

文章编号: 1001-0920(2008)03-0297-05

## 铜闪速熔炼过程操作模式的智能优化

彭晓波, 桂卫华, 胡志坤, 李勇刚, 王凌云

(中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

**摘要:** 提出了基于模式分解的铜闪速熔炼操作模式智能优化方法, 描述需要在线决策的操作参数. 从历史样本集中筛选优化的样本组成模式, 采用基于聚类的方法进行模式分解, 通过混沌遗传算法对每个模式子集寻求操作模式的优化. 将该方法应用于铜闪速熔炼过程, 提高了铜闪速的操作水平.

**关键词:** 操作模式; 模式分解; 模式优化; 模糊神经网络; 混沌遗传算法; 铜闪速熔炼

**中图分类号:** TF80; TP183

**文献标识码:** A

## Operational pattern intelligent optimization for copper flash smelting process

PENG Xiao-bo, GUI Wei-hua, HU Zhi-kun, LI Yong-gang, WANG Ling-yun

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China. Correspondent: PENG Xiao-bo, E-mail: pengxiaobo88@yahoo.com.cn)

**Abstract:** An optimization method for copper flash smelting process based on the pattern decomposition is proposed, which describes operation parameters that need to be determined on line. The optimal samples set is filtered from the historical samples set to form pattern. Clustering is used to decompose patterns, and chaotic genetic algorithm is used to optimize each operation sub-pattern. This method is applied to copper flash smelting process to optimize its operation.

**Key words:** Operational pattern; Pattern decomposition; Pattern optimization; Fuzzy neural networks; Chaotic genetic algorithm; Copper flash smelting

### 1 引言

针对闪速熔炼过程具有多参数、非线性、强关联、大滞后、不确定性等特点, Goto 和 Maruyama 等<sup>[1-4]</sup>开发了符合热力学反应条件和物料衡算、热量衡算的操作参数优化模型. 然而, 由于数学模型是通过大量简化得到的, 很难应用数学模型来实现操作参数的优化.

许多学者对操作参数优化问题作了深入研究. 郝晓静等<sup>[5]</sup>采用线性规划方法建立高炉操作参数优化的数学模型, 实现了对焦比、焦炭负荷等参数的优化设定. Cherian 等<sup>[6]</sup>将神经网络用于粉末冶金过程单参数的优化选择. 胡志坤等<sup>[7]</sup>提出一种以神经网络和遗传算法为基础的参数寻优模型, 用以确定熔剂加入制度和鼓风制度. 但这些方法对于非线性极

强的复杂生产过程而言, 存在处理问题能力较弱, 神经网络的泛化和局部极小等问题.

本文针对以上问题, 提出了铜闪速熔炼过程操作模式智能优化方法. 该方法首先借助于数据挖掘中模式识别的思想, 将闪速熔炼过程中已知和需要调节的操作参数组成操作模式, 通过对操作模式进行模式分解获得模式子集; 然后采用混沌遗传算法和神经网络, 调整操作模式子集中可调整的操作参数, 优化操作模式子集, 使整个系统的指标得以优化. 结合闪速熔炼过程, 验证了该操作模式智能优化方法能很好地应用于铜闪速熔炼过程.

### 2 模式分解

#### 2.1 生产操作模式

闪速熔炼过程的操作参数之间相互关联, 且是

收稿日期: 2006-11-23; 修回日期: 2007-03-16.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60634020); 中国博士后科学基金项目(20060400885); 国家发改委专项基金项目(2004-1113-170); 湖南省自然科学基金项目(06FD007).

作者简介: 彭晓波(1974—), 男, 湖南株州人, 博士生, 从事复杂工业过程建模与优化控制等研究; 桂卫华(1950—), 男, 武汉人, 教授, 博士生导师, 从事大系统理论、鲁棒控制等研究.

强耦合的.将描述工艺状况的多个参数作为一个整体来考虑,即操作模式.

