

# 一种引入自适应动量项的变步长混沌信号盲分离算法

张天骐 马宝泽\* 强幸子 全盛荣

(重庆邮电大学信号与信息处理重庆市重点实验室 重庆 400065)

**摘要:** 该文针对混沌信号盲分离问题,提出一种改进盲分离算法。该算法利用信号分离评价指标来构造函数实现步长和动量因子的自适应调整,然后将构造函数代入盲分离算法中并引入自适应动量项。区别于大多数算法不对混合矩阵进行估计的问题,该算法用变步长函数迭代估计出混合矩阵,从而得到全局矩阵和估计评价指标,以此迭代更新步长和动量因子,最终得出分离矩阵。仿真表明,该算法依据估计评价指标构造函数调整步长和动量因子方法是有效的,在平稳和非平稳环境下对混合混沌信号分离时都能达到收敛速度快且稳态误差小的效果;在混入色噪声时,比传统算法抗噪性能好,表明该文算法在混沌信号盲分离处理中有一定应用价值。

**关键词:** 盲源分离; EASI算法; 混沌信号; 动量因子; 变步长

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)04-0908-07

DOI: 10.11999/JEIT160578

## Variable-step Blind Source Separation Algorithm with Adaptive Momentum Item for Chaotic Signals

ZHANG Tianqi MA Baoze QIANG Xingzi QUAN Shengrong

(Chongqing Key Laboratory of Signal and Information Processing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** To solve the problem of blind source separation for chaotic signals, an improved blind separation algorithm is proposed. A function is constructed by signal separation evaluation index, which adaptively updates the step size and momentum factor, then substitutes the obtained variable step-size function into blind source separation algorithm and introduces the adaptive momentum item. Different from most algorithms which can not estimate the mixing matrix, the proposed algorithm estimates iteratively the mixing matrix by the variable step function, then the global matrix and the estimated evaluation can be obtained on which step and momentum factor are iteratively updated. Finally, the separation matrix is obtained. Simulations show that the algorithm is effective to adjust the step and momentum factor based on the estimated evaluation index constructor. In stationary and non-stationary environments, the algorithm has faster convergence speed and lower steady error for separating the mixed chaotic signals. When mixing color noise, the proposed algorithm is better than that of the traditional algorithm, which shows that the proposed algorithm has certain application value to the chaotic signal blind source separation processing.

**Key words:** Blind source separation; EASI algorithm; Chaotic signals; Momentum factor; Variable-step

### 1 引言

信号盲分离算法以统计独立的非高斯信号作为研究对象,在源信号和传输信道先验信息均未知情

况下能较好地分离出隐含在混合信号中的独立源信号。在保密通信<sup>[1]</sup>、参数估计<sup>[2]</sup>、传感器网络<sup>[3]</sup>等领域都会涉及到混沌信号盲分离问题。混沌信号由非线性确定系统产生,它作为不重复确定信号不仅具有类似白噪声的带宽,而且其自相关和互相关函数又与随机信号类似。由于混沌信号对参数初值选取十分敏感,其具有的非周期性和类噪声性使得混合混沌信号在含噪情况及非平稳情况下很难分离。其中无线传感器网络方法<sup>[3]</sup>和参数估计方法<sup>[4]</sup>在应用时都需已知源混沌信号动态方程,具有一定局限性;相空间重构方法<sup>[5]</sup>要求源混沌信号序列长度不宜太小否则不能重构出目标函数。

收稿日期: 2016-06-03; 改回日期: 2016-11-28; 网络出版: 2017-01-22

\*通信作者: 马宝泽 943045192@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61671095, 61371164, 61275099), 信号与信息处理重庆市市级重点实验室建设项目(CSTC2009CA2003), 重庆市教育委员会科研项目(KJ130524, KJ1600427, KJ1600429)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61671095, 61371164, 61275099), The Project of Key Laboratory of Signal and Information Processing of Chongqing (CSTC2009CA2003), The Research Project of Chongqing Educational Commission (KJ130524, KJ1600427, KJ1600429)

独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 方法可以克服上述方法不足, 在未知混沌源信号动态方程情况下, 仅依靠信号间统计独立性实现混沌信号盲分离。ICA方法中的自适应算法能对混合信号进行实时处理, 在非平稳环境下有更高的跟踪能力。但该类算法的收敛速度和稳态误差不能同时兼顾, 需均衡这两个性能指标<sup>[6]</sup>。现有算法通过自适应调整步长大小, 在某种程度上缓解了收敛速度和稳态误差间的矛盾, 但该方法难以消除引入误差且易陷入局部最优; 加入动量项可有效避免算法陷入局部最优, 提高收敛速度, 但稳态误差会变大。文献[7]提出利用滑动参数切换分离系统的方法调整步长, 有效提高了分离性能, 但忽略了分离矩阵迭代前后的相关特性对分离效果影响。文献[8]加入的动量项后通过对目标函数求梯度的方法调整动量因子, 可以提高算法收敛速度, 但固定步长限制了分离性能。文献[9]在算法中加入动量项后利用梯度下降法和凸组合理论调整动量因子, 适用于平稳和非平稳环境, 但固定步长仍然影响算法性能。

