

基于细菌觅食优化的盲信号提取算法*

陈雷^{1,2}, 张立毅^{1,2†}, 郭艳菊³, 刘婷^{1,2}, 李镛²

(1. 天津商业大学信息工程学院, 天津 300134; 2. 天津大学电子信息工程学院, 天津 300072; 3. 河北工业大学信息工程学院, 天津 300130)

摘要: 提出了一种新的基于细菌觅食优化的盲信号提取算法。采用负熵作为信号提取的目标函数, 利用球坐标变换原理将对提取向量的求解转换为对旋转角度的求解。使用改进的细菌觅食优化算法对目标函数进行优化求解, 从而实现了对源信号的盲提取。通过多次提取和去相关消源过程, 可以实现对所有源信号的成功提取。对多路语音信号混合后的盲提取实验验证了所提出算法的有效性。

关键词: 细菌觅食优化; 盲信号提取; 负熵; 消源

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)02-0451-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.02.012

Blind signal extraction algorithm based on bacterial foraging optimization

CHEN Lei^{1,2}, ZHANG Li-yi^{1,2†}, GUO Yan-ju³, LIU Ting^{1,2}, LI Qiang²

(1. School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China; 2. School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China; 3. School of Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: This paper proposed a new blind signal extraction algorithm based on bacterial foraging optimization. It used negentropy as the objective function for blind extraction and used spherical coordinates transformation principle for transforming extraction vector into rotation angle. Modified bacterial foraging optimization algorithm was used for optimizing the objective function and source signal could be extracted. All the source signal could be extracted successfully by using the process of extraction and deflation repetitively. Simulation result for speech signal blind extraction proves the validity of the blind extraction algorithm proposed.

Key words: bacterial foraging optimization(BFO); blind signal extraction; negentropy; deflation

0 引言

盲信号处理技术是目前信号处理技术领域研究的热点。盲信号提取技术是盲信号处理技术的一个重要分支, 可以广泛应用于语音、图像和生物医学等各个领域^[13]。基于自然界生物生存和发展行为的智能优化方法在近年来也已经成为人们研究的热点, 其在解决难以建模的复杂优化问题上具有独特的优势。

解决盲信号提取问题的关键在于对目标函数的优化求解。传统的盲信号提取算法主要采用梯度法对目标函数进行优化求解^[4]。采用梯度法需要解决非线性函数选取的问题, 并且当初值选择不合理时, 在优化求解过程中, 梯度法容易收敛于局部最优值。采用智能优化算法对盲信号提取的目标函数进行优化时无须使用非线性函数, 且算法的全局收敛性更好。因此, 将智能优化方法用于解决盲信号提取问题, 具有可行性和良好的发展前景。本文将细菌觅食优化(BFO)算法^[5]引入盲信号提取研究方向, 利用负熵作为盲信号提取的目标函数, 采用细菌觅食优化算法对目标函数进行优化求解, 得到了一种

新的基于细菌觅食优化的盲信号提取算法。该算法可以从混合信号中将源信号逐次提取出来。由于算法中使用负熵而非高阶累积量作为盲提取的目标函数, 所以该算法在保证了一定提取精度的基础上, 具有较低的计算复杂度和更好的鲁棒性。

1 细菌觅食优化算法

细菌觅食优化(BFO)算法是 Passino^[5]根据大肠杆菌的生存觅食原理提出的一种新型群体智能优化方法。BFO 算法利用了自然界中生物体生存发展的原理进行优化问题的解决, 具有良好的优化性能, 目前已经被广泛应用于解决机组组合^[6]、自适应均衡^[7]、图像边缘检测^[8]、图像分割^[9]等各领域问题, 并取得了良好的效果。

BFO 算法主要利用大肠杆菌在觅食过程中的趋化、聚集、繁殖、消散四种行为过程实现对待优化问题的求解。下面对这四种行为过程进行介绍^[5]。

1) 趋化行为

细菌在觅食过程中会根据周围环境成分进行判断, 分别执行翻转(tumbling)或前进(swimming)两种动作。当环境成分

收稿日期: 2011-06-24; **修回日期:** 2011-07-30 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60802049); 天津市高校科技发展基金资助项目(20080710)

