

基于多目标粒子群协同算法的状态参数优化

丁雷^{1,2}, 吴敏¹, 余锦华³, 段平¹

(1. 中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083; 2. 吉首大学物理科学与信息工程学院, 湖南吉首 416000;

3. 东京工科大学计算机科学学院, 日本东京 192-0982)

[摘要] 针对铅锌烧结过程综合透气性、烧结终点的优化具有强非线性、计算复杂等特点, 提出了一种有效的多目标粒子群协同优化算法。首先, 建立了有综合透气性、烧结终点两个目标的优化模型。接着, 通过改进的约束比较方法、粒子极值选取方法, 以及利用不同的粒子群来分别优化相应的变量, 提出了一种改进的多目标粒子群协同优化算法。最后, 利用提出的多目标优化算法进行综合透气性、烧结终点的优化。仿真结果表明, 所提出的多目标优化算法能较好地解决综合透气性、烧结终点的优化问题。

[关键词] 铅锌烧结过程; 综合透气性; 烧结终点; 多目标粒子群协同优化算法

[中图分类号] TP18 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1009-1742(2010)02-0101-07

1 前言

状态参数是判断铅锌烧结过程进行程度和烧结好坏的重要指标, 其中透气性状态与热状态是两个重要的状态参数。

烧穿点 (burn-through point, BTP) 是烧结过程中混合料球氧化反应完全发生的位置, 并在此完成烧结过程。在实际生产过程中, 该位置对应着烧结过程最高温度所在的位置^[1], 并直接影响到烧结矿的产量质量指标^[2]。当 BTP 超前时, 烧结机的有效面积没有得到充分利用, 直接导致烧结矿产量大幅降低; 当 BTP 滞后时, 整个料层还未烧结完毕, 高温烧结矿冷却时间不够, 则结块率降低、返矿量增加。

铅锌烧结过程中, 如果透气性不好, 则烧结料燃烧不够充分, 容易产生生料层, 使烧结块的含硫质量百分比高, 导致鼓风机熔炼结瘤; 反之, 透气性太好, 会使烧结料燃烧非常充分, 脱硫过于干净, 缺少必要的熔融或凝固的成份, 从而最终影响产量、质量。

传统的多目标优化方法是多目标问题通过加

权求和转化为单目标问题来处理的, 这种方法要求对问题本身有很强的先验知识。演化算法可以隐并行地搜索解空间中的多个解, 并能利用不同解之间的相似性来提高其并发求解的效率, 因此适合求解多目标优化问题。

粒子群优化算法 (PSO) 是一种基于群智能的演化算法, 通过模拟群体的社会行为, 引导粒子搜索空间中的最可行区域。文献[3]用一个“容器”来记录已找到的非支配向量, 并用来指导其他粒子的飞行; 文献[4]应用权重聚合的方法; 文献[5]应用动态邻近的 PSO 算法; 文献[6]利用每个目标函数的全局最优值的平均值作为全局极值; 文献[7]采用 SPEA2 算法的环境选择和配对选择策略; 文献[8]使用了在线归档技术; 文献[9]使用了动态交换策略; 文献[10]使子群体的个数动态变化。

以上算法在评价粒子时, 均是基于每个粒子所有变量进行的综合评价。文献[11]指出这种评价方式导致一些好的变量被丢失, 从而导致不能收敛到全局最优值, 并针对单目标的优化问题, 利用 n 个粒子群去优化粒子的 n 维变量, 接着在此基础上又

[收稿日期] 2008-09-11; **[修回日期]** 2008-12-16

[基金项目] 国家杰出青年科学基金资助项目 (60425310); 国家“八六三”计划课题 (2008AA04Z128)

[作者简介] 丁雷 (1972-), 男, 湖南临湘市人, 吉首大学副教授, 博士, 研究方向为过程控制、智能控制、软件工程; E-mail: dinglei_39@yahoo.com.cn

