

基于线性规划和遗传-粒子群算法的 烧结配料多目标综合优化方法

李 勇, 吴 敏, 曹卫华, 王春生, 赖旭芝

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 针对钢铁企业二次配料工艺, 本文采用将硫含量折算为可比成本, 兼顾节能减排目标和配料成本, 建立了二次配料多目标优化模型; 提出了一种基于线性规划和遗传-粒子群算法(GA-PSO)的钢铁烧结配料优化方法. 首先采用线性规划算法进行求解, 若线性规划方法无法求得最优解, 则采用GA-PSO算法进行搜索. 该方法应用于某钢铁企业360 m²生产线的“配料优化与决策支持系统”中, 实际运行结果表明, 该算法在保证烧结矿质量的前提下, 能够有效地减少二氧化硫排放, 降低配料成本.

关键词: 烧结; 配料; 线性规划(LP); 粒子群算法(PSO); 遗传算法(GA)

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

A multi-objective optimization algorithm for sintering proportion based on linear programming and genetic algorithm particle swarm optimization

LI Yong, WU Min, CAO Wei-hua, WANG Chun-sheng, LAI Xu-zhi

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: Considering both energy conservation and cost reduction, we put forward an multi-objective optimization model that converts the sulfur content to comparable costs, according to the twice-mixed proportion in steel factories. Furthermore, a new optimization method that combines together the linear programming(LP) and the genetic algorithm particle swarm optimization(GA-PSO) is developed to solve the model. This method first tries to find out the optimal proportion by using LP. If it fails, the GA-PSO, as the alternative, is applied to search the solution. The optimization method is applied to the “Optimization and Decision Supporting System” for a 360 m² sintering production line in an iron factory. The operation results show that, with quality of sinter guaranteed, the costs as well as the amount of SO₂ emission is reduced effectively.

Key words: sintering; proportion; linear programming(LP); particle swarm optimization(PSO); genetic algorithm(GA)

1 引言(Introduction)

钢铁烧结过程是将粉状铁矿石、燃料、熔剂和烧结过程循环利用物按照一定的成分均匀混合, 加水搅拌并点火燃烧, 使原料在不完全熔化的状态下烧结成块的过程. 烧结过程可以分成配料、混合制粒、偏析布料和点火烧结4个过程. 配料过程是烧结过程的首道工序, 配料成份是否合理将直接影响烧结过程的运行和烧结矿质量产量.

国内外在烧结配料领域的长期研究取得了丰硕的成果. 国外钢铁企业具有稳定而充足的矿源, 主要研究不同比例矿石烧结成矿后微观下烧结矿结构特点, 进而找到矿石配比与烧结矿冶金性能的关系^[1,2], 但并未关注成本优化的问题, 因此配比成份稳定、硫含量较低、价格较高. 国内钢铁企业的矿石来源多而不稳定, 主要研究在保证烧结矿冶金性

能的前提下, 通过建立配料优化模型, 求解优化配比实现降低成本的目的. 在配料优化的研究中, 专家经验^[3]和线性规划^[4]广泛应用于配料优化. 随着对烧结过程研究的逐步深入, 越来越多地把非线性因素考虑到配料优化模型中, 遗传算法^[5]、粒子群算法^[6]、蚁群算法^[7]和进化差分算法^[8]等智能优化算法被应用于求解优化配比以降低配料成本. 然而, 专家经验带有很强的主观性, 线性规划算法难以适应非线性优化问题的求解. 更重要的是: 现有的配料优化模型难以精确描述先进行预配料、后进行烧结配料的二次配料生产工艺; 单一优化目标使成本降低需要以燃料增加和硫含量升高为代价.

根据国家节能减排规划要求, 配料生产不仅要降低成本, 也需要降低燃料消耗、减少二氧化硫排放. 本文针对二次配料工艺, 在优化目标中兼顾二氧

化硫排放量, 分别建立预配料与烧结配料优化模型, 提出基于线性规划和遗传-粒子群算法的二次配料优化算法, 在保证烧结矿质量前提下, 降低配料成本、减少焦粉消耗、实现节能减排。

2 二次配料工艺及优化模型(Optimization models of twice-mixed proportion)

二次配料工艺包括了预配料(1st-proportion)与烧结配料(2nd-proportion)两个工序。预配料是将不同铁矿石按照配比均匀混合, 形成中和粉; 烧结配料则是将中和粉、熔剂、燃料和烧结循环利用物均匀混合, 经过加水搅拌、点火烧结后就形成了最终产品烧结矿。配料工艺对中和粉铁品位、氧化钙含量、二氧化硅含量、氧化镁含量、氧化铝含量、硫含量和磷含量等化学指标有一定要求; 对于烧结矿, 除以上成分指标外, 还包括碱度(氧化钙含量与二氧化硅含量的比值)要求。

