

文章编号: 1000-8152(2005)02-0243-05

## 铜转炉生产操作模式智能优化

胡志坤<sup>1</sup>, 桂卫华<sup>2</sup>, 彭小奇<sup>1,3</sup>, 姚俊峰<sup>3</sup>, 张卫华<sup>3</sup>

(1. 中南大学 物理科学与技术学院, 湖南 长沙 410083; 2 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083;

3. 中南大学 能源与动力工程学院, 湖南 长沙 410083)

**摘要:** 为了提高铜转炉的操作水平, 采用操作模式来描述一组需要在线决策的一组操作参数, 提出了基于神经网络和带混沌变量的混沌遗传算法的铜转炉生产过程操作模式智能优化方法. 首先, 从历史样本集中筛选优化的样本; 然后采用 BP(Back-Propagation)神经网络来学习优化样本集的优化目标与工艺参数的函数关系; 最后采用带混沌变量的混沌遗传算法来寻求优化的操作模式. 将该方法应用到铜转炉操作参数的实时优化, 工业现场运行结果表明, 该方法使转炉产量提高了 6%, 冷料处理量提高了 7.8%.

**关键词:** 神经网络; 遗传算法; 铜转炉; 操作参数优化

**中图分类号:** TF80, TF81, TP183, O23 **文献标识码:** A

## Intelligent optimization of optimal operational pattern in the process of copper converting furnace

HU Zhi-kun<sup>1,2</sup>, GUI Wei-hua<sup>2</sup>, PENG Xiao-qi<sup>1,3</sup>, YAO Jun-feng<sup>3</sup>, ZHANG Wei-hua<sup>3</sup>

(1. School of Physics Science and Technology, Central South University, Changsha Hunan 410083, China;

2. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China;

3. School of Energy and Power Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

**Abstract:** Operational patterns are used to describe a set of on-line operational parameters which need to be determined on line, and an intelligent method based on neural network combined with improved chaotic genetic algorithm for optimal operational patterns is proposed to improve the operational level of copper converting furnace. Firstly, the optimal samples set is filtered from the historical samples set. Then, the functional relation with objective and technical parameters is trained by a neural network model. Finally, chaotic genetic algorithm with chaotic variables is used to search the optimal operational pattern. The running results of an intelligent system of optimal operational parameters based on the method in the process of copper converting furnace show that the output of converter increases by 6%, and the amount of the treated cool materials rises by 7.8%.

**Key words:** neural network; genetic algorithm; copper converting furnace; operational parameters optimization

### 1 引言(Introduction)

铜转炉铜钼吹炼的目的是通过铜钼和空气中的氧气进行剧烈的自热反应, 将  $\text{Cu}_2\text{S}$  氧化成金属铜, 是一个典型的间隙式生产过程. 该过程通常分为两个阶段: 造渣期和造铜期. 造渣期的主要目的是除去铜钼中的铁元素, 生成主要含  $\text{Cu}_2\text{S}$  的白钼; 造铜期的主要目的是除去其中的硫元素, 生成含铜 98% 以上的粗铜. 铜钼吹炼生产过程的操作参数一般仅凭操作人员的经验而定, 以稳定生产为目标, 而很少考虑优化操作, 带有很大的主观性和随意性. 尤其是这些操作参数相互关联, 需要进行同时在线决策时, 更

难凭人工经验进行决策, 就无从优化了. Nagamori, Goto 和 Kylo 等人<sup>[1~3]</sup>开发了以系统完全符合热力学反应条件(化学反应速度为无穷大)的操作参数优化模型, 且模型求解的计算量较大, 故不能进行在线优化. 吴扣根等人<sup>[4]</sup>只是给出了在指定工况下铜转炉吹炼时的物料衡算和热量衡算, 给出不同富氧率对吹炼的影响, 只能对不同工况下的生产过程进行离线分析. 因为铜钼吹炼过程中很多参数无法精确测量, 故很难应用机理模型来实现操作参数优化.

由于铜转炉配置了先进的过程控制系统和测量装置, 已积累大量的生产数据. 在这些历史操作记录

收稿日期: 2003-03-22; 收修改稿日期: 2004-05-12.

基金项目: 国家 973 计划资助项目(2002cb312200); 国家自然科学基金资助项目(50374079); 教育部科技研究重点项目(02146); 湖南省自然科学基金资助项目(01JJY2110).

