

# 考虑多性能指标的配料优化模型及求解算法

孔玲爽<sup>1,2</sup>, 阳春华<sup>1</sup>, 王雅琳<sup>1</sup>, 桂卫华<sup>1</sup>

1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙, 410083;
2. 湖南文理学院 电气与信息工程学院, 湖南 常德, 415000)

**摘要:** 为有效实现有色冶金配料过程的优化计算, 提出一种综合考虑产品质量、成本、库存等多个性能指标的配料优化模型及满意求解算法。首先, 考虑原料库存对配料过程的影响, 将库存成本作为目标函数, 库存量作为约束引入配料优化模型; 然后, 针对模型具有多个质量边界约束的特点, 利用配料过程中质量约束边界的可调整性, 引入满意优化理论中的“软约束”调整约束边界, 以改善该优化问题求解的可行性; 最后, 采用以单变量编码的交叉变异来确定整体决策向量的小生境遗传算法进行寻优, 并将提出的模型和算法应用于铜闪速熔炼配料过程中。研究表明: 所提出的优化模型及求解算法克服了多维变量编码可能导致搜索空间剧增的缺陷, 有效地提高了遗传算法的全局搜索能力和收敛速度; 优化结果既能满足熔炼工艺要求, 也能有效降低杂质含量和生产成本。

**关键词:** 配料; 优化模型; 软约束; 遗传算法

中图分类号: TP301

文献标志码: A

文章编号: 1672-7207(2010)01-0213-06

## Blending optimization model considering multiple production indices and satisfactory solution algorithm

KONG Ling-shuang<sup>1,2</sup>, YANG Chun-hua<sup>1</sup>, WANG Ya-lin<sup>1</sup>, GUI Wei-hua<sup>1</sup>

- (1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;
2. College of Communication and Electric Engineering, Hunan University of Arts and Science, Changde 415000, China)

**Abstract:** In order to effectively solve the blending optimization problem in nonferrous smelting process, an optimization model integrating production indices, the cost and the storage of raw materials and its solution method were provided. Firstly, the storage cost and the storage capacity of raw materials were incorporated into the optimization model respectively as the objective function and constraints to consider effects of storage on the blending process. Then, based on the fact that the index constraints were numerous and their boundaries were adjustable within a certain range, the conception of soft constraint in satisfactory optimization theory was introduced to improve the feasibility of the optimal problem. Finally, an improved niche genetic algorithm was proposed to get the optimum solution, where the decision vector was decided by crossover and mutation of a single variable coding. The optimization model and solution method were applied in blending process of copper flash smelting. The results show that the large-scale search space is avoided owing to the multi-dimensional coding, and the global searching ability and the convergence speed of the genetic algorithm are significantly improved. The model and the method can reduce the cost and lower the impurities.

**Key words:** blending; optimization model; soft constraint; genetic algorithm

收稿日期: 2008-11-26; 修回日期: 2009-03-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60634020, 60804037, 60874069); 湖南省教育厅科研项目(09C05)

通信作者: 孔玲爽(1979-), 女, 河北任县人, 博士研究生, 讲师, 从事复杂工业过程建模与优化等研究; 电话: 15973619671; E-mail: lshkong@mail.csu.edu.cn

