

基于微粒群和满足质量约束的组炉方案优化方法

王万雷¹, 杨静萍¹, 薄洪光²

(1. 大连民族学院 机电信息工程学院, 辽宁 大连 116600; 2. 大连理工大学 CIMS中心, 辽宁 大连 116024)

摘要: 分析了面向订单生产的钢铁企业面临的市场需求与生产组织特点, 将炼钢组炉方案的优化设计归结为一个满足化学成份等质量因素约束的聚类分析问题. 在此基础上提出了基于微粒群优化的求解方法, 该方法利用主成分分析技术缩小了问题域的维度, 在传统的工艺约束、交货期约束和炉容量等约束的基础上, 引入质量相近产品成份取值范围约束来限定微粒的活动范围, 采用炼钢组炉计划与质量设计的集成模式, 在多约束下对成份相近的不同品种的候选组炉合同进行聚类分析, 实现了面向钢铁产品多品种小批量需求的满足质量约束的组炉方案的优化.

关键词: 组炉计划; 质量设计; 聚类分析; 微粒群优化

中图分类号: TP29 **文献标识码:** A

Optimization of charge design with quality constraints based on particle swarm optimization

WANG Wan-lei¹, YANG Jing-ping¹, BO Hong-guang²

(1. College of Electromechanical and Information Engineering, Dalian Nationalities University, Dalian Liaoning 116600, China;

2. CIMS Center, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China)

Abstract: To deal with the market demand and the production organization feature of steel making enterprises, we formulate the optimization of charge design as a cluster analysis problem with quality constraints on chemical compositions. A particle-swarm-optimization-based(PSO-based) solution is proposed for reducing the dimensions based on the principal component analysis(PCA) techniques. The range constraints of chemical compositions for products with similar quality are introduced in terms of traditional process constraints, due time constraints and furnace capacity constraints, etc. The solution adopts an integration schema for charge plan and quality design. It performs the cluster analysis for candidate products with similar chemical compositions and constraints to realize the optimal charge design under quality constraints on steel products of multiple varieties and in small batch demands.

Key words: charge design; quality design; clustering analysis; particle swarm optimization

1 引言(Introduction)

钢铁企业组织生产的要求是大批量的, 而市场对钢铁产品的需求是多品种、小批量的^[1]. 为了节能降耗、减少成本, 炼钢企业通常采用基于成组技术的批量计划方案组织生产. 组炉批量计划的前提条件是合同必须满足^[2~5]: 1) 工艺约束; 2) 钢级(steelgrade)约束; 3) 炉容量约束; 4) 交货期约束等. 对于工艺约束, 必须将工艺相同的合同合炉冶炼; 对于钢级约束, 需要将具有相同成份的合同合炉冶炼; 对于炉容量约束, 需要在最大炉容量限制下尽可能满炉冶炼以降低能耗; 对于交货期约束, 则需要满足交货时间尽可能相近的要求.

随着客户需求的不断多样化, 炼钢生产计划编制的柔性不断增加^[6], 为了尽可能满足炉容量约束, 实

际生产过程中往往需要放宽钢级要求, 而组炉批量计划必须保证同炉所有合同的质量都能满足要求; 因此如果钢级不同则必须按照最高质量要求的钢级冶炼, 这样就必然带来由于质量浪费造成的损失. 为了将这部分损失最大程度地降低, 需要对不同钢级产品特性范围的差别进行系统地分析, 尽可能将差别小的合同安排在相同的炼钢炉中冶炼. 因此, 量化的质量差别必须作为生产计划组织决策的一个重要依据, 质量设计与生产计划有效地集成, 才能使得系统地解决该类问题成为可能.

