

# 基于粒子群算法的球磨机情感智能 自适应辨识算法

杨国亮, 余嘉玮, 鲁海荣, 梁礼明

(江西理工大学 电气工程与自动化学院, 江西 赣州 341000)

**摘要:** 制粉工艺在矿物加工工程技术中极其重要, 而球磨机正是其关键设备; 针对球磨机系统时变性、非线性的特点, 提出了采用大脑情感学习模型 (brain emotional learning, BEL) 对球磨机系统实现正向模型和逆模型辨识, 并利用粒子群算法 (PSO) 对整个参数空间进行高效并行搜索使参数最优化, 并给出球磨机系统数学模型辨识算法; 仿真结果表明, 改进方法可使模型输出与球磨机系统输出或输入达到一致, 具有模型辨识误差小、算法简单的特点。

**关键词:** 大脑情感学习模型; 粒子群算法; 球磨机; 系统辨识

## Emotional Intelligence Adaptive Identification Algorithm for Ball Mill System Based on Particle Swarm Optimization

Yang Guoliang, Yu Jiawei, Lu Hairong, Liang Liming

(School of Electrical Engineering & Automation Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi 341000, China)

**Abstract:** Milling process is extremely important in mineral processing engineering technology, ball mill is the key equipment. Based on the characteristics of time-varying, nonlinear in ball mill system, proposed use the BEL (Brain Emotional Learning) forward model and inverse model identification of ball mill system, use the PSO parallel search the entire parameter space can efficiently make the parameter optimization, and given mathematical model identification algorithm of ball mill system. The simulation results show that the improved method can make the model output and the ball mill system output or input to achieve consistently, it have the characteristics of model identification error small, the algorithm simple.

**Keywords:** brain emotional learning; PSO; ball mill; system identification

### 0 引言

球磨机作为矿料加工过程中进行物料粉碎的关键设备, 已经广泛应用在国内外的电厂、矿业、水泥等企业, 但使用中还存在着一些待解决的问题, 最为突出的是其是否能够运行在最佳工作点, 从而导致球磨机系统能耗升高、经济效益过差。随着工况的改变, 球磨机的数学模型会有一些的改变, 这导致准确建立球磨机的数学模型具有一定的难度, 一些基于模型的控制方法从而得到一定限制<sup>[1-2]</sup>。

大脑情感学习模型对大脑中的杏仁体 (Amygdala) 一眶额皮质 (Orbitofrontal Cortex) (A-O) 组织间的情感信息的传递方式进行模拟, 最终构建出情绪处理功能模型<sup>[3-4]</sup>。粒子群优化算法由于其算法高效、结构简单等特点, 受到越来越多的关注, 现在不仅可处理连续优化问题, 也可扩展到组合优化问题<sup>[5-11]</sup>。本文 BEL 模型和粒子群算法相结合, 采用 PSO-BEL 对球磨机系统实现正向模型和逆模型辨识。仿真结果表明, 改进的方法具有模型辨识误差小、算法简单的特点, 能够有效的在线对球磨机各种工况下的非线性输入输出进行辨识。

### 1 球磨机制粉系统

球磨机是火电厂、矿业、水泥等企业常用设备, 其原理是首先通过磨头将待磨物料整理后送入磨机, 被磨机粉磨后的物料经热空气的作用从磨机的尾部带出, 后经提升机送至选粉机, 选粉机将符合细度要求的生料和不符合细度要求的粗料, 分别送入磨机进行再次粉磨和排出。球磨机系统各物料量处在如下的关系<sup>[12]</sup>:

$$M = X + G + V(U = V)$$

其特性: 随着原料量  $X$  的增加, 出料量  $V$  逐渐增至最大值, 其后如果再继续增加原料量, 出料量反而会下降, 因堵磨将最终降为零。使用传统的建模方法, 由于原料量与出料量  $M$  之间的严重非线性关系, 导致准确求取模型较难。工艺图如图 1 所示。

