盲源分离算法的性能曲线图.其中 $\eta=0$ 时表示算法没有加入动量项,即回归至式(3)的常规自然梯度算法.图中纵轴为分离性能指标,用于衡量算法的分离性能,它的数值越小说明系统对于混合信号的分离效果就越好.从图1中不难看出,融入动量项后,算法的收敛速度相对于常规算法有了较大提升,且动量因子 η 的数值越大,系统的收敛及跟踪速度就会越快.但从图中也可明显看出,动量项盲源分离算法仍存有两大技术缺陷:(1)算法的收敛性能对于所设动量因子的数值较为敏感,大动量因子带来快速收敛的同时也会引入更大的稳态误差;而小动量因子在稳态阶段的误差较小,但整体收敛速度又会变慢;(2)算法在稳态阶段的性能仍会受到步长参数的限定,即当步长参数 μ 固定时,无论动量因子 η 如何选取,动量项盲源分离算法最终的稳态性能仍不会优于常规算法.

为进一步提高动量项盲源分离算法的整体性能,基于以上分析本文提出以下两种优化策略:(1)利用代价函数的最速下降方向来构造的具有在线更新特性的自适应变动量因子算法,以通过对动量因子的实时及合理选取实现对外界时变环境的快速跟踪,从而消除动量项盲源分离算法的第一个缺陷;(2)在策略1的基础上结合凸组合理论,对具有不同步长参数的两个变动量因子盲源分离算法进行有效耦合,通过组合因子来自适应地选取最优的分离算法进行在线处理,从而突破单一固定步长参数对于系统稳态性能的限定,有效消除动量项盲源分离算法的第二个缺陷问题.

3 优化策略1:动量因子自适应可变

令动量因子数值可变,并采用下式的梯度下降方法设定其自适应更新规则

$$\eta(k) = \eta(k-1) - \rho \nabla_{\eta} J(k) \Big|_{\eta = \eta(k-1)} \quad (6)$$

其中, ρ 表示一很小的常数, $J(k)$ 为式(1)中代价函数的瞬时估计, $\nabla_{\eta} J(k) \Big|_{\eta = \eta(k-1)}$ 表示 $J(k)$ 在 $\eta = \eta(k-1)$ 处的梯度.此时,分离矩阵的迭代公式可以写为

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k)]\mathbf{W}(k) + \eta(k)[\mathbf{W}(k) - \mathbf{W}(k-1)] \quad (7)$$

定义任意两个矩阵的内积运算如下^[7]

$$\langle \mathbf{P}, \mathbf{Q} \rangle = \text{tr}(\mathbf{P}^T \times \mathbf{Q}) \quad (8)$$

这里, $\text{tr}(\cdot)$ 表示对矩阵 $\mathbf{P}^T \times \mathbf{Q}$ 的求迹运算, $\langle \cdot \rangle$ 表示矩阵 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 的内积.根据式(8),式(6)中的梯度 $\nabla_{\eta} J(k) \Big|_{\eta = \eta(k-1)}$ 可以表示为

$$\begin{aligned} \nabla_{\eta} J(k) \Big|_{\eta = \eta(k-1)} &= \left\langle \frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)}, \frac{\partial \mathbf{W}(k)}{\partial \eta(k-1)} \right\rangle \\ &= \text{tr} \left[\left(\frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} \right)^T \times \frac{\partial \mathbf{W}(k)}{\partial \eta(k-1)} \right] \end{aligned} \quad (9)$$

通过式(2),可知

$$\frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} = -[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k)]\mathbf{W}(k) \quad (10)$$

基于式(7),有

$$\mathbf{W}(k) = \mathbf{W}(k-1) + \mu[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k-1)]\mathbf{y}^T(k-1)]\mathbf{W}(k-1) + \eta(k-1)[\mathbf{W}(k-1) - \mathbf{W}(k-2)] \quad (11)$$

根据式(11),容易得出

$$\frac{\partial \mathbf{W}(k)}{\partial \eta(k-1)} = \mathbf{W}(k-1) - \mathbf{W}(k-2) \quad (12)$$

为表示简单起见,令

$$\mathbf{\Gamma}(k) = -\frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} = [\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k)]\mathbf{W}(k) \quad (13)$$

将式(10),(12)和(13)代入式(9),可得

$$\nabla_{\eta} J(k) \Big|_{\eta = \eta(k-1)} = -\text{tr}\{\mathbf{\Gamma}^T(k) \times [\mathbf{W}(k-1) - \mathbf{W}(k-2)]\} \quad (14)$$

将式(14)代入式(6),得到动量因子 $\eta(k)$ 的自适应迭代规则为

$$\eta(k) = \eta(k-1) + \rho \text{tr}\{\mathbf{\Gamma}^T(k) \times [\mathbf{W}(k-1) - \mathbf{W}(k-2)]\} \quad (15)$$

结合式(7),式(15)则为本文提出的变动量因子算法.

