

基于改进人工蜂群算法的盲源分离方法

张银雪, 田学民, 邓晓刚

(中国石油大学(华东)信息与控制工程学院, 山东青岛 266580)

摘 要: 针对现有盲源分离方法大多存在收敛速度慢、分离精度低的问题, 提出一种基于改进人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法的盲信号分离方法. 在 ABC 的邻域搜索公式中自适应调整步长, 并加入全局最优解指导项, 增强局部趋化性搜索能力. 改进的 ABC 算法保持了 ABC 全局搜索和局部搜索之间的平衡, 使 ABC 算法可以达到更好的寻优效果, 从而提高盲源分离算法的分离精度和稳定性. 实验结果表明, 提出的改进盲源分离算法可以有效地分离线性瞬时混合信号. 与其它算法相比, 该算法具有更优异的分离性能, 并具有更快的收敛速度.

关键词: 盲源分离; 人工蜂群算法; 邻域搜索; 自适应

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)10-2026-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.10.021

Blind Source Separation Based on Modified Artificial Bee Colony Algorithm

ZHANG Yin-xue, TIAN Xue-min, DENG Xiao-gang

(College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum (East China), Qingdao, Shandong 266580, China)

Abstract: A modified artificial bee colony (ABC) algorithm based blind source separation (BSS) method is proposed in this paper, aiming at the problems of slow convergence and low computational precision of existing blind source separation methods. The modified ABC algorithm can adjust the step size function of the selected neighbor food source position adaptively. On the other hand, it takes advantage of the information of the global best solution to guide the search of candidate solutions to improve the exploitation. The modified ABC algorithm balances the exploration and exploitation which contradict with each other well, so it can achieve good optimize performance. The new BSS improves the separation precision and the stable performance. Experimental results demonstrate that the proposed BSS can separate linear and instantaneous mixed signals effectively. Compared to the other approaches, the proposed method not only obtains better separation performance, but also has a faster convergence speed.

Key words: blind source separation; artificial bee colony; neighborhood position; adaptive

1 引言

近年来,盲源分离(Blind Source Separation, BSS)^[1,2], 又称盲信号分离, 已成为信号处理领域的研究热点之一. 盲源分离是指在源信号和传输信道的先验信息均未知的情况下, 仅由观测到的混合信号恢复出源信号的信号处理技术. 盲源分离中最常用的假定是源信号的统计独立性, 当各分量相互独立时, 就成为独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA).

ICA 传统的优化算法通常采用梯度法^[3~5]对目标函数进行寻优. 然而, 梯度法收敛速度慢, 易陷入局部极值点, 收敛性能受步长和初始值影响较大. 另外, 多涉及非线性函数选取问题, 所以分离精度较差. 针对以上问题, 近年来有学者将计算智能方法作为盲源分离的优化

算法^[6~9], 增强盲源分离寻优能力, 从而提高分离精度. 文献[7]将遗传算法用于 BSS 中, 对线性混合信号进行分离. 然而, 遗传算法收敛速度慢, 耗时较长. 张朝柱等根据分离信号的状态自适应调整粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法的惯性因子^[9], 提高算法的分离性能. Acharya 等将细菌觅食优化(Bacterial Foraging Optimization, BFO)算法作为 ICA 的优化算法^[8], 提高 ICA 的稳态性能. 然而, 这些比较成熟的智能优化算法(如 PSO、BFO 等)含有较多的参数, 参数调节不当易使算法陷入局部极值点, 从而降低算法的分离性能. 因此, 寻找结构简单、鲁棒性强、参数少、易于调节的计算智能方法作为盲源分离的优化算法是值得研究的课题.

人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法^[10,11]具有全局收敛能力强、设置参数少、适用范围广等特点, 适合

作为盲源分离的优化算法.然而,标准 ABC 算法在进行局部搜索时随机性较强,可能导致算法过早收敛,从而降低算法收敛于全局最优解的能力.本文将改进 ABC 算法用于盲源分离中,通过改进 ABC 的邻域搜索公式,增强局部趋化性搜索能力,提高 BSS 算法的分离性能.