配料过程是许多流程工业中的一道重要工序, 实质是将各种原料按一定配比进行混合, 配制满足生产指标要求的混合物料, 其原料配比的合理性不仅有助于稳定配料质量, 降低原料成本, 而且对于后续工序产品质量的提高和能源消耗的降低有重要意义, 因而, 配料的优化计算已成为许多研究者的研究内容之一<sup>[1-5]</sup>。目前, 对于一些简单或理想化的配料过程, 线性规划是一种有效的配比优化计算方法, 为此, 各种线性规划配料模型应运而生。从模型形式结构上, 一类模型是在配料产品满足某些质量要求的约束下, 使原料成本最小化<sup>[6-7]</sup>; 另一类则不考虑成本, 直接以某个或某些质量指标为优化目标, 其他指标为约束建立规划模型<sup>[8]</sup>。在一些较复杂的配料过程中, 由于难以建立精确的数学模型, 大多数采用神经网络、专家系统等智能方法<sup>[2-3, 9-12]</sup>建立原料配比与产品质量之间的关系模型, 然后, 直接以产品质量指标为目标, 实现原料的配比优化计算。然而, 在氧化铝、铅锌、铜等有色金属冶炼的配料过程中, 影响因素多且相互关联, 除了要保证配料产品质量最大限度地满足工艺要求和消耗最小外, 还应考虑进厂原料矿种的数量、成分、库存成本、计划产量以及生产工艺情况。从物流管理的角度看, 各个矿种的消耗引起的库存变化对配比也有很强的制约作用, 例如, 若配比过大, 则在订货时间内容易发生由于原料短缺而造成配料工艺的波动。对具有上述特点的配料过程进行优化计算, 采用线性规划模型, 难以描述其过程中影响因素的关联性, 智能方法又难以对多个约束条件进行综合处理。为此, 本文作者结合有色冶金配料过程特点, 建立综合考虑产品质量、成本、库存等多个性能指标的配料优化模型, 并利用软约束调整的概念对指标约束边界值在一定范围内进行调整, 以降低优化问题不可行的概率<sup>[13]</sup>。针对模型的多目标、多变量特性, 在李学全等<sup>[14]</sup>提出的多目标 Pareto 遗传算法的基础上, 采用以单变量编码的交叉变异来确定整体决策向量的方案, 克服多维变量在编码过程中可能导致搜索空间剧增的缺点, 实现配料问题的满意求解。最后, 结合工业运行数据进行基于该优化模型的配比优化计算。

## 1 优化模型结构

配料过程的基本要求就是保证产品质量, 也就是使配料产品的质量指标与工艺要求相符合。在满足了

这基本要求后, 最直接的要求就是降低成本。因此, 本模型以成本为目标函数, 以质量指标等工艺要求为约束, 进行配比优化计算。

### 1.1 决策变量

设参与配料的原料有  $k$  种,  $x_i$  为第  $i$  种原料的配入量。则每种原料的配入量  $x_1, x_2, \dots, x_k$  是决策变量。若所有原料的配入量比值用  $\mathbf{X}$  表示, 则有

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_k)^T \quad (1)$$

### 1.2 目标函数

在大多数有色冶金过程中, 矿石往往来源于多个矿源, 成分不一, 价格差异较大, 产品质量与原料价格之间的相互关系成为影响配比的因子; 另一方面, 矿石的保存也需要一定的存储费用, 费用在物流管理中也是一个重要的经济指标, 因此, 目标函数中主要考虑原料消耗和库存成本。

设  $c_{1i}$  为第  $i$  种原料的价格,  $c_{2i}$  为 1 t 第  $i$  种原料保存 1 d 所耗的费用, 则原料耗费成本为:

$$C_1(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^k c_{1i} \cdot x_i \quad (2)$$

存储成本为:

$$C_2(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^k [c_{2i} \cdot t \cdot x_i + c_{2i} \cdot (t-1) \cdot x_i + \dots + c_{2i} \cdot 1 \cdot x_i] = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k c_{2i} \cdot x_i \cdot t \cdot (t-1) \quad (3)$$

其中:  $t$  为配比方案适用的最长时间。则目标函数可写为:

$$\min \{C_1(\mathbf{X}), C_2(\mathbf{X})\} \quad (4)$$

### 1.3 约束条件

根据配料工艺性能要求、质量要求及原料库存等建立如下约束条件。

#### 1.3.1 产品质量上、下限约束

设配料产品质量的性能指标有  $n$  个,  $P_j^{\min}$  和  $P_j^{\max}$  分别为第  $j$  个指标的下限值和上限值, 则产品质量约束可以表示为:

$$P_j^{\min} \leq f_j(x_1, x_2, \dots, x_k) \leq P_j^{\max}, \quad j=1, 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

其中:  $f_j(x_1, x_2, \dots, x_k)$  为描述第  $j$  个指标与原料配比之间关系的函数。一般来说, 若性能指标为某元素(组分)含量, 则  $f_j(x_1, x_2, \dots, x_k)$  为线性函数; 若性能指标为元素(组分)之间的比值, 则  $f_j(x_1, x_2, \dots, x_k)$  常为非线性函数。

