

结合辅助分离系统的变步长盲源分离算法

欧世峰^{1,2}, 赵晓晖², 高 颖¹

(1 烟台大学光电信息科学技术学院, 山东烟台 264005;

2 吉林大学通信工程学院信息科学实验室, 吉林长春 130012)

摘 要: 针对盲源分离算法中步长因子的自适应选取问题, 本文基于分离性能指标与步长因子的对应关系, 提出了一种新的变步长盲源分离算法. 该算法通过结合一个受限的辅助分离系统, 重新构造系统分离性能指标, 并根据该指标参数呈指数趋势下降的变化规律来获取步长因子的自适应更新. 平稳和非平稳环境下的仿真实验表明: 相对于固定步长和新近的自适应变步长算法, 本文提出的算法拥有更快的收敛速度和更小的稳态误差.

关键词: 盲源分离; 辅助系统; 自适应变步长; 收敛性

中图分类号: TN911.7 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2009) 07-1582-06

Variable Step Size Blind Source Separation Algorithm with an Auxiliary Separation System

OU Shifeng^{1,2}, ZHAO Xiaohui², GAO Ying¹

(1. Institute of Science and Technology for Optoelectronic Information, Yantai University, Yantai, Shandong 264005, China;

2. Laboratory of Information Science, College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun, Jilin 130012, China)

Abstract: In view of the adaptive selection of step size factor in sequential blind source separation, a novel variable step size algorithm is presented based on the correspondence between separating performance index and step size. The proposed algorithm restructures the performance index by adopting an auxiliary separation system with some restriction and attains the adaptive updating rule of step size in the light of the index descending in an exponential form. Simulation results show that the convergence and steady state performance of the proposed method outperforms the fixed step size and the recently proposed adaptive step size algorithms in both stationary and nonstationary environments.

Key words: blind source separation; auxiliary system; adaptive variable step size; convergence

1 引言

近年来, 盲源分离技术已成为信号处理领域中的重要研究课题之一, 它是指在对信号源和传输信道都没有任何先验知识的情况下, 仅根据信号的统计特性从观测信号中对源信号进行恢复的过程. 由于盲源分离对信号源与传输信道的要求很少甚至不做要求, 它在许多研究领域都有着重要的应用价值, 这尤其表现在语音信号处理、生物医学工程、无线通信、图像处理等方面^[1].

目前, 人们对于混合信号的在线盲分离问题已研究出许多成熟有效的自适应学习方法, 它们包括: 信息最大化算法、EASI 算法、自然梯度算法及迭代求逆算法等^[2-5], 这些算法具有牢固的理论基础和可靠的分离性能, 但其都存在一个步长因子的选取问题, 也就是算法的收敛速度与其稳态性能之间矛盾的优化问题. 在分离

的初始阶段或混合系统参数发生变化时, 人们期望选取较大的步长因子, 以便算法具有较快的收敛速度和对时变系统的跟踪能力; 在分离的后期收敛阶段, 则希望算法保持较小的步长以便系统获得较小的稳态误差. 上述几种分离算法多采用固定数值的步长因子, 因此不能兼顾系统对于时变系统跟踪能力、算法收敛速度和稳态误差的要求. 为解决这一问题, 人们相继提出了一些变步长盲源分离算法. 文献 [6] 根据信号分离状态的相依性测度, 提出了一种分阶段学习算法, 它在每个阶段的步长因子 (或学习率) 由信号的分离程度自适应选取. 文献 [7] 则从系统输出信号的互信息出发, 推导出了一类峭度自适应学习率盲源分离算法, 其自适应学习率仅依赖于系统输出峭度平方和的负指数. 文献 [8] 根据粒子群优化理论构造了一种新的步长自适应迭代规则. 而文献 [9]、[10] 和 [11] 则基于自然梯度算法、EASI 算法和符号

自然梯度算法, 根据不同代价函数的随机梯度分别提出了相应的自适应变步长算法. 该类算法不同程度地解决了分离系统收敛速度与稳态性能之间的矛盾, 且对于时变混合系统具有一定的实时跟踪能力.

针对盲源分离算法中步长参数的这一自适应优选问题, 本文首先给出了一种常用的在线分离算法(自然梯度算法)和它新近的扩展形式, 接着在原有分离系统的基础上, 通过增添一个受限的辅助分离系统获得了一种新的变步长盲源分离算法, 最后利用仿真实验验证了本文算法在不同环境下的分离性能.