2 盲源分离基本理论

线性瞬时混合盲源分离问题可用如下的混合方程描述^[12]:

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

其中,混合信号 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$ 由 M 个可观测信号 x_i 构成;源信号 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$ 由 N 个相互独立的未知信号构成; \mathbf{A} 为 $M \times N$ 阶混合矩阵; $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_M]^T$ 由 M 个噪声信号构成.

一般情况下,噪声可忽略不计,式(1)简化为

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

盲源分离就是在源信号 \mathbf{s} 和混合矩阵 \mathbf{A} 均未知的情况下,寻找分离矩阵 \mathbf{B} 使输出 $\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x}$ 逼近源信号.

3 基于改进 ABC 的盲源分离算法

3.1 ABC 基本原理

人工蜂群算法模拟蜜蜂在采蜜过程中的集体行为,蜜蜂采蜜的过程就是搜寻最优解的过程.蜂群由雇佣蜂、观察蜂和侦察蜂三种个体组成.雇佣蜂数目(与观察蜂数目相同)和食物源数目相等,食物源的含蜜量对应优化问题的适应度函数.

假设初始种群含有 SN 个解(雇佣蜂数量),每个解 x_i 是一个 d 维向量.雇佣蜂首先对食物源进行一次邻域搜索,依据式(3)进行食物源位置更新:

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{ij}) \quad (3)$$

其中, $k \in \{1, 2, \dots, SN\}$, $j \in \{1, 2, \dots, d\}$, 这两个数都是随机选取,但 $k \neq i$. ϕ_{ij} 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数.

如果新食物源含蜜量高于或等于旧食物源含蜜量,则雇佣蜂接受新食物源位置;否则,雇佣蜂仍开采旧食物源,即采用贪婪选择机制确定食物源.

当所有雇佣蜂完成搜索后,雇佣蜂将食物源信息传达给观察蜂,观察蜂依据食物源含蜜量以轮盘赌方式选择食物源:

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{j=1}^{SN} fit_j} \quad (4)$$

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

其中, P_i 是第 i 个解的选择概率, fit_i 是第 i 个解的适应度, f_i 是被优化问题的目标函数.

如果某个解连续经过“limit”次循环后没有得到改

善,并且该食物源的收益度又不是当前全局最优解,则表明该解陷入局部最优.那么放弃该解,与该解对应的雇佣蜂也转变为侦察蜂,由侦察蜂通过式(5)随机产生一个新解代替原解:

$$x_i^j = x_{\min}^j + \text{rand}(0, 1)(x_{\max}^j - x_{\min}^j) \quad (5)$$

其中, $j \in \{1, 2, \dots, d\}$, x_i^j 表示第 i 个解的第 j 维分量.

3.2 增强局部趋化性搜索能力的 ABC 算法

在式(3)中,由于 ϕ_{ij} 为随机数, x_{ij} 也是随机选择的邻域个体,因此,由式(3)随机搜索得到的新解全局分散性搜索能力很强.但该解可能是一个较好的解,也可能是一个较差的解,所以式(3)所示的邻域搜索的局部趋化性搜索能力较差.

为提高算法的局部搜索能力,在式(3)中增加全局最优解指导项,并改进随机步长 ϕ_{ij} ,使其随适应度变化自适应调整.新的位置更新公式为:

$$v_{ij} = x_{ij} + R_{ij}(x_{ij} - x_{ij}) + c_{ij}(x_{bestj} - x_{ij})$$

$$R_{ij} = \begin{cases} r_{ij}(1 - \frac{f_k - f_i}{f_k - f_{best}}), & f_k \neq f_{best} \\ \phi_{ij}, & f_k = f_{best} \end{cases}$$

$$c_{ij} = c_{\min} + (c_{\max} - c_{\min}) \left(\frac{2}{1 + \exp(-\alpha(\frac{iter}{iter_{\max}})^\beta)} - 1 \right) \quad (6)$$

其中, r_{ij} 随机取值为 $+1$ 或 -1 , ϕ_{ij} 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数, f_i 是被优化问题的目标函数. $iter$ 是当前迭代次数, $iter_{\max}$ 是总迭代次数. c_{\min} 、 c_{\max} 、 α 和 β 为参数,设为常数. x_{bestj} 是当前最优解的第 j 维分量.

