

自适应组合型盲源分离算法及其优化方案

欧世峰^{*①} 高颖^① 赵晓晖^②

^①(烟台大学光电信息科学技术学院 烟台 264005)

^②(吉林大学通信工程学院 长春 130012)

摘要: 该文通过引入滑动参数来自适应地组合两个不同步长的盲源分离系统, 提出了一种自适应组合型盲源分离算法, 其可在两个系统并向运行的同时, 自适应地选取最优的分离系统进行在线分离。文中推导了滑动参数的自适应更新规则, 并针对算法存有的问题, 提出了具体优化方案。平稳和非平稳环境下的仿真实验表明了算法的优良性能。

关键词: 信号处理; 盲源分离; 步长; 自适应; 滑动参数

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)05-1243-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00871

Adaptive Combination Algorithm and Its Modified Scheme for Blind Source Separation

Ou Shi-feng^① Gao Ying^① Zhao Xiao-hui^②

^①(Institute of Science and Technology for Opto-electronic Information, Yantai University, Yantai 264005, China)

^②(College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract: By adaptively combining two separation systems with different step sizes, an adaptive combination algorithm is proposed for blind source separation. A smoothing parameter is used to adjust the proportion of the two systems in an attempt to put together the best properties of them. The adaptive updating rule for the smoothing parameter is obtained, and in view of the insufficiency of the proposed method, a concrete modified scheme is also presented. Experimental results demonstrate the good performance of the proposed approaches in stationary and non-stationary conditions.

Key words: Signal processing; Blind source separation; Step size; Adaptive; Smoothing parameter

1 引言

盲源分离技术是近年来信号处理领域涌现出来的热点问题之一, 其在无线通信、地震勘探、生物医学工程、语音信号及数字图像处理等方面都有着重要的应用^[1]。目前, 根据信号处理方式的不同, 盲源分离算法可分为两大类: 一类是基于高阶矩阵对角化或非高斯最大化原则的批处理算法, 如 JADE 算法, FastICA 及其改进算法等^[2-4]; 另一类则是基于各种代价函数最小化的自适应算法。相对于前者, 自适应盲源分离算法具有简单、有效且利于实时实现等优点, 长期以来都是国内外学者研究的热点, 代表性的算法有信息最大化算法、自然梯度算法、等变化自适应算法等^[5-7]。这些自适应盲源分离算法多可归属于 LMS 型算法, 其都存在收敛速度与稳态

误差间的平衡优化问题, 也就是步长参数的优选问题。步长越大, 系统的收敛及跟踪速度越快, 但同时会导致较大的稳态误差; 而步长越小, 则稳态误差越小, 但系统的收敛速度较慢, 无法对外界环境的变化做出快速反应。对于这一矛盾问题, 目前可有两种解决途径: 一种是采用 RLS 或卡尔曼技术进行优化^[8,9], 即利用其“快”的特性, 但此途径在获取优良性能的同时会引入较大的计算量; 另一种则是依据信号的分离程度对步长参数进行在线调整, 即采用自适应变步长技术^[10-12], 这一途径可在一定程度上缓解系统收敛速度与稳态性能间的矛盾, 但由于盲源分离属于典型的无监督学习过程, 其对输出信号所处的分离状态缺乏具体的参量来加以准确描述, 故有别于有监督学习的自适应滤波算法, 变步长盲源分离技术多采用其他间接信息近似地表示信号的分离程度来对步长参数进行更新, 从而在步长数值的调节过程中不可避免地会引入一定的误差。

针对以上问题, 本文通过自适应地组合两个盲

2010-08-14 收到, 2011-01-26 改回

国家自然科学基金(61005021)和高等学校博士学科点基金(200801830037)资助课题

*通信作者: 欧世峰 ousheng@126.com

源分离系统，提出了一种新型结构算法。该算法利用滑动参数自适应地组合两个不同步长分离系统在算法中所占的比重，以缓解系统收敛速度和稳态误差的矛盾问题。文中着重分析了新结构算法的不足，并给出了相应的优化策略，最后利用仿真实验验证了本文算法在平稳和非平稳环境下的分离性能。