1.3.2 库存约束

若  $S_i$  为第  $i$  种原料当前库存量,  $D_i$  为第  $i$  种原料的安全库存量,  $t_i^d$  为第  $i$  种原料的订货时间间隔, 则第  $i$  种原料的消耗时间为:

$$t_i^h = \frac{S_i - D_i}{x_i} \quad (6)$$

且应满足:

$$t_i^h \geq t_i^d \quad (7)$$

则配比方案能够适用的最长时间为:

$$t = \min(t_i^h) \quad (8)$$

1.3.3 总量约束

总量约束为:

$$\sum_{i=1}^k x_i = M \quad (9)$$

1.3.4 非负约束

非负约束为:

$$x_i \geq 0 \quad (10)$$

综合式(1)~(10), 在保证产品质量的前提下, 以降低原料消耗费用及相应库存成本为目标的配料优化模型可以表示为:

$$\begin{aligned} \min C_1(X) &= \sum_{i=1}^k c_{1i} \cdot x_i \\ \min C_2(X) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k c_{2i} \cdot x_i \cdot t \cdot (t-1) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} P_j^{\min} \leq f_j(x_1, x_2, \dots, x_k) \leq P_j^{\max} \\ t = \min(t_i^h) \\ t_i^h = \frac{S_i - D_i}{M \cdot x_i} \geq t_i^d \\ \sum_{i=1}^k x_i = M \\ x_i \geq 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中:  $i=1, 2, 3, \dots, k$ , 表示有  $k$  种原料参与配料;  $j=1, 2, 3, \dots, n$ , 表示需要考虑  $n$  个质量性能指标。该优化模型存在明显的多目标、多约束、非线性特性, 采用传统硬约束规划求解方法, 且在缺乏对问题可行性的判断时, 难以求得问题的最优解。

## 2 软约束调整

“软约束”的概念来源于满意控制<sup>[15]</sup>, 即优化问题中约束条件具有可调整性。在实际生产过程中, 对于产品性能边界条件要求并不十分严格, 存在一定

的柔性。也就是说, 优化模型的上、下限约束为“软约束”。为此, 采用一种按照优先级顺序将约束条件转化为边界调整目标函数的方法对约束边界值进行更新, 以解决各个约束条件之间可能产生的冲突。

设约束条件的表达式为:

$$P_{(m)}^{\min} \leq f_{(m)}(X) \leq P_{(m)}^{\max} \quad (13)$$

其中:  $m$  为根据实际情况设置的约束条件调整的优先级别, 其值越大, 表示接受调整的意愿越强烈。相应地, 引进  $p$  个逻辑变量  $\delta_{(m)}^{\min}$  和  $\delta_{(m)}^{\max}$  以及中间变量  $\varepsilon_{(m)}^{\min}$  和  $\varepsilon_{(m)}^{\max}$ , 其中,  $m=1, 2, 3, \dots, p$ 。将式(13)转化为:

$$\begin{aligned} P_{(m)}^{\min} (1 - \delta_{(m)}^{\min}) + \delta_{(m)}^{\min} \cdot \varepsilon_{(m)}^{\min} &\leq f_{(m)}(X) \leq \\ P_{(m)}^{\max} (1 - \delta_{(m)}^{\max}) + \delta_{(m)}^{\max} \cdot \varepsilon_{(m)}^{\max} &\end{aligned} \quad (14)$$

按优先顺序从低到高, 依次选择级别为  $d$  ( $d \leq p$  且  $d \neq 1$ ) 的约束条件表达式作为边界调整的目标函数, 级别低于  $d$  的仍然保留作为约束条件集  $M = \{m | m < d\}$ , 求被调整约束条件表达式的最小值和最大值, 描述如下:

$$\min f_{(d)}(X) = f_{(d)}(x_1, x_2, \dots, x_k) \quad (15)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} P_{(M)}^{\min} (1 - \delta_{(M)}^{\min}) + \delta_{(M)}^{\min} \cdot \varepsilon_{(M)}^{\min} \leq f_{(M)}(X) \\ f_{(M)}(X) \leq P_{(M)}^{\max} (1 - \delta_{(M)}^{\max}) + \delta_{(M)}^{\max} \cdot \varepsilon_{(M)}^{\max} \\ M = \{m | m < d\} \end{cases} \quad (16)$$

若求最大值, 则将式(15)替换成  $\max f_{(d)}(X)$  进行描述即可。对参数初始化, 即  $m=1, d=2, \delta_{(M)}^{\min} = \delta_{(M)}^{\max} = 0, \varepsilon_{(M)}^{\min} = \varepsilon_{(M)}^{\max} = 0$ 。

