

初始分离矩阵优化的在线盲源分离算法

杨 华 张 杭 张 江 杨 柳 李 炯
(解放军理工大学通信工程学院 南京 210007)

摘 要 针对在线盲源分离算法收敛速度受初始分离矩阵影响的问题,提出一种基于人工蜂群算法(ABC)的初始分离矩阵优化的在线盲源分离算法。该算法利用人工蜂群算法较强的搜索能力,在盲源分离的初始阶段以批处理的方式进行分离矩阵的寻优,使得算法获得较好的初始迭代点,然后采用梯度下降法以在线的方式实现分离,从而提高算法的整体收敛性能。仿真结果证明了所提算法的有效性,并且其适用于混合矩阵时变的情形。

关键词 盲源分离,人工蜂群算法,初始分离矩阵优化,EASI,动量项

中图法分类号 TN391 文献标识码 A

Initial Separating-matrix Optimized Online Blind Source Separation Algorithm

YANG Hua ZHANG Hang ZHANG Jiang YANG Liu LI Jiong

(College of Communication Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)

Abstract Aiming at the problem that the convergence speed of online BSS algorithms is effected by the initial separating matrix, a new initial separating matrix optimized online BSS algorithm based on ABC algorithm was proposed. The new algorithm utilizes the strong search ability of batching ABC algorithm to get an optimized initial separating matrix that makes the BSS algorithms have a better initial iteration point, and then uses the gradient descent to achieve online separation, which can improve the overall convergence speed of BSS algorithm. Simulation results confirm that the proposed algorithm increases the convergence speed effectively. And in the condition of time-varying mixing matrix the new algorithm is applicable.

Keywords Blind source separation, Artificial bee colony algorithm, Initial separation matrix optimizing, EASI, Momentum

1 引言

盲源分离(Blind Source Separation, BSS)是指在源信号和传输信道未知的条件下,仅利用传感器或天线接收到的观测数据恢复出各个源信号的过程。盲源分离来自著名的“鸡尾酒会问题”^[1],即在嘈杂的酒会中如何利用传感器接收到的混杂信号分离出各个语音信号,属于语音信号处理的范畴。随着盲源分离技术的发展,其逐渐被扩展到生物学信号处理、地质勘探、图像处理、声纳以及雷达信号探测和通信信号处理等领域,展现出了极大的应用前景。

盲源分离算法可以分为批处理算法和自适应在线算法两大类。批处理盲源分离算法需要一定长度的数据积累,其通过对积累的观测数据进行特征分析以及利用数据之间的相关性,在“盲”条件下相当于获得了一定的先验信息,能够获得较高的收敛速度和分离精度,具有代表性的有联合对角化算法(Joint Approximative Diagonalization of Eigenmatrix, JADE)^[2]、固定点算法(Fast Fixed-point Algorithm for Independent Component Analysis, FastICA)^[3],以及基于遗传算法、粒子群算法、人工蜂群算法的盲源分离算法^[4-6]等,但是该类算法计算复杂度高、实时性较差。而自适应在线盲源分离

算法对观测数据进行实时处理并实时输出,计算简单,实时性好,能够应用于实时性较高的领域,具有代表性的有随机梯度算法、自然梯度算法^[7]、基于独立性的等变自适应分离算法(Equivariant Adaptive Separation via Independence, EASI)^[8]等。

自适应在线盲源分离算法通常采用梯度下降法对目标函数进行迭代寻优,但是梯度类算法存在收敛性能受步长因子和初始值影响较大的问题。针对梯度类盲源分离算法性能受步长影响的问题,学者们已经提出了许多步长优化的盲源分离算法,如变步长^[9]、自适应变步长^[10]、组合步长^[11]等算法,一定程度上解决了步长因子对算法性能的限制,但是对于初始值优化的分离算法相对较少。针对这一问题,本文通过运用人工蜂群算法全局搜索能力,提出一种初始分离矩阵优化的在线盲源分离算法,在初始阶段对分离矩阵进行批处理寻优,以获得较好的迭代初始值。在线盲源分离算法使用优化的初始分离矩阵进行在线分离,从而提高在线算法的整体分离性能。