2 盲源分离

假设有 n 个相互独立的未知信源，通过瞬时混合系统之后，得到 m 个观测信号，在不考虑噪声干扰的情况下，观测信号与源信号的关系可表示为 $\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k)$ ，其中向量 $\mathbf{x}(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k)]^T$ 为观测信号， $\mathbf{s}(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_n(k)]^T$ 为源信号， $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 表示混合矩阵。盲源分离的目的就是设法求得一分离矩阵 \mathbf{W} ，通过它可以仅从观测信号 $\mathbf{x}(k)$ 中分离出源信号 $\mathbf{s}(k)$ ，即 $\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}\mathbf{x}(k)$ 来表示源信号 $\mathbf{s}(k)$ 的估计。 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 为分离矩阵，一般假设 $m=n$ ，即只考虑源信号个数与观测信号个数相等的情况。

对于盲源分离问题，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(Natural Gradient Algorithm, NGA)，信息最大化算法等。由于 NGA 算法计算简单且分离及跟踪性能出色，现已成为人们普遍研究和使用的自适应盲分离算法，其对分离矩阵 $\mathbf{W}(k)$ 的估计可通过最小化式(1)的代价函数获得^[1]

$$E\{J(k)\} = H(\mathbf{x}(k)) - (1/2) \lg |\det(\mathbf{W}(k))| - \sum_{i=1}^n \lg E\{p_i[y_i(k)]\} \quad (1)$$

式中 $H(\mathbf{x}(k))$ 为观测信号 $\mathbf{x}(k)$ 的熵， $p_i[y_i(k)]$ 用来近似地表示源信号 $\{s_i(k)\}$ 的概率密度函数。关于 $\mathbf{W}(k)$ 对 $J(k)$ 的瞬时估计求导，并将其结果在黎曼空间内推广，可得

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

其中 \mathbf{I} 为单位矩阵， $\mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]$ 表示输出信号 $\mathbf{y}(k)$ 的非线性激活函数。利用式(2)可得 NGA 算法中分离矩阵 $\mathbf{W}(k)$ 的自适应更新规则为^[6]

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k)]\mathbf{W}(k) \quad (3)$$

其中 μ 表示步长参数。

为衡量算法的分离效果，一般采用分离性能指标 PI 作为评价标准^[10]，其计算方法如下：

$$\text{PI}(\mathbf{G}) = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{|g_{ij}|}{\max_j |g_{ij}|} - 1 \right] + \left[\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_i |g_{ij}|} - 1 \right] \quad (4)$$

其中 $\mathbf{G} = \mathbf{W}\mathbf{A}$ 表示整个系统的传递矩阵。PI 值的大小反映了系统输出信号的分离效果，其值越小，说明系统对于混合信号的分离效果越好。

3 组合型算法及其性能仿真

在前文式(3)中，步长参数选取的准确性是影响系统分离性能的关键因素，但采用较大或较小的步长都无法兼顾系统对于算法收敛速度和稳态误差的要求。为此，本文考虑结合两个不同步长分离系统的优点，通过引入滑动参数来自适应地调节两个分离系统在算法运行过程中的比重。也就是在分离的开始阶段，选择大步长的分离系统来获取较快的收敛速度；而在分离的后期阶段，则相应地选取小步长系统以便获得较小的稳态误差，从而充分综合两个分离系统的优势，确保算法在具有较快跟踪及收敛速度的同时，又能获取较好的稳态性能。

本文算法结构如图 1 所示。令图中两不同步长的 NGA 分离系统分别为

$$\mathbf{W}_i(k+1) = \mathbf{W}_i(k) + \mu_i [\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}_i(k)]\mathbf{y}_i^T(k)]\mathbf{W}_i(k), \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