提出了 CPSO - H_k 算法。

笔者首先进行了烧结过程的机理分析,在此基础上建立了综合透气性、烧结终点的多目标优化模型;通过改进的约束比较方法、粒子极值的选择方法,及利用不同的粒子群来优化不同的变量,提出了一种多目标粒子群协同优化算法;接着给出了通过优化操作参数获得理想的状态参数的仿真实验以及结果分析;最后得出结论。

2 状态参数的优化模型

影响烧结过程的因素很多,而在实际生产条件下一些重要的参数无法检测,因此目前已知的综合透气性、烧结终点的预测模型均具有不确定性。T-S 具有降低不确定性的能力,因此采用 T-S 预测模型来建立状态参数和操作参数之间的关系。

2.1 烧结过程机理分析

铅锌烧结过程中,物料首先经过每 8 h 一次的堆式配料,初步获得具有合适化学成分的精矿,这时主要考虑的是含铅量、含锌量和二氧化硅含量等的配比。每 3 min 通过皮带秤进行第二次配料工作,调整精矿流量和返粉流量的比例来获得合适含硫量的混合料,并下发其他的控制量,如石灰石熔剂、台车速度、点火温度、风机风量、以及水分和混合料之间的比例等。接着粉状混合料经过混料圆筒和制粒圆筒在下发的水分作用下成为具有合适混料水分的混合料料球。混合料随台车一起移动,经过干燥、加热、物料的氧化脱硫反应、烧结 4 个过程,烧结成为具有一定结构的烧结块料,冷却后在烧结机尾产出。不合格的烧结矿经过两级破碎后重新以返粉形式进入烧结机。

烧结过程中混合料的硫元素经过剧烈燃烧,损失很大,而其他元素含量在烧结过程中几乎不发生变化,因此返粉的作用是改变混合料的含硫量。烧结矿每 2 h 检测一次,返粉每 3 min 添加一次,因此返粉的含硫量不能被及时检测出来。实际计算中,将最近检测的烧结矿含硫百分比作为当前返粉中含硫百分比。

此外,影响综合透气性的重要参数如制粒炉料的粒度分布、焙烧反应速度等无法检测。因此目前所建立的预测模型均存在模型不确定性,以及输入变量不确定性等问题。

2.2 综合透气性的预测模型

炉料的透气性,是指在烧结机鼓风风箱上,每平

方米炉篦面积每秒钟通过的气体体积(m³)或气体速度(m/s)。单个风箱的计算公式采用 Voice 公式(沃伊斯公式)^[12]:

$$Pe_i = \frac{Q_i}{F_i} \cdot \left[\frac{h^n}{\Delta P_i^m} \right] \quad (1)$$

式(1)中,n 和 m 为常数(n=0.985, m=0.537), Pe_i 为透气性指数; Q_i 为通过料层气体量, m³/min; F_i 为抽风面积, m²; h 为料层厚度, mm; ΔP_i 为冷态下料层阻力损失, Pa。

10~15 号风箱没有支管流量和总管流量检测值,仅有支管压力和总管压力检测值,无法计算对应的透气性指数,只能获得 1~9 号风箱对应位置的透气性指数。10 号风箱以前,基本上完成烧结过程的 4 个阶段。根据专家经验确定加权系数,通过式(2)来计算铅锌烧结过程综合透气性指数。

$$Pe = 0.075Pe_1 + 0.075Pe_2 + \sum_{i=3}^5 0.15Pe_i + \sum_{i=6}^9 0.1Pe_i \quad (2)$$

文献[13]建立了综合透气性的 T-S 预测模型,为了降低建模的难度,只考虑主要的影响因素,即硫、水分及氧化钙的含量。采用 T-S 算法建模的整个算法思想如下:

Step 1:设置初始的聚类个数 c。由初始隶属度矩阵 U₀ 和 GK 算法^[14]将样本分类,得到一个新的隶属度矩阵 U=[μ_{i,j}],然后根据每组样本所属各子集的隶属度的最大值将样本分为 c 个子集。采用最小二乘法对各个子模型的结论参数进行辨识,得到 c₁ 个子规则,则对应各聚类中心的子规则可以描述为式(3)。

$$\left. \begin{aligned} &R_1: \text{if}(\varphi_j, y_j) \in Z_1 \\ &\text{then } y^1(k+1) = p_0^1 + p_1^1 y(k) + p_2^1 y(k-1) \\ &\quad + p_3^1 y(k-2) + p_4^1 u_s(k) + p_5^1 u_s(k-1) \\ &\quad + p_6^1 u_s(k-2) + p_7^1 u_{H_2O}(k) + p_8^1 u_{H_2O}(k-1) \\ &\quad + p_9^1 u_{H_2O}(k-2) + p_{10}^1 u_{CaO}(k) + p_{11}^1 u_{CaO}(k-1) \\ &\quad + p_{12}^1 u_{CaO}(k-2) + p_{13}^1 u_1(k) + p_{14}^1 u_1(k-1) \\ &\quad + p_{15}^1 u_1(k-2) + p_{16}^1 u_2(k) + p_{17}^1 u_2(k-1) \\ &\quad + p_{18}^1 u_2(k-2) + p_{19}^1 u_3(k) + p_{20}^1 u_3(k-1) \\ &\quad + p_{21}^1 u_3(k-2) + p_{22}^1 u_v(k) + p_{23}^1 u_v(k-1) \\ &\quad + p_{24}^1 u_v(k-2) \\ &\dots \\ &R_{c_1}: \text{if}(\varphi_j, y_j) \in Z_{c_1} \\ &\text{then } \dots \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式(3)中 p_0, \dots, p_{24} 为由最小二乘法辨识出的结论参数; $y(k+1)$ 为综合透气性预测值; $y(k), y(k-1)$ 分别表示当前和上一个采样时刻的综合透气性指数; $u_s(k), u_{cao}(k)$ 分别表示当前采样时刻混合料中的返粉、氧化钙熔剂含量; $u_{H_2O}(k)$ 为添加的水分和混合料的比例; $u_1(k), u_2(k), u_3(k)$ 分别对应着当前采样时刻下发的 1 号新鲜风机、2 号新鲜风机、2 号返烟风机风量; $u_v(k)$ 表示在当前采样时刻输入的台车速度。

Step 2: 根据计算出的新的隶属度矩阵, 可以作为输入样本隶属于第 i 条子规则的程度, 则对应输入样本 z_j 的系统输出为 $\hat{y} = \sum_{i=1}^{c_1} \mu_{i,j} y^i$ (i 为规则数; $\mu_{i,j}$ 为样本 z_j 隶属于第 i 条子规则的程度; y^i 为第 i 个子规则的输出)。

Step 3: 计算的结果如果满足系统性能指标 (RMSE = $\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}$), 则停止计算。否则, 在样本集中找一个与各个子集均不相似的样本, 作为样本中心, 计算新的 $U_0, c = c + 1$, 转 Step 1。

2.3 烧结终点预测模型

BTP 可以根据烧结机风箱废气温度曲线来计算^[1,15], 通过计算出废气温度最高的位置, 就可以得出 BTP。

烧结生产中 BTP 波动范围为 10 ~ 13 号风箱。为了减少不确定性带来的影响, 同时为了减少建模的难度, 利用已知的综合透气性指数, 台车速度, 以及中部风箱 9 号风箱的废气温度来建立预测模型。同样采用基于满意聚类的 T-S 建模方法, 得到如式(4)的子规则模型。

$$\left\{ \begin{array}{l} R_1: \text{if}(\varphi_j, y_j) \in Z_1 \\ \text{then } y^1(k+1) = p_0^1 + p_1^1 y(k) + p_2^1 y(k-1) \\ \quad + p_3^1 y(k-2) + p_4^1 u_{pe}(k) + p_5^1 u_{pe}(k-1) \\ \quad + p_6^1 u_{pe}(k-2) + p_7^1 u_v(k) + p_8^1 u_v(k-1) \\ \quad + p_9^1 u_v(k-2) + p_{10}^1 u_T(k) + p_{11}^1 u_T(k-1) \\ \quad + p_{12}^1 u_T(k-2) \\ \dots \\ R_{c_2}: \text{if}(\varphi_j, y_j) \in Z_{c_2} \\ \text{then} \dots \end{array} \right. \quad (4)$$

