

基于改进 PSO 的盲源分离与重力固体潮信号分析

李巧燕, 全海燕

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500)

摘 要: 提出一种改进粒子群优化算法来优化独立分量分析中的目标函数. 改进的粒子群优化算法通过将粒子进行分类, 使得不同种类粒子可以根据自身特点进行寻优, 这就保证了粒子具有一定的自适应能力, 使得粒子可以跳出局部最优. 同时, 改进算法中加入的随机速度可以进一步确保粒子能够跳出局部最优, 快速找到最优粒子. 提出的算法, 提高了算法的收敛速度及盲源分离效果. 同时, 由实验结果可知, 此改进算法可将重力固体潮信号分解为相互独立的信号分量, 具有一定的应用研究价值.

关键词: 盲源分离; 独立分量分析; 粒子群优化算法; 自适应

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)05-0137-05

Gravity Tide Signal Based on Blind Source Separation with Improved Particle Swarm Optimization

LI Qiao-yan, QUAN Hai-yan

(Institute of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and
Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: This paper presents an improved particle swarm optimization algorithm to optimize the objective function of ICA. The improved PSO in the paper divides the particles into three kinds. According to their own characteristics, every kind of particles has different method to update their speed and position adaptively. The method proposed in the paper can search the optimal target globally in ICA. Results of the simulation experiment show that the improved PSO can solve the objective function of the global optimization problem in ICA effectively, and improves the blind source signal effectively. From the results, we can see that the method proposed in the paper is useful to gravity tide signal.

Key words: blind source separation; independent component analysis; particle swarm optimization; adaptive

1 引言

盲源分离(Blind Source Separation, BSS)是指传输信道及源信号的先验知识未知情况下, 对观测信号进行处理得到源信号的近似估计的过程. 盲源分离存在多种求解方法, 神经网络法、信息最大化方法、独立分量分析方法、投影方法等都属于盲源分离方法^[1]. 其中, 独立分量分析方法(ICA)是解决盲源分离问题最常见的方法.

独立分量分析(Independent Component Analysis -ICA)^[2]是一种从多元(多维)统计数据中寻找其内在因子或成分的一种方法, 是从混合信号(由多个统计独立的源信号形成)中分离得到源信号(由多个独立分量的向量构成)的近似估计的过程. 独立分量分析是盲源分离的一种特殊应用.

独立分量分析方法中判定分量独立性的依据是不同的独立性准则, 而独立性准则确定后, 就要采用

收稿日期: 2015-07-13; **修回日期:** 2015-09-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(41364002); 云南省自然科学基金项目(2009ZC048M); 昆明理工大学人才培养基金项目(KKZ3201103022)

不同的优化算法来确定分离矩阵. 根据优化分离矩阵的算法不同, 学者们提出了不同的 ICA 算法. 鉴于粒子群优化算法(PSO)^[3]具有全局搜寻及快速收敛的特点, 文献[4]提出了利用 PSO 算法来优化 ICA 中的目标函数. 由于传统的粒子群优化算法对目标函数进行优化时, 粒子容易陷入局部最优及收敛速度慢的特点, 本文提出了一种针对不同粒子进行不同速度及位置更新的改进粒子群优化算法.

2 独立分量分析

独立分量分析模型图, 如图 1 所示. $S(t)$ 为源信号, $S(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$, 且各分量 $s_1(t), \dots, s_N(t)$ 之间相互统计独立. $S(t)$ 经随机混合矩阵 $A_{M \times N}$ 可得到混合信号 $X(t)$ (即观测信号), $X(t) = AS(t)$, $A_{M \times N}$ 为混合随机矩阵, 一般 $M = N$. $X(t)$ 经预处理 (中心化和白化处理) 之后可以得到白化后信号 $Z(t)$. 白化信号 $Z(t)$ 经式 $y(t) = BZ(t)$ (B 为解混矩阵) 可得解混信号 $y(t)$, $y(t)$ 即 $S(t)$ 的估计.