2 炼钢组炉计划与质量设计的集成模式 (The integration schema of charge plan and quality design)

钢铁产品质量设计的任务是将合同规定的客户

需求如钢号、标准、形状、规格、交货状态、加工用途、冶炼方法、技术条款等映射为产品生产过程中的技术指标,包括化学成份特性、物理特性等,作为生产过程控制和质量检验的目标与判定合格与否的依据。

如图1所示为炼钢过程质量设计与组炉计划的集成模式,其中质量设计以合同信息为输入,以冶金规范为支持,得到成份特性设计结果,并将成份特性设计结果和炉容量作为控制信息,确定合同的组炉方案,再将该组炉方案连同成份特性设计结果一并作为组批质量设计的输入信息,经过组批质量设计得到炉次的组批成份特性设计结果,作为炼钢生产过程控制的控制信息,保证按照组炉批量计划能够生产出符合客户需求的产品。

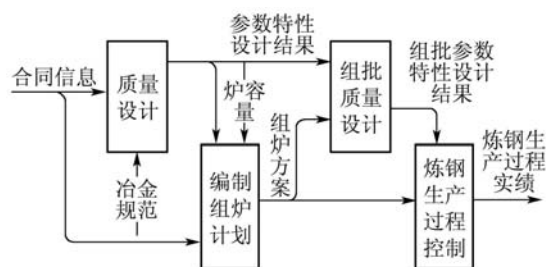


图1 质量设计与组炉计划集成模式

Fig. 1 The integration schema of quality design and charge plan

3 满足质量约束的组炉方案优化模型及其求解(Quality constraints satisfied charge design and optimization model and solution)

根据聚类分析^[7]原理,组炉问题就是要找到一个组批合同的聚类划分,当组批合同的总的离散度与合同分散度之和为最小时,则组批合同的聚类划分为最优。微粒群优化算法(particle swarm optimal algorithm, PSO算法)^[8]是一种基于群体的演化算法,它将每个个体看作 D 维空间的一个没有重量和体积的微粒,在搜索空间中各微粒通过本身的认知和微粒间的信息共享与相互合作,进行动态调整。根据炼钢组炉方案设计的特点,我们对微粒群算法进行了适应性的改造以解决这类聚类分析问题。

3.1 模型建立(Model establishment)

在聚类微粒优化过程中,各微粒的评估完全依赖于该微粒产生的聚类目标函数值的大小。化学成份是炼钢过程的重要技术指标,因此钢铁产品质量设计的成份特性范围是支持组炉计划决策的重要内容之一。

定义1 $g_j^{(k)}$ 为第 j 个组批划分的第 k 维化学成份特性聚类中心值;

u_{ij} 为样本 i 是否属于第 j 个聚类的关系函数:

$$u_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{第 } i \text{ 个样本进入第 } j \text{ 组批;} \\ 1/s, & \text{第 } i \text{ 个样本的 } 1/s \text{ 进入第 } j \text{ 组批;} \\ 0, & \text{第 } i \text{ 个样本未进入第 } j \text{ 组批。} \end{cases}$$

将生产开始时间约束作为选择微粒的前提条件,即: $T_{ij} = t_i - t_j \geq 0$ 。

将组炉容量约束作为聚类规模的限制条件,即: $V_L \leq \sum_{i=1}^n u_{ij} w_i / K_i \leq V_U, j \in (1, 2, \dots, m)$, 其中 V_L 和 V_U 为组炉的容量限制值, w_i 为微粒合同样本 x_i 的重量, n 为组批划分候选合同的个数。

因此,满足质量约束的组炉方案优化模型可用样本值与各自聚类中心值的离散度之和,以及组批合同的集中度的度量来表示,如公式(1)所示,其中: $\sum_{j=1}^m u_{ij} \leq 1$, 表示每个样本最多只能属于一个聚类。

$$f_{\min} = \sum_{j=1}^m \left[\sum_{i=1}^n u_{ij} \sqrt{\sum_{k=1}^K (g_j^{(k)} - x_i^{(k)})^2} \right] + \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \text{ceil}(u_{ij}). \quad (1)$$

微粒所经历的最好位置由公式(2)迭代计算可得:

$$P_i(t+1) = \begin{cases} P_i(t), & f(X_i(t+1)) \geq f(P_i(t)), \\ P_i(t+1), & f(X_i(t+1)) < f(P_i(t)). \end{cases} \quad (2)$$

3.2 样本处理(Process of the sample data)

设合同 X_l 的成份特性集为

$$A_l = \{a_l^{(1)}, a_l^{(2)}, \dots, a_l^{(D_l)}\}, l = 1, 2, \dots, n,$$

其中 A_l 为 D_l 维的向量,表示 D_l 个成份特性。为了避免由于各成份特性的量纲不同而导致由于迭代粒度不同带来的误差,首先用小数定标规范化法对样本点进行数据标准化预处理得到归一化后的化学成分特性值 z_i 公式为: $z_i = \frac{x_i}{10^j}$ (其中 $j \in \mathbb{N}$, 根据需要进行设定), 其中: $x_i = a_l^{(1)}, a_l^{(2)}, \dots, a_l^{(D_l)}, l = 1, 2, \dots, n$ 。由于不同合同成份特性的数目可能不同,为了便于矩阵计算,对同一炉次的候选合同,取 $D = \max\{D_1, D_2, \dots, D_n\}$, 成份特性集 A_l 扩充为 A'_l , 对于不要求的成份特性范围均视为 $(-\infty, +\infty)$ 。

为了消除各成份特性之间的相关性对微粒飞行的影响和减少因维数过大而对计算产生的复杂度,应剔除待处理各合同取值范围完全相同的成份特性,将成份特性集 A'_l 压缩到 A''_l , 将成份特性的维数由 D 减少为 D' , 实现初步的降维处理;然后应用

主成分分析法对成份特性进行进一步的降维处理, 将 D' 维成份特性转变为由 K 维主成分的线性组合表达式:

$$\begin{bmatrix} x_i^{(1)} \\ x_i^{(2)} \\ \vdots \\ x_i^{(K)} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \dots & s_{1D'} \\ s_{21} & s_{22} & \dots & s_{2D'} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s_{K1} & s_{K2} & \dots & s_{KD'} \end{pmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_i'^1 \\ a_i'^2 \\ \vdots \\ a_i'^{D'} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

最终第 i 个样本的空间位置代入公式(3)可表示为 $X_i = \{x_i^{(1)}, x_i^{(2)}, \dots, x_i^{(K)}\}$, 由于每个化学成份特性具有各自的取值范围, 即: $a_i^{(d)} \in [a_{i\min}^{(d)}, a_{i\max}^{(d)}]$, $d \in (1, 2, \dots, D')$, 因此, 化学成份特性经过变换后构造的样本也有各自的活动范围, 即: $x_i^{(k)} \in [x_{i\min}^{(k)}, x_{i\max}^{(k)}]$, $k \in (1, 2, \dots, K)$ 为微粒的空间约束取值范围。

3.3 微粒构造及算法求解(Construction of particle and solution of the algorithm)

组炉方案设计问题的关键在于求解合同集各划分的聚类中心, 令微粒群算法中的每个微粒代表一个可行解, 因此微粒可构造为: $Z_i = [z_{i1}^{(1)}, z_{i1}^{(2)}, \dots, z_{i1}^{(K)}, \dots, z_{im}^{(1)}, z_{im}^{(2)}, \dots, z_{im}^{(K)}]$, 每一个元素代表一个划分 C_i 对应每一个化学成份特性主成分的聚类中心值, 其中: K 为化学成份特性主成份的个数, m 为组炉划分的个数。由于微粒群算法本身对初始值不敏感, 因此, 根据公式(4)可任取 m 个样本在各自空间约束范围内的随机成份特性值定义微粒的初始位置:

$$x_i^{(k)} = r_x(x_{i\max}^{(k)} - x_{i\min}^{(k)}) + x_{i\min}^{(k)}. \quad (4)$$

其中: r_x 为 $[0, 1]$ 的随机数, $x_{i\max}^{(k)}$ 和 $x_{i\min}^{(k)}$ 是样本化学成份特性各维上的最大最小界限值。

定义样本的初始速度: $v_i^{(k)}(0) = r_v v_{i\max}^{(k)}$ 。

其中: r_v 为 $[0, 1]$ 的随机数; 微粒 i 在第 k 维速度 $v_k^{(i)}$ 由对应的最大速度 $v_k^{(\max)}$ 所限制, 若有 $v_k^{(i)} > v_k^{(\max)}$, 则令 $v_k^{(i)} = v_k^{(\max)}$, 防止所谓微粒群极端无序的现象出现。

应用微粒群算法计算得到的各样本经历过的历史最好位置即为最好的组批化学成份特性设计结果。对每一次迭代, Z_i 的 k 维($1 \leq k \leq K$)根据方程(5)(6)变化:

$$z_i^{(k)}(t+1) = z_i^{(k)}(t) + v_i^{(k)}(t+1), \quad (5)$$

$$v_i^{(k)}(t+1) = wv_i^{(k)}(t) + c_1 r_1 (p_i^{(k)}(t) - x_i^{(k)}(t)) + c_2 r_2 (p_i^{(k)}(t) - x_i^{(k)}(t)). \quad (6)$$

其中: t 为迭代次数; w 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速

度常量, 一般在 $[0, 2]$ 之间取值, 通常 c_1 被称为微粒本身认知的加速权重, 而 c_2 被称为社会合作加速权重; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 上的随机系数。

以给定组批个数 m , 满足交货期时间约束的样本集合 X , 炉容量约束集合 W , 特性取值空间约束范围为 $[X_{\min}, X_{\max}]$, 控制参数(微粒群大小 SP , 加速度常量 c_1, c_2 , 惯性权重 w , 最大迭代次数 m_t , 最大速度 $v_{\max}^{(d)}$)等为输入, 以微粒群向量集合 $Swarm$, 最佳微粒 $Z_{\min}$, 最佳适应性值 $f_{\min}$, 组批划分集合 $Cluster$, 迭代历史记录 $History$ 为输出。采用微粒群算法即可求解成份特性合同组批方案。

4 应用实例(Application example)

采用J2EE平台实现算法, 实例数据来源于东北某特钢集团2008年10月份钢号为KBCr15, 形状为棒材, 规格为 $\Phi 20$ 的合同, 总量为180 t。已知最大炉容量为40 t, 在满足最大炉容量限制条件下得出满炉组批数为4。

对各成份特性进行同质化和降维处理, 将待选合同按化学成份特性的主成分分析结果简化为一个3维空间(3个主成分特性)的样本集, 用 $x_i = (x_i^{(1)}, x_i^{(2)}, x_i^{(3)})$ 表示, 并将各合同成份特性上下限值范围转化为各微粒所代表不同合同的空间约束活动范围, 如表1所示:

表1 微粒空间位置限定值

Table 1 The particle spatial constraints value

序号	合同量/t	$x_i^{(1)}$	$x_i^{(2)}$	$x_i^{(3)}$
1	2	-0.042~0.183	0.185~0.492	0.062~0.071
2	1	-0.042~0.206	0.185~0.504	0.062~0.088
			$\vdots$	
29	0.5	-0.042~0.152	0.185~0.453	0.062~0.067

在本例中, 初始化控制参数: 令炉次计划个数 $m = 4$, 容量限制为 $V_L = V_U = 40$, 微粒群大小 $SP = 20$, 将微粒群中的各个微粒表示为:

$$Z_i = [z_{i1}^{(1)}, z_{i1}^{(2)}, z_{i1}^{(3)}, z_{i2}^{(1)}, z_{i2}^{(2)}, z_{i2}^{(3)}, z_{i3}^{(1)}, z_{i3}^{(2)}, z_{i3}^{(3)}, z_{i4}^{(1)}, 0, z_{i4}^{(2)}, z_{i4}^{(3)}],$$

$$i \in (1, 2, \dots, 20),$$

而 $c_1 = c_2 = 2$, 惯性权重 w 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数, 最大迭代次数 $m_t = 1000$, 最大速度 $v_{\max}^{(d)} = 100$, 计算得到的最佳微粒即组炉聚类中心的坐标 $Z_{\min}$ 为(0.026, 0.455, 0.067; 0.088, 0.492, 0.076; 0.102, 0.324, 0.064; 0.147, 0.193, 0.062); 最佳适应性值 $f_{\min}$ 为8.5367, 组炉方案结果如表2所示, 炉次5表示未排入本次计划合同共计20 t。

表2 炼钢组炉设计结果表
Table 2 The charge design results

炉次	重量/t	合同序号(部分排进炉次的重量/t)
C ₁	40	17(40)
C ₂	40	4, 15, 18, 19, 20, 21, 27
C ₃	40	1, 2, 3, 5, 7, 11, 13, 25
C ₄	40	8, 9, 10, 12, 14, 16, 17(10)
C ₅	20	6, 22, 23, 24, 26, 28, 29

5 结论(Conclusion)

在客户需求日益呈现多品种小批量趋势的市场经济条件下,通过炼钢组炉生产计划与质量设计的无缝集成,基于带时间、空间和容量约束微粒群算法的钢铁产品炼钢组炉方案优化方法为解决面向订单的钢铁产品炼钢生产过程中相近品种产品组炉生产的组炉方案优化问题提供了更精确、科学的解决方案.通过这种方法,不仅能够提高钢铁产品多品种、小批量合同炼钢组炉方案优化结果的科学性和正确性,同时可最大程度地减少由于质量不合格或过剩带来的成本浪费,通过尽可能扩大可以组炉的合同范围,减少了由于未满足炉容量约束而造成的能源、人力等资源的浪费,为生产组织人员提供了精细的数量化的决策依据.

参考文献(References):

- [1] 唐立新. CIMS下生产批量计划理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999.
(TANG Lixin. *Theory and Application of Lot-Sizing Problem in CIMS*[M]. Beijing: Science Press, 1999.)
- [2] 黄可为, 卢克斌, 汪定伟. 炼钢组炉问题优化模型及其动态规划算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2006, 27(2): 138 – 141.
(HUANG Kewei, LU Kebin, WANG Dingwei. Dynamic programming algorithm and optimization model of charge design for steel-making[J]. *Journal of Northeastern University(Natural Science)*, 2006, 27(2): 138 – 141.)
- [3] 彭频, 李铁克. 基于准时制的炼钢连铸组炉问题模型和算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(31): 222 – 224, 244.
(PENG Pin, LI Tiek. Model and algorithm of charge design for steel-making and continuous casting based on just in time[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2007, 43(31): 222 – 224, 244.)
- [4] 宁树实, 王伟, 潘学军. 一种炼钢-连铸生产计划一体化编制方法[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(2): 374 – 379.
(NING Shushi, WANG Wei, PAN Xuejun. Integrated method of steel-making and continuous casting planning[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(2): 374 – 379.)
- [5] KEDAR S, NAPHADE S, DAVID W, et al. Melt scheduling to trade off material waste and shipping performance[J]. *Operations Research*, 2001, 49(5): 629 – 645.
- [6] ANANTARAM B, JOSEPH G. Production planning with flexible product specifications: an application to specialty steel manufacturing[J]. *Operations Research*, 2003, 51(1): 94 – 112.
- [7] ZAIANE O R, ANDREW F, LEE C H, et al. *On Data Clustering Analysis: Scalability, Constraints, and Validation, Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*[M]. Berlin/Heidelberg: Springer, 2002(2336): 28 – 39.
- [8] ANGELINE P J. *Evolutionary Optimization Versus Particle Swarm Optimization: Philosophy and Performance Differences, Evolutionary Programming VII*[M]. Berlin/Heidelberg: Springer, 1998(1447): 601 – 610.

作者简介:

王万雷 (1973—), 男, 博士, 讲师, 主要从事现代集成制造及工业工程方面的研究和应用工作, E-mail: ww1@dlnu.edu.cn;

杨静萍 (1980—), 女, 博士, 讲师, 目前研究方向为钢铁制造业生产管理与质量管理相关技术方法, E-mail: yangjingping@gmail.com;

薄洪光 (1975—), 男, 博士, 讲师, 目前研究方向为企业信息化、生产管理、物流管理等相关技术方法, E-mail: bohongguang@sohu.com.