2 问题描述

2.1 盲源分离模型及独立性准则

图1所示为典型的盲源分离系统模型,源信号矢量 $s(t) =$

杨 华(1990—),男,硕士生,主要研究方向为盲信号处理, E-mail: 369810805@qq.com; 张 杭(1962—),女,教授,博士生导师,主要研究方向为盲信号处理、通信抗干扰、认知无线电, E-mail: hangzh-2002@163.com; 张 江(1985—),男,博士,讲师,主要研究方向为盲信号处理、通信抗干扰, E-mail: god2525775@163.com; 杨 柳(1989—),女,博士,主要研究方向为盲信号处理, E-mail: yl755551@163.com; 李 炯(1989—),男,博士,主要研究方向为盲信号处理, E-mail: lij-2015@126.com。

$[s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ 由相互独立的源信号组成, 源信号可以是通信信号、语音信号、生物医学信号等。根据源信号的不同, 混合矩阵 A 将表征不同的信号传输环境, 以通信信号为例, 混合矩阵 A 则表征了无线信道对信号的混叠作用。在盲源分离中源信号 $s(t)$ 和混合矩阵 A 是未知的, 只有观测信号 $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ 可以获得。为简化推导过程, 忽略噪声的影响, 则混合过程可表示为:

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

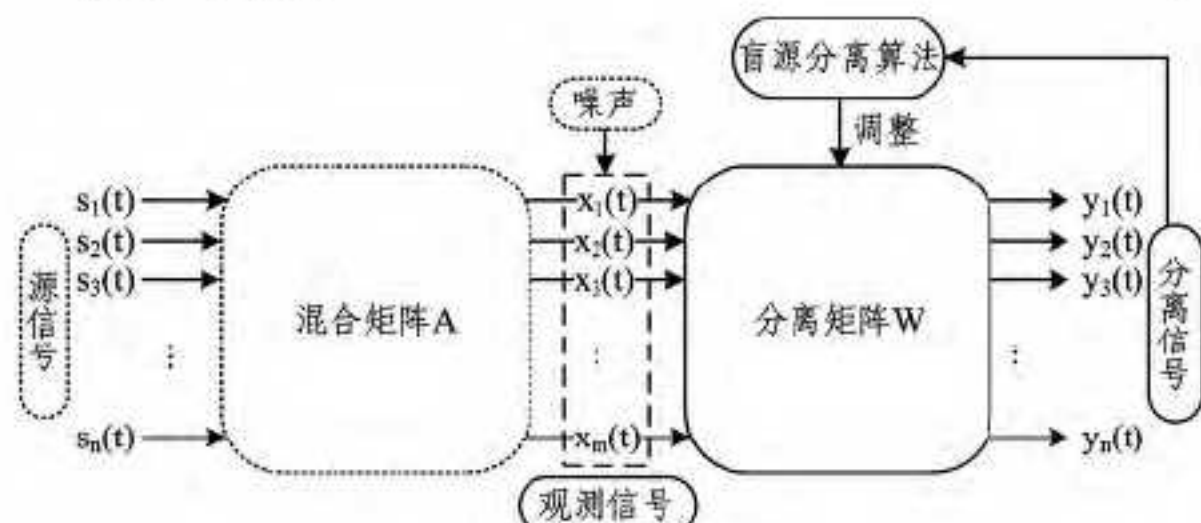


图1 盲源分离系统模型

盲源分离过程就是寻找分离矩阵 W , 使得分离矩阵 W 与混合矩阵 A 的乘积 G (也称为全局矩阵) 为一个广义置换矩阵 (每行每列只有一个非零元素的矩阵):

$$G = WA \quad (2)$$

或者 G 可以分解为置换阵 P 和对角阵 D 的乘积:

$$G = PD \quad (3)$$

这样, 分离信号矢量 $y(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_n(t)]^T$ 将是源信号矢量 $s(t)$ 在幅度和排列顺序上发生一定变化后的矢量, 即:

$$y(t) = Gs(t) \quad (4)$$

幅度和排列顺序的模糊性是盲源分离的两个固有的不确定性, 但是由于分离出的各个信号分量的信息不会因为信号波形幅度的变化或排列顺序的改变而丢失, 因此它们是源信号的有效估计或复制, 也即等价于从混叠信号中分离出了源信号。