在预配料过程中, 各种矿石均匀混合后只是形态上发生了变化。根据物质守恒原理, 中和粉的化学成分应当是各原料化学成分的线性加权和, 因此, 预配料优化实际上是一个线性规划问题。将原料硫含量折算成可比成本, 可以实现兼顾成本和二氧化硫排放的预配料优化, 其优化目标如式(1)所示, 约束条件如式(2)~(4)所示:

$$\min \sum_{i=1}^n (C_i + \alpha S_i) x_i, \quad (1)$$

$$0 \leq x_{i\min} \leq x_i \leq x_{i\max} \leq 1, \quad i = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^n x_i = 1, \quad (3)$$

$$b_{j\min} \leq \sum_{i=1}^n a_{ji} x_i \leq b_{j\max}, \quad j = 1, 2, \dots, 7. \quad (4)$$

公式(1)~(4)中: $C_i, x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示 n 种预配料原料中第 i 种原料的价格和配比; $x_{i\min}$ 表示第 i 种原料的下限, $x_{i\max}$ 表示第 i 种原料的上限; $j = 1, \dots, 7$ 时, a_{ji} 分别表示第 i 种原料的铁品位 TFe_i , 氧化钙含量 CaO_i , 二氧化硅含量 SiO_{2i} , 氧化镁含量 MgO_i , 氧化铝含量 Al_2O_{3i} , 硫含量 S_i , 磷含量 P_i ; $b_{j\min}$ 分别表示铁品位下限 TFe_{\min} , 氧化钙含量下限 CaO_{\min} , 二氧化硅含量下限 $SiO_{2\min}$, 氧化镁含量下限 MgO_{\min} , 氧化铝含量下限 $Al_2O_{3\min}$, 硫含量下限 S_{\min} , 磷含量下限 P_{\min} ; $b_{j\max}$ 分别表示铁品位上限 TFe_{\max} , 氧化钙含量上限 CaO_{\max} , 二氧化硅含量上限 $SiO_{2\max}$, 氧化镁含量上限 MgO_{\max} , 氧化铝含量上限 $Al_2O_{3\max}$, 硫含量上限 S_{\max} , 磷含量上限 P_{\max} ; α 为硫含量成本折算因子, 可以由本次配料的所有含硫原料的单价与硫含量比值的平均值确定, 可按式(5)计算:

$$\alpha = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \frac{C_l}{S_l}, \quad (5)$$

其中: L 为二次配料中所有含硫原料的数量, C_l 为二

次配料过程中第 l 种 ($l = 1, 2, \dots, L$) 含硫原料的单价; S_l 为二次配料过程中第 l 种 ($l = 1, 2, \dots, L$) 含硫原料的硫含量。

在烧结配料过程中, 中和粉、熔剂、燃料和烧结循环利用物经过均匀混合后, 再经过加水、点火烧结过程形成烧结矿, 其间经过了复杂的物理和化学变化过程, 主要是原料固、液相变化、燃料的燃烧和硫元素的排放等。长期的烧结实验和烧结生产表明: 原料在烧结前后质量变化呈现一定的规律, 原料烧结减重量与原料烧结前质量的比值称为原料的烧损率。通过烧损率, 可以建立起原料与烧结矿化学成分之间的关系。因此, 参照预配料优化模型, 可以结合烧损率建立烧结配料优化模型。式(4)所示的预配料化学成分约束条件演变成式(6)和式(7)所示的烧结配料化学成分约束条件, 同时, 烧结配料还需要考虑碱度约束条件(8):

$$b_{j\min} \leq \frac{\sum_{i=1}^n a_{ji} x_i}{\sum_{i=1}^n x_i (1 - d_i)} \leq b_{j\max}, \quad j = 1, 2, \dots, 5, \quad (6)$$

$$b_{j\min} \leq \frac{\sum_{i=1}^n a_{ji} x_i (1 - d_i)}{\sum_{i=1}^n x_i (1 - d_i)} \leq b_{j\max}, \quad j = 6, 7, \quad (7)$$

$$R_{\min} \leq R = \frac{\sum_{i=1}^n x_i CaO_i}{\sum_{i=1}^n x_i SiO_{2i}} \leq R_{\max}, \quad (8)$$

其中: d_i 表示烧结配料第 i 种原料的烧损率, R 表示烧结矿碱度, R_{\min}, R_{\max} 分别表示碱度上限与下限, 其他变量与前文所述一致。

烧结配料优化模型中约束条件为非线性约束条件, 故烧结配料优化模型为非线性优化模型。但是, 通过适当的代数变换, 可以将非线性约束条件等价成为多个线性约束条件, 使非线性优化模型转变成线性优化模型。式(6)可以等价称为