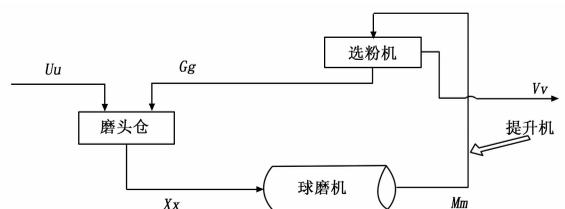


图 1 球磨机系统工艺图

收稿日期: 2014-10-09; 修回日期: 2014-11-20。

基金项目: 国家自然科学基金项目(51365017, 61305019); 江西省科技厅青年科学基金(20132bab11032)。

作者简介: 杨国亮(1973-), 男, 博士, 副教授, 主要从事智能控制、模式识别与图像处理方向的研究。

## 2 大脑情感学习模型

大脑情感学习模型结构如图 2 所示, 主要包括眶额皮质、杏仁体、感官皮质 (sensory cortex) 和丘脑 (thalamus) 等部分。由图可见由杏仁体和眶额皮质组成的 A—O 系统的外部刺激包括感官信号 SI、奖励信号 REW 以及丘脑信号  $A_{th}$ , 在系统内部均有对应节点接受。

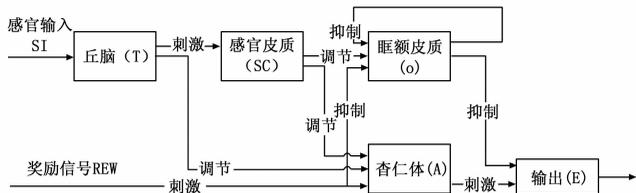


图 2 BEL 模型结构示意图

BEL 模型的输出为杏仁体的刺激加以眶额皮质的抑制, 即:

$$E = A - O = \sum_i A_i - \sum_i O_i \quad (1)$$

式中, A 为杏仁体的输出; O 为眶额皮质的输出。

### 1) 杏仁体组织的学习过程:

杏仁体刺激信号包括: 奖励信号 REW、感官刺激信号 SI 以及丘脑信号  $A_{th}$ 。其中  $SI = [SI_1, SI_2, SI_3, \dots, SI_m]$ ,  $A_{th}$  为 SI 内最大值  $A_{th} = \max(SI)$ 。

杏仁体内各个节点的输出为

$$A_i = SI_i \cdot V_i, A_{m+1} = A_{th} \cdot V_{m+1} \quad (2)$$

$i = 1, 2, \dots, m; V_i$  为节点  $A_i$  的权值。

杏仁体内权值 动态调节律:

$$\Delta V_i = \alpha(S_i \cdot \max(0, REW - \sum_j A_j)),$$

$$\Delta V_{th} = \alpha(A_{th} \cdot \max(0, REW - \sum_j A_j)) \quad (3)$$

式中,  $\alpha$  为学习率, 其大小会影响杏仁体学习速率。由式 (3) 可以看出  $\Delta V_i, \Delta V_{th}$  始终与  $SI_i$  保持正负一致, 即表明杏仁体接收了的情感刺激信号将被始终保持。

### 2) 眶额皮质的学习过程:

感官刺激信号和来自杏仁体的信号共同组成眶额皮质的刺激信号, 而不包括丘脑信号。眶额皮质内各个节点的输出:

$$O_i = SI_i \cdot W_i \quad (4)$$

式中,  $W_i$  为节点  $O_i$  的权值。眶额皮质内的学习是通过动态调节所有节点的权值来实现的, 权值  $W_i$  的调节律为

$$\Delta W_i = \beta \cdot SI_i \cdot \sum_j (E - REW) \quad (5)$$

式中,  $\beta$  为学习率。其中  $E = \sum_{i=1}^m A_i - \sum_{i=1}^m O_i$ 。式 (5) 可以看出, 眶额皮质为了能够抑制与修正杏仁体的学习, 使杏仁体较快的朝着期望值学习。 $\Delta W_i$  可正负取值。

## 3 基于 PSO 的球磨机系统 BEL 模型辨识算法

### 3.1 粒子群优化算法

粒子群优化算法是由 Kennedy 等人提出的一种演化计算算法。算法的基本原理可如下。 $m$  个粒子 (组成一个群体) 在 D 维的搜索空间中以一定的速度飞行是, 都会考虑其历史最好的点和群体内其他粒子的历史最好点, 在此基础上进行位置的变化。

第  $i$  个粒子的位置表示为:  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$

第  $i$  个粒子的速度表示为:  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}), 1 \leq i \leq m$