描述当前工艺状况的参数一般分为条件参数和决策参数.当前的生产过程可观测的参数  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 定义为条件参数;需要优化的参数  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_p\}$ , 定义为决策参数.其中  $m$  和  $p$  分别为条件参数和决策参数的数目.定义优化目标量为  $z$ , 它是单变量,一般为生产过程的质量或产量指标.

工业生产过程中的决策参数  $y$  优化目标控制量  $z$  的过程称为工业生产过程的优化操作模式.

If  $x_1 = \hat{x}_1, \dots, x_m = \hat{x}_m$  and  $z$  is optimal,

Then  $y_1 = \hat{y}_1, y_2 = \hat{y}_2, \dots, y_p = \hat{y}_p$ .

$\{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_p\}$  即为所求的优化操作模式.

### 2.2 模式分解方法

模式分解中采用模糊聚类的方法<sup>[8]</sup>.输入输出空间的划分决定了可得到多少个模式子集,一个模式子集对应于一个聚类.关系度  $F^j(x)$  可看作输入输出属于某个聚类中心的程度.如果  $X$  是新的输入,则设  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_p\}$  是包含  $p$  个输入输出数据的集合,每个点表示为

$$X^k = \{X_1^k, X_2^k, \dots, X_n^k, X_{n+1}^k, \dots, X_{n+m}^k\}.$$

其中:  $\{X_1^k, X_2^k, \dots, X_n^k\}$  是第  $k$  个输入输出数据对的输入矢量;  $X_{n+1}^k, \dots, X_{n+m}^k$  是相应的输出.

聚类算法的步骤如下:

Step1: 定义  $p$  个矢量  $v^k, k = 1, 2, \dots, p$ , 令  $v^k = X^k$ , 即  $X^k$  是  $v^k$  的初值.

Step2: 计算参考矢量  $v^k$  与比较矢量  $v^l$  之间的关系度

$$F^j(x) = \exp[-(v^k - v^l)^2 / \sigma_{ij}^2], \quad k = 1, 2, \dots, p, \quad l = 1, 2, \dots, p. \quad (1)$$

其中:  $(v^k - v^l)^2$  表示  $v^k$  与  $v^l$  之间的欧氏距离;

$\sigma_{ij}^2$  是高斯函数的方差,其值可通过性能指数均方误差来确定.

Step3: 改变  $v^k$  与  $v^l$  之间的关系度,使

$$F^j(x) = \begin{cases} 0, & F^j(x) < \epsilon; \\ F^j(x), & \text{其他.} \end{cases} \quad (2)$$

其中  $\epsilon$  是一个小的正实数,取  $\epsilon = 0.01$ .

Step4: 由下式计算  $w^k = \{w_1^k, w_2^k, \dots, w_{n+m}^k\}$ :

$$w^k = \frac{\prod_{i=1}^p F^i(x) v^i / \prod_{i=1}^p F^i(x)}{\prod_{i=1}^p F^i(x)}. \quad (3)$$

Step5: 如果所有矢量  $w^k$  与  $v^k (k = 1, 2, \dots, p)$  相同,则转 Step6;否则,令  $v^k = w^k$ ,返回 Step2.

Step6: 基于最终结果  $v^k, k = 1, 2, \dots, p$ , 可确定聚类的数目等于收敛矢量的数目.具有相同收敛矢量的原始数据被划为同一类,并使收敛矢量成为聚类的中心.

通过上述聚类算法,可将已知的模式集分为  $m$  个模式子集,并得到相应的聚类中心

$$C_j = (C_{1j}, \dots, C_{nj}, C_{n+1j}, \dots, C_{n+mj}), \quad j = 1, 2, \dots, m.$$

模式子集为

$$R_j: \text{If } x_1 \text{ is } A_{1j}^i(x_1) \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{nj}^i(x_n),$$

$$\text{Then } y_j = w_{ij}, \quad i, j = 1, 2, \dots, m. \quad (4)$$

其中  $m$  是模式子集的数目.