式(4)中 p_0, \dots, p_{12} 为由最小二乘法辨识出的结论参数; $y(k+1)$ 为 BTP 预测值; $y(k), y(k-1)$ 分别表示当前和上一个采样时刻利用软测量方法计算

的 BTP; $u_{pe}(k), u_v(k), u_T(k)$ 分别表示当前采样时刻综合透气性指数、输入的台车速度, 以及 9 号风箱的废气温度。

2.4 数学模型的建立

根据以上综合透气性指数、烧结终点的预测模型, 在一配配比、二配配比一定的情况下, 可以建立如式(5)的综合透气性、烧结终点优化数学模型。式(5)中, C_{pe}, C_{BTP} 表示设定的综合透气性指数、烧结终点; y_{pe}^i, y_{BTP}^i 分别为透气性、烧结终点的预测模型中第 i 个子规则的输出。 u_v, u_1, u_2, u_3 分别表示台车速度、1 号新鲜风机风量、2 号新鲜风机风量、2 号返烟风机风量。优化模型中, 水分比例、混合料中的含硫量、氧化钙含量均为已知给定的量, 不需要进行优化。

$$\begin{aligned} \min J &= f(\text{abs}(f_{pe} - C_{pe}), \text{abs}(f_{BTP} - C_{BTP})) \\ \text{s. t. } f_{pe}(y(k), \dots, u_v(k-2)) &= \sum_{i=1}^{c_1} \mu_{i,j} y_{pe}^i \\ f_{BTP}(y(k), \dots, u_1(k-2)) &= \sum_{i=1}^{c_2} \mu_{i,j} y_{BTP}^i \\ 0.7 &< u_v < 1.7 \\ 10 &< u_1 < 20 \\ 10 &< u_2 < 26 \\ 10 &< u_3 < 35 \end{aligned} \quad (5)$$

3 多目标粒子群协同算法

通过利用一个粒子群来对一个变量进行优化的方法, 以及归档机制建立了基于粒子群多目标协同优化算法。

考虑到 Deb 提出的约束支配原理^[16] 被用于求解有约束的优化问题, 但难以发挥不可行解的作用。因此采用一种改进的约束比较方法, 以发挥不可行解的作用。

考虑到存储体中的解有可能超过规定的数目情况, 则根据均方根的大小来删除多余的解。为加快收敛速度及避免局部极值问题, 提出一种新的全局最优解选择方法。

3.1 标准粒子群算法

粒子群优化算法的基本思想是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解, 即初始化为一群随机粒子 (随机解), 然后通过迭代找到最优解。1998 年 Shi 等人^[17] 对标准粒子群算法进行了修正, 引入惯性权重因子 w 。PSO 算法在每一次的迭代中, 粒子通过跟踪两个“极值” ($p_i^{\text{Best}}, g^{\text{Best}}$) 来

更新自己,其中 p_i^{Best} 表示第 i 个个体的历史最优值, g^{Best} 表示当代全局最优值。粒子通过式(6)来更新自己的速度和位置。

$$\begin{cases} v_i^{(k+1)} = w^{(k+1)} \cdot v_i^{(k)} + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_i^{\text{Best}} - x_i^{(k)}) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g^{\text{Best}} - x_i^{(k)}) \\ x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + v_i^{(k+1)} \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, $v_i^{(k)}$ 是第 i 个粒子第 k 次迭代的速度; r_1, r_2 是介于(0, 1)之间的随机数; $x_i^{(k)}$ 是第 i 个粒子第 k 次迭代的位置; c_1 和 c_2 是学习因子; $w^{(k)}$ 是惯性权重。

3.2 种群个体支配比较方法

为算法描述的方面有以下几个定义:

定义1: 假设给定的目标函数为 $f_i(\mathbf{x}), i = 0, \dots, k$, 如果 $\forall i \in \{1, \dots, k\}$ 满足 $f_i(\mathbf{x}_1) \leq f_i(\mathbf{x}_2)$, 且至少存在一个 $f_j(\mathbf{x}_1) < f_j(\mathbf{x}_2), j \in \{1, \dots, k\}$, 则记为 $\mathbf{x}_1 < \mathbf{x}_2$, 即 \mathbf{x}_1 Pareto 支配 \mathbf{x}_2 。

定义2: Pareto 最优解: 对于可行解 $x^* \in S$, 当且仅当不存在另一个可行解 $x \in S$, 使所有不等式 $f_j(x) \leq f_j(x^*)$ 成立, 其中 $j = 1, \dots, q$, 且至少存在一个 $j \in \{1, \dots, q\}$, 使严格不等式 $f_j(x) < f_j(x^*)$ 成立, 则称 x^* 为多目标优化问题的一个 Pareto 最优解。

定义3: Pareto 最优解集: Pareto 最优解集是指多目标优化问题的所有 Pareto 最优解的集合。Pareto 最优解集中的集也称为非劣集。

近年来,对于有约束条件的多目标优化算法进行并行优化,基本上是利用 Deb 提出的约束支配原理来进行的。

定义4: 如果 x_1 约束支配 x_2 , 则有如下条件之一成立:

- 1) x_1 为可行解, 而 x_2 为不可行解;
- 2) x_1, x_2 均为不可行解, 但 x_2 的约束违反程度大;
- 3) x_1, x_2 为可行解, 但 x_1 Pareto 支配 x_2 。

文献[18]针对单目标的约束优化问题,提出了一种 α 水平比较原则,以发挥不可行解的作用。在以上研究的基础上,提出一种改进的多目标约束支配方法。

定义5: 设 u_1 和 u_2 分别为解 x_1, x_2 的约束违反程度, u_0 是给定的一个阈值, 如果 x_1 约束支配 x_2 , 则有如下条件之一成立:

- 1) $u_0 \leq u_1 < u_2$, 或 $u_1 \leq u_0 < u_2$;
- 2) $u_1 = u_2$, 且 x_1 Pareto 支配 x_2 ;

3) $u_1 \leq u_0, u_2 \leq u_0$, 且 x_1 Pareto 支配 x_2 。

如果以上的 u_0 为 0, 则该约束支配比较法等同于 Deb 提出的支配比较法, 这样导致不能发挥那些非可行解的作用。如果 u_0 足够大, 则对约束不起作用, 得到的解很可能是不可行解^[19]。

3.3 群体排序方法

文献[20]采用非支配排序的过程描述如下:

设当前种群 S_1 所有非劣解级别为 1, 作为第 1 层的非支配解集, 将他们暂时从种群删除, 再从剩余的解集中找出所有非支配解, 再暂时删除, 直到种群中所有的解都被分解到各层上为止, 其排序过程如图 1 所示。

但上述算法的计算复杂度高, 最坏的情况下复杂度为 $O(mN^3)$, m 为目标函数的个数; N 为种群规模。文献[16]提出了一种快速的非劣排序法, 使得计算复杂度降到了 $O(mN^2)$ 。其算法描述如下:

对于种群 S_1 , 记录下每个解所支配解的个数 n_i 和对应的集合 s_i , 对于所支配解个数 n_i 为 0 的解组成第 1 层非支配解, 然后将支配第 1 层非支配解的所有解的 n_j 减 1, 同样将所有 n_j 为 0 组成第 2 层的非支配解, 以此类推, 一直得到所有层的非支配解集。

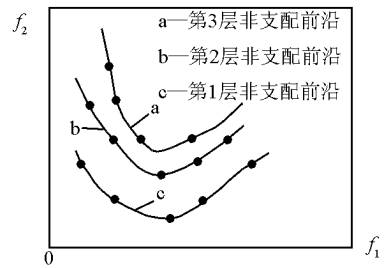


图1 非支配排序分层排序结果

Fig. 1 Schematic result of the non-dominated sorting

3.4 归档机制以及粒子最优值的选取

归档机制能够大幅度提高算法的收敛速度和解的质量^[21]。典型的如文献[22]采用该机制建立的 MOPSO 算法, 迭代过程中所需的全局最优位置由存储体针对每个个体, 采用轮盘赌算法从外部记忆体中选出。对于同一层解个体间的优劣性, Deb 提出利用排挤距离, 以得到分布更均匀近似 Pareto 解集^[16]。