令  $\varepsilon_{(d)}^{\min} = \min f_{(d)}(X), \varepsilon_{(d)}^{\max} = \max f_{(d)}(X)$ , 按照以下规则对  $\delta_{(d)}^{\min}$  和  $\delta_{(d)}^{\max}$  赋值:

若  $\varepsilon_{(d)}^{\min} \geq P_{(d)}^{\min}$ , 则  $\delta_{(d)}^{\min} = 0$ ; 否则,  $\delta_{(d)}^{\min} = 1$ ;

若  $\varepsilon_{(d)}^{\max} \leq P_{(d)}^{\max}$ , 则  $\delta_{(d)}^{\max} = 0$ ; 否则,  $\delta_{(d)}^{\max} = 1$ 。

级别为  $j$  的约束条件调整完毕后, 令

$$M = M \cup \{d\} \quad (17)$$

$M = \{1, 2, 3, \dots, p\}$ , 直到所有约束条件的边界调整完毕为止。

## 3 基于单变量编码和小生境遗传算法

在经过约束调整之后的优化问题可行域上进行遗传算法的目标寻优时, 通常将所有的决策变量整合成

1 个决策向量进行编码和交叉变异。当决策变量维数较大时, 多维变量编码就出现搜索空间剧增的问题, 且不能保证新产生个体的可行性。为此, 本文提出以单变量编码的交叉变异来确定整体决策向量的方法求解。

### 3.1 染色体编码

决策向量  $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_s)$  即为染色体, 在进行交叉和变异时, 仅选择 1 个变量  $x_i$  为操作变量, 且变异时对该变量采用二进制编码。

### 3.2 适应度函数

令  $g(X)=\sum_{r=1}^2 \omega_r C_r(X)$  (其中,  $\sum_{r=1}^2 \omega_r=1$ , 且  $\omega_r \in (0,1)$ ), 构造如下适应度函数:

$$\text{fit}(X)=e^{-g(X)} \quad (18)$$

### 3.3 种群初始化

任取  $x_s \in \mathbf{X}(s=1, 2, \dots, k)$ , 其他变量  $x_i(i \neq s)$  均为 0, 根据约束不等式可求得  $x_s$  的取值范围。依此类推, 求得所有决策变量的范围。然后, 在上述范围内, 随机取定  $x_1$  的值, 除去要取定的  $x_s$ , 其他变量均为 0, 此时, 约束不等式中只含有  $x_1$  和  $x_s$ 。由于  $x_1$  是取定的, 故  $x_s$  在此范围内可以确定, 并在该范围内随机取定  $x_s$ 。以此类推, 可得到一组可行的决策向量  $\mathbf{X}$ , 群体规模为  $L$ 。

### 3.4 基于小生境的选择策略

为保证种群的多样性, 在进行选择操作之前, 先采用小生境<sup>[16]</sup>共享机制来调整适应度函数。

#### 3.4.1 调整种群适应度函数

定义海明距为:

$$d_{ij}=\sqrt{\sum_{r=1}^2 (C_r(X_i)-C_r(X_j))^2} \quad (19)$$

设小生境半径为  $\sigma_{\text{share}}$ , 共享函数设置为:

$$S(d_{ij})=\begin{cases} 1-\frac{d_{ij}}{\sigma_{\text{share}}}, & d \leq \sigma_{\text{share}} \\ 0, & d > \sigma_{\text{share}} \end{cases} \quad (20)$$

小生境半径按下式进行估算:

$$\prod_{r=1}^2 (\Delta_r + \sigma_{\text{share}}) - \prod_{r=1}^2 \Delta_r = N \sigma_{\text{share}}^2 \quad (21)$$

其中:  $\Delta_r = \max C_r(X) - \min C_r(X)$ ;  $N$  为当前种群中具有最大适应值的个体数。个体  $X_i$  的适应度函数按下式调整:

$$\text{fit}'(X_i)=\frac{\text{fit}(X_i)}{\sum_{j=1}^L S(d_{ij})} \quad (22)$$

#### 3.4.2 选择操作

按式(21)~(23)分别计算总适应值、选择概率  $p_i$  和累积概率  $q_i$ :

$$F=\sum_{i=1}^L \text{fit}(X_i) \quad (23)$$

$$p_i=\text{fit}(X_i)/F \quad (24)$$

$$q_i=\sum_{j=1}^i p_j \quad (25)$$

然后, 产生 1 个  $[0, 1]$  内的随机数  $R$ 。若  $R < q_1$ , 则选择第 1 个染色体, 否则, 选择使  $q_{i-1} < R < q_i$  成立的第  $i$  个染色体。转动轮盘  $L$  次, 对种群中的染色体进行复制。