第  $i$  个粒子经历过的历史最佳点表示为:  $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$

群体内所有粒子所经历的最佳点表示为:  $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。

在每次迭代中, 粒子的位置和速度根据下面的方式进行变化:

$$v_{iD}^{k+1} = v_{iD}^k + c_1 \xi (p_{iD}^k - x_{iD}^k) + c_2 \eta (p_{gD}^k - x_{iD}^k) \quad (6)$$

$$x_{iD}^{k+1} = x_{iD}^k + v_{iD}^k \quad (7)$$

其中,  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子, 为正常数。 $\xi, \eta \in [0, 1]$ , 是在  $[0, 1]$  区间内的均匀伪随机数。此外  $V_{iD} \leq V_{max}$ , 即  $V_{max}$  限制了粒子的最大速度。

### 3.2 球磨机系统的 PSO—BEL 模型辨识算法

本文利用粒子群优化的大脑情感模型建立球磨机系统的正向模型和逆向模型。

如图 3 所示, 其为利用粒子群优化的大脑情感模型正向模型辨识结构。

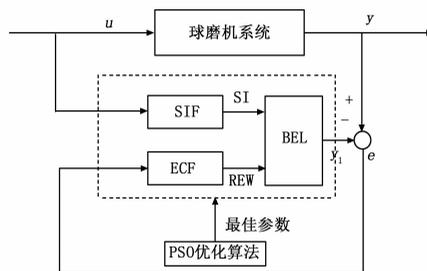


图 3 基于 PSO—BEL 的球磨机正向模型辨识结构

如图 4 所示, 其为利用粒子群优化的大脑情感模型逆向模型辨识结构。

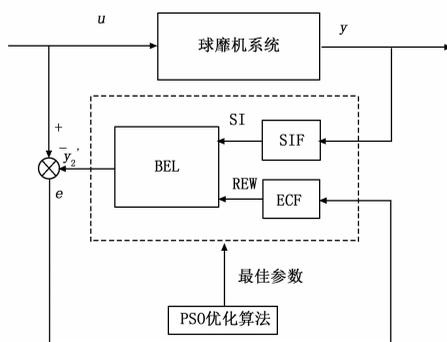


图 4 基于 PSO—BEL 的球磨机逆向模型辨识结构

其中, SIF 为感官输入函数 (sensory input function), ECF 为情感暗示函数,  $u$  为球磨机系统控制量输入,  $y_1$  (逆模型  $y_2$ ) 为 BEL 模型输出,  $y$  为球磨机系统的输出,  $e$  为  $y$  与  $y_1$  (逆模型  $u$  与  $y_2$ ) 的差值即辨识误差。

对于正向模型辨识 SI 和 REW 的选择如下形式:

$$SI = F(u) = k_1 u(t) \quad (8)$$

$$REW = k_2 e(t) + k_3 \int e(t) dt + k_4 \frac{de}{dt} \quad (9)$$

其中,  $k_1, k_2, k_3, k_4$  为权重调节系数。由此可见, 待优化参数有  $k_1, k_2, k_3, k_4$  以及 BEL 学习率  $\alpha, \beta$ , 即 6 维优化问题。

对于球磨机系统的逆模型辨识 SI 和 REW 选择如下形式:

表 1 正向辨识适应度变化表

迭代数	$k_1$	$k_2$	$k_3$	$k_4$	$\alpha$	$\beta$	$Fitness_{best}$
200	55.454 7	53.495 7	2.457 5	0.007 4	0.007 4	0.008 6	1.424 2e+05
400	80.457 8	60.767 7	1.875 5	0.013 6	0.009 4	0.005 2	1.181 7e+03
600	194.748 6	152.453 3	0.304 5	0.016 5	0.005 2	0.002 7	8.101 3
800	207.254 0	180.454 6	0.311 8	0.015 4	0.006 9	0.003 3	4.427 2
1 000	211.117 7	182.195 8	0.307 9	0.016 0	0.006 2	0.003 6	4.427 0

$$SI = F(y) = [r_1 y(t) \quad r_2 y(t)] \quad (10)$$

$$REW = r_3 e(t) + r_4 \int e(t) dt + r_5 \frac{de}{dt} \quad (11)$$

其中,  $r_1, r_2, r_3, r_4, r_5$  为权重调节系数。由此可见, 待优化参数有  $r_1, r_2, r_3, r_4, r_5$  以及 BEL 学习率  $\alpha, \beta$ , 逆模型辨识优化即 7 维函数优化问题。基于 PSO-BEL 的球磨机系统辨识包括基于 PSO 的 BEL 模型参数寻优与基于 BEL 的球磨机系统辨识两部分, 整个算法步骤如下。