模式子集中前提部分的隶属函数  $u_{A_j^i}(x_i)$  用高斯函数表示为

$$u_{A_j^i}(x_i) = \exp[-(x_i - m_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2], \quad j = 1, 2, \dots, m. \quad (5)$$

其中  $m_{ij}$  和  $\sigma_{ij}$  分别为隶属函数的中心和方差,  $m_j = (m_{1j}, m_{2j}, \dots, m_{nj}) = (C_{1j}, C_{2j}, \dots, C_{nj}), j = (1, 2, \dots, n_j)$  通过计算第  $j$  类输入数据点与其聚类中心的偏差即可得到.模式子集中结论部分的  $w_{ij}$  表示为  $w_{ij} = C_{n+i,j}$ .

在模式子集初步建立起来以后,下一步要找出初步模式子集中高度相似的模式子集,然后将其去除.具体方法是利用隶属函数进行判断,假设两个模糊集  $A$  和  $B$  的隶属函数分别为

$$\begin{cases} u_A(x) = \exp[-(x_i - C_A)^2 / \sigma_A^2], \\ u_B(x) = \exp[-(x_i - C_B)^2 / \sigma_B^2]. \end{cases} \quad (6)$$

两个集合的并集为  $A \cup B$ , 隶属函数为

$$\mu_{A \cup B} = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)];$$

两个集合的交集为  $A \cap B$ , 隶属函数为

$$\mu_{A \cap B} = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)].$$

两个隶属函数的相似度用  $E(A, B)$  表示,计算如下:

$$E(A, B) = \frac{M|A \cap B|}{M|A \cup B|} = \frac{M|A \cap B|}{M|A| + M|B| - M|A \cap B|}, \quad (7)$$

$$M|A \cap B| = \frac{1}{2} \frac{h^2(C_A - C_B + \sqrt{(C_A + C_B)})}{\sqrt{(C_A + C_B)}} + \frac{1}{2} \frac{h^2(C_A - C_B - \sqrt{(C_A - C_B)})}{\sqrt{(C_A - C_B)}} + \frac{1}{2} \frac{h^2(C_A - C_B - \sqrt{(C_A + C_B)})}{\sqrt{(C_A - C_B)}}. \quad (8)$$

其中  $h(x) = \max(0, x)$ .

以  $E[\mu(m_{new}, m_{new}), \mu(m_j, m_j)] (1 \leq j \leq k)$  表示两个相似度,  $k$  为以前的模式子集划分数目.如果

$$E[\mu(m_{new}, m_{new}), \mu(m_j, m_j)] < \epsilon, \quad (9)$$

则新的模式子集成立,  $k = k + 1$ ; 如果式(9)不成立,则新的模式子集没有产生,把这个模式子集和与它最接近的模式子集合并.这里  $\epsilon$  为常数,取值为 0.5. 于是有



$$m_{\text{new}} = m_{\text{closest}} = \frac{m_{\text{new}} + m_{\text{closest}}}{2}, \quad (10)$$

$$m_{\text{new}} = m_{\text{closest}} = \frac{m_{\text{new}} + m_{\text{closest}}}{2}. \quad (11)$$

经过以上步骤,便可得到最后的模式子集.

### 3 闪速熔炼过程操作模式优化

生产过程操作模式智能优化的目的是为现场操作人员提供决策支持.利用操作模式之间的关系来描述工业过程复杂的内在关系,更符合操作人员的习惯.

#### 3.1 基于混沌遗传算法的操作模式优化

操作模式优化问题可描述为

$$\max f_{NN}(x_1, x_2, \dots, x_m, y_1, y_2, \dots, y_n), \quad (12)$$

其中  $f_{NN}$  为适应度函数.根据工艺分析,决策参数的取值范围为  $[a_i, b_i], i = 1, 2, \dots, n$ .操作模式优化的目的是以常量  $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ , 搜索出一组优化的操作模式  $y^* = (y_1^*, y_2^*, \dots, y_n^*)$ , 使目标量达到优化.