与式(3)中随机步长 ϕ_{ij} 相比, R_{ij} 的取值范围更大,其绝对值可大于 1.这样,在迭代初期,较大的步长有利于扩大算法的搜索空间;而当 f_i 接近 f_{best} 时, R_{ij} 接近于 0,此时较小的步长有助于算法在局部搜索时快速寻找最优解.

新的位置更新公式中加入了全局最优解指导项,该项对食物源的搜索趋势起引导作用.在迭代初期,参数 c_{ij} 值应较小,以降低全局最优解的导向作用,提高算法全局搜索能力.而在迭代后期, c_{ij} 应保持较大值,加速算法收敛于全局最优解的效率.

3.3 基于增强局部趋化性搜索能力 ABC 算法的盲源分离算法

选用分离信号峭度的绝对值作为目标函数:

$$f(\mathbf{y}) = \sum_{j=1}^N |kurt(y_j)| = \sum_{j=1}^N |E(y_j^4) - 3E^2(y_j^2)| \quad (7)$$

其中, $kurt(y_j)$ 为第 j 个分离信号的峭度.

在 $E(\mathbf{y}\mathbf{y}^T) = \mathbf{I}$ (\mathbf{I} 为单位矩阵)约束条件下, $f(\mathbf{y})$ 越大,表明 y_j 的独立性越强.对应于 ABC 算法中,寻找适

应度 fit_i 的最小值.

基于改进 ABC 的盲源分离算法流程为:

(1) 对观测信号进行中心化和白化操作;

(2) 初始化参数. 随机产生一定数量的分离矩阵作为初始解集, 并设定其他参数值;

(3) 由 $y = Bx$ 计算 y , 对 y 进行中心化和白化处理, 由式(7)和式(4)计算分离目标函数和适应度;

(4) 雇佣蜂依据式(6)产生新位置, 并采用贪婪选择机制选择食物源;

(5) 观察蜂依据式(4)选择食物源;

(6) 观察蜂依据式(6)产生新位置, 并采用贪婪选择机制选择食物源;

(7) 确定被丢弃的食物源, 如果存在, 侦察蜂依据式(5)产生新位置代替被丢弃的食物源;

(8) 记录目前为止最优解;

(9) 如果满足终止条件, 则输出最优解作为分离矩阵 B . 否则返回步骤(3);

(10) 提取分离信号: $y = Bx$.

4 实验结果及分析

为验证算法的有效性, 实验采用两个亚高斯信号和一个超高斯信号作为源信号:

$$s_1(t) = \sin(2\pi \cdot 0.01t)$$

$$s_2(t) = \sin(2\pi \cdot 0.05t) \sin(2\pi \cdot 0.003t)$$

$$s_3(t) = ((\text{mod}(t, 23) - 11)/9)^5$$

3 组信号的峭度分别为 -1.4963 、 -0.8015 和 2.4871 . 随机产生线性瞬时混合矩阵 A :

$$A = \begin{bmatrix} 0.2650 & 0.5845 & -0.3342 \\ 0.1967 & 0.4827 & -0.535 \\ -0.5391 & -0.8226 & 0.7129 \end{bmatrix}$$

算法的分离效果可用性能指标 PI 衡量^[13]:

$$PI = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{k=1}^n \frac{|g_{ik}|}{\max_j |g_{ij}|} - 1 \right) + \left(\sum_{k=1}^n \frac{|g_{ki}|}{\max_j |g_{ji}|} - 1 \right) \right] \quad (8)$$

其中, g 为全局矩阵 $G = BA$ 的元素, 分离信号与源信号越相似, PI 越接近于 0.