在线盲源分离算法采用独立性准则^[12]对分离出来的信号分量的独立性进行度量, 并对分离矩阵 W 的参数进行自适应调整。独立性准则主要包括:

- 1) 互信息最小化准则 (Minimization of Mutual Information, MMI);
- 2) 信息最大化准则 (Information Maximization, Informax);
- 3) 非高斯最大化准则。

2.2 EASI 算法及初始分离矩阵

EASI 算法是基于互信息最小化准则的一种 BSS 算法。

互信息是变量的联合概率密度和边缘概率密度乘积之间的 K-L 散度。假设分离信号矢量为 y , 其联合概率密度函数为 $f_y(y)$, 各分量的边缘概率密度函数为 $f_i(y_i)$, 则分离信号的互信息 $I(y)$ 可以表示为:

$$\begin{aligned} I(y) &= \int_{-\infty}^{+\infty} f_y(y) \log \frac{f_y(y)}{\prod_{i=1}^n f_i(y_i)} dy \\ &= -H(y) - \sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^{+\infty} f_y(y) \log(f_i(y_i)) dy \\ &= -H(y) + \sum_{i=1}^n H_i(y_i) \end{aligned} \quad (5)$$

当且仅当 $f_y(y) = \prod_{i=1}^n f_i(y_i)$, 即满足各分离信号相互独立时,

互信息 $I(y)$ 等于零。因为 $y = Wx$, 则有:

$$I(y) = -H(x) - \log |\det(W)| + \sum_{i=1}^n E\{\log[f_i(y_i)]\} \quad (6)$$

忽略与分离矩阵 W 无关的 $H(x)$, 建立目标函数:

$$J(W, y) = -\log |\det(W)| + \sum_{i=1}^n E\{\log[f_i(y_i)]\} \quad (7)$$

上式对 W 求自然梯度可得:

$$\begin{aligned} \tilde{\nabla} J(W, y) &= \frac{\partial J(W, y)}{\partial W} W^T W \\ &= \{- (W^{-1})^T + E[\varphi(y) x^T]\} W^T W \\ &= -\{I - E[\varphi(y) y^T]\} W \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\varphi(y) = [\varphi_1(y_1), \varphi_2(y_2), \dots, \varphi_n(y_n)]^T$, $\varphi_i(y_i) = -\frac{d \log[f_i(y_i)]}{dy_i} = -\frac{f'_i(y_i)}{f_i(y_i)}$ 为激励函数。可得采用自然梯度的分离矩阵更新公式:

$$\begin{aligned} W(t+1) &= W(t) - \mu \tilde{\nabla} J(W, y) \\ &= W(t) + \mu [I - E(\varphi(y) y^T)] W(t) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, μ 为步长因子, 去除式中的期望算子即可得分离矩阵更新的在线形式。

盲源分离算法在进行分离处理之前通常需要进行数据的预处理 (白化过程), 消除观测数据之间的相关性。同时, 为保证分离信号依然保持不相关性, 则要求分离矩阵满足正交, 即 $WW^T = I$ 。Cardoso 等人将白化过程和分离矩阵的正交修正结合到式 (9) 中, 得到了著名的 EASI^[8] 算法:

$$W(t+1) = W(t) + \mu \{I - E[y(t)y(t)^T - \varphi(y(t))y(t)^T + y(t)\varphi(y(t))^T]\} W(t) \quad (10)$$

引入动量项即可得动量项 EASI 算法:

$$W(t+1) = W(t) + \mu \{I - E[y(t)y(t)^T - \varphi(y(t))y(t)^T + y(t)\varphi(y(t))^T]\} W(t) + \eta (W(t) - W(t-1)) \quad (11)$$

其中, $\eta (W(t) - W(t-1))$ 为动量项, η 为动量因子。

对式 (10) 两边同时右乘混合矩阵 A , 可得:

$$G(t+1) = G(t) + \mu \{I - E[y(t)y(t)^T - \varphi(y(t))y(t)^T + y(t)\varphi(y(t))^T]\} G(t) \quad (12)$$