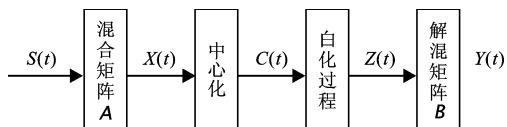


图 1 独立分量分析模型图

独立分量分析的预处理主要包括中心化及白化处理两个过程. 中心化即是去均值的过程. 经过中心化处理的信号, 可以使数据处理变得简单. $X(t)$ 经式(1)进行运算的过程即是混合信号中心化的过程. 经式(1)所得信号 $X(t)$ 即为去中心化信号. 白化处理是指将多维信号施加一个线性变换使其变成白色信号的处理过程^[5]. 去均值信号 $C(t)$ 经式(2)白化处理之后得到白化信号 $Z(t)$, 式(2)中 $W(t) = D^{-1/2}E^T$, D 、 E 分别为 $C(t)C(t)$ 的特征值矩阵及特征向量矩阵.

$$C(t) = X(t) - E(X(t)) \quad (1)$$

$$Z(t) = WC(t) \quad (2)$$

独立分量分析按照目标函数的不同和求解分离矩阵 B 的算法不同, 传统粒子群优化算法对 ICA 进行优化时存在收敛速度慢, 容易陷入局部最优的缺点, 本文采用分段处理的改进粒子群优化算法, 通过改进后的 PSO 算法来获得 ICA 中的分离矩阵 B .

3 改进粒子群优化算法

3.1 基本粒子群优化算法

标准粒子群优化算法的速度及位置更新公式

如下:

$$v_{ij}^{t+1} = \omega v_{ij}^t + C_1 r_1 (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + C_2 r_2 (p_{gj}^t - x_{ij}^t) \quad (3)$$

$$V_{\min} \leq v_{ij}^t \leq V_{\max} \quad (4)$$

式中, x_{ij}^t, v_{ij}^t 分别表示 t 时刻第 i 个粒子、第 j 维的粒子位置及粒子速度, $V_{\min}, V_{\max}$ 为粒子的最小及最大速度; $X_{\min}, X_{\max}$ 为粒子的位置下限及位置上限, C_1, C_2 为学习因子, r_1, r_2 为取值为 $[0, 1]$ 之间的随机数; p_i^t 表示当前粒子的最优位置; p_g^t 表示种群中最优粒子的位置. ω 为惯性因子, 一般取值范围为 $[0.4, 0.9]$, ω 的取值策略公式如下^[6]:

$$\omega = \omega_{\text{end}} + (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) / (1 - \frac{t}{t_{\max}}) \quad (5)$$

式中, $\omega_{\text{end}} = 0.4, \omega_{\text{start}} = 0.9, t$ 为当前迭代次数, $t_{\max}$ 为最大迭代次数.

粒子的速度更新公式(3) 包括三部分: 第一部分表示粒子对上一次粒子速度的继承; 第二部分则表示粒子经验的学习过程; 第三部分则表示粒子对种群优秀粒子的学习过程. 当学习因子 $C_1 = 0$ 自身时, 速度更新公式退化为粒子自身学习模型; $C_2 = 0$ 时, 速度更新公式退化为自身学习模型; 而 $C_1 = C_2 = 0$ 则表示粒子没有学习的过程, 仅仅对于自己速度的继承.

标准粒子群优化算法虽然具有收敛速度快的特点, 但是由于粒子在学习过程中局部最优的影响使得粒子迅速的向局部最优值聚拢, 使得算法存在容易陷入局部最优的特点, 出现早熟收敛现象. 为了解决算法容易陷入局部最优的问题, 本文提出一种改进粒子群优化算法, 使得粒子群优化算法可以跳出局部最优达到全局最优.

3.2 改进粒子群优化算法

本文根据种群粒子的好坏 (粒子距离优秀粒子位置的远近) 将粒子进行分类, 不同种类的粒子采用不同的速度更新公式. 同时, 对于比较差的粒子采用遗传中的变异思想对粒子的位置进行更新, 使差粒子可以具有优秀粒子的经验. 另一方面, 为了进一步避免粒子陷入局部最优, 本文将两次迭代 (间隔一定迭代次数) 所获得的适应值进行比较, 若不同, 继续按改进的 PSO 算法对粒子进行速度及位置更新, 若相同, 则在速度更新公式中加入随机扰动速度, 使得粒子可以跳出局部最优, 找到全局最优粒子. 本文改进粒子群优化算法内容如下所示.

设全局最优粒子对应的适应值为 FX_g^t 、最差粒子对应的适应值为 FX_b^t , 最优适应值及最差适应值之间的差值为 d^t , 即 $d^t = |FX_g^t - FX_b^t|$ (t 为当前迭

代数). 根据粒子位置与优秀粒子位置距离的远近可将粒子分为三类(粒子 P_i 对应的适应值为 FX_i^t).