2 盲源分离

假设 n 个彼此相互独立的未知源信号 $s(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_n(k)]^T$, 通过一未知线性混合系统后, 得到 m 个观测信号 $x(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k)]^T$, 假设 $m = n$, 在不考虑信道卷积和噪声干扰的情况下, 观测信号 $x(k)$ 与源信号 $s(k)$ 的关系可以通过下式表示为

$$x(k) = As(k) \quad (1)$$

其中, $A \in R^{n \times n}$ 表示混合矩阵, 它反映了混合系统或信道的传输特性, 要求为非奇异矩阵. 所谓盲源分离就是设法求得一满秩矩阵 W , 使得通过它可以仅根据 $s(k)$ 的统计独立假设条件, 从观测信号 $x(k)$ 中分离出源信号 $s(k)$

$$y(k) = Wx(k) \quad (2)$$

这里, $W \in R^{n \times n}$ 表示分离矩阵, $y(k) = [y_1(k), y_2(k), \dots, y_n(k)]^T$ 为源信号 $s(k)$ 的估计.

目前, 人们对于式(1)中混合信号 $x(k)$ 的在线盲分离已研究出许多成熟有效的方法, 其中一个较为普遍使用的方法即是自然梯度算法^[4](NGA, Natural Gradient Algorithm). 该算法为一般随机梯度算法在黎曼空间内的推广, 它多通过最小化系统输出信号间的互信息来获取分离矩阵的自适应估计, 方法简单且估计性能出色, 其对分离矩阵 $W(k)$ 的更新规则可用下式表示

$$W(k+1) = W(k) + L[I - Q(k)]W(k) \quad (3)$$

其中, L 为算法的步长, I 为一单位矩阵, 函数 $Q(k)$ 的标准形式为

$$Q(k) = f[y(k)]y^T(k) \quad (4)$$

这里, $f[y(k)]$ 为输出信号 $y(k)$ 的非线性激活函数^[12].

近来, Yuan 等人在上式自然梯度算法的基础上, 通过对系统输出信号的幅值进行归一化处理, 得到了 NGA 的一种扩展形式, 即符号自然梯度算法^[11](SNGA, Sign NGA), 该算法对于式(3)中函数 $Q(k)$ 的计算公式为

$$Q(k) = \text{diag}\left\{f[y(k)]y^T(k)\right\} + \text{off}\left\{f[y(k)]\text{sign}[y^T(k)]\right\} \quad (5)$$

这里, $\text{sign}(\#)$ 为符号函数, $\text{diag}(B)$ 与 $\text{off}(B)$ 分别表示对矩阵 B 取对角元素和非对角元素的操作.

3 结合辅助分离系统的变步长盲源分离算法

前节给出的符号自然梯度算法是 NGA 的一种有效扩展, 它在一定程度上提升了算法的收敛速度, 但是单纯的固定步长符号自然梯度算法在本质上与 NGA 仍然是一样的, 它们都没有设计有效的步长因子的更新准则, 故在信号的分离过程中无法兼顾系统对收敛速度与稳态性能的要求.

考虑多数盲源分离算法中常用到的分离性能评价指标 PI (Performance index), 其计算公式为

$$PI(G) = \prod_{i=1}^n \left[\prod_{j=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_i |g_{ij}|} - 1 \right] + \prod_{j=1}^n \left[\prod_{i=1}^n \frac{|g_{ij}|}{\max_i |g_{ij}|} - 1 \right] \quad (6)$$

其中, $G = WA$ 表示整个混合与分离合成系统的传递矩阵, $g_{ij} = [G]_{ij}$ 表示矩阵 G 的第 i 行 j 列元素. PI 值的大小反映了系统输出信号的分离程度, 它的递减规律与步长因子的自适应优选存在着一定的对应关系: 当 PI 较大时, 表示系统处于分离的初始阶段, 这时应选择较大的步长来获取较快的收敛速度; 而当 PI 较小时, 表示系统处于分离的后期阶段, 算法应相应地减小步长的数值以便获得较好的分离效果. 因此, 通过计算每次迭代中 PI 值的大小来自适应地调节算法的步长参数, 既能够确保算法具有较快的收敛速度, 又可以保证系统输出信号的分离质量. 由于包括 NGA、SNGA 在内的大多数自适应盲源分离算法都是基于最小化当前时刻瞬态均方误差的随机梯度方法, 它们都可归类于 LMS 型算法, 其分离性能指标 PI 的收敛曲线随迭代次数的增加呈现指数下降的趋势^[6,7], 因此可参照 LMS 算法中的经典变步长算法来调节步长的更新公式为