混沌信号作为一种非线性确定信号, 由不同混沌系统产生后保持着相互统计独立特性, 符合盲分离对源信号要求。本文在 EASI 算法基础上仅利用混沌信号间统计独立性, 提出一种依据信号分离指标构造函数来自适应调整步长和动量因子的改进 EASI 算法。首先, 通过自适应变步长函数迭代估计未知混合矩阵, 并将自适应动量项引入到变步长算法中迭代更新分离矩阵, 从而得到全局矩阵和估计评价指标; 然后, 依据估计评价指标更新构造函数, 从而进行下一轮算法运算, 直到满足迭代终止条件; 最后, 在平稳环境和混合矩阵突变的非平稳环境下分别对含噪混合混沌信号进行盲分离实验, 得出本文算法达到了有效均衡收敛速度和稳态误差的效果; 在抗噪性能方面优于传统算法。

## 2 盲分离问题模型

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k) + \mathbf{n}(k) \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{s}(k) = [s_1(k), s_2(k), \dots, s_n(k)]^T$  为  $n$  维独立未知的源信号向量;  $\mathbf{x}(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_m(k)]^T$  为  $m$  维混合信号向量;  $\mathbf{A}$  为  $m \times n$  维混合矩阵;  $\mathbf{n}(k)$  为  $m$  维加性噪声。如果不考虑噪声, 则有

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k) \quad (2)$$

在  $\mathbf{s}(k)$  和  $\mathbf{A}$  均未知情况下, 盲分离算法仅根据  $\mathbf{x}(k)$  就能得到分离矩阵  $\mathbf{W}$ , 由式(3)得到分离信号:

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}\mathbf{x}(k) = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{s}(k) = \mathbf{\Lambda}\mathbf{P}\mathbf{s}(k) \quad (3)$$

分离信号  $\mathbf{y}(k) = [y_1(k), y_2(k), \dots, y_n(k)]^T$  是源信号  $\mathbf{s}(k)$  的估计。通常, 噪声  $\mathbf{n}(k)$  的影响会被忽略<sup>[10]</sup>。盲分离要求  $y_i$  之间尽可能保持统计独立, 这样近似认为  $\mathbf{y}(k)$  是  $\mathbf{s}(k)$  的估计。由于源信号和混合矩阵等

信息都是未知的, 分离信号在幅度和排列次序上就会存在不确定性, 这被称为盲分离模糊性。令全局矩阵为  $\mathbf{G} = \mathbf{W}\mathbf{A} = \mathbf{\Lambda}\mathbf{P}$ , 其中,  $\mathbf{\Lambda}$  是一个对角线元素非零的非奇异对角阵, 反映了分离信号在幅值上不确定性;  $\mathbf{P}$  是一个置换矩阵, 反映了混合信号分离后排序上不确定性。由于有用信息通常隐含在分离信号波形中, 所以可忽略模糊性对盲分离相关研究的影响。在平稳环境和信道突变的非平稳环境下研究算法性能, 即分别考虑矩阵  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{A}(k)$ 。

为了更好地体现盲分离算法分离性能, 采用基于全局矩阵的 PI 值作为评价性能指标<sup>[11]</sup>。

$$\text{PI}(k) = \sum_i \left\{ \left[ \sum_j \frac{|\mathbf{G}_k(i, j)|}{\max_j |\mathbf{G}_k(i, \bullet)|} - 1 \right] + \left[ \sum_j \frac{|\mathbf{G}_k(j, i)|}{\max_j |\mathbf{G}_k(\bullet, i)|} - 1 \right] \right\} \quad (4)$$

式中,  $k$  为迭代次数,  $\mathbf{G}_k(i, j)$  为第  $k$  次迭代后全局矩阵  $\mathbf{G}$  第  $i$  行、第  $j$  列元素, PI 值是一个非负实数。

盲分离问题不止唯一解, 即  $\mathbf{s}(k)$  和不同  $\mathbf{A}$  可产生相同  $\mathbf{x}(k)$ 。因此, 做出如下假设使盲分离问题有意义:

(1) 源信号各分量  $s_i(t) (i = 1, 2, \dots, n)$  要统计独立且服从高斯分布的分量不能超过一个。

(2) 混合矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n} (m \geq n)$  的逆矩阵存在, 即  $\text{rank}(\mathbf{A}) = n$ ; 本文仅讨论  $m = n$  的正定盲分离情况。

(3) 噪声  $\mathbf{n}(k)$  为零均值的随机信号, 且与混沌源信号统计独立。

## 3 改进盲分离算法

### 3.1 算法步长和动量因子收敛性分析

EASI 算法<sup>[12]</sup>是一种依靠独立性的等变化自适应盲分离算法, 其性能独立于混合矩阵  $\mathbf{A}$ 。该算法将白化和分离联合起来, 可以将混合信号白化预处理以消除它们间的相关性。EASI 算法分离矩阵迭代更新公式:

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu[\mathbf{I} - \mathbf{R}(k)]\mathbf{W}(k) \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{R}(k) = f[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k) + \mathbf{y}(k)f^T[\mathbf{y}(k)] - \mathbf{y}(k)\mathbf{y}^T(k)$ ;  $\mu$  为步长;  $f(\bullet)$  是非线性激活函数。

为了兼顾算法收敛速度和稳态误差, 借鉴神经网络中在反向传播(Back Propagation, BP)算法中引入动量项的方法来提高算法收敛性能, 本文在分离矩阵迭代更新过程中引入动量项<sup>[13]</sup>。动量项可进一步加快算法收敛速度并避免算法陷入局部最小。在基本 EASI 算法中加入动量项:

$$\mathbf{W}(k+1) = \mathbf{W}(k) + \mu[\mathbf{I} - \mathbf{R}(k)]\mathbf{W}(k) + \psi[\mathbf{W}(k) - \mathbf{W}(k-1)] \quad (6)$$