作者简介: 陈雷(1980-), 男, 河北唐山人, 讲师, 博士, 主要研究方向为盲信号处理、智能计算; 张立毅(1963-), 男(通信作者), 山西忻州人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为盲信号处理、信号检测与处理(zhangliy@tjcu.edu.cn); 郭艳菊(1980-), 女, 河北邢台人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为盲信号处理、智能计算; 刘婷(1981-), 女, 山西人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为盲信号处理、智能计算; 李镛(1974-), 男, 山西太原人, 副教授, 博士, 主要研究方向为数字信号处理。

对细菌具有排斥力时,细菌个体利用自身的鞭毛摆动实现翻转运动,从而选择新的方向去寻找具有更好环境成分的位置;当环境成分对细菌具有吸引力时,细菌个体利用自身的鞭毛摆动实现前进运动。细菌经过一次趋化行为后的新位置可表示为

$$\theta^i(j+1, k, l) = \theta^i(j, k, l) + C(i) \varphi(j) \quad (1)$$

其中: $\theta^i(j, k, l)$ 为细菌*i*在第*l*次消散、第*k*次繁殖、第*j*次趋化后的位置; $\theta^i(j+1, k, l)$ 为细菌*i*在第*l*次消散、第*k*次繁殖、第*j+1*次趋化后的新位置; $\varphi(j)$ 为下一次趋化过程的单位长度随机方向向量,体现出细菌下一次趋化行为的移动方向; $C(i)$ 为下一次趋化的前进步长值。

2) 聚集行为

自然界中的生物在生存发展的过程中大多具有群体性,群体中的个体之间存在着广泛的合作与竞争,细菌也不例外。细菌在觅食的过程中,细菌个体之间也会进行信息交流,从而通过相互之间的吸引与排斥作用而实现聚集。在 BFO 算法中通过修正因子 $J_{cc}(\theta, P(j, k, l))$ 来实现菌群的聚集效应。

$$J_{cc}(\theta, P(j, k, l)) = \sum_{i=1}^S J_{cc}^i(\theta, \theta^i(j, k, l)) = \sum_{i=1}^S [-d_{\text{attract}} \exp(-\omega_{\text{attract}} \sum_{m=1}^p (\theta_m - \theta_m^i)^2)] + \sum_{i=1}^S [h_{\text{repellant}} \exp(-\omega_{\text{repellant}} \sum_{m=1}^p (\theta_m - \theta_m^i)^2)] \quad (2)$$

式中: $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_p]^T$,为待优化变量空间中的某一位置; d_{attract} 为吸引力的深度; ω_{attract} 为吸引力的宽度; $h_{\text{repellant}}$ 为排斥力的高度; $\omega_{\text{repellant}}$ 为排斥力的宽度; θ_m^i 为第*i*个细菌所处位置的第*m*维分量值。算法中根据菌群觅食过程中的实际行为,设计细菌个体通过散发吸引物质使其他细菌向处于更好位置的细菌聚集。同时,为了模拟自然界中生物体真实的行为,算法中也设计了细菌个体通过散发排斥物质使细菌们不会聚集于同一位置的机制。算法中通过修正因子 $J_{cc}(\theta, P(j, k, l))$ 对目标函数值进行修正,使菌群向着具有更好目标函数值的区域移动。

3) 繁殖行为

在 BFO 算法中,菌群经过多次趋化行为后,会根据每个细菌所处位置目标函数值的大小进行选择性的繁殖操作,即复制目标函数值较好的细菌,淘汰目标函数值较差的细菌,从而保持整个菌群的健康发展。细菌位置的好坏由健康指标函数 J_{health}^i 表示:

$$J_{\text{health}}^i = \sum_{j=1}^{N_c+1} J(i, j, k, l) \quad (3)$$

其中: J_{health}^i 即为第*i*个细菌在第*l*次消散、第*k*次繁殖、第*j*次趋化下的健康指标函数,算法中会根据每个细菌的健康情况决定其是否被复制或是被淘汰。

一般情况下会根据 J_{health}^i 按顺序选取前半优势细菌进行 1:1 复制,同时淘汰掉后半劣势细菌,在此过程中保证菌群中细菌总数量不变。

4) 消散行为

大部分群智能优化算法在进化搜索的过程中都会存在陷入局部极值的可能性。因此, BFO 算法中设计了消散行为过程,即在若干次繁殖和趋化行为之后对每个细菌都以一定概率移动到新的搜索范围,从而增强菌群摆脱局部极值的能力。