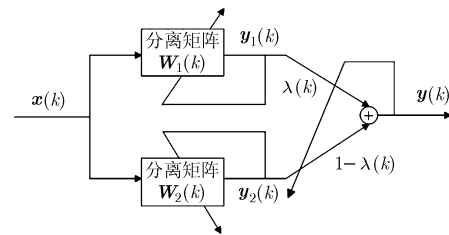


图 1 本文算法结构图

其中 $\mathbf{W}_1(k)$ 和 $\mathbf{W}_2(k)$ 表示两个分离系统各自的分离矩阵， μ_1 及 μ_2 分别为两系统的步长参数，且 $\mu_1 > \mu_2$ 。 $\mathbf{y}_1(k)$ 和 $\mathbf{y}_2(k)$ 表示两分离系统的输出信号，即 $\mathbf{y}_i(k) = \mathbf{W}_i(k)\mathbf{x}(k)$ ， $i = 1, 2$ 。根据前文分析，本文提出算法所采用的分离矩阵 $\mathbf{W}(k)$ 可通过式(6)获得

$$\mathbf{W}(k) = \lambda(k)\mathbf{W}_1(k) + [1 - \lambda(k)]\mathbf{W}_2(k) \quad (6)$$

其中 $\lambda(k)$ 表示滑动参数，其数值选取区间为 $\lambda(k) \in [0, 1]$ 。此时算法的输出信号 $\mathbf{y}(k)$ 为 $\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}(k)\mathbf{x}(k) = \lambda(k)\mathbf{y}_1(k) + [1 - \lambda(k)]\mathbf{y}_2(k)$ 。获取滑动参数 $\lambda(k)$ 的自适应调节规则是算法的核心部分，本文拟采用式(7)的随机梯度方法对其进行自适应更新

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) - \mu_\lambda \nabla_\lambda J(k) \Big|_{\lambda=\lambda(k)} \quad (7)$$

这里， $J(k)$ 为式(1)中代价函数的瞬时估计， μ_λ 为一很小的常数，其值可根据经验进行设定。

定义两个矩阵的内积操作如下^[10]：

$$\langle \mathbf{C}, \mathbf{D} \rangle = \text{tr}(\mathbf{C}^T \mathbf{D}) \quad (8)$$

其中 $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的求迹运算， $\langle \cdot \rangle$ 表示内积过程，

则式(7)中 $\nabla_{\lambda} J(k)|_{\lambda=\lambda(k)}$ 可推导为

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

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

$\mathbf{H}(k) = \frac{\partial \mathbf{W}(k)}{\partial \lambda(k)} = \mathbf{W}_1(k) - \mathbf{W}_2(k)$ 。将式(9)代入式(7), 可得滑动参数 $\lambda(k)$ 的自适应更新规则为

$$\lambda(k+1) = \lambda(k) + \mu_{\lambda} \text{tr}(\mathbf{\Gamma}^{\text{T}}(k)\mathbf{H}(k)) \quad (10)$$

式(10)也可改进为 $\lambda(k+1) = \lambda(k) + \mu_{\lambda} \text{tr}(\mathbf{\Gamma}^{\text{T}}(k)\mathbf{H}(k))(\lambda(k)(1-\lambda(k)) + 0.01)$, 即在原式中增添了一项 $(\lambda(k)(1-\lambda(k)) + 0.01)$, 用以消弱 $\lambda(k)$ 在接近 0 或 1 时更新速度过快而带来的波动误差。