其初始条件为:

$$G(0) = W(0)A \quad (13)$$

由式 (13) 可知, 混合矩阵 A 与分离矩阵 $W(0)$ 只影响全局矩阵 G 的初始值, 而与算法的迭代过程无关, 也即与盲源分离算法的收敛性无关, 这就是 EASI 算法的等变化性。

虽然分离矩阵的初始值与算法的收敛性无关, 但是它会影响到全局矩阵 G 的初始值, 而初始值的好坏将直接影响初始迭代点与最优点之间的距离, 进而影响收敛速度, 好的初始值意味着更快的收敛。因此, 有必要研究初始矩阵的优化问题。

3 基于人工蜂群算法的初始分离矩阵优化

人工蜂群算法是一种智能集群批处理算法, 具有极强的搜索寻优能力。因此, 本文通过将人工蜂群算法引入到盲源分离算法的初始分离矩阵优化中, 运用人工蜂群算法较强的搜索能力搜索较好的初始分离矩阵, 从而达到提高算法收敛速度的目的。

人工蜂群算法是对蜂群采蜜过程的集体行为的模仿, 蜜蜂采蜜过程的实质是寻找最优解的过程。蜂群由雇佣蜂、观察蜂和侦察蜂组成, 雇佣蜂数目、观察蜂数目, 以及食物源数目相同 (对应于初始分离矩阵 W 解的个数), 食物源的含蜜量对应优化问题的适应度函数。表 1 列出人工蜂群算法与盲源分离算法的对应关系。

表1 人工蜂群算法与盲源分离算法的对应关系

雇佣蜂	观察蜂	侦察蜂	食物源	含蜜量
完成分离矩阵解的第一次优化更新	完成分离矩阵解的第二次优化更新	生成初始的分离矩阵解	当前最优的分离矩阵解	目标函数值

采用分离信号的峭度作为目标函数:

$$kurt(y) = \sum_{i=1}^N |kurt(y_i)| = \sum_{i=1}^N |E(y_i^4) - 3E^2(y_i^2)| \quad (14)$$

其中, N 为信源个数。分离信号的峭度值越大, 各分量间的独立性越强。假设初始种群有 M 个解, 每个解 $w_i(0)$ 为一个 d (d 等于分离矩阵的参数个数) 维向量, 第 i 个解的适应度定义为:

$$fit_i = \begin{cases} 1/(1+kurt_i(y)), & kurt_i(y) \geq 0 \\ 1+|kurt_i(y)|, & kurt_i(y) < 0 \end{cases} \quad (15)$$

其中, $kurt_i(y)$ 为第 i 个解的目标函数值。寻找最优初始分离矩阵也就等价于寻找使适应度 fit_i 最小的解 $w_i(0)$ 。

首先, 侦察蜂随机生成 M 个食物源位置, 然后雇佣蜂对所有食物源进行一次邻域搜索, 根据式(16)进行食物源位置信息更新:

$$w_{ij}(0) = w_{ij}(0) + \phi_{ij}(w_{ij}(0) - w_{kj}(0)) \quad (16)$$

其中, $i \in \{1, 2, \dots, M\}$, $k \in \{1, 2, \dots, M\}$, $k \neq i$, $j \in \{1, 2, \dots, d\}$, k 和 j 为随机选取, ϕ_{ij} 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。采用贪婪选择机制选择食物源, 更新的食物源的含蜜量若高于旧的食物源, 雇佣蜂接受新的食物源, 否则保留旧的食物源。完成领域搜索后, 观察蜂根据食物源的含蜜量, 以轮盘赌方式对食物源位置信息进行二次更新:

$$P_i = fit_i / \sum_{i=1}^m fit_i$$

$$\text{if } rand(i) < P_i \quad (17)$$

$$w_{ij}(0) = w_{ij}(0) + \phi_{ij}(w_{ij}(0) - w_{kj}(0))$$

其中, P_i 为第 i 个解被随机选中的概率, fit_i 为第 i 个解的适应度。食物源位置更新后, 依然采用贪婪选择机制保留含蜜量高的食物源。如果解向量经过多次循环没有得到改善或更新, 并且对应的食物源不是全局最优解, 表明该解向量陷入局部最优, 则随机产生一个新的解向量替代该解向量:

