

文章编号: 1001-0920(2013)04-0590-05

## 一种双种群协同进化算法在湿法炼锌过程中的应用

熊富强, 桂卫华, 阳春华, 李勇刚

(中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

**摘要:** 为了求解针铁矿法沉铁过程的多目标协调优化模型, 从提高全局寻优能力和解的精度出发, 提出一种基于改进全局搜索量子进化算法和局部搜索差分进化算法的双种群协同进化算法. 数值仿真验证了该进化算法具有较好的收敛性和求解精度; 典型工况的仿真优化结果表明了该多目标协调优化模型指导实际生产的可行性, 以及所提出算法的有效性.

**关键词:** 湿法冶锌; 针铁矿法; 协调优化; 协同进化

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## A double population co-evolution algorithm for process of zinc hydrometallurgy

XIONG Fu-qiang, GUI Wei-hua, YANG Chun-hua, LI Yong-gang

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China. Correspondent: LI Yong-gang, E-mail: liyonggang@csu.edu.cn)

**Abstract:** In order to solve the multi-objective coordination optimization model of iron precipitation by the goethite process, and improve the ability of global optimization and the accuracy of the reconciliation, a double population co-evolution algorithm is proposed, which is composed of improved global searching quantum evolution algorithm based on the sharing function and partial searching difference evolution algorithm based on the individual similarity. Through numerical simulations, it is proved that the evolutionary algorithm has better convergence and solution accuracy. The simulation results of typical operating condition show that the multi-objective coordinated optimization model can guide the actual production feasibly, and the proposed algorithm can solve the model effectively.

**Key words:** zinc hydrometallurgy; goethite process; cooperative optimization; co-evolution

### 0 引言

在实际工程的优化控制问题中, 多目标协调优化因为通过优化状态变量使整个过程控制达到全局最优而备受青睐, 它已被成功地应用于各个行业的自动化领域中, 如电力<sup>[1]</sup>、化工<sup>[2]</sup>和冶金<sup>[3]</sup>等. 由于针铁矿法沉铁过程具有多输入、多输出、长流程和多约束等特点, 其过程的状态变量优化需要建立多目标协调优化模型, 从而实现各反应器中氧气流量和pH值的优化设定.

差分进化算法是针对连续变量的优化问题提出的, 与目标函数的导数无关, 对解的搜索具有随机性, 善于处理具有高维、高度非线性和不可微等特性的函数优化问题. 为了提高差分进化算法的全局寻优和局

部寻优能力, 人们对差分进化算法的种群多样性<sup>[4]</sup>和交叉及变异算子<sup>[5]</sup>作了大量的研究和改进.

本文针对求解问题的复杂性和差分进化收敛慢的特点, 借鉴协同进化和量子计算的思想, 采用基于量子进化算法和带局部搜索的差分进化算法的双种群协同进化算法求解针铁矿法沉铁过程的多目标协调优化模型, 在保证解空间多样性的前提下, 实现对解的全局搜索和局部搜索的协同进化. 数值仿真表明, 该算法能得到精度较高的全局最优解; 实例分析结果表明, 通过该协调优化模型求得的全局最优解能满足针铁矿法沉铁过程的优化运行, 并能给企业带来较好的经济效益.

收稿日期: 2011-09-19; 修回日期: 2012-04-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60874069); 国家863计划项目(2009AA04Z137); 湖南省自然科学基金项目(09JJ3122); 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-08-0576).

作者简介: 熊富强(1984—), 男, 博士生, 从事工业过程预测与优化控制的研究; 桂卫华(1950—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程建模与优化、大系统理论与应用等研究.