为表明提出算法的有效性,下面通过仿真实验来对其性能进行验证,并将仿真结果与动量项盲源分离算法及常规盲源分离算法进行对比.仿真中采用3个信号源分别为: $s_1(k) = [-0.5, 0.5]$ 内均匀分布的噪声, $s_2(k)$ = 频率为100的方波信号, $s_3(k)$ = 频率为200的正弦信号.混合矩阵 \mathbf{A} 由 MATLAB 随机产生,非线性激活函数 $f(\cdot)$ 选为 $f(z) = z^3$.两个动量因子数值不同的动量项自然梯度算法,其 η 值分别设为0.7和0.4;变动量因子算法的动量因子初值设为 $\eta(0) = 0.8$,参数 $\rho = 0.05$;动量项算法,常规算法及变动量因子算法的步长大小均设置为0.002.同时运行四个算法,经100次蒙特卡洛实验后,得到所有算法的分离性能曲线如图2所示.从图中可以看出,当动量项盲源分离算法的动量因子选取为较大数值时($\eta = 0.7$),算法可以获得较快的收

收敛速度,但稳态性能较差;当动量因子的设置数值变小时($\eta=0.4$),动量项算法的稳态误差会相应减小,但同时收敛速度也会随之变慢.而本文基于梯度下降法所设计的变动量因子算法则有效地弥补了动量项算法的这一缺陷:其在对混合信号进行分离的初始阶段,具有最快的收敛速度,而在分离的后期平稳阶段,还能够拥有较小的稳态误差,从而有效提升了动量项算法的整体分离性能.图3给出的是变动量因子算法中动量因子

的自适应变化曲线.从中明显能够看出,当分离过程开始时,动量因子的数值从其初始值($\eta(0)=0.8$)附近迅速增大,在达到一定数值后又随着迭代次数的增加逐渐减小,直至收敛到“0”值附近.此变化特性有效表明了,依据梯度下降方法设计的动量因子更新规则可以通过自适应地调整其数值的大小,来获取更加优良的系统分离效果.

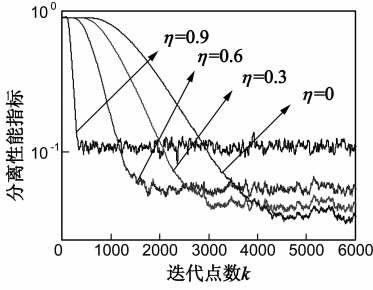


图1 动量项盲源分离算法的收敛曲线图

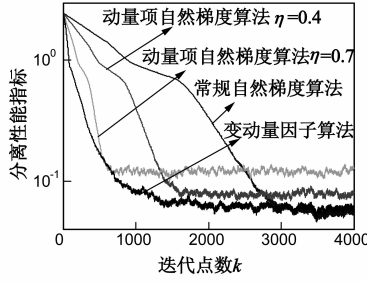


图2 四算法收敛曲线图

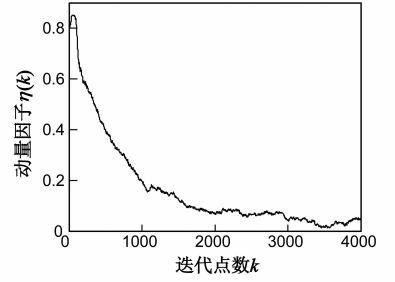


图3 动量因子变化曲线图

4 优化策略 2: 双系统自适应凸组合

前节提出的基于变动量因子技术的优化策略可有效消除动量项盲源分离算法的首个缺陷问题.但根据第 2 节中的分析以及图 2 的仿真结果不难看出,变动量因子算法在平稳阶段的稳态性能仍要受到步长参数的限定.也就是说即使动量因子在后期收敛至“0”值附近时,算法的稳态性能仍不会优于具有同样步长的常规分离算法.为进一步提高变动量因子算法的性能,本节考虑利用组合因子来自适应地结合两个不同步长的变动量因子算法,并基于凸组合理论来设计组合因子的自适应更新规则,以进一步突破步长参数对于变动量因子算法性能的限制,消除动量项盲源分离算法的第二个缺陷问题.