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n [Y_i - Y_{\min}(1 - d_i)] x_i \geq 0, \\ \sum_{i=1}^n [Y_i - Y_{\max}(1 - d_i)] x_i \leq 0, \end{cases} \quad (9)$$

其中 Y 可以是: TFe, CaO, SiO_2, MgO 或 Al_2O_3 。类似地, 式(7)和式(8)也可以进行相应的代数变换, 变换后的优化模型是一个线性优化模型。

3 基于线性规划和遗传-粒子群算法的二次配料优化算法(Optimization of twice-mixed proportion based on linear programming(LP) and genetic algorithm-particle swarm optimization(GA-PSO))

在二次配料工艺中, 通过分别对中和粉、烧结矿

的相应化学成分区间进行设置,可以通过线性规划的方法求得相应的最优解.线性规划方法的基本思想是搜索多维空间中凸多边形的顶点.线性规划求解过程可以通过单纯形表求解,在此不再赘述.

线性规划对于化学成分区间要求严格,不合适的区间设置可能导致问题无解;同时,随着配料优化模型的日益完善,越来越多非线性因素被引入,为弥补线性规划的不足,具有高效全局搜索能力的改进粒子群算法^[9,10]被引入进行配料优化计算.

3.1 二次配料优化适应度函数(Fitness functions of twice-mixed proportion)

在配料工艺中,各化学成份约束条件的重要性是不同的.中和粉的铁品位和二氧化硅含量要求相对严格;而烧结矿的铁品位、氧化钙含量、二氧化硅含量、碱度和氧化铝含量具有严格的要求.在满足以上条件的情况下,其他成份指标若适当超出区间范围,其解也可以被接受.

根据预配料的优化目标与约束条件,采用罚函数的形式设计了如式(10)所示的预配料适应度函数,将约束优化问题转变成为无约束优化问题:

$$\begin{cases} f = p_0 + p_1 + p_2 + p_3 \\ p_0 = \sum_{i=1}^n (C_i + \alpha S_i) x_i, \\ p_1 = r_0 \left[\left(\sum_{i=1}^n x_i \right) - 1 \right]^2, \\ p_2 = \sum_{i=1}^n r_i (x_i - g_i)^2, \\ p_3 = \sum_{j=1}^7 r_{n+j} \left[\left(\sum_{i=1}^n a_{ji} x_i \right) - b_j \right]^2, \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中: $r_i (i = 0, \dots, n+7)$ 为惩罚因子, p_0 为原约束优化问题目标函数; p_1 为配比和约束惩罚项; p_2 为单种原料配比约束惩罚项, p_3 为化学成分约束条件惩罚项, 其中:

$$g_i = \begin{cases} x_{i\min}, & x_i < x_{i\min}, \\ x_i, & x_{i\min} \leq x_i \leq x_{i\max}, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ x_{i\max}, & x_i > x_{i\max}, \end{cases} \quad (11)$$

$$b_j = \begin{cases} b_{j\min}, & \sum_{i=1}^n a_{ji} x_i < b_{j\min}, \\ b_j, & x_{i\min} \leq \sum_{i=1}^n a_{ji} x_i \leq x_{i\max}, \\ b_{j\max}, & \sum_{i=1}^n a_{ji} x_i > x_{i\max}, \end{cases} \quad (12)$$

$j = 1, 2, \dots, 7.$

烧结配料适应度函数中的 p_0 , p_1 和 p_2 与预配料适应度函数具有相同的形式, 化学成分约束条件惩罚项 p_3 需要参照式(4)~(6)重新定义. 同时, 烧结配料中

增加了碱度约束条件, 因此增加了碱度惩罚项 p_4 , 如式(13)(14)所示:

$$p_4 = r_{m+n+1} \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i \text{CaO}_i}{\sum_{i=1}^n x_i \text{SiO}_2 i} - h \right]^2, \quad (13)$$

$$h = \begin{cases} R_{\min}, & R < R_{\min}, \\ R, & R_{\min} \leq R \leq R_{\max}, \\ R_{\max}, & R > R_{\max}. \end{cases} \quad (14)$$

3.2 遗传-粒子群算法(GA-PSO algorithm)

粒子群算法是一种模仿鸟类觅食行为的群智能算法, 具有收敛速度快、参数少、操作简单、易实现的特点, 其核心思想是: 通过群体中个体的“记忆”行为和个体之间的“协作”, 使整个群体向最优解的方向移动. 与遗传算法相比, 由于粒子间实现了信息共享, 粒子群的收敛过程具有明显的“方向性”, 在搜索初期收敛速度较快, 但收敛后期粒子运动状态趋向一致, 容易在最优解附近产生振荡现象, 使收敛速度便变缓. 遗传算法所特有的交叉、变异等遗传操作可以保持种群的多样性. 本文综合粒子群算法与遗传操作, 提出遗传粒子群算法, 在搜索初期, 采用基本粒子群算法进行搜索; 当收敛停止, 以一定概率用实数编码遗传操作调整粒子速度和位置, 增强粒子群多样性, 实现快速收敛.

