

炼钢合金减量化智能控制模型及其应用

郑瑞轩 包燕平 王仲亮

Intelligent control model of steelmaking using ferroalloy reduction and its application

ZHENG Rui-xuan, BAO Yan-ping, WANG Zhong-liang

引用本文:

郑瑞轩, 包燕平, 王仲亮. 炼钢合金减量化智能控制模型及其应用[J]. 工程科学学报, 2021, 43(12): 1689-1697. doi: 10.13374/j.issn2095-9389.2021.10.07.004

ZHENG Rui-xuan, BAO Yan-ping, WANG Zhong-liang. Intelligent control model of steelmaking using ferroalloy reduction and its application[J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2021, 43(12): 1689–1697. doi: 10.13374/j.issn2095–9389.2021.10.07.004

在线阅读 View online: https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2021.10.07.004

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

炼钢过程中合金减量化研究现状及展望

Situation and prospect on investigation of ferroalloy reduction during steelmaking 工程科学学报. 2018, 40(9): 1017 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2018.09.001

基于函数型数字孪生模型的转炉炼钢终点碳控制技术

Control technology of end-point carbon in converter steelmaking based on functional digital twin model 工程科学学报. 2019, 41(4): 521 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.04.013

冶炼关键参数对于IF钢轧材夹杂缺陷的影响

Influence of key parameters in steelmaking progress on the inclusion defects of rolled IF steel sheet 工程科学学报. 2017, 39(3): 369 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2017.03.008

典型铁合金渣的资源化综合利用研究现状与发展趋势

Review of comprehensive utilization of typical ferroalloy slags 工程科学学报. 2020, 42(6): 663 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2020.03.10.003

炼钢连铸生产调度的研究进展

Progress of research on steelmakingcontinuous casting production scheduling 工程科学学报. 2020, 42(2): 144 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2019.04.30.002 工程科学学报,第 43 卷,第 12 期: 1689-1697, 2021 年 12 月 Chinese Journal of Engineering, Vol. 43, No. 12: 1689-1697, December 2021 https://doi.org/10.13374/j.issn2095-9389.2021.10.07.004; http://cje.ustb.edu.cn

炼钢合金减量化智能控制模型及其应用

郑瑞轩, 包燕平[∞], 王仲亮

北京科技大学钢铁冶金新技术国家重点实验室,北京 100083 ⊠通信作者, E-mail: baoyp@ustb.edu.cn

摘 要 基于 K 均值聚类法对转炉出钢过程的合金损耗进行了研究,分析了影响合金损耗的关键因素,并将其分为3个聚 类,得到转炉出钢合金损耗最低的工艺模式.在此基础上,开发了基于 PCA-BP 神经网络和混合整数线性规划的合金减量化 智能控制系统,并以某炼钢厂为例进行了实际应用.通过对模型进行在线运行,验证了模型的准确性和实用性.使用该模型 后,提高了合金化钢液成分准确度,减少由传统人工经验计算配料造成的成本浪费和成分超标等情况,优化了合金配料方案, 降低了炼钢合金化成本,不同钢种铁合金加入总成本降低 5.95%~14.74%,平均降幅 11.72%. 关键词 炼钢;铁合金;减量化;智能控制;成本 分类号 TF741

Intelligent control model of steelmaking using ferroalloy reduction and its application

ZHENG Rui-xuan, BAO Yan-ping[™], WANG Zhong-liang

State Key Laboratory of Advanced Metallurgy, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China Corresponding author, E-mail: baoyp@ustb.edu.cn

