

[文章编号] 1004- 0609(2001)05- 0920- 05

# 改进的混沌遗传算法 及其在炼铜转炉操作优化中的应用<sup>①</sup>

姚俊峰<sup>1</sup>, 梅 焱<sup>1</sup>, 彭小奇<sup>1</sup>, 吴东华<sup>2</sup>, 周安梁<sup>2</sup>, 江金宏<sup>2</sup>

(1. 中南大学 热工设备仿真与优化研究所, 长沙 410083; 2. 贵溪冶炼厂, 贵溪 335424)

**[摘 要]** 利用混沌优化的遍历性和遗传算法优化的反演性, 提出了混沌遗传算法(CGA), 其基本思想是把混沌变量加载于遗传算法的变量群体中, 利用混沌变量对子代群体进行微小扰动, 随着搜索过程的进行逐渐调整扰动幅度。结果表明, 该方法优化效果与前人的优化结果相比, 优化效率明显提高。由炼铜转炉造渣期与造铜期操作参数(样本采集、数据预处理、PLS(偏最小二乘法)空间变换、BPN 神经网络建模及 CGA)的优化和造渣期适应度函数与造铜期适应度函数的变换, 使操作参数变量在训练集给出的数据范围的基础上延伸 ±10%, 得到最优点对应的工艺条件, 并用于生产中。经过 3 个多月的试运行, 粗铜产量提高 6.0%, 冷料处理量提高 8%, 平均炉寿从原来的 213 炉提高到 235 炉。

**[关键词]** 混沌遗传算法; 神经网络; 操作优化; 炉寿

**[中图分类号]** TF 806. 26; TP 319

**[中图分类号]** A

遗传算法(GA)是一种启发式蒙特卡洛反演方法, 最早由美国 Michigan 大学的 Holland 教授提出<sup>[1]</sup>, 通过模拟自然界中的生命进化过程, 有指导地而不是盲目地进行随机搜索, 适用于在人工系统中解决复杂特定目标的非线性反演问题。de Jong<sup>[2]</sup>首先将遗传算法应用于函数优化问题的研究, 他的工作表明在求解数学规划时, GA 是一种有效的方法。但对于大型复杂系统, 尤其是非线性系统优化问题的求解, GA 仍有许多缺陷, 如无法保证收敛到全局最优解、群体中最好的染色体的丢失和进化过程的过早收敛<sup>[3]</sup>等。为了避免出现这些问题, 前人曾在新增遗传算子<sup>[4~6]</sup>、改善控制参数<sup>[7]</sup>和改进算法结构<sup>[8~12]</sup>等方面做了大量的工作。

混沌是自然界中一种较为普遍的现象, 它看似混乱, 却有着精致的内在结构, 具有“随机性”、“遍历性”及“规律性”等特点<sup>[13]</sup>, 在一定范围内能按其自身的“规律”不重复地遍历所有状态。混沌优化过程分两个阶段进行: 首先, 在变量的取值范围内依次遍历经过的各点, 接受较好点作为最优点; 然后, 以当前最优点为中心, 附加一混沌小扰动, 进行细搜索寻找最优点。混沌优化方法在搜索空间不大时效果显著, 但搜索空间大时其效果却不能令人满意。

本文作者利用混沌优化的遍历性和遗传算法优化的反演性, 提出了混沌遗传算法(CGA), 其基本思想是将混沌状态引入到优化变量中<sup>[13]</sup>, 并把混沌运动的遍历范围“放大”到优化变量的取值范围, 然后把得到的混沌变量进行编码, 表示成“染色体”, 将它们置于问题的“环境”中, 根据“适者生存”的原则, 对其进行选择、复制、交叉、变异, 然后对各个混沌变量附加一混沌小扰动, 通过一代代地不断进化, 最后收敛到一个最适合环境的个体上, 求得问题的最优解。

## 1 混沌遗传算法优化原理

考虑如下的优化问题<sup>[14]</sup>,

$$\max f(x_1, \dots, x_r) \quad (1)$$

式中

$$a_i \leq x_i \leq b_i \quad (2)$$

$[a_i, b_i]$  为  $x_i$  的变化区间,  $r$  为变量的个数,  $i = 1, \dots, r$ 。式(1)是模型的优化函数, 式(2)是模型的约束条件。

### 1.1 编码方案及交换方案的确定

在该模型中, 考虑到各参数之间的相关性, 采

① [收稿日期] 2000- 10- 20; [修订日期] 2001- 02- 12

[作者简介] 姚俊峰(1973- ), 男, 博士。

用交叉编码方案。因为根据遗传算法的模式理论, 定义长度短的模式被破坏的可能性较小, 交叉编码方案下决定参数基本结构的模式(最高  $n$  位)的定义长度( $n$ )比级联方式下的定义长度( $nL + L - 1$ )短, 故生存率高。