本文提出的双系统自适应凸组合优化方案如图 4 所示.其采用的两个具有不同步长参数的变动量因子盲源分离算法分别为

$$\begin{cases} \eta_i(k) = \eta_i(k-1) + \rho_i \text{tr}\{\mathbf{I}_i^T(k) \times [\mathbf{W}_i(k-1) - \mathbf{W}_i(k-2)]\} \\ \mathbf{W}_i(k+1) = \mathbf{W}_i(k) + \mu_i [\mathbf{I} - f[\mathbf{y}_i(k)] \mathbf{y}_i^T(k)] \mathbf{W}_i(k); \\ \quad + \eta_i(k) [\mathbf{W}_i(k) - \mathbf{W}_i(k-1)] \end{cases} \quad (16)$$

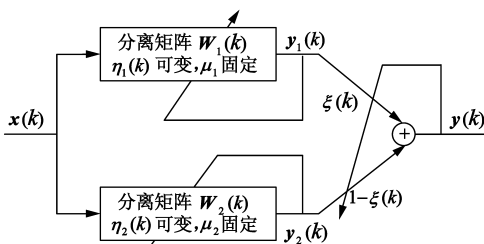


图4 双系统自适应凸组合结构图

这里 $i=1,2$, μ_1 和 μ_2 分别表示两个系统各自的步长,且要求 $\mu_1 > \mu_2$,即第二个分离系统在平稳阶段的稳态性能要优于第一个系统; $\mathbf{\Gamma}_1(k)$ 与 $\mathbf{\Gamma}_2(k)$ 分别为

$$\mathbf{\Gamma}_i(k) = [\mathbf{I} - f[\mathbf{y}_i(k)] \mathbf{y}_i^T(k)] \mathbf{W}_i(k), i=1,2 \quad (17)$$

$\mathbf{y}_1(k)$ 和 $\mathbf{y}_2(k)$ 为两分离系统的输出信号,即 $\mathbf{y}_i(k) = \mathbf{W}_i(k) \mathbf{x}(k)$, $i=1,2$; $\eta_1(k)$ 和 $\eta_2(k)$ 分别为两算法中可变的动量因子,它们各自根据优化策略 1 所设计的迭代规则进行更新. $\mathbf{y}(k)$ 为两系统的输出信号经 $\xi(k)$ 组合后得到的最终输出信号,其计算公式如下

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}(k) \mathbf{x}(k) = \xi(k) \mathbf{y}_1(k) + [1 - \xi(k)] \mathbf{y}_2(k) \quad (18)$$

其中, $\mathbf{W}(k)$ 为整个系统的分离矩阵,可以通过下式对其进行表示

$$\mathbf{W}(k) = \xi(k) \mathbf{W}_1(k) + [1 - \xi(k)] \mathbf{W}_2(k) \quad (19)$$

$\xi(k)$ 为组合因子,其变化区间为 $\xi(k) \in [0,1]$,通过对该参数的自适应调节可以实时地从 $\mathbf{W}_1(k)$ 和 $\mathbf{W}_2(k)$ 中选取性能最优的系统进行在线分离.基于凸组合理论^[12],组合因子 $\xi(k)$ 的数值通过下式进行调节

$$\xi(k+1) = \xi(k) - \mu_\xi \nabla_{\xi} J(k) \Big|_{\xi=\xi(k)} \quad (20)$$

其中, μ_ξ 为一很小的正数, $\nabla_{\xi} J(k) \Big|_{\xi=\xi(k)}$ 表示代价函数 $J(k)$ 在 $\xi = \xi(k)$ 处的梯度.根据式(8),可知

$$\begin{aligned} \nabla_{\xi} J(k) \Big|_{\xi=\xi(k)} &= \left\langle \frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)}, \frac{\partial \mathbf{W}(k)}{\partial \xi(k)} \right\rangle \\ &= \text{tr} \left[\left(\frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} \right)^T \times \frac{\partial \mathbf{W}(k)}{\partial \xi(k)} \right] \end{aligned} \quad (21)$$

由式(2),得

$$\frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} = -[\mathbf{I} - f[\mathbf{y}(k)] \mathbf{y}^T(k)] \mathbf{W}(k) \quad (22)$$