4.1 参数对算法性能的影响

在提出的基于改进 ABC 的盲源分离算法(简称为 MABC)中, α 和 β 是影响全局最优解指导项参数 c_{ij} 取值的重要参数, 另一个重要参数是“ $limit$ ”. 本文采用均匀设计获取上述三个参数的取值, 按照 $U_{10}^*(10^3)$ 使用表设计均匀实验. α 、 β 和 $limit$ 作为三个因素, 每个因素取 10 个水平, PI 的稳态误差值和收敛步数作为试验结果. 设 $SN = 20$ 、 $iter_{\max} = 200$ 、 $c_{\min} = 0$ 、 $c_{\max} = 1$. $U_{10}^*(10^3)$ 试验方案的运行结果如表 1 所示.

表 1 MABC 参数选择试验方案 $U_{10}^*(10^3)$ 及结果

试验号	α	β	$limit$	稳态误差	收敛步数
1	5(1)	5(5)	70(7)	0.0507	56
2	10(2)	10(10)	30(3)	0.0403	72
3	15(3)	4(4)	100(10)	0.0696	26
4	20(4)	9(9)	60(6)	0.0461	55
5	25(5)	3(3)	20(2)	0.0596	51
6	30(6)	8(8)	90(9)	0.0583	57
7	35(7)	2(2)	50(5)	0.0785	30
8	40(8)	7(7)	10(1)	0.042	71
9	45(9)	1(1)	80(8)	0.0806	25
10	50(10)	6(6)	40(4)	0.0489	42

α 、 β 和 $limit$ 三个参数的取值应既保证算法的稳态误差较小, 又可以使算法具有较快的收敛速度. 从表 1 中可以看出, 当 $\alpha = 50$ 、 $\beta = 6$ 、 $limit = 40$ 时, MABC 算法可以在收敛速度和稳态误差值上折中取得较好的效果. 此时, 参数 c_{ij} 的变化曲线如图 1 所示. 在迭代初期, c_{ij} 较小, 有利于算法进行全局搜索. 在迭代后期, c_{ij} 长时间保持较大值, 有助于算法快速收敛于全局最优解.

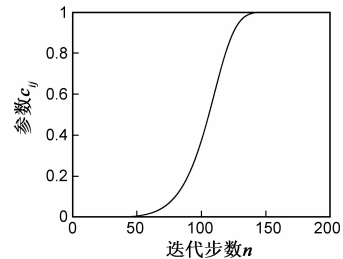


图 1 参数 c_{ij} 变化曲线

4.2 不同算法分离效果比较

利用扩展 Infomax 算法、基于 EPSON^[14] 的 BSS(简称为 EPSON)、基于标准 ABC 的 BSS(简称为 ABC)及 MABC 算法对前述混合信号进行分离. 在 ABC 和 MABC 算法中, 参数同 4.1 节设置值; 扩展 Infomax 算法中, 步长 $\mu = 0.0005$ 、 $iter_{\max} = 3000$; EPSON 算法中, 粒子数为 20、 $iter_{\max} = 200$. 随机选取某次分离结果如图 2 所示.

从图 2 中可以看出, 扩展 Infomax、EPSON 和 ABC 算法分离的正弦信号存在严重变形. 扩展 Infomax 和 EPSON 分离的另一亚高斯信号也有较大变形, 分离结果较差. 另外, 扩展 Infomax 分离的超高斯信号效果也不佳, 不能有效反映源信号波形. 提出的 MABC 算法分离的 3 个信号均与源信号有较好吻合, 算法的分离精度更高. 由此例可知, MABC 算法的分离能力不依赖于源信号的峭度性质, 适用于分离任何类型的混合信号.

另外, 采用相似系数^[15]衡量算法的分离性能:

$$\xi_{ij} = \xi(y_i, s_j) = \frac{|\sum_{t=1}^T y_i(t) s_j(t)|}{\sqrt{\sum_{t=1}^T y_i^2(t)} \sqrt{\sum_{t=1}^T s_j^2(t)}} \quad (9)$$

各算法 50 次蒙特卡罗仿真实验得到的相似系数如表 2 所示. 相似系数越接近于 1, 源信号与分离信号越

接近.从表 2 数据中可以看出,扩展 Infomax 算法由于采用自然梯度法,收敛性能受步长和初始值影响较大,其分离精度不高. EPSON 算法对粒子初始值较敏感,分离性能不稳定,可能出现较差的分离效果. 标准 ABC 算法的

局部趋化性搜索能力较差,可能陷于局部极值点而影响分离性能.提出的 MABC 算法提高了局部搜索能力,有助于算法快速收敛于全局最优解.该算法分离性能稳定,各次实验始终保持较高的相似系数.