BFO 算法通过上述四种行为的综合作用,充分利用细菌个体的搜索能力和群体中个体间的信息交互,可以实现对复杂的、难以建模的实际问题进行有效的优化求解。

2 基于负熵的目标函数

盲信号分离技术是指在不知道源信号的混合特性,仅利用多个传感器采集到的观测信号恢复出源信号的方法。可以设来自 N 个独立信号源的统计独立源信号矢量为 $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$,对于瞬时线性混合模型, K 个观测信号矢量为 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_K(t)]^T$ 。一般情况下 $N = K$ 。混合过程可表示为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (4)$$

其中: \mathbf{A} 为满秩可逆混合矩阵。盲信号分离算法的目的就是利用观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 估计出源信号。对于每次分离出一路源信号的盲提取方法,设 $y_i(t)$ 为第*i*次提取出的某一路源信号:

$$y_i(t) = \mathbf{w}_i \mathbf{x}(t) \quad (5)$$

其中: \mathbf{w}_i 为第*i*次提取行向量。盲提取算法的原理就是找到使得提取出来的信号与某一路源信号的波形保持一致的提取向量 \mathbf{w}_i ,即实现:

$$y_i(t) = \mathbf{w}_i \mathbf{x}(t) = \lambda_k s_k(t) \quad (6)$$

其中: λ_k 为缩放系数; $i = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, N$ 。

解决这一问题首先要确定一个以 \mathbf{w}_i 为变量的目标函数,然后利用某种优化算法对该目标函数进行优化,从而找到使目标函数取得极大值(或极小值)的 \mathbf{w}_i ,即可代入式(5)得到一路源信号的估计。因此,目标函数的选取是盲信号提取问题求解的一个关键。

在信息论的基本原理中,具有相同方差的随机变量中,高斯变量具有最大的熵。因此,熵是信号非高斯性的一种很好的度量。一般情况下,使用具有非负值的负熵作为信号非高斯性的度量。负熵的定义为

$$J(\mathbf{y}) = H(\mathbf{y}_{\text{gauss}}) - H(\mathbf{y}) \quad (7)$$

其中: $\mathbf{y}_{\text{gauss}}$ 和 \mathbf{y} 是具有相同协方差矩阵的高斯随机向量。由于负熵具有坚实的统计理论基础,所以负熵在一定程度上被认为是非高斯性的最优估计^[10]。

如果直接使用负熵的定义来计算负熵,需要估计随机变量的 pdf,这在实际问题的求解中是比较困难的。因此,在采用负熵作为盲信号提取问题的目标函数时,一般采用负熵的简化估计方法。例如使用一个非二次函数的期望对负熵进行近似可以得到

$$J(\mathbf{y}) \propto [E\{G(\mathbf{y})\} - E\{G(\mathbf{v})\}]^2 \quad (8)$$

通过选择随自变量增长不快的非二次函数 G ,就可以得到鲁棒的负熵估计。因此根据文献[11],在 $\|\mathbf{w}_i\| = 1$ 的约束条件下,盲信号提取的目标函数可以定义为

$$J(\mathbf{w}_i) = [E\{G(\mathbf{y})\} - E\{G(\mathbf{v})\}]^2 \quad (9)$$

在此,选择 $G(\mathbf{y}) = -\exp(-\mathbf{y}^2/2)$,即可得到较好的估计效果^[10]。

当目标函数确定之后,需要采用优化算法对其进行最大化求解,即可得到提取出一路源信号的提取向量 \mathbf{w}_i 。

3 基于细菌觅食优化的盲信号提取

求解盲信号提取问题的两项主要工作是目标函数的确定和优化算法的使用。当确定使用基于负熵理论的目标函数后,本文使用 BFO 算法对该目标函数进行优化,从而得到提取向量。

3.1 细菌位置编码

使用智能优化方法求解盲信号提取问题,首先需要解决参数编码问题。例如对 N 路源信号进行提取,提取行向量应为 $\mathbf{w}_i = [w_{i,1}, w_{i,2}, \dots, w_{i,N}]$, 对应的细菌位置编码应为 $[w_{i,1}, w_{i,2}, \dots, w_{i,N}]$ 。为满足目标函数中 $\|\mathbf{w}_i\| = 1$ 的约束条件,可以通过数学中的球坐标变换原理,将对 $\mathbf{w}_i = [w_{i,1}, w_{i,2}, \dots, w_{i,N}]$ 的求解转换为对旋转角度 $\theta_i = [\theta_{i,1}, \theta_{i,2}, \dots, \theta_{i,N-1}]$ 的求解,则对应的细菌位置编码转换为 $[\theta_{i,1}, \theta_{i,2}, \dots, \theta_{i,N-1}]$ 。例如当源信号的数目 $N=3$ 时,提取向量中的各维变量可分别表示为 $w_{i,1} = \cos \theta_{i,2} \cos \theta_{i,1}, w_{i,2} = \cos \theta_{i,2} \sin \theta_{i,1}, w_{i,3} = \sin \theta_{i,2}$, 其对应的细菌位置编码为 $[\theta_{i,1}, \theta_{i,2}]$ 。此时,盲提取的目标函数转换为

$$J(\theta_i) = [E\{G(y)\} - E\{G(v)\}]^2 \quad (10)$$

采用 BFO 算法对式(10)的目标函数进行优化求解,即可得到一路源信号的估计。为了平衡细菌群体对目标函数优化过程中的搜索精度和全局探索能力,在算法中使用趋化步长的动态调整策略^[12]:

$$C(k, l) = \frac{L_{red}}{n^{k+l-1}} \quad (11)$$

其中: L_{red} 是设定的趋化步长初始值; n 是控制步长动态调整的参数; $C(k, l)$ 是执行第 l 次消散操作以后,进行第 k 次繁殖操作后的趋化过程中的步长值。

在菌群优化过程的开始阶段,菌群可以较大的趋化步长在搜索空间中进行大范围搜索;而在优化过程的后期,菌群可以较小的趋化步长进行精细的高精度搜索。

3.2 消源过程

采用 BFO 算法对基于负熵的目标函数进行优化后,即可得到一路源信号的估计。下一步需要从源混合信号中消除该路源信号的成分,即执行消源过程;然后针对新的混合信号再进行下一次优化提取过程,就会得到另外一路源信号的估计。最终通过多次提取和消源过程,可以得到所有源信号的估计。

消源方法采用文献[13]的方法,设 $y_1(t) = \mathbf{w}_1 \mathbf{x}(t)$ 是采用本文的盲提取算法第一次提取出来的一路源信号,根据二阶统计特性:

$$E(x_i(t)y_1(t)) = E\left(\sum_{j=1}^n a_{ij}s_j(t)\right) \rho s_k(t) = \frac{a_{ik}E(y_1(t)y_1(t))}{\rho} \quad (12)$$

设 $x'_i(t)$ 为已去除 $y_1(t)$ 成分得到的新混合信号:

$$x'_i(t) = x_i(t) - a_{ik}s_k(t) = x_i(t) - \frac{a_{ik}}{\rho}y_1(t) = x_i(t) - \frac{E(x_i(t)y_1(t))}{E(y_1(t)y_1(t))}y_1(t) \quad (13)$$

在进行下一次信号提取时,需要针对新的混合信号 $x'_i(t)$ 进行基于 BFO 算法的盲提取过程和消源过程。最终通过多次提取和消源过程即可恢复出所有源信号。

3.3 算法具体步骤

- 对混合信号 $x(t)$ 进行去均值和白化操作。
- 确定菌群优化过程中的细菌维数和细菌位置编码。
- 初始化菌群中各细菌的位置,设定菌群优化过程中的消散次数 N_{ed} 、繁殖次数 N_{re} 、趋化步数 N_c 和步长初始值等参数,将三层循环的计数器置零。
- 执行趋化行为,如果已经达到最内层循环的趋化步数

N_c , 执行步骤 e); 否则重复执行步骤 d), 趋化步数计数器累加。

e) 如果已经达到中间层循环的繁殖次数 N_{re} , 执行步骤 f); 否则执行繁殖行为, 繁殖次数计数器累加, 趋化步数计数器清零, 执行步骤 d)。

f) 如果已经达到消散次数 N_{ed} , 执行步骤 g); 否则进行消散操作, 消散次数计数器累加, 同时对趋化步数计数器和繁殖次数计数器进行清零, 然后转到步骤 d) 执行。

g) 根据由菌群优化得到的最优细菌位置 θ_i 得到提取向量 \mathbf{w}_i 。如果已经得到所有提取向量, 执行步骤 i); 否则, 执行步骤 h)。

h) 进行式(13)的消源计算过程, 得到新的混合信号, 执行步骤 b)。

i) 由求得的各提取向量根据式(6)得到所有源信号的估计。

4 仿真分析

为验证本文所提出的基于细菌觅食优化的盲信号提取算法的有效性, 针对语音信号的混合信号进行盲提取实验。实验中选取随机生成的混合矩阵 \mathbf{A} 对源信号进行混合, 采用本文所提出的算法对混合后的信号进行盲提取。