ABSTRACT The steel industry is a major energy consumer in China. As an effective measure for energy saving, cost and emission reduction, and higher efficiency among enterprises, ferroalloy reduction has attracted increased attention in our work to reduce carbon dioxide emissions and realize carbon neutrality. In the steelmaking process, the chemical composition of molten steel is required to meet the target ratio to maintain certain metallurgical and mechanical properties. The chemical composition of molten steel is mainly adjusted using ferroalloys. With the development of ferroalloy smelting technology, ferroalloys of various types are developed. These ferroalloys show major gaps in cost performance and composition. Before ferroalloy addition, it is essential to determine an appropriate and costeffective type and its amount for cost-saving purposes. However, the traditional method of offering a manually determined amount cannot meet the above requirement. Therefore, it is necessary to explore an intelligent ferroalloy addition method without human intervention. Based on the K-means clustering algorithm, this paper studied ferroalloy loss in the basic oxygen furnace (BOF) steelmaking process. The key factors affecting the alloy loss were analyzed and divided into three clusters to obtain a process model of the lowest loss amount in the BOF steelmaking process. Using this model, an intelligent control system for alloy reduction was developed. The system is based on the principal component analysis and backpropagation neural network and mixed-integer linear programming. This system was implemented in a steelmaking plant, in which the accuracy and practicability of this model were verified by running it online. This model helped improve the accuracy of alloyed steel composition and reduce the unnecessary cost and extra composition, which are frequently seen in traditional calculations with a manual experience. The ferroalloy dosing scheme is also optimized, and the alloying cost of steelmaking is reduced. The total cost of adding ferroalloys of various types is reduced by 5.95% to 14.74%, with an average reduction of 11.72%.

KEY WORDS steelmaking; ferroalloy; reduction; intelligent control; cost

收稿日期:2021-10-07

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51874021);钢铁冶金新技术国家重点实验室基金资助项目(41620020)

钢铁行业是我国能源资源的消耗大户,在国家"碳达峰、碳中和"的目标下,如何实现企业的能源和资源的高效利用,减少生产过程碳排放和能源消耗,是钢铁企业亟需解决的关键问题^[1-2]. 铁合金是钢铁冶炼过程中必不可少的原辅料之一,主要作用是钢液的脱氧和合金化.据统计我国铁合金年产能约为 5800 万吨,其中钢铁生产用合金消耗超过 3000 万吨.然而,铁合金的生产是高耗能过程,烟尘、废渣和废水等污染排放严重,大多数铁合金生产能耗大于 4000 kW·h·t⁻¹,电解铝能耗高达 1.33 kW·h·t⁻¹,每年我国铁合金生产能耗不低于 2320 亿 kW·h,折合 2850 万吨标准煤.若钢铁企业能够实现炼钢过程的合金减量化控制,则可以有效减少能源消耗,为国家"双碳"目标助力.

铁合金是炼钢的主要原料之一,其成本占到 炼钢生产成本的 5%~10%[3]. 几乎所有的钢种,都 需要通过铁合金进行脱氧和合金化以获得特定的 化学成分并产生所需的机械性能^[4]. 目前炼钢用铁 合金种类繁多且价格各异,若炼钢时铁合金种类 选择不当,不但会使炼钢生产成本增加,而且会产 生质量问题.因此,如何更智能地选择铁合金种类 和确定最佳合金加入量是非常重要的. 传统的铁 合金加料模式是钢厂技术人员主要凭经验确定合 金种类、操作人员凭经验确定合金加入量,这样的 操作模式一般把铁合金的收得率设定为一个固定 值,不随钢液参数的变化而调整,往往导致合金加 入量偏高,钢液成分不稳定,提高了炼钢成本的同 时也造成钢液质量的波动.因此,炼钢厂迫切需要 一种科学且实用的铁合金加料模式与手段,目前 已有部分研究者进行了相关的研究^[5-13],这些研究 有的已经取得的一定的突破,但大多还是停留在 理论研究阶段,与现场实际生产联系不够紧密.

本文基于国内某炼钢厂工艺特点,对合金减 量化工艺展开研究,建立了合金减量化智能控制 模型,旨在提升钢铁企业现场的智能化水平,降低 铁合金消耗,在给企业带来经济效益的同时减少 能源消耗,助力"碳达峰、碳中和"目标.受市场影 响,目前铁合金价格变化较大,炼钢合金成本控制 难度增加,该模型可在满足钢液成分达标的前提 下,使合金加入成本大幅度降低,并实现钢液合金 成分的窄区间控制,提高钢产品性能的稳定性.

1 基于 K 均值聚类的合金耗量数据分析

在实际生产过程的合金化操作中,合金物料 在加入到钢液之后会有部分损失,使其不能够完 全被钢液吸收,这些合金损耗主要受冶炼工艺条件的影响,包括钢液的状态参数如钢液氧含量、温度、钢渣的状态和加合金过程的钢液状态.合金减量化研究重点之一就是找出合金损耗的关键影响因素,从这方面着手减少合金在使用过程中的损耗、提高合金的收得率^[14-15].