对于交叉编码方案而言, 一点交换方式往往造成子本与母本的相似性太大, 使搜索效率低下, 因此采用多点交换(概率为  $P_1$ )与局域交换方式(概率为  $P_2$ )。

### 1.2 随机扰动的确定

参照文献[15]的方法, 令

$$\delta'_k = (1 - \alpha)\delta^* + \alpha\delta_k \quad (3)$$

式中  $\delta^*$  为当前最优解( $x_1^*, \dots, x_r^*$ )映射到[0, 1]区间后形成的向量, 称为最优混沌向量;  $\delta_k$  为迭代  $k$  次后的混沌向量,  $\delta'_k$  为加了随机扰动后( $x_1, \dots, x_r$ )对应的混沌向量;  $0 < \alpha < 1$ , 采用自适应选取, 这是因为搜索初期希望( $x_1, \dots, x_r$ )变动较大, 需要选用较大的。随着搜索的进行, 逐渐接近最优点, 故需要选用较小的, 以便在( $x_1^*, \dots, x_r^*$ )所在的小范围内搜索。按式(4)确定  $\alpha$

$$\alpha = 1 - \left[ \frac{k-1}{k} \right]^m \quad (4)$$

式中  $m$  为一整数, 依优化目标函数而定;  $k$  为迭代次数。

### 1.3 混沌遗传算法

构造上述方案后, 按 CGA 算法搜索待优化参数  $x_i$  的步骤如下:

1) 设定变量的取值范围[ $a_i, b_i$ ]、群体规模  $m$ 、混沌算子中的吸引子及  $\mu_i$  父代间的交换率  $P_1$  和  $P_2$  和子代的变异率  $P_m$ 。

2) 选用式(5)所示的 Logistic 映射:

$$\rho_i^{(u+1)} = \mu_i \cdot \beta_i^{(u)} (1 - \beta_i^{(u)}) \quad (5)$$

式中  $i$  为混沌变量的序号,  $i = 1, \dots, r$ ;  $u$  为种群序号,  $u = 0, 1, \dots, m$ ;  $\beta_i$  为混沌变量,  $0 \leq \beta_i \leq 1$ ;  $\mu_i$  为吸引子;

取  $u = 0$ ,  $\mu_i = 4^{[14]}$ 。给式(5)赋  $r$  个微小差异的初值, 得到  $r$  个混沌变量, ( $\beta_i^{(1)}$ ), ( $i = 1, \dots, r$ )。依次取  $u = 1, 2, \dots, m$ , 可得到  $m$  个初始解群。

3) 按式(6)将选定的  $r$  个混沌变量  $\beta_i^{(u+1)}$  分别引入到式(1)的  $r$  个优化变量中, 使其变换为混沌变量  $x'_i$ , 并使混沌变量的变化范围分别变换到相应的优化变量的取值范围。

$$x'_i = c_i + d_i \beta_i^{(u+1)} \quad (6)$$

式中  $c_i, d_i$  为变换常数,  $i = 1, 2, \dots, r$ 。令  $X(x_1, x_2, \dots, x_r), X'(x'_1, x'_2, \dots, x'_r)$

4) 以式(1)作为适应度函数, 计算式(6)产生的适应度值, 并对其进行降序排列, 考虑到  $f(X')$  为负值时无法作为适应度, 并且即使  $f(X')$  非负, 但若  $f(X')$  对某一代群体相对变化范围不大, 则算法收敛速度很慢, 因此有必要对  $f(X')$  按式(7)作适当调整。

$$f'_k(X') = f_k(X') - f(X')_{\min} + \frac{1}{m}(f(X')_{\max} - f(X')_{\min}) \quad (7)$$

式中  $f'_k(X')$  为调整后的适应度值,  $f_k(X')$  为调整前的适应度值,  $f'(X')_{\min}$  为调整前的最小适应度值,  $f(X')_{\max}$  为调整前的最大适应度值,  $m$  为群体规模数, 按式(7)调整后适应度值非负, 且适应度值的相对变化范围加大, 有利于加快收敛速度。

5) 对各变量进行二进制编码, 然后使上一代群体中适应度最大的 10% 不参加复制、交叉、变异 3 种操作, 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。

6) 计算新的适应度并按式(7)进行调整, 然后按适应度值对群体进行排序, 求出适应度的平均值并将之与最大值按式(8)比较, 如果式(8)成立, 则认为寻优过程结束, 输出最优值, 否则转入步骤 7。

$$| \overline{f'(X')} - f'(X')_{\max} | < \varepsilon_1 \quad (8)$$

式中

$$\overline{f'(X')} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n f'_j(X') \quad (9)$$

$$f'(X')_{\max} = \max\{f'_j(X')\}, j = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

$\varepsilon_1$  为预先给定的某个小正数。

7) 给当前代群体中适应度较小的 90% 对应的优化变量按式(3)加一混沌扰动, 然后按式(6)映射为优化变量, 进行迭代计算。随着迭代次数的增加, 式(4)计算出的值不断改变, 迭代逐渐向较优解逼近, 直到前后两次计算出的适应度平均值之差小于预先给定的某个小正数  $\varepsilon_2$  为止。

$$| \overline{f'_k(X')} - \overline{f'_{(k+1)}(X')} | < \varepsilon_2 \quad (11)$$

式中  $k$  为迭代次数,  $k = 0, 1, \dots$ 。

对某一代群体中适应度较小的 90% 的基因加混沌扰动, 相当于对这些基因进行启发式的变异操作, 可及早找到最优解, 减少遗传算法的进化代数; 而且这种变异有可能产生比前述 10% 较高适应度对应的基因还要好的基因, 有效地避免单纯的

GA 局部收敛与早熟的问题。另外，因为 GA 已经产生了 10% 的适应度较高的基因，只对其余 90% 的基因加混沌扰动，缩小了混沌算法的搜索空间，加快了混沌优化方法的寻优速度。

8) 按适应度值对群体进行重新排序，求出适应度的平均值并将之与最大值按式 (8) 比较，如果式 (8) 成立，则认为寻优过程结束，输出最优值，否则转向步骤 5。

为了验证混沌遗传算法的有效性，考虑经常被国内外学者用来测试优化算法有效性的测试函数的全局优化问题。

$$F_4 = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} (x_i^4 - 16x_i^2 + 5x_i),$$

$$-10 \leq x_i \leq 100, i = 1, 2, \dots, 10$$

(12)

该问题的目标函数在可行域内有  $2^{100}$  个局部最优解，全局最优解的目标值为 -78.3323，表 1 给出了本文方法和前人方法求解该全局优化问题的结果，列出了各算法在 10 次运行中计算目标函数次数的最小值、最大值和平均值，从中可以看出混沌遗传算法的有效性。

表 1 4 种优化方法求解的计算结果

Table 1 Computational solution gotten by four optimization approaches respectively

Algorithm type	Minimum calculation times	Average calculation times	Maximum calculation times
Chaos optimization algorithm <sup>[13]</sup>	18 760	29 542	37 553
Ref. [16]	19 980	23 664	27 599
Ref. [15]	1 197	5 983	8 892
Chaos genetic algorithm	752	2 146	3 500

## 2 混沌遗传算法在炼铜转炉操作优化中的应用

炼铜转炉突出的问题之一就是风口区炉衬寿命短。这是由于在造渣和造铜过程中，熔体温度随吹炼过程与鼓风强度而变化，相应引起炉衬温度的变化，尤其是倒出熔体后转炉内衬温度骤然降低，及加入铜钼刚开始造渣时，炉内温度突然升高，使靠近内壁的炉衬产生很大的温度梯度，造成局部应力集中，高温时发生热膨胀，低温时收缩，促使炉衬产生裂纹。而风口区及炉口区影响最大，也最易受损。为了提高转炉寿命，杜绝不正常的高温操作

(超过耐火材料高温结构强度所能承受的温度上限)，一方面必须改善炉衬的性能，选用合适的耐火材料；另一方面必须从操作制度上减少熔体的温度波动，以控制合理的风口区温度。由于转炉炼铜过程是一个关联强、非线性程度高的大型复杂系统，其优化问题由于具有大规模、非线性的特点<sup>[17]</sup>而一直为过程控制工程师们所关注。现以造渣期炉温 1 250 ℃、造铜期炉温 1 180 ℃为目标值，基于神经网络的预测机制，利用混沌遗传算法对操作参数进行寻优，成功地求解了上述优化问题，其优化结果已被用于指导实际生产，风口区温度得到了控制，提高了炉寿。以造渣期优化为例，其优化步骤为：

### 1) 数据采集

以某厂 480 炉生产数据为研究对象，造渣期出渣温度为 (1 250 ± 10) ℃ 为约束条件，经筛选共得 421 个样本。

### 2) 预处理

对得到的样本进行自标准化、过滤噪音、求变量相关性并合并相关系数很大的变量、根据变量对目标的贡献，去掉分类贡献小的变量，得到对象样本 358 个，特征变量为铜钼量、铜钼含 Cu、加入的床下物量、吹炼时间、总鼓风量、富氧量。

### 3) 选分类图找优化信息

对由 2) 得到的样本集进行 PCA(主成分分析)、ODP(最优判别平面)、PLS(偏最小二乘法) 3 种空间变换，分别得到各自分类最好的二维映照图，从中选出最好的分类图 PLS，在此空间研究优化信息。

### 4) 核对优化信息

用近邻加权类中心法分析优化方向，对由上所得的优化信息进行核对。

### 5) 确定神经网络结构

使用 PLS-BPN 对训练样本建模，输入元为 PLS 计算出来的训练样本的得分，输出元为出渣温度，用留 N 法交叉检验确定网络结构为输入元 6 个、隐节点 20 个和输出节点 1 个。

### 6) 用混沌遗传算法寻找更优点

为了探索更优的工艺条件，以 PLS-BPN 得到的网络计算适合度，对适合度函数进行变换：

$$f(T) = (-|T - 1250|)_{\max} \quad (13)$$

固定铜钼量、铜钼品位、床下物，使吹炼时间、总鼓风量、总氧量在训练集给出的数据范围的基础上延伸 ±10% 进行变化，应用混沌遗传算法进行寻优，得到最优点对应的变量的得分，然后利用逆映

照求出其所对应的工艺条件。优化界面如图 1 所示。

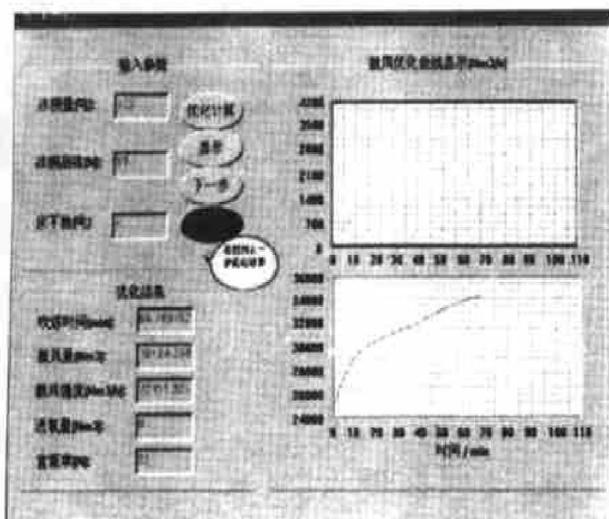


图 1 造渣期操作参数的优化界面图

Fig. 1 Optimization interface of operation parameters in slaging period

造铜期优化算法同造渣期, 适合度函数不同, 为  $f(T) = (-|T - 1180|)_{\max}$ 。

另外, 随着造渣期和造铜期所取样本不断更新, 神经网络经过自学习能掌握最近的操作变化, 使混沌遗传算法优化出来的操作参数更准确。

### 3 应用效果

经过 3 个多月的试运行, 在优化参数的指导下, 不改变任何设备, 某厂使粗铜产量提高 6.0%; 在当前冷料量供应不足的情况下使冷料处理量提高 7.8%; 转炉炉衬的消耗从 0.235 cm/炉降低到 0.192 cm/炉, 使平均炉寿从原来的 213 炉至少提高到 235 炉。按冰铜处理量为 195 t/炉, 耐火材料 70 t/炉, 修一炉约需 350,000 元; 按年产铜 20 万 t 计算, 冰铜平均品位取为 60%, 冰铜年处理量约为 35 万 t, 节约耐火材料费用为  $(350000/213 - 350000/235) / 195 \times 350000 = 28$  万元。按年产铜 20 万 t 计算, 铜价 18 000 元/t, 使用该软件后使企业产值增加 21 600 万元/a; 粗铜成本按 15 800 元/t, 由粗铜产量增加直接创造的经济效益达 2 640 万元/a。

### [ REFERENCES ]

- [ 1 ] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems [ M ]. The University of Michigan Press, 1975.
- [ 2 ] de Jong K A. An analysis of the behaviour of a class genetic adaptive system [ D ]. Michigan: Michigan University, 1975, 3(10): 5140- 5147.
- [ 3 ] ZHANG Yǎle(张亚乐), XU Bǒwen(徐博文). 一种改进的遗传算法在原油蒸馏过程优化中的应用 [ J ]. Control and Instruments in Chemical Industry(化工自动化及仪表), 1997, 24(3): 12- 17.
- [ 4 ] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning [ M ]. MA: Addison-Wesley, 1989. 51- 56.
- [ 5 ] Rudolph G. Convergence properties of control parameters for genetic algorithms [ J ]. IEEE Trans On Neural Networks, 1994, 5(1): 547- 550.
- [ 6 ] Eshelman L J, Caruana R A, Schaffer J D. Biases in the crossover landscape [ A ]. Proc Third Int Conf Genetic Algorithms [ C ]. CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1989.
- [ 7 ] Schaffer J D, Caruana R A, Eshelman L J. A study of control parameters affecting online performance of genetic algorithms for function optimization [ A ]. In Proc Third Int Conf Genetic Algorithms [ C ]. New York: Springer-verlag, 1989.
- [ 8 ] Stender J. Parallel Genetic Algorithms: Theory and Application [ M ]. ISO Press, 1993. 79- 92.
- [ 9 ] Potts J C, Giddens T D, Yadav S B. The development and evolution of an improved gene algorithm based on migration and artificial selection [ J ]. IEEE Trans System, Man and Cybernetics, 1994, 2(1): 179- 181.
- [ 10 ] YAO Jun-feng(姚俊峰), MEI Zhi(梅 焱), REN Hong-jun(任鸿九), et al. 卧式转炉炉衬温度场的数值模拟 [ J ]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals (中国有色金属学报), 2000, 10(4): 546- 550.
- [ 11 ] MEI Zhi(梅 焱), HU Zhi-kun(胡志坤), PENG Xi-aorqi(彭小奇), et al. 基于神经网络和自适应残差补偿的炼铜转炉吹炼终点预报模型 [ J ]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals(中国有色金属学报), 2000, 10(5): 732- 735.
- [ 12 ] HU Jun(胡 军), MEI Zhi(梅 焱), LI Xin-feng(李欣峰), et al. 吹炼炉入炉铜锍品位的灰色预测 [ J ]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals(中国有色金属学报), 2000, 10(5): 736- 739.
- [ 13 ] LI Bing(李 兵), JIANG Wei-sun(蒋慰孙). 混沌优化方法及其应用 [ J ]. Control Theory and Applications (控制理论与应用), 1997, 14(4): 613- 615.
- [ 14 ] ZHANG Tong(张 彤), WANG Hong-wei(王宏伟). 变尺度混沌优化方法及其应用 [ J ]. Control and Decision(控制与决策), 1999, 14(3): 285- 287.
- [ 15 ] WANG Zi-cai(王子才), ZHANG Tong(张 彤). 基于混沌变量的模拟退火优化方法 [ J ]. Control and

- Decision(控制与决策), 1999, 14(4): 382-384.
- [16] YANG Ruoli(杨若黎), GU Jifa(顾基发). 一种高效的模拟退火方法[J]. Systems Engineering Theory and Practice(系统工程理论与实践), 1997, (5): 29-35.
- [17] WANG Yalin, GUI Weihua, YANG Chunhua. Intelligent modeling and optimization on time-sharing power dispatching system for electrolytic process[J]. Trans Nonferrous Met Soc China, 2000, 10(4): 561-565.

## Modified chaos genetic algorithm and its application on operation-optimization of copper smelting converter

YAO Junfeng<sup>1</sup>, MEI Zhi<sup>1</sup>, PENG Xiaoqi<sup>1</sup>,

WU Donghua<sup>2</sup>, ZHOU Anliang<sup>2</sup>, JIANG Jirong<sup>2</sup>

(1. Institute on Simulation and Optimization of Pyro-installations,

Central South University, Changsha 410083, P. R. China;

2. Guixi Smelter, Guixi 335424, P. R. China)

**[Abstract]** By use of the ergodic property of chaos movement and the inversion of genetic algorithm, a chaos genetic algorithm (CGA) was proposed. Its basic principle lies in the small disturbance of which extent is adjusted during searching to child generation group using the chaos variable. The results indicate that the CGA has good performance and significantly improve the computational efficiency in optimization compared with others. The optimization steps are as follows in slag-making period and copper-making period of copper smelting converter: sample collection, data pretreatment, space transformation using PLS(Partial Least Squares), modeling using BPN and optimization using CGA. The function of degree of adaptability is  $f(T) = (-|T - 1250|)_{\max}$  in slag-making period and the function of degree of adaptability is  $f(T) = (-|T - 1180|)_{\max}$  in copper-making period. The operation parameter variables are changed within the limits of  $\pm 10\%$  in the scope of training samples. The copper productivity was improved by 6%, the mass of cold input was increased by 8% and the average converter life span was improved from 213 to 235. The economic profit reaches 26.4 million RMB produced by the increasing productivity of coarse copper.

**[Key words]** chaos genetic algorithm; neural network; operation-optimization; furnace life

(编辑 龙怀中)