## 1 双种群协同进化算法

### 1.1 基于 sharing 函数改进的量子进化算法

量子进化算法<sup>[6]</sup>是一种新的基于量子理论的进化算法,它采用量子编码方式,在算法的搜索过程中能利用当前最优解的信息,避免了盲目性的搜索,从而增大了收敛到全局最优解的概率。

#### 1.1.1 量子编码

在实际的工程求解中,决策变量的范围大多是实数.首先假设决策变量为

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n), x_i \in [a, b], i = 1, 2, \dots, n; \quad (1)$$

然后采用下式:

$$\alpha_i = \frac{x_i - a}{b - a}, \beta_i = \sqrt{1 - \alpha_i^2}, i = 1, 2, \dots, n, \quad (2)$$

将决策变量的范围映射到(0,1)中.同时,为了对解的适应度值进行评价,需要进行反映射,反映射采用下式进行:

$$x_i = (b - a)\alpha_i + a, i = 1, 2, \dots, n. \quad (3)$$

#### 1.1.2 基于 sharing 函数的适应度更新函数<sup>[7]</sup>

为了进一步提高量子进化算法的全局搜索能力,本文采用 sharing 优化函数对种群个体(反映射得到的实数解)进行保优,并且当陷入同一局部最优时,通过个体的新适应度值来调整个体的位置.基于 sharing 函数的新适应度函数为

$$f_{\text{new}} = \begin{cases} f(x)d_{\text{radius}}/d(i, j), & d(i, j) \leq d_{\text{radius}}; \\ f(x), & d(i, j) > d_{\text{radius}}. \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $d_{\text{radius}}$  为种群中个体的半径,  $d(i, j)$  为个体  $i$  与局部最优个体  $j$  之间的欧几里德距离,  $f(x)$  为目标函数.

#### 1.1.3 改进的量子进化算法步骤

改进的量子进化算法的具体步骤如下:

Step 1: 初始化种群  $S_1$  及相关参数;

Step 2: 决策变量的映射,采用全干扰交叉进行量子交叉;

Step 3: 采用量子旋转门进行量子变异;

Step 4: 决策变量的反映射,计算适应度值,选择最佳个体,进行基于 sharing 函数的适应度更新;

Step 5: 判断  $G_{S_1} > G_{S_1 \text{max}}$ ,若是,则算法结束,否则转 Step 2.

## 1.2 改进的带局部搜索的差分进化算法

### 1.2.1 差分进化算法

差分进化(DE)算法是一种采用实数矢量编码的算法,具有随机搜索、受控参数少和全局鲁棒性等特点.DE算法的操作步骤为变异、交叉和选择.本文采用文献[8]中改进的变异伸缩因子和交叉概率因子,

并采用贪婪选择策略产生子代个体.

### 1.2.2 改进的带局部搜索的差分进化算法

由于局部搜索算法会使解的多样性变差,容易陷入局部最优,本文引入对个体相似度的评价来保证在陷入局部最优前结束局部搜索.在局部搜索过程中,进行  $n$  次个体交叉得到个体集合  $C = \{X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n\}$ ,  $n \in N$ , 以及  $n$  次交叉操作后得到最优个体  $X_{k\text{best}}$ ,  $k \in (1, 2, \dots, n)$ , 其相似度评价方法如下:

$$\text{sim}(X_{k\text{best}}, X_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{j=1}^D \left( \frac{X_{k\text{best},j} - X_{i,j}}{p_{jh} - p_{jl}} \right)^2}. \quad (5)$$

其中:  $n$  为局部搜索的次数;  $D$  为优化变量维数;  $X_{k\text{best}}, X_i$  分别表示  $n$  次交叉操作后的最优个体和第  $i$  个个体;  $p_{jh}, p_{jl}$  分别为第  $j$  个变量的取值上下限.当所有相似性个体数超过个体集合  $C = \{X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n\}$  ( $n \in N$ ) 个体总数的 50% 时,结束局部寻优,重新进行 DE 操作,局部搜索算法的具体步骤见文献[9].

