

文章编号: 1001-0920(2012)07-1071-06

基于 NSGA II 的高精铜板带配料优化问题

张 浩^{1,2}, 朱云龙¹, 常春光¹

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所 工业信息学重点实验室,
沈阳 110016; 2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘 要: 为实现高精铜板带配料过程的优化, 建立了考虑降低成本、减少烧损、循环利用旧料且满足多种旧料可代用性等配料原则的配料优化模型, 并利用拉格朗日松弛法对模型进行了变换. 针对所建模型, 设计了基于第 2 代非支配排序遗传算法(NSGA II)的求解方法, 重点研究了染色体表示、比较算子和基于模糊集合理论的 Pareto 选优方法. 研究表明, 与现有配料算法相比, 此种求解方法可获得更优的结果且一次运行便可提供多种可行的配料方案.

关键词: 高精铜板带; 配料; 多目标优化; NSGA II

中图分类号: TP278

文献标识码: A

Burdening optimization problem of high-precision copper strips based on NSGA II algorithm

ZHANG Hao^{1,2}, ZHU Yun-long¹, CHANG Chun-guang¹

(1. Key Laboratory of Industrial Informatics, Shenyang Institute of Automation of Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 2. Graduate University, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China.
Correspondent: ZHANG Hao, E-mail: zhanghao@sia.cn)

Abstract: To achieve burdening optimization of high-precision copper strips, a model for burdening optimization is established on the principle of the actual burdening, including cutting down cost, reducing metal burn-up, reusing old copper stuff, meeting the demand of substitutive degree of kinds of old copper stuff and so on. The model is converted by using Lagrangian relaxation method. For the model of burdening optimization, a solving method based on non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA II) algorithm is designed and the research is focused on chromosome representation, comparison operators and the method of sorting Pareto solutions based on fuzzy set theory. The results show that the proposed algorithm can obtain better solutions compared to existing burdening algorithm to solve the model, and it provides the variety of possible options.

Key words: high-precision copper strips; burdening; multi-objective optimization; NSGA II

1 引 言

高精度铜板带是铜加工行业里的一种生产精度要求高、需求量大、附加值大的产品, 近年来, 配合国家需要和市场需求, 国内新建了多条高精铜板带生产线. 配料是高精铜板带生产线的一道重要工序^[1], 其内容是根据产品的成分配比, 考虑原料情况和熔炼过程中原料的烧损, 计算满足生产指标要求的各种原料的投入量和投料时间. 各种原料投入比例的合理性不仅有助于提高精铜板带的质量, 提高生产效率, 而且对于降低原料成本和废料回收再利用都具有重要意义.

目前, 配料的优化计算已成为国内外许多学者的研究内容之一^[2-7]. 文献 [2] 采用线性规划法求解配料模型, 对于经过处理的线性模型很有效. [3] 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, 并采用单目标遗传算法对模型进行求解. [4] 以成本最小为目标建立配料优化模型, 分别采用专家推理策略和免疫遗传算法对烧结配料进行优化. 以上两种基于智能优化算法的求解方法适于复杂模型, 效率较高, 但不能同时得到多个具有代表性的较优解. [5] 分析比较了在配料优化模型求解的问题上线性规划法、蒙特卡洛法和遗传算法各自的特点. 但

收稿日期: 2010-11-26; 修回日期: 2011-03-07.

基金项目: 国家 863 计划项目(2008AA04A105); 辽宁省博士启动基金课题(09L3170301).

作者简介: 张浩(1984-), 男, 博士生, 从事先进制造技术、分布式智能技术等研究; 朱云龙(1967-), 男, 研究员, 博士生导师, 从事 CIMS, 分布式智能技术等研究.

是针对高精度铜板带配料工序特点的建模和优化方法的研究目前还较少。

对于高精度铜板带生产线的配料过程, 影响因素多且互相关联, 除了配比应在工艺范围内以保证产品质量外, 还要考虑原料成本、投料顺序、库存、起熔体和原料在熔炼过程中的烧损以及废旧料的最大化再利用等因素. 具有上述特点的配料过程包含大量的不确定信息, 采用传统的线性模型对其建模难以描述其过程中影响因素的关联性, 并且无法合理处理多个约束条件. 在对多变量、非线性和多目标模型的求解上, 已有的配料优化计算方法并不适合, 因为传统意义上的最优解难以适应高精铜板带配料和熔炼过程中复杂多变的现场环境, 而多种备选的具有多样性的最优值配合配料人员的经验更具有可操作性. 因此, 本文根据高精铜板带配料过程的特点, 建立了考虑配比、投料顺序和库存等约束, 最小化原料成本和最大化带入旧料的两目标配料优化模型, 并利用拉格朗日松弛法^[8-10]进行约束调整. 针对模型的多目标性和多变量性, 采用非劣排序遗传算法 (NSGA II)^[11]对模型进行求解, 求出的 Pareto 集整体收敛性好, 并且局部具有多样性. 该多目标算法在解决高精铜板带的配料优化这种需要多个具有代表性的较优解的问题上具有明显优势, 是单目标智能优化算法所不具备的. 使用基于模糊集合理论的 Pareto 选优方法^[12], 得到可行解选择的优先序列. 结合生产实际运行数据进行基于该优化模型的优化计算, 并进行了方法对比, 所得结果表明了本文方法的有效性和优越性.

2 建立多目标配料模型

2.1 决策变量

参与某种牌号的铜板带配料需要 n 种原料, 用向量 X 表示, 包括新金属 X_1 , 本牌号旧料 X_2 , 其他牌号旧料 X_3 和化学废料 X_4 , 除新金属外, 统称为旧料 $X' = \{X' \mid X_2 \cup X_3 \cup X_4\}$; n 种原料的投料时间 (即投料顺序) 用向量 T 表示; 起熔体熔炼时间, 即熔炼时间为 t_Q . 设 x_i 为第 i 种原料的投入量, t_i 为第 i 种原料的投入时间; k, m, p, n 都为正整数, 决策变量定义如下:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n), T = (t_1, t_2, \dots, t_n),$$

$$X_1 = (x_1, x_2, \dots, x_k), X_2 = (t_{k+1}, t_{k+2}, \dots, t_{k+m}),$$

$$X_3 = (t_{m+1}, t_{m+2}, \dots, t_p), X_4 = (t_{p+1}, t_{p+2}, \dots, t_n).$$

2.2 目标函数

配料所需的各种原材料价格差异较大, 因此在配料过程中, 在满足元素成分比例的前提下, 需要通过调整投入量来降低成本. 在熔炼过程中, 由于化学元素本身的性质, 会有元素烧损, 在配料计算时需要考虑烧损量进行炉前补偿. 原料的投料时间和熔炼时间

极大地影响其烧损率, 这将导致补偿量不相同, 进而影响投料成本. 铜产量较低, 价格较高, 所以铜板带的旧料重新投入熔炼炉生产, 对节约成本、缓解国内铜板带紧缺问题意义重大. 在符合配料原则的情况下, 应尽量多带入旧料.

基于上述考虑, 建立以下两个目标函数. 设 c_i 为第 i 种原料的价格, C 为起熔体价格, 则原料成本为

$$F_1(X) = \sum_{i=1}^n c_i x_i, \quad (1)$$

补偿料成本为

$$F_2(X, T, t_Q) = \sum_{i=1}^n [c_i x_i \eta_i(t_Q - t_i)] + C Q \eta_Q(t_Q), \quad (2)$$

投料总成本为

$$f_1(X, T, t_Q) = \sum_{i=1}^n c_i x_i [1 + \eta_i(t_Q - t_i)] + C Q \eta_Q(t_Q), \quad (3)$$

带入旧料量为

$$f_2(X') = f_2(x_{k+1}, x_{k+2}, \dots, x_n) = \sum_{i=k+1}^m \alpha_i x_i + \sum_{i=m+1}^p \beta_i x_i + \sum_{i=p+1}^n \delta_i x_i. \quad (4)$$

其中: $\eta_i(t_Q - t_i) = g_i \ln(h_i t_i + 1)$ 为原料 j 的烧损时间函数; $\eta_Q(t_Q) = g_Q \ln(h_Q t_Q + 1)$ 为起熔体烧损率的加热时间函数, α 为本牌号旧料带入不足的惩罚因子, β 为其他牌号旧料带入不足的惩罚因子, δ 为化学废料带入不足的惩罚因子. 结合式 (3) 和 (4), 最小化形式的多目标优化函数可写为

$$\min\{f_1(X, T, t_Q), -f_2(X')\}. \quad (5)$$

2.3 约束条件

1) 元素成分约束. 铜板带元素成分由主元素成分和杂质成分组成, 定义元素成分集合为 J , 主元素成分集合 J_1 , 杂质集合 J_2 , $J = \{J \mid J_1 \cup J_2\}$. 设 u_j, l_j 分别为产品元素成分的上下限, λ_j 为起熔体元素成分比例, 根据配料工艺原则, 主成分和杂质应符合以下约束:

$$l_j \leq \sum_{i=1}^n \lambda_{ij} x_i [1 - \eta_i(t_Q - t_i)] + \lambda_j Q [1 - \eta_Q(t_Q)] \leq u_j, j \in J_1; \quad (6)$$

$$0 \leq \sum_{i=1}^n \lambda_{ij} x_i [1 - \eta_i(t_Q - t_i)] + \lambda_j Q [1 - \eta_Q(t_Q)] \leq u_j, j \in J_2. \quad (7)$$

2) 库存约束. 设 D_i 为安全库存量, 则库存约束为

$$x_i \leq D_i. \quad (8)$$

3) 投料量约束. 设 G 为投料总量, Q 为起熔体重

量, 则投料总量约束为

$$\sum_{i=1}^n x_i + Q = G. \quad (9)$$

设 U_i, L_i 分别为投料量的上下限, 则投料量上下限约束为

$$L_i \leq x_i \leq U_i. \quad (10)$$

4) 投料时间约束. 设 Tu_i, Tl_i 分别为投料时间的上下限, Tu_Q, Tl_Q 分别为熔炼时间的上下限, 则投料时间约束为

$$0 < Tl_i \leq t_Q - t_i \leq Tu_i, \quad (11)$$

$$Tl_Q \leq t_Q \leq Tu_Q. \quad (12)$$

3 配料模型变换

3.1 决策变量变换

为方便优化, 将熔炼时间 T 变换为各原料熔炼时间 T_0 , 即

$$T_0 = t_Q - T = (t_Q - t_1, t_Q - t_2, \dots, t_Q - t_n) = (t'_1, t'_2, \dots, t'_n). \quad (13)$$

3.2 目标函数变换

优化问题中的约束条件具有可调整性, 借助拉格朗日松弛方法并结合函数惩罚的思想, 对所建立的非线性模型的约束条件进行调整, 将造成问题求解困难的约束吸收到目标函数中.

根据配料工艺, u_j, l_j 数量级相同且数值相近, 为消除不等式下界, 将双边不等式 (6) 近似调整为等式

$$\sum_{i=1, j \in J_1}^n \lambda_{ij} x_i [1 - \eta_i(t'_i)] + \lambda_j Q [1 - \eta_Q(t_Q)] = \frac{u_j + l_j}{2}. \quad (14)$$

对等式约束 (9), (14) 和单边不等式 (7) 进行拉格朗日松弛, 将其分别纳入目标函数 (3) 和 (4) 中, 即

$$f_1(X, T_0, t_Q) = \sum_{i=1}^n c_i x_i [1 + \eta_i(t'_i)] + CQ\eta_Q(t_Q) + \sum_{j \in J_1} \theta_j \left| \sum_{i=1}^n \lambda_{ij} x_i [1 - \eta_i(t'_i)] + \lambda_j Q [1 - \eta_Q(t_Q)] - \frac{u_j + l_j}{2} \right| + \sum_{j \in J_2} \varphi_j \left\{ \sum_{i=1}^n \lambda_{ij} x_i [1 - \eta_i(t'_i)] + \lambda_j Q [1 - \eta_Q(t_Q)] - u_j \right\} + \pi \left| \sum_{i=1}^n x_i + Q - G \right|, \quad (15)$$

$$f_2(X') = \sum_{i=k+1}^m \alpha_i x_i + \sum_{i=m+1}^p \beta_i x_i + \sum_{i=p+1}^n \delta_i x_i +$$

$$\sum_{j \in J_1} \theta_j \left| \sum_{i=1}^n \lambda_{ij} x_i [1 - \eta_i(t'_i)] + \lambda_j Q [1 - \eta_Q(t_Q)] - \frac{u_j + l_j}{2} \right| + \sum_{j \in J_2} \varphi_j \left\{ \sum_{i=1}^n \lambda_{ij} x_i [1 - \eta_i(t'_i)] - \lambda_j Q [1 - \eta_Q(t_Q)] \right\} + \pi \left| \sum_{i=1}^n x_i + Q - G \right|. \quad (16)$$

其中: θ_j, ψ_j 和 π 分别为式 (9), (14) 和 (7) 的拉格朗日乘子, 取值范围为非负数. 在求解模型时, 每项约束的拉格朗日乘子取值相同, 分别为 θ, ψ 和 π . 取 $U'_i = \min\{U_i, D_i\}$, 则变换后的多目标模型为

$$\min\{f_1(X, T_0, t_Q), -f_2(X')\}; \quad (17)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} L_i \leq x_i \leq U'_i, \\ 0 < Tl_i \leq t'_i \leq Tu_i, \\ Tl_Q \leq t_Q \leq Tu_Q. \end{cases} \quad (18)$$

4 配料优化模型的 NSGA II 算法设计

4.1 编码规则

采用 $2 \times (n + 1)$ 矩阵形式进行实数编码, 矩阵的列数为染色体的长度. 第 1 行染色体代表原料的投料量 X ; 第 2 行染色体代表原料熔炼时间 T_0 和起熔体的熔炼时间 t_Q . 投料量行染色体第 $n + 1$ 位整数可对应使用起熔体常数 Q , 在循环计算中可以跳过, 则染色体的矩阵形式为 $[(X, Q), (T_0, t_Q)]^T$. 例如对于一种铜板带产品需要 5 种原料, 则其染色体可表示为 $[(3, 0.12, 0.03, 0.15, 0.015, 3, 2.5), (60, 35, 32, 46, 45, 72)]$. 此编码代表起熔体重量为 2 个单位, 整体熔炼时间为 72 个单位. 第 1 种原料投入 3 个单位重量, 需要熔炼 60 个单位的时间 (投料时间为 12 个单位时间后), 依此类推.

4.2 比较运算

每条染色体代表一种配料方案, 在进化过程中, 要使这些染色体朝 Pareto 最优解的方向进化并使它们均匀散布, 主要取决于 NSGA II 算法中特有的比较运算, 包括非劣排序和拥挤距离算子.

1) 非劣排序. 将种群中所有不被其他解支配的个体 (非劣解) 定义为第 1 等级, 即该个体的虚拟适应度值为 1; 然后把这些个体移出种群, 从剩余的个体中重新找出新的非劣解, 定义为第 2 等级, 即该个体的虚拟适应度值为 2; 重复以上过程, 直至种群中所有个体都被设定了相应的等级. 通过对当前解和种群中所有个体的分层存放, 使高性能的个体得以更大的概率生存, 迅速提高种群水平.

2) 拥挤距离算子. 拥挤距离是用来估计一个解与周围其他解的密集程度. 对于每个目标函数, 先对非

劣解集按照该目标函数值的大小进行排序; 然后对每个解 x , 计算由解 $x+1$ 和 $x-1$ 构成的矩形两个边长之和; 最终的结果即是解 x 的拥挤距离 x_{dist} . 边界解的拥挤距离为无穷大. 当两个解的等级相同(即虚拟适应度相同)时, 可通过拥挤距离对两个解进行优劣比较. 可见, 当且仅当 $x_{\text{rank}} < y_{\text{rank}}$ 或者 $x_{\text{rank}} = y_{\text{rank}}$ 且 $x_{\text{dist}} > y_{\text{dist}}$ 时, x 个体优于 y 个体.

4.3 Pareto 选优

Pareto 集为多个可行解, 在生产实践中, 虽然可以提供多种可行方案, 但也会降低配料效率, 并且人工 Pareto 选优存在多种不确定的主观因素, 会使选取解不能达到最好的效果. 所以本文采用基于模糊集合理论的 Pareto 集选优方法, 对 Pareto 可行解进行排序, 为配料人员提供一个优选方案, 指导配料人员根据实际生产情况进行选择.

定义一个函数 μ_i , 代表 Pareto 集中一个解的第 i 个目标函数值在 Pareto 前沿该目标函数方向上所处的位置比例, 即

$$\mu_i = \begin{cases} 1, F_i \leq F_i^{\min}; \\ \frac{F_i^{\max} - F_i}{F_i^{\max} - F_i^{\min}}, F_i^{\min} \leq F_i \leq F_i^{\max}; \\ 0, F_i \geq F_i^{\max}. \end{cases} \quad (19)$$

其中: F_i^{\max} 和 F_i^{\min} 分别为 Pareto 集中第 i 个目标函数的最大值和最小值; F_i 为第 i 个目标函数的函数值.

对于每一个非劣解 k , 规范化成员函数 μ_k 按下式计算:

$$\mu^k = \sum_{i=1}^{N_{\text{obj}}} \mu_i^k / \left(\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^{N_{\text{obj}}} \mu_i^j \right). \quad (20)$$

其中: M 为 Pareto 集中非劣解的个数, N_{obj} 为目标函数的个数. μ_k 值越大, 表明 k 的协调多个目标函数的性能越好. 按照 μ_k 值对 Pareto 集进行排序, 可以得到一个非劣解的优先序列.

4.4 实现步骤

1) 根据所述编码规则, 按照约束条件(18)设定决策变量的范围, 然后由随机函数在该范围内产生若干个 $2 \times (n+1)$ 初始染色体矩阵, 形成初始种群 P_0 . 将拉格朗日乘子 θ , ψ 和 π 设定为不同的初始值, 以实现对各不满足各个相关约束的不同程度的惩罚.

2) 虚拟适应度计算. 对种群进行非劣排序, 赋予每个染色体虚拟适应度值.

3) 遗传操作. 包括选择运算、交叉运算和变异运算. 选择运算采用二元锦标赛选择算子, 即随机选择 2 个染色体, 如果虚拟适应度值不同, 则选取虚拟适应度值小(等级高)的染色体; 如果虚拟适应度值相同, 则对其进行拥挤比较操作, 选取周围相对不拥挤的染

色体. 交叉运算采用模拟二进制交叉算子. 变异运算采用多项式变异算子.

4) 在进化过程中, 当非劣解数目小于等于种群规模时, 对拉格朗日乘子 θ , ψ 和 π 进行更新. 设 $\theta = 1 + v_1$, $\psi = 1 + v_2$, $\pi = 1 + v_3$; v_1, v_2, v_3 为拉格朗日乘子的增长速率. 计算时根据配料工艺原则, 要求 θ 增长较慢, ψ 和 π 增长较快; 当非劣解数目大于种群规模时, 对拉格朗日乘子 θ , ψ 和 π 保持不变. 当迭代次数达到设定代数时, 进行第 5) 步; 否则, 重复 2)~4) 步.

5) 利用式(19)和(20)进行 Pareto 选优, 按照优先顺序输出 Pareto 集.

5 算例分析

5.1 模型求解与分析

为了证明模型和算法的有效性, 以某企业高精铜板带生产线的配料数据为例进行计算. 根据铜板带熔炼工艺, 本牌号旧料成分与原牌号相符, 惩罚力度较小; 其他牌号旧料相对较大; 化学废料由于杂质较多, 在每炉进行熔炼时只能带入少量的化学废料, 惩罚力度应最大. 所以分别取 $\alpha = 2, \beta = 20, \delta = 32$. 拉格朗日乘子初始值设为 $\theta = 0.15, \psi = 200, \pi = 16$. 表 1 列出了原料元素成分含量及 λ_j, u_j 和 l_j 的值; 表 2 列出了相关参数的值, 其中, 原料 1~4 为新金属, 5 和 7 为其他牌号旧料, 6 为本牌号旧料, 8 为化学废料, Q 为起

表 1 原料元素成分含量及产品成分上下限 %

原料	元 素						杂质
	a	b	c	d	e	f	
1	99.98	0	0	0	0	0	0.02
2	90	10	0	0	0	0	0
3	88	0	12	0	0	0	0
4	0.0042	0.0056	0	0	99.92	0.006	0.0696
5	88.317	1.2	0.003	10	0.02	0.1	0.36
6	99.826	0.1	0.032	0.01	0.01	0.02	0.002
7	99.984	0	0.014	0	0	0	0.002
8	0.89	0.02	0.01	0	0	0.01	0.04
λ	99.827	0.1	0.033	0.009	0.01	0.02	0.001
u_j	99.65	0.14	0.028	0.008	0.008	0.013	0.15
l_j	99.54	0.08	0.04	0.02	0.02	0.3	0

表 2 相关基础数据 %

原料	参 数							
	L_i	U_i	D_i	Tl_i	Tu_i	c_i	h_i	g_i
	/t	/t	/t	/min	/min	万元/t	(h_q)	(g_q)
1	2.9	3.3	4.5	50	70	5.7	0.01	1.2
2	0.08	0.14	1	20	40	3.5	0.01	1.3
3	0.02	0.03	0.4	20	40	6.52	0.02	1.1
4	0.1	0.3	0.8	30	50	15.9	0.01	1.25
5	0.01	0.22	2	30	50	1.25	0.01	1.1
6	1	10	7	30	50	2.15	0.02	1.1
7	0.5	9.5	4	30	50	2.03	0.01	1.2
8	0.2	0.7	1.5	50	70	1.61	0.01	1.3
Q	/	/	/	70	80	/	0.01	1.2

表 3 NSGA II 算法求得的一组最优配比方案

解		1	2	3	4	5	6	7	8	Q	f_1	f_2	μ^k
1	X	2.9	0.080	0.024	0.1	0.007	1.000	2.688	0.7	2.5	54.159	78.299	0.038
	T	69.4	29.0	39.6	45.1	32.5	49.9	47.8	65.1	76.2	/	/	/
2	X	2.9	0.080	0.024	0.1	0.007	1.000	2.701	0.7	2.5	54.208	78.553	0.038
	T	69.5	29.0	39.3	45.1	33.3	49.9	47.8	65.1	76.2	/	/	/
3	X	2.9	0.080	0.024	0.1	0.007	1.027	2.659	0.7	2.5	54.179	77.774	0.038
	T	69.4	28.9	39.0	45.1	32.5	49.8	47.9	65.0	76.2	/	/	/
4	X	2.9	0.080	0.023	0.1	0.007	1.082	2.606	0.7	2.5	54.213	76.820	0.037
	T	69.2	29.0	39.2	46.1	33.5	49.9	47.8	65.1	76.3	/	/	/
5	X	2.9	0.080	0.024	0.1	0.007	1.136	2.556	0.7	2.5	54.258	75.926	0.036
	T	69.3	28.9	40.0	45.6	33.8	49.9	47.6	64.6	76.2	/	/	/
6	X	2.9	0.081	0.024	0.1	0.007	1.144	2.544	0.7	2.5	54.253	75.695	0.036
	T	69.2	28.9	39.8	45.3	33.7	49.9	47.7	64.6	76.3	/	/	/
7	X	2.9	0.081	0.023	0.1	0.007	1.197	2.491	0.7	2.5	54.295	74.753	0.035
	T	69.2	28.9	39.8	45.7	33.8	49.9	47.6	64.6	76.3	/	/	/
8	X	2.9	0.080	0.023	0.1	0.007	1.218	2.465	0.7	2.5	54.299	74.268	0.034
	T	69.3	29.0	39.8	45.7	33.8	49.9	47.7	64.5	76.3	/	/	/
9	X	2.9	0.080	0.024	0.1	0.007	1.264	2.418	0.7	2.5	54.271	73.424	0.034
	T	68.8	29.1	39.5	44.0	32.2	49.7	47.6	65.5	76.4	/	/	/
10	X	2.9	0.081	0.023	0.1	0.007	1.318	2.371	0.7	2.5	54.319	72.601	0.033
	T	68.7	28.9	39.6	43.8	32.0	49.8	47.5	65.1	76.4	/	/	/

熔体. 其他参数值为 $G = 10t$, $Q = 2.5t$, $C = 6.2$ 万元/t.

采用 NSGA II 算法求解所设计的模型, 种群规模为 50, 迭代次数为 1000, 得到一组 Pareto 最优解, 排序选优后, 得到 5 个为一组的最优配比方案, 见表 3. 可以看出, 解集整体收敛性好, 局部具有多样性; 新金属趋近最小值, 并可微调; 最大化节约购料成本, 旧料带入量选择多样, 配料人员可根据其经验对成分加以控制; 充分带入化学废料, 可令死料复活; 投料时间基本收敛到一点, 可精确求解出投料时间, 符合配料工艺要求.

5.2 与现有算法比较

目前, 关于配料问题的模型和相应求解算法并不多. 文献 [6] 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并进行解配料问题的求解, 取得了相对较好的优化结果. 下面将本文所设计的基于 NSGA II 算法求解方法与文献 [6] 中改进的遗传算法进行对比.

采用两种方法分别求解模型 (17) 和 (18) 的 10 个最优解并进行混合, 再由式 (19) 和 (20) 求得 μ_k 值, 结果如表 4 所示. 可见, 基于 NSGA II 算法求解方法的 μ_k 值整体大于文献 [6] 中改进的遗传算法的 μ_k 值, 说明基于 NSGA II 算法求解方法求得的解综合性能较好. 另外, 此方法求得 f_1 和 f_2 的平均值也比文献 [6] 中改进的遗传算法有所提升, 说明基于 NSGA II 算法求解方法在降低原料成本的同时, 增大了旧料的带入量, 更加有利于铜板带的生产.

表 4 不同的配料算法求得的结果比较

方法		解 1	解 2	解 3	解 4	解 5
NSGA II	f_1	54.159	54.208	54.179	54.213	54.258
	f_2	78.299	78.553	77.774	76.820	75.926
	μ_k	0.144	0.143	0.137	0.127	0.117
改进的 GA	f_1	54.171	56.033	55.214	58.229	57.415
	f_2	76.580	77.156	72.869	73.603	71.177
	μ_k	0.125	0.098	0.070	0.024	0.015
$\bar{f}_1/\%$		3.5				
$\bar{f}_2/\%$		4.3				

6 结 论

本文对高精铜板带配料过程的优化问题进行了研究, 建立了考虑原料成本、烧损、废旧铜料再利用和满足多种旧料可代用性等实际配料原则的多目标模型. 根据现场配料特点, 借助拉格朗日松弛法对配料模型进行了转化. 引入多目标优化算法 NSGA II 求解多目标配料问题, 克服了将多目标函数加权求和转化为单目标优化问题而引起求解不够精确, 以及经一次运行只能提供一种方案等缺陷. 采用基于模糊集合理论的 Pareto 选优方法排除了人为偏好的不确定因素. 通过实验结果和与其他算法的对比表明, 基于 NSGA II 算法的求解方法求得的解综合性能更优, 并且只需一次运行便可提供多种可行的配料方案, 有利于配料人员对配料过程的控制和管理.

参考文献(References)

[1] 钟卫佳, 马可定, 吴维佳. 铜加工技术实用手册[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2007.

- (Zhong W J, Ma K D, Wu W J. Practical guide of copper processing technology[M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2007.)
- [2] Andersson A J, Andersson Margareta A T, Jonsson P G. Use of an optimisation model for the burden calculation for the blast furnace process[J]. Scandinavian J of Metallurgy, 2004, 33(3): 172-182.
- [3] 孔玲爽, 阳春华, 王雅琳, 等. 考虑多性能指标的配料优化模型及求解算法[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2010, 41(1): 213-218.
(Kong L S, Yang C H, Wang Y L, et al. Blending optimization model considering multiple production indices and satisfactory solution algorithm[J]. J of Central South University: Science and Technology, 2010, 41(1): 213-218.)
- [4] 王春生. 铅锌烧结配料过程的智能集成建模与优化控制策略研究[D]. 长沙: 中南大学信息科学与工程学院, 2008.
(Wang C S. Research on the intelligent integrated modeling and optimization control strategy in the Lead-Zinc sintering blending process[D]. Changsha: School of Information Science and Engineering, Central South University, 2008.)
- [5] 吕春伟, 白晨光, 邱贵宝, 等. 烧结配料优化模型求解方法研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2008, 16(5): 695-702.
(Lv X W, Bai C G, Qiu G B, et al. Research on methods of solution to model of sintering burdening optimization[J]. J of Basic Science and Engineering, 2008, 16(5): 695-702.)
- [6] Singh A, Forbes J F, Vermeer P J, et al. Model-based real-time optimization of automotive gasoline blending operations [J]. J of Process Control, 2000, 10(1): 43-58.
- [7] 阳春华, 王晓丽, 陶杰, 等. 铜闪速熔炼配料过程建模与智能优化方法研究[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(8): 2152-2155.
(Yang C H, Wang X L, Tao J, et al. Modeling and intelligent optimization algorithm for burden process of copper flash smelting[J]. J of System Simulation, 2008, 20(8): 2152-2155.)
- [8] Fisher M L. The lagrangian relaxation method for solving integer programming problems[J]. Management Science, 1981, 27(1): 1-18.
- [9] 周威, 金以慧. 利用模糊次梯度算法求解拉格朗日松弛对偶问题[J]. 控制与决策, 2004, 19(11): 1213-1217.
(Zhou W, Jin Y H. Fuzzy subgradient algorithm for solving Lagrangian relaxation dual problem[J]. Control and Decision, 2004, 19(11): 1213-1217.)
- [10] 聂兰顺, 徐晓飞, 战德臣. 基于拉格朗日松弛和遗传算法的供应链协同计划[J]. 计算机集成制造系统, 2006, 12(11): 1869-1874.
(Nie L S, Xu X F, Zhang D C. Collaborative planning in supply chains based on Lagrangian relaxation and genetic algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2006, 12(11): 1869-1874.)
- [11] Deb K, Pratab A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [12] Abido M A. Multiobjective evolutionary algorithms for electric power dispatch problem[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 315-329.

(上接第1070页)

- [11] Doyle J C. Structured uncertainty in control system design[C]. The 24th IEEE Conf on Decision and Control. Fort Lauderdale: IEEE, 1985: 160-265.
- [12] 李颖豪. μ - H_∞ 控制器之综合设计与性能研究[D]. 台南: 国立成功大学系统及船舶机电工程学系, 2004.
(Li Y H. A study on composite design and performance achievement of μ - H_∞ controller[D]. Tainan: Department of System and Naval Mechatronic, National Cheng Kung University, 2004.)
- [13] Slotine J-J E, Li W P. Applied non-linear control[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1991.
- [14] Doyle J C. Analysis of feedback systems with structured uncertainties[J]. Control Theory and Applications IEEE Proc D, 1982, 129(6): 242-250.
- [15] Zhou K, Doyle J C. Essentials of robust control[M]. New Jersey: Prentice Hall, 1999.
- [16] Balas G J, Doyle J C, Glover K, et al. μ -analysis and synthesis toolbox for use with Matlab[Z]. Massachusetts: MathWorks Inc, 1999.
- [17] Kwakernaak Hilbert. Robust control and H_∞ optimization[J]. Automation, 1993, 28(3): 255-273.