### 3.5 基于单变量编码的交叉和变异策略

随机选择配对染色体  $X_i$  和  $X_j$ 。取杂交概率  $p_c$  和变异概率  $p_m$ , 随机生成  $[0, 1]$  内的数  $R_c$  和  $R_m$ , 为减小新个体的不可行性, 仅选择 1 个变量  $x_i^{(k)}$  作为操作变量。若  $R_c < p_c$ , 则新变量  $x_i^{(k)'} = c x_i^{(k)} + (1-c) x_j^{(k)}$ , 再按初始化过程取定其他变量值, 由此产生杂交新个体  $X_i'$ ,  $c$  为  $[0, 1]$  内的随机数。同理, 变异时, 首先对  $x_i^{(k)}$  进行二进制编码, 对应每一位产生随机数  $R_m$ , 若  $R_m < p_m$ , 则对此位进行取反变异。再按相同方法取定其他变量的值, 由此产生变异新个体  $X_i''$ 。

### 3.6 最优保留策略

对新的种群适应度进行评价, 并保留当代最优个体。并把当代最优个体与上一代最优个体进行比较。若当代最优个体优于上代最优个体, 则保留当代最优个体为最优结果, 上代最优个体参与交叉和变异操作; 否则, 仍保留上代最优个体为最优结果, 而当代最优个体参与交叉和变异操作。当进化满足最大迭代数时, 保留的最优个体作为优化解输出。

## 4 工业应用

为说明模型和算法的有效性, 以某企业铜闪速熔炼配料过程的运行数据为例进行优化计算。该过程是将若干种不同来源的铜精矿配合成混合精矿, 其中: 混合精矿中 Cu, S, Fe, SiO<sub>2</sub>, As, Bi, Sb, Zn 和

Pb 等元素的含量及  $w(S)/w(Cu)$  都是生产要求的性能指标, 参与配料的原料有 7 种铜精矿。遗传算法的参数选择如下: 交叉概率  $p_c=0.37$ , 变异概率  $p_m=0.02$ ; 操作变量  $x_i^{(k)}$  采用二进制编码; 染色体长度为 7。计算得到最优配比  $X=[46\ 20\ 1\ 4\ 9\ 19\ 1]$ , 总成本  $C_1+C_2=479.18$  元; 而采用原有人工计算方式投入使用的配比为  $[43\ 21\ 5\ 4\ 10\ 20\ 5]$ , 成本为 490.45 元, 使用二者配比所得的混合精矿成分进行对比, 结果如表 1 所示。从表 1 可见, 采用优化配比所得的混合精矿 Cu, Fe 和  $SiO_2$  含量与采用人工计算配比所得的相应混合精矿成分含量相差不大, 且前者的  $w(S)/w(Cu)$  更接近工艺要求值(1.1 左右), 说明采用优化配比能够保证熔炼的工艺要求; 在杂质含量方面, 优化配比所得的混合精矿 As, Bi, Sb 和 ZnPb 含量明显低于人工配比下的相应值, 且前者成本比后者下降 2.3%。