### 1.3 自适应混沌迁移算子

文献[10-11]充分考虑了混沌表现出来的随机搜索性,提出了混沌迁移算法,但在混沌迁移的过程中没有考虑迭代次数对子种群多样性需求的影响,因此本文提出一种自适应混沌迁移算法,随着迭代次数自适应地选择迁移种群,以有效保证算法寻优后阶段的收敛性.

首先,采用下式计算迁移种群规模:

$$N_{\text{mgt}} = cN_p \left( 1 - \frac{G}{G_{\text{max}}} \right). \quad (6)$$

其中:  $c \in R$  为迁移参数,  $G_{\text{max}}$  为最大进化次数.然后,对子种群中的  $N_{\text{mgt}}$  个个体进行位置交换,即

$$P_{S'_1}(\omega(k)) \leftrightarrow P_{S'_2}(\omega(k)), k = 1, 2, \dots, N_{\text{mgt}}. \quad (7)$$

其中:  $P_{S'_1}(\omega(k)), P_{S'_2}(\omega(k))$  分别表示新的子种群  $S'_1$  和  $S'_2$  的第  $\omega(k)$  个个体.

### 1.4 双种群协同进化算法流程

双种群协同进化算法(DPCOEA)的具体步骤如下:

Step 1: 给定协同进化算法种群规模  $N_S$  和最大进化次数  $G_{\text{max}}$ ;

Step 2: 将初始种群分为两个独立进化的子种群  $S_1$  和  $S_2$ , 初始化相关参数;

Step 3: 对  $S_1$  种群中的个体进行  $G_{S_1 \text{max}}$  次量子进化计算操作,得到新的个体  $S'_1$ ;

Step 4: 对  $S_2$  种群中的个体进行  $G_{S_2 \text{max}}$  次带局部搜索的差分进化操作,得到新的个体  $S'_2$ ;

Step 5: 利用自适应混沌迁移算子进行新种群  $S_1'$  和  $S_2'$  之间的信息交流;

Step 6: 检查终止条件(通常指达到最大的迭代次数或任意一个种群中最优个体的优化目标函数值保持不变),若上述条件满足,则终止迭代,输出最优解和适应度值,否则返回 Step 3.

### 1.5 数值仿真

选取文献[12]中的3个标准测试函数,如表1所示,测试函数的维数均为30.将文献[13]中的IQEA算法和文献[14]中的CPASADE算法与本文的DPCOEA算法作比较,其中DPCOEA算法的相关参数设置如下:种群规模  $N_S = 100$ ,各子种群的种群规模  $N_p = 50$ ,  $G_{S_1 \max} = G_{S_2 \max} = 1000$ ,  $G_{\max} = 2000$ ,  $d_{\text{radius}} = 1e-5$ ,  $\delta = 0.025\pi$ ,  $k = 20$ ,  $F_{\max} = 1$ ,  $F_{\min} = 0.5$ ,  $CR_{\max} = 1$ ,  $CR_{\min} = 0.5$ ,  $c = 0.5$ ,  $d = g \in [1e-3, 1e+3]$  上对数均匀分布取值.每个测试函数进行50次独立仿真实验,仿真结果如表2所示.

表1 测试函数

测试函数	$S_0$	$f_{\min}$
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n ( x_i + 0.5 )^2$	$[-100, 100]^n$	0
$f_2(x) = -\sum_{i=1}^n (x_i \sin \sqrt{ x_i })$	$[-500, 500]^n$	-12 569.5
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	$[-5.12, 5.12]^n$	0

表2 测试函数的仿真结果

测试函数	均值(标准差)		
	IQEA	CPASADE	DPCOEA
$f_1(x)$	0.851 4 (1.524 7)	0.412 5 (1.411 9)	0.000 0 (0.000 0)
$f_2(x)$	-9 972.412 1 (517.429 0)	-10 214.226 (491.728 5)	-10 857.000 (452.367 2)
$f_3(x)$	22.174 9 (11.921 4)	18.459 6 (9.841 9)	10.241 0 (8.469 8)

数值仿真实验表明,尽管本文提出的算法在寻优的迭代次数上效率不高,但在全局搜索和局部搜索协调进行的情况下,DPCOEA算法能确保寻优过程快速收敛,同时使寻优空间尽量地遍历整个寻优范围,并通过不断地局部寻优来保证较高的收敛精度.

