

基于粒子群优化的工频干扰消除算法*

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

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

摘要: 提出了一种基于粒子群优化的消除微弱信号采集过程中工频干扰的算法。通过人工构造观测信号, 使系统模型符合盲源分离的数学模型要求。使用信号的四阶累积量作为信号独立性的判据, 利用粒子群优化算法寻找使判据最大化的分离矩阵, 进而消除被采集信号中的工频干扰。在粒子群优化算法的求解过程中, 采用将对分离矩阵的直接辨识转换成对一系列 Givens 矩阵的辨识方法, 从而减少了算法中对未知元素辨识的数量, 避免反复白化过程, 有效降低了算法的计算量, 克服了粒子群优化过程中容易早熟收敛的问题。仿真结果表明, 本算法在保护有用信号的前提下, 能够有效地消除微弱信号中的工频干扰。

关键词: 粒子群优化; 工频干扰; 盲源分离; 独立成分分析; Givens 变换

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2010)09-3263-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.09.016

Power interference removal based on particle swarm optimization

CHEN Lei^{1,2}, ZHANG Li-yi^{1,2}, GUO Yan-ju³, LIU Ting^{1,2}, LI Qiang¹

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

Abstract: This paper proposed a power interference removal algorithm in weak signal collection based on particle swarm optimization. It gave the system model consistent with BSS mathematical model by constructing observation signal artificially, and used fourth-order cumulant for estimating independence of the signal, found the separation matrix maximizing the criterion using particle swarm optimization and then the power interference could be removed. In the process of particle swarm optimization, transformed direct identification of the separation matrix into identification of a series of Givens matrices and reduced the number of unknown elements, avoided the whitening process and reduced computational complexity. Synchronously, overcame premature convergence problem in process of particle swarm optimization. The simulation results show that the algorithm is useful in eliminating power interference in weak signal and the useful signal can be protected efficiently.

Key words: particle swarm optimization(PSO); power interference; blind source separation; independent component analysis; Givens transform

0 引言

工频干扰消除是微弱信号采集中的一项重要技术。目前消除工频干扰的传统方法主要是陷波滤波法和自适应滤波法^[1]。前者采用 IIR 或 FIR 数字陷波器在工频频率附近形成一个阻带, 如果有用信号频谱与工频干扰的频谱有混叠, 则陷波滤波器在滤除工频干扰的同时也会造成有用信号的损失; 后者能够自动跟踪工频干扰的频率变化, 自动调整滤波器系数, 实现工频干扰的自适应抵消, 其本质与陷波滤波是一致的。针对工频干扰消除问题, 有用信号和工频干扰信号分别由不同的信号源产生, 因此彼此相互独立。可以采用盲源分离方法在统计独立意义下对混合信号进行分离, 以达到消除干扰的目的。

本文利用人工构造观测信号的方法, 使系统模型符合盲源

分离的要求, 将工频干扰消除问题转换为信号的盲源分离问题。盲源分离需要解决的核心问题是分离矩阵的学习算法。其基本思想是: 首先确定能够度量分离后信号独立性的适应度函数, 然后通过某种学习算法找到能够使适应度函数达到极大(或极小)值的分离矩阵。文中使用信号的四阶累积量作为信号独立性的判据, 利用粒子群优化算法寻找使判据最大化的分离矩阵, 进而实现了消除所采集信号中工频干扰的目的。

1 粒子群优化算法

粒子群优化(PSO)算法是由 Kennedy 等人^[2]于 1995 年开发的演化计算方法, 是模拟鸟群觅食过程的一种群体智能算法。与遗传算法和蚁群算法等相比, 它具有概念清晰简单、易于实现等优点。

收稿日期: 2010-02-25; **修回日期:** 2010-05-07 **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, 博士研究生, 主要研究方向为盲信号处理、智能计算(13512999888@139.com); 张立毅(1963-), 男, 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; 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, 山西绛县人, 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。