本文首先利用 SPSS 软件对出钢温度、冶炼周 期、吹氧时间、吹氧量、铁水和废钢装入量、TSO 氧含量、TSO 碳含量等炼钢工艺参数与合金耗量 进行相关性分析,得到影响合金耗量的关键因子 后,根据关键因子的范围对合金耗量进行分类分 级. 传统的分类方式为有监督过程,即存在有先验 知识的训练数据集,需根据已有经验划分区间后 排列组合,分组数量大且不能完全提取数字特征. 聚类是一种无监督的学习方式,它可将具有较高 相似度的数据对象划分至同一类簇,且簇内的对 象越相似,聚类的效果越好,适合于数据量大的冶 金工业分析.这里采用的 K 均值聚类算法(Kmeans clustering algorithm)是一种迭代求解的聚类 分析算法^[16],其步骤是首先随机选取K个对象作 为初始的聚类中心,然后计算每个对象与各聚类 中心之间的距离,把每个对象分配给距离它最近 的聚类中心.每分配一个样本,K均值聚类的聚类 中心会根据现有的对象被重新计算. 通过迭代计 算最小误差平方和,得到具有不同特征的K组数 据. 这样对K组合金耗量数据进行统计,可以发现 合金收得率与关键因子的相关关系. 如图 1(b) 中, 3.69±0.032c、3.94±0.038a 和 3.94±0.043b, 其中 0.032、 0.038、0.043 为数值误差限, a、b、c 为差异显著性 分析结果标注,字母不同表示存在显著性差异,字 母相同表示差异不显著. 本文中吨钢耗量在对工 艺参数的 K 均值聚类间差异性显著, 说明与氧耗 量、废钢比和终点温度等具有较强的相关关系.

以某 120 t转炉炼钢厂为研究对象,选取 140 炉次 42CrMo 钢种炉次进行相关性分析,得出影响 合金收得率的主要因素为吨钢耗氧量、装料铁水 比和出钢温度,采用基于 K 均值聚类归纳法对锰 元素收得率进行研究,将数据分为 3 个聚类,如 图 1(a) 所示.对出钢阶段锰元素收得率分类统计, 如表 1 所示,锰元素收得率均值为 87.31%,1类收 得率高于均值 1.15%,2类收得率低于均值 0.75%. 在所选取的 140 炉次中,分类 1 炉次共 33 炉,占 比 23.57%,分类 2 炉次共 29 炉,占比 20.71%.在收 得率高于均值的 1 类中出钢温度低,装料铁水比 高,吨钢耗氧量略高于其他两类,而收得率低于均



图 1 42CrMo转炉出钢工序工艺参数聚类分布图 (3 个聚类)(a) 及吨钢硅锰耗量 (b) 和吨钢中碳锰铁耗量 (c)

Fig.1 Cluster distribution map of process parameters in the 42CrMo converter steel discharge process (3 clusters) (a), silicomanganese consumption per ton of steel (b), and medium carbon ferromanganese consumption per ton of steel (c)

值的 2 类情况与之相反.在吨钢铁合金耗量上如 图 1(b) 和 1(c) 所示, 聚类 1 在硅锰和中碳锰铁吨 钢耗量上均低于均值, 分别低 2.64% 和 2.15%, 而 聚类 2 在这两类锰系合金吨钢耗量上分别高于均 值 3.96% 和 2.80%.

表1 3 聚类炉次占比及锰收得率

 Table 1
 3 Clustering proportion and the manganese yield in each cluster

Cluster	Manganese yield/%	Proportion /%
Cluster 1	88.46	23.57
Cluster2	86.56	20.71
Cluster3	87.11	55.71

由此可见在不同的钢液条件下,尤其是钢液的耗氧量和温度不同时,铁合金元素的损耗存在 明显差异.若将吨钢耗氧量、装料铁水比和出钢 温度控制在聚类1范围内,减少2类的炉次占比, 可显著降低转炉出钢过程的铁合金损耗.以上研 究针对转炉出钢过程的合金化,对于LF精炼合金 化笔者采用同样的方法进行了研究,其中LF精炼 用于K均值聚类分析的输入参数包括LF取一样 温度、电耗以及C含量.利用该方法将具有不同特 征的关键因子自动划分为K类,从而在计算合金加 入量时可以根据实际钢液条件选择不同收得率, 避免了采用单一收得率按照控制上限加入合金造 成的浪费,也为后续合金减量化模型提供了依据.