### 3.2.1 基于 PSO 的 BEL 模型参数优化算法步骤

1) 设置迭代次数  $n=1$ , 随机初始化产生  $m$  个粒子, 第  $i$  个粒子的位置向量为  $x_i^n$ , 速度向量为  $v_i^n (1 \leq i \leq m, m$  为种群大小)

对于正向辨识来说  $D$  为 6, 即  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}]$ , 其中  $x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}$  分别对应一组参数  $k_1, k_2, k_3, k_4, \alpha, \beta$ 。

对于逆模型辨识来说  $D$  为 7, 即  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}, x_{i7}]$ , 其中  $x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}, x_{i7}$  分别对应一组参数  $r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, \alpha, \beta$ 。

2) 将以上所述每个粒子的位置向量代表的参数组作为感官输入函数和情感暗示函数的权值系数, 正向辨识根据式 (1) ~ (5), 逆模型辨识根据式 (8) ~ (11) 分别计算 BEL 模型输出, 然后根据下式计算适应度值

$$\text{正模型: } Fitness_i^n = \sum_t (y_1(t) - y(t))^2 \quad (12)$$

$$\text{逆模型: } Fitness_i^n = \sum_t (u(t) - y_2(t))^2 \quad (13)$$

3) 对比每个粒子的当前适应度值  $Fitness_i^n$  与其本身最佳适应度  $Fitness_{i\_best}^n$ , 若  $Fitness_i^n < Fitness_{i\_best}^n$ , 则  $Fitness_i^n = Fitness_{i\_best}^n, P_i = x_i^n$ ;

4) 用每个粒子当前适应度  $Fitness_i^n$  与粒子群体的历史最好适应度  $Fitness_{best}^n$  进行比较, 若  $Fitness_i^n < Fitness_{best}^n$ , 则  $Fitness_i^n = Fitness_{best}^n, P_g = x_i^n$ ;

5) 按照式 (6)、式 (7) 对每个粒子的速度向量、位置向量进行更新;

6) 令  $n=n+1$ , 进行下一次迭代, 返回步骤 (2) 直至达到最大迭代次数, 从而得到 BEL 模型的最优参数。

### 3.2.2 基于 BEL 模型的球磨机系统辨识算法步骤

当 PSO 优化算法达到最大迭代次数之后, 根据以下步骤进行辨识:

1) 根据迭代过程中最后得到的全局最优粒子得到相关参数, 对于正向辨识  $P_g = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}]$  向量每一列分别对应参数  $k_1, k_2, k_3, k_4, \alpha, \beta$ 。对于逆向辨识  $P_g = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6}, x_{i7}]$  向量每一列分别对应参数  $r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, \alpha, \beta, V_i, W_i, e$  初始化为 0;

2) 正向模型根据式 (8)、式 (9), 逆向模型根据式

(10)、式 (11) 计算 SI、REW;

3) 正向模型、逆向模型根据式 (1)、(2)、(4) 分别计算 BEL 模型输出  $y_1', y_2'$ ;

4) 计算  $y_1'$  与  $y, y_2'$  与  $u$  的差值分别得到正向、逆向辨识的误差值  $e$ ;

5) 返回 (2) 进入下个循环, 直到达到设定时间停止。

## 4 实验仿真与结果

根据本文的方法针对文 [11] 中的某球磨机系统进行仿真, 该球磨机数学模型为:  $y(k+1) = -3.02 + 0.3y(k) + 0.02y(k-1) + 0.018y^2(k) + 0.012y^2(k-1) + 0.2u(k-2) + 0.08u(k-3)$

在 PSO-BEL 正向辨识时, 粒子群算法中参数设置为: 粒子数  $N=60$ ; 学习因子  $c1=c2=2$ ; 迭代次数 1 000。1 000 次迭代过程中最佳适应度  $Fitness_{best}^n$  及各参数变化规律如下所示:

选取  $k_1, k_2, k_3, k_4, \alpha, \beta$  迭代次数为 1 000 时的取值, 进行正向模型辨识仿真, 并与径向神经网络辨识进行比较, 跟踪曲线、误差如图 5、图 6 所示。

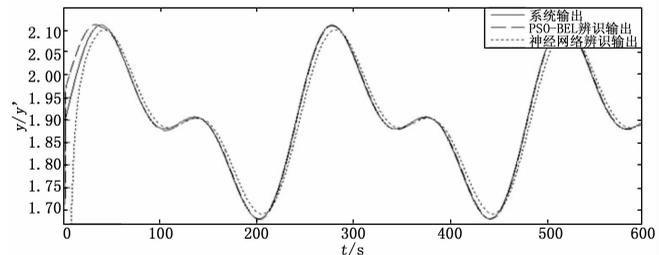


图 5 球磨机系统正向辨识结果

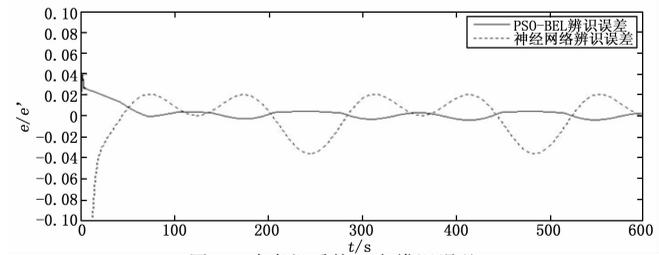


图 6 球磨机系统正向辨识误差

由上图可以看出 PSO-BEL 模型能够较好的跟踪系统的输出、误差较小、比较理想。

在 PSO-BEL 逆模型辨识时, 粒子群算法中参数设置为: 粒子数  $N=60$ ; 学习因子  $c1=c2=2$ ; 迭代次数 1 200。

1 200 次迭代过程中最佳适应度变化规律如表 2 所示。

选取迭代次数为 1 200 时的取值, 进行逆模型辨识仿真, 同样与径向神经网络逆模型辨识进行对比, 输出跟踪曲线、误差曲线如图 7、图 8 所示。

表 1 识别率

手势	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
识别率/(%)	99	100	95	97	99	98	92	96	100	99

本文将提出的方法应用在了无线通信发射控制系统上，首先通过用户编程来获取数据，然后经过 Zig2Serial USB 转串口信号转化板传给无线通讯模块 Zig-100 发射手势控制方向编码，接下来小车上的 Zig-100 无线通讯模块接收手势控制方向编码，传给小车控制系统，小车根据手势编码即可进行运动。

### 4 结束语

当今的人机交互技术已经成为了制约计算机应用和发展的一道瓶颈之一。本文利用 OPENCV 更好的图像处理技术以及实时的交互界面，设计了一种基于 OPENCV 的手势识别系统，并在系统中给出了 10 种简单手势的识别率，这说明本系统具有一定的实用性。可以推广到一些具体的应用领域。

### 参考文献:

[1] 关 然, 徐向民, 罗雅楠, 等. 基于计算机视觉的手势检测识别技术 [J]. 计算机应用与软件, 2013, 30 (1): 155-159.

[2] 陈锻生, 刘政凯. 肤色检测技术综述 [J]. 计算机学报, 2006, 29 (2): 194-207.

[3] 黄季冬. 动态手势识别技术研究及实现 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.

[4] 万海根, 肖海英, 邹 松, 等. 面向新一代大众游戏的手势交互技术 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23 (7): 1159-1165.

[5] Pavlovic V, Sharma R, Huang T. Visual interpretation of hand gestures for human-computer interaction: A review [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 19 (7), 677-695.

[6] Quek, F. Gesture, speech, and gaze cues for discourse segmentation [A]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. 2000. 247-254.

[7] 任雅祥. 基于手势识别的人机交互发展研究 [J]. 计算机工程与设计, 2006, 27 (7): 1201-1204.

[8] 李 健, 陈长明, 廖秋筠. 一种新的基于 OpenCV 的立体视觉三维测量方法 [J]. 计算机测量与控制, 2009 (12): 2403-2406.