PSO 算法通过个体间的协作与竞争,实现多维空间最优解的搜索。在 PSO 算法中,每个优化问题的潜在解都可以想象成 D 维搜索空间上的一个点,称之为粒子。粒子在搜索空间中以一定的速度飞行,并根据它本身的飞行经验和同伴的飞行经验来动态调整速度。每个粒子都有一个被目标函数决定的适应值,且已知自己到目前为止发现的最好位置 p_{best} 和当前位置,这可以看做是粒子自己的飞行经验,代表自身对寻优方向的认知水平。同时,每个粒子还知道到目前为止整个群体中所有粒子发现的最好位置 g_{best} ,这可以看做是粒子同伴的经验,代表社会认知水平。每个粒子使用当前位置、当前速度、当前位置与自己最好位置之间的距离、当前位置与群体最好位置之间的距离等信息改变自己的位置。通常粒子将追随当前的最优粒子而动,并经迭代搜索得到最优解。

PSO 算法的数学描述^[3]为: D 维搜索空间中,有 M 个粒子,其中第 i 个粒子的位置是 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$,速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$,搜索到的个体最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$ ($i = 1, 2, \dots, M$),也称为 p_{best} ;整个粒子群搜索到的群体最优位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$,也称为 g_{best} 。粒子状态更新操作为

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{id} - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [p_{gd} - x_{id}(t)] \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (2)$$

其中: $i = 1, 2, \dots, M, d = 1, 2, \dots, D$; w 为惯性因子,是非负常数; c_1 和 c_2 为正的学习因子,一般 $c_1 = c_2$,且在 $0 \sim 4$; r_1 和 r_2 是介于 $[0, 1]$ 的随机数; t 为当前进化次数。

2 盲源分离的基本原理

盲源分离是指在既不知道源信号的分布、又不知道源信号混合模型的情况下,仅利用一组已知的源信号的混合信号来恢复或提取独立的源信号的技术。近年针对盲分离问题的研究已经吸引了越来越多的学者^[4-7]。

在盲源分离问题中,观测信号来自一组传感器的输出,其中每一个传感器接收到多个原始信号的一组混合。由于原始信号分别来自不同的信号源,各个原始信号之间是相互独立的,即认为存在来自 K 个信号源的统计独立信号矢量 $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$ ($t = 1, 2, \dots, l$),以及 M 个观测信号矢量 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 。一般情况下,混合是线性和瞬时的,且 $M = K$ 。用矢量和矩阵表示为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (3)$$

其中: \mathbf{A} 为混合矩阵,满秩可逆。盲源分离的目的就是要找出混合矩阵 \mathbf{A} 的逆矩阵 \mathbf{W} ,从而恢复出原始信号 $\mathbf{s}(t)$ 的估计 $\mathbf{y}(t)$ 。

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}\mathbf{x}(t) \quad (4)$$

ICA 方法是在统计独立性的假设下对观测到的多路混合信号进行盲源分离,以期较好地分离出隐含在混合信号中的独立源信号。独立成分分析将观测到的多通道信号按照统计独立的原则通过优化算法分解为若干独立分量作为原始信号的估计,就可以实现盲信号分离问题。目前众多学者已研究出许多有效的算法,如最大熵 ICA 算法(informax-ICA)^[8]、定点 ICA 算法(FastICA)^[9]、最小互信息(minimum mutual information)算法^[10]等多种改进算法。

3 基于粒子群优化的工频干扰消除

3.1 工频干扰消除算法原理

在矿区、厂区等特殊环境中进行地震数据采集时,观测地震信号中往往包含工频干扰,严重影响采集数据的质量和准确性^[11,12];在心电信号检测中,抑制 50 Hz 工频干扰也是最重要的问题之一^[13]。含有工频干扰的采集信号表示为

$$x(t) = \hat{a}_{11}s(t) + \hat{a}_{12}r(t) = \hat{a}_{11}s(t) + \hat{a}_{12}A \sin(2\pi f_0 t + \theta_0) \quad (5)$$

其中: $s(t)$ 为有用信号; $r(t)$ 为工频干扰信号;参数 f_0 、 A 、 θ_0 分别为工频干扰的频率、幅度和相位; \hat{a}_{11} 与 \hat{a}_{12} 代表加权系数。若设信号采集过程中的有用信号和工频干扰满足独立性的前提条件,则可尝试用盲源分离的方法进行工频干扰的消除。