## 2 针铁矿法沉铁过程的多目标优化模型及求解

### 2.1 针铁矿法沉铁过程的多目标优化模型

针铁矿法沉铁过程的生产工艺中,在通入1#~5#反应器的氧气流量可控和1#~3#反应器的pH值可控的前提下,从降低氧耗量和提高铁渣铁含量的角度出发,基于针铁矿法沉铁过程的CSTR模型和文献[15]中提出的一种铁渣铁含量的预测模型,建立针

铁矿法沉铁过程的多目标优化函数.

如果设优化参数为

$$x_{\text{set}} = [F_{O_2i}, \text{pH}_j], i = 1, 2, \dots, 5, j = 1, 2, 3. \quad (8)$$

其中:  $F_{O_2i}$  为通入反应器的氧气流量;  $\text{pH}_j$  为1#, 2#, 3#反应器出口的pH值.则有

$$\begin{aligned} & \min J_1, \max y_{C_{\text{Fe}\%}}; \\ & \text{s.t. } J_1 = \sum_{l=1}^5 F_{O_2l}, \\ & y_{C_{\text{Fe}\%}} = f(x_1, x_2, x_3, x_4, q, \text{pH}_j, \text{pH}_4, \text{pH}_5, F_{O_2l}), \\ & i = 1, 2, \dots, 5, j = 1, 2, 3. \end{aligned} \quad (9)$$

其中:  $y_{C_{\text{Fe}\%}}$  为铁渣铁含量;  $x_1, x_2, x_3, x_4$  分别为1#反应器入口的  $\text{Fe}^{2+}$  的浓度、 $\text{Fe}^{3+}$  的浓度、pH值和  $\text{Cu}^{2+}$  的浓度;  $q$  为1#反应器入口的平均总流量.

### 2.2 模型求解及实例分析

在针铁矿法沉铁过程的多目标协调优化模型中,因铁渣铁含量求的是最大值,不方便求解,故将最大化目标转化成最小化目标,即

$$\min J_2 = 1 - y_{C_{\text{Fe}\%}}, \quad (10)$$

其中  $y_{C_{\text{Fe}\%}} \in (0, 1)$ . 则多目标协调优化模型可以转化为

$$\min (J_1, J_2). \quad (11)$$

s.t.

$$\begin{aligned} \frac{dx_{i1}}{dt} &= \frac{q(x_{i1\text{in}} - x_{i1})}{V} - (\log(\lambda F_{O_2i} + 1))kx_{i1}x_{i3}, \\ \frac{dx_{i2}}{dt} &= \frac{q(x_{i2\text{in}} - x_{i2})}{V} + \\ & ((\log(\lambda F_{O_2i} + 1))kx_{i1}x_{i3} - k_2x_{i2}), \\ \frac{dx_{i3}}{dt} &= \frac{q(x_{i3\text{in}} - x_{i3})}{V} + (k_2x_{i2} - (\log(\lambda F_{O_2i} + 1)) \times \\ & kx_{i1}x_{i3} - \frac{3m_i}{\rho}k_Lx_{i3}), \\ & 0 \leq t \leq (V/q); \end{aligned}$$

$$x_{11\text{in}} - x_{11} \leq$$

$$K_{\text{sp}}/[10^{-3 \log x_{13} - 36} \times (1 - k_{\text{hy}1})] - x_{12\text{in}},$$

$$x_{21\text{in}} - x_{21} \leq$$

$$K_{\text{sp}}/[10^{-3 \log x_{23} - 36} \times (1 - k_{\text{hy}2})] - x_{22\text{in}},$$

$$x_{33} \geq x_{43} \geq x_{53}, x_{31} \leq 1.5, x_{51} \leq 0.5,$$

$$x_{51} + x_{52} \leq 1, 10^{-4} \leq x_{53} \leq 10^{-3.5}, 0 \leq q \leq 360,$$

$$F_{O_2i \text{ min}} \leq F_{O_2i} \leq F_{O_2i \text{ max}}, x_{l3 \text{ min}} \leq x_{l3} \leq x_{l3 \text{ max}}.$$

其中:  $x_{i1\text{in}}$  表示各反应器入口的  $\text{Fe}^{2+}$  浓度,  $x_{i1}$  表示各反应器出口的  $\text{Fe}^{2+}$  浓度;  $x_{i2\text{in}}$  表示各反应器入口的  $\text{Fe}^{3+}$  浓度,  $x_{i2}$  表示各反应器出口的  $\text{Fe}^{3+}$  浓度;  $x_{i3\text{in}}$  表示各反应器入口的  $\text{H}^+$  浓度,  $x_{i3}$  表示各反应器出口的  $\text{H}^+$  浓度;  $F_{O_2i}$  为各反应器所添加氧气的流

量;  $m_i$  为焙砂每小时的添加量; 各反应器的有效反应体积为  $V$ ;  $\rho$  为焙砂密度;  $\lambda, k_2, k_L$  为待辨识参数; 溶度积  $K_{sp}$  主要是用来描述  $Fe(OH)_3$  的溶解平衡问题;  $k_{hyi}$  为高铁离子的水解率常数;

$$F_{O_2i \min} = F_{O_2i \text{center}}(1 - (q/q_{\max})^2),$$

$$F_{O_2i \max} = F_{O_2i \text{center}}(1 + (q/q_{\max})^2),$$

$$i = 1, 2, \dots, 5,$$

$F_{O_2i \text{center}}$  为氧流量聚类中心;  $q_{\max}$  为1#反应器入口最大总流量. 为了对多目标优化模型求解, 本文根据线性加权和的方法, 对目标函数进行加权处理. 由于  $J_1$  和  $J_2$  的两个目标函数的量纲不一样, 需对  $J_1$  进行如下归一化处理:

$$J'_1 = \frac{J_1 - J_{1 \min}}{J_{1 \max} - J_{1 \min}}. \quad (12)$$

其中:  $J_{1 \min}$  为目标函数  $J_1$  的最小值,  $J_{1 \max}$  为目标函数  $J_1$  的最大值. 因此可以将目标函数(11)转换为

$$\min w_1 J'_1 + w_2 J_2. \quad (13)$$

其中:  $w_1 = 0.5, w_2 = 0.5$ .

本文针对表3给出的针铁矿法沉铁过程的4种典型工况作了仿真研究, 优化结果如表4和表5所示. 由表4和表5可见, 随着沉铁反应器中亚铁离子浓度的降低, 氧气的有效浓度也随之降低, 尽管最后两个反应器中需要氧化的亚铁离子比前3个反应器都要少, 但氧气的流量必须增大才能有较好的氧化效果. 其中, 根据多目标模型得到的氧气消耗总量比实际工业运行的氧气消耗总量节约成本约20%左右, 如表6所示. 结果表明该多目标优化模型能较好地指导实际工业生产.

表3 针铁矿法沉铁过程典型工况分类表

工况	$q$	1#入口 $Fe^{2+}$	1#入口 $Fe^{3+}$
1	250	10	1
2	250	12	1
3	300	10	1
4	300	12	1

表4 各反应器中的氧气流量优化结果(平均值)

工况	$F_{O_21}$	$F_{O_22}$	$F_{O_23}$	$F_{O_24}$	$F_{O_25}$
1	45.14	85.37	125.20	135.36	138.73
2	48.25	90.69	129.82	138.59	142.84
3	52.17	92.26	132.12	136.87	139.49
4	55.22	96.20	139.16	142.51	158.22

表5 各反应器出口的pH值优化结果(平均值)

工况	pH <sub>1</sub>	pH <sub>2</sub>	pH <sub>3</sub>	pH <sub>4</sub>	pH <sub>5</sub>
1	3.26	3.42	3.62	3.58	3.52
2	3.19	3.38	3.59	3.54	3.51
3	3.24	3.31	3.58	3.55	3.52
4	3.18	3.29	3.55	3.52	3.50

表6 氧气消耗量比较结果

工况	$\sum_{i=1}^5 F_{O_21}$	实际值	节约成本/%
1	529.80	646	18.0
2	550.19	674	18.4
3	552.91	708	21.9
4	591.31	732	19.2

### 3 结 论

考虑到量子进化算法和多种群进化策略的全局搜索性能较好, 以及局部搜索算法能提高解的质量, 本文构建了一种双种群的协同进化算法(DPCOEA). 该算法利用 sharing 函数增强量子进化算法的全局搜索性能, 并且利用个体多样性测度增强局部搜索的效率; 同时, 通过种群间的相互信息交流, 不断提高种群的多样性, 从而加快算法的收敛速度, 提高搜索精度.

本文基于反应动力学的机理模型和铁渣预测模型, 综合考虑实际生产过程的约束条件和边界条件, 建立了针铁矿法沉铁过程的多目标协调优化模型. 通过实例分析得到较优的控制参数为实际生产过程提供了具有较强参考意义的优化设定值.

### 参考文献(References)

- [1] 黄映, 李扬, 高赐威. 基于非支配排序差分进化算法的多目标电网规划[J]. 电网技术, 2011, 35(3): 85-89. (Huang Y, Li Y, Gao C W. Multi-objective transmission network planning based on non-dominated sorting differential evolution [J]. Power System Technology, 2011, 35(3): 85-89.)
- [2] 周晓静, 吕翠英. 基于改进蚁群算法的催化裂化分馏塔在线多目标优化[J]. 计算机与应用化学, 2009, 25(4): 443-446. (Zhou X J, Lv C Y. Online multi-objective optimization of catalyzing & cracking fractionating tower based on improved ant colony algorithm[J]. Computers and Applied Chemistry, 2009, 25(4): 443-446.)
- [3] 桂卫华, 张美菊, 阳春华, 等. 基于混合粒子群算法的锌电解过程能耗优化[J]. 控制工程, 2009, 16(6): 748-751. (Gui W H, Zhang M J, Yang C H, et al. Energy consumption optimization of zinc electrolysis process based on hybrid particle swarm algorithm[J]. Control Engineering of China, 2009, 16(6): 748-751.)
- [4] 暴励, 曾建潮. 一种双种群差分蜂群算法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(2): 266-272. (Bao L, Zeng J C. A bi-group differential artificial bee colony algorithm[J]. Control Theory & Applications, 2011, 28(2): 266-272.)
- [5] 吴亮红, 王耀南, 袁小芳, 等. 自适应二次变异差分进化算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(8): 898-901.

- (Wu L H, Wang Y N, Yuan X F, et al. Differential evolution algorithm with adaptive second mutation[J]. Control and Decision, 2006, 21(8): 898-901.)
- [6] 高辉, 张锐. 改进实数编码量子进化算法及其在参数估计中的应用[J]. 控制与决策, 2011, 26(3): 418-422.  
(Gao H, Zhang R. Improved real-coded quantum evolutionary algorithms and its application on parameter estimation[J]. Control and Decision, 2011, 26(3): 418-422.)
- [7] Goldberg D E, Richardson J. Genetic algorithm with sharing for multimodal function optimization[C]. Proc of the 2nd Int Conf on Genetic Algorithms. Cambridge, 1987: 43.
- [8] 陈华, 范宜仁, 邓少贵. 基于 logistic 模型的自适应差分进化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26 (7): 1105-1108.  
(Chen H, Fan Y R, Deng S G. Adaptive differential evolution algorithm based on logistic model[J]. Control and Decision, 2011, 26(7): 1105-1108.)
- [9] 谭跃, 谭冠政, 涂立. 具有局部搜索策略的差分进化算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45 (7): 56-58.  
(Tan Y, Tan G Z, Tu L. Differential evolution algorithm with local search strategy[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(7): 56-58.)
- [10] 付晓刚, 俞金寿. 基于混沌迁移策略的多种群差分进化算法[J]. 华东理工大学学报: 自然科学版, 2009, 35(2): 308-312.  
(Fu X G, Yu J S. Chaotic migration based multi-population differential evolution algorithm[J]. J of East China University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2009, 35(2): 308-312.)
- [11] 刘文霞, 刘晓茹, 张建华, 等. 基于微分进化和混沌迁移的细菌群体趋药性算法[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(4): 353-357.  
(Liu W X, Liu X R, Zhang J H, et al. Bacterial colony chemo taxis algorithm based on differential evolution and chaos migration[J]. Control Theory & Applications, 2009, 26(4): 353-357.)
- [12] Hu Chunping, Yan Xuefeng. A hybrid differential evolution algorithm integrated with an ant system and its application[J]. Computers and Mathematics with Application, 2011, 62(7): 32-43.
- [13] 苏日娜, 王宇. 基于免疫量子进化算法的负载均衡策略[J]. 计算机工程, 2011, 37(2): 154-156  
(Su R N, Wang Y. Load balancing strategy based on immune quantum evolutionary algorithm[J]. Computer Engineering, 2011, 37 (2): 154-156.)
- [14] 王海伦, 余世明, 郑秀莲. 自适应差分进化算法及其在参数估计中的应用[J]. 计算机工程, 2012, 38(5): 202-204.  
(Wang H L, YU S M, Zheng X L. Adaptive differential evolution algorithm and its application in parameter estimation[J]. Computer Engineering, 2012, 38(5): 202-204.)
- [15] 熊富强, 桂卫华, 阳春华, 等. 基于 PLS-LSSVM 方法的湿法炼锌过程预测建模[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(4): 941-948.  
(Xiong F Q, Gui W H, Yang C H, et al. Forecasting modeling of zinc hydrometallurgy process based on PLS-LSSVM approach[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2011, 32(4): 941-948.)

~~~~~

(上接第589页)

- [6] 邵立伟, 廖晓钟, 夏元清, 等. 三阶离散扩张状态观测器的稳定性分析及其综合[J]. 信息与控制, 2008, 37(2): 135-139.  
(Shao L W, Liao X Z, Xia Y Q, et al. Stability analysis and synthesis of 3rd order discrete extended state observer[J]. Information and Control, 2008, 37(2): 135-139.)
- [7] 王胜东. 矩阵变换器与异步电机直接转矩控制的融合研究[D]. 武汉: 武汉理工大学自动化学院, 2005.  
(Wang S D. Study on the combination of matrix converters and direct torque control of induction machines[D]. Wuhan: School of Automation, Wuhan University of Technology, 2005.)
- [8] 韩京清. 自抗扰控制技术——估计补偿不确定因素的控制技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.  
(Han J Q. Active disturbance rejection control technique — The technique for estimating and compensating the uncertainties[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008: 255-262.)
- [9] Michael S Branicky. multiple Lyapunov functions and other analysis tools for switched and hybrid systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1998, 43(4): 475-482.
- [10] 王宇航, 姚郁, 马克茂. 二阶扩张状态观测器的误差估计[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2010, 40(1): 143-147.  
(Wang Y H, Yao Y, Ma K M. Error estimation of second order extended state observer[J]. J of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2010, 40(1): 143-147.)