中,有些优秀的操作人员会留下一些优秀的操作实例,也相应得到好的生产纪录.因此,可以从大量的优秀历史数据中挖掘出有用的信息,来进行操作参数的优化决策.郝晓静等人<sup>[5]</sup>采用线性规划等方法建立了高炉操作参数优化的数学模型,实现对焦比、焦炭负荷等参数的优化设定.但对非线性极强的复杂生产过程来说,处理问题的能力就比较弱了.R. P. Cherian<sup>[6]</sup>将神经网络用于粉末冶金过程单参数的优化选择,但如果进行多参数优化选择,则会降低神经网络的泛化能力.由于铜转炉的操作参数之间互相关联,且与生产目标之间存在非常强的非线性关系.因此,为了提高铜转炉的使用系数,本文用操作模式来描述一组需要同时优化决策的操作参数,以优化决策鼓风参数为例,建立了基于大量优化历史数据样本的操作模式优化方法,并开发了铜转炉操作参数智能优化系统,为铜转炉的生产操作提供指导.

## 2 操作模式智能优化方法(Intelligent optimization method for operational patterns)

### 2.1 生产操作模式(Operational patterns of production process)

复杂的生产过程的操作参数之间往往相互关联,很难对单个参数进行优化.因此,应当充分考虑数据之间的关系,将描述一个工况的一组数据作为一个整体来考虑,即为一个模式.操作参数优化的目的是给现场操作人员现场操作提供决策支持,利用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.

描述当前工艺状况的工艺参数一般分为条件参数和决策参数.其中,设当前的生产过程可以观测的参数为  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 定义为条件参数,在操作参数优化过程中为常数;设需要优化的参数为  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_p\}$ , 定义为决策参数,在操作参数优化过程中为变量; $m, p$  分别为条件参数和决策参数的个数;不失一般性,定义优化目标量为  $z$ , 单变量,一般为生产过程的质量或产量指标.

**定义 1** 将决策工业生产过程中的决策参数  $y$  来优化目标控制量  $z$  的过程称为工业生产过程中的操作模式优化,即

IF  $x_1 = \hat{x}_1, x_2 = \hat{x}_2, \dots, x_m = \hat{x}_m$  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 基于混沌遗传算法的操作模式优化(Optimization for operational pattern based on chaotic genetic algorithm)

操作模式优化问题可描述为

$$\max f_{\text{NN}}(x_1, x_2, \dots, x_m, y_1, y_2, \dots, y_p). \quad (1)$$

其中:  $f_{\text{NN}}$  为适应度函数;  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$  为条件参数,为常量;  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_p\}$  为决策参数,为优化变量,其取值范围根据工艺分析为  $[a_i, b_i]$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ . 操作模式优化的目的是以  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$  常量,搜索出一组优化的操作模式  $y^* = \{y_1^*, y_2^*, \dots, y_p^*\}$ , 以使目标量达到优化的目的.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,则基于带混沌变量的混沌遗传优化算法<sup>[7]</sup>的参数优化步骤为

**Step 1** 选用式(2)所示的 Logistic 映射<sup>[8]</sup>, 并给式(2)赋  $p$  个微小差异的初值,得到  $p$  个混沌变量,其中的  $\mu$  控制参数,取 4.

$$a_i^{c+1} = \mu \cdot a_i^c (1 - a_i^c). \quad (2)$$

式中:  $i$  为混沌变量的序号,  $i = 1, 2, \dots, p$ ;  $c$  为迭代次数;  $a$  为混沌变量,  $0 \leq a \leq 1$ ; 依次取  $c = 1, 2, \dots, l$ , 可得到  $l$  个初始解群.

**Step 2** 按式(3)将  $p$  个混沌变量  $a_i^{c+1}$  分别变换到相应的优化变量  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_p\}$  的取值范围.

$$y_i = h_i + d_i a_i^{c+1}. \quad (3)$$

其中  $h_i, d_i$  为变换常数,  $i = 1, 2, \dots, p$ .

**Step 3** 将式(1)作为适合度函数,且已知条件参数  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 计算出  $f_{\text{NN}}(x_1, x_2, \dots, x_m, y_1, y_2, \dots, y_p)$  产生的适合度值,并对其进行降序排列.