下面通过仿真实验来验证上述算法的性能。仿真中选用两个欠高斯分布的信号作为源信号, 相应地非线性激活函数 $f(\cdot)$ 设定为 $f(z) = z^3$, 混合矩阵 \mathbf{A} 通过 MATLAB 中函数 `randn(2)` 随机生成。两个 NGA 算法的步长选取为 $\mu_1 = 0.01$ 和 $\mu_2 = 0.001$, μ_{λ} 值设置为 0.02。100 次蒙特卡洛实验后所得分离性能指标 PI 及滑动参数的变化曲线如图 2, 图 3 所示。综合两图可以看出, 本文算法有效地结合了两个不同步长 NGA 算法的优点, 在初始阶段其收敛性能与步长较大的 NGA 算法相当, 具有较快的收敛速度, 而在后期阶段则自适应地与小步长 NGA 算法的收敛曲线相拟合, 拥有较小的稳态误差, 从而一定程度上消除了定步长盲源分离算法中收敛速度和信号恢复质量间的矛盾关系; 通过随机梯度方法设计的滑动参数可以自适应地选取最优的分离系统进行在线分离, 并能够及时地调整自身数值的大小以分配两个分离系统在算法中的比重。此外, 在源信号为超高斯分布的条件下, 仿真效果及结论也表明本文算法具有同样有效的收敛速度和稳态性能。

4 优化算法及其性能仿真

前节提出的算法虽有效地综合了两不同步长 NGA 分离系统的优点, 但从仿真结果中不难看出, 该算法明显地存在着两阶段收敛的过程。第 1 个阶段: 当小步长分离系统的分离质量没有达到大步长分离系统的效果时, 滑动参数的数值一直维持在 1 附近, 此时算法对于混合信号的分离质量与大步长分离系统持平; 第 2 个阶段: 在小步长系统的性能

逐渐优于大步长系统时, 滑动参数的数值从 1 收敛至 0, 算法的分离性能曲线逐渐与小步长分离系统的性能曲线重合。而如果能对算法进行一定的优化, 使得图 2 中的收敛阶段 B 能够“搬移”至 A 点, 则可有效避免算法中两个收敛阶段的产生, 其分离性能也可有进一步提升的空间。

针对上述问题, 本文考虑在 $\mathbf{W}_1(k)$ 相对于 $\mathbf{W}_2(k)$ 更加接近于最优值 \mathbf{W}_{opt} , 也就是大步长分离系统的分离性能优于小步长系统的性能时 ($\lambda(k) \approx 1$), 通过一定的转换手段, 将 $\mathbf{W}_1(k)$ 的部分数值逐渐向 $\mathbf{W}_2(k)$ 传递, 则经过若干步迭代, $\mathbf{W}_2(k)$ 的数值将近似等于 $\mathbf{W}_1(k)$, 此时两系统的分离效果相当。而当小步长分离系统的性能更优时, 滑动参数 $\lambda(k)$ 自适应调节至 0 值附近, 则应阻止 $\mathbf{W}_1(k)$ 数值向 $\mathbf{W}_2(k)$ 的传递过程, $\mathbf{W}(k)$ 通过式(6)相应地趋向于更优的分离矩阵 $\mathbf{W}_2(k)$, 从而保持算法收敛的连贯性。此优化过程可通过式(11), 式(12)来加以实现

$$\begin{aligned}\mathbf{W}_2(k+1) &= (1-\partial)\{\mathbf{W}_2(k) + \mu_2[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}_2(k)]\mathbf{y}_2^{\text{T}}(k)] \\ &\quad \cdot \mathbf{W}_2(k)\} + \partial\mathbf{W}_1(k), \quad \lambda(k) \geq T\end{aligned}\quad (11)$$

$$\begin{aligned}\mathbf{W}_2(k+1) &= \mathbf{W}_2(k) + \mu_2[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}_2(k)]\mathbf{y}_2^{\text{T}}(k)] \\ &\quad \cdot \mathbf{W}_2(k), \quad \lambda(k) < T\end{aligned}\quad (12)$$