笔者的目的是为了得到一组更接近给定实际值的解, 因此, 当存储体的个数超过一定数目时, 根据式(7)删掉均方根最大的解。式(7)中 C_{pe}, C_{BTP} 分别

为给定的综合透气性指数、烧结终点; f_{Pe} , f_{BTP} 分别为通过优化模型获得的综合透气性指数、烧结终点。

$$f_{eval} = \sqrt{(f_{Pe} - C_{Pe})^2 + (f_{BTP} - C_{BTP})^2} \quad (7)$$

对于全局最优解的选取,文献[6]通过对存储体中的非劣解取均值来获得粒子群的全局最优解,选择方式能在一定程度上提高收敛速度,但其算法较复杂,且通过均值获得的全局最优解可能劣于存储体中的解,导致搜索的效果不理想。因此,采用以下方法来选取粒子的全局最优值以及每个粒子的历史最优值。

将存储体的所有非劣解对应各个目标函数的全局极值取均值,如果获得的均值约束支配存储体中的所有解,或和存储体中的所有解都为非支配关系,则将这个均值作为粒子整个群体的全局极值。如果获得的均值受存储体中的任意一个解的约束支配,则在存储体中任选一个非劣解作为全局最优解。而对于每个个体的历史最优值选取,则按约束支配关系从该粒子的当前位置和历史最优位置中选择较优者作为更新后的历史最优位置,如无约束支配关系,则从两者中随机选择一个。

3.5 多目标协同优化算法

综合以上方法,整个算法流程如下:

Step 1: 初始化粒子种群(母群体)大小为 30 个粒子,在可行解范围内初始化每个粒子的速度和位移。给出初始的 u_0 , 个体最优值均为个体的初始值,通过改进的约束支配比较法得出初始的全局最优解(在以后的进化过程中,全局最优解指的是母群体和所有子群体共同的最优解)。通过快速比较法,将非劣解存在于存储体中,规定存储体中解的最大数目。

Step 2: 对于维度为 m 的母群体,将母群体按维度划分为 m 个子群体,每个子群体的个体数均为 30。初始方法为:设对第 i ($i=1, \dots, m$) 个子群体进行初始化,对该子群体中的任意一个粒子的第 i 个变量在其取值范围内给出一个初始值,其他变量值则和当前全局最优解中相应的变量值一样。在以后的迭代过程中,只对第 i ($i=1, \dots, m$) 个子群体的第 i 个变量进行更新,其他变量不进行更新,其值为全局最优值中相应的变量值。

Step 3: 对每个子群体的粒子进行更新时,所需要的全局最优值的获取是通过以下方法获得的:对存储体中的非劣解取均值,如果该均值约束支配存

储体中的所有非劣解,或者和储体中的所有非劣解之间为非约束支配关系,则将该均值作为全局最优值;否则,在存储体中任选一个作为全局最优值。对每个子群体进行更新时,所需要的个体历史最优值的获取是其所经历的历史最优值。

对子群体的粒子进行更新后,将更新后的粒子值和存储体中的非劣解进行约束支配比较,如果该粒子约束支配存储体中的非劣解,则将该粒子值存入存储体,同时删除被该粒子支配的解;如果该粒子和存储体中所有的非劣解均为非支配关系,则将该粒子存入存储体,如果存储体中的非劣解超过规定的数目,则根据式(7),删除均方根最大的解。对于更新后的粒子,通过判断该粒子和其个体历史最优值之间的约束支配关系,如果是非支配关系,则随机选取一个作为粒子个体历史最优,否则,选取约束支配的解作为该粒子的个体历史最优解。

Step 4: 当所有子群体更新完后,对母群体进行标准粒子群算法的更新。母群体中粒子的全局最优解的获得采用如 Step 3 同样的方法获得,每个粒子所需要的个体历史极值,则是其经历的历史最优值。每个粒子更新后,采用如 Step 3 同样的方法对存储体中的非劣解进行更新,以及同样的方法对其历史最优值进行更新。

Step 5: 判断是否满足停止迭代条件,如果满足停止迭代条件则停止运算,否则转 Step 3。

4 仿真实验

当给定混合料的一配配比、二配配比,理论上状态参数处于某一个状态,烧结过程会进行的最好。根据对实际烧结过程进行统计分析,正常生产情况下,综合透气性指数为 5.0,烧结终点为 30 m 时,烧结过程进行的比较好。因此设优化目标值为(5.0, 30),则根据式(5)对实际生产过程中 50 个采样时刻的数据进行优化,即使得优化后的操作参数在满足约束条件的前提下,获得的透气性指数、烧结终点最接近给定的数据。

仿真图如图 2、图 3 所示,图 2、图 3 中实线为原实际值,虚线为优化值。从整个的优化效果来看,经过优化后的综合透气性指数比优化前更接近 5.0,同时经过优化后烧结终点比优化前更接近 30 m。由此可知,通过优化,在给定的一配、二配配比条件下,能通过对操作参数的优化获得较好的状态参数。

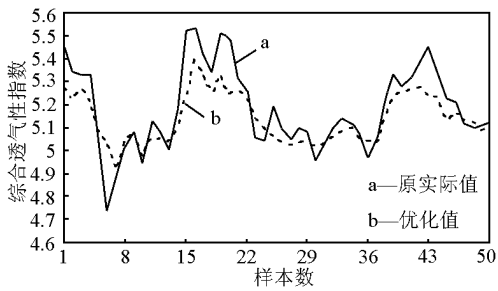


图2 综合透气性优化结果图

Fig. 2 Optimization result of synthetic permeability

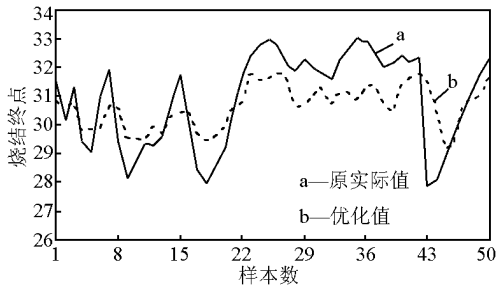


图3 烧结终点优化结果图

Fig. 3 Optimization result of burn-through point

5 结语

针对铅锌烧结过程的状态参数优化问题提出了一种改进的多目标粒子群算法。

1)建立了有综合透气性指数、烧结终点两个目标的优化模型。

2)通过利用不同的粒子群来优化相应的变量,提出了多目标粒子群协同算法。采用了改进的约束支配比较方法来判断粒子的优劣,根据解和目标值之间的均方根大小来删除存储体中的多余解。为了加速收敛速度,采用改进的方法来选取粒子的最优值。

3)对实际生产的50个采样时刻的数据进行优化,使优化后的状态参数接近给定的参数值。

仿真实验表明,笔者所提出的多目标粒子群协同优化算法对于铅锌烧结过程中的综合透气性指数、烧结终点具有较好的优化效果,从而为实际生产的状态参数优化提供了一种新的思路。

参考文献

[1] Siemon J R, Kowalczyk E, Fitzgibbons D P, et al. Peak bed temperature prediction on a lead/zinc sinter plant[J]. Minerals Engineering, 1991, 4 (1): 63 - 78

[2] Cheng W S. An application of adaptive genetic - neural algorithm to sinter's BTP process [A]. Proceedings of 2004 International

Conference on Machine Learning and Cybernetics [C], Shanghai, 2004, 6: 3356 - 3360

[3] Carlos ACC, Gregorio T, aximino Salazar Lechuga. Handling multiple objectives with particle swarm optimization[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 256 - 279

[4] Parsopoulos K E, Vrahatis M N. Particle Swarm Optimization Method in Multiobjective Problems [M]. Proc of the ACM Symp on Applied Computing 2002 (SAC 2002). New York: ACM Press, 2002: 603 - 607

[5] Hu X, Eberhart R C. Multiobjective optimization using dynamic neighborhood particle swarm optimization [A]. IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2002) [C], USA, 2002, 2: 1677 - 1681

[6] 张利彪,周春光,马 铭,等. 基于粒子群算法求解多目标优化问题[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(7): 1286 - 1291

[7] 熊盛武,刘 麟,王 琼,等. 改进的多目标粒子群算法[J]. 武汉大学学报, 2005, 51(3): 308 - 312

[8] 王 丽,刘玉树,徐远清. 基于在线归档技术的多目标粒子群算法[J]. 北京理工大学学报, 2006, 26(10): 883 - 887

[9] 金欣磊,马龙华,刘 波,等. 基于动态交换策略的快速多目标粒子群优化算法研究[J]. 电路与系统学报, 2007, 12(2): 78 - 83

[10] 申晓宁,郭 毓,陈庆伟,等. 一种子群体个数动态变化的多目标优化协同进化算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(9): 1011 - 1016

[11] Van den Bergh, Engelbrecht A P. A cooperative approach to particle swarm optimization[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 225 - 239

[12] 周取定,孔令坛. 铁矿石造块理论与工艺[M]. 北京:冶金工业出版社, 1989: 76 - 79

[13] 丁 雷,吴 敏,曹卫华. 基于 T - S 模型的透气性鲁棒预测[J]. 湖南工业大学学报, 2007, 21 (6): 56 - 59

[14] 李 柠,李少远,席裕庚. 利用模糊满意聚类建立 pH 中和过程模型[J]. 控制与决策, 2002, 17(2): 143 - 147

[15] Li MH, Wang J. The research for soft measuring technique of sintering burning through point [A]. 2006 1st IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications [C], Singapore, 2006. 1 - 4

[16] Deb K, Pratap A, Agarwa SL, et al. A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA - II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computing [C], 2002, 6(2): 182 - 197

[17] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [A]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. Piscataway: IEEE Press, 1998. 303 - 308

[18] Takahama T, Sakai S. Constrained Optimization by Applying the α Constrained Method to the Nonlinear Simplex Method with Mutations [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2005, 9(5): 437 - 451

[19] Runarsson T P, Yao X. Search Biases in Constrained Evolutionary Optimization[J]. IEEE Trans. System, Man, Cybern. Part C, 2005, 35(2): 233 - 243

[20] Deb K. An efficient constraint handling method for genetic algo-

[21] Zitzler E, Thiele L. Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4):

[22] Coello C A C, Lechuga M S. MOPSO: a proposal for multiple objective particle swarm optimization [A]. Proceedings of the IEEE World Congress on Computational Intelligence [C]. Hawaii, 2002: 1677 – 1681

Multi – objective particle swarm cooperative optimization algorithm for state parameters

Ding Lei^{1,2}, Wu Min¹, She Jinhua³, Duan Ping¹

(1. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China;

2. School of Physics Science and Information Engineering, Jishou University, Jishou, Hunan 416000, China;

3. School of Computer Science, Tokyo University of Technology, Hachioji, Tokyo, 192 – 0982, Japan)

[**Abstract**] To deal with the characters with the strong nonlinear and complex computing of synthetic permeability and burn – through point in the lead – zinc sintering process, an efficient multi – objective particle swarm cooperative optimization algorithm is proposed. Firstly, the multi – objective optimization model for burn – through point and synthetic permeability is established. Secondly, an improved multi – objective particle swarm cooperative optimization algorithm is presented by improving the constraint comparison method and the way of selecting the particles' optima, and using different swarms to optimize corresponding variables respectively. Finally, the proposed multi – objective optimization algorithm is applied to optimize the synthetic permeability and the burn – through point. The simulation results show that the proposed multi – objective optimization algorithm effectively solves the optimization problem of the synthetic permeability and burn – through point.

[**Key words**] lead – zinc sintering process; synthetic permeability; burn – through point; multi – objective particle swarm cooperative optimization algorithm