3.2.1 初始粒子群的产生(Generation of initial particle swam)

配料过程中库存量的影响具体表现在单种原料的配比约束上, 单种原料配比必须在所设定的区间内, 否则会发生“断料”或“积料”想象, 给企业的库存管理和进料结构造成混乱. 同时, 各种配比之和必须为“1”, 否则不具备现实意义. 以原料数目建立解空间, 则1个配方可以映射为解空间中的1点, 即粒子所在位置, 初始粒子群需要满足以下条件:

$$\begin{aligned} 1) & \sum_{j=1}^n p_{ij} = 1; \\ 2) & \sum_{j=1}^n v_{ij} = 0; \\ 3) & 0 \leq x_{j\min} \leq p_{ij}(0) \leq x_{j\max} \leq 1, \end{aligned}$$

其中 p_{ij} 和 v_{ij} 分别表示第 i 个粒子第 j 维上的位置和速度. 这样的初始粒子群在算法迭代过程中, 可以保证初始粒子的适应度函数中 $p_1 = p_2 = 0$, 并且在迭代过程中, 仍然可以保持 $p_1 = 0$, 从而提高了解的可行性, 降低了产生不可行解的几率.

3.2.2 遗传粒子群算法迭代过程(Iterative process of GA-PSO)

PSO算法对粒子进行了3个假设^[11~13]: 粒子可以感知自身与目标的距离; 可以记忆自身到达过

的离目标最近的位置, 该位置称为个体最优值, 用 $pIbest_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示; 粒子间可以相互通信, 告知目前群体所到达过的距离目标最近的位置, 该位置称为群体最优值, 用 $pGbest$ 表示. 粒子群以个体最优值和群体最优值为指导, 使群体向目标移动, 其过程如式(15)(16)所示:

$$\begin{cases} V_i(k+1) = wV_i(k) + C_1R_1 \times \Delta P_{1i} + \\ \quad C_2R_2 \times \Delta P_{2i}, \\ \Delta P_{1i} = pIbest_i(k) - P_i(k), \\ \Delta P_{2i} = pGbest(k) - P_i(k), \end{cases} \quad (15)$$

$$P_i(k+1) = P_i(k) + V_i(k+1), \quad (16)$$

其中: R_1, R_2 为 $[0, 1]$ 区间内的独立随机数; C_1, C_2 是 $[0, 4]$ 区间内的常数, 分别反映粒子局部搜索能力和全局搜索能力; w 是惯性系数, 表示粒子当前运动状态的影响, 取值范围为 $[0, 1]$; C_1, C_2, w 取值大初期收敛速度快, 但是末期容易在最优解附近振荡, 反之, 收敛速度慢, 本文中: $C_1 = C_2 = 2, w = 0.8$; 第 k 次迭代的个体最优值 $pIbest_i(k) (i = 1, 2, \dots, n)$ 和群体最优值 $pGbest(k)$ 由 3.1 节中的适应度函数值确定.

当粒子群收敛停止时, 即连续 K 代 $pGbest$ 不变, 粒群子位置标准差小于阈值时, 对粒子位置和速度进行遗传操作. 标准差如式(17)所示:

$$\begin{cases} P_m = \frac{1}{\text{num}} \sum_{i=1}^{\text{num}} P_i(k), \\ \sigma = \sqrt{\frac{1}{\text{num}} \sum_{i=1}^{\text{num}} \|P_i(k) - P_m\|^2}, \end{cases} \quad (17)$$

其中: P_m 表示粒子群的中心值, σ 表示粒子位置的标准差, $\|\cdot\|$ 为解空间的欧氏距离, num 是粒子群规模.

交叉操作需要保持适应度最高的粒子位置和速度不变; 其他则按概率 g_c 发生交叉, 计算公式为

$$\begin{cases} P_i(k+1) = \beta \times P_i(k) + (1 - \beta) \times P_{i+1}(k), \\ P_{i+1}(k+1) = (1 - \beta) \times P_i(k) + \beta \times P_{i+1}(k), \\ V_i(k+1) = \gamma \times V_i(k) + (1 - \gamma) \times V_{i+1}(k), \\ V_{i+1}(k+1) = (1 - \gamma) \times V_i(k) + \gamma \times V_{i+1}(k), \end{cases} \quad (18)$$

其中 β, γ 为区间 $[0, 1]$ 内的独立随机数.