表 2 杂系信号相似系数比较

算法	信号 1 相似系数			信号 2 相似系数			信号 3 相似系数		
	最大值	最小值	均值	最大值	最小值	均值	最大值	最小值	均值
扩展 Infomax	0.9985	0.8846	0.9887	0.9804	0.8424	0.9686	0.9810	0.8392	0.9650
EPSON	0.9998	0.9278	0.9842	0.9997	0.8827	0.9860	0.9998	0.9344	0.9818
ABC	0.9999	0.9492	0.9783	0.9997	0.8880	0.9850	0.9995	0.8325	0.9859
MABC	1.0	0.9869	0.9990	1.0	0.9926	0.9990	1.0	0.9839	0.9988

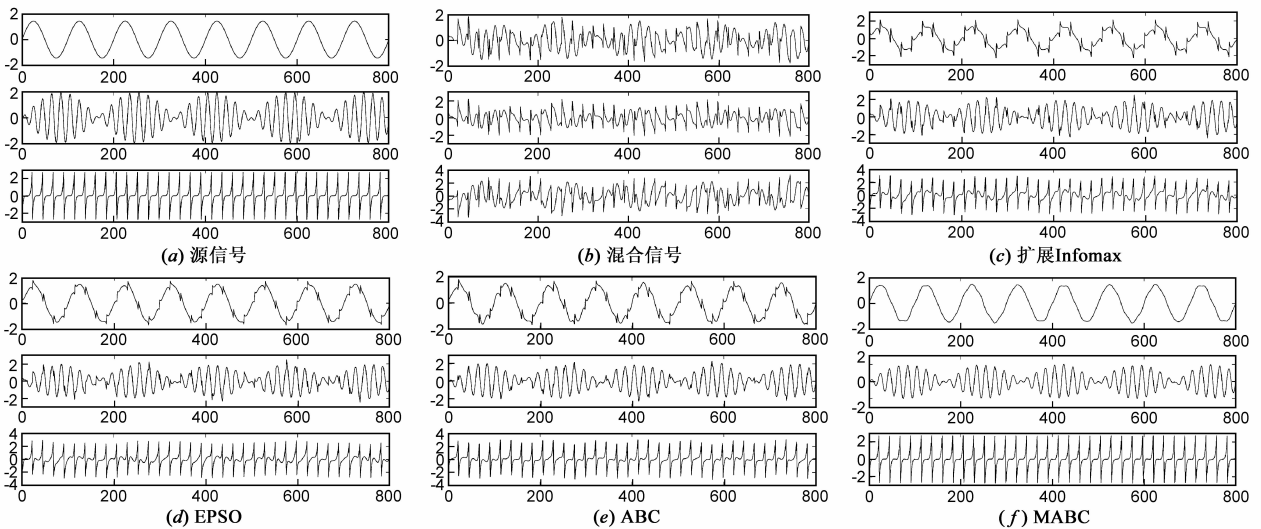


图 2 杂系信号分离结果

图 3 为各算法性能指标 PI 的收敛曲线比较结果.从图 3 可知,提出的 MABC 算法大约迭代 40 步即可收敛.而标准 ABC 和 EPSON 算法均在 70 步后开始收敛;扩展 Infomax 算法在前 200 步性能指标下降较慢.另外, MABC 算法达到稳态时,误差值为 0.0489.与其它算法的稳态误差相比,该误差值最小,表明信号能够得到更好的分离. MABC 算法不但分离精度更高,而且具有更快的收敛速度.

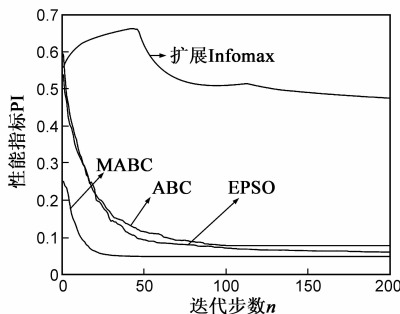


图 3 杂系信号性能指标收敛曲线

5 结论

为提高线性瞬时混合盲源分离算法的性能,本文

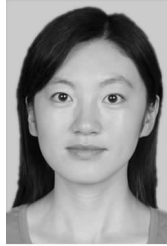
将改进 ABC 算法用于盲源分离中.通过改进 ABC 的邻域搜索公式,增强 ABC 的局部趋化性搜索能力,有效地平衡了 ABC 全局搜索和局部搜索之间的矛盾,从而提高了盲源分离算法的分离性能.本文提出的改进盲源分离算法无须选择非线性函数,不依赖于源信号的峭度性质,适用于分离各种类型混合信号.该算法不仅具有较高的分离精度,而且收敛速度较快,具有更好的适用性.

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] 陆风波, 黄知涛, 彭耿, 等. 基于时频分布的欠定混叠盲分离 [J]. 电子学报, 2011, 39(9): 2067 - 2072.
Lu Feng-bo, Huang Zhi-tao, Peng Geng, et al. Underdetermined blind source separation (BSS): a time-frequency approach [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(9): 2067 - 2072. (in Chinese)
- [3] Cardoso J F, Laheld B H. Equivariant adaptive sources separa-

- tion[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(12):3017-3029.
- [4] 罗志增,李文国. 基于小波变换和盲信号分离的多通道肌电信号处理方法[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 823-827.
Luo Zhi-zeng, Li Wen-guo. A method of multi-channel EMG disposal based on wavelet transform and blind signal separation[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 823-827. (in Chinese)
- [5] 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, Gao Ying. Variable step-size blind source separation algorithm with an auxiliary separation system[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(7): 1588-1593. (in Chinese)
- [6] Zhou Guoxu, Yang Zuyuan, Xie Shengli, et al. Mixing Matrix estimation from sparse mixtures with unknown number of sources[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(2):211-221.
- [7] 谢平,李红亮,黄双峰. 一种盲源分离的优先进化自适应遗传算法[J]. 计算机仿真, 2009, 26(6): 220-223.
Xie Ping, Li Hong-liang, Huang Shuang-feng. An adaptive genetic algorithm for blind source separation[J]. Computer Simulation, 2009, 26(6): 220-223. (in Chinese)
- [8] Acharya D P, Panda G, Mishra S, et al. Bacteria foraging based independent component analysis[A]. Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications (ICCIAM2007) [C]. Washington: IEEE Computer Society Press, 2007. 527-531.
- [9] 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.
Zhang Chao-zhu, Zhang Jian-pei, Sun Xiao-dong. Blind source separation based on adaptive particle swarm optimization[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(6): 1275-1278. (in Chinese)
- [10] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. Kayseri: Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [11] Banhamsakun A, Achalakul T, Sirinaovakul B. The best-so-far selection in artificial bee colony algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(2): 2888-2901.
- [12] 杨洪生,洪波. 独立分量分析的原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006. 3-4.
- [13] Yang H H, Amari S. Serial updating rule for blind separation derived from the method of scoring[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1999, 47(8): 2279-2285.
- [14] Senthil Arumugam M, Rao M V C, Tan Alan W C. A novel and effective particle swarm optimization like algorithm with extrapolation technique[J]. Applied Soft Computing, 2009, 9(1): 308-320.
- [15] Amari S, Cichicki A, Yang H H. A new learning algorithm for blind signal separation[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1996, 8: 757-764.

作者简介



张银雪 女, 1983年4月出生于黑龙江大庆. 现为博士研究生, 从事智能信息处理及地震信号处理方面的有关研究.

E-mail: wendyzxy@yahoo.cn



田学民 男, 1955年2月出生于山东文登, 中国石油大学(华东)信息与控制工程学院教授、博士生导师, 主要从事智能信息处理、先进控制与优化等方面的研究工作.

E-mail: tianxm@upc.edu.cn