

DOI: 10.7652/xjtuxb201512014

变步长等变自适应盲源分离算法

陆建涛, 成玮, 訾艳阳, 何正嘉

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对传统盲源分离(BSS)算法采用固定步长难以同时兼顾收敛速度和稳态误差的难题,采用等变自适应盲源分离(EASI)算法,提出了一种基于分离指标的变步长等变自适应盲源分离算法(VS-SI)。该算法利用 EASI 收敛条件,构造表征信号分离程度的分离指标,并设计带遗忘因子的更新算法,以减小历史数据误差的影响,实现分离指标的自适应计算,并采用一个非线性单调递增函数实现步长的自适应调节。通过与固定步长的自然梯度算法(FS-NG)、固定步长的 EASI 算法(FS-EASI)、步长指数衰减算法(EDS)和基于权重正交约束变步长算法(AS-WO)的性能进行对比,结果表明,在无噪声和有噪声两种情况下,提出算法均有较快的收敛速度,最终性能指标分别减小了 15% 和 20% 以上,同时兼顾稳态误差和收敛速度,具有较好的数值鲁棒性。

关键词: 盲源分离;等变自适应盲源分离;分离指标;变步长;在线算法

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2015)12-0083-07

Variable Step-Size Algorithm for Equivariant Adaptive Separation via Independence

LU Jiantao, CHENG Wei, ZI Yanyang, HE Zhengjia

(State Key Laboratory for Manufacturing System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: The traditional blind source separation algorithm can not well balance the convergence rate and the steady-state error due to the limitation of fixed step size. Based on equivariant adaptive separation via independence (EASI) algorithm, a variable step-size algorithm with separation indicator (VS-SI) for EASI is proposed. The separation indicator (S) is constructed to reveal the separation degree by analyzing the convergence condition of EASI. Then, the adaptive updating of the S with forgetting factor is also designed to reduce the error effects of the previous data. A nonlinear monotone increasing function is proposed, which adaptively updates the step size. Compared with the fixed step-size natural gradient algorithm (FS-NG), the fixed step-size EASI algorithm, the exponential decay step-size algorithm and the adaptive step-size algorithm with weighted orthogonalization, the proposed algorithm is endowed with faster convergence rate, and the final performance indicator decreases more than 15% and 20% under noise-free and noisy conditions respectively. The proposed method can balance the convergence rate and the steady-state error with strong robustness.

Keywords: blind source separation; equivariant adaptive separation via independence; separation indicator; variable step size; online algorithm

盲源分离(BSS)是 20 世纪 80 年代迅速兴起的研究领域,在通信、生物信号处理、故障诊断、图像处理、语音识别等领域有突出作用^[1-6]。BSS 是在源信号和混叠参数未知的情况下,仅仅根据混合信号恢复源信号的过程^[7]。BSS 能分离振源的振动信息,为提取设备的故障特征和振动噪声监测控制提供技术依据。

BSS 处理方法一般可分为两种:批处理(BP)和自适应处理(AP)^[8]。BP 也称离线处理,是指对已获得的一组数据做统计学处理,每次使用一部分甚至是所有数据。因此,该类型算法可以获得较快的收敛速度,往往十几次迭代就会有较好的结果,如著名的 Fast ICA 算法、联合近似对角化算法、四阶盲辨识算法等。但是,BP 算法往往需要很大的存储空间,而且不适合时变系统,不能快速追踪系统的变化。AP 算法所需存储量小,能够根据获得的数据做递归式处理,又称在线处理或实时处理。AP 算法具有单次递归计算量小、计算简单和适合非平稳环境等优点。目前应用较为广泛的 BSS 自适应处理算法有自然梯度算法、EASI 和迭代反演 ICA 算法^[9]。

收敛速度和稳态误差是评价 AP 算法性能的两个重要指标。收敛速度越快,算法的追踪速度就越快,就能够快速追踪信号的变化,而小的稳态误差是信号准确分离的前提。收敛速度和稳态误差相互矛盾,而步长是平衡两者的重要参数^[10]。传统的 BSS 方法采用固定步长,当步长较大时,收敛速度快,但稳态误差较大;当步长较小时,可获得较小的稳态误差,但所需时间较长^[11]。文献[12]提出按照指数衰减形式改变步长,获得了较好的分离效果,但如果信号还未较好分离而步长已减小到较小值,则需要很长时间才能取得较好的结果。文献[9]提出一种利用分离信号相关系数来调节步长的算法,将分离过程分为初始阶段、捕获阶段和追踪阶段,在不同阶段采用不同的策略来自适应改变步长,但是这种算法较为复杂,不适合对采样频率较大的信号做在线处理。文献[13]提出一种基于分离矩阵正交性约束的自适应步长算法,在迭代过程中引入单步正交修正,并设计单步误差估计函数,得到较好的仿真结果。

本文通过分析 EASI 算法的收敛条件,得到信号分离程度的度量指标(分离指标),并利用该指标作为调节步长的依据。为了减小初始阶段的误差,采用一种带遗忘因子的在线更新算法,实现分离指标的在线更新。最后,通过构造一个非线性单调递

增函数,实现步长的自适应选取。所提出的算法既有较快的收敛速度,又有较小的稳态误差,能够快速准确的分离源信号。

1 BSS 基本理论

若不考虑噪声 n_t 的干扰,线性瞬时混合 BSS 模型的混合过程和分离过程分别为

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{A}\mathbf{s}_t \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{W}\mathbf{x}_t \quad (2)$$

则总的数学模型为

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}_t \quad (3)$$

式中: $\mathbf{s}_t$ 为源信号向量; $\mathbf{A}$ 为 $m \times n$ 混合矩阵; $\mathbf{x}_t$ 为混合信号(观测信号)向量; $\mathbf{W}$ 为待优化的 $n \times m$ 分离矩阵; $\mathbf{y}_t$ 为分离信号向量。自适应 BSS 模型示意图如图 1 所示。

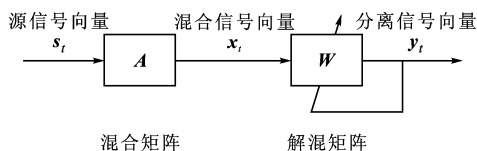


图 1 自适应 BSS 模型示意图

线性瞬时混合模型的目的是通过调节分离矩阵 $\mathbf{W}$ 使得分离信号 $\mathbf{y}_t$ 和源信号 $\mathbf{s}_t$ 尽可能相似,即优化 $\mathbf{W}$ 使得 $\mathbf{W}\mathbf{A} = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}$, 其中 $\mathbf{P}$ 是一个广义置换阵, $\mathbf{\Lambda}$ 为对角阵。此时有 $\mathbf{y}_t = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{s}_t$, 此问题没有唯一解, $\mathbf{y}_t$ 和 $\mathbf{s}_t$ 允许在排列次序和幅值上有所不同。

2 在线更新算法原理

从理论上讲,评价独立性最基本的准则是联合概率分布可表示为各个分量边缘概率分布的乘积,即

$$p(y) = \prod_{i=1}^n p(y_i) \quad (4)$$

设 $p(y)$ 、 $q(y)$ 为随机变量 y 的两种概率密度,则两者间的散度为

$$K_L[p(y), q(y)] = \int p(y) \log \frac{p(y)}{q(y)} dy \quad (5)$$

由式(5)可得, $K_L \geq 0$, 当且仅当 $p(y) = q(y)$ 时,其值为 0。互信息的定义为

$$I(y) = K_L[p(y), \prod_{i=1}^n p(y_i)] = \sum_{i=1}^N H(y_i) - H(y) = \sum_{i=1}^N H(y_i) - \log |\mathbf{W}| - H(x) \quad (6)$$

式中: $H(x) = - \int p(x) \log p(x) dx$ 为 x 的信息熵。

由此可知, $I(y) \geq 0$, 当且仅当 y 中各分量相互独立时, 即 $p(y) = \prod_{i=1}^n p(y_i)$, 有 $I(y) = 0$ 。因此, 互信息可以作为独立性度量的依据。

对式(6)分离矩阵 $\mathbf{W}$ 求导, 可得自然梯度算法表达式为

$$\mathbf{W}_{t+1} = \mathbf{W}_t + \mu_t [\mathbf{I} - \phi(\mathbf{y}_t) \mathbf{y}_t^T] \mathbf{W}_t \quad (7)$$

式中: μ_t 是迭代步长。当算法达到收敛时, 有

$$\mathbf{E}[\mathbf{I} - \phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T] = \mathbf{0} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{E}[\cdot]$ 为求期望。由式(8)可知, 算法达到收敛时, 分离信号表现为高阶不相关。分离矩阵 $\mathbf{W}$ 可分解为一个正交矩阵 $\mathbf{U}$ 和一个白化矩阵 $\mathbf{V}$ 的乘积^[14], 即

$$\mathbf{W} = \mathbf{U} \mathbf{V} \quad (9)$$

白化过程即为去除二阶相关, 使其相互正交。白化矩阵的更新如下

$$\mathbf{V}_{t+1} = \mathbf{V}_t + \mu_t (\mathbf{I} - \mathbf{z}_t \mathbf{z}_t^T) \mathbf{V}_t \quad (10)$$