$$\text{if } record(i) > limit \text{ and } fit_i \neq fit_{best} \quad (18)$$

$$w_{ij}(0) = w_{down}(0) + rand * (w_{up}(0) - w_{down}(0))$$

其中, $record(i)$ 为第 i 个解未进行更新的次数, $limit$ 为设置的阈值, fit_{best} 为全局最优适应度, 当未更新次数大于 $limit$ 时放弃旧解, 随机产生新解进行替代, $w_{up}(0)$ 和 $w_{down}(0)$ 为解的上、下边界。表2列出了基于人工蜂群算法的初始分离矩阵的优化流程。

表2 基于人工蜂群算法的初始分离矩阵优化流程

1. 截取一定长度的观测数据进行中心化和白化预处理;
2. 侦察蜂随机产生 M 个初始解集, 设置最大循环次数、参数上下边界值;
3. 计算每个解对应的目标函数值和适应度, 记录当前解集的最优解;
4. 雇佣蜂根据式(16)进行邻域搜索, 采用贪婪机制选择食物源;
5. 观察蜂根据式(17)进行轮盘赌对食物源二次更新, 采用贪婪机制选择食物源;
6. 根据式(18)判断是否存在需要替代的解, 若存在, 进行替代, 若不存在, 跳至下一步;
7. 更新最优解;
8. 判断是否循环结束, 满足结束条件则进行下一步, 否则循环次数加1, 并跳至第4步继续执行;
9. 输出最优解对应的解向量, 并转化为分离矩阵形式, 即获得最优的初始分离矩阵。

4 仿真分析

采用在线动量项 EASI 算法作为优化对象, 初始阶段使用 2000 个观测信号采样值进行初始分离矩阵的优化。在线动量项 EASI 算法使用优化的初始分离矩阵在 2001 点进行自适应在线更新, 未经优化的在线动量项 EASI 算法则采用固定的单位初始分离矩阵从开始就进行自适应在线更新。

考虑适应线性瞬时混合的情况, 采用两个信号源进行混合, 源信号 1 为 BPSK 信号, 其码元速率为 2.4kb/s, 载波频率 9.6kHz, 采样频率 76.8kHz, 滚降系数为 0.5; 源信号 2 是中心频率分别为 8.5kHz、9.6kHz、10.5kHz 的正弦信号的叠加, 假设混合矩阵 $A = [1.2 \ 0.72; -0.78 \ 1]$ 。图2所示为源信号与观测信号波形图(1—1000 点)。