其中 ∂ 为传递因子, 表示每次迭代中所传递数值的比例。T 为阈值参数, 用来判断小步长分离系统的性能何时能够优于大步长系统的分离性能, 以阻止式(11)中 $\mathbf{W}_1(k)$ 数值向 $\mathbf{W}_2(k)$ 的传递过程, 而只利用式(12)来完成对于 $\mathbf{W}_2(k)$ 的更新。当 $\lambda(k) \geq T$ 时, 表示 $\mathbf{W}_1(k)$ 优于 $\mathbf{W}_2(k)$, 此时应保持 $\mathbf{W}_1(k)$ 到 $\mathbf{W}_2(k)$ 的传递, 而当 $\lambda(k) < T$ 时, 表示 $\mathbf{W}_2(k)$ 优于 $\mathbf{W}_1(k)$, 算法则相应地阻止此传递过程。从式(6)可以判断, T 的数值设置为 0.5 较为合理, 但由于 $\lambda(k)$ 的迭代更新需要一定的时间, 即当小步长分离系统的性能实际已经优于大步长系统时, $\lambda(k)$ 的数值还不能完全减至 0.5, 故应将 T 的数值设定为稍大于 0.5 的数值, 仿真中 T 设为 0.6。对于传递因子 ∂ , 其较大的数值会使得式(9)中 $\mathbf{H}(k)$ 的数值变小, 进而影响式(7)中 $\lambda(k)$ 的更新速度, 导致 $\mathbf{W}_2(k)$ 在迭代过程中产生分段收敛的现象。而较小的 ∂ 会导致式(11) $\mathbf{W}_2(k)$ 每次迭代中只有少量部分来自 $\mathbf{W}_1(k)$, 从而引起 $\mathbf{W}_2(k)$ 的收敛速度变慢, 致使系统分离性能更加接近于没有优化的定步长算法。综合理论分析及实验验证, 本文中将传递因子 ∂ 的数值设定为 0.05。结合式(5), 式(6), 式(10)及式(11), 式(12), 可得本文优化算法的流程如表 1 所示。

表1 本文优化算法流程

初始化: $\mathbf{W}_1(0), \mathbf{W}_2(0), \mu_1, \mu_2, \mu_\lambda, \partial$ 及 T
 当 $k = 0, 1, \dots, N$
 $\mathbf{y}_i(k) = \mathbf{W}_i(k)\mathbf{x}(k), \quad i = 1, 2$
 $\mathbf{W}(k) = \lambda(k)\mathbf{W}_1(k) + [1 - \lambda(k)]\mathbf{W}_2(k)$
 $\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}(k)\mathbf{x}(k)$
 $\lambda(k+1) = \lambda(k) + \mu_\lambda \text{tr}(\mathbf{\Gamma}^\top(k)\mathbf{H}(k))(\lambda(k)(1 - \lambda(k)) + 0.01)$
 $\mathbf{W}_1(k+1) = \mathbf{W}_1(k) + \mu_1[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}_1(k)]\mathbf{y}_1^\top(k)]\mathbf{W}_1(k)$
 if $\lambda(k) \geq T$
 $\mathbf{W}_2(k+1) = (1 - \partial)\{\mathbf{W}_2(k) + \mu_2[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}_2(k)]\mathbf{y}_2^\top(k)]\mathbf{W}_2(k)\}$
 $\quad + \partial\mathbf{W}_1(k)$
 else
 $\mathbf{W}_2(k+1) = \mathbf{W}_2(k) + \mu_2[\mathbf{I} - \mathbf{f}[\mathbf{y}_2(k)]\mathbf{y}_2^\top(k)]\mathbf{W}_2(k)$
 结束 if
 结束

下面通过仿真验证优化算法的性能, 并将其结果与两定步长 NGA 算法及文献[10]中的变步长算法 (VS-SNGA) 进行对比。平稳环境下仿真所用 3 个源信号均服从欠高斯分布, 它们依次为 $s_1(k) = \sin(2\pi 200k)$; $s_2(k) = \text{sign}(\sin(2\pi 100k))$; $s_3(k) =$ 区间 $[-0.5, 0.5]$ 内均匀分布的噪声。非线性激活函数 $f(\cdot)$ 仍为 $f(z) = z^3$, 混合矩阵的数值采用函数 $\text{randn}(3)$ 产生。两个定步长 NGA 算法的步长大小分

别选取为 0.02 和 0.0006, VS-SNGA 算法的初始步长设为 0.02, 其步长调节参数 $\rho = 1 \times 10^{-6}$ 。本文优化算法中两 NGA 系统的步长为 $\mu_1 = 0.02$ 和 $\mu_2 = 0.0006$, μ_λ 值为 0.02。同时运行 4 个算法, 100 次蒙特卡洛实验后得到的 PI 及优化算法的滑动参数变化曲线如图 4, 图 5 所示。在非平稳环境下, 仿真中所用混合矩阵将在 6000 点会发生突变, 4 个算法所用参数同平稳环境下的设置相同。另外, 为验证算法的鲁棒性, 在观测信号 $\mathbf{x}(k)$ 上叠加了与源信号相独立的零均值高斯白噪声, 信噪比为 25 dB。100 次蒙特卡洛实验所得 PI 及滑动参数变化曲线如图 6 和图 7。从图 4 和图 6 结果中能够看出, 优化后算法的收敛曲线较为平滑, 其在运行过程中有效地消除了前节算法的分段收敛现象; 相对于定步长 NGA 和 VS-SNGA 算法, 优化算法在两种环境下的收敛及稳态性能更为出色, 且可有效地抵抗外界噪声干扰, 稳定地实现混合信号的在线分离。分析图 5 及图 7 结果则可以看出, 在分离的初始阶段以及外界环境发生突变后, 滑动参数 $\lambda(k)$ 从 1 至 0 的转换较为迅速, 其主要原因是在大步长分离系统的性能优于小步长系统时, 经过式(11)中 $\mathbf{W}_1(k)$ 数值向 $\mathbf{W}_2(k)$ 的若干次传递, 小步长系统的分离效果可迅速得到优化, 达到大步长系统的分离效果, 从而在当 $\mathbf{W}_1(k)$ 进入稳态阶段时, 优化算法的分离矩阵

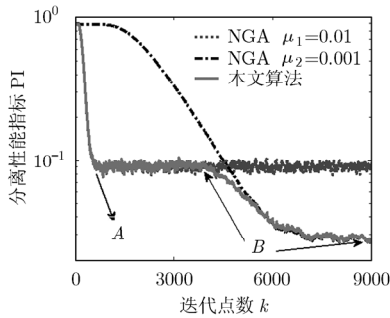


图2 算法收敛曲线图

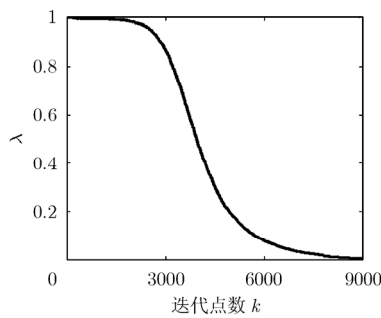


图3 滑动参数收敛曲线图

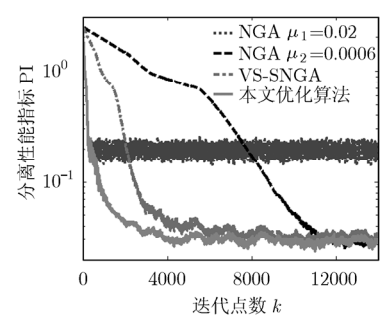


图4 算法收敛曲线图(平稳环境)

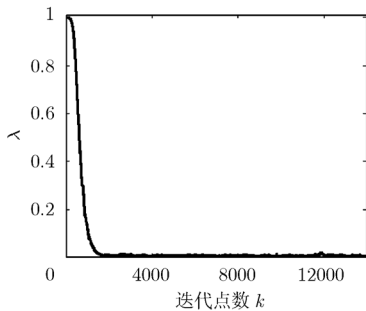


图5 优化算法滑动参数收敛曲线图(平稳环境)

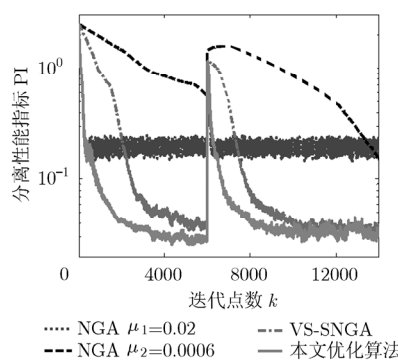


图6 算法收敛曲线图(非平稳环境)

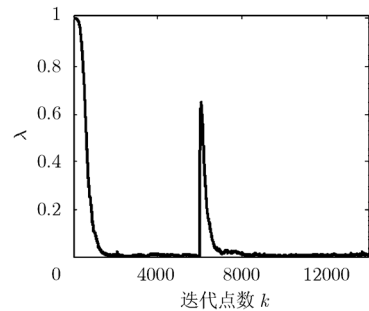


图7 优化算法滑动参数收敛曲线图(非平稳环境)

$\mathbf{W}(k)$ 无需再经过过多调整, 即可转换至 $\mathbf{W}_2(k)$ 的收敛过程中, 实现了前文所分析的将收敛阶段 B “搬移”至 A 点的目的。

5 结束语

本文通过自适应地组合两不同步长的盲源分离系统, 从全新的角度给出了缓解系统收敛速度和稳态误差矛盾的可行方法及优化方案, 并利用仿真实验分析了算法在平稳和非平稳环境下的性能。后续的研究工作将利用此结构组合其他不同类别的盲源分离系统, 结合它们的优点以获取性能更加优良的盲源分离算法, 从而可以形成变步长盲源分离理论的有益补充。

参考文献

- [1] Cichocki A and Amari S. Adaptive Blind Signal and Image Processing: Learning Algorithms and Application[M]. New York: Wiley Press, 2002: 24-42.
- [2] Souloumiac A. Nonorthogonal joint diagonalization by combining givens and hyperbolic rotations[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(6): 2222-2231.
- [3] Hyvärinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626-634.
- [4] Vicente Z and 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.
- [5] Bell A and Sejnowski T. An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. *Neural Computation*, 1995, 7(6): 1129-1159.
- [6] Tang Y and Li J P. Normalized natural gradient in independent component analysis[J]. *Signal Processing*, 2010, 90(9): 2773-2777.
- [7] Ye J M, Jin H H, Lou S T, and You K J. An optimized EASI algorithm[J]. *Signal Processing*, 2009, 89(3): 333-338.
- [8] Zhu X L and Zhang X D. Adaptive RLS algorithm for blind source separation using a natural gradient[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, 9(12): 432-435.
- [9] Lv Q, Zhang X D, and Jia Y. Kalman filtering algorithm for blind source separation[C]. *IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process.*, Philadelphia, PA, USA, 2005, (5): 257-260.
- [10] Yuan L X, Wang W W, and 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.
- [11] Hsieh S T, Sun T Y, and Lin C L, *et al.* Effective learning rate adjustment of blind source separation based on an improved particle swarm optimizer[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2008, 12(2): 242-251.
- [12] 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, and Gao Ying. Variable step-size blind source separation algorithm with an auxiliary separation system[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(7): 1588-1593.

欧世峰: 男, 1979年生, 副教授, 研究方向为盲信号处理与语音信号处理。

高颖: 女, 1978年生, 讲师, 研究方向为盲信号处理理论及其应用。

赵晓晖: 男, 1957年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为现代信号处理理论及其在通信中的应用。