为了克服遗传算法早熟的现象,将混沌变量载入遗传算法过程.则混沌遗传优化算法<sup>[9]</sup>的参数优化步骤如下:

Step1: 选用下式所示的 Logistic 映射<sup>[10]</sup>:

$$a_i^{c+1} = \mu * a_i^c (1 - a_i^c), \quad (13)$$

并给式(13)赋以  $n$  个微小差异的初值,得到  $n$  个混沌变量.其中:控制参数  $\mu$  取值为 4;  $0 < a_i < 1$  为混沌变量;  $i = 1, 2, \dots, n$  为混沌变量的序号;  $c$  为迭代次数,依次取  $c = 1, 2, \dots, l$ , 可得到  $l$  个初始解群.

Step2: 按照下式:

$$y_i = h_i + d_i a_i^{c+1}, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (14)$$

将  $p$  个混沌变量  $a_i^{c+1}$  分别变换到相应的优化变量  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  的取值范围.其中  $h_i$  和  $d_i$  为变换常数.

Step3: 将式(12)作为适合度函数,已知条件参数  $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ , 便可计算出产生的适合度值,并对其进行降序排列.

Step4: 对各变量进行二进制编码,上一代群体中适应度最大的 10% 不参加复制、交叉和变异操作,直接带入下一代群体;另外的 90% 由 3 种操作产生,对子代群体进行解码.

Step5: 按适应度函数重新计算适应度值,对群体进行排序,求出适应度的平均值,并与最大值按下式进行比较:

$$|f_{NN}(X, Y)_{\text{average}} - f_{NN}(X, Y)_{\text{max}}| < \epsilon_1. \quad (15)$$

其中

$$f_{NN}(X, Y)_{\text{average}} = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l f_{NN}^j(X, Y),$$

$$f_{NN}(X, Y)_{\text{max}} = \max f_{NN}^j(x, y), \quad j = 1, 2, \dots, l.$$

式中  $\epsilon_1$  为预先给定的某个小正数.如果式(15)成立,则认为寻优过程结束,输出最优结果作为最优值;否则,继续运行.

Step6: 对于当前群体中适应度较小的 90% 对应的优化变量,按下式加一混沌扰动,并按式(14)映射为优化变量,进行迭代计算.

$$k = (1 - k) * k^* + k * k. \quad (16)$$

其中:  $k^*$  为当前最优解  $\{y_1^*, y_2^*, \dots, y_n^*\}$  映射到  $[0, 1]$  区间后形成的向量,称为最优混沌向量;  $k$  为当前的混沌向量,是混沌扰动;  $k$  为加随机扰动后,  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$  对应的混沌向量;  $k (0 < k < 1)$  采用自适应选取的方法,搜索初期需用较大的,接近最优点点需用较小的,具体可按下式确定:

$$k = 1 - [(1 - k) / k]^t. \quad (17)$$

其中:  $t$  为一整数,依具体优化目标函数而定;  $k$  为迭代次数.对某代群体中适应度较小的 90% 的个体进行混沌扰动,相当于对这些个体进行启发式变异操作,可减少遗传算法的进化代数,加快寻优速度.

Step7: 计算新的适合度,按适合度值对群体进行排序,求出适合度的平均值,并与最大值按下式进行比较:

$$|f_{NN}(X, Y)_{\text{average}} - f_{NN}(X, Y)_{\text{max}}| < \epsilon_2, \quad (18)$$

其中  $\epsilon_2$  为预先给定的某个小正数.如果式(18)成立,则认为寻优过程结束,输出最优值;否则,转向 Step4 继续进行.

由于无法根据机理模型来确定优化目标量与工艺参数之间的函数关系,采用神经网络来学习优化目标量与工艺参数之间的依赖关系,作为混沌遗传算法的评价函数.

#### 3.2 基于神经网络的评价函数

将模式子集中包含条件参数  $x$ , 决策参数  $y$  和优化目标量  $z$  的若干记录组成训练集合,采用神经网络来拟合工艺参数(条件参数和决策参数)与优化目标量的非线性函数关系.训练神经网络

$$z = f_{NN}(x_1, x_2, \dots, x_m, y_1, y_2, \dots, y_n).$$

其步骤如下:

Step1: 对于训练集合,首先分析现场情况,选择与决策参数有关的条件参数,形成原始数据集;然后将原始数据集按优化目标量  $z$  进行降序排列,选用前  $n$  个优秀的样本,形成训练样本集  $(x_n, y_n, z_n)$ , 其中  $n$  为训练样本集规模.

Step2: 将  $x_i$  和  $y_i$  按下式自标准化<sup>[11]</sup>为  $x_i$  和  $y_i$ :

$$x_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{j}, \quad y_{ij} = \frac{y_{ij} - \bar{y}_i}{j}. \quad (19)$$

表1 鼓风氧操作模式优化的应用实例

铜矿量/t	铜矿含铜量/%	冰铜品位/%	铁硅比	鼓风量/实际值/(m <sup>3</sup> /h)	鼓氧量/实际值/(m <sup>3</sup> /h)	冰铜温度/
120	24.10	58.53	1.31	35 628/37 191	14 708/14 692	1 235
125	23.95	58.41	1.31	36 053/40 837	15 296/14 530	1 233
130	24.23	58.23	1.28	37 597/42 326	15 784/15 089	1 239
135	22.83	57.93	1.26	31 900/30 305	17 277/18 978	1 197
140	23.48	58.66	1.28	38 658/39 143	17 896/19 419	1 249
145	23.57	58.46	1.32	40 476/38 095	18 789/19 468	1 238
150	23.89	58.30	1.30	40 752/39 043	19 143/20 220	1 219
155	24.06	58.31	1.30	40 244/39 192	19 649/20 346	1 214
160	24.40	58.28	1.29	39 737/38 942	20 156/21 373	1 211

并将优化目标量  $z_i$  归一到  $[0, 1]$  范围内, 记为  $z_i$ . 其中:  $\bar{x}_j$  和  $s_j$  分别为  $n$  个训练样本中条件参数第  $j$  变量的平均值和标准偏差,  $\bar{y}_j$  和  $s_j$  分别为  $n$  个训练样本中决策参数第  $j$  变量的平均值和标准偏差.

Step3: 建立基于神经网络的目标变量预报模型. 首先以  $(x, y)$  共  $m + p$  个变量为输入, 以优化目标量  $z$  为单变量输出, 确定神经网络隐层的单元数; 然后利用BP神经网络来学习输入变量和目标量的映射关系  $z = f_{NN}(x, y)$ , 其中  $f_{NN}$  为神经网络学习确定的函数关系.

训练好的神经网络结构如图1所示. 将训练好的神经网络作为混沌遗传算法的操作模式寻优的适应度函数, 克服了优化问题需要建立精确数学模型的难题.

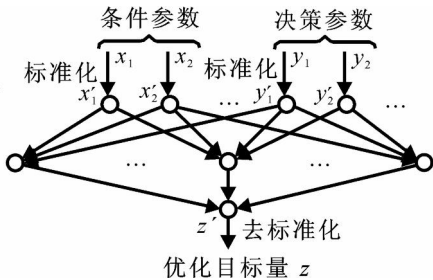


图1 工艺参数和优化目标量的网络结构

#### 4 工业生产应用

为了验证该操作模式智能优化方法的有效性, 将其应用于某冶炼厂闪速炉控制系统. 鼓风氧操作模式优化的应用实例(只列出几个主要参数) 如表1所示. 在鼓风氧制度优化中, 以冰铜温度作为衡量鼓风制度优化决策的目标控制量. 冰铜品位、铁硅比、铜矿投入量、铜矿品位, 共有4个条件参数  $\{x_1, x_2, x_3, x_4\}$ ; 决策参数为喷入闪速炉的风量和氧量, 定义为  $\{y_1, y_2\}$ .

从表1可以看出, 优化的风氧量与操作人员的操作思路基本相吻合. 在冰铜品位基本相同的情况

下, 进一步节约了成本. 综合考虑风氧量成本, 综合成本可节约1.2%~1.5%. 使用本文的优化方法, 在相同的铜矿投入量和铜含量等条件下, 鼓入相同的风氧能有效提高冰铜产量. 当冰铜品位较高时, 可使矿渣中的铜含量保持在较低的水平, 减少了铜的流失, 达到提高生产、节约成本的目的.

在相同的风氧条件下, 所得到的冰铜品位百分数如图2所示. 图中实线为实际冰铜品位值, 虚线为操作模式智能优化值. 可以看出, 优化值大多情况下高于或接近实际值, 获得了更高的冰铜产量.

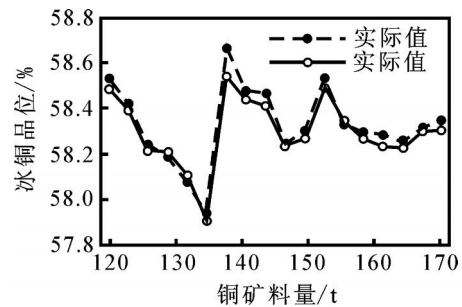


图2 冰铜产量对比

冶炼厂闪速炉系统的运行结果表明: 使用该操作模式优化系统, 可在不改变任何设备的情况下, 提高了闪速炉的冰铜产量; 在冰铜产量相同的情况下, 减少了所需的风氧量, 节约了成本.

#### 5 结论

本文借助于数据挖掘中模式识别的思想, 将闪速熔炼过程已知和需要调节的工艺参数组成操作模式. 首先通过模式分解, 获得一定数量的模式子集; 然后采用基于神经网络和混沌遗传算法的操作模式优化, 使模式子集的指标得到优化. 针对铜闪速熔炼过程的具体情况, 开发了铜闪速熔炼操作模式优化系统. 系统运行结果表明, 该系统可避免操作人员的主观性和随意性, 适应频繁变化的工况, 有效地提高产品产量和节约生产成本.

## 参考文献(References)

- [1] Maruyama T, Furui N, Hamamoto M, et al. On the evolution of mathematical modeling of single-step flash smelting of copper concentrates [J]. Progress in Computational Fluid Dynamics, 2005, 5(3-5): 207-221.
- [2] Li Xin-feng, Mei Chi, Xiao Tian-yuan. Numerical modeling of Jinlong CJD burner copper flash smelting furnace [J]. J of Beijing University of Science and Technology, 2002, 9(6): 417-421.
- [3] Goto S. Equilibrium calculations between matte slag and gaseous phases in copper smelting copper metallurgy-practice and theory [P]. London: Institute of Mining and Metallurgy, 1974: 23-29.
- [4] 吴扣根, 洪新. 冰铜富氧吹炼工艺的模型开发与应用[J]. 有色金属, 1999, 51(2): 40-46.  
(Wu Kou-gen, Hong Xin. Development and application of the model of matter converting techniques [J]. Nonferrous Metals, 1999, 51(2): 40-46.)
- [5] 郝晓静, 杜钢. 高炉操作参数优化数学模型[J]. 材料与冶金学报, 2002, 1(2): 120-123.  
(Hao Xiao-jing, Du Gang. Mathematical optimization model for blast furnace operation[J]. J of Materials and Metallurgy, 2002, 1(2): 120-123.)
- [6] Cherian R P. A neural network approach for selection of powder metallurgy materials and process parameters[J]. Artificial Intelligence in Engineering, 2000, 14(1): 39-44.
- [7] 胡志坤, 桂卫华, 彭小奇, 等. 铜钨吹炼过程操作参数优化决策模型研究[J]. 有色冶金设计与研究, 2003, 24(增1): 120-124.  
(Hu Zhi-kun, Gui Wei-hua, Peng Xiao-qi, et al. Study on optimization decision for operation parameters in the process of matter converting [J]. Nonferrous Metals Engineering & Research, 2003, 24(S1): 120-124.)
- [8] Wong C C, Chen C C. A hybrid clustering and gradient descent approach for fuzzy modeling[J]. IEEE Trans on System, Man and Cybernetics: Part B, 1999, 29(6): 686-693.
- [9] 姚俊峰, 梅焱, 胡志坤, 等. 混沌遗传算法及其应用[J]. 系统工程, 2001, 19(1): 70-74.  
(Yao Jun-feng, Mei Chi, Hu Zhi-kun, et al. Chaotic genetic algorithm and its application [J]. Systematic Engineering, 2001, 19(1): 70-74.)
- [10] 李兵, 蒋慰孙. 混沌优化方法及其应用[J]. 控制理论与应用, 1997, 14(4): 163-165.  
(Li Bing, Jiang Wei-sun. Chaos optimization method and its application [J]. Control Theory and Applications, 1997, 14(4): 163-165.)
- [11] 刘洪霖, 包宏. 化工冶金过程人工智能优化[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1999.  
(Liu Hong-lin, Bao Hong. Artificial intelligent optimization in the process of chemical engineering and metallurgy[M]. Beijing: Metallurgic Industrial Press, 1999.)
- (上接第 296 页)
- [2] Cheng Chang, Rashid Ansari. Kernel particle filter for visual tracking [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(3): 242-245.
- [3] Tadesse Ghirmai, Mónica F Bugallo, Joaquín Míguez, et al. A sequential Monte Carlo method for adaptive blind timing estimation and data detection [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(8): 2855-2865.
- [4] Tao Wei, Huang Yufei, Philip Chen. Particle filtering for adaptive sensor fault detection and identification[C]. Proc of the 2006 IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Orlando, 2006: 3807-3812.
- [5] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波算法综述[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 361-362.  
(Hu Shi-qiang, Jing Zhong-liang. Overview of particle filter algorithm[J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 361-362.)
- [6] Petar M Djuric, Jayesh H Kotecha, Jianqui Zhang, et al. Particle filtering [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(5): 19-38.
- [7] Cody Kwok, Dieter Fox, Marina Meila. Real-time particle filters[J]. Proc of the IEEE, 2004, 92(3): 471-472.
- [8] 胡朝阳, 文福拴. 免疫算法与其它模拟进化优化算法的比较研究[J]. 电力情报, 1998, (1): 61-73.  
(Hu Zhao-yang, Wen Fu-shuan. Research on immune algorithm compared with other simulation evolution optimization algorithm [J]. Information on Electric Power, 1998, (1): 61-73.)
- [9] 李茂军, 罗安, 童调生. 人工免疫算法及其应用研究[J]. 控制理论与应用, 2004, 21(2): 153-154.  
(Li Mao-jun, Luo An, Tong Tiao-sheng. Artificial immune algorithm and its applications [J]. Control Theory & Applications, 2004, 21(2): 153-154.)
- [10] 莫以为, 萧德云. 进化粒子滤波算法及其应用[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(2): 269-270.  
(Mo Yi-wei, Xiao De-yun. Evolutionary particle filter and its application [J]. Control Theory & Applications, 2005, 22(2): 269-270.)
- [11] Sanjeev Arulampalam, Simon Maskell, Neil Gordon. A tutorial on particle filters for online non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.