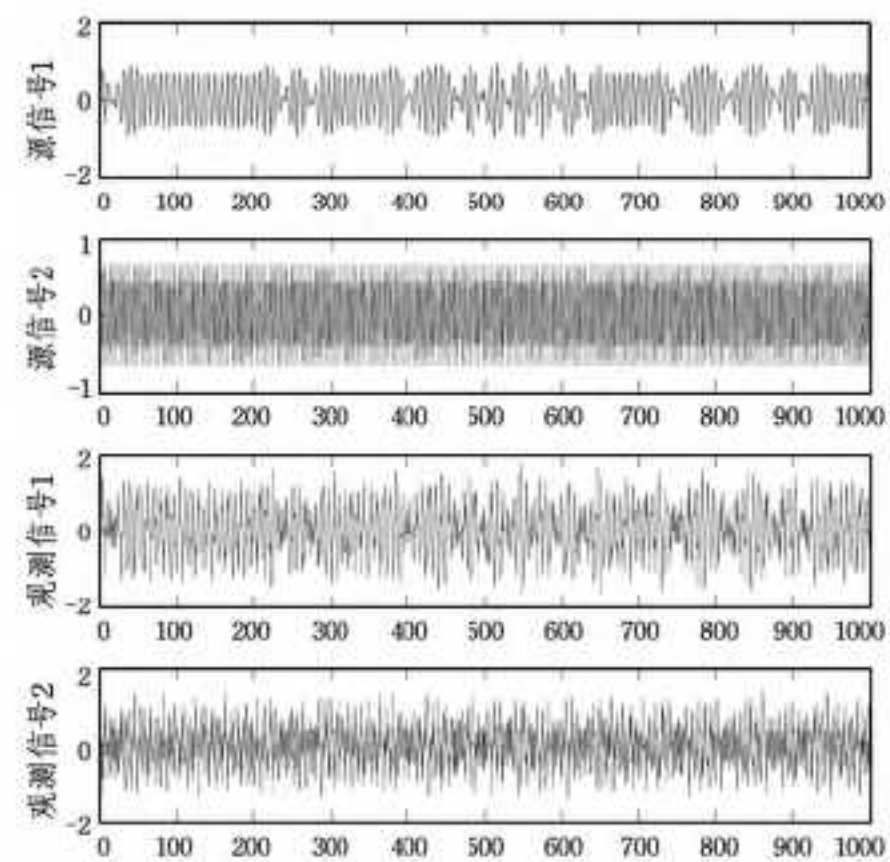


图2 源信号与混合信号波形图(1—1000 点)

进行初始分离矩阵优化截取的观测信号采样值长度为 2000 点, 种群数为 40, 循环次数为 40, $limit = 5$, $w_{up}(0) = 10$, $w_{down}(0) = -10$, $d = 4$ 。在线动量项 EASI 算法的步长因子 $\mu = 0.0005$, 动量因子 $\eta = 0.3$ 。以串音误差为标准对算法的分离性能进行衡量, 串音误差^[13] 定义为:

$$PI = \frac{1}{n} \left[\sum_i \left(\sum_j \frac{|G_{ij}|^2}{\max_l |G_{il}|^2} - 1 \right) + \sum_j \left(\sum_i \frac{|G_{ij}|^2}{\max_l |G_{jl}|^2} - 1 \right) \right] \quad (19)$$

图3所示为初始分离矩阵优化和未优化的在线动量项 EASI 算法的性能曲线(进行初始分离矩阵优化的过程, PI 指数保持不变)。

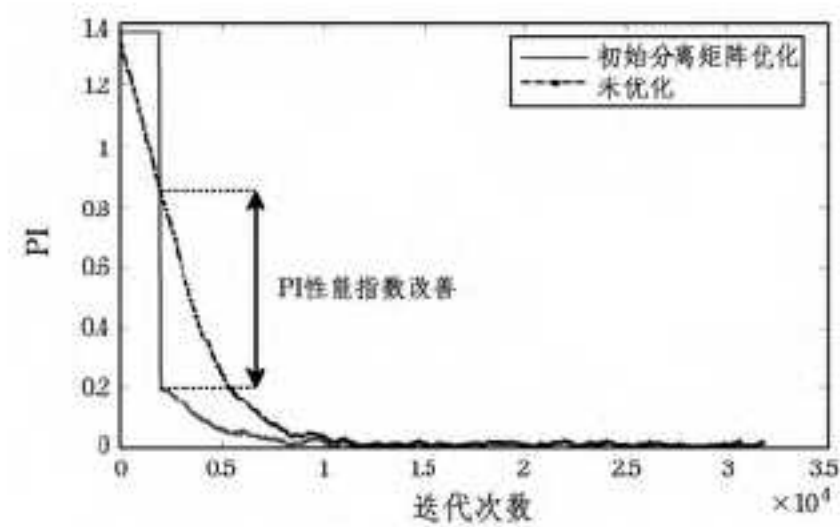


图3 初始分离矩阵优化和未优化的性能曲线

由图3可知, 本文提出的初始分离矩阵优化算法在最初的 2000 点 PI 值不发生变化, 从 2001 点开始, 即采用优化的初始分离矩阵进行在线分离, 此时 PI 值获得一个阶跃性的改善, 而未优化的算法, 其 PI 值随着迭代的进行逐渐改善。比较可见, 经过初始分离矩阵优化的在线动量项 EASI 算法 PI 性能指数获得极大改善, 同时其收敛更快。

(下转第 305 页)