**Step 4** 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.

**Step 5** 按照适应度函数重新计算适应度值,并对群体进行排序,求出适应度的平均值并将之与最大值按式(4)比较.如果成立,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.

$$|f_{\text{NN}}(x, y)_{\text{average}} - f_{\text{NN}}(x, y)_{\text{max}}| < \varepsilon_1. \quad (4)$$

其中

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

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

式中  $\epsilon_1$  为预先给定的某个小正数。

Step 6 给当前群体中适应度较小的 90% 对应的优化变量按式(5)加一混沌扰动,然后按式(3)映射为优化变量,进行迭代计算。

$$\alpha'_k = (1 - \beta_k)\alpha_k^* + \beta_k\alpha_k. \quad (5)$$

$\alpha^*$  为当前最优解  $\{y_1^*, y_2^*, \dots, y_p^*\}$  映射到  $[0, 1]$  区间后形成的向量,称为最优混沌向量; $\alpha_k$  为当前的混沌向量,为混沌扰动; $\alpha'_k$  为加了随机扰动后  $\{y_1, y_2, \dots, y_p\}$  对应的混沌向量;其中对  $\beta_k (0 < \beta_k < 1)$ , 采用自适应选取,这是因为搜索初期希望  $\{y_1, y_2, \dots, y_p\}$  变动较大,需要较大的  $\beta$ ;随着搜索的进行,  $\{y_1, y_2, \dots, y_p\}$  在逐渐接近最优点,故需要用较小的  $\beta$ ,以便让  $\{y_1^*, y_2^*, \dots, y_p^*\}$  在小范围内搜索.按式(6)确定  $\beta$ :

$$\beta_k = 1 - \left(\frac{k-1}{k}\right)^t. \quad (6)$$

其中:  $t$  为一整数,依具体优化目标函数而定;  $k$  为迭代次数。

对某一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的变异操作,可减少遗传算法的进化代数,加快寻优速度;而且这种变异有可能产生比最高适应度的 10% 的个体更好的个体,可较好的避免遗传算法的早熟问题。

Step 7 计算新的适合度,然后按适合度值对群体进行排序,求出适合度的平均值并将之与最大值按式(7)比较.如果成立,则认为寻优过程结束,输出最优值,结束循环,否则转向 Step 4 继续进行。

$$|f_{NN}(x, y)_{\text{average}} - f_{NN}(x, y)_{\text{max}}| < \epsilon_2. \quad (7)$$

其中  $\epsilon_2$  为预先给定的某个小正数。

由于无法根据机理模型来确定优化目标量与工艺参数的函数关系.因此,本文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。

### 2.3 基于神经网络的评价函数 (Fitness function based on neural network)

将历史样本集中包含条件参数  $x$ 、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(含条件参数和决策参数)与优化目标量的非线性函数关系.按如下步骤,训练神经网络  $z = f_{NN}(x_1, x_2, \dots, x_m, y_1, y_2, \dots, y_p)$ 。

Step 1 对样本进行清理、去燥,并分析现场情况,选择与决策参数有关的的条件参数,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。

Step 2 将  $x_i$  和  $y_i$  按式(8)和(9)进行自标准化<sup>[9]</sup>为  $x'_i$  和  $y'_i$ .也将优化目标量  $z_i$  归一到  $[0, 1]$  范围内,记为  $z'_i$ .其中  $i = 1, 2, \dots, n$ 。

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_j}{\sigma'_j}, \quad (8)$$

$$y'_{ij} = \frac{y_{ij} - \bar{y}_j}{\sigma'_j}. \quad (9)$$

其中:  $\bar{x}_j$  和  $\sigma'_j$  分别是  $n$  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  $\sigma'_j$  分别是  $n$  个训练样本中决策参数第  $j$  变量的平均值和标准偏差。

Step 3 建立基于神经网络的目标变量预报模型: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,确定神经网络的隐层的单元数,然后利用 BP 神经网络来学习<sup>[10]</sup>输入变量和目标量的映射关系  $z' = f_{NN}(x', y')$ .其中,  $f_{NN}$  为神经网络学习而确定的函数关系。

训练好的神经网络结构如图 1 所示。

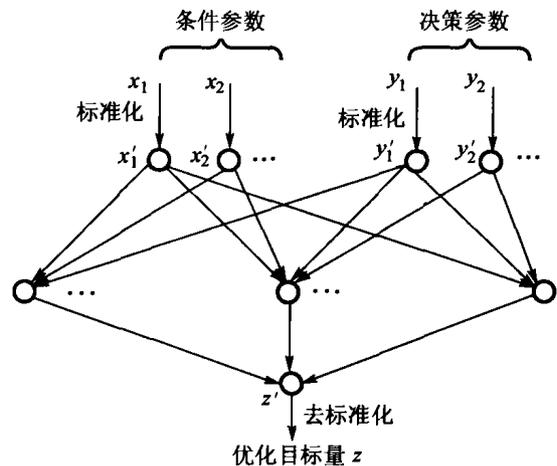


图 1 工艺参数与优化目标量的网络结构  
Fig. 1 Network structure of optimal objective and process parameters

借助神经网络的强非线性处理能力,将完成训练的神经网络来描述优化样本集中优化目标控制量与工艺参数的非线性函数关系.因此,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。

该操作参数的优化决策算法以神经网络和混沌遗传算法为基础,避免了优化问题需要建立精确的数学模型的难题,而且利用神经网络来处理工艺参数与目标控制量之间的非线性关系,并利用混沌遗传算法的全局收敛性可以快速获得比历史优秀样本

更优化的决策参数.

## 2.4 仿真(Simulation)

在铜铈吹炼过程中,确定造渣期鼓风制度是使铜转炉能优化运行的关键.如在造渣期的鼓风制度优化中,必须以渣温作为衡量鼓风制度优化决策的目标控制量.因为如果渣温过高,则会使大量的铁在炉内磁化,恶化炉内环境,损坏炉内衬;如果太低,则会有大量的铜铈掺入渣内,降低产量.故渣温直接表明本次造渣期吹炼的效果<sup>[11]</sup>.需要优化决策吹炼时间、总鼓风强度、总富氧量三个决策参数  $\{y_1, y_2, y_3\}$ . 采用如下步骤来优化决策造渣期的吹炼时间、总鼓风量、总富氧量:

**Step 1** 收集历史优秀样本.理论表明<sup>[11]</sup>,铜铈吹炼的造渣期,渣温为 1250 °C 时的渣型最好.用渣温 1250° ± 10 °C 为约束条件来获得优化的一定数量的历史样本.

**Step 2** 对样本进行过虑噪音、求变量相关性并合并相关系数很大的变量,确定铜铈的加入量、铜铈的含铜量、加入的床下物量、吹炼时间、总鼓风量和总富氧量对渣温有依赖关系.其中,前3个变量为条件参数,记为  $x = \{x_1, x_2, x_3\}$ ,  $m = 3$ ;后3个变量为决策参数,记为  $y = \{y_1, y_2, y_3\}$ ,  $p = 3$ .

**Step 3** 将  $x = \{x_1, x_2, x_3\}$  和  $y = \{y_1, y_2, y_3\}$  进行按式(8)和(9)自标准化为  $x' = \{x'_1, x'_2, x'_3\}$  和  $y' = \{y'_1, y'_2, y'_3\}$ .并将渣温  $z$  进行归一化到  $[0, 1]$ , 得到  $z'$ .以  $\{x'_1, x'_2, x'_3\}$  和  $\{y'_1, y'_2, y'_3\}$  组成6个变量的输入,以渣温为输出,确定隐含层单元数,以神经网络为拟合模型,来训练出  $z'$  和  $y'$  与渣温的关系  $z' = f_{NN}(x', y')$ , 作为鼓风操作模式优化的评价函数.

表2 操作参数优化系统的主要模块及功能

Table 2 Modules and functions of the intelligent system of optimal operational parameters

模块类别	主要功能
鼓风参数优化决策	采用本文提出的操作模式优化方法对 S1, S2, B 期鼓风参数(鼓风时间、鼓风强度与富氧量)进行优化决策.
熔剂加入量优化决策	采用本文提出的操作模式优化方法对 S1 期与 S2 期的熔剂加入量进行优化决策.
铜铈加入量优化决策	采用现场总结的经验公式对铜铈加入量进行优化决策
关键参数预报	对造渣期渣量、造铜期吹炼终点 <sup>[12]</sup> 与最终产量进行预报
动态数据管理	动态存取铜铈吹炼过程操作参数、模型运算中间结果
人机交互界面	输入各种物料的化学成分、没有在线采集的操作参数,接受系统给出的优化决策参数,监视生产过程运行情况.

本文针对铜转炉铜铈吹炼过程的具体情况,提出了一个基于神经网络和混沌遗传算法的操作模式优化方法,并以此为基础开发了铜转炉操作参数优化系统.该系统一直在现场稳定可靠地运行,有效指导现场生产.

**Step 4** 当需要对当前的炉进行鼓风制度决策时,获得当前炉的条件参数  $x = \{x_1, x_2, x_3\}$ , 然后本文的基于神经网络和混沌遗传优化算法的操作参数优化算法来获得优化的鼓风制度  $y^* = \{y_1^*, y_2^*, y_3^*\}$ , 即优化的吹炼时间、总鼓风量、总富氧量.

表1给出了优化操作模式智能优化方法的鼓风参数优化的几个算例.结果表明,利用该方法计算的结果非常符合现场的操作习惯,也使渣温保持一个合理的值,从而得到较好的渣型.

表1 优化决策算法的鼓风制度优化的几个算例

Table 1 Simulation of optimization method for operational patterns

炉号	炉次/炉期	吹炼时间 计算/实际 值(m <sup>3</sup> ·h)	总鼓风量 计算/实际 值(m <sup>3</sup> ·h)	总富氧量 计算/实际 值(m <sup>3</sup> ·h)	渣温 (°C)
4	15/S <sub>1</sub>	55/58	30100/29015	900/1027	1260
4	16/S <sub>1</sub>	60/65	32105/34508	920/873	1235
4	17/S <sub>1</sub>	65/70	34120/36384	909/803	1240
4	18/S <sub>1</sub>	55/61	30012/32144	1150/1006	1270
4	19/S <sub>1</sub>	62/59	35125/34823	751/564	1280

## 3 应用与结论(Application and conclusion)

基于操作优化智能优化方法的铜转炉操作参数优化系统的主要模块及功能如表2所示.

该操作参数优化系统在某冶炼厂新转炉系统(4~5号转炉)上运行两年的结果表明<sup>[13]</sup>:

1) 使用该系统后,可以在不改变任何设备的情况下,使转炉的产量提高了6.0%,终点预报命中率在85%以上,冷料处理量提高了7.8%;

2) 转炉的喷炉现象大大减少,延长了转炉的寿命,已基本可以稳定在235炉以上.

## 参考文献(References):

- [1] NAGAMORI M, MACKAY P J. Thermodynamics of copper matte converting-part I: Fundamentals of the Noranda process [J]. *Metal-lurgy Transactions*, 1978, 9B(2): 255 - 271.

- [2] GOTO S. Equilibrium calculations between matte, slag and gaseous phases in copper smelting [P]// *Copper metallurgy-practice and theory*. London: Institute of Mining and Metallurgy, 1974: 23 - 29.
- [3] KYLLO A K, RICHARDS G G, MARCUSON S W. A mathematical model of the nickel converter-part II: application and analysis of converter operation [J]. *Metallurgy Transactions*, 1991, 23B(4): 573 - 590.
- [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(季刊), 1999, 51(2): 40 - 46.  
(WU Kougen, 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 Xiaojing, 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] 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 Junfeng, MEI Chi, HU Zhikun, et al. Chaotic genetic algorithm and its application [J]. *Systematic Engineering*, 2001, 19(1): 70 - 74.)
- [8] 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 Weisun. Chaos optimization method and its application [J]. *Control Theory & Applications*, 1997, 14(4): 163 - 165.)
- [9] 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 Honglin, BAO Hong. *Artificial Intelligent Optimization in the Process of Chemical Engineering and Metallurgy* [M]. Beijing: Metallurgical Industrial Press, 1999.)
- [10] WU Min, TANG Zhaohui, GUI Weihua. Expert control strategy using neural networks for electrolytic zinc process [J]. *Trans of Nonferrous Metals Society of China*, 2000, 10(4): 555 - 560.
- [11] 任鸿九, 胡军, 胡志坤, 等. 有色金属熔池熔炼[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2002.  
(REN Hongjiu, HU Jun, HU Zhikun, et al. *Nonferrous Metallurgical Bath Smelting* [M]. Beijing: Metallurgical Industrial Press, 2002.)
- [12] 彭小奇, 胡志坤, 梅焱, 等. 炼铜转炉吹炼终点的神经网络和自适应残差补偿组合预报模型[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(1): 149 - 151.  
(PENG Xiaoqi, HU Zhikun, MEI Chi, et al. Converting furnace endpoint prediction model based on neural network and adaptive error compensation [J]. *Control Theory & Applications*, 2002, 19(1): 149 - 151.)
- [13] 胡志坤, 桂卫华, 彭小奇, 等. 铜转炉优化操作智能决策支持系统开发与应用[J]. 计算机科学, 2002, 29(10): 79 - 81.  
(HU Zhikun, GUI Weihua, PENG Xiaoqi, et al. The development and application of an intelligent decision support system in PS furnace for operating optimizations [J]. *Computer Science*, 2002, 29(10): 79 - 81.)

#### 作者简介:

胡志坤 (1976—), 男, 博士研究生, 讲师, 从事数据挖掘、智能优化决策的研究, E-mail: huzk@mail.csu.edu.cn;

桂卫华 (1950—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统建模与优化控制研究, E-mail: gwh@mail.csu.edu.cn.

彭小奇 (1961—)男, 教授, 博士生导师, 从事智能优化决策与优化控制的研究, E-mail: pengxq@mail.csu.edu.cn;

姚俊峰 (1973—), 男, 博士, 从事智能优化决策与优化控制的研究, E-mail: yao0010@yahoo.com.cn;

张卫华 (1960—), 男, 江西铜业集团公司教授级高级工程师, 为江南大学访问学者, 从事工业自动化及过程优化研究.