$$L(k) = B \left\{ 1 - 2 \exp[-2AP^2(G(k))] \right\} \quad (7)$$

其中

$$G(k) = W(k)A \quad (8)$$

表示传递矩阵 G 在 k 时刻的计算数值, B 与 A 为控制参数, 其数值应根据 PI 初始值的大小来进行选取, 实际应用中, 可通过实验或经验来选取它们最优的数值^[13].

但是, 在实际运算中由于混合矩阵 A 是未知的, 算法在迭代过程中无法利用式(6)来获得分离性能指标 PI 的真实数值, 故通过直接计算 PI 来获取算法步长的更新是不可能实现的. 为此, 本文考虑在原有分离系统的基础上, 增添一个与之并行的辅助分离系统(如图 1 所示), 除初始值不同外 ($W_a(0) \times W(0)$), 其分离矩阵 $W_a(k)$ 与原分离矩阵 $W(k)$ 遵循相同的迭代规则, 并且它们所使用的步长和激活函数也选用相同的参数

$$W_a(k+1) = W_a(k) + L[I - Q_a(k)] W_a(k) \quad (9)$$

其中, $Q_a(k)$ 同式(3)中 $Q(k)$, 它表示输出信号 $y_a(k) = W_a(k) x(k)$ 的某种变换函数.

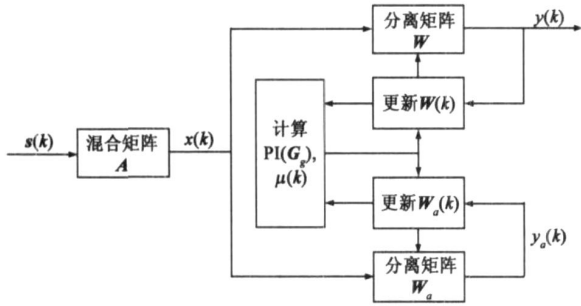


图1 本文提出的变步长盲源分离算法结构框图

根据盲源分离理论可知, 单独运行上式的迭代算法至分离矩阵 $W_a(k)$ 达到稳定状态后, 其传递矩阵 G_a 在理论上可以表示为如下形式

$$G_a = W_a A = P_a + \Lambda_a \quad (10)$$

其中 P_a 与 Λ_a 分别为置换矩阵和对角矩阵, 它们表示分离信号与源信号在次序和幅值的不确定性. 这时可得分离矩阵 W_a 的逆矩阵 W_a^{-1} 为

$$W_a^{-1} = A \# \delta \quad (11)$$

其中 $\delta = P_a^{-1} = P_a^T$, $\# = \Lambda_a^{-1}$, 它们同 P_a 与 Λ_a 的矩阵性质并没有改变, 仍为置换矩阵和对角矩阵. 由于自然梯度算法存在严格的等变化特性^[6]: 在式(3)的两边同时右乘矩阵 A 后有: $G(k+1) = G(k) + L[I - Q(k)] \# G(k)$, 即在算法的收敛过程中传递矩阵 G 与 W 和 A 均无关. 所以, 在图2所构造的双分离系统中, 分离矩阵 W 和 W_a 初值的不同, 不会对两分离系统的整体收敛速度及稳态后的分离性能产生任何影响.

结合式(9)、(10)和(11)可以看出, 算法通过式(9)对于分离矩阵 $W_a(k)$ 的逐步递推过程, 同时也是其逆矩阵 $W_a^{-1}(k)$ 在 $\#$ 与 δ 两矩阵的限制下逐渐向矩阵 A 收敛的过程

$$W_a^{-1}(k) y A \# \delta \text{ as } k y \quad (12)$$

故基于以上结论, 本文考虑在算法迭代过程中用

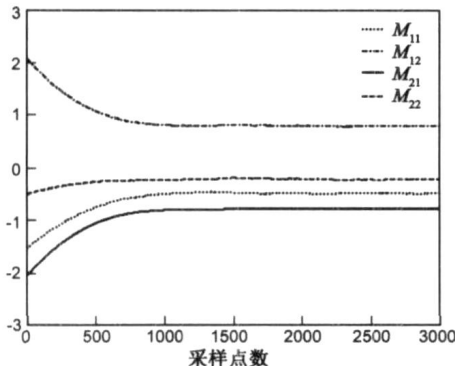


图2 矩阵M中各元素的收敛曲线图

$W_a^{-1}(k)$ 近似系统未知混合矩阵 A , 并同步运行图1中的两个分离系统, 可得到一种可用于实际计算的传递矩阵 $G_g(k)$ 为

$$G_g(k) = W(k) W_a^{-1}(k) \quad (13)$$

将其代入式(6) 可得由 $G_g(k)$ 重新构造的分离性能指标 PI 为

$$PK\{G_g(k)\} = PK\{W(k) W_a^{-1}(k)\} \quad (14)$$

这里, $PK\{G_g(k)\}$ 是对实际性能分离指标 $PK\{G(k)\}$ 的近似.

注意到式(13) $W_a^{-1}(k)$ 在矩阵 $\#$ 与 δ 的限定条件下对于 A 的近似过程中, 传递矩阵 $G_g(k)$ 的计算数值要受到这两个不确定因素的影响, 但由于在算法的递推过程中分离矩阵 $W(k)$ 本身就存在不确定性, 即假设在混合矩阵 A 已知的情况下, 传递矩阵 $W(k) A$ 的数值也是不确定的, 因此, 置换和对角矩阵 δ , $\#$ 的存在并不会对 $G_g(k)$ 的性质产生影响. 此外, 由于自然梯度算法存在严格的非奇异性^[4,6], 故式(13)关于分离矩阵 $W_a(k)$ 的求逆计算中, 也不会出现 $W_a^{-1}(k)$ 不存在的情况. 图2给出的是在信源个数 $n=2$ 的随机实验中, 矩阵 $W_a^{-1}(k)$ 中4个元素的收敛过程(图中, 用矩阵 M 表示 $M = W_a^{-1}(k)$, M_{ij} 为矩阵 M 的第 i 行 j 列元素). 可以看出, 矩阵 $W_a^{-1}(k)$ 各个元素在算法的迭代过程中是逐步收敛的, 算法通过式(9)对于分离矩阵的递推过程, 同时也是矩阵 $W_a^{-1}(k)$ 逐渐收敛的过程. 图3则为某次随机实验中三种分离性能指标 $PI(G)$, $PI(G_a)$, $PI(G_g)$ 随迭代次数 k 变化的曲线图, 其中 $PI(G)$, $PI(G_a)$ 是在假设混合矩阵 A 已知的情况下获得的. 从图中不难看出, 通过本文算法构造的分离性能指标 $PI(G_g)$ 能够准确地反映输出信号分离程度的变化趋势, 而且由于算法存在着等变化特性, 在收敛阶段 $PI(G)$ 和 $PI(G_a)$ 两曲线大致重合, 误差基本一致, 从而使通过 $G_g = W W_a^{-1}$ 获得的 $PI(G_g)$ 曲线变化更为平滑, 这无疑会进一步增加下式中步长因子自适应变化的稳定性能. 将式(13)代入式(7), 最终可得本文算法对于步长 $L(k)$ 的更新规

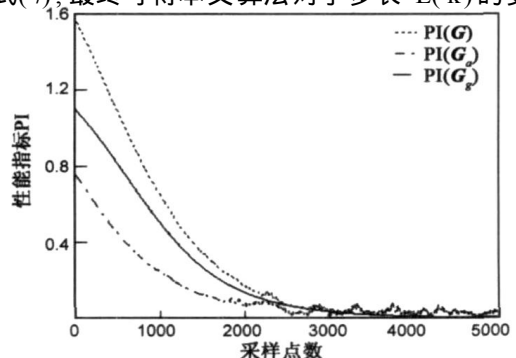


图3 三种分离性能指标的收敛曲线图

则为

$$L(k) = B \left\{ 12 \exp[-API^2(G_g(k))] \right\} \quad (15)$$

本文算法的具体流程如表 1 所示, 这里需要特别注意的是, 虽然指标参数 $PI(G_g(k))$ 是随迭代次数 k 的增加而逐渐递减的, 但是在算法迭代的起始阶段, 如果对其初始值设定很小时, 步长的初始数值 $L(0)$ 也会相应变得很小, 此时的自适应变步长算法不但不会加快算法收敛的速度, 相反会减小收敛速度, 因此, 在对于辅助分离矩阵 $W_a(k)$ 的初值进行设定时应附加上一定的限定条件(分离矩阵 $W(k)$ 的初值一般设定为单位矩阵 I), 以确保式(14)分离性能指标 $PI(G_g(k))$ 的初始数值大于某一阈值 T

$$W_a(0) = \text{randn}(n), \text{ 满足: } P\{W_a^{21}(0)\} \setminus T \quad (16)$$

其中 $\text{randn}(\#)$ 为 MATLAB 中高斯分布信号产生函数. 根据式(6)分离性能指标 PI 的计算公式可知, PI 值的大小是随信号源个数 n 的增加而逐渐递增的, 故阈值 T 的选取可以适当参考 n 的大小, 在 $W_a(0)$ 能够满足的前提下, 选择较大的 T 使其所对应 $L(0)$ 的数值尽可能大些, 以保证算法在迭代的初期具有更快的收敛速度. 在本文仿真中 T 的数值均设为 1.

表 1 本文算法流程

初始化: $A, B,$

$$W(0) = I, W_a(0) = \text{randn}(n), \text{ 满足条件: } P\{W_a^{21}(0)\} \setminus T$$

当 $k = 0, 1, \dots, N$

$$y(k+1) = W(k)x(k+1)$$

$$y_a(k+1) = W_a(k)x(k+1)$$

$$G_g(k) = W(k)W_a^{-1}(k)$$

$$L(k) = B \left\{ 1 - \exp[-API^2(G_g(k))] \right\}$$

$$W(k+1) = W(k) + L(k)[1 - Q(k+1)]W(k)$$

$$W_a(k+1) = W_a(k) + L(k)[1 - Q_a(k+1)]W_a(k)$$

结束;

4 仿真实验与结果分析

下面通过仿真实验来验证本文变步长盲源分离算法的收敛性能. 为方便起见, 当表 1 中 $Q(k+1)$ 和 $Q_a(k+1)$ 皆为式(4)标准自然梯度形式或式(5)符号自然梯度形式时, 将本文算法分别简称为 NVS2NGA(New Variable StepSize NGA)和 NVS2SNGA(New Variable StepSize SNGA), 文献[11]中变步长符号自然梯度算法简称为 VS2SNGA.

4.1 NVS2NGA 与 NGA 的比较

仿真实验中选用 3 个服从欠高斯分布的源信号, 它们依次为: $s_1(k) = \sin(2P200t)$; $s_2(k) =$ 区间 $(-0.15, +0.15)$ 内均匀分布的噪声; $s_3(k) = \text{sign}(\sin(2P100t))$. 混合矩阵 A 由高斯分布信号产生函数 $\text{randn}(\#)$ 生成, 对其选取是完全随机的. 根据源信号的欠高斯分布特

征, 选取非线性激活函数 $f(\#)$ 为 $f(z) = z^3$; NGA 的步长大小分别选取为 0.01 和 0.001; NVS2NGA 中控制参数设为: $B = 0.01, A = 7$. 同时运行三种算法, 所得分离性能曲线如图 4 所示, 从中能够看出, 相对于两种固定步长的 NGA, NVS2NGA 不但具有较快的收敛速度和更小的稳态误差, 而且在算法的迭代过程中, 其收敛曲线更为平滑, 误差波动较小. 此外, 图 4 还给出了 NVS2NGA 算法中所用指标参数 $PI(G_g(k))$ 的收敛曲线, 结合图 5 中步长因子的自适应变化曲线可以看出, 本文算法构造的分离性能指标 $PI(G_g(k))$ 与实际的 NVS2NGA 收敛曲线非常接近, 它可以准确、实时地反映出系统输出信号的分离状态, 通过 $PI(G_g(k))$ 构建的变步长算法能够根据信号分离程度的变化, 自适应地调整步长数值的大小, 从而有效地消除了一般盲源分离算法中收敛速度和信号恢复质量之间的矛盾关系.

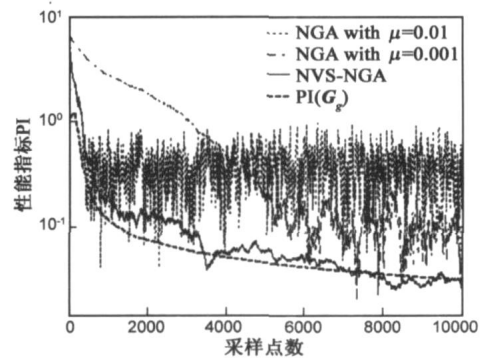


图4 NVS-NGA与NGA分离性能比较

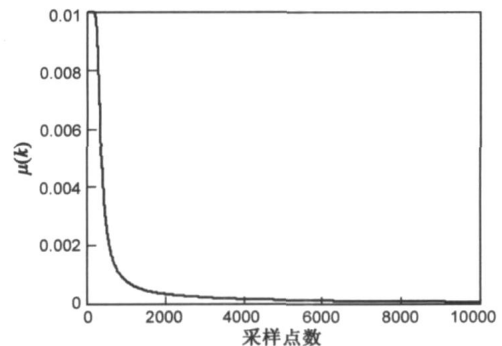


图5 NVS-NGA步长自适应变化曲线

4.2 NVS2SNGA 与文献[11]中 VS2SNGA 和 SNGA 的比较

仿真中的两个源信号分别为固定的正弦信号和随机二元序列 $(-1 \text{ 或 } +1)$, 混合矩阵 A_0 如下^[11]

$$A_0 = \begin{bmatrix} 110 & 0.5 \\ -0.3 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (17)$$

外界干扰信号为与源信号相互独立的 0 均值高斯白噪声, 将其叠加到 $x(k)$ 上以产生信噪比为 20dB 的观测信号. 非线性函数仍为 $f(z) = z^3$; VS2SNGA 的步长初始值为 $L = 0.004$, 参数 $Q = 1 \times 10^{-5}$; SNGA 采用固定步长 L

= 0.1004; NVS2SNGA 中控制参数分别为: $A=10$, $B=0.104$. 独立运行三种算法 100 次后, 分别计算它们分离性能指标 PI 的统计平均, 所得结果如图 6 所示.

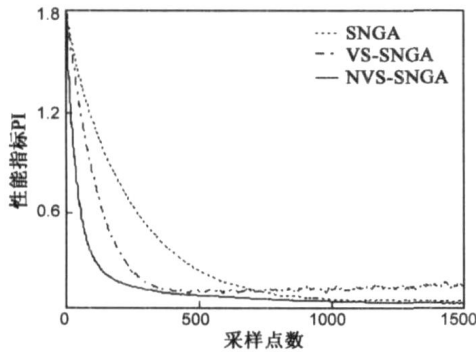


图6 平稳环境下三种分离算法的性能比较

图7给出的是在非平稳环境, 即在每一时刻混合矩阵都是时变的情况下三种算法(算法所用参数不变)的性能对比, 仿真中时变混合矩阵 A 的更新如下: $A = A_0 + 2$, 其中 $2 = G + S \cdot \text{randn}(n)$, 其初始值为 $2 = \text{zeros}(n)$, $\text{zeros}(\#)$ 为 MATLAB 中 0 矩阵产生函数, 参数 $G=0.19$, S 为 0.101, 矩阵 A_0 同式(17)中数值. 综合图 6、图 7 可以看出, 平稳和非平稳环境下, 三种算法皆可以有效地抵抗外界噪声干扰, 实现混合信号的在线分离, 但相对于固定步长 SNGA 和 VS-SNGA, 本文 NVS-SNGA 不仅拥有更快的收敛速度, 而且稳定状态时的误差数值更小. 在计算复杂度方面, 相对 VS-SNGA 和 SNGA 算法, NVS-SNGA 主要增加了辅助分离系统及矩阵求逆的计算, 运算量有一定增大. 但通过分析可得, 三种算法的计算复杂度都为 $O(n^3)^{[11]}$, 运算量仍处于同一量级.

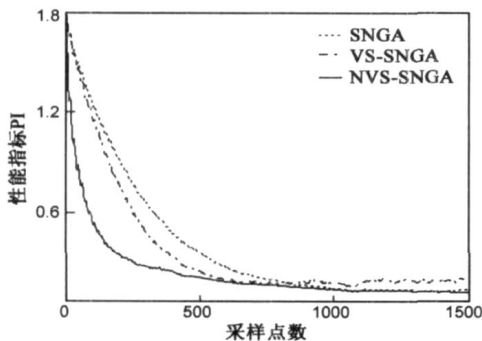


图7 非平稳环境下三种分离算法的性能比较

5 结束语

为解决固定步长盲源分离算法中存在的收敛速度和稳态误差的矛盾关系, 本文基于系统分离性能指标与步长因子的对应关系, 提出了一种新的变步长盲源分离算法. 该算法在原有分离系统的基础上, 通过增添一个初值受限的辅助分离系统获得了一种可用于实际计算的分离性能指标, 然后基于该指标参数的收敛规

律来获取步长因子的自适应更新规则. 平稳和非平稳环境下的仿真实验表明, 相对固定步长和新近的变步长盲源分离算法, 本文提出的算法具有更加出色的收敛和分离性能.

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.
- [2] Bell A, Sejnowski T. An information maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. Neural Computation, 1995, 7(6): 1129- 1159.
- [3] Cardoso J F, Donoho D L. Equivariant adaptive source separation[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 1996, 44(12): 3017- 3030.
- [4] Amari S. Natural gradient works efficiently in learning[J]. Neural Computation, 1998, 10(2): 251- 276.
- [5] Cruces A S, Cichocki A, Castedo R L. An iterative inversion approach to blind source separation[J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 2000, 11(6): 1423- 1437.
- [6] 张贤达, 朱孝龙, 保铮. 基于分阶段学习的盲信号分离[J]. 中国科学(E 辑), 2002, 32(5): 693- 703.
Zhang Xian2da, Zhu Xia2long, Bao Zheng. Grading learning for blind source separation[J]. Science in China, Series E, 2002, 32(5): 693- 703. (in Chinese)
- [7] 孙守宇, 郑君里, 吴里江, 赵莹. 峭度自适应学习率的盲信源分离[J]. 电子学报, 2005, 33(3): 473- 476.
Sun Shou2yu, Zheng Jun2li, Wu Li2jiang, Zhao Ying. Blind source separation with Kurtosis adaptive learning rate[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(3): 693- 703. (in Chinese)
- [8] Hsieh S T, Sun T Y, Lin C L, Liu C C. Effective learning rate adjustment of blind source separation based on an improved particle swarm optimizer[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2008, 12(2): 242- 251.
- [9] Douglas S C, Cichocki A. Adaptive step size techniques for decorrelation and blind source separation[A]. In Proceedings of the 32nd Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers[C]. New York, USA: IEEE, 1998, 2: 1191- 1195.
- [10] Chambers J A, Jafari M G, Melaughlin S. Variable step2size EASI algorithm for sequential blind source separation[J]. Electronics Letters, 2004, 40(6): 393- 394.
- [11] Yuan L, Wang W, Chambers J A. Variable step2size Signa2l2ural gradient algorithm for sequential blind source separation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(8): 589- 592.
- [12] Chao J2C, Douglas S C. Using piecewise linear nonlinearities in the natural gradient and fastICA algorithms for blind source separation[A]. In Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C]. Las Ve2

gas, NV, USA: IEEE, 2008. 1813- 1816.

- [13] 高鹰, 谢胜利. 一种变步长 LMS 自适应滤波算法及分析 [J]. 电子学报, 2001, 29(8): 1094- 1097.

Gao Ying, Xie Shengli. A variable step size LMS adaptive filtering algorithm and its analysis [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(8): 1094- 1097. (in Chinese)

作者简介:



欧世峰 男. 1979 年 12 月出生于山东巨野. 烟台大学光电信息科学技术学院讲师, 主要研究方向为语音信号处理与盲信号处理.

E-mail: ousfeng@126.com



赵晓晖 男. 1957 年 11 月出生于北京. 吉林大学通信工程学院院长, 教授, 博士生导师, 国内外发表学术论文 100 余篇. 主要研究方向为自适应信号处理理论及在通信中的应用.

E-mail: xhzhao@jlu.edu.cn



高颖 女. 1978 年 9 月出生于辽宁大连. 烟台大学光电信息科学技术学院讲师, 主要研究方向为盲信号处理理论及其应用.

E-mail: claragaoying@gmail.com