

钢水“脱氧合金化”配料方案的优化

杨欣慰, 盖方圆, 周意林

(长春大学 理学院, 吉林 长春 130022)

【摘要】利用 2019 年 MathorCup 高校数学建模挑战赛 D 题数据, 对不同的钢种在熔炼过程中加入的合金配料方案进行分析、优化。通过对数据的清洗与融合, 获得 16 种配料的累计贡献率, 筛选出主要影响因素。利用机器学习 XGBoost 算法进行模型优化。通过微粒群优化算法 (PSO) 对钢水脱氧合金化成本进行误差分析。最后依据预测结果, 为有关部门提出合理化建议。

【关键词】合金配料; 预测; 微粒群优化算法 (PSO)

【中图分类号】C931.1 **【文献标识码】**C **【文章编号】**2096-1995(2020)23-0004-02

随着钢铁行业钢种产量的提高, 如何就脱氧合金化环节建立数学模型, 预测并优化投入合金成为各大钢铁企业面临的重要问题。为在保证钢水质量的同时最大限度地降低合金钢的生产成本, 本文对钢水“脱氧合金化”过程提出优化方案。计算 C、Mn 两种元素历史收得率, 并分析影响其收得率的主要因素; 构建数学模型, 对 C、Mn 两种元素收得率进行预测, 尽可能提高这两种元素收得率的预测准确率; 根据合金收得率的预测结果, 建立数学模型, 实现钢水脱氧合金化成本优化及合金配料方案。以此为钢厂领导提出合理化建议。此选题已经有很多研究, 如: 通过建立线性加权、多元回归分析和非线性回归等方法得到收得率的回归方程, 优化冶炼成本^[3]; 采用灰色关联度分析法预测合金元素的收得率^[4]; 基于 BP 神经网络对相关合金元素收得率进行预测解决最优化成本问题^[5]等。本文打破传统灰度关联法、线性回归分析等方法, 用因子分析研究合金元素收得率的影响因素, 用机器学习 XGBoost 算法预测“C、Mn 收得率”、用 PSO 微粒群优化算法优化成本。

1 根据数据研究问题

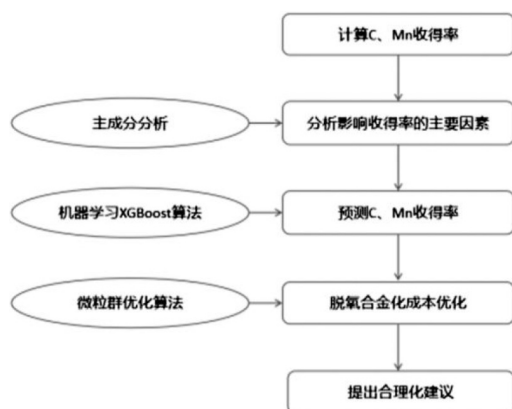


图 1

1.1 提取高贡献率因子

利用主成分分析法, 得到加入钢水中的十六种配料的累计贡献率, 以累计贡献率高于 90% 的影响因素作为影响收得率的主要因素。

1.2 机器学习 XGBoost 原理

利用机器学习 XGBoost 原理得到“C、Mn 收得率”预测模型。

1.3 最优化成本及其下的合金配料

以钢水中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, 建立数学模型。计算元素预测值与规定值的综合误差, 并以此作为目标函数; 将合金成本作为另一个目标函数优化模型; 用改进的多目标动态邻域 PSO 求解。计算出与目标值相近的合金量作为待优化变量初值, 找到各种合金的最优加入量。

2 模型建立

2.1 模型假设

假设不考虑排出产物的影响, 不考虑热量散失等原因, 计算出其历史收得率。

在保证收得率的情况下, 假设合金的加入量与合金和成本与其他因素无关, 建立合金加入量的误差模型和合金最小成本优化模型。

2.2 C Mn 合金历史收得率的计算及影响因素

2.2.1 合金成分的加入量公式

各种合金的加入量可以按公式计算:

$$\alpha = \frac{\omega_{b1} - \omega_{b2}}{\omega_{b3} \eta_b} \times \beta \quad (1)$$

$$Q = \frac{M}{N} \times 100\% \quad (2)$$

其中 ω_{b1} 为钢种规定元素质量分数上下限的平均值, ω_{b2} 为终点钢水中元素的残余质量分数, ω_{b3} 为加入合金元素的质量分数, η_b 为合金元素的收得率, β 为出钢量; Q 为合金收得率, M 为钢水吸收的合金元素总量, N 为元素总质量。

2.2.2 分析影响收得率因素的方法

合金元素收得率受诸多因素影响, 如: 脱氧合金化前钢水含氧量越高, 元素的脱氧能力越强, 则该元素的收得率越低。故采用主成分分析法分析影响收得率因素提取包含原始变量至少 90% 的信息, 在中看到保留集中 16 个原始变量信息的 90.656% 的 8 个成分为宜。

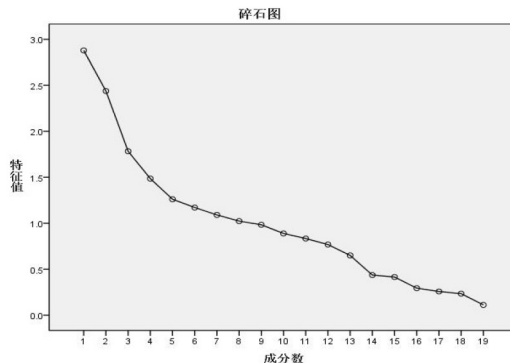


图 2

基金项目: 吉林省教育科学“十三五”规划课题 (GH180105)。

作者简介: 杨欣慰 (1999-), 女, 吉林长春人, 长春大学理学院数学与应用数学系本科生, 曾获吉林省数学建模一等奖。

2.2.3 合金元素历史收得率的预测

通过机器学习 XGBoost 算法对少数样本迭代学习, 突出数据特征, 以 C 元素为例建立一个短期有效的学习模型。为检验计算出的元素收得率与真实的收得率的关系进行模型检验。使用数据中的 500 组样本对支持向量机进行训练, 对随机取的 100 组测试数据进行预报。训练后的 SVM 模型对合金收得率具有比较精确的预测效果, 最大偏差值为 0.0613。

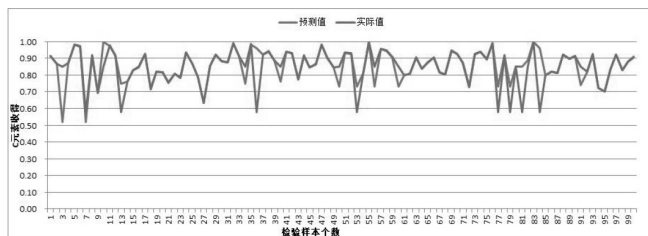


图 3

2.3 合金配料优化模型 (成本优化模型)

2.3.1 PSO 分析成本及相关配料的步骤

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。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, 如表所示。

指标	C	Mn	Si	S	P
RMSE	5.5×10^{-3}	8.9×10^{-3}	4.9×10^{-3}	7.9×10^{-6}	3.2×10^{-4}

综合误差目标函数为:

$$f_{\text{error}} = [a_c, a_{Mn}, a_{Si}, a_S, a_P] \cdot |G - L|^T \quad (3)$$

其中: $a_c, a_{Mn}, a_{Si}, a_S, a_P$ 为对各误差的加权系数。

合金成本计算表达式为:

$$f_{\text{cost}} = [P_1, P_2, P_3, P_4] \cdot m^T \quad (4)$$

其中: $P_1 \sim P_4$ 为钒氮合金进口、低铝硅铁、硅铁合金、硅铝锰合金球 4 种合金的单价。

综上, 合金加入量多目标优化模型可描述为:

$$\min_{f_{\text{error}}(m, x), \min_{f_{\text{cost}}(m)}; \quad (5)$$

其中, $x = (X_0, X_T, X_C, X_{Mn}, X_S, X_P)$ 为终点条件向量。将各合金加入量初值和终点条件代入钢水含量预测模型, 通过式 (3) 求出综合误差目标函数, 通过合金加入量计算得出另一个目标函数; 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。

2.3.2 PSO 模型优化

选取一组生产数据, 利用动态邻域 PSO 多目标优化算法进行优化。

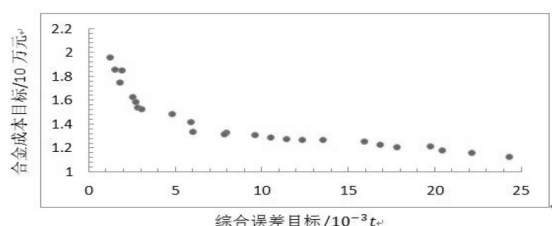


图 4

此图表明, 该算法能够得出明显的 Pareto 解集, 每个点代表一组优化解。综合误差与合金成本成反比关系, 可根据实际需求从 Pareto 解集中选定优化解对合金加入量进行优化, 分别为优化前后的综合误差比较和优化前后的合金成本比较, 由图知优化后的综合误差和合金成本都明显降低。

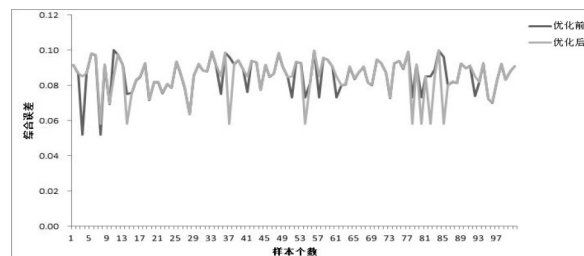


图 5 优化前后综合误差的比较

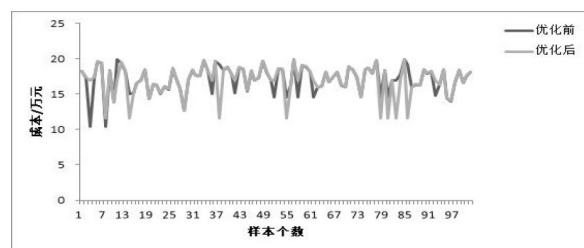


图 6 优化前后合金成本比较

3 提出合理化建议

本文以钢水中元素含量误差和成本最小化为目标, 通过提取高贡献率因子, 机器学习 XGBoost 算法突出数据特征, 最后成本优化模型对 C、Si、Mn、P、S 元素含量与规定值进行误差分析。结果表明优化模型取得了很好的效果。通过计算钢水中 C、Si、Mn、P、S 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 (合格率) 来验证本优化模型的有效性。

优化指标	优化前	优化后
成本/万元	14.8563	13.484
钢水C元素含量	平均误差 合格率	0.0132 91
钢水Si元素含量	平均误差 合格率	0.0168 74
钢水Mn元素含量	平均误差 合格率	0.0182 82
钢水P元素含量	平均误差 合格率	0.0097 85
钢水S元素含量	平均误差 合格率	0.0165 87

由表可以更直观看出, 优化后钢水中 5 种元素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 1.37 万元。

【参考文献】

- [1] 冯捷, 张红文. 转炉炼钢生产 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 2006.
- [2] 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.
- [3] 姜冰洁, 谢石, 王建鹏. 钢水·脱氧合金化——配料方案的优化 [J]. 工业, 2019, 10(12): 00140-00140.
- [4] 李淑丽. 钢水“脱氧合金化”配料方案的优化 [J]. 中国战略新兴产业 (理论版), 2019, 6(01): 0116-0116.
- [5] 张亚男, 李双琳, 油思文. 钢水“脱氧合金化”配料方案的优化 [J]. 中文科技期刊数据库 (全文版) 自然科学, 2019, 10(06): 00253-00254.
- [6] 韩敏, 徐俏, 赵耀, 等. 基于微粒群算法的转炉合金加入量多目标优化模型 [J]. 2010.12: 1001-0920(2010)12-1901-04.
- [7] 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.
- [8] Suganthan PN. Particle swarm optimiser with neighbourhood operator [C]. Proc of the IEEE Int Conf on Evolutionary Computation. Washington DC, 1999: 19581962.