- [8] Akyildiz I F, Morabito G, Palazzo S. TCP- peach: a new congestion control scheme for satellite IP Networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2001, 9(3): 307-321
- [9] Mascolo S, Casetti C. TCP Westwood: Bandwidth Estimation for Enhanced Transport over Wireless Links[C]// Proc. of MOBI-COM. 2001: 287-297
- [10] 赵东平, 郑卫斌. 高误码率无线环境下的 TCP 改进算法[J]. 计算机工程, 2006, 32(9): 96-98
- [11] 彭华, 邓亚平. 基于 TCP-Westwood 的一种 TCP 增强算法[J]. 计算机应用, 2006, 26(S1): 221-223
- [12] 黄蕾, 刘立祥. TCP-Westwood 针对卫星网的改进方案[J]. 计算

机工程, 2007, 33(8): 103-105

- [13] 戴帅, 肖楠, 梁俊, 等. 基于处理时延的卫星网络 TCP 拥塞控制算法[J]. 现代防御技术, 2014, 42(3): 127-134
- [14] Gurer G, Alparslan O, Karasan E, et al. nOBS: an ns2 based simulation tool for performance evaluation of TCP traffic in OBS networks[J]. Annals of Telecommunications, 2007, 62(5/6): 618-637
- [15] Shivkumar S, Umamaheswari G. Certificate Authority Schemes Using Elliptic Curve Cryptography, Rsa and Their Variants-Simulation Using NS2[J]. American Journal of Applied Sciences, 2014, 11(2): 171-179

(上接第 267 页)

考虑信道环境发生突变的情况, 此时混合矩阵发生变化, 算法需要重新迭代收敛。将初始分离矩阵优化应用到信道突变的场景中, 当检测到信道环境发生突变时, 进行初始分离矩阵优化, 使算法获得较好的初始值, 可有效加快算法的再次收敛。假设混合矩阵 A 在 16001 点处发生变化, 突变为 $[3 - 0.5; 0.6 \ 2]$ 。图 4 所示为相邻时刻分离矩阵之差的 Frobenius 范数, 由图可知在突变点处, 相邻分离矩阵之差的 Frobenius 范数发生突变, 可作为信道环境变化的检测条件, 并设检测阈值为 0.15。

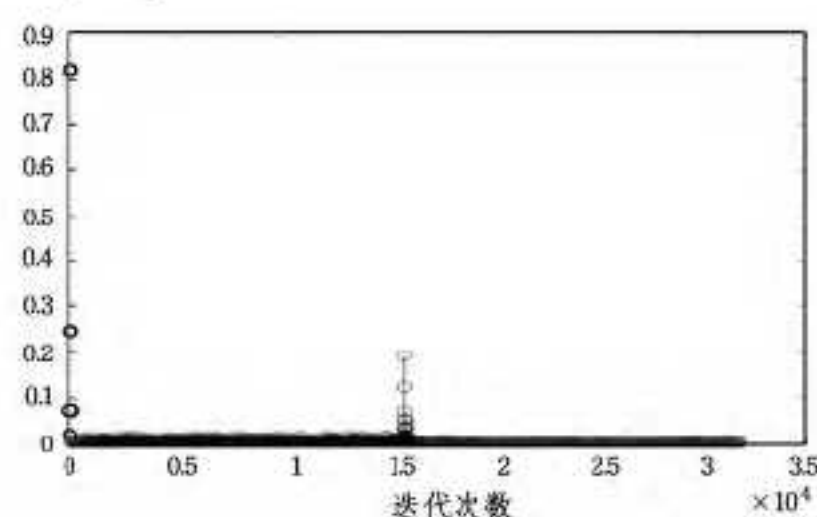


图 4 相邻时刻分离矩阵之差的 Frobenius 范数曲线

图 5 所示为信道环境突变时, 初始分离矩阵优化和未优化的在线动量项 EASI 算法的性能曲线。由图可知, 信道环境变化时, 运用初始分离矩阵优化能够有效改善 PI 性能指数和收敛速度。

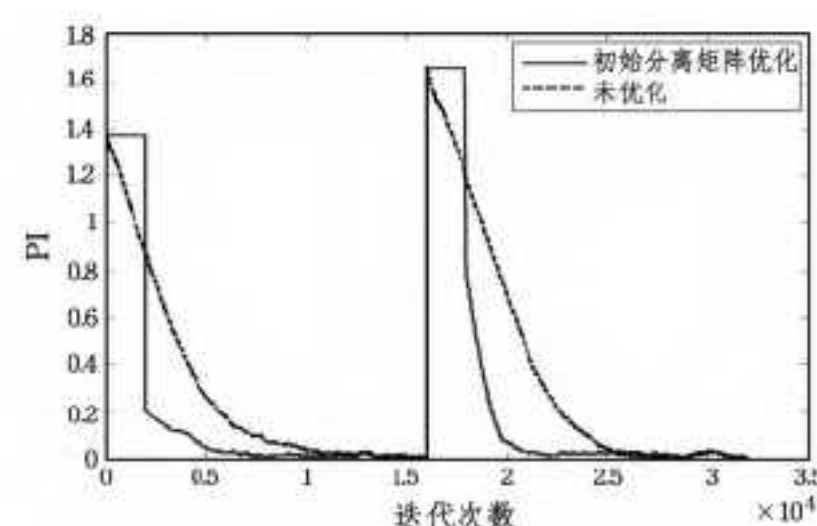


图 5 初始分离矩阵优化和未优化的性能曲线(时变条件)

结束语 针对在线盲源分离算法的收敛速度受分离矩阵初始值影响的问题, 本文提出了一种基于人工蜂群算法的初始分离矩阵优化的在线盲源分离算法, 即通过运用人工蜂群算法较强的搜索寻优能力, 在分离的初始阶段对分离矩阵进行寻优, 从而获得较好的初始迭代值, 可有效提高盲源分离算法的收敛速度。仿真结果验证了初始分离矩阵优化算法的有效性。对于因信道环境发生变化导致的混合矩阵时变的情

形, 采用本文提出的算法同样可以提高时变后的盲源分离算法的收敛速度。本文所提算法, 初始分离矩阵的优化属于批处理过程, 之后为在线迭代过程, 属于批处理算法与在线算法的结合, 使得算法既具有在线算法的实时性, 又可以获得整体分离性能的改善。

参考文献

- [1] Jutten C, Herault J. Blind Separation of Sources, Part I: An Adaptive Algorithm based on Neuromimetic [J]. Signal Processing, 1991, 24(1): 1-10
- [2] Hu Jing, Fan Le-hao. Application of JADE to separate complex-valued sources [C]// Computer Science and Service System (CSSS). Nanjing, IEEE, 2011: 1127-1129
- [3] Hyvarinen A, Oja E A. Fast Fixed-Point Algorithm for Independent Component Analysis [J]. Neural Computation, 1997, 9(7): 1483-1492
- [4] 李良敏. 基于遗传算法的盲源分离算法[J]. 西安交通大学学报, 2005, 39(7): 740-743
- [5] 张朝柱, 张健沛, 孙晓东. 基于自适应粒子群优化的盲源分离[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(6): 1275-1278
- [6] 张银雪, 田学民, 邓晓刚. 基于改进人工蜂群算法的盲源分离方法[J]. 电子学报, 2012, 40(10): 2026-2030
- [7] Tang Y, Li J P. Normalized natural gradient in independent component analysis [J]. Signal Process, 2010, 90(9): 2773-2777
- [8] Cardoso J F, Laheld B H. Equivariant adaptive source separation [J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1996, 44(12): 3017-3030
- [9] Chambers J A, Jafari M G, Melaughlin S. Variable Step-size EASI Algorithm for Sequential Blind Source Separation [J]. Electronics Letters, 2004, 40: 393-394
- [10] Yuan L, Wang W, 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] 欧世峰, 高颖, 赵晓辉. 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
- [12] 郑辉. 通信中盲信号处理理论与技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 437-439
- [13] Nordhausen K, Ollila E, Oja H. On the performance indices of ICA and blind source separation [C]// IEEE Int. Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. Piscataway, 2011: 461-465