式中: $\mathbf{z}_t$ 是中间变量, 且 $\mathbf{z} = \mathbf{V}_t \mathbf{x}_t$ 。由于 $\mathbf{U}$ 是正交阵, 则 $\mathbf{U} \mathbf{U}^T = \mathbf{I}$, 考虑一个小的扰动

$$(\mathbf{U} + \boldsymbol{\varepsilon} \mathbf{U})(\mathbf{U} + \boldsymbol{\varepsilon} \mathbf{U})^T = \mathbf{I} + \boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\varepsilon}^T + \boldsymbol{\varepsilon} \boldsymbol{\varepsilon}^T \quad (11)$$

为了在加入扰动后 $\mathbf{U}$ 仍保持正交性, 有

$$\boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\varepsilon}^T + \boldsymbol{\varepsilon} \boldsymbol{\varepsilon}^T = \mathbf{0} \quad (12)$$

忽略二阶小量可得

$$\boldsymbol{\varepsilon}^T = -\boldsymbol{\varepsilon} \quad (13)$$

由式(13)可知, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 应为斜对称阵。由式(7)、式(10)和式(13), 得 EASI 算法^[14]为

$$\mathbf{W}_{t+1} = \mathbf{W}_t + \mu_t [\mathbf{I} - \mathbf{y}_t \mathbf{y}_t^T + \mathbf{y}_t \phi^T(\mathbf{y}_t) - \phi(\mathbf{y}_t) \mathbf{y}_t^T] \mathbf{W}_t \quad (14)$$

由此可知, EASI 算法不需要对原始数据进行球化处理, 而将其和迭代过程合并, 具有等变性。

3 自适应步长算法

3.1 分离指标的定义

由式(14)可知, 当算法收敛时, 有

$$\mathbf{E}[\mathbf{I} - \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T + \mathbf{Y} \phi^T(\mathbf{Y}) - \phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T] = \mathbf{0} \quad (15)$$

由于

$$[\mathbf{I} - \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T]^T = \mathbf{I} - \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \quad (16)$$

$$[\mathbf{Y} \phi^T(\mathbf{Y}) - \phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T]^T = -[\mathbf{Y} \phi^T(\mathbf{Y}) - \phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T] \quad (17)$$

故 $\mathbf{I} - \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T$ 为对称阵, 即可表示为下式的形式

$$\mathbf{I} - \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1N} \\ a_{12} & a_{22} & \cdots & a_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{1N} & a_{2N} & \cdots & a_{NN} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$\mathbf{Y} \phi^T(\mathbf{Y}) - \phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T$ 为斜对称阵, 且其对角线元素为

0, 故可表示为下式的形式

$$\mathbf{Y} \phi^T(\mathbf{Y}) - \phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T = \begin{bmatrix} 0 & b_{12} & \cdots & b_{1N} \\ -b_{12} & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & b_{(N-1)N} \\ -b_{1N} & \cdots & -b_{(N-1)N} & 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

由式(15)成立, 可知式(18)和式(19)对应位置元素之和均为 0, 即

$$a_{ii} = 0, \quad i = 1, 2, \cdots, N \quad (20)$$

$$\begin{cases} a_{ij} + b_{ij} = 0 \\ a_{ij} - b_{ij} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} a_{ij} = 0 \\ b_{ij} = 0 \end{cases}, i \neq j \quad (21)$$

故当式(15)成立时, 有下式成立

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{E}[\mathbf{I} - \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T] &= \mathbf{0} \\ \mathbf{E}[\mathbf{Y} \phi^T(\mathbf{Y}) - \phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T] &= \mathbf{0} \end{aligned} \right\} \quad (22)$$

$$\left. \begin{aligned} \|\mathbf{E}[\mathbf{I} - \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T]\| &= \mathbf{0} \\ \|\mathbf{E}[\mathbf{Y} \phi^T(\mathbf{Y}) - \phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T]\| &= \mathbf{0} \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

式中: $\|\cdot\|$ 代表矩阵的任意范数。令

$$S = \max(\|\mathbf{E}[\mathbf{I} - \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T]\|, \|\mathbf{E}[\mathbf{Y} \phi^T(\mathbf{Y}) - \phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T]\|) \quad (24)$$

则 S 可作为算法收敛的度量指标, 即可作为信号分离程度的一种度量。当 S 较大时, 信号分离程度小, 此时应使用较大的步长以加速收敛; 当 S 较小时, 表明信号已得到较好分离, 此时步长应取较小值, 以减小稳态误差; 当 $S \approx 0$ 时, 步长取值接近于 0。

3.2 分离指标的在线更新

由于 EASI 算法为自适应处理算法, 分离矩阵随迭代次数增加自适应地更新, 故要求步长自适应更新, 则 S 应以在线更新的方式获得。当有新数据时, 只需修正原来的数值, 而不需要重新利用所有数据进行计算。为了实现 S 的在线更新计算, 令

$$\left. \begin{aligned} \bar{\mathbf{C}}_L &= \mathbf{E}[\mathbf{Y} \mathbf{Y}^T] \\ \bar{\mathbf{C}}_H &= \mathbf{E}[\phi(\mathbf{Y}) \mathbf{Y}^T] \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

由式(24)知, 只需实现 $\bar{\mathbf{C}}_L$ 和 $\bar{\mathbf{C}}_H$ 在线更新即可。在分离的初始阶段, 分离信号与源信号之间的差别较大, 随着分离过程的进行, 两者之间的误差逐渐减小。此时, 利用初始阶段的数据对式(25)进行更新会有较大的误差, 因此采用带有遗忘因子的在线更新方式。由式(25)可知, 其每个元素的更新操作为求取均值, 采用下式进行更新

$$\left. \begin{aligned} \bar{\mathbf{C}}_{L,t} &= (\mathbf{y}_t \mathbf{y}_t^T + \eta \Gamma_\eta^{t-1} \bar{\mathbf{C}}_{L,t-1}) / \Gamma_\eta^* \\ \bar{\mathbf{C}}_{H,t} &= (\phi(\mathbf{y}_t) \mathbf{y}_t^T + \eta \Gamma_\eta^{t-1} \bar{\mathbf{C}}_{H,t-1}) / \Gamma_\eta^* \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

式中: $\Gamma_\eta^* = 1 + \eta + \cdots + \eta^{t-1} = 1 + \eta \Gamma_\eta^{t-1}$; $\bar{\mathbf{C}}_{L,t}$ 和 $\bar{\mathbf{C}}_{H,t}$ 分别代表 $\bar{\mathbf{C}}_L$ 和 $\bar{\mathbf{C}}_H$ 的第 t 次更新。考虑到延迟误差对

步长的影响,采用如下平滑方法^[13]进行更新

$$\left. \begin{aligned} \bar{C}_{L,t} &= (1 - \mu_{t-1})\bar{C}_{L,t-1} + \mu_{t-1}\bar{C}_{L,t} \\ \bar{C}_{H,t} &= (1 - \mu_{t-1})\bar{C}_{H,t-1} + \mu_{t-1}\bar{C}_{H,t} \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

3.3 步长自适应选取

步长在改善算法的收敛速度和稳态误差上起着关键作用。当步长较大时,收敛速率较快,但会导致较大的稳态误差,不能精确地分离源信号;当步长较小时,稳态误差较小,但需要较长的收敛时间,不能快速追踪系统的变化。因此,合理选择步长对改善算法性能至关重要。在分离过程的初期阶段,分离信号的误差较大,此时应采用较大的步长;在分离过程的后期,源信号已基本分离,此时应采用小的分离步长,以减小分离信号的稳态误差,增加信号分离的准确性。构造一个非线性单调递增函数实现分离指标到步长的映射如下

$$\mu_t = \begin{cases} \alpha_1 \tanh(S_t - 0.5) + 0.125\alpha_2, & S \geq 0.5 \\ \alpha_2 S_t^3, & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

式中: α_1 和 α_2 为常数,用来调节曲线的形状。由式(28)可知, μ_t 随 S 的增大而增大,且 $\mu_t \in [0, \alpha_1 + \alpha_2/8]$ 。考虑到当前步长的选取受前次步长的影响,故步长更新方式如下

$$\mu_t = 0.9\mu_{t-1} + 0.2\bar{\mu}_t \quad (29)$$

综上,变步长EASI算法总体流程如图2所示。

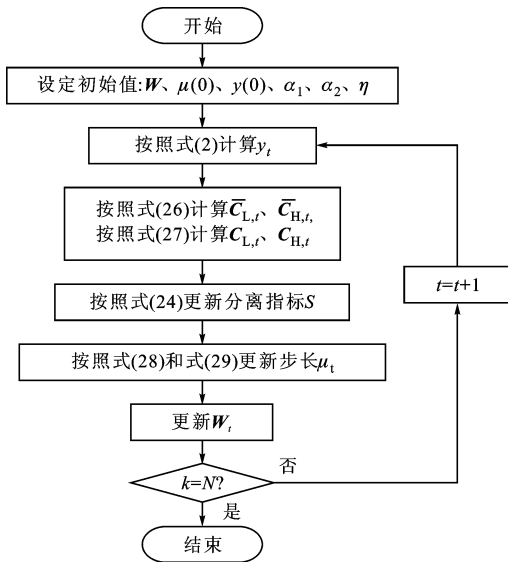


图2 变步长EASI算法流程

4 仿真分析

4.1 无噪环境性能对比

仿真实验分别利用FS-NG、FS-EASI、EDS^[12]和AS-WO^[13]4种算法与本文算法(VS-SI)进行对比分析,验证本文算法的有效性和稳定性。算法的

性能指标用 P 来衡量,其表达式如下

$$P = \sum_i \left(\sum_j \frac{|C_{ij}|}{\max_k |C_{ik}|} - 1 \right) + \sum_j \left(\sum_i \frac{|C_{ij}|}{\max_k |C_{kj}|} - 1 \right) \quad (30)$$

式中: C_{ij} 为矩阵 C 的第 (i,j) 元素。通过200次独立仿真实验的 P 均值来评价算法的性能,通过其方差来评价算法的稳定性。本文还采用 P 达到某些固定值(P 为4、2、1)时所需的最小迭代次数以及最终的 P (最后1000个点的平均值)进行对比。仿真实验的参数:FS-NG和FS-EASI中 $\mu = 6.5 \times 10^{-3}$;EDS算法中 $\mu_0 = 1.4 \times 10^{-2}$, $K_0 = 5 \times 10^2$, $K_d = 1.5 \times 10^{-3}$;AS-WO算法中 $\mu_0 = 1 \times 10^{-2}$, $\beta = 0.998$, $\rho = 0.02$;本文算法VS-SI中 $\mu_0 = 1 \times 10^{-2}$, $\alpha_1 = 1 \times 10^{-2}$, $\alpha_2 = 5 \times 10^{-3}$, $\eta = 0.99$,式(24)中的范数取1-范数。源信号表达式如下

$$\left. \begin{aligned} s_1(t) &: \sin(2\pi 9t) \sin(2\pi 300t) \\ s_2(t) &: \sin[2\pi 300t + 6\cos(2\pi 60t)] \\ s_3(t) &: \sin(2\pi 800t) \\ s_4(t) &: \text{randn}[-1, 1] \end{aligned} \right\} \quad (31)$$

源信号采样频率为10 kHz,采样时间为0.4 s,波形如图3所示,其中 $s_1(t)$ 为幅值调制信号, $s_2(t)$ 为相位调制信号, $s_3(t)$ 为正弦信号, $s_4(t)$ 为白噪声信号。文中信号均为模拟信号,故其幅值单位为1。本文共进行200次独立的仿真实验,其中混合矩阵和信号 $s_4(t)$ 均为随机产生。随机挑选一组混合矩阵如下

$$A = \begin{bmatrix} 1.95 & -0.29 & -0.22 & -1.85 \\ 0.64 & -0.74 & -0.35 & -0.1 \\ 1.06 & -0.18 & -0.03 & -1.34 \\ -0.96 & -1.85 & 1 & -0.09 \end{bmatrix} \quad (32)$$

其对应的混合信号如图4所示。

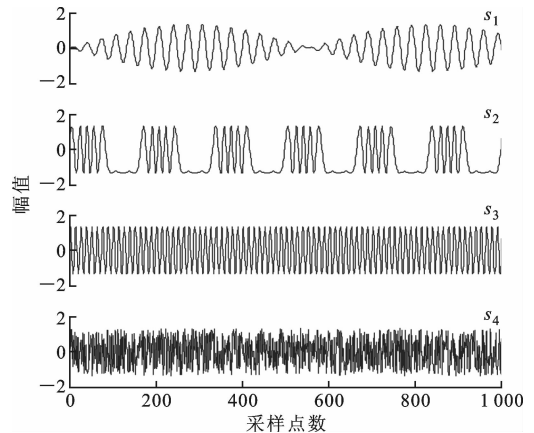


图3 源信号波形图

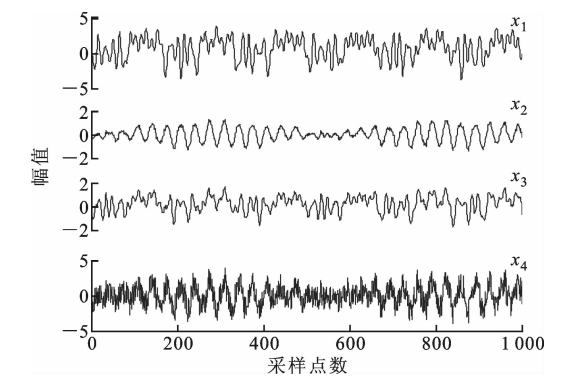


图 4 混合信号波形图

图 5 为本文算法的分离信号的波形图。对比图 3 和图 5 可知,除了信号的顺序和幅值外,源信号已得到较好的恢复。图 6 为 VS-SI 算法的步长随迭代次数的变化趋势图,从中可以看出:在初始阶段,分离信号误差较大,步长快速增加到最大值(约为 0.014);之后随着分离过程进行,步长又迅速减小到约 0.001,此时信号已基本分离;最后,在分离的后期,为了提高分离的精度,步长继续缓慢地减小,直到在一个很小值附近波动。步长的变化趋势表明了本文算法的正确性。

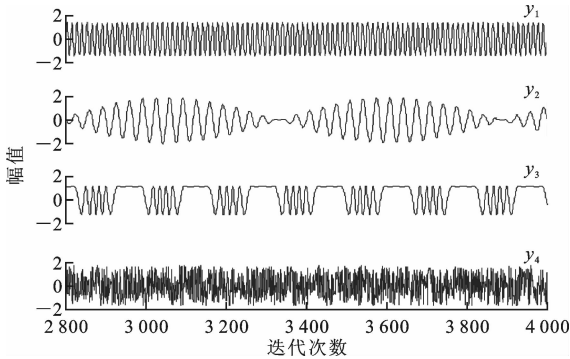


图 5 分离信号波形图(无噪声)

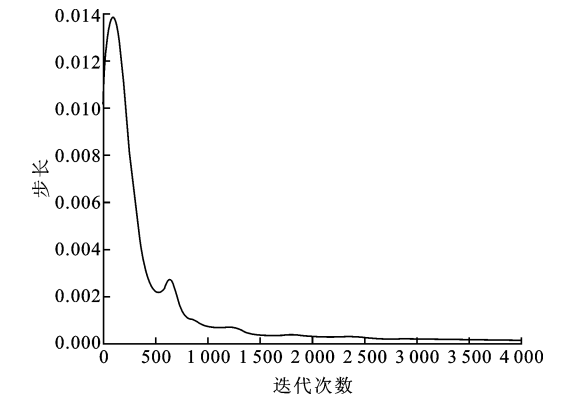


图 6 VS-SI 算法步长随迭代次数的变化(无噪声)

图 7 表示 200 次独立仿真实验所得 P 均值随迭代次数的变化趋势。从图 7 可以看出:FS-NG 收

敛速度最慢,而且稳态误差较大;FS-EASI 由于加入了分离矩阵正交的约束,故收敛速度较 FS-NG 快,但是由于步长为固定值这一限制,其稳态误差并未减小,反而略有增加;EDS 通过指数衰减的方式改变步长,收敛速度比 FS-EASI 略有增加,但稳态误差有明显的提高;AS-WO 收敛速度较 EDS 快,但稳态误差稍逊;本文的 VS-SI 算法除最初误差较大阶段收敛速度稍逊 AS-WO 外,具有最快的收敛速度和最小的稳态误差值。以上分析表明了本文所提出算法的正确性和有效性。

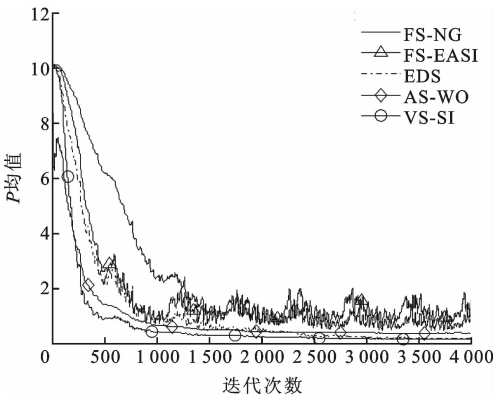


图 7 不同算法 P 指标均值对比(无噪声)

图 8 为 200 次独立仿真实验所得 P 方差随迭代次数的变化趋势。从图 8 可以看出,除最初阶段方差稍大于其他算法外,其余均明显小于其他算法,表明本文算法具有较好的数值鲁棒性。

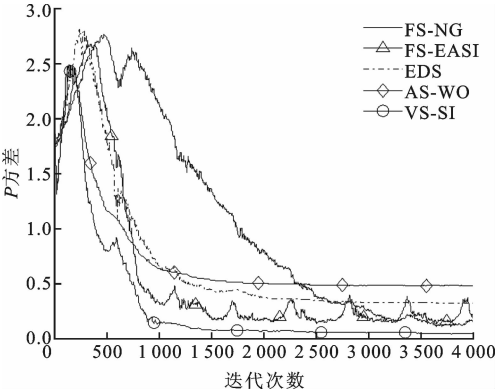


图 8 不同算法 P 指标方差对比(无噪声)

表 1 为 P 达到某一固定值时不同算法所需的最少迭代次数以及算法最终的 P 。从表中可知:FS-NG 在 P 达到某一固定值时所需迭代次数最多,表明其收敛速率最低;FS-EASI 算法所需的迭代次数约为 FS-NG 的 50%,表明收敛速率提升近 2 倍;EDS 较于前者,其最少迭代次数略有下降;AS-WO 与 EDS 相比, P 达到固定值所需的最少迭代次数均有较大的下降;VS-SI 在 P 达到 1 时所需最少迭代

次数约为 AS-WO 的 60%，约为 EDS 和 FS-EASI 的 50.6%，约为 FS-NG 的 28.7%。从表 1 还可知，本文提出的算法具有最小的 P 终值，为 0.166，与 EDS 和 AS-WO 相比分别下降了 16.5% 和 56.7%。

表 1 不同算法性能对比(无噪声)

P	迭代次数				
	FS-NG	FS-EASI	EDS	AS-WO	VS-SI
4	780	390	360	210	210
2	1 240	700	630	370	280
1	1 570	890	890	750	450
P 终值	0.765	1.158	0.199	0.383	0.166

4.2 噪声环境下性能对比

源信号采用如下形式

$s_1(t): \text{sign}[\sin(2\pi 155t)]$

$s_2(t): \sin(2\pi 800t)$

$s_3(t): \sin(2\pi 90t)$

$s_4(t): \sin[2\pi 300t - 6\cos(2\pi 60t)]$

$s_5(t): \text{randn}[-1,1]$

}

(33)

源信号的采样频率和采样时间分别为 10 kHz 和 0.4 s。通过 200 次独立仿真实验的 P 均值来评价算法的平均性能,通过其方差来评价算法的稳定性。每次实验中,混合矩阵 $\mathbf{A}$ 和 s_4 均随机产生,并在混合信号中加入信噪比(σ)为 20 dB 的噪声,各种方法的参数保持不变。分离信号如图 9 所示,可以看出,除幅值和顺序外,源信号基本得到恢复。

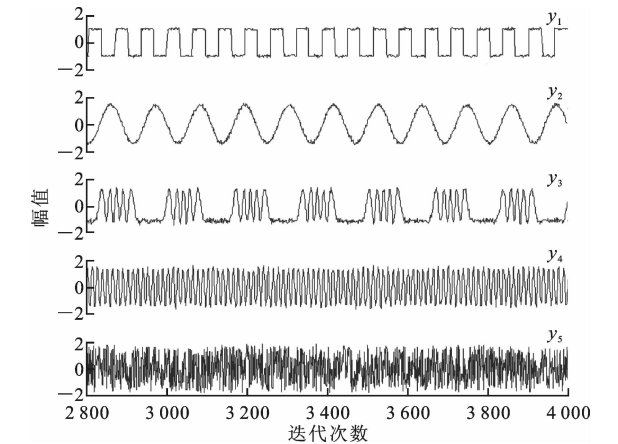


图 9 分离信号波形图($\sigma=20$ dB)

图 10 为 $\sigma=20$ dB 时 200 次独立仿真实验所得 P 均值随迭代次数的变化趋势。从图 10 可以看出,与其他方法对比,本文算法具有最快的收敛速度和最小的稳态误差值,表明本文算法在噪声环境下的正确性和有效性。图 11 为 $\sigma=20$ dB 时 200 次独立

仿真实验所得 P 的方差随迭代次数的变化趋势。从图 11 可以看出,除最初始阶段方差稍大于其他算法外,其余均小于其他算法,表明本文算法具有较好的数值鲁棒性。表 2 为噪声环境下不同算法的性能对比。从表中可知,本文算法在 $P=4$ 和 $P=2$ 时所需迭代次数最少;在 $P=1$ 时所需迭代次数约为 2 150,而其他的算法的 P 均大于 1;本文算法的 P 终值为 0.923,相比于 FS-NG、FS-EASI、EDS 和 AS-WO 分别下降了 60.6%、68.2%、30.3% 和 22.4%,表明了本文算法的准确性和有效性。

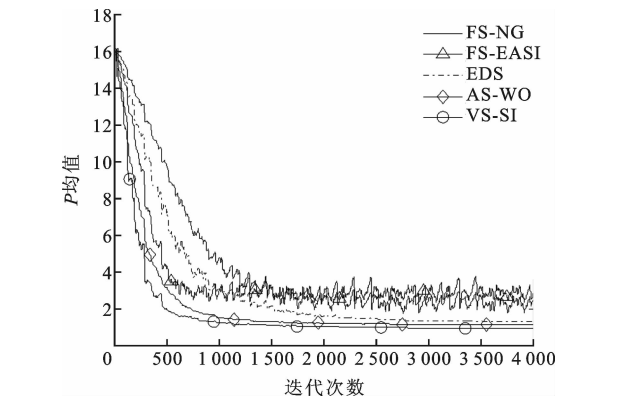


图 10 不同算法 P 指标均值对比($\sigma=20$ dB)

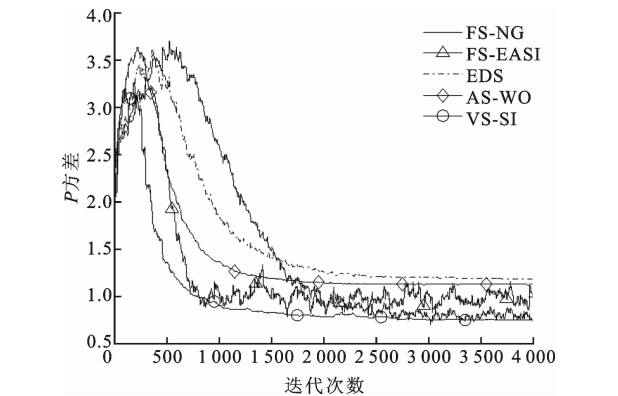


图 11 不同算法 P 指标方差对比($\sigma=20$ dB)

表 2 不同算法性能对比($\sigma=20$ dB)

P	迭代次数				
	FS-NG	FS-EASI	EDS	AS-WO	VS-SI
4	1 060	520	750	430	300
2	1 760	×	1 470	750	490
1	×	×	×	×	2 150
P 终值	2.340	2.900	1.324	1.188	0.923

注:“×”表示算法未达到要求。

5 结 论

本文通过分析 EASI 算法的收敛条件,得到表

征信号分离程度的度量指标(分离指标 S),进而提出一种基于 S 的步长自适应调节 EASI 算法。在分离的初始阶段,提出的算法具有较大的步长,加快收敛速度,而在分离的后期,步长自适应地减小,降低稳态误差,提高收敛精度。仿真实验中步长的变化趋势验证了算法的有效性。在有噪声和无噪声两种情况下对所提算法进行性能分析,仿真实验的 P 均值变化趋势表明,相比于其他算法,本文提出的算法具有最快的收敛速度和最小的稳态误差,较好地解决了收敛速度和稳态误差之间的矛盾,获得了较好的分离效果,而 P 方差趋势对比图表明提出的算法具有较好的鲁棒性。

参考文献:

- [1] LATHAUWER L D, CASTAING J. Tensor-based techniques for the blind separation of DS-CDMA signals [J]. *Signal Processing*, 2007, 87(2): 322-336.
- [2] FORESTA F L, MAMMONE N, MORABITO F C. PCA-ICA for automatic identification of critical events in continuous coma-EEG monitoring [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2009, 4(3): 229-235.
- [3] CHENG W, HE Z J, ZHANG Z S. A comprehensive study of vibration signals for a thin shell structure using enhanced independent component analysis and experimental validation [J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2014, 136(4): 041011.
- [4] MINH H Q, WISKOTT L. Multivariate slow feature analysis and decorrelation filtering for blind source separation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(7): 2737-2750.
- [5] MAAZOUZI F, BAHY H. Type-2 fuzzy Gaussian mixture models for singing voice classification in commercial music production [J]. *International Journal of Signal and Imaging Systems Engineering*, 2013, 6(2): 111-118.
- [6] 成玮, 张周锁, 何正嘉, 等. 基于独立分量分析的潜艇振源贡献量定量计算方法 [J]. *机械工程学报*, 2010, 46(7): 82-95.
CHENG Wei, ZHANG Zhoushuo, HE Zhengjia, et al. Quantitative calculation of vibration source contri-
- butions of submarines based on independent component analysis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(7): 82-95.
- [7] 成玮, 张周锁, 何正嘉. 降噪源分离技术及其在机械设备运行信息特征提取中的应用 [J]. *机械工程学报*, 2010, 46(13): 128-134.
CHENG Wei, ZHANG Zhoushuo, HE Zhengjia. Denoising source separation technique and its application in feature extraction of mechanical equipment running information [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(13): 128-134.
- [8] 高颖, 李月, 杨宝俊. 变步长自适应盲源分离算法综述 [J]. *计算机工程与应用*, 2007, 43(19): 75-79.
GAO Ying, LI Yue, YANG Baojun. Overview on variable step size techniques for on-line blind source separation [J]. *Computer Engineering and Application*, 2007, 43(19): 75-79.
- [9] ZHANG X D, ZHU X L, BAO Z. Grading learning for blind source separation [J]. *Science in China: Series F*, 2003, 46(1): 31-44.
- [10] NAKAJIMA H, NAKADAI K, HASEGAWAY, et al. Blind source separation with parameter-free adaptive step-size method for robot audition [J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2010, 18(6): 1476-1485.
- [11] JAFARI M G, CHAMBERS J A, MANDIC D P. A novel adaptive learning rate sequential blind source separation algorithm [J]. *Signal Processing*, 2004, 84(4): 801-804.
- [12] YANG H H. Serial updating rule for blind separation derived from the method of scoring [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1999, 47(8): 2279-2285.
- [13] TANG X J, ZHANG X F, YE J M. Adaptive step-size natural gradient ICA algorithm with weighted orthogonalization [J]. *Circuits Systems and Signal Processing*, 2014, 33(1): 211-221.
- [14] YE J M, JIN H H, LOU S T, et al. An optimized EASI algorithm [J]. *Signal Processing*, 2009, 89(3): 333-338.

(编辑 杜秀杰)