根据前面对盲源分离问题的描述和目前的观测数据,利用传统的盲源分离方法并不能达到消除工频干扰的目的。如果要分离出纯净的有用信号,需要找到包含工频干扰和有用信号的另外一路观测信号 $x'(t) = \hat{a}_{21}s(t) + \hat{a}_{22}r(t)$ 作为盲源分离的另一路输入。但在实际信号采集过程中,往往不可能得到这样一组观测信号。因此,如果希望采用盲源分离的方法消除工频干扰,必须构造其他观测信号。由于 $s(t)$ 是未知的,而且工频干扰信号是规则的,且满足 $r(t) = A \sin(2\pi f_0 t + \theta_0)$ 。一般情况下,工频干扰的频率是已知的(为 50 Hz),或可以采用频率估计方法估计出来,可根据文献^[14]人工构造观测信号。

$$x(t) = \hat{a}_{11}s(t) + \hat{a}_{12}r(t) = \hat{a}_{11}s(t) + \hat{a}_{12}A \sin(2\pi f_0 t + \theta_0) = \hat{a}_{11}s(t) + \hat{a}_{12}A \cos \theta_0 \sin(2\pi f_0 t) + \hat{a}_{12}A \sin \theta_0 \cos(2\pi f_0 t) \quad (6)$$

令 $a_{11} = \hat{a}_{11}$, $a_{12} = \hat{a}_{12}A \cos \theta_0$, $a_{13} = \hat{a}_{12}A \sin \theta_0$, 则 $x(t)$ 可表示为

$$x(t) = a_{11}s(t) + a_{12} \sin(2\pi f_0 t) + a_{13} \cos(2\pi f_0 t) \quad (7)$$

可以将含有未知相位的工频干扰信号用两个初始相位为零的、相互正交的与工频干扰信号同频的正、余弦信号来代替。因此,可通过构造另外两路观测信号 $r_1(t) = a_{22} \sin(2\pi f_0 t)$ 和 $r_2(t) = a_{33} \cos(2\pi f_0 t)$,与含有工频干扰的采集信号共同作为盲源分离的输入,分离出有用信号 $s(t)$ 。其数学模型表示为

$$\begin{bmatrix} x(t) \\ r_1(t) \\ r_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ 0 & a_{22} & 0 \\ 0 & 0 & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s(t) \\ \sin(2\pi f_0 t) \\ \cos(2\pi f_0 t) \end{bmatrix} = \mathbf{A} \times \begin{bmatrix} s(t) \\ \sin(2\pi f_0 t) \\ \cos(2\pi f_0 t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

即认为盲源分离的三个源信号为 $x(t)$ 、 $\sin(2\pi f_0 t)$ 、 $\cos(2\pi f_0 t)$,三个观测信号为 $x(t)$ 、 $r_1(t)$ 、 $r_2(t)$,混合矩阵为 \mathbf{A} ,符合盲源分离的数学模型要求。本文采用基于粒子群的优化算法对分离矩阵 \mathbf{W} 进行估计,进而求出不含工频干扰的源信号 $s(t)$ 的估计 $\mathbf{y}(t)$,即可实现工频干扰的消除。

3.2 基于粒子群优化算法的分离矩阵估计

随机信号的四阶累积量(峭度)是定量度量随机信号非高斯性的最简单和最原始的判据。可以用峭度作为分离的适应度函数,然后采用粒子群优化算法寻找最大化适应度函数的分离矩阵^[15],进而实现工频干扰的消除。

$$T_{1,2} = \begin{bmatrix} \cos \theta_3 & \sin \theta_3 & 0 \\ -\sin \theta_3 & \cos \theta_3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

得到

$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \theta_1 & \sin \theta_1 \\ 0 & -\sin \theta_1 & \cos \theta_1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos \theta_2 & 0 & \sin \theta_2 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \theta_2 & 0 & \cos \theta_2 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos \theta_3 & \sin \theta_3 & 0 \\ -\sin \theta_3 & \cos \theta_3 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

对应的粒子编码为 $[\theta_1, \theta_2, \theta_3]$, 即每个粒子的维数 $D=3$ 。可见, 采用 Givens 旋转变换的方法可以有效减少粒子群算法中粒子的维数, 避免在工频干扰消除中的粒子群寻优过程发生早熟收敛现象。并且只需在算法初始阶段对原始信号进行一次中心化和白化处理, 在粒子群进化过程中, 每次计算适应度函数时无须再进行中心化和白化处理, 从而大大减少运算量。

3.3 算法描述

基于粒子群优化的工频干扰消除算法的具体步骤为:

- a) 根据式(6)~(8), 构造另外两路观测信号 $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ 。
- b) 对三路观测信号 $x(t)$ 、 $r_1(t)$ 和 $r_2(t)$ 进行白化和中心化操作。
- c) 根据 Givens 旋转变换原理确定粒子维数和粒子编码。
- d) 初始化粒子群, 随机产生一定数量的粒子, 初始化粒子的位置和移动速度。
- e) 根据式(20)得到分离矩阵 T , 根据式(17)计算出源信号的估计 \hat{S} , 根据式(10)计算出每个粒子的适应度。
- f) 将每个粒子的当前适应度值与其自身的个体最优值进行比较, 如果优于个体最优值, 则设置当前位置为此粒子的当前最优位置 $pbest$; 如果其当前适应度值还优于当前全局最优值, 则设置当前位置为整个种群的全局最优位置 $gbest$ 。
- g) 根据式(1)和(2)更新每个粒子的速度与当前位置, 并将它们限制在一定范围内。
- h) 如满足终止条件, 则输出解; 否则返回 e)。

4 仿真实验与性能分析

实验 1 地震信号工频干扰消除实验

为验证本算法的有效性, 先提取一道不含工频干扰的地震信号, 如图 1 所示。人为加入模拟工频干扰信号 $r(t) = \sin(100\pi t + \frac{3}{4}\pi)$, 得到包含 50 Hz 工频干扰的地震信号, 如图 2 所示。

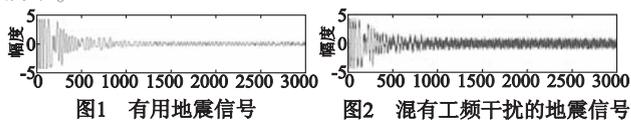


图1 有用地震信号

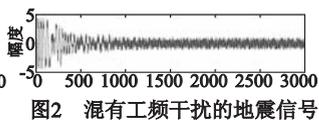


图2 混有工频干扰的地震信号

根据上述方法, 构造工频干扰参考信号源 $r_1(t) = \sin(100\pi t)$, $r_2(t) = \cos(100\pi t)$, 并与含工频干扰的地震信号一起构成盲分离的三路输入信号。

采用基于 Givens 旋转变换原理的 PSO 算法进行分离矩阵的估计。PSO 算法的各项参数设置为: 种群规模为 30, 粒子维数 $D=3$, 每一维粒子速度限制在 $[-0.7, 0.7]$, $c_1 = c_2 = 2$, 惯性因子通过线性下降的方法在 $[0.3, 0.8]$ 变化。算法运行 20

次, 最大迭代次数设定为 50 次, 分离结果如图 3 所示。可见, 基于粒子群优化的工频干扰消除算法能成功提取出有用地震信号。

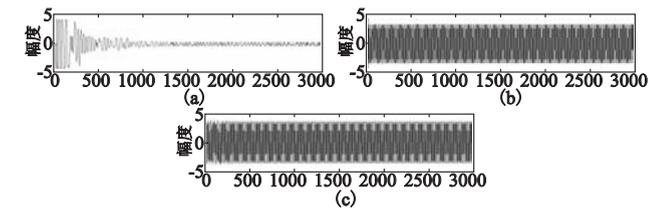


图3 粒子群优化方法消除工频干扰输出波形图

图 4 为算法运行 20 次的平均适应度收敛曲线。通过多次实验表明, 每次运行本算法进行工频干扰消除时, 均能成功实现, 未出现早熟收敛现象。

表 1 为采用本文算法进行 20 次仿真恢复出的地震信号与原始地震信号的相关系数(所有相关系数均已取模)。从表中可以看出, 采用本文算法恢复出的信号与原始信号的相关系数均达到 0.999 9 以上。可见, 本文算法具有很好的工频干扰消除效果, 对原始信号具有较高的恢复精度。

表 1 恢复信号与原始地震信号的相关系数

序号	相关系数	序号	相关系数
1	0.99996413333824	11	0.99996597172512
2	0.99996411440033	12	0.99996396912221
3	0.99996398349163	13	0.99996383781619
4	0.99996398143072	14	0.99996406340748
5	0.99996408032759	15	0.99996407861791
6	0.99996395599362	16	0.99996413559881
7	0.99996403510884	17	0.99996414413497
8	0.99996398195681	18	0.99996403282856
9	0.99996415846994	19	0.99996396971187
10	0.99996752936119	20	0.99996413352472