基于式(19),有

$$\frac{\partial \mathbf{W}(k)}{\partial \xi(k)} = \mathbf{W}_1(k) - \mathbf{W}_2(k) \quad (23)$$

将式(22)和式(23)代入式(21),可得

$$\nabla_{\xi} J(k) \big|_{\xi=\xi(k)} = -\text{tr}\{\mathbf{\Gamma}^T(k) \times [\mathbf{W}_1(k) - \mathbf{W}_2(k)]\} \quad (24)$$

其中

$$\mathbf{\Gamma}(k) = -\frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}(k)} = [\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k)] \mathbf{W}(k) \quad (25)$$

联合式(20)和式(24),得到组合因子 $\xi(k)$ 的自适应更新公式为

$$\xi(k+1) = \xi(k) + \mu_{\xi} \text{tr}\{\mathbf{\Gamma}^T(k) \times [\mathbf{W}_1(k) - \mathbf{W}_2(k)]\} \quad (26)$$

综合式(16)和式(26)即为本文提出的凸组合算法.另外,考虑在该算法收敛的初期,即当 $\mathbf{W}_1(k)$ 的性能优于 $\mathbf{W}_2(k)$ 时,可通过矩阵传递技术把 $\mathbf{W}_1(k)$ 的部分数值加入到 $\mathbf{W}_2(k)$ 中,以对 $\mathbf{W}_2(k)$ 逐步进行优化,从而避免在 $\mathbf{W}(k)$ 的收敛过程中出现分段收敛的现象^[12].

下面通过仿真实验来验证本节中凸组合算法的性能,并将其结果与不同步长参数下的常规自然梯度算法及变动量因子算法进行对比.首先在平稳环境下,源信号,混合矩阵及非线性激活函数仍选用第3节中所用实验数据.所有算法所需参数数值设定如下:常规自然梯度算法1: $\mu = 0.004$;常规自然梯度算法2: $\mu = 0.0004$;变动量因子算法1: $\mu = 0.004, \rho = 0.1$;变动量因子算法2: $\mu = 0.0004, \rho = 0.02$;凸组合算法: $\mu_1 = 0.004$,

$\mu_2 = 0.0004, \rho_1 = 0.1, \rho_2 = 0.02, \mu_{\xi} = 0.02$.同时运行五个算法,100次蒙特卡洛实验后所得其分离性能曲线如图5所示.从图5可以看出,变动量因子算法1由于采用了动量因子自适应可变技术,其收敛速度相对于同等步长条件下的常规自然梯度算法1有了一定提升.但该算法的稳态性能仍受到步长参数的限定,其在平稳阶段的分离性能指标同常规自然梯度算法1相当,仅维持在 $10^{-1.2}$ 左右,对于混合信号的分离效果不甚理想.相对而言,变动量因子算法2由于设置了较小的步长参数,其在平稳阶段拥有较好的稳态性能,分离性能指标可以达到近 $10^{-1.8}$ 左右.但较小的步同时又制约了该算法的收敛速度,其性能指标趋于平稳时需经近8000点左右的迭代.而本文凸组合算法则有效地避免了变动量因子算法中单一步长参数带来的缺陷:其在分离初期可以拥有大步长变动量因子系统(动量因子 $\eta_1(k)$ 的变化曲线如图6所示)快速的收敛速度,在稳态阶段又具有小步长变动量因子系统(动量因子 $\eta_2(k)$ 的变化曲线如图7所示)较好的稳态性能.从而有效地消除了自适应盲源分离算法中收敛速度和信号分离质量间的矛盾关系,确保算法在具有较小稳态误差的同时,又能获取较快的收敛及跟踪速度.另外,由于采用了矩阵传递技术,使得凸组合算法渐进稳态的过程更为平滑,没有出现分段收敛现象.图8给出的是凸组合算法中组合因子 $\xi(k)$ 的变化曲线图,从中可以看出,通过凸组合理论设计的组合因子更新规则可以实时地调整自身数值的大小,来有效分配两分离系统在算法所处分离阶段的比重,以综合它们各自的优势获取优良的信号分离效果.

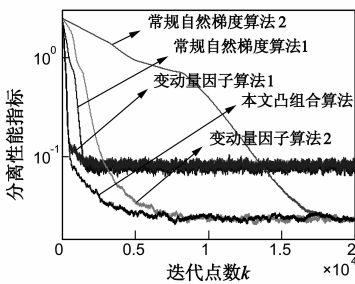


图5 五算法收敛曲线图

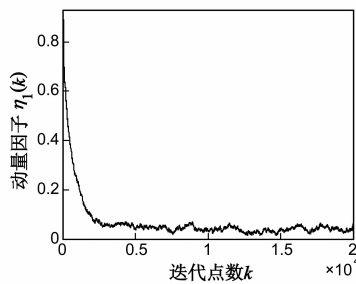


图6 凸组合算法动量因子 $\eta_1(k)$ 变化曲线图

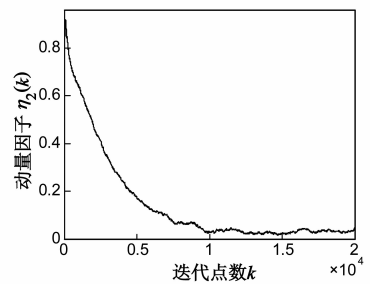


图7 凸组合算法动量因子 $\eta_2(k)$ 变化曲线图

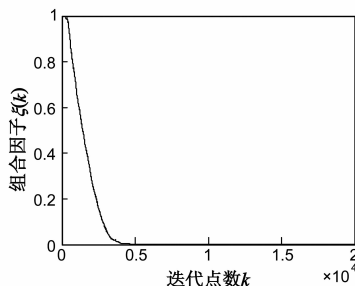


图8 凸组合算法组合因子 $\xi(k)$ 变化曲线图

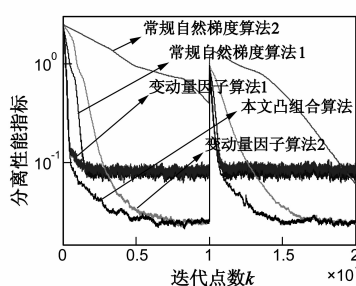


图9 非平稳环境下五算法收敛曲线图

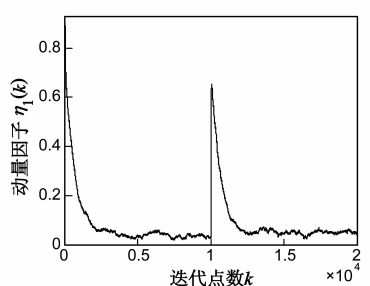


图10 非平稳环境下凸组合算法动量因子 $\eta_1(k)$ 变化曲线图

图 9,图 10,图 11 及图 12 给出的是在非平稳环境下各算法的收敛曲线图,凸组合算法中动量因子 $\eta_1(k)$, $\eta_2(k)$ 以及组合因子 $\xi(k)$ 的变化曲线图,所有算法所用参数同平稳环境下的设置相同.相对平稳环境,非平稳环境下所用混合矩阵在 10000 点将会发生突变.综合四图不难看出,本文凸组合算法可以快速,有效地跟踪外界环境的变化,且相对于其他算法,拥有最快的收敛跟踪速度和较小的稳态误差;算法中的组合

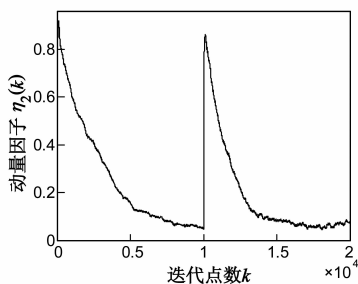


图11 非平稳环境下凸组合算法动量因子 $\eta_2(k)$ 变化曲线

因子 $\xi(k)$ 以及其双系统的动量因子 $\eta_1(k)$ 和 $\eta_2(k)$ 也能够根据外界环境的突变迅速作出反应,及时地调节自身数值的大小以适应环境的变化,对其进行有效跟踪.在仿真耗时方面,常规自然梯度算法,变动物因子算法以及凸组合算法的 CPU 占用时间分别为 4.4397 s, 8.6048 s 和 26.0144 s.说明本文提出算法的计算复杂度相对有所增加.

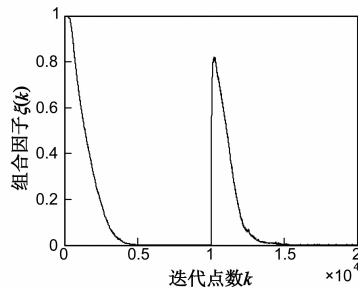


图12 非平稳环境下凸组合算法组合因子 $\xi(k)$ 变化曲线图

5 结束语

动量项盲源分离算法能够有效加快常规盲源分离算法的收敛及跟踪速度,但其综合性能还有进一步提升的空间.本文针对动量项算法中动量因子和步长两个关键参数进行了深入研究和分析,先后提出了两种有效的性能优化策略:首先利用梯度下降法设计了具有自适应在线调整特性的变动物因子算法,以通过对动量因子的合理选取缓解固定动量因子算法中收敛速度与稳态性能的矛盾问题;然后基于凸组合理论,利用组合因子对具有不同步长参数的两变动物因子系统进行有效结合,以综合双分离系统的优势来突破单一固定步长参数对于算法稳态性能的限定.文中在不同环境下对多种算法的仿真结果表明,基于优化策略所构造的两种算法可在不同程度上有效提升分离系统的整体性能.

参考文献

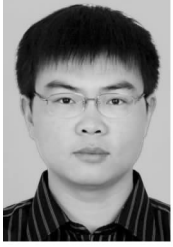
- [1] Cichocki A, Amari S. Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Application[M]. New York: Wiley Press, 2002. 1 - 41.
- [2] Souloumiac A. Nonorthogonal joint diagonalization by combining givens and hyperbolic rotations[J]. IEEE Trans on Signal Process, 2009, 57(6): 2222 - 2231.
- [3] Vicente Z, Pierre C. Robust independent component analysis by iterative maximization of the kurtosis contrast with algebraic optimal step size[J]. IEEE Trans on Neural Netw, 2010, 21(2): 248 - 261.
- [4] Ye J M, Jin H H, Lou S T, You K J. An optimized EASI algo-

- rithm[J]. Signal Process, 2009, 89(3): 333 - 338.
- [5] Tang Y, Li J P. Normalized natural gradient in independent component analysis[J]. Signal Process, 2010, 90(9): 2773 - 2777.
- [6] Zhu X L, Zhang X D, Ding Z Z, Jia Y. Adaptive nonlinear PCA algorithms for blind source separation without prewhitening[J]. IEEE Trans on Circuits Syst, 2006, 53(3): 745 - 753.
- [7] Yuan L X, Wang W W, Chambers J A. Variable step-size sign natural gradient algorithm for sequential blind source separation[J]. IEEE Signal Process Lett, 2005, 12(8): 589 - 592.
- [8] 欧世峰,赵晓晖,高颖. 结合辅助分离系统的变步长盲源分离算法[J]. 电子学报, 2009, 37(7): 1588 - 1593.
Ou Shi-feng, Zhao Xiao-hui, Gao Ying. Variable step-size blind source separation algorithm with an auxiliary separation system[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(7): 1588 - 1593. (in Chinese)
- [9] 林用满,林士胜. 加入动量项的改进盲分离算法[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2006, 34(1): 6 - 9.
Lin Yong-man, Lin Shi-sheng. Improved blind separation algorithm by adding momentum term[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2006, 34(1): 6 - 9. (in Chinese)
- [10] Figueiredo F, Ynoguti C. On the improvement of the learning rate in blind source separation using techniques from artificial neural networks theory[A]. Proc Int Workshop Telecommun [C]. New York: IEEE, 2009. 224 - 229.
- [11] Li H, Shen Y H, Xu K. Neural network with momentum for dynamic source separation and its convergence analysis[J]. Journal of Networks, 2011, 6(5): 791 - 798.
- [12] Arenas-Garcia J, Gomez-Verdejo V, Figueiras-Vidal A R.

New algorithms for improved adaptive convex combination of LMS transversal filters[J]. IEEE Trans on Instr Meas 2005,

54(6):2239 – 2249.

作者简介



欧世峰 男,1979 年生于山东菏泽,2008 年毕业于吉林大学,获工学博士学位.现为烟台大学光电信息科学技术学院副教授,硕士生导师.主要研究方向为语音信号处理与盲信号处理.
E-mail: ousfeng@126.com



高 颖(通信作者) 女,1978 年生于辽宁大连.2008 年毕业于吉林大学,获工学博士学位.现为烟台大学光电信息科学技术学院副教授,硕士生导师.主要研究方向为盲信号处理.
E-mail: claragaoying@126.com



耿 超 男,1990 年生于山东聊城.烟台大学光电信息科学技术学院硕士研究生,主要研究方向为盲信号处理.
E-mail: gengchao3100@163.com