变异操作发生在交叉操作完成后, 变异概率 g_m 则与适应度值相关, 适应度值越低, 则变异发生的概率越大, 适应度值最低的粒子的位置和速度则用中心位置 P_m 和速度平均值 V_m 取代. 其他粒子位置采用位变换的变异方法, 如下所示:

$$\begin{cases} P_i(k) = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{it}, \dots, p_{is}, \dots, p_{in}\}, \\ \quad \quad \quad \downarrow \\ P_i(k+1) = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{is}, \dots, p_{it}, \dots, p_{in}\}. \end{cases}$$

速度变异类似, 但是变异位置可以不同.

算法迭代过程按照以下步骤进行:

Step 1 初始化, 产生初始粒子群, 迭代次数 $k = 0$, 群体最优解持续计数器 $T = 0$;

Step 2 计算每个粒子的适应度值, 找出群体最优值 $pGbest(0)$, 并以每个粒子的始位置为各自的个体最优值 $pIbest_i(0)$;

Step 3 判断 k 小于最大循环次数并且 $T \leq K$, 若是, 根据式(15)(16)更新粒子速度和位置, 否则转入 Step 8;

Step 4 $k = k + 1$, 重新计算粒子适应度值, 更新 $pGbest(k)$ 和 $pIbest_i(k)$;

Step 5 若 $pGbest(k)$ 保持不变, $T = T + 1$; 否则, $T = 0$;

Step 6 若 $T > K$, 按式(17)计算标准差 σ ; 若 σ 小于阈值 ε , 转入 Step 7, 否则, 转入 Step 3;

Step 7 进行遗传操作, 转入 Step 3;

Step 8 输出群体最优值 $pGbest(k)$, 结束.

3.2.3 算法收敛性分析(Convergence analysis of GA-PSO)

结合适应度函数可以定义以下 Lyapunov 函数:

$$F(k) = f(pGbest(k)) - f(x^*), \quad (19)$$

式中: $f(\cdot)$ 为前文中适应度函数, x^* 为最优值, $pGbest(k)$ 为算法第 k 次迭代全局最优值. 很明显, Lyapunov 函数 $F(\cdot)$ 的值大于等于 0.

在粒子群收敛过程中, 可以保证

$$\begin{aligned} \Delta F(k) = F(k) - F(k-1) = \\ f(pGbest(k)) - f(pGbest(k-1)) \leq 0. \end{aligned} \quad (20)$$

根据 Lyapunov 定理, 算法是收敛的. 但是, 由于 $\Delta F(k) = 0$ 时, 粒子群收敛停滞, 故粒子群算法可能出现收敛到次优值的情况. 避免这种情况发生的方法在于增加粒子群的多样性, 扩大搜索区域, 而本文所提出的遗传-粒子群算法可以实现基本粒子群算法收敛停滞, 即连续多次 $\Delta F(k) = 0$ 时, 强制变更粒子位置, 扩大粒子群搜索范围, 减小了 $\Delta F(k)$ 继续为 0 的几率.

4 仿真实验及工业应用分析(Analysis of simulation and industrial application)

以国内某钢铁企业炼铁厂 2 月 9 日配料为例, 通过仿真实验验证本文算法的有效性. 当日该厂所采用的预配料原料的化学成分检化验值和价格如表 1, 2 所示. 对于中和粉化学成分有以下要求:

- 1) TFe $\geq 62\%$; 2) SiO₂ $\leq 6\%$;
- 3) CaO $\leq 1\%$; 4) MgO $\leq 1\%$;
- 5) Al₂O₃ $\leq 1.8\%$; 6) S $\leq 0.1\%$; 7) P $\leq 0.1\%$.

考虑到预配料原料库存因素的影响, 各原料的配比区间具有以下限制:

原料 1: $x_{1\min} = 20\%, x_{1\max} = 30\%$;

原料2: $x_{2min} = 10\%$, $x_{2max} = 15\%$;
 原料3: $x_{3min} = 5\%$, $x_{3max} = 10\%$;
 原料4: $x_{4min} = 15\%$, $x_{4max} = 25\%$;
 原料5: $x_{5min} = 10\%$, $x_{5max} = 15\%$;
 原料6: $x_{6min} = 0\%$, $x_{6max} = 7\%$;
 原料7: $x_{7min} = 5\%$, $x_{7max} = 15\%$;

表1 预配料原料化学成分检化验值表

Table 1 Chemical compositions of materials in the 1st-proportion

项目	化学成分/%						
	TFe	SiO ₂	CaO	MgO	Al ₂ O ₃	S	P
原料1	63.34	4.89	0.15	0.10	1.54	0.01	0.08
原料2	59.50	4.17	0.10	0.05	2.00	0.03	0.05
原料3	63.50	5.50	0.10	0.10	1.24	0.02	0.04
原料4	61.35	4.04	0.10	0.11	1.88	0.02	0.05
原料5	61.35	3.72	0.10	0.10	1.95	0.02	0.06
原料6	61.85	7.00	0.09	0.10	2.30	0.01	0.03
原料7	64.00	6.50	0.68	0.86	0.92	0.31	0.04

表2 预配料原料价格表

Table 2 Prices of materials in the 1st-proportion

项目	原料/(元·t ⁻¹)						
	原料1	原料2	原料3	原料4	原料5	原料6	原料7
价格	872	709	828	748	750	760	759

烧结配料的中和粉化学成分和价格由预配料决定, 不同预配料配比会使烧结成本不同. 除中和粉外, 烧结配料原料成分和价格如表3, 4所示.