实验 2 心电信号工频干扰消除实验

为验证本算法对心电信号中工频干扰消除的有效性, 实验数据选自美国 MIT-BIH 数据库中的心电信号 100, 人为加入模拟工频干扰信号 $r(t) = \sin(100\pi t) + \frac{3}{4}\pi$, 得到包含 50 Hz 工频干扰的心电信号。采用本文算法对含有工频干扰的心电信号进行工频干扰的消除, 算法参数设置同实验 1。算法运行 20 次, 最大迭代次数设定为 50 次。原始心电信号、混有工频干扰的心电信号和分离结果分别如图 5~7 所示。可见, 基于粒子群优化的工频干扰消除算法成功提取出了有用心电信号。

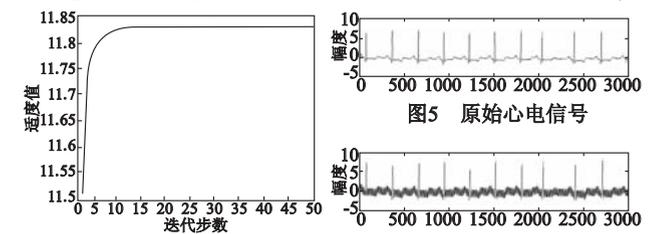


图4 粒子群优化算法运行20次的平均适应度收敛曲线

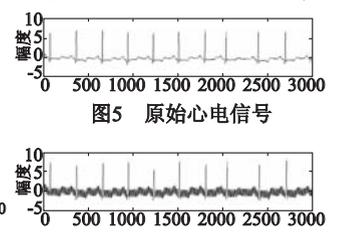


图5 原始心电信号

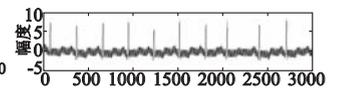


图6 混有工频干扰的心电信号

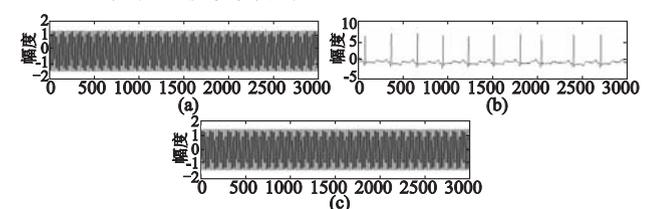


图7 粒子群优化方法消除工频干扰输出波形图

表 2 为采用本文算法进行 20 次仿真恢复出的心电信号

与原始心电信号的相关系数(所有相关系数均已取模)。从表中可以看出,采用本文算法恢复出的心电信号与原始信号的相关系数均达到0.9999以上。可见,本文算法对心电信号也具有很好的工频干扰消除效果,恢复精度较高。

表2 恢复信号与原始心电信号的相关系数

序号	相关系数	序号	相关系数
1	0.9999859328890	11	0.9999858422010
2	0.9999858019034	12	0.9999858774065
3	0.9999857671491	13	0.9999857021049
4	0.9999859986169	14	0.9999856939976
5	0.9999859705296	15	0.9999858451002
6	0.9999857248732	16	0.9999857030801
7	0.9999856861435	17	0.9999857273840
8	0.9999858295986	18	0.9999858749690
9	0.9999859970136	19	0.9999860025378
10	0.9999858592779	20	0.9999860034837

5 结束语

本文针对微弱信号采集过程中的工频干扰消除问题,利用人工构造观测信号的方法,使系统模型符合盲源分离的数学模型要求,将工频干扰消除问题转换为盲信号分离问题。利用粒子群优化算法寻找使盲分离问题判据最大化的分离矩阵,进而实现了消除微弱信号中工频干扰的目的。在粒子群优化算法的求解过程中,利用对分离矩阵的直接辨识转换成对一系列Givens旋转矩阵的辨识方法,减少了对未知元素辨识的数量,有效降低了算法的计算量。仿真结果验证了算法的有效性,说明了本算法具有优秀的工频干扰消除性能以及良好的发展前景。

参考文献:

- [1] 沈凤麟. 生物医学随机信号处理[M]. 合肥: 中国科技大学出版社, 1999: 441-442.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth: [s. n.], 1995: 1942-1948.
- [3] SHI Yu-hui, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer[C]//Proc of IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage, Alaska: [s. n.], 1998: 69-73.
- [4] TICHAUSKY P, KOLDOVSKY Z, YEREDOR A, et al. A hybrid technique for blind separation of non-Gaussian and time-correlated sources using a multicomponent approach[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2008, 19(3): 421-430.
- [5] SUN T Y, LIU Chan-cheng, HSIEH S T, et al. Blind separation with unknown number of sources based on auto-trimmed neural network[J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(10): 2271-2280.
- [6] LI Shu-jun, LI Cheng-qing, LO K T, et al. Cryptanalyzing an encryption scheme based on blind source separation[J]. *IEEE Trans on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2008, 55(4): 1055-1063.
- [7] ZHANG Hong-juan, SHI Zhen-wei, GUO Chong-hui. Blind source extraction based on generalized autocorrelations and complexity pursuit[J]. *Neurocomputing*, 2009, 72(10-12): 2556-2562.
- [8] BELL A J, SEJNOWSKI T J. An information-maximization approach to blind separation and blind deconvolution[J]. *Neuralcomputation*, 1995, 7(6): 1129-1159.
- [9] HYVARINEN A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1999, 10(3): 626-634.
- [10] AMARI S, CICHOCKI A, YANG H H. A new learning algorithm for blind signal separation[C]//Proc of Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge, MA: MIT Press, 1996: 757-763.
- [11] 凌云, 高军, 张汝杰, 等. 随时间推移地震勘探处理方法研究[J]. *石油地球物理勘探*, 2001, 36(2): 173-179.
- [12] 刘洋. 强工频干扰波的提取与消除方法[J]. *石油物探*, 2003, 42(2): 154-159.
- [13] 周静. 心电信号中工频干扰的消除[J]. *生物医学工程研究*, 2003, 22(4): 61-64.
- [14] 吴小培, 詹长安, 周荷琴, 等. 采用独立分量分析方法消除信号中的工频干扰[J]. *中国科技大学学报*, 2000, 30(6): 671-676.
- [15] 刘俊豪. 基于粒子群算法和鱼群算法的盲源分离的研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2006.
- [16] 覃和仁, 谢胜利. 基于QR分解与罚函数方法的盲分离算法[J]. *计算机工程*, 2003, 29(17): 55-57.
- [7] University of Vaasa Press, 1997: 49-62.
- [14] HIMMELBLAU D M. Applied nonlinear programming[M]. New York: McGraw-Hill, 1972.
- [15] HOMAIFAR A, LAI S H V, QI X. Constrained optimization via genetic algorithms[J]. *Simulation*, 1994, 62(4): 242-254.
- [16] RUNARSSON T P, YAO Xin. Search biases in constrained evolutionary optimization[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, 2005, 35(2): 233-243.
- [17] MING Yu-chi, KIM J H, JO J. A population ecology inspired parent selection strategy for numerical constrained optimization problems[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 190(1): 292-304.
- [18] MICHALEWICZ Z. Genetic algorithms, numerical optimization, and constraints[C]//Proc of the 6th International Conference on Genetic Algorithms. San Mateo: Morgan Kaufmann Publishers, 1995: 151-158.
- [19] 周育人, 李元香, 王勇, 等. Pareto强度值演化算法求解约束优化问题[J]. *软件学报*, 2003, 14(7): 1243-1249.

(上接第3258页)

- [8] AKJIRATIKARL C, YENRADEE P, DRAKE P R. PSO-based algorithm for home care worker scheduling in the UK[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2007, 53(4): 559-583.
- [9] 丁雷, 吴敏, 曹卫华, 等. 基于混合粒子群算法的铅锌烧结过程产量质量优化[J]. *中国有色金属学报*, 2008, 18(6): 1152-1158.
- [10] BERGH F van den. An analysis of particle swarm optimizers[D]. South Africa: University of Pretoria, 2002.
- [11] DEB K. An efficient constraint handling method for genetic algorithms[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2000, 186(2-4): 311-338.
- [12] TAKAHAMA T, SAKAI S. Constrained optimization by applying the α constrained method to the nonlinear simplex method with mutations[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2005, 9(5): 437-451.
- [13] CAMPONOGARA E, TALUKDAR S N. A genetic algorithm for constrained and multi-objective optimization[C]//Proc of the 3rd Nordic Workshop on Genetic Algorithm and Their Application. Finland: