

文章编号: 1001-0920(2010)12-1901-04

基于微粒群算法的转炉合金加入量多目标优化模型

韩 敏¹, 徐 俏¹, 赵 耀¹, 杨溪林², 林 东³

(1. 大连理工大学 电子与信息工程学院, 辽宁 大连 116023; 2. 北京金自天正智能控制股份有限公司, 北京 100070; 3. 本钢板材股份有限公司 炼钢厂, 辽宁 本溪 117021)

摘 要: 针对转炉炼钢过程中钢水出钢环节脱氧合金剂加入量确定的问题, 建立了合金加入量优化计算模型. 首先, 利用支持向量机建立钢包元素含量预测模型, 将该模型的预测结果与元素规定含量的误差作为优化模型的一个目标函数, 合金成本作为另一个目标函数; 然后利用预测收得率方法计算合金加入量并作为优化模型的初始值, 使用改进的动态邻域多目标微粒群算法对优化模型进行求解, 有效地找出Pareto最优解集, 并根据实际需要得出较好的优化结果. 仿真实验表明了该优化模型的有效性.

关键词: 合金加入量; 支持向量机; 微粒群优化算法; 多目标优化

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Multi-objective optimization model for alloy addition of BOF based on particle swarm optimization algorithm

HAN Min¹, XU Qiao¹, ZHAO Yao¹, YANG Xi-lin², LIN Dong³

(1. Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China; 2. Beijing AriTime Intelligent Control Co Ltd, Beijing 100070, China; 3. Steelmaking Plant, Benxi Steel Sheet Co Ltd, Benxi 117021, China. Correspondent: HAN Min, E-mail: minhan@dlut.edu.cn)

Abstract: In the process of BOF steelmaking, in order to figure out and optimize the amount of alloy addition during deoxidizing and alloying of tapping, alloy addition multiobjective optimization model is developed. Firstly, the prediction model of ladle element content is developed with support vector machine(SVM). One objective function of multiobjective problem is the error between the regulations and the result of the prediction model of ladle element content, and the other objective function is the cost of alloy addition. Then the result of alloy addition calculation is made as initial value of the optimization model, and the alloy addition is optimized by using modified dynamic neighborhood multiobjective optimization-particle swarm optimization(MO-PSO) so as to determine the Pareto optimal solutions effectively. The final amount of alloy addition is decided according to the practical requirement. Finally, experimental results show the effectiveness of the proposed model.

Key words: Alloying addition; Support vector machine; Particle swarm optimization; Multiobjective optimization

1 引 言

转炉炼钢过程中, 出钢时的脱氧合金化是相对独立而又十分重要的部分. 传统的炼钢过程控制中, 合金加入量通常凭借操作人员的经验推算, 计算结果误差较大, 易造成浪费. 脱氧合金化的目的是使钢包中的各种元素含量达到生产规程的要求. 由于该过程所加入的脱氧合金剂比较昂贵, 在满足生产规定的同时, 应尽量降低合金的成本.

目前使用较为普遍的加料计算方法有参考炉次

法^[1]、回归分析^[2]和神经网络等^[3]. 这些方法一般都将出钢时终点条件作为输入, 合金加入量作为输出, 建立拟合关系. 虽然计算准确性较高, 但不能保证在达到生产规定的情况下成本最小. 如果在符合生产规定的同时降低成本, 则需要建立合金加入量多目标优化模型.

对此, 本文提出一种基于微粒群优化算法(PSO)的合金加入量多目标优化模型. 分别以钢包元素含量综合误差和合金成本作为两个目标进行优化, 其

收稿日期: 2009-09-01; 修回日期: 2010-03-24.

基金项目: 国家863计划项目(2007AA04Z158); 国家自然科学基金项目(60674073).

作者简介: 韩敏(1959—), 女, 辽宁大连人, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业系统建模与控制、智能技术及优化算法等研究; 徐俏(1985—), 女, 辽宁鞍山人, 硕士生, 从事复杂工业系统建模及优化算法的研究.

中钢包元素含量由支持向量机(SVM)计算. 由于综合误差目标函数含有钢包含量预测模型这一非线性项, 使用传统优化算法求解繁琐, 效率较低. 智能优化因不涉及对目标函数求导, 故解决这类问题更具优势. PSO算法是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种进化优化方法^[4], 因其具有计算简单、需调整参数少等特点^[5], 近年来被广泛应用于工业生产建模中^[6,7]. 因此, 本文利用改进的多目标动态邻域 PSO 算法对合金加入量优化模型进行求解, 得出模型的最优解集. 仿真结果表明了该方法的有效性.

2 机理分析和基本优化思想

在转炉吹炼过程到达终点时, 钢水中残留一定数量的氧. 为了下一步顺利浇铸或精炼, 应根据钢种要求加入一定质量的脱氧合金剂, 使钢水达到规定的脱氧程度, 并使钢水中硅、锰等元素的含量符合规程要求. 合金加入量的理论计算公式为

$$\text{合金加入量} = \frac{w[M]_{\text{规格中限}} - w[M]_{\text{残余}}}{w[M]_{\text{合金}} \cdot \eta_M} \times \text{出钢量 (t)}. \quad (1)$$

其中: $w[M]_{\text{规格中限}}$ 为钢种规定 M 元素含量; $w[M]_{\text{残余}}$ 为终点钢水中剩余 M 元素量; $w[M]_{\text{合金}}$ 为调节 M 含量加入的合金所含 M 元素量; 出钢量为倒入钢包的钢水质量; η_M 为合金元素收得率, 是合金元素进入钢水的质量占合金元素加入总量的百分比^[8].

脱氧合金化不仅要保证钢包内各元素含量达到规定标准, 而且要使合金成本达到最小. 因此, 本文提出以钢包元素含量误差和成本最小化为目标, 以合金加入量为决策变量的优化思想. 由于钢包元素含量难以实时测量, 应首先建立钢包元素含量预测模型, 用于计算元素预测值与规定值的综合误差, 并以此作为一个目标函数, 而将合金成本作为另一个目标函数建立优化模型; 然后使用改进的多目标动态邻域 PSO 进行求解. 为了解决待优化变量初值对优化效率和结果影响较大的问题, 应先计算出与经验值相近的合金量作为待优化变量初值, 再通过全局寻优求得各种合金的最优加入量.

3 合金加入量优化模型的建立

3.1 钢包元素含量预测模型

钢包元素含量预测模型用来反映终点条件和合金加入量对钢包元素含量的影响, 本文使用 SVM 建立钢包元素含量预测模型. 以 Q235B 钢种为例, 输入变量为: 合金加入量 \mathbf{m} ($m_{\text{铝镁钙}}, m_{\text{高碳锰铁}}, m_{\text{增碳剂}}$) 和终点条件 \mathbf{x} (终点氧含量 x_O , 终点温度 x_T , 终点碳 x_C , 锰 x_{Mn} , 硫 x_S , 磷 x_P 的含量). 输出变量为: C, Mn, Als, O 四种元素的钢包含量 \mathbf{L} ($L_C, L_{Mn}, L_{Als}, L_O$). 通过训

练得出如下拟合关系:

$$[L_C, L_{Mn}, L_{Als}, L_O] = f_{\text{Ladle}}(\mathbf{m}, \mathbf{x}). \quad (2)$$

利用某钢厂 200 组实际数据训练, 60 组测试, 计算出预测值与实际值的均方根误差, 如表 1 所示.

表 1 钢包元素成分预测模型均方根误差比较

指标	C	Mn	Als	O
RMSE	5.5×10^{-3}	8.9×10^{-3}	4.9×10^{-3}	7.9×10^{-6}

从以上结果可以看出, 所建立的模型具有较高的预测精度, 能够满足工艺要求, 因此可以作为目标函数的一部分引入优化模型中.

3.2 目标函数的确立

合金加入量优化模型需要定义两个目标函数: 综合误差与合金成本. 综合误差目标函数只需将 3.1 节中的元素含量预测模型的预测结果与规定含量 \mathbf{G} ($G_C, G_{Mn}, G_{Als}, G_O$) 求差, 并按比例求和, 即可得到综合误差目标函数

$$f_{\text{error}} = [a_C, a_{Mn}, a_{Als}, a_O] \cdot \mathbf{G} - \mathbf{L}^T. \quad (3)$$

其中: $a_C, a_{Mn}, a_{Als}, a_O$ 为对各误差的加权系数.

合金成本计算表达式为

$$f_{\text{cost}} = [P_{\text{铝镁钙}}, P_{\text{高碳锰铁}}, P_{\text{增碳剂}}] \cdot \mathbf{m}^T. \quad (4)$$

其中: $P_{\text{铝镁钙}}, P_{\text{高碳锰铁}}, P_{\text{增碳剂}}$ 为 3 种合金的单价; $\mathbf{m} = (m_{\text{铝镁钙}}, m_{\text{高碳锰铁}}, m_{\text{增碳剂}})$.

综上, 合金加入量多目标优化模型可描述为

$$\begin{aligned} \min f_{\text{error}}(\mathbf{m}, \mathbf{x}), \min f_{\text{cost}}(\mathbf{m}); \\ \text{s.t. } \mathbf{m} > 0, \mathbf{L} > 0. \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $\mathbf{x} = (x_O, x_T, x_C, x_{Mn}, x_S, x_P)$ 为终点条件向量.

4 PSO 优化算法

4.1 合金加入量优化过程

本文采用改进的动态邻域 PSO 多目标优化算法解决其优化问题, 优化过程如图 1 所示.

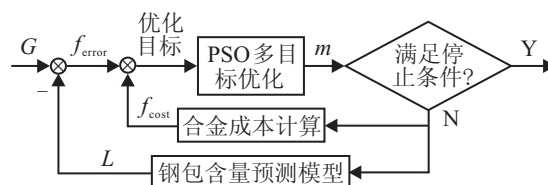


图 1 合金加入量优化过程框图

首先, 将各种合金加入量初值和终点条件代入钢包含量预测模型, 所得的预测结果通过式 (3) 求出综合误差目标函数, 同时通过合金加入量成本计算得出另一个目标函数; 然后将两个目标进行一次 PSO 优化迭代. 更新各合金加入量, 重复上述流程, 直到满足停止条件为止.

4.2 合金加入量初始值计算

在处理优化算法对初值敏感问题时, 采用预测收得率的方法计算合金加入量, 使待优化合金加入量的初值逼近经验加入量. 该方法在分析脱氧合金化过程机理的基础上, 利用支持向量机预测合金元素收得率, 输入为终点条件, 输出为收得率 η_M . 通过训练可得收得率和输入变量间的拟合关系为

$$\eta_M = f_{\text{Alloy}}(x_O, x_T, x_C, x_{Mn}, x_S, x_P). \quad (6)$$

利用上述关系预测出合金元素的收得率 η_M , 并代入式 (1) 计算出合金加入量. 作为脱氧剂而加入的合金 (如铝镁钙), 因为其加入量主要受当前含氧量的影响, 故可直接使用支持向量机根据终点条件进行预测.

分别对铝镁钙、高碳锰铁、增碳剂 3 种合金剂加入量进行计算, 并与传统计算方法进行对比. 表 2 给出了各种方法计算结果所对应的均方误差.

表 2 合金加入量预报模型的误差均方值比较

方 法	铝镁钙	高碳锰铁	增碳剂
线性回归	0.002 6	0.001 3	0.062 7
BP 神经网络	0.002 5	0.002 7	0.003 5
本文方法	0.002 3	0.000 2	0.003 3

表 2 数据表明, 合金加入量预测模型能较为准确地逼近实际合金加入量. 将该模型的结果作为待优化变量的初值, 可加快收敛速度, 提高优化效果.

4.3 PSO 多目标优化算法及其改进

Hu 和 Eberhart^[9]提出一种动态邻域多目标 PSO 算法. 根据一个目标适应值空间的距离来确定当前粒子的邻域, 并在邻域内进行另一目标的寻优. 该算法可以找到多目标问题的 Pareto 前沿, 为决策者提供较完备的 Pareto 解集. 该算法中邻域内粒子是动态选择的, 但邻域的规模恒定, 不适合优化的所有时期, 邻域范围需要随着迭代步数而调整, 以提高收敛速度和精度. 对此, 本文引入单目标动态邻域 PSO 的粒子选择策略^[10], 即随迭代次数增加调整邻域规模. 算法步骤如下:

Step 1: 设迭代次数 $\text{gen} = 200$, 种群规模 $n = 50$. 初始位置 P 为合金加入量初值, 随机初始化粒子速度 V , 个体历史最优 p_{best} 和局部最优 l_{best} 置空.

Step 2: 根据式 (4) 计算第 1 个目标的适应值 f_{cost} .

Step 3: 确定邻域. 计算目标适应值 f_{cost} 空间中粒子之间的距离, 计算各个距离与最大距离之间的比值 ratio , 并与标志项 $\text{frac} = i/\text{gen} + 0.1$ 进行比较. 若小于该值, 则选为当前粒子的邻域粒子.

Step 4: 邻域寻优. 利用式 (3) 计算另一目标函数的适应值. 在各粒子的邻域内进行第 2 个目标的寻优, 得到邻域内第 2 个目标的局部最优 l_{best} .

Step 5: 当新的解支配当前最优解时, 更新 p_{best} .

Step 6: 粒子位置和速度的更新. 本文算法中粒子速度更新取决于粒子自身历史最优和邻域内最优, 其更新公式如下:

$$V_{i+1} = \omega V_i + c_1 r (P_{\text{best}} - P_i) + c_2 r (P_{l_{\text{best}}} - P_i). \quad (7)$$

其中: ω 是在 $[0.5, 1]$ 之间线性递增的惯性权重; c_1 和 c_2 为学习因子, 取值 2; r 为随机数. 计算出当前速度后, 便可代入下式更新粒子的位置:

$$X_{i+1} = X_i + V_{i+1}. \quad (8)$$

Step 7: 若达到收敛精度 ($|X_{i+1} - X_i|/X_i \leq 10^{-5}$) 或迭代步数, 则停止计算, 输出结果; 否则, 转 Step 2.

5 仿真实验

采用某钢厂 150 t 转炉生产 Q235B 钢种的实际数据来检验本文提出的合金加入量优化模型. 首先选取一组生产数据, 利用所提方法进行优化, 求得的 Pareto 前沿解集如图 2 所示.

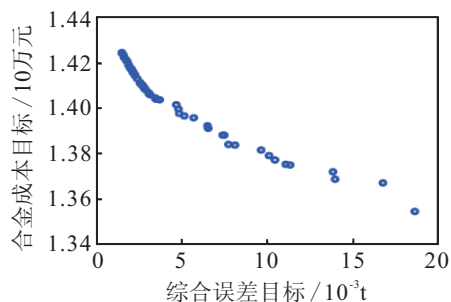


图 2 优化求解的 Pareto 前沿

图 2 表明, 该算法能够得出明显的 Pareto 解集, 其中每个点代表一组优化解. 由图 2 可见, 综合误差与合金成本成反比关系, 决策者可根据实际需求从 Pareto 解集中选定优化解. 例如, 对综合误差要求较高的炉次可在综合误差最小位置选取决策方案. 本文选取综合误差最小的解进行多组数据的检验.

利用 3.1 节钢包含量预测模型测试数据对合金加入量进行优化, 得出仿真结果如图 3, 图 4 所示.

图 3 为优化前后的综合误差比较, 图 4 为优化前后的合金成本比较. 从两图可以看出, 无论是脱氧合

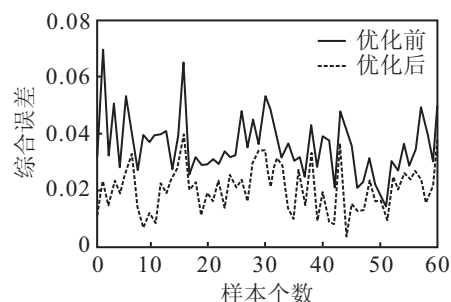


图 3 优化前后综合误差的比较

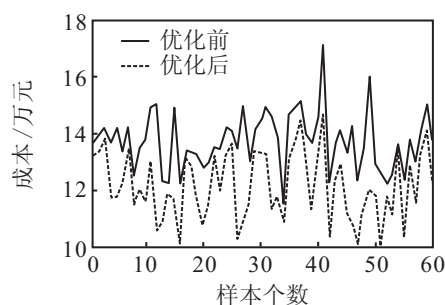


图4 优化前后合金成本的比较

金化质量, 还是合金成本, 优化后的决策量较优化前的都有较大改进, 即优化后的综合误差和合金成本都明显降低。

对各元素含量与规定值的误差逐项分析表明, 优化模型取得了较好的效果。通过计算钢包内4种元素含量较规定含量的平均误差和含量满足规定范围的百分比(即合格率)来验证本优化模型的有效性。其中: 元素C, Mn, Als和O的规定合格范围分别是0.14%~0.17%, 0.17%~0.30%, 0.01%~0.03%, $0 \sim 2.0 \times 10^{-5}\%$ 。统计结果如表3所示。

表3 优化前后各指标统计结果的比较

优化指标		优化前	优化后
成本/万元		13.8023	12.4816
钢包C元素含量	平均误差	0.0132	0.0101
	合格率/%	91	96
钢包Mn元素含量	平均误差	0.0168	0.0076
	合格率/%	74	90
钢包Als元素含量	平均误差	0.0097	0.0033
	合格率/%	67	91
钢包O元素含量	平均误差	1.1766×10^{-5}	1.0445×10^{-5}
	合格率/%	89	93

由表3可以更直观地看出, 优化后钢包中4种元素含量的平均误差和合格率都较优化前有所改善, 合金成本平均减少了1.32万元。

以上结果表明, 通过采用多目标动态邻域微粒群算法建立的合金加入量优化模型, 能够使脱氧合金化过程的质量和效率同时得到明显改善。

6 结 论

本文以转炉炼钢出钢过程中的脱氧合金剂加入量优化计算为背景, 利用SVM和微粒群智能方法, 提出了一种基于改进的动态邻域微粒群多目标优化算法的合金加入量优化模型。该模型以利用预测收得率计算出的合金加入量为初值, 以包含钢包元素含量预测模型的综合误差作为优化目标之一, 结合合金成本, 建立多目标优化模型。文中采用动态邻域PSO多目标优化算法, 并与动态粒子选择策略相结合, 使模型具有较快的全局收敛速度和较好的收敛精度。

通过对实际生产数据的仿真实验表明, 合金加入量优化模型能有效减小钢包各元素含量与规定指标的误差, 同时节省了合金的成本。该模型符合实际生产需要, 能够对出钢时的脱氧合金化过程起到一定的指导作用。

参考文献(References)

- [1] 龚伟, 姜周华, 郑万, 等. 转炉冶炼过程中合金成分控制模型[J]. 东北大学学报, 2002, 23(12): 1155-1157.
(Gong W, Jiang Z H, Zheng W, et al. Component controlling model in BOF steelmaking process[J]. J of Northeastern University, 2002, 23(12): 1155-1157.)
- [2] 吕学伟, 白晨光, 邱贵宝, 等. 基于遗传算法的烧结配料综合优化研究[J]. 钢铁, 2007, 46(4): 12-15.
(Lv X W, Bai C G, Qiu G B, et al. Research on sintering burdening optimization based on genetic algorithm[J]. Iron and Steel, 2007, 46(4): 12-15.)
- [3] 田卫红, 吴敏. 烧结配料优化控制专家系统[J]. 烧结球团, 2006, 31(1): 23-27.
(Tian W H, Wu M. Optimization expert system for sintering proportion[J]. Sintering and Pelletizing, 2006, 31(1): 23-27.)
- [4] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Neural Network. Perth, 1995: 1942-1948.
- [5] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Evolutionary Computation. Anchorage, 1998: 69-73.
- [6] 王俊年, 申群太, 周少武, 等. 锌电解整流供电系统的微粒群优化控制策略[J]. 控制与决策, 2008, 23(2): 145-150.
(Wang J N, Shen Q T, Zhou S W, et al. Optimal control of direct power supply system in zinc electrolytic process based on PSO[J]. Control and Decision, 2008, 23(2): 145-150.)
- [7] 徐辰华, 吴敏. 铅锌烧结过程质量产量的智能集成优化控制[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(4): 688-692.
(Xu C H, Wu M. Intelligent integrated optimization control of quality and quantity for lead-zinc sintering process[J]. Control Theory & Application, 2008, 25(4): 688-692.)
- [8] 冯捷, 张红文. 转炉炼钢生产[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2006.
- [9] Hu X, Eberhart R C. Multiobjective optimization using dynamic neighborhood particle swarm optimization[C]. Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Hawaii, 2002: 1677-1681.
- [10] Suganthan P N. Particle swarm optimiser with neighbourhood operator[C]. Proc of the IEEE Int Conf on Evolutionary Computation. Washington DC, 1999: 1958-1962.