表3 烧结配料原料化学成分检化验值表

Table 3 Chemical compositions of materials in the 2nd-proportion

项目	化学成分/%						
	TFe	SiO ₂	CaO	MgO	Al ₂ O ₃	S	P
原料8	56.80	5.70	10.30	1.70	1.90	0.04	0.08
原料9	0.00	12.00	0.92	0.60	2.10	0.40	0.00
原料10	0.00	3.00	83.00	3.30	1.10	0.00	0.00
原料11	0.00	1.00	54.00	2.50	0.70	0.00	0.00
原料12	0.00	1.00	30.20	19.00	0.90	0.00	0.00
原料13	56.80	5.70	10.30	1.70	1.90	0.04	0.08

表4 烧结配料原料价格表

Table 4 Prices of materials in the 2nd-proportion

项目	原料					
	原料8	原料9	原料10	原料11	原料12	原料13
价格/(元·t ⁻¹)	0	965	219.50	78.45	52.30	0.00
烧损/%	0.00	85.50	8.70	43.00	44.50	0.00

通过线性规划、基本PSO和GA-PSO算法进行优化计算, 结果如表5所示, 再与该钢铁企业当天所采用的实际配比相对比, 效果对比如表6所示.

表5 预配料配对比表

Table 5 Comparison between actual 1st-proportion and optimal 1st-proportion

项目	配比/%			
	实际配比	线性规划	基本PSO	GA-PSO
原料1	25.00	20.00	20.00	20.00
原料2	22.00	15.00	15.00	15.00
原料3	6.00	10.00	10.00	10.00
原料4	20.00	25.00	25.00	25.00
原料5	12.00	15.00	15.00	15.00
原料6	5.00	7.00	7.00	7.00
原料7	10.00	8.00	8.00	8.00

表6 预配料性能指标对比表

Table 6 Characteristics of different 1st-proportions

项目	性能			
	实际配比	线性规划	基本PSO	GA-PSO
TFe/%	62.11	62.13	62.13	62.13
SiO ₂ /%	4.72	4.73	4.73	4.73
CaO/%	0.17	0.16	0.16	0.16
MgO/%	0.17	0.16	0.16	0.16
Al ₂ O ₃ /%	1.72	1.73	1.73	1.73
S/%	0.05	0.04	0.04	0.04
P/%	0.06	0.05	0.05	0.05
成本/(元·t ⁻¹)	777.16	776.97	776.97	776.97
折算S含量成本/(元·t ⁻¹)	788.63	786.97	786.97	786.97

对于烧结配料, 烧结矿化学成分要求如下:

- 1) TFe ≥ 56%;
- 2) 4% ≤ SiO₂ ≤ 6%;
- 3) 9% ≤ CaO ≤ 11%;
- 4) 1% ≤ MgO ≤ 2%;
- 5) 1% ≤ Al₂O₃ ≤ 2%;
- 6) S ≤ 0.1%;
- 7) P ≤ 0.1%;
- 8) 1.75 ≤ R ≤ 1.85.

同时, 烧结各原料的用量也具有以下要求:

- 原料1: $x_1 = 29.94\%$;
 原料2: $x_{2min} = 3.5\%$, $x_{2max} = 4.0\%$;
 原料3: $x_3 = 2.99\%$;
 原料4: $x_4 = 3.79\%$;
 原料5: $x_{5min} = 3.0\%$, $x_{5max} = 20.0\%$;
 原料6: $x_6 = 1.26\%$;
 中和粉: $x_{7min} = 50.0\%$, $x_{7max} = 80.0\%$.

同样采用相同算法进行对比优化计算, 其结果分别如表7和表8所示.