(1) 若 $FX_g \leq FX_i \leq FX_g + \frac{1}{3}d$, 则粒子为优秀

粒子. 由于优秀粒子已经在最优值附近, 种群的经验对其自身而言几乎不起太大作用, 所以采用粒子的“自身学习模型”对粒子的速度进行更新, 而置更新公式仍采用标准粒子群算法中的位置更新公式. 优秀粒子的速度及位置更新公式如下:

$$v_{ij}^{t+1} = \omega v_{ij}^t + C_1 r_1 (p_{ij}^t - x_{ij}^t) \quad x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t.$$

(2) 若 $FX_g + \frac{1}{3}d \leq FX_i \leq FX_g + \frac{2}{3}d$, 则粒子

为一般粒子. 由于这部分的粒子不仅要结合自身的经验而且还要结合种群中的优秀粒子经验来确定自己的飞翔速度, 所以, 本文采用标准粒子群算法对粒子的速度及位置进行更新:

$$v_{ij}^{t+1} = \omega v_{ij}^t + C_1 r_1 (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + C_2 r_2 (p_{gj}^t - x_{gj}^t), \\ x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^t.$$

(3) 满足 $FX_g + \frac{2}{3}d \leq FX_i \leq FX_b$ 的粒子为比较

差的粒子. 此部分的粒子远远偏离了优秀粒子的位置, 如果向自身经验学习会使粒子偏离最优粒子的位置越来越远. 对于此类型的粒子, 其速度更新公式采用粒子的“种群学习模型”. 粒子速度更新公式如下:

$$v_{ij}^{t+1} = \omega v_{ij}^t + C_2 r_2 (p_{gj}^t - x_{gj}^t).$$

同时, 由于此部分的粒子离最优粒子的位置比较远, 为了使得该部分粒子可以具有优秀粒子的经验信息, 增加粒子的多样性, 本文采用遗传中的交叉变异思想对该部分粒子的位置进行更新. 此部分粒子的位置更新公式如下所示:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \text{rand}(p_g^t - x_i^t).$$

为了避免算法后期粒子陷入局部最优, 本文提出在算法中加入扰动速度的思想, 使得粒子可以跳出局部最优点, 实现全局寻优. 当粒子的目标函数值满足 $|FX_i^t - FX_i^{t+a}| = 0$ 时(其中 a 为两次迭代间隔次数), 对于三种不同的粒子其速度更新公式分别更改为

$$v_{ij}^{t+1} = \omega v_{ij}^t + C_1 r_1 (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + v_{ij}^t \text{rand}()$$

$$(FX_g \leq FX_i \leq FX_g + \frac{1}{3}d)$$

$$v_{ij}^{t+1} = \omega v_{ij}^t + C_1 r_1 (p_{ij}^t - x_{ij}^t) + C_2 r_2 (p_{gj}^t - x_{gj}^t) + v_{ij}^t \text{rand}()$$

$$(FX_g + \frac{1}{3}d \leq FX_i \leq FX_g + \frac{2}{3}d)$$

$$v_{ij}^{t+1} = \omega v_{ij}^t + C_2 r_2 (p_{gj}^t - x_{gj}^t) + v_{ij}^t \text{rand}()$$

$$(FX_g + \frac{2}{3}d \leq FX_i \leq FX_b) \quad (6)$$

4 基于改进粒子群的独立分量分析

粒子群优化算法具有不依赖梯度信息的特点, 所以本文利用改进后的粒子群优化算法来优化 ICA 中的目标函数. 目标函数的不断优化过程即是粒子的不断寻优过程, 最终寻找的最优粒子即是所求的分离矩阵 B .

4.1 目标函数选择

独立分量分析中存在多种衡量信号成分独立性的标准, 本文采用负熵作为信号成分独立性的衡量标准. 对于 $y = BX(t)$ 的线性输入, 若 y 中各分量统计独立, $H(y) = \sum_{i=1}^N H(y_i)$, 由文献[10]可知

$$H(y) = \sum_{i=1}^N H(y_i) = \frac{N}{2} (\log 2\pi e) + \frac{1}{2} \log |\mathbf{C}_y| - J[p(y)] \quad (7)$$

本文采用式(7)作为 PSO 算法的优化函数. 式(7)中, $\mathbf{C}_y$ 为 y 的协方差矩, $J[p(y)]$ 为负熵. 对于式(7)中的 $J[p(y)]$ 则采用 Gram-Charlier 展开式^[8]来逼近.

$$J[p(y)] = \frac{1}{48} [4k_3^2 + k_4^2 - 3k_3^4 - 18k_3^2 k_4] \quad (8)$$

式中, $k_3 = m_3, k_4 = m_4 - 3m_2^2$.

4.2 改进粒子群的独立分量分析基本步骤

步骤 1: 对混合信号 $X(t)$ 进行预处理.

步骤 2: 初始化种群. 初始化种群中粒子的初始位置 x_{ij} 、初始速度 v_{ij} 及最大循环次数 $t_{\max}$.

步骤 3: 根据式(7)计算粒子的适应函数值 FX_i . 设当前粒子为粒子的最优位置 p_i^t , 粒子对应的自适应值为 FX_i^t ; 全局最优粒子位置 p_g^t , 其对应的种群最优适应值为 FX_g^t ; 种群最差粒子对应的自适应值为 FX_b^t .

步骤 4: 求种群最优粒子适应值与最差粒子适应值的差值 d , 并将粒子进行分类.

步骤 5: 对粒子状态进行判断. 若 $|FX_i^t - FX_i^{t+a}| = 0$ 则利用式(6)对粒子的速度进行更新, 同时根据本文对粒子的划分种类对粒子的位置进行更新. 否则执行步骤 7.

步骤 6: 根据本文提出的算法对不同种类的粒子进行不同形式的速度及位置更新.

步骤 7: 根据式(7)求取粒子的新的适应值 FX_i^{t+1} , 并求全局最优粒子位置 p_g^t , 其对应的全局最优适应值为 FX_g^t ; 全局最差粒子对应的自适应值为

FX_i^t . 若粒子的适应值 FX_i^{t+1} 减小, 则粒子的最优位置 p_i^t 更新为 p_i^{t+1} , 若全局最优适应值 FX_i^{t+1} 小于上次全局 FX_i^t , 则将全局最优粒子 p_g^t 更新为 p_g^{t+1} .

步骤 8: 当迭代次数 $t < t_{\max}$ 时, 执行步骤 4; 否则, 执行步骤 9.

步骤 9: 循环结束, 达到种群最优粒子 p_g^{t+1} . 种群最优粒子即所求解混矩阵 $\mathbf{B}$. 由式 $y(t) = \mathbf{BZ}(t)$, 可得解混信号.

5 实验结果

5.1 信号仿真分析

本文仿真信号 $S(t) = [s_1(t), s_2(t), s_3(t), s_4(t)]$ 对算法进行验证分析. $s_1(t)$ 为正弦信号, $s_2(t)$ 为方波信号, $s_3(t)$ 为锯齿波信号, $s_4(t)$ 为随机噪声信号.

为了分析本文改进算法的性能, 本文在相同的测试条件下, 运用几种不同的算法对混合信号进行分离, 并通过信源与分解输出信号的相似系数对比分析说明本文改进算法的有效性. 相关系数表达式如式(9)所示. 若相似系数越接近 1, 则表明分离出的信号与源信号越接近, 为源信号的近似估计. 不同的 ICA 算法相似系数对比分析, 如表 1 所示.

$$\rho_{ij} = \left[\frac{|E\{y_i s_j\}|^2}{E\{|y_i|^2\}E\{|s_j|^2\}} \right]^2 \quad (1 \leq i, j \leq N)$$

(9)

表 1 本文改进算法与 PSO-ICA、Fast-ICA 输出信号相似系数的对比分析

相似系数	正弦	方波	三角波	噪声
本文改进算法	0.998 9	0.993 5	0.993 8	0.873 6
PSO-ICA	0.995 0	0.985 2	0.932 8	0.801 4
Fast-ICA	0.987 6	0.912 4	0.901 7	0.715 4

为了分析不同 ICA 算法的计算速率, 本文在相同条件下利用不同的算法对混合信号进行处理, 通过不同算法解混输出信号所需的迭代次数来体现算法的运算速率. 实验中, 每种算法均对混合信号处理 30 次, 各算法的所需迭代次数如图 2 所示.

由表 1 可知, 本文改进算法与 Fast-ICA、基本 PSO-ICA 算法对比后可知, 本文改进算法输出信号可以得到源信号较高的相似系数, 实现混合信号的有效分离. 而且本文改进算法处理混合信号所需迭代次数较少, 有效提高了 ICA 的收敛速度, 参见表 1. 同时, 由图 2 可知, 相对其他两种分离方法, 本文改进算法具有较高的稳定度.

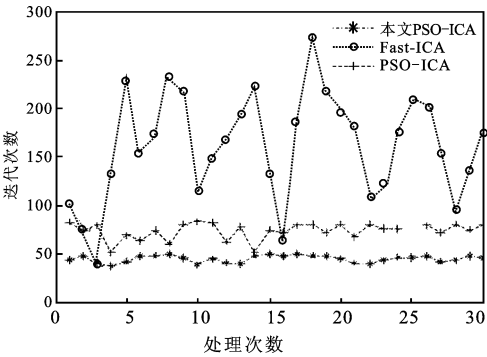


图 2 不同算法对混合信号处理所需迭代次数

5.2 改进算法在重力固体潮信号分析中的应用

重力固体潮信号是由于日月引潮力共同作用而引起的混合信号, 所以本文采用改进算法对重力固体潮信号进行处理. 本文选取 2010 年 1 月 1 日至 2011 年 1 月 1 日, 位置分别为 $(210^\circ, 58^\circ\text{N})$, $(210^\circ, 37^\circ\text{S})$, $(210^\circ, 21^\circ\text{N})$ 三点处的重力固体潮信号进行仿真分析. 三点处的重力固体潮信号分别用 $X_1(t)$ 、 $X_2(t)$ 、 $X_3(t)$ 表示, 其信号波形图如图 3 所示. 将 $X(t)$ 作为改进 PSO 的 ICA 的输入, 对重力固体潮信号进行分离, 得重力固体潮解混输出信号 $Y(t)$, 其仿真波形图如图 4 所示. 实验采样点数为 1 次/h, 共 8 761 个采样点.

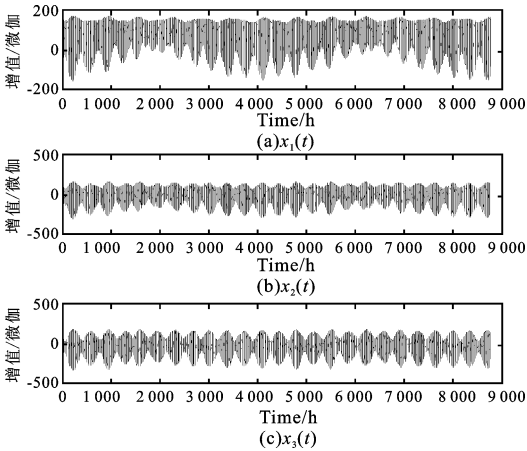


图 3 观测点重力固体潮信号波形图

由图 4 可知, 重力固体潮信号经解混输出分解成 $y_1(t)$ 、 $y_2(t)$ 、 $y_3(t)$ 三路信号. 对解混输出信号进行频谱分析可知, 图 4(a) 信号中所含的频率分量分别为 $f_1 = 6.341\text{e}^{-8}\text{Hz}$, $f_2 = 4.112\text{e}^{-7}\text{Hz}$, $f_3 = 8.561\text{e}^{-7}\text{Hz}$; 图 4(b) 中所含的频率分量分别为 $f_1 = 1.034\text{e}^{-5}\text{Hz}$, $f_2 = 1.075\text{e}^{-5}\text{Hz}$, $f_3 = 1.119\text{e}^{-5}\text{Hz}$, $f_4 = 1.154\text{e}^{-5}\text{Hz}$, $f_5 = 1.16\text{e}^{-5}\text{Hz}$; 图 4(c) 中所含的频率分量分别为: $f_1 = 2.194\text{e}^{-5}\text{Hz}$, $f_2 = 2.235\text{e}^{-5}\text{Hz}$, $f_3 = 2.28\text{e}^{-5}\text{Hz}$, $f_4 = 2.315\text{e}^{-5}\text{Hz}$, $f_5 = 2.321\text{e}^{-5}\text{Hz}$.

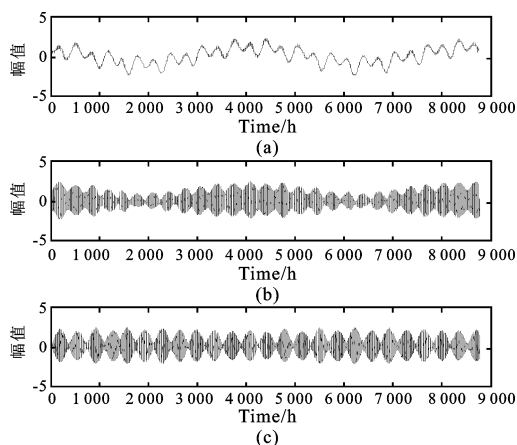


图4 经分类 PSO-ICA 处理之后信号波形图

根据杜森对重力固体潮信号中含有的主要潮汐波的角频率分析^[12],并由 $f = \frac{\omega}{(2\pi \times 3600)}$ 可知,本文改进算法处理所得分量信号频率具有与重力固体潮信号所含理论频率值相对应的特点,实现了将混合重力固体潮信号分解为独立信号分量的功能。

6 结束语

本文采用一种分类粒子的改进粒子群优化算法对独立分量分析的目标函数进行优化.改进粒子群优化算法将粒子进行分类,针对不同种类的粒子采用不同的速度及位置更新公式对粒子进行速度及位置的更新.同时,改进算法中加入的随机扰动速度使得粒子可以跳出局部最优,继续寻找最优粒子.这就使得改进粒子群优化算法在与 ICA 结合时可以跳出局部最优并提高算法的收敛速度.仿真实验结果表明,本文提出的改进粒子群优化算法与 Fast-ICA 及 PSO-ICA 相比具有分离精度高、计算速度快的特点,是一种分离盲源信号的有效方法.同时,由改进算法在重力固体潮信号中的应用研究分析可知,本文改进算法可以有效的将重力固体潮信号(混合信号)分解为含有与各个谐波成分理论值相一致的

独立信号分量.所以,本文改进算法具有一定的应用研究价值.

参考文献:

- [1] 郭武.面向图像处理的独立分量分析方法[D].长沙:国防科技大学,2008.
- [2] Common P. Independent component analysis, a new concept[J]. Signal Process, 1994,36(8):287-314.
- [3] 马建仓,牛亦龙,陈海洋.盲信号处理[M].北京:国防工业出版社,2006:1-7.
- [4] 李刚磊.基于改进粒子群的 ICA 算法[J].科技信息,2011,26(10):81-82.
- [5] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]// IEEE International Conference on Neural Networks. Washington: Bur of Labor Stat, IEEE, 1995: 1942-1948.
- [6] 张希文,郑茂.基于粒子群优化的独立分量分析算法研究[J].科学技术与工程,2010,10(8):1866-1873.
- [7] 席志红,边峦剑,晋野.基于改进粒子群的盲分离算法研究[J].应用科技,2010,37(1):12-22.
- [8] 孙路路.基于 ICA 的混合图像盲分离算法研究[D].南京:南京邮电大学,2010.
- [9] 李丽,牛奔.粒子群优化算法[M].北京:冶金工业出版社,2009.
- [10] 杨福生,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.
- [11] Reju V G, Koh S N, Yann S I. Partial separation method for solving permutation problem in frequency domain blind source separation of speech signals [J]. Neurocomputing,2008,71(10/12):2098-2112.
- [12] 王谦身.重力学[M].北京:地震出版社,2003.

作者简介:

李巧燕 女,(1989-),硕士.研究方向为信号与信息处理、智能优化与决策. E-mail:lgy1373@qq.com.

全海燕 男,(1970-),博士,副教授.研究方向为信号与信息处理、智能优化与决策.

(上接第 136 页)

- [4] Hao D, Xie T, Zhang L, et al. Testinput reduction for result inspection to facilitate fault localization. [J]. Automated Software Engineering, 2010, 17(1):5-31.
- [5] 周冲波,楼俊钢,程龙.基于矩阵行列变换的测试用例约简算法[J].计算机应用研究,2013,30(3):779-782.
- [6] 苏小红,龚丹丹,王甜甜.结合用例约简与联合依赖概率建模的错误定位[J].软件学报,2014,25(7):1492-1504

- [7] 陈静,杨美红,王鲁.基于关联模式的回归测试用例约简模型[J].计算机工程,2011,37(2):63-65.

作者简介:

高丑光 男,(1989-),硕士研究生.研究方向为系统建模研究与仿真. E-mail:51932808@qq.com.

林都 男,(1957-),硕士生导师,教授.研究方向为系统建模与鲁棒控制.