(上接第 1645 页)

表 2 逆模型辨识适应度值变化

迭代数	$r_1$	$r_2$	$r_3$	$r_4$	$r_5$	$\alpha$	$\beta$	$Fitness_{best}$
300	1.5e+03	109.165	2.6546	0.0103	0.4188	4.2e-04	4.0e-04	1.1288e+07
600	6.8e+03	85.326	1.1656	0.0012	0.1567	4.4e-04	4.2e-04	3.5625e+04
900	5.2e+04	72.432	0.8469	0.0089	0.0849	5.1e-04	4.6e-04	167.6033
1200	5.6e+04	73.062	0.6613	0.0125	0.0518	8.2e-04	5.9e-04	6.1856

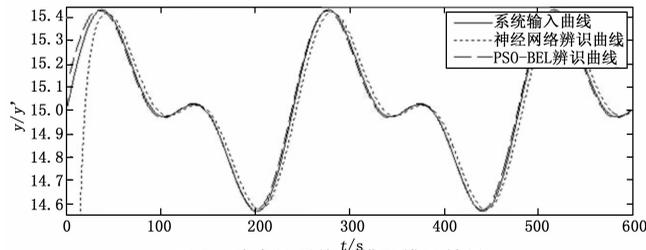


图 7 球磨机系统逆模型辨识结果

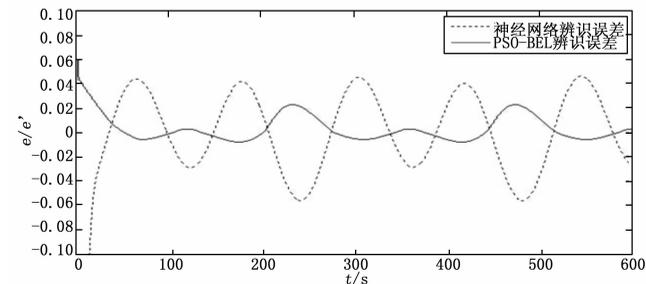


图 8 球磨机系统逆模型辨识误差

### 5 结论

本文通过粒子群优化算法优化最佳感官输入函数、情感暗示函数等参数，使大脑情感学习模型 BEL 在球磨机系统辨识中达到最佳效果。实验结果表明本文方法可使系统辨识精度提高，降低误差。对于实现球磨机基于模型控制方法的实现具有重要的意义。

### 参考文献:

[1] 李 丹. 球磨机制粉系统建模及其解耦控制研究 [D]. 吉林: 东北电力大学, 2014.

[2] 黄 希, 王 恒, 马海波, 等. 融合筒体振动的球磨机系统瞬态响应建模研究 [J]. 矿山机械, 2013, 41 (7): 63-67.

[3] Decety J, Michalska K J, Kinzler K D. The contribution of emotion and cognition to moral sensitivity: a neurodevelopmental study [J]. Cerebral Cortex, 2012, 22 (1): 209-220.

[4] Jain A, Tayal D, Sehgal N. Brain Emotional Learning Based Intelligent Controller and its Application to Jacketed Continuous Stirred Tank Reactor [J]. International Journal, 2013.

[5] Kennedy J. Particle swarm optimization [M]. Encyclopedia of Machine Learning. Springer US, 2010; 760-766.

[6] 郑太雄, 李 锐. 基于粒子群算法的汽车 ABS 控制器参数的优化设计 [J]. 机械科学与技术, 2007, 26 (9): 1172-1174.

[7] 张耀军, 谌昌强. 改进量子 PSO 算法的可约束车辆路径优化 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (9): 2875-2878.

[8] 徐玉杰. 粒子群算法的改进及应用 [D]. 南京: 南京师范大学, 2013.

[9] 叶志伟, 周 欣, 郑肇葆, 等. 产生“Tuned”模板的混沌粒子群算法 [J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2013 (1): 10-14.

[10] 曾 毅, 朱旭生, 廖国勇. 一种基于邻域空间的混合粒子群优化算法 [J]. 华东交通大学学报, 2013, 30 (3): 44-49.

[11] 李国柱. 基于 PSO 的测距模型参数估计三维定位算法 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (9): 2853-2855.

[12] 董毅峰, 王雪瑶. 基于神经网络的闭路球磨机产量控制方法研究 [J]. 煤矿机械, 2007, 28 (5): 40-42.