表 7 烧结配料配对比表

Table 7 Comparison between actual 2nd-proportion and optimal 2nd-proportion

项目	配比/%			
	实际配比	线性规划	基本PSO	GA-PSO
原料8	29.94	29.94	29.94	29.94
原料9	3.53	3.50	3.50	3.50
原料10	2.99	2.99	2.99	2.99
原料11	3.79	3.79	3.79	3.79
原料12	3.53	3.75	3.75	3.75
原料13	1.26	1.26	1.26	1.26
中和粉	54.96	54.77	54.77	54.77

表 8 烧结配料性能指标对比表

Table 8 Characteristics of different 2nd-proportions

项目	性能			
	实际配比	线性规划	基本PSO	GA-PSO
TFe/%	56.68	56.60	56.60	56.60
SiO ₂ /%	5.42	5.42	5.42	5.42
CaO/%	9.76	9.84	9.84	9.84
MgO/%	1.65	1.69	1.69	1.69
Al ₂ O ₃ /%	1.86	1.87	1.87	1.87
S/%	0.045	0.039	0.039	0.039
P/%	0.06	0.06	0.06	0.06
碱度	1.80	1.82	1.82	1.82
成本/(元·t ⁻¹)	472.47	470.84	470.84	470.84
折算S成本/(元·t ⁻¹)	472.59	470.95	470.95	470.95

在仿真试验中, 根据表1~4的数据, 可以求得 $\alpha = 30799$. 同时, 在维持PSO和GA-PSO粒子数目 $num = 200$, GA-PSO遗传操作交叉概率 $P_c = 0.3$ 、变异概率 $P_m = 0.05$ 的条件下, 用不同的参数对同一优化模型进行20次求解并统计, 结果如表9所示. 由表9可知, PSO和GA-PSO算法参数取值均应为: $C_1 = C_2 = 2, w = 0.8$. 在以上参数条件下, 基本PSO和GA-PSO算法2000次内(若算法在2000次内迭代结束, 则适应度值延续结束时最优解的适应度值)的适应度收敛过程如图1所示. 图中适应度值越低, 则配比的适应程度越高.

烧结配料优化收敛结果与图1相仿, 在此就不再赘述. 由图1可以看出, GA-PSO算法既保持了基本PSO算法在搜索初期的快速性, 也保证了算法在收敛停滞时粒子群的多样性, 增加搜索到全局最优解的概率. 在因约束条件设置不合理而导致无可行解的情况下, 线性规划无法求解, 而GA-PSO可以求解惩罚值最小的不可行解, 供技术人员选用.

从仿真实验结果可以看出, 人工经验配矿虽然成熟, 但是仍然具有局限性. 采用优化算法进行优化

后, 无论是中和粉或烧结矿的成本, 还是硫含量均有降低; 同时, 减少了焦粉使用量. 既达到了降低成本的效果, 也达到了节能减排的目的.

表 9 不同参数下PSO与GA-PSO效率对比表

Table 9 Simulation of different parameters when PSO and GA-PSO execute

项目	性能				
	$C_1 = C_2$	w	迭代次数	搜索次数	搜索准确率/%
PSO	2	0.6	3830	19	95
GA-PSO	2	0.6	1984	20	100
PSO	2	0.8	2992	19	95
GA-PSO	2	0.8	1559	20	100
PSO	2	1.0	1069	18	90
GA-PSO	2	1.0	786	19	95
PSO	1	0.8	3124	19	95
GA-PSO	1	0.8	2013	20	100
PSO	3	0.8	969	18	90
GA-PSO	3	0.8	920	19	95

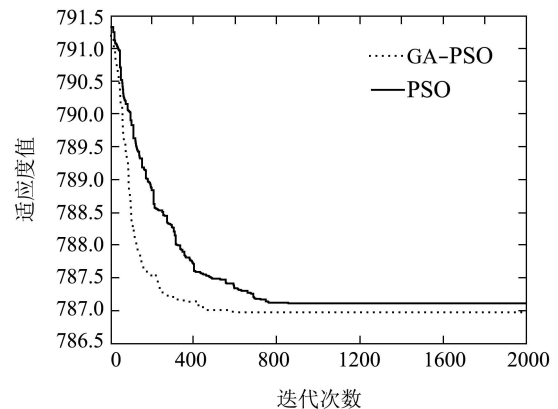


图 1 PSO与GA-PSO收敛过程对比图

Fig. 1. Comparison of convergence process between PSO and GA-PSO

本文所提出的二次配料优化算法应用于国内某钢铁企业360m²烧结生产线的“配料优化与决策支持系统”. 系统投运后的某钢铁企业2010年5月至7月技术经济指标与投运前的同年1月至4月相比, 配料成本降低4.13元/吨, 焦炭消耗量由75082.60吨/月降低至平均72625.37吨/月, 相对下降了3.3%, 硫含量由0.05%降低至0.0474%, 相对降低5.3%.

5 结论(Conclusion)

综上所述, 根据烧结工业现场实际应用要求, 本文在深入研究烧结生产二次配料工艺基础上, 据物料平衡原理和烧结生产实践所获得的原料烧损率, 建立了二次配料过程的机理模型; 提出了兼顾降低成本和节能减排的二次配料多目标优化模型; 设计了基于线性规划和GA-PSO算法的二次配料优化算法, 高效求解二次配料优化配比. 生产实践表明: 本

文所提出的算法在降低生产成本的同时,达到节能减排的目标。

本文采用了中和粉和烧结矿化学成分的机理模型,虽然在一定程度上能够预测中和粉和烧结矿的化学成分,但其精度可以进一步提高.通过智能建模方法建立预测模型可以提高中和粉和烧结矿化学成分的预测精度,也可以反映烧结矿的物理性能,同时也导致了二次配料模型由线性优化模型向非线性优化模型转变,这也是继续研究的方向。

参考文献(References):

- [1] KIM A S, KIM D H, NAMKUNG S. Development of high coercive powder from the Nd-Fe-B sintered magnet scrap[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2004, 40(4): 2877 – 2879.
- [2] ZHOU S X. Magnetic behavior and phase composition of Cerdymium-Fe-B sintered magnets with additions of Si, Co and Dy₂O₃[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 1993, 29(6): 2809 – 2811.
- [3] 向齐良, 吴敏, 侯奔, 等. 基于成分预测模型的矿石烧结配料专家优化方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2005, 35(4): 43 – 46. (XIANG Qiliang, WU Min, HOU Ben, et al. An expert optimization method based on ingredient prediction models for the blending and sintering of iron ore[J]. *Journal of Shandong University(Engineering Science)*, 2005, 35(4): 43 – 46.)
- [4] 王伟, 陈畏林, 贾斌, 等. 基于线性规划和神经网络的优化烧结配料系统开发[J]. 烧结球团, 2006, 31(1): 27 – 30. (WANG Wei, CHEN Weilin, JIA Bin, et al. Optimization expert system for sintering proportion[J]. *Sintering and Pelletizing*, 2006, 31(1): 27 – 30.)
- [5] 吕学伟. 基于遗传算法的烧结配料综合优化研究[J]. 钢铁, 2007, 42(4): 12 – 15. (LÜ Xuewei. Research on sintering burdening optimization based on genetic algorithm[J]. *Iron and Steel*, 2007, 42(4): 12 – 15.)
- [6] 吴敏, 丁雷, 曹卫华. 基于混合粒子群算法的烧结配料优化[J]. 信息与控制, 2008, 37(2): 242 – 246. (WU Min, DING Lei, CAO Weihua. Sintering blending optimization based on hybrid particle swarm algorithm[J]. *Information and Control*, 2008, 37(2): 242 – 246.)
- [7] 徐伟. 蚁群算法在烧结混匀矿配料中的应用[J]. 冶金自动化, 2007, (6): 12 – 15. (XU Wei. Application of ant colony algorithm in sinter burdening of mixed and uniformed ore[J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2007, (6): 12 – 15.)
- [8] 李凯斌, 卢建刚. 基于改进差分进化算法的烧结矿配料优化[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(4): 245 – 249. (LI Kaibin, LU Jiangang. Sintering burdening optimization based on improved differential evolution algorithm[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008, 29(4): 245 – 249.)
- [9] ZHAO F, ZHANG Q Y, YANG Y H. A hybrid self-adaptive PSO algorithm and its applications for partner selection in holonic manufacturing system(HMS)[C] // *The 5th International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. New York: IEEE, 2006: 2536 – 2541.
- [10] HU W B, SONG J X, LI W J. A new PSO scheduling simulation algorithm based on an intelligent compensation particle position rounding off[C] // *The 4th International Conference on Natural Computation*. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2008: 145 – 149.
- [11] 肖本贤, 王晓伟, 朱志国. 基于改进PSO算法的过热汽温神经网络预测控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(3): 569 – 573. (XIAO Benxian, WANG Xiaowei, ZHU Zhiguo. Neural network predictive control for superheated steam temperature based on modified particle swarm optimization[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(3): 569 – 573.)
- [12] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C] // *IEEE International Conference on Neural Networks*. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942 – 1948.
- [13] 刘建昌, 陈莹迎, 张瑞友. 基于PSO-BP网络的板形制能控制器[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(4): 674 – 678. (LIU Jianchang, CHEN Yingying, ZHANG Ruiyou. Intelligent flatness-control based on PSO-BP network[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(4): 674 – 678.)

作者简介:

李勇 (1984—), 男, 博士研究生, 研究方向为过程控制和智能控制, E-mail: liyong@wuhua.csu.edu.cn;

吴敏 (1963—), 男, 长江学者特聘教授, 博士生导师, 研究方向为过程控制、鲁棒控制和智能系统, E-mail: min@csu.edu.cn. 通讯作者;

曹卫华 (1972—), 男, 教授, 研究方向为过程控制、多智能体系统和机器人技术, E-mail: caowh@mail.csu.edu.cn;

王春生 (1969—), 男, 副教授, 研究方向为过程控制、智能控制, E-mail: wangcsu@mail.csu.edu.cn;

赖旭芝 (1966—), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为非线性控制、机器人、智能系统和传感器网络, E-mail: xuzhi@csu.edu.cn;