2 合金减量化模型

2.1 模型功能与框架结构

运用 Matlab R2020a Appdesigner 程序设计编制了 合金减量化智能控制系统的人机交互界面,模型计 算流程如图 2 所示.模型主要功能和框架结构如下:

(1)合金信息数据库.

运用 Oracle 11g 软件建立合金信息数据库,数

据库与模型连接,模型在运行过程中可以实时调 用数据库内的数据用于模型计算使用.数据库信 息从企业各级数据库中获取,包括但不限于合金 化验成分、钢液取样化验成分、生产工艺参数和 钢种目标内控成分等.

(2)实时在线的输入与输出模式.

模型可以实现实时的参数获取与数据输出, 模型启动后,根据合金批号更新铁合金的成分信 息及价格信息,然后模型根据所读取的炉号在数 据库中读取出该炉次所对应的钢种与执行标准, 并获取该炉次的钢液基本信息,最后根据钢种和 执行标准调取工艺卡以设定合金化后目标钢液成分.

(3)智能化的合金使用效果评价与分析系统.

模型包括基于 K 均值聚类的合金耗量数据分 析和基于主成分分析法的 BP 神经网络收得率预 测模型,已结束炉次的生产数据会输出到数据库, 经过使用效果评价之后传输到收得率预测模型 中,实现预测模型的自学习,不断完善收得率预测 模型精度.

(4)基于智能分析结果的合金种类选择与加入量计算模型.

模型基于历史数据的智能分析结果,选取成本最低的合金加入种类,根据已有条件利用 intlinprog函数计算出符合钢液目标成分设定值,且总加入成本最低的铁合金加入量.该模型对于转炉炉后的合金化和 LF 精炼的合金化均适用,转炉炉后合金化模型仅进行一次配料计算,钢液目标成分一般设定为略低于钢种内控成分的下限值,具体数值管理者根据钢种实际情况进行设定.在 LF 精炼 工序模型计算流程与转炉工艺类似,将 LF 精炼合金化前钢液化验成分与钢种内控值进行对比,若符合成分要求则该炉次合金配料完成,否则返回到上一步重新进行配料计算与加料操作,直到成分达标为止,一般 LF 精炼工序进行 1~2 次加料.



Fig.2 Model calculation flowchart

2.2 界面设计

在模型进行配料计算前,需要获取当前炉次 所炼钢种内控目标成分、钢液信息、合金信息等, 这些数据都是通过企业 Oracle 数据库与模型进行 交互调用的,可在生产过程中实时获取.同时,模 型会将所读取数据显示在模型主界面并且用于后 续的合金配料计算,合金减量化智能控制模型主 界面如图 3 所示.模型数据显示主要由以下几部 分组成:工艺基本参数模块、合金信息模块、合金 种类选择模块、合金收得率预测模块、钢液化验 成分模块、加入量计算结果模块.

2.3 模型计算方法

模型在物料平衡计算的基础上,采用线性规 划作为核心算法^[17-23],包括决策变量、目标函数、 约束条件三部分构成,其中决策变量为模型最终 的输出结果,为每种合金的加入量,目标函数为铁 合金总加入成本最低原则,约束条件包括需要保 证钢液合金元素含量满足品种标准需求,同时控 制杂质元素含量小于含量标准最大值,从而计算 出成本最低的合金加料方案.



图 3 合金减量化智能控制模型主界面



(1)决策变量.

在合金化过程中,需要添加多种合金料对钢 液成分进行调整. 总共提供 *n* 种合金料,每种合金 加入量为 *x*₁, *x*₂, …, *x_n*. 且合金加入量必须满足以 下非负条件:

$$\overrightarrow{X} = (x_1, x_2, \cdots, x_n)^{\mathrm{T}}, x_i \ge 0 \tag{1}$$

式中: x_i表示第 i 种合金加入量, kg; n 表示合金种 类总数.

(2)目标函数.

以合金加入总成本 Z 最低为目标函数, 公式如下:

$$\min Z = \sum_{i=1}^{n} x_i \cdot r_i = x_1 \cdot r_1 + x_2 \cdot r_2 + \dots + x_n \cdot r_n \quad (2)$$

式中:r_i表示第 i 种合金料的单价, ¥ kg⁻¹.

(3)约束条件.

为了获得最优的合金配料方案,需要对目标 函数设置约束条件.约束条件包括成分约束和用 量约束,成分约束即按照模型计算所得的合金质 量加入进钢液后,必须保证钢液化学成分含量满 足钢种标准需求.

$$s.t.\begin{cases} \min(g_j) \leq \frac{\sum_{i=1}^n x_i c_{ij} \eta_j}{P} + b_{gj} \leq \max(g_j) \\ \sum_{i=1}^n x_i c_{ij} \eta_j \\ \min(k_j) \leq \frac{\sum_{i=1}^n x_i c_{ij} \eta_j}{P} + b_{kj} \leq \max(k_j) \end{cases}$$
(3)

式中:P表示钢液总质量,kg;gi表示第j种元素含

量目标值; k_j 表示第 j种杂质元素含量目标值; b_j 表示第 j种元素合金化前的含量; c_{ij} 表示第 i种 合金中第 j种元素的含量; η_j 表示第 j种元素的收 得率; min 表示下限值; max 表示上限值.

用量约束即在实际生产过程中,合金用量通 常有一定的最大限制:

$$x_i \leqslant L_i \tag{4}$$

式中:L_i代表实际生产中第 i 种合金的最大加入量.

合金收得率是配料计算的重要参数,直接影响模型计算合金加入量及合金化后的钢液化学成分,准确的合金收得率能够提高钢液成分命中率^[24].因此,本文采用基于主成分分析法(Principal component analysis, PCA)的 BP 神经网络对合金收得率进行预测^[25-28],前文中已采用基于 K 均值的聚类分析法对合金收得率的影响因素进行了研究,将吨钢耗氧量、装料铁水比和出钢温度相关工艺参数作为 BP 神经网络的输入变量用于预测合金收得率.由于变量间存在一定的相关性,故对其进行主成分分析处理,建立基于 PCA-BP 神经网络预测合金收得率并嵌入模型用户界面,神经网络建立流程如图4,网络结构如图5 所示.

3 模型效果与应用

3.1 收得率预测准确度验证

为了验证基于 K 均值聚类分析和 PCA-BP 神 经网络模型对收得率预测的准确度, 以某钢厂

· 1693 ·





Fig.4 Flowchart of the alloy element yield PCA-BP neural network



Fig.5 Structure diagram of the PCA-BP neural network

500 炉次 42CrMo 钢生产数据为数据样本,对锰元 素收得率预测模型进行训练,并选取 50 炉数据作 为验证集,验证模型预测精度.模型预测误差频率 分布如图 6 所示,其中部分预测结果如表 2 所示, 可以看出同一座转炉生产的相同钢种,在不同炉 次的钢液状态下合金收得率各不相同,若在合金 配料时按照固定的收得率进行计算,将会使得合 金加入量计算值与实际需求的用量差值较大,不 利于合金配料的准确性和命中率.

对收得率预测模型的预报误差范围及命中率 进行分析,如图 6 所示.可以发现预测误差主要分 布在±2%之内,预测误差在±2.0%以内的命中率



Fig.6 Frequency distribution of the alloy yield prediction error

为100%; 预测误差在±1.5% 以内的命中率为81.1%; 预测误差在±1.0% 以内的命中率为50.9%; 预测误 差在±0.5% 以内的命中率为32.1%, 预测结果较准 确, 能满足实际生产的要求.

3.2 合金化成本优化对比

为了验证模型对炼钢用铁合金的降本效果, 运用模型进行模拟计算,研究不同钢种的实际合 金成本与优化成本.本文选取某炼钢厂11种钢种 共35个炉次的合金加料数据为样本进行对比分 析,合金加入总成本统计结果如图7所示.

表2 合金收得率预测结果和实际收得率对比

Table 2	Comparison of the actual alloy yield and the forecast alloy yield		
Number	Actual alloy yield/%	Forecast alloy yield/%	Error/%
1	94.40	95.89	1.48
2	95.68	95.65	-0.02
3	95.08	93.83	-1.24
4	95.82	95.05	-0.76
5	95.88	95.96	0.08
6	95.66	96.28	0.62
7	96.51	95.23	-1.27
8	97.07	95.44	-1.62

从图可以看出,在统计的 35 炉数据中,所有炉 次的模型计算合金配料方案吨钢成本均低于实际 值,不同钢种吨钢合金降本 2.5%~29%,平均吨钢 合金成本降低 11.06%,成本降低最多的炉次为 38.7 ¥·t⁻¹.对于像轴承钢和高合金钢之类,合金加 入量大且合金加入种类多的钢种,合金计算降本 效果更显著.以 42CrMo 钢为例,模型计算结果降 本 684~2609 ¥·炉⁻¹,吨钢降本 5.7~21.7 元,合金 化成本降低 6.0%~11.85%.

3.3 模型应用案例

将合金减量化智能控制模型应用于某钢厂转 炉厂1#转炉在线运行,应用模型指导现场合金配料.模型在线运行期间共指导生产115炉,其中



图 7 模型计算成本与实际成本对比

Fig.7 Comparison of the model calculation alloy cost and the actual alloy cost

42CrMo钢的部分工业应用实验结果如表 3 所示, 结果表明试验炉次钢包取样的钢液成分均符合要 求.通过基于 K 均值聚类的合金耗量数据分析,优 化控制吨钢耗氧量、装料铁水比和出钢温度等工 艺参数,显著降低了转炉出钢过程铁合金的损耗, 提高了收得率,实验炉次较历史对照炉次 Mn 收得 率提高 3.22% ~ 5.29%,平均提高 3.54%.同时结合 模型计算优化合金配料方案实现整体合金加入成 本的降低,对实验炉次的合金降本效果进行追踪, 实验炉次较历史对照炉次铁合金加入总成本降低 5.95% ~ 14.74%,平均降幅 11.72%,综合降本效果 明显.

Whether the Mn Decrease Furnace O2 consumption/ Tapping Hot metal Past average Current Reduce ingredients are $(m^{3} \cdot t^{-1})$ temperature/°C yield/% $cost/(\underline{\Psi} \cdot t^{-1})$ $cost/(\mathbf{F} \cdot \mathbf{t}^{-1})$ rate /% number costs /(¥·t⁻¹) ratio qualified Control 52.20 1641 0.92 86.52 198.4 group $\sqrt{}$ 1 1585 0.77 86.60 198.4 167.5 30.9 11.68 56.46 2 50.48 1581 0.77 87.03 198.4 170.1 28.3 11.67 $\sqrt{}$ 3 56.77 1589 0.78 89.31 198.4 175.223.2 14.24 $\sqrt{}$ 4 53.37 1581 0.78 89.37 198.4 159.9 38.4 5.95 $\sqrt{}$ 5 59.45 1531 0.91 89.65 198.4 160.5 37.9 9.27 $\sqrt{}$ $\sqrt{}$ 6 45.97 1582 0.78 89.66 198.4 166.3 32.1 14.03 7 46 54 1571 0.76 89.80 1984 161.8 36.6 9.82 $\sqrt{}$ 8 47.62 1584 0.92 90.25 198.4 175.1 23.3 9.24 $\sqrt{}$ 9 49.83 1583 0.92 90.26 198.4 168.4 30.0 14.74 $\sqrt{}$ 10 50.84 1575 0.77 90.35 198.4 161.1 37.3 12.70 N $\sqrt{}$ 11 51.48 1582 0.78 90.58 198.4 170.8 27.6 11.46 $\sqrt{}$ 12 55.76 1571 0.78 90.64 198.4 161.1 37.3 14.06 $\sqrt{}$ 91.10 13 51.35 1569 0.8 198.4 166.5 31.8 13.52

表3 工业试验结果 Table 3 Results of the industrial test

合金减量化智能控制模型在现场使用的一段 时间里,模型运行稳定,各工序数据传输顺畅,生 产炉次均满足成分需要,未发生成分超标或成分 不合的情况,生产炉次与历史数据相比,降本效果 较明显.结果表明,该模型适用于炼钢生产现场复 杂的工况条件,能够符合现场的生产要求,具有一 定的推广应用价值.

4 结论

(1) 基于 K 均值聚类法对转炉出钢过程合金 损耗的影响因素进行分析,将选取的 140 炉次 42CrMo 钢按吨钢耗氧量、装料铁水比和出钢温度 聚为 3 类.利用聚类方法减少分组数量,有效提取 数字特征,在出钢温度低,装料铁水比高的 1 类中 锰收得率高于均值 1.15%,条件相反的 2 类中锰收 得率低于均值 0.75%.控制冶炼工艺过程在合金收 得率高的范围内进行,有利于减少合金的消耗,降 低炼钢生产成本,实现降本增效.

(2) 建立了基于 PCA-BP 神经网络和混合整数 线性规划的合金减量化智能控制系统,并采用 Matlab 软件编制用户界面,模型实时准确地获取 当前冶炼炉次的合金收得率,利用 intlinprog 函数 线性规划求解得出合金加入成本最低的加料方 案,提高了合金化钢液成分准确度,减少由传统人 工经验计算配料造成的成本浪费和成分超标的情 况发生.

(3) 合金减量化智能控制模型在现场工业生产 测试中运行稳定,模型与企业检化验系统等数据 库互联互通,能够实现数据的实时查询与调用.应 用模型指导合金配料降本效果明显,不同钢种吨 钢合金降本 2.5%~29%.在模型工业在线应用试 验中,试验炉次较历史炉次铁合金加入总成本降 低 5.95%~14.74%,平均降幅 11.72%,综合降本效 果明显.

参考文献

- [1] Zhu R, Han B C, Dong K, et al. A review of carbon dioxide disposal technology in the converter steelmaking process. *Int J Miner Metall Mater*, 2020, 27(11): 1421
- [2] Bao Y P, Zhang C J, Wang M. Situation and prospect on investigation of ferroalloy reduction during steelmaking. *Chin J Eng*, 2018, 40(9): 1017
 (包燕平,张超杰, 王敏. 炼钢过程中合金减量化研究现状及展望. 工程科学学报, 2018, 40(9): 1017)
- [3] Kothari A K, Ranjan R, Singh R S, et al. A real-time ferroalloy model for the optimum ladle furnace treatment during the

secondary steelmaking. Ironmak Steelmak, 2019, 46(3): 211

- [4] Xing L D, Guo J L, Li X, et al. Control of TiN precipitation behavior in titanium-containing micro-alloyed steel. *Mater Today Commun*, 2020, 25: 101292
- [5] Yang L Z, Wang X Y, Wang Z D, et al. Alloy charging optimization model based on the yield dynamic libraries. *J Univ Sci Technol Beijing*, 2014, 36(Suppl 1): 104
 (杨凌志, 王学义, 王志东, 等. 基于收得率动态库的合金加料优化模型. 北京科技大学学报, 2014, 36(增刊1): 104)
- [6] Nath N K, Mandal K, Singh A K, et al. Ladle furnace on-line reckoner for prediction and control of steel temperature and composition. *Ironmak Steelmak*, 2006, 33(2): 140
- [7] Han M, Xu Q, Zhao Y, et al. Calculation of alloy addition to yied-predict model BOF steel-making. *Steelmaking*, 2010, 26(1): 44
 (韩敏, 徐俏, 赵耀, 等. 基于收得率预测模型的转炉炼钢合金加入量计算. 炼钢, 2010, 26(1): 44)
- [8] Han M, Xu Q. Integrated optimization model for alloy addition of basic oxygen furnace based on Particle Swarm Optimization // 2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Istanbul, 2010: 4257
- [9] Geng T, Zou C D, Zhao J Q, et al. Study on cost optimization of alloy batching model in Al-killed steel. *Metall Ind Autom*, 2019, 43(3): 40
 (耿涛, 邹长东, 赵家七, 等. 铝镇静钢的成本最优化合金配料模型研究. 冶金自动化, 2019, 43(3): 40)
- [10] Wang X, Wei S H, Qin D P, et al. Development and application of alloy minimum cost control system for steelmaking. *Metall Ind Autom*, 2019, 43(1): 47
 (王星, 危尚好, 秦登平, 等. 炼钢合金最小成本控制系统的开发 及应用. 冶金自动化, 2019, 43(1): 47)
- [11] Gong W, Jiang Z H, Zheng W, et al. Component controlling model in BOF steelmaking process. J Northeast Univ, 2002, 23(12): 1155
 (龚伟,姜周华,郑万,等.转炉冶炼过程中合金成分控制模型. 东北大学学报, 2002, 23(12): 1155)
- [12] Xu Z. Optimal Setting of the Amount of Alloying Additions for Ladle Furnace and Its Application [Dissertation]. Shenyang: Northeastern University, 2012
 (徐喆. 钢包精炼炉合金添加量的优化设定与应用[学位论文]. 沈阳: 东北大学, 2012)
- [13] Ekmekçi Ī, Yetisken Y, Çamdali Ü. Mass balance modeling for electric arc furnace and ladle furnace system in steelmaking facility in Turkey. *J Iron Steel Res Int*, 2007, 14(5): 1
- [14] Wei C X, Li J X, Zhang Y, et al. Factors affecting yield of alloy in ANS-OB ladle refining process and prevention. *Steelmaking*, 2003, 19(2): 26
 (魏春新, 李纪祥, 张越, 等. 影响ANS-OB精炼合金收得率的因

(魏春新, 学纪梓, 张越, 寺. 影响ANS-OB相烁音金收得平的凶素及对策. 炼钢, 2003, 19(2): 26)

[15] Zhang C. Effect of ladle refining technique on yielding rate of VN alloy. *Iron Steel Vanadium Titanium*, 2003, 24(4): 44 (张晨. 钢包精炼工艺对钒氮合金收得率的影响. 钢铁钒钛, 2003, 24(4): 44)

- [16] Lu S, Lu Z. A new clustering algorithm for categorical attributes. Int J Miner Metall Mater, 2000, 7(4): 318
- [17] Geng Z, Liu R. Optimization research on the "deoxidation alloying" batching scheme of molten steel based on linear programming method // Materials Science, Energy Technology And Power Engineering III. Hohhot, 2019: 020070
- [18] Ammar E S, Eljerbi T. On solving fuzzy rough multiobjective integer linear fractional programming problem. *J Intell Fuzzy Syst*, 2019, 37(5): 6499
- [19] Wang E J, Tsou C S. A simple multiple objective linear programming model on customization manufacturing for metal steel making effectiveness // 2014 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management. Selangor, 2014: 1285
- [20] Chen X D, Bao K J, Du B. The application of fuzzy linear programming in LD converter ferroalloy model control system. J Jiangsu Univ Sci Technol, 2002, 23(1): 66 (陈晓东, 鲍可进, 杜斌. 模糊线性规划在转炉合金模型中的应 用. 江苏大学学报(自然科学版), 2002, 23(1): 66)
- [21] Xu J. The Optimal Control of LF Alloying Component Based on Fuzzy Programming [Dissertation]. Shenyang: Northeastern University, 2012
 (徐健. 基于模糊规划的LF炉合金优化控制[学位论文]. 沈阳: 东北大学, 2012)
- [22] Yan B J, Zhang J L, Guo H W, et al. High-temperature

performance prediction of iron ore fines and the ore-blending programming problem in sintering. *Int J Miner Metall Mater*, 2014, 21(8): 741

- [23] Vujic S, Benovic T, Miljanovic I, et al. Fuzzy linear model for production optimization of mining systems with multiple entities. *Int J Miner Metall Mater*, 2011, 18(6): 633
- [24] Xu Z, Mao Z Z. Analysis and prediction of influencing factor on element recovery in ladle furnace. *Iron Steel*, 2012, 47(3): 34
 (徐喆, 毛志忠. 钢包精炼炉元素收得率的影响因素分析及预报. 钢铁, 2012, 47(3): 34)
- [25] Zhang S Y, Bao Y P, Zhang C J, et al. Prediction model of aluminum consumption with BP neural networks in IF steel production. *Chin J Eng*, 2017, 39(4): 511
 (张思源,包燕平,张超杰,等. BP神经网络IF钢铝耗的预测模型. 工程科学学报, 2017, 39(4): 511)
- [26] Yu P, Zhan D P, Jiang Z H, et al. Development of a terminal composition prediction model for steel refing with ladle furnace. J Mater Metall, 2006, 5(1): 20
 (于鹏, 战东平, 姜周华, 等. LF精炼终点成分预报模型开发. 材料与冶金学报, 2006, 5(1): 20)
- [27] Cui K, Jing X. Research on prediction model of geotechnical parameters based on BP neural network. *Neural Comput Appl*, 2019, 31(12): 8205
- [28] Liu X, Wen B, Wang X H, et al. Prediction of hot ