

基于头脑风暴优化算法的Wiener模型参数辨识

陈 山¹, 宋 樱¹, 房胜男¹, 盛碧琦², 潘天红^{1†}

(1. 江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212013; 2. 公安海警学院, 浙江 宁波 315801)

摘 要: Wiener 模型是一种典型的模块化非线性模型, 广泛应用于工业过程控制领域. 由于其结构的非线性, 参数辨识无法直接得到解析解. 为此, 将 Wiener 模型的参数估计转化为带约束的非线性优化问题, 以头脑风暴优化 (BSO) 算法并行搜索该问题的最优解, 并以搜索过程中的反馈信息调整 BSO 算法的变异过程, 以改进算法的收敛速度和辨识精度. 数值仿真和工业数据验证了所提算法的有效性.

关键词: Wiener 模型; 参数辨识; 头脑风暴优化算法; 变异

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Parameter identification of Wiener systems using brain storm optimization algorithm

CHEN Shan¹, SONG Ying¹, FANG Sheng-nan¹, SHENG Bi-qi², PAN Tian-hong^{1†}

(1. School of Electrical & Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China; 2. Chinese Maritime Police Academy, Ningbo 315801, China)

Abstract: The Wiener model is a typical block-oriented nonlinear model, which is widely used in the industrial processes. The parameters of the Wiener model can't be estimated directly due to its nonlinear structure. In this paper, the parameters estimation of a Wiener system is transformed into a nonlinear optimization issue. Then, the brain storm optimization (BSO) algorithm is used to get the optimal values on using parallel searching strategy. Furthermore, the convergent velocity and estimated accuracy are improved by using the feedback information in mutation process. A numerical simulation and a case study validate the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: Wiener model; parameter identification; brain storm optimization algorithm; mutation

0 引 言

Wiener 模型是一种典型的模块非线性模型, 它由动态线性模块及静态非线性模块构成, 在生物、化工、电力控制等工业过程控制领域得到了广泛的应用^[1-3]. 由于 Wiener 模型结构的非线性, 其参数辨识无法直接得到解析解. 因此, 人们常把参数辨识转化为以估计参数为优化变量的非线性极小值优化问题, 并以智能优化算法获得其最优解. 文献 [4] 采用遗传算法 (GA) 逼近非线性增益的逆函数, 再用最小二乘法辨识线性子系统的参数; 文献 [5] 将粒子群优化 (PSO) 算法用于 Wiener 模型辨识; 文献 [6] 改进了 PSO 算法, 并应用于 Wiener 模型辨识; 文献 [7] 用差分进化 (DE) 算法辨识 Wiener 模型; 文献 [8] 改进了 DE 算法的变异算子, 并将改进的 DE 算法用于 Wiener 模

型参数辨识.

尽管这些智能优化算法为 Wiener 模型的辨识提供了有效的策略, 但在搜索过程中仍会出现收敛速度慢、辨识精度不高、易早熟等问题. 为此, 本文引入头脑风暴优化 (BSO) 算法, 借鉴人类创造性解决问题的思路, 通过聚类、更新和变异来并行搜索最优解. 此外, 为进一步提高 BSO 算法的优化效率和精度, 本文以搜索过程中的反馈信息调整 BSO 算法的变异过程. 数值仿真和工业数据结果验证了所提出算法的有效性和实用性.

1 问题描述

Wiener 模型由动态线性部分和静态非线性部分组成, 其离散时间模型结构如图 1 所示.

收稿日期: 2016-11-07; 修回日期: 2017-02-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61273142); 江苏省六大人才高峰论坛项目 (2012-DZXX-045); 江苏省高校优势学科建设工程项目 (PAPD).

作者简介: 陈山 (1972-), 女, 副教授, 从事系统辨识与故障诊断的研究; 潘天红 (1974-), 男, 教授, 博士生导师, 从事非线性系统建模与优化等研究.

†通讯作者. E-mail: thpan@ujs.edu.cn

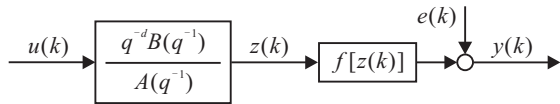


图1 Wiener模型结构

模型的差分方程表示如下:

$$\begin{cases} A(q^{-1})z(k) = q^{-d}B(q^{-1})u(k), \\ y(k) = f[z(k)] + e(k). \end{cases} \quad (1)$$

其中: $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别是 Wiener 模型的输入和输出, $z(k)$ 是线性模块的输出, $e(k)$ 是系统噪声, q^{-d} 是系统的纯滞后时间, $f[\cdot]$ 是无记忆非线性函数, $A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_nq^{-n}$, $B(q^{-1}) = b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_mq^{-m}$. 这里假设 m 、 n 、 d 和 $f[\cdot]$ 已知, 即在 Wiener 模型结构已知的条件下, 研究其参数辨识问题.

定义参数向量 $\theta = [a_1, \dots, a_n, b_0, \dots, b_m]^T$, 估计参数 $\hat{\theta} = [\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_n, \hat{b}_0, \dots, \hat{b}_m]^T$, 系统的目标函数如下:

$$\min_{\hat{\theta}} J(k) = \sum_{k=1}^L [y(k) - \hat{y}(k)]^2. \quad (2)$$

其中: L 为用于辨识的采样点个数; $y(k)$ 和 $\hat{y}(k)$ 分别为模型的实际输出和估计输出, $\hat{y}(k)$ 由下式得到:

$$\begin{cases} \hat{z}(k) = -\hat{a}_1\hat{z}(k-1) - \dots - \hat{a}_n\hat{z}(k-n) + \\ \hat{b}_0u(k-d) + \hat{b}_1u(k-d-1) + \\ \dots + \hat{b}_mu(k-d-m), \\ \hat{y}(k) = f[\hat{z}(k)] + e(k). \end{cases} \quad (3)$$

同时, Wiener 模型参数满足

$$\theta^{\min} \leq \hat{\theta} \leq \theta^{\max}. \quad (4)$$

这样, Wiener 模型的参数辨识问题便转化为在式(3)和(4)的约束条件下, 式(2)的极小值优化问题, 优化变量为估计参量 $\hat{\theta}$.

2 基于BSO算法的Wiener模型参数辨识

2.1 头脑风暴过程

头脑风暴由现代创造学家奥斯本提出^[9], 它是自由无约束的联想及讨论过程, 首先需要汇集一群不同背景的人, 针对某一领域的特定问题, 通过分类、更新、创造等环节, 相互协作, 集思广益, 不断产生新的观点, 并在过程中不断改进, 最终得到问题的解决方法. 一个头脑风暴的过程遵循如下4个规则.

1) 延迟评判. 必须做到认真对待每一种设想, 最终才进行各个观点的评价.

2) 自由畅想. 参与者可以不受约束地提出任何

观点, 以营造一个自由积极的讨论氛围.

3) 交互协作. 个体之间相互分享产生的任何观点, 以补充完善自己的观点去激发更多观点.

4) 以量求质. 追求数量, 尽可能获得多数量的新观点.

遵循以上规则, 一个头脑风暴的过程如下所示.

Step 1: 汇集一组背景不相同的头脑风暴成员;

Step 2: 依据前文的4条规则产生数量较多的不同观点;

Step 3: 问题持有者从已产生的这些观点中挑选出几个目前比较好的观点;

Step 4: 根据上述被挑选出来的观点, 遵循前述的4个规则再次产生更多新的观点;

Step 5: 重复Step 3, 挑选出更好的观点;

Step 6: 随机选择一个观点作为线索, 依据4个规则产生更多的观点;

Step 7: 问题持有者从上一步骤产生的观点中挑选出几个比较好的观点;

Step 8: 综合产生的所有观点, 得到解决问题的最佳方案.

2.2 基本BSO算法原理

受头脑风暴过程的启发, 文献[10]提出了头脑风暴优化算法, 它模拟人类解决问题的过程, 通过聚类、更新和变异产生一代又一代的个体. 假设一个种群中有 N 个个体, 表示为 $P = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$, 个体维度是 D 维, 每个个体表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, N$. 将这 N 个个体分为 C 个聚类, 在第 c ($c = 1, 2, \dots, C$) 个聚类中, 记录该聚类中适应度值最小的个体, 作为该类的聚类中心. 通过聚类中心来选择不同的类或个体来创造新个体, 直至更新完 N 个个体. 比较 C 个类中个体的适应度值, 在每次迭代中记录每个聚类的最优个体, 以此在迭代完成后确定整个种群的最优个体. 初始个体按下式生成:

$$x_{i,j} = \min + (\max - \min) \times \text{rand}(). \quad (5)$$

其中: \max 、 \min 分别是参数的上、下限, $\text{rand}()$ 是0到1之间的随机数. 类的选择由概率参数确定, 即第 c 个类被选择的概率为

$$P_c = \frac{N_c}{N}, \quad (6)$$

其中 N_c 是第 c 个聚类中的个体数目. 基本BSO算法中, 新个体由下式产生:

$$X_n^d = X_s^d + \xi \times n(\mu, \sigma), \tag{7}$$

$$\xi = \log \text{sig}((0.5T - t)/H) \times \text{rand}(). \tag{8}$$

其中: X_n^d 表示更新个体的第 $d(d = 1, 2, \dots, D)$ 维分量; X_s^d 表示被选个体的第 $d(d = 1, 2, \dots, D)$ 维分量; $n(\mu, \sigma)$ 表示均值为 μ , 方差为 σ 的高斯随机函数; ξ 表示权衡高斯随机值的系数因子, 控制 BSO 算法个体更新过程中的随机性; T 表示最大迭代次数; t 表示当前迭代次数; H 表示 $\log \text{sig}$ 函数的斜率, 影响函数的坡度; $\text{rand}()$ 表示介于 0 到 1 的随机值; $\log \text{sig}$ 函数的表达式为 $\log \text{sig}(n) = 1/(1 + e^{-n})$.

2.3 基于改进BSO算法的Wiener模型辨识

设 $X_i = \hat{\theta}$, 个体维度 $D = m + n + 1$, 适应度函数为 $J(k)$, BSO 算法辨识步骤如下.

Step 1: 随机产生 N 个个体.

Step 2: 根据 $J(k)$ 计算个体适应度值.

Step 3: 用 K -means 聚类法将 N 个个体分为 C 个聚类, 记录每个聚类的聚类中心.

Step 4: 产生随机数 $r_1 \in (0, 1)$, 如果 $r_1 < P_1$, 则随机选择一个聚类中心, 并用随机生成的个体替换它.

Step 5: 更新个体.

Step 5.1: 产生随机数 $r_2 \in (0, 1)$.

Step 5.2: 如果 $r_2 < P_2$, 则随机选择一个概率为 P_i 的类. 产生随机数 $r_3 \in (0, 1)$, 若 $r_3 < P_3$, 则选择该类中心, 并加上随机值, 产生新个体; 否则, 随机选择该类中的个体, 加随机值更新.

Step 5.3: 如果 $r_2 \geq P_2$, 则随机选择两个类产生新个体. 产生随机数 $r_4 \in (0, 1)$, 若 $r_4 < P_4$, 则合并两个聚类中心, 加随机值产生新个体; 否则, 从两个聚类中选择个体合并后, 加随机值产生新个体.

Step 5.4: 新产生的个体与当前个体相比, 适应度值小的作为下一次迭代的新个体.

Step 6: 如果 N 个个体更新完成, 则转入 Step 7, 否则返回 Step 5.

Step 7: 如果达到最大迭代次数, 则停止迭代, 否则返回 Step 2.

2.4 改进BSO算法

上述 BSO 算法将一个与迭代次数有关的 $\log \text{sig}$ 函数用于变异操作中, 如式(7)和(8)所示. 由于 BSO 算法是一个随机过程, 固定的 $\log \text{sig}$ 只与迭代次数相关, 并没有考虑到搜索过程中的反馈信息, 导致 BSO 不能全面地获取搜索过程中的某些特点. 另外, 由式

(8) 可见, $\log \text{sig}$ 函数的返回值在 0 到 1 之间, $\text{rand}()$ 函数的返回值也在 0 到 1 之间, 两者乘积也限定在 0 到 1 之间. 因此, 与高斯随机函数值相乘得到的最终值也很有限, 当搜索范围较大时, 会使 BSO 算法不能进行相对有效的全局搜索. 受文献[11]中变异操作的启发, 本文改进了 BSO 算法的变异过程, 即

$$X_n^d = \begin{cases} \text{random}(L_d, H_d), & \text{rand}() < P_r; \\ X_s^d + (X_a^d - X_b^d) \times \text{rand}(), & \text{others.} \end{cases} \tag{9}$$

其中: X_a^d 和 X_b^d 为从当前个体中随机选择的两个个体的第 d 维; L_d 和 H_d 分别为个体在第 d 维的上、下界; P_r 为设定的概率值, 本文取为 0.005. 在初始阶段, 式(9)中 $X_a^d - X_b^d$ 的差值较大, 则新旧个体之间的差异比较大, 这保证了种群的多样性. 后期阶段, 个体之间的差异较低, 此时式(9)中 $X_a^d - X_b^d$ 的差值比较小, 再通过逐步细微调整来完善个体的更新, 最后收敛到一个最优值. 该收敛过程体现了人类头脑风暴过程, 在每次迭代中都结合了当前个体的状况, 以此作为反馈信息来调整更新过程, 比较完善地权衡了个体进化过程中的局部搜索和全局搜索.

3 仿真与分析

3.1 数值仿真

针对文献[2]的 Wiener 模型

$$\begin{cases} z(k) = 1.5z(k-1) - 0.7z(k-2) + \\ \quad u(k-1) + 0.5u(k-2); \\ y(k) = f[z(k)] + e(k); \\ f[z(k)] = \begin{cases} \sqrt{z(k)/2}, & z(k) \geq 0; \\ -\sqrt{-z(k)/2}, & z(k) < 0. \end{cases} \end{cases} \tag{10}$$

其中 $e(k)$ 为输出噪声. 这里, 假定输入信号 $u(k) \in (0, 1)$ 为高斯白噪声序列. 由式(10)可知 Wiener 模型参数真值为

$$\theta = [a_1, a_2, b_0, b_1]^T = [-1.5, 0.7, 1.0, 0.5]^T.$$

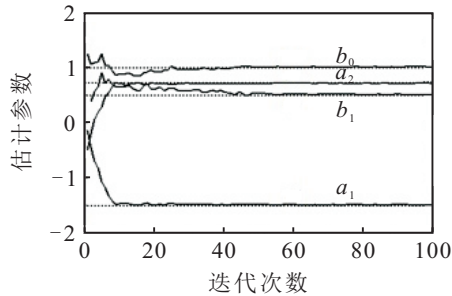
BSO 算法的仿真参数设定如下: 个体总数 $N = 100$, 维度 $D = 4$, 参数的左右边界为 $\min = -2, \max = 2$, 聚类数 $C = 10$, 数据采样点个数 $L = 500$, 最大迭代次数设为 100, $\log \text{sig}$ 函数斜率 $H = 20$. 根据经验, 4 个概率参数设定为 $P_1 = 0.2, P_2 = 0.8, P_3 = 0.4, P_4 = 0.5$. 为了评价参数辨识的精度, 定义性能指标

$$\delta = \frac{\|\hat{\theta} - \theta\|}{\|\theta\|} \times 100\%. \tag{11}$$

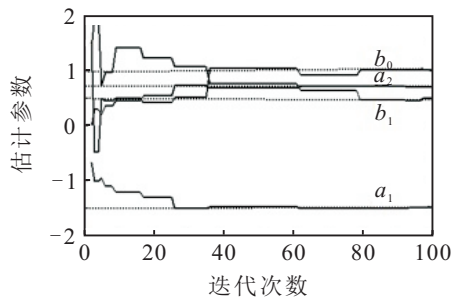
辨识结果如表 1 和图 2 所示.

表1 3种算法辨识结果的比较

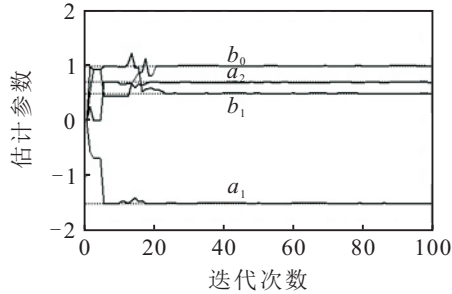
算法	a_1	a_2	b_0	b_1	δ
PSO	-1.5014	0.6991	0.9926	0.5031	0.0060
基本BSO	-1.5028	0.7015	0.9921	0.5041	0.0086
本文算法	-1.5	0.7	1	0.5	5.8e-11
参数真值	-1.5	0.7	1	0.5	-



(a) PSO算法的参数辨识



(b) 基本BSO算法的参数辨识



(c) 改进BSO算法的参数辨识

图2 3种算法的Wiener模型参数辨识过程

为了进一步验证本文所提BSO算法的性能,与基本BSO算法和粒子群优化(PSO)算法作对比,取30次运行结果的平均值.由表1可知,与其他两种智能优化方法相比,本文算法的辨识精度最高.

图2是3种算法的参数辨识过程,可以看出:改进BSO算法收敛速度最快在20次迭代后基本收敛,且收敛精度最高;PSO算法在50次迭代之后才基本收敛,且收敛曲线仍有小幅波动;基本BSO算法收敛过程中曲线波动比较大,且在80次迭代后才基本收敛.

3.2 实例仿真

耦合电驱动系统^[12]如图3所示,由两个电机经过传送带驱动一个滑轮转动,通过脉冲传感器检测滑轮角速度,系统的输入信号是电压信号,输出信号是

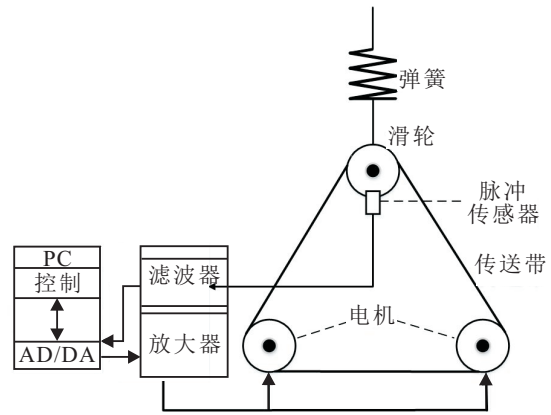


图3 耦合电驱动系统

滑轮角速度.电机的输出和输入电压信号是线性动态变化的,由于脉冲传感器无法检测滑轮角速度的正负,导致输出信号是非线性变化的,可以用绝对值函数来描述这个非线性过程.这样,整个系统可以用Wiener模型来描述,具体表示为

$$\begin{cases} z(k) = \frac{b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + b_3q^{-3}}{1 + f_1q^{-1} + f_2q^{-2} + f_3q^{-3}}u(k) + w(k), \\ y(k) = |z(k)| + e(k). \end{cases} \quad (12)$$

其中: $u(k)$ 是输入电压信号, $y(k)$ 是输出角速度信号, $z(k)$ 是不可测量的中间信号, $w(k)$ 、 $e(k)$ 是系统的干扰信号, $[b_1, b_2, b_3, f_1, f_2, f_3]$ 是该非线性系统的参数.取文献[13]中的实际数据,应用DATAPRBS.mat里的 u_2 和 z_2 (分别为输入和输出),共500组数据.将这实际的500组输入输出数据用在改进BSO算法中,个体维度 $D = 6$,最大迭代次数设为500,其余参数与数值仿真中的设置一致.定义如下均方根误差RMSE来衡量辨识精度:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^L [y(k) - \hat{y}(k)]^2}{L}}$$

仿真结果如表2、图4和图5所示.

表2 算法辨识结果

f_1	f_2	f_3	b_1	b_2	b_3	RMSE
-2.5639	2.3394	-0.7516	0.0068	-0.0129	0.0734	0.2726

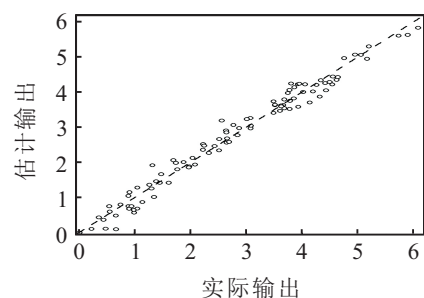


图4 系统输出曲线

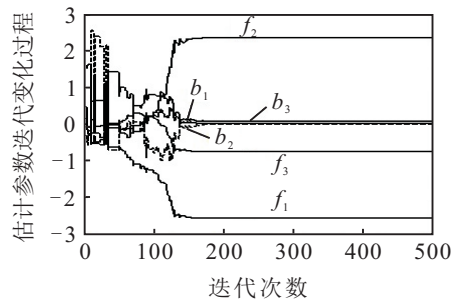


图5 参数变化过程

从表3和图4可以看出:参数估计误差较小,估计输出曲线基本可以拟合实际输出曲线,误差比较小;从图5可以看出,本文算法能够收敛到一个合适的参数,体现了该算法在实际系统应用中的有效性。

4 结 论

本文针对工业过程中一种常用的非线性系统—Wiener模型进行参数辨识,采用变异改进的头脑风暴优化算法将辨识问题转化为优化问题来估计全局最优值。通过仿真实验,将改进BSO算法的辨识结果与基本BSO算法和PSO算法对比分析,验证了此算法的辨识速度和精度。最后通过一个实际非线性系统的参数辨识验证了所提出算法的实用性。

参考文献(References)

- [1] Parker M D. Multidirectional in vivo characterization of skin using wiener nonlinear stochastic system identification techniques[J]. J of Biomechanical Engineering — Trans of the Asme, 2017, 139(1): 29-39.
- [2] Kou J Q, Zhang W W, Yin L M. Novel wiener models with a time-delayed nonlinear block and their identification[J]. Nonlinear Dynamics, 2016, 85(4): 2389-2404.
- [3] Amoli E R, Salehinia S, Ghoreishi M. Comparative study of expert predictive models based on adaptive neuro fuzzy inference system, nonlinear autoregressive exogenous and Hammerstein-Wiener approaches for electrical discharge machining performance: Material removal rate and surface roughness[J]. Proc of the Institution of Mechanical Engineers Part B-J of Engineering, 2016, 230(9): 1690-1701.
- [4] Hatanaka T, Uosaki K, Koga M. Evolutionary computation approach to wiener model identification[C]. Proc of IEEE Congress on Evolutionary. Piscataway: IEEE Press, 2002: 914-919.
- [5] 张艳, 李少远, 王笑波. 基于粒子群优化的Wiener模型辨识与实例研究[J]. 控制理论与应用, 2006, 23(6): 991-995.
(Zhang Y, Li S Y, Wang X B. Particle swarm optimal identification of Wiener model and a case study[J]. Control Theory & Applications, 2006, 23(6): 991-995.)
- [6] 张顶学, 关治洪, 刘新芝. 一种动态改变惯性权重的自适应粒子群算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(11): 1253-1257.
(Zhang D X, Guan Z H, Liu X Z. Adaptive particle swarm optimization algorithm with dynamically changing inertia weight[J]. Control and Decision, 2008, 23(11): 1253-1257.)
- [7] 熊伟丽, 许文强, 徐保国. 基于差分进化算法的Wiener模型辨识[J]. 控制工程, 2012, 19(5): 900-904.
(Xiong W L, Xu W Q, Xu B G. Differential evolution identification of Wiener model[J]. Control Engineering of China, 2012, 19(5): 900-904.)
- [8] 徐小平, 白博, 钱富才. 基于改进差分进化算法的Wiener模型辨识[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(1): 147-153.
(Xu X P, Bai B, Qian F C. Identification of wiener model based on improved differential evolution(SADE) algorithm[J]. J of System Simulation, 2016, 28(1): 147-153.)
- [9] 杨玉婷, 史玉回, 夏顺仁. 基于讨论机制的头脑风暴优化算法[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2013, 47(10): 1705-1711.
(Yang Y T, Shi Y H, Xia S R. Discussion mechanism based brain storm optimization algorithm[J]. J of Zhejiang University: Engineering Science, 2013, 47(10): 1705-1711.)
- [10] Shi Y. An optimization algorithm based on brainstorming process[J]. Int J of Swarm Intelligence Research, 2011, 2(4): 35-62.
- [11] Zhan Z H, Zhang J, Shi Y H. A modified brain storm optimization[C]. 2012 IEEE World Congress on Computational Intelligence. Brisbane: IEEE Computer Society, 2012: 10-15.
- [12] Prasad Y V R K, Rao K P, Sasidhara S. Hot working guide: A compendium of processing maps[M]. The United States of America: ASM Int. 2015: 1-625.
- [13] Wang Leyi, Yin G George, Zhang Jifeng, et al. System identification with quantized observations[M]. New York: Springer Science+ Business Media, 2010: 1-315.

(责任编辑: 齐 霁)