式中,  $\mathbf{R}(k) = f[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k) + \mathbf{y}(k)f^T[\mathbf{y}(k)] - \mathbf{y}(k)\mathbf{y}^T(k)$ ,  $\psi$  表示动量因子,  $\psi[\mathbf{W}(k) - \mathbf{W}(k-1)]$  表示动量项。动量项能够增加分离矩阵在每次迭代中修正量, 以提高算法收敛速度并加速跟踪全局最优。

为保证加入动量项后算法的收敛性, 分析每次迭代后更新量为

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{W}(k) &= \mathbf{W}(k+1) - \mathbf{W}(k) \\ &= \mu \sum_{i=1}^k \psi^{k-i} [\mathbf{I} - \mathbf{R}(k)] \mathbf{W}(i) \\ &\quad + \psi^k [\mathbf{W}(1) - \mathbf{W}(0)] \end{aligned} \quad (7)$$

由式(7)可知, 动量因子的取值范围只要是  $\psi \in [0, 1]$ , 就可使算法收敛。

### 3.2 基于性能指标自适应调整步长和动量因子

性能指标  $\text{PI}(k)$  值越小说明分离程度越高, 在算法迭代初期, 应选取较大步长提高收敛速度, 随后选取较小步长以减小稳态误差。同理, 在引入动量项后, 动量因子越大分离收敛速度越快但稳态误差也越大; 反之, 收敛速度越慢稳态误差越小。因此, 可以在  $\text{PI}$  与步长、动量因子间建立一定的关系, 通过  $\text{PI}(k)$  来自适应调整步长和动量因子。然而, 实际算法运行时  $\text{PI}(k)$  未知,  $\text{PI}(k)$  取决于全局传输矩阵  $\mathbf{G}_k$ ,  $\mathbf{G}_k = \mathbf{W}(k)\mathbf{A}$ 。所以要想得到  $\text{PI}(k)$  就应先得到其估计值  $\widehat{\text{PI}}(k)$ , 也就是得到混合矩阵  $\mathbf{A}$  的估计矩阵  $\widehat{\mathbf{A}}$ 。

依据最小均方误差准则得  $\min \left\{ E \left\| \mathbf{x} - \widehat{\mathbf{A}}\mathbf{y} \right\|^2 \right\}$ ,

然后利用梯度下降算法<sup>[14]</sup>得混合矩阵  $\mathbf{A}$  的估计矩阵  $\widehat{\mathbf{A}}$ 。

$$\begin{aligned} \Delta \widehat{\mathbf{A}}(k) &= \widehat{\mathbf{A}}(k+1) - \widehat{\mathbf{A}}(k) \\ &= -\sigma \frac{\partial \left\| \mathbf{x}(k) - \widehat{\mathbf{A}}\mathbf{y}(k) \right\|^2}{\partial \widehat{\mathbf{A}}} \\ &= 2\sigma \left[ \mathbf{x}(k) - \widehat{\mathbf{A}}\mathbf{y}(k) \right] \mathbf{y}^T(k) \end{aligned} \quad (8)$$

可得估计矩阵  $\widehat{\mathbf{A}}$  的迭代公式为

$$\widehat{\mathbf{A}}(k+1) = \widehat{\mathbf{A}}(k) + 2\sigma \left[ \mathbf{x}(k) - \widehat{\mathbf{A}}(k)\mathbf{y}(k) \right] \mathbf{y}^T(k) \quad (9)$$

其中,  $\sigma$  为  $\widehat{\mathbf{A}}$  的步长。进一步估计出全局矩阵  $\widehat{\mathbf{G}}(k) = \mathbf{W}(k)\widehat{\mathbf{A}}(k)$ , 再利用  $\widehat{\mathbf{G}}$  可定义性能指标估计值  $\widehat{\text{PI}}$  为

$$\begin{aligned} \widehat{\text{PI}}(k) &= \sum_i \left\{ \left[ \sum_j \frac{|\widehat{\mathbf{G}}_k(i, j)|}{\max_j |\widehat{\mathbf{G}}_k(i, \cdot)|} - 1 \right] \right. \\ &\quad \left. + \left[ \sum_j \frac{|\widehat{\mathbf{G}}_k(j, i)|}{\max_j |\widehat{\mathbf{G}}_k(\cdot, i)|} - 1 \right] \right\} \end{aligned} \quad (10)$$

根据以上分析可知, 可以利用  $\widehat{\text{PI}}(k)$  来调整步长和动

量因子大小, 使它们随着  $\widehat{\text{PI}}(k)$  值的下降而减小。

步长  $\mu$  影响着收敛速度和稳态误差间均衡, 对算法性能是非常重要的。固定步长会制约算法性能, 分析总结出基于  $\widehat{\text{PI}}(k)$  值的变步长构造函数<sup>[15]</sup>:

$$\mu(k) = \alpha \left( 1 - e^{-\beta \widehat{\text{PI}}(k)} \right) \quad (11)$$

其中, 经验参数  $\alpha > 0$  控制步长取值范围, 经验参数  $\beta > 0$  控制步长形状。

估计混合矩阵时,  $\widehat{\mathbf{A}}$  的求解过程也涉及步长选取问题。不妨用  $\mu(k)$  来代替  $\sigma$ , 得到

$$\widehat{\mathbf{A}}(k+1) = \widehat{\mathbf{A}}(k) + \mu(k) \left[ \mathbf{x}(k) - \widehat{\mathbf{A}}(k)\mathbf{y}(k) \right] \mathbf{y}^T(k) \quad (12)$$