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.6500 & 0.0526 & 0.6275 \\ 0.4240 & 0.4084 & 0.1723 \\ 0.0437 & 0.3249 & 0.7183 \end{bmatrix}$$

仿真实验中的各项参数设置为: 细菌数量为 30, 细菌编码维数 $D=2$; 消散次数 $N_{ed}=2$, 繁殖次数 $N_{re}=2$, 趋化步数 $N_c=50$, 趋化步长初值 $L_{red}=0.05$, 步长控制参数 $n=5$, 沿同一方向的最大前进步数 $N_s=4$, 消散操作选取概率 $p_{ed}=0.25$ 。

源信号、混合信号和通过三次提取得到的提取信号分别如图 13 所示。通过观察比较图 3 和 1 可知, 本文所提出的基于细菌觅食优化的盲信号提取算法可以有效地实现对源信号的恢复。

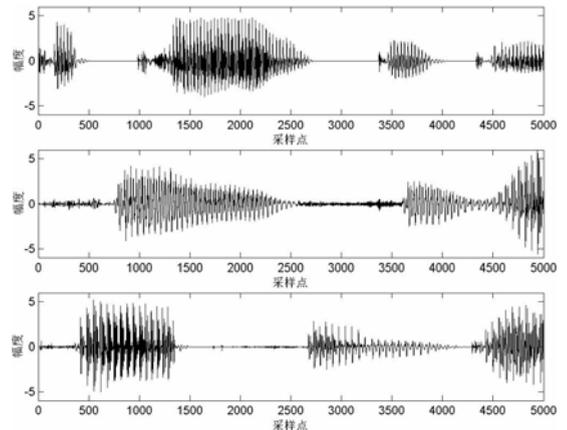


图13 源信号

为了客观评价算法对源信号的恢复效果, 采用提取出的信号与对应源信号的相关系数的绝对值作为评价指标。设 y_i 为提取出的某路源信号的估计, s_k 为 y_i 对应的源信号, 则提取出信号与源信号的相关系数的绝对值^[14]可以定义为

$$\zeta_{ik} = \zeta(y_i, s_k) = \left| \frac{\sum_{t=1}^q y_i(t)s_k(t)}{\sqrt{\sum_{t=1}^q y_i^2(t) \sum_{t=1}^q s_k^2(t)}} \right| \quad (14)$$

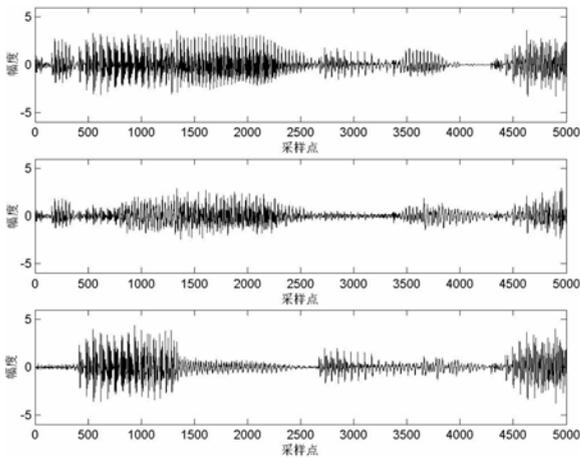


图2 混合信号

当 $y_i(t) = c_k s_k(t)$ 时, 相关系数 $\zeta_{ik} = 1$ 。其中, c_k 为加权系数。 ζ_{ik} 的值越接近 1, 表示提取出的信号越接近于源信号。

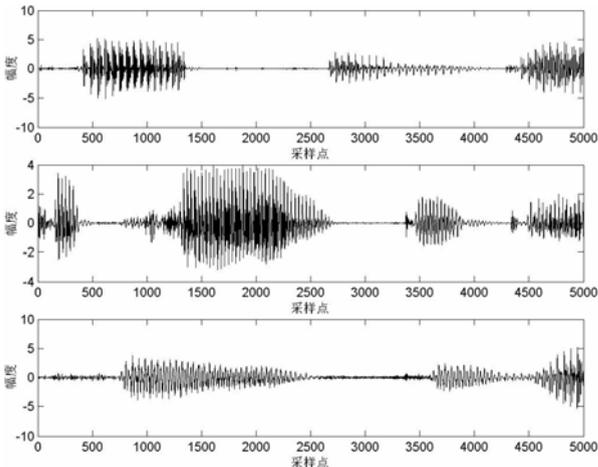


图3 提取信号

表 1 中数据为算法独立运行 10 次得到的仿真结果。通过观察表 1 可知, 提取出的信号与对应源信号的相关系数的绝对值均超过 0.99, 可以证明所提出算法对源信号具有较高的恢复精度。同时, 将本文算法与文献[15]中的算法相比较, 两种算法对于源信号的恢复精度基本相同。但由于本文算法所采用的是基于负熵的目标函数, 而文献[15]采用的是基于四阶累积量的目标函数, 因此, 本文算法具有更低的计算复杂度和更少的运算时间。

表 1 提取信号与对应源信号的相关系数绝对值

源信号 1	源信号 2	源信号 3
0.991 967 19	0.990 429 04	0.999 991 06
0.991 968 11	0.990 429 59	0.999 99 104
0.991 959 85	0.990 423 84	0.999 99 123
0.991 962 70	0.990 424 51	0.999 99 107
0.991 959 54	0.990 421 80	0.999 99 112
0.991 960 66	0.990 424 27	0.999 99 122
0.991 960 70	0.990 425 06	0.999 99 125
0.991 956 46	0.990 420 44	0.999 99 121
0.991 959 75	0.990 423 34	0.999 99 119
0.991 968 33	0.990 429 89	0.999 99 104

5 结束语

在深入研究细菌觅食优化算法原理的基础上, 将其用于解

决盲信号提取问题, 提出了一种新的基于细菌觅食优化的盲信号提取算法。算法中选取负熵作为盲提取的目标函数, 采用改进的细菌觅食优化算法对目标函数进行优化求解, 从而得到提取出一路源信号的提取向量, 进而利用去相关消源方法去除混合信号中存在的已提取出的源信号成分。通过多次基于细菌觅食优化的盲提取和消源过程, 最终可以实现对所有源信号的恢复。

参考文献:

- [1] SALLBERG B, GRBIC N, CLAESSEON I. Complex-valued independent component analysis for online blind speech extraction[J]. *IEEE Trans on Audio, Speech and Language Processing*, 2008, 16(8): 1624-1632.
- [2] NEHER R A, MITKOVSKI M, KIRCHHOFF F, et al. Blind source separation techniques for the decomposition of multiply labeled fluorescence images[J]. *Biophysical Journal*, 2009, 96(9): 3791-3800.
- [3] ZHANG Hong-juan, SHI Zhen-wei, GUO Chong-hui, et al. Semi-blind source extraction algorithm for fetal electrocardiogram based on generalized autocorrelations and reference signals[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2009, 223(1): 409-420.
- [4] CICHOCKI A, THAWONMAS R, AMARI S I. Sequential blind signal extraction in order specified by stochastic properties[J]. *Electronics Letters*, 1997, 33(1): 64-65.
- [5] PASSINO K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 2002, 22(3): 52-67.
- [6] ESLAMIAN M, HOSSEINIAN S H, VAHIDI B. Bacterial foraging-based solution to the unit-commitment problem[J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 2009, 24(3): 1478-1488.
- [7] SU T J, CHENG J C, YU C J. An adaptive channel equalizer using self-adaptation bacterial foraging optimization[J]. *Optics Communications*, 2010, 283(20): 3911-3916.
- [8] VERMA O P, HANMANDLU M, KUMAR P, et al. A novel bacterial foraging technique for edge detection[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(8): 1187-1196.
- [9] SATHYA P D, KAYALVIZHI R. Modified bacterial foraging algorithm based multilevel thresholding for image segmentation[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2011, 24(4): 595-615.
- [10] HYVARINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis[M]. [S. l.]: Wiley, 2001.
- [11] HYVARINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626-634.
- [12] 储颖, 邵子博, 纪震, 等. 基于粒子群优化的快速细菌群算法[J]. *数据采集与处理*, 2010, 25(4): 442-448.
- [13] 高鹰, 谢胜利. 一种线性混合信号盲提取算法[J]. *电子与信息学报*, 2006, 28(6): 999-1003.
- [14] 谢胜利, 何昭水, 高鹰. 信号处理的自适应理论[M]. 北京: 科学出版社, 2006.
- [15] CHEN Lei, ZHANG Li-yi, LIU Ting, et al. Blind signal separation algorithm based on bacterial foraging optimization[C]//Proc of the 3rd International Conference on Computational Intelligence and Industrial Application. 2010: 227-230.