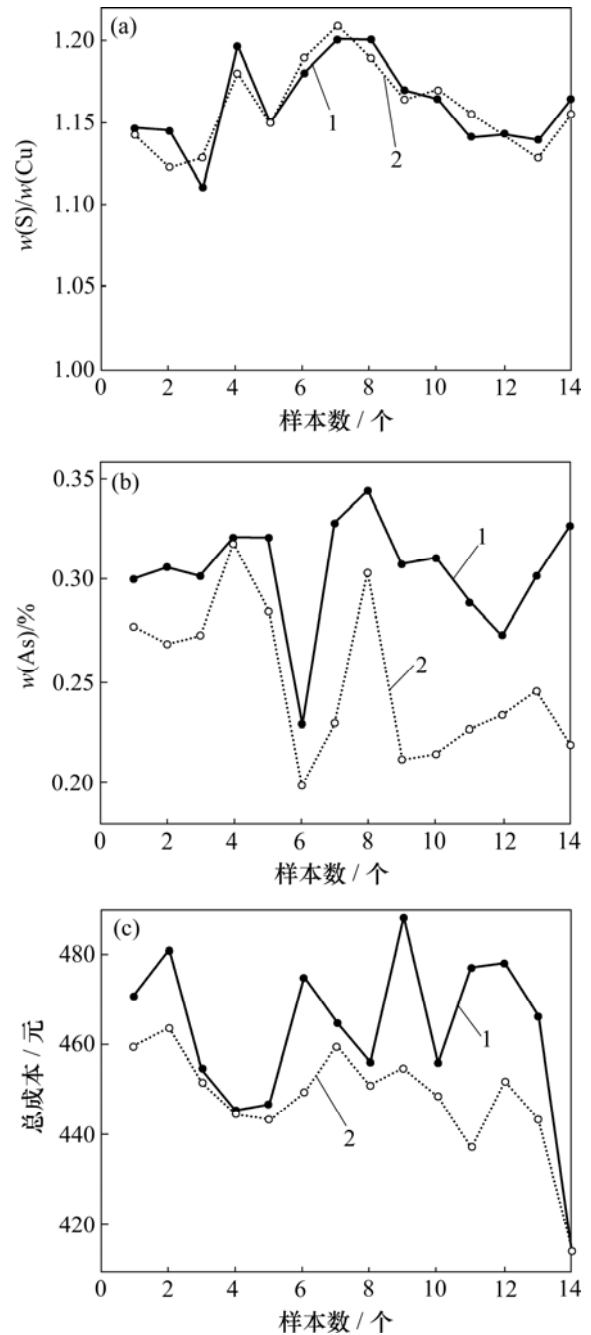
表 1 混合精矿的成分

混合精矿成分	优化配比对应的混合精矿成分含量	人工计算配比对应的混合精矿成分含量
S, Cu	1.099*	1.082*
Cu	26.750	27.050
Fe	25.870	25.717
$SiO_2$	7.996	7.618
As	0.224	0.266
Bi	0.059	0.061
Sb	0.110	0.118
ZnPb	0.780	1.033

注: “\*” 表示  $w(S)/w(Cu)$ 。

取 2006 年 1 月至 5 月内连续 14 次人工调配结果与基于上述优化模型计算得到的配比所得的混合精矿成分指标进行对比, 结果如图 1 所示。可见: 优化后得到的  $w(S)/w(Cu)$  比较接近手动调配值, 且按优化配比配矿的  $w(S)/w(Cu)$  平均值为 1.15, 比人工配比配矿的  $w(S)/w(Cu)$  平均值 1.16 更接近工艺要求; 从图 1(b) 可见: 优化计算的结果明显低于手动调配值; 从图 1(c) 可见: 在优化配比下, 所耗精矿的总成本明显低于人工调配下的精矿成本, 平均成本下降 3%。

可见, 按照优化配比进行配矿, 在满足闪速熔炼要求的同时, 能够降低所耗精矿的总成本。



(a)  $w(S)/w(Cu)$  的人工调配值与优化计算值;

(b)  $w(As)$  的人工调配值与优化计算值;

(c) 总成本的人工调配值与优化计算值

1—人工调配值; 2—优化计算值

图 1 混合精矿成分指标人工调配值与优化计算值对比  
Fig.1 Comparison of intelligent computation and manual operation for mixed copper concentrate indices

### 5 结论

(1) 以最小化原料消耗成本和库存成本为优化目

标,以产品质量要求和原料库存量为约束条件,建立了一种综合考虑产品质量、成本、库存等多个生产指标的配料优化模型。该模型不仅能保证多个质量性能指标同时满足生产要求,而且兼顾了原料库存对配料过程的影响。

(2) 根据产品质量指标的重要度和边界可调整性,提出了一种按照优先级顺序调整约束边界值的方法,降低了优化问题求解的不可行概率。

(3) 提出了一种用单变量编码的交叉变异来确定整体决策向量的改进小生境遗传算法进行配比寻优,克服了多维变量在编码过程中可能导致搜索空间剧增的缺点。所提出的优化模型及求解算法能够使配料产品品质达到要求,杂质品位降低,还可以兼顾原料的合理利用,降低产品成本,提高经济效益。

#### 参考文献:

- [1] 阳春华,段小刚,王雅琳,等. 烧结法生产氧化铝生料浆的配料专家系统设计[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2005, 36(4): 648-652.  
YANG Chun-hua, DUAN Xiao-gang, WANG Ya-lin, et al. Blending expert system for raw mix slurry in production of alumina with sintering process[J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2005, 36(4): 648-652.
- [2] 阳春华,沈德耀,吴敏,等. 焦炉配煤专家系统的定性定量综合设计方法[J]. 自动化学报, 2000, 26(2): 226-232.  
YANG Chun-hua, SHEN De-yao, WU Min, et al. Synthesis of qualitative and quantitative methods in a coal blending expert system for coke oven[J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(2): 226-232.
- [3] WANG Ya-lin, MA Jie, GUI Wei-hua, et al. Multi-objective intelligent coordinating optimization blending system based on qualitative and quantitative synthetic model[J]. Journal of Central South University of Technology, 2006, 13(5): 552-557.
- [4] Singh A, Forbes J F, Vermeer P J, et al. Model-based real-time optimization of automotive gasoline blending operations[J]. Journal of Process Control, 2000, 10(1): 43-58.
- [5] Bányász C S, Keviczky L, Vajk I. A novel adaptive control system for raw materials blending[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2003, 23(1): 87-96.
- [6] 梁中渝,胡林,邓能运,等. 优化烧结配料分析[J]. 钢铁, 2001, 36(10): 12-13, 29.  
LIANG Zhong-yu, HU Lin, DENG Neng-yun, et al. Analysis of sintering charge proportioning by linear optimization[J]. Iron and Steel, 2001, 36(10): 12-13, 29.
- [7] 贾娟鱼,白晨光,赖宏,等. 烧结矿和入炉矿配料的优化及实现[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2002, 25(10): 68-71.  
JIA Juan-yu, BAI Chen-guang, LAI Hong, et al. Optimization and realization for sinter and ore blending for blast furnace[J]. Journal of Chongqing University: Natural Science Edition, 2002, 25(10): 68-71.
- [8] 周宗科,陈红武. 烧结法氧化铝生料浆配料方法的新研究[J]. 世界有色金属, 2004(4): 41-45.  
ZHOU Zong-ke, CHEN Hong-wu. New research on burden calculation for raw mix slurry in production of alumina with sintering process[J]. World Nonferrous Metals, 2004(4): 41-45.
- [9] GUI Wei-hua, WANG Ling-yun, YANG Chun-hua, et al. Intelligent prediction model of matte grade in copper flash smelting process[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2007, 17(5): 1075-1081.
- [10] Wen Y, Rubio J J, Morales A. Optimization of crude oil blending with neural networks[M]. Nassau: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc Publishers, 2004: 4903-4908.
- [11] YANG Chun-hua, SHEN De-yao, WU Min, et al. Expert control system for coal blending process in an iron and steel corporation[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 1999, 9(2): 399-404.
- [12] 李劫,孔玲爽,阳春华. 氧化铝烧结法生产的生料浆质量预测模型及应用[J]. 中国有色金属学报, 2006, 16(3): 536-541.  
LI Jie, KONG Ling-shuang, YANG Chun-hua. Raw mix slurry quality prediction model used for alumina sintering production process[J]. The Chinese Journal of Nonferrous Metals, 2006, 16(3): 536-541.
- [13] 邹涛,李少远. 复杂系统CMMO问题的软约束调整与目标协调[J]. 控制与决策, 2005, 20(4): 388-395.  
ZOU Tao, LI Shao-yuan. Constraints adjustment and objectives coordination of CMMO problem for complex system[J]. Control and Decision, 2005, 20(4): 388-395.
- [14] 李学全,邹伟军. 改进的多目标规划遗传算法[J]. 数学理论与应用, 2004, 24(2): 94-96.  
LI Xue-quan, ZOU Wei-jun. An improved genetic algorithm for multiobjective programming[J]. Mathematical Theory and Applications, 2004, 24(2): 94-96.
- [15] 李少远,席裕庚. 模糊动态环境下复杂系统的满意优化控制[J]. 自动化学报, 2002, 28(3): 408-412.  
LI Shao-yuan, XI Yu-geng. Satisfactory optimization control of complex systems in fuzzy dynamic environment[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(3): 408-412.
- [16] 牟在根,梁杰. 一种模糊控制小生境遗传算法的应用研究[J]. 北京科技大学学报, 2006, 28(3): 299-302.  
MU Zai-gen, LIANG Jie. Application study on a fuzzy-controlled niche genetic algorithm[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2006, 28(3): 299-302.

(编辑 陈灿华)