将式(11)代入到式(5), 得到新的自适应变步长盲分离算法 (Variable Step-size EASI algorithm, VS-EASI)。其基本思路是通过  $\widehat{\text{PI}}(k)$  构造的步长函数取代估计混合矩阵和传统 EASI 算法的步长。

在 EASI 算法中引入动量项后, 动量因子  $\psi$  的取值对收敛速度和稳态误差的影响很大。算法性能对固定动量因子参数选取比较敏感, 且算法依然很难均衡收敛速度和稳态误差。本文通过分离信号评价指标对动量因子进行实时迭代更新, 消除固定动量因子对算法的不利影响, 分析总结出动量因子自适应选取函数:

$$\psi(k) = \theta \left( 1 - e^{-\varepsilon \widehat{\text{PI}}(k)} \right) \quad (13)$$

其中, 经验参数  $\theta > 0$  控制动量因子取值范围, 经验参数  $\varepsilon > 0$  控制动量因子形状。将式(13)代入到式(6), 得到新的自适应动量项盲分离算法 (Variable Momentum EASI algorithm, VM-EASI)。其基本思路是通过  $\widehat{\text{PI}}(k)$  构造的步长函数取代估计混合矩阵步长, 构造的动量因子函数取代动量因子。

### 3.3 引入自适应动量项的变步长盲分离算法

在混沌信号动态方程未知情况下, 要求盲分离算法在提高收敛速度、减小稳态误差的同时, 还要实时自适应增加分离矩阵在每次迭代时的修正量。结合以上分析, 将式(11)和式(13)同时代入式(6), 得到了引入自适应动量项的变步长盲分离算法 (Variable Step-size and Momentum EASI algorithm, VS-M-EASI):

$$\begin{aligned} \mathbf{W}(k+1) &= \mathbf{W}(k) + \psi(k) [\mathbf{I} - \mathbf{R}(k)] \mathbf{W}(k) \\ &\quad + \psi(k) [\mathbf{W}(k) - \mathbf{W}(k-1)] \end{aligned} \quad (14)$$

式中,  $\mathbf{R}(k) = f[\mathbf{y}(k)]\mathbf{y}^T(k) + \mathbf{y}(k)f^T[\mathbf{y}(k)] - \mathbf{y}(k)\mathbf{y}^T(k)$ ,  $\mu(k)$  为式(11)自适应步长,  $\psi(k)$  为式(13)自适应动量因子。

VS-M-EASI 算法是以增加计算量为代价, 提高算法的收敛速度并减小稳态误差, 同时避免陷入局部最优, 体现了自适应变步长和动量因子的优势<sup>[16]</sup>。

算法流程如图 1 所示。

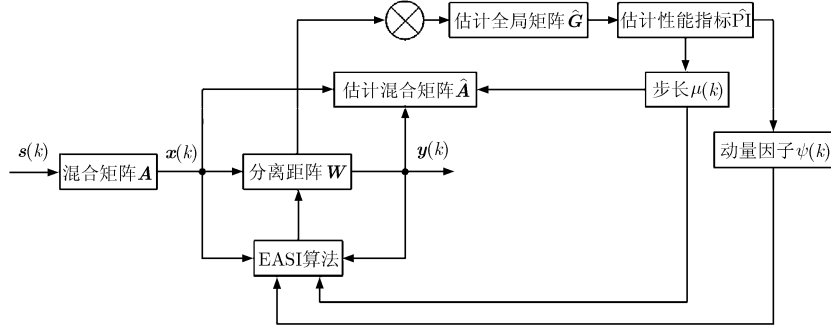


图1 本文算法流程

(1)初始化步长  $\mu(0)$ ；分离矩阵  $\mathbf{W}(0) = 0.5\mathbf{I}$ ，其中  $\mathbf{I}$  为单位阵；估计混合矩阵  $\hat{\mathbf{A}}(0) = 1 - 2 \times \text{rand}(4)$  各元素在区间  $[-1, 1]$  随机产生；并依据信号峭度选取适当的非线性激活函数  $f(\mathbf{y})$ 。

(2)对混合信号逐点进行迭代，更新分离矩阵  $\mathbf{W}$ 。混合信号  $\mathbf{x}(k)$  通过分离矩阵  $\mathbf{W}(k)$  计算得到估计信号  $\mathbf{y}(k)$ ，再经过公式对混合信号逐点更新分离矩阵  $\mathbf{W}$ 。

(3)在更新分离矩阵过程中，根据  $\hat{\text{PI}}(k)$  控制步长  $\mu(k)$  和动量因子  $\psi(k)$  的大小，使步长和动量因子随着  $\hat{\text{PI}}(k)$  值的下降而不断减小。在步骤(2)的基础上，计算估计混合矩阵  $\hat{\mathbf{A}}(k)$  和全局估计矩阵  $\hat{\mathbf{G}}_k$ ；根据  $\hat{\mathbf{G}}_k$  计算性能指标估计值  $\hat{\text{PI}}(k)$ ；根据  $\hat{\text{PI}}(k)$  计算步长  $\mu(k)$  和动量因子  $\psi(k)$  大小，为下一次分离矩阵的更新做准备。

(4)针对混合信号每一点循环执行步骤(2)和步骤(3)。

(5)处理完所有混合信号，由步骤(2)获得最终分离矩阵  $\mathbf{W}$ ，通过式(3)可计算出统计独立的分离信号  $\mathbf{y}(k)$ 。

## 4 仿真实验分析

### 4.1 验证算法有效性

选取的 4 路源信号分别为 Chebyshev 映射、Henon 映射、Logistic 映射和随机噪声。

$$s_1(k) = \cos\{4 \cos^{-1}[s_1(k-1)]\} \quad (15)$$

$$\left. \begin{aligned} s_2(k) &= 1 - 1.4s_2^2(k-1) + r(k-1) \\ r(k) &= 0.3s_2(k-1) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

$$s_3 = s_3^2(k-1) - 2 \quad (17)$$

源信号  $s_1(k)$ 、 $s_2(k)$  和  $s_3(k)$  由以上 3 个混沌映射分别产生，源信号  $s_4(k)$  为  $[-1, 1]$  均匀分布的随机噪声。仿真时平稳环境时，混合矩阵  $\mathbf{A} \in R^{4 \times 4}$  由均匀分布于  $[-1, 1]$  随机产生，即  $\mathbf{A} = 1 - 2\text{rand}(4, 4)$ 。非平稳环境时，信道突变前  $\mathbf{A}_0 = 1 - 2\text{rand}(4, 4)$ ；突变后  $\mathbf{A} = \mathbf{A}_0 + \vartheta \text{rand}[\text{size}(\mathbf{A}_0)]$ ， $\vartheta = 0.01$ 。基本 EASI 算法

步长为 0.0003，自适应变步长初值  $\mu(0) = 0.001$ ， $\alpha = 0.1$ ， $\beta = 0.002$ ，自适应变动量因子  $\beta(0) = 0.5$ ， $\theta = 1$ ， $\varepsilon = 0.1$ ， $\mathbf{W}(0) = 0.5\mathbf{I}$ ， $\hat{\mathbf{A}}(0) = 1 - 2\text{rand}(4, 4)$ ，非线性激活函数  $f(\mathbf{y}) = \mathbf{y}^3$ ，平稳环境时  $k = 18000$ ，非平稳环境时  $k = 36000$ 。算法在做 200 次蒙特卡洛仿真后取平均，且每次迭代混合矩阵随机产生，混合信号起点不同。

图 2 中，平稳环境下估计值和真实值曲线变化趋势一致且随着迭代的增加两者差距越来越小，在迭代结束时两者性能平均差值在 0.05 左右，说明  $\hat{\text{PI}}$  可作为 PI 的有效估计；非平稳环境下估计  $\hat{\text{PI}}$  值紧随着真实 PI 值变化，尤其是在信道突变时刻  $\hat{\text{PI}}$  迅速锁定了 PI，突变前后迭代结束时真实与估计的平均差值在 0.1 左右，说明在非平稳环境下该方法也可使  $\hat{\text{PI}}$  作为 PI 的估计且在突变时刻效果突出，为算法抗信道突变能力提供了依据。

### 4.2 平稳环境下算法分析

图 3 中，在平稳情况下，VS-EASI 算法在迭代 6000 次左右收敛并且稳态误差较小，PI 值接近于 0，说明 VS-EASI 算法在平稳环境下达到了理想状态；EASI 算法在迭代 17000 次左右才收敛，稳态误差较大，迭代结束时 EASI 算法的 PI 值减小到了 0.05 左右。通过构造函数调整可使初始步长突然增大然后逐渐减小并收敛平稳，满足算法在步长迭代初期较大，随后逐渐减小的要求。VS-EASI 算法收敛时，步长减小到  $0.2 \times 10^{-3}$  左右。

图 4 中，VM-EASI 算法在迭代 12000 次左右收敛并且稳态误差较小，PI 值在 0.04 左右；EASI 算法在迭代 17000 次左右才收敛，两者最终收敛时的 PI 性能相差不多。迭代开始后动量因子突然变大随后逐渐变小，符合算法对动量因子随迭代次数由大变小的要求。当动量因子减小到 0.01 左右时，VM-EASI 算法基本收敛。

分析图 5 得，VM-EASI 算法与 EASI 算法性能曲线走势相似，分离矩阵修正量提升了收敛速度，

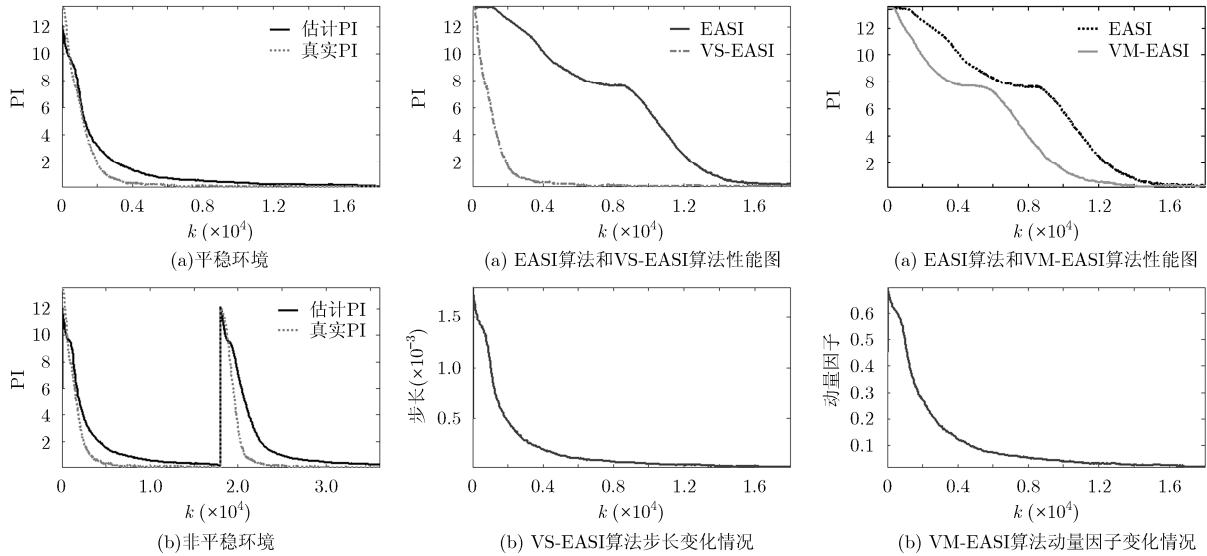


图 2 PI 真实值和估计值

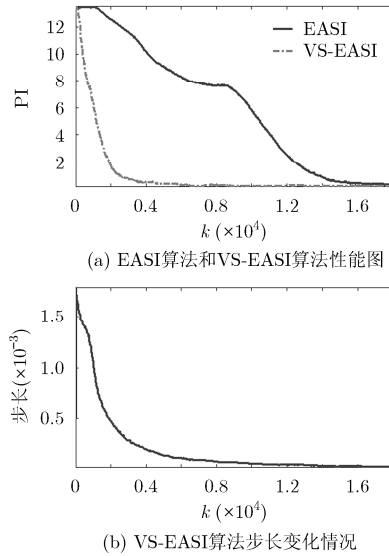


图 3 平稳环境下 EASI 算法和 VS-EASI 算法比较

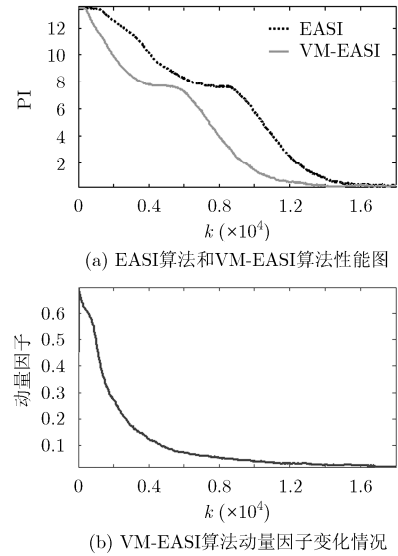


图 4 平稳环境下 EASI 算法和 VM-EASI 算法比较

但稳态误差相对较大；VS-EASI 算法收敛速度较快稳态误差小；VS-M-EASI 算法收敛速度最快，稳态误差和 VS-EASI 算法相当。VS-M-EASI 算法依据性能指标自适应变步长和变动量因子在混沌信号盲源分离实验中分离效果明显好于其他 3 种算法，在平稳环境下能很快收敛，并取得较小稳态误差。

4.3 非平稳环境下算法分析

图 6 中，信道突变前后，VS-EASI 算法在 6000 次和 25000 次左右分别收敛，在突变后亦可快速收敛且稳态误差较小，说明变步长改进在非平稳环境下的混沌信号盲分离方面是可行的；但 EASI 算法突变前才勉强收敛且稳态误差较大，突变后在迭代结束前还未收敛。VS-EASI 算法信道突变后初始步长提升到较大值以增加收敛速度，然后随着迭代次数增加不断减小以降低稳态误差；收敛时，相应的步长减小到了  $1.5 \times 10^{-3}$  左右。

图 7 中，在非平稳环境下，VM-EASI 算法在 13000 次和 30000 次左右分别收敛，信道突变后 VM-EASI 算法性能明显优于 EASI 算法。VM-EASI 算法在突变前后都能有效收敛，说明在非平稳环境下将 VM-EASI 算法应用到混沌映射信号盲分离是

可行的。当动量因子减小到 0.01 左右时，VM-EASI 算法基本收敛。

从图 8 中可见，信道突变后 EASI 算法在迭代结束时还未收敛，抗信道突变能力较差。从迭代次数可以看出非平稳环境对 VS-EASI 算法和 VS-M-EASI 算法收敛速度影响较小；VM-EASI 算法则在信道突变后收敛速度加快了且曲线也变平滑了；VS-M-EASI 算法收敛速度最快稳态误差也小，对含噪混沌信号盲分离效果最佳。可见，VS-M-EASI 算法结合变步长和动量项后在非平稳环境下分离性能依然很好，有很强的抗信道突变能力。

4.4 算法抗噪性分析

源信号由不同的混沌吸引子产生，分别为 Rossler 吸引子和 Lorentz 吸引子：

$$\left. \begin{aligned} dx/dt &= -y - z \\ dy/dt &= x + ay \\ dz/dt &= b + z(x - c) \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

$$\left. \begin{aligned} dx/dt &= s(y - x) \\ dy/dt &= rx - y - xz \\ dz/dt &= xy - bz \end{aligned} \right\} \quad (19)$$

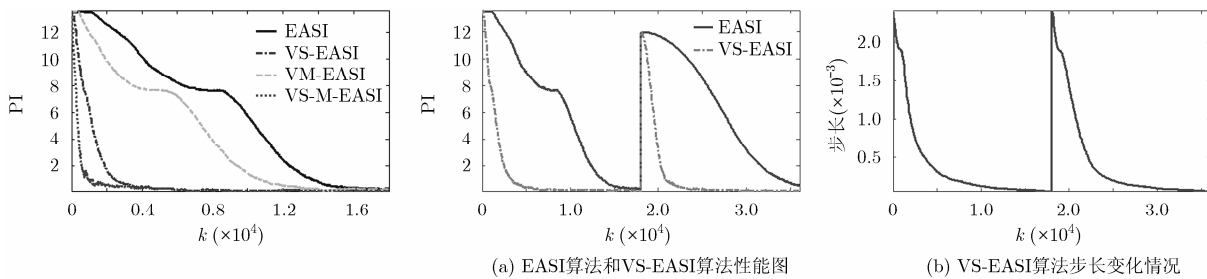


图 5 平稳环境下 4 种算法性能图

图 6 非平稳环境下 EASI 算法和 VS-EASI 算法比较

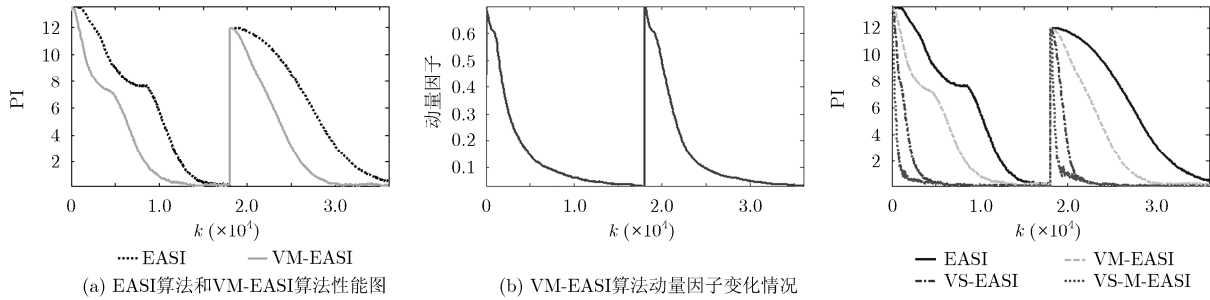


图 7 非平稳环境下 EASI 算法和 VM-EASI 算法比较

图 8 非平稳环境下 4 种算法性能图

式中，参数  $a = 0.2, b = 0.2, c = 5$ ；参数  $s = 16, r = 45.92, b = 4$ 。以上混沌吸引子通过四阶龙格库塔法进行积分，步长分别为 0.05, 0.01；色噪声由  $n_c(k) = 5n(k) + 0.5n(k-1)$  产生，其中  $n(k)$  为白噪声。随机混合矩阵  $A \in R^{3 \times 3}$  均匀分布于  $[-1, 1]$ 。使用基于信号波形的相似系数作为评价性能指标<sup>[17]</sup>。相似系数可表示为

$$\xi_{ij} = \xi(y_i, s_j) = \frac{\left| \sum_{t=1}^M y_i(k) s_j(k) \right|}{\sqrt{\sum_{t=1}^M y_i^2(k) \sum_{t=1}^M s_j^2(k)}} \quad (20)$$

当  $y_i = cs_j$  ( $c$  为常数) 时， $\xi_{ij} = 1$ ；当  $y_i$  与  $s_j$  相互独立时， $\xi_{ij} = 0$ 。在平稳环境下引入 FastICA 和 NGA 算法与 VS-M-EASI 算法在相似系数方面比较，其中 NGA 算法非线性激活函数选取  $f(\mathbf{y}) = \mathbf{y}^3$ ，步长 0.001。蒙特卡洛 100 次后将相似系数取平均得到表 1。可以看出，VS-M-EASI 算法在对混沌流和色噪声组成的混合信号最终分离得到的相似系数接近于 1，说明分离效果理想，优于 FastICA 和 NGA 算法。

表 1 混沌-噪声信号相似系数对照表

算法	Rosler吸引子	Lorentz吸引子	色噪声
FastICA	0.7166	0.6640	0.6861
NGA	0.9454	0.9733	0.9097
VS-M-EASI	0.9987	0.9974	0.9988

### 5 结束语

本文依据信号分离性能指标提出一种引入自适应动量项的变步长混沌信号盲分离算法，该算法在不依赖混沌信号动态方程情况下，通过信号分离状态构造函数自适应调整步长和动量因子。用变步长函数估计混合矩阵，得出全局矩阵和估计性能指标，从而迭代更新构造函数；在变步长盲分离算法中引入自适应动量项，使步长和动量因子随性能指标变

化。该算法结合了变步长和动量项优点，不但提高了收敛速度而且减小了稳态误差；在平稳和非平稳环境下对含噪混合混沌信号分离效果明显，具有一定抗信道突变能力；在混沌流信号中混入色噪声情况下本文算法比传统算法分离效果更好。表明该算法在混沌信号盲分离中收敛速度快稳态误差小，具有抗信道突变和噪声能力，有一定应用价值。

### 参考文献

- [1] 禹思敏, 吕金虎, 李澄清. 混沌密码及其在多媒体保密通信中应用的进展[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(3): 735-752. doi: 10.11999/JEIT151356.
- [2] YU Simin, LÜ Jinhua, and LI Chengqing. Some progresses of chaotic cipher and its applications in multimedia secure communications[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(3): 735-752. doi: 10.11999/JEIT151356.
- [3] 黄宇, 刘玉峰, 彭志敏, 等. 基于量子并行粒子群优化算法的分数阶混沌系统参数估计[J]. 物理学报, 2015, 64(3): 228-235. doi: 10.7498/aps.64.030505.
- [4] HUANG Yu, LIU Yufeng, PENG Zhimin, et al. Research on particle swarm optimization algorithm with characteristic of quantum parallel and its application in parameter estimation for fractional-order chaotic systems[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(3): 228-235. doi: 10.7498/aps.64.030505.
- [5] 黄锦旺, 冯久超, 吕善翔. 混沌信号在无线传感器网络中的盲分离[J]. 物理学报, 2014, 63(5): 50502. doi: 10.7498/aps.63.050502.
- [6] HUANG Jinwang, FENG Jiuchao, and LÜ Shanxiang. Blind source separation of chaotic signals in wireless sensor networks[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(5): 50502. doi: 10.7498/aps.63.050502.
- [7] 王世元, 冯久超. 一种新的参数估计方法及其在混沌信号盲分离中的应用[J]. 物理学报, 2012, 61(17): 170508. doi: 10.7498/aps.61.170508.
- [8] WANG Shiyuan and FENG Jiuchao. A novel method of estimating parameter and its application to blind separation of chaotic signals[J]. *Acta Physica Sinica*, 2012, 61(17): 170508. doi: 10.7498/aps.61.170508.
- [9] 陈越, 吕善翔, 王梦蛟, 等. 一种基于人工蜂群算法的混沌信

- 号盲分离方法[J]. 物理学报, 2015, 64(9): 090501. doi: 10.7498/aps.64.090501.
- CHEN Yue, LÜ Shanxiang, WANG Mengjiao, *et al.* A blind source separation method for chaotic signals based on artificial bee colony algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*, 2015, 64(9): 090501. doi: 10.7498/aps.64.090501.
- [6] OU Shifeng, WANG Xianyun, and GAO Ying. Adaptive improved RLS algorithm for blind source separation[J]. *Wydawnictwo SIGMA-NOT*, 2013, 89(3b): 81–83.
- [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. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.00871.
- OU Shifeng, GAO Ying, and ZHAO Xiaohui. Adaptive combination algorithm and its modified scheme for blind source separation [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(5): 1243–1247. doi: 10.3724/SP.J.1146.2010.00871.
- [8] 欧世峰, 高颖, 赵晓晖. 基于随机梯度的变步长因子自适应白化算法[J]. 自动化学报, 2012, 38(8): 1370–1374. doi: 10.3724/SP.J.1004.2012.01370.
- OU Shifeng, GAO Ying, and ZHAO Xiaohui. Stochastic gradient based variable momentum factor algorithm for adaptive whitening[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(8): 1370–1374. doi: 10.3724/SP.J.1004.2012.01370.
- [9] 欧世峰, 耿超, 高颖. 动量项盲源分离算法及其性能优化策略[J]. 电子学报, 2014, 42(1): 42–48. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.01.007.
- OU Shifeng, GENG Chao, and GAO Ying. Momentum term based blind source separation algorithm and its performance modified strategies[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(1): 42–48. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.01.007.
- [10] PAL M, ROY R, BASU J, *et al.* Blind source separation: A review and analysis[C]. *Oriental Cocosda Held Jointly with 2013 Conference on Asian Spoken Language Research and Evaluation*. Gurgaon, India, 2013: 1–5.
- [11] 季策, 杨坤, 陶奕名, 等. 一种非平稳环境下的自适应变步长盲源分离算法[J]. 控制与决策, 2016, 31(4): 735–739. doi: 10.13195/j.kzyjc.2015.0170.
- JI Ce, YANG Kun, TAO Yiming, *et al.* An adaptive variable step-size blind source separation algorithm in nonstationary environment[J]. *Control and Decision*, 2016, 31(4): 735–739. doi: 10.13195/j.kzyjc.2015.0170.
- [12] CARDOSO J F and LAHELD B H. Equivariant adaptive source separation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 44(12): 3017–3030.
- [13] MKADEM F and BOUMAIZA S. Physically inspired neural network model for RF power amplifier behavioral modeling and digital predistortion[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory & Techniques*, 2011, 59(4): 913–923.
- [14] 张贤达. 矩阵分析与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004: 310–314.
- ZHANG Xianda. *Matrix Analysis and Applications*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004: 310–314.
- [15] XU P, SHEN Y, and SU Q. Blind source separation with variable step-size method based on a reference separation system[C]. *IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing*. Guilin, 2014: 110–114.
- [16] 季策, 杨坤, 王艳茹, 等. 基于符号算子的变步长不完整自然梯度算法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(11): 1026–1031. doi: 10.16451/j.cnki.issn1003-6059.2014.11.002.
- JI Ce, YANG Kun, WANG Yanru, *et al.* Variable step-size nonholonomic natural gradient algorithm based on sign operator[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2014, 27(11): 1026–1031. doi: 10.16451/j.cnki.issn1003-6059.2014.11.002.
- [17] 徐成发, 郝宇星, 陆璐, 等. 基于互相关的快速角度估计算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(6): 1446–1451. doi: 10.11999/JEIT151021.
- XU Chengfa, HAO Yuxing, LU Lu, *et al.* Fast angle estimation algorithm based on cross-correlation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(6): 1446–1451. doi: 10.11999/JEIT151021.
- 张天骐: 男, 1971年生, 教授, 博士后, 主要研究方向为扩频信号的盲处理、神经网络实现以及信号的同步处理.
- 马宝泽: 男, 1990年生, 硕士生, 研究方向为盲源分离改进算法.
- 强幸子: 男, 1986年生, 硕士生, 研究方向为扩频信号的盲处理.
- 全盛荣: 男, 1990年生, 硕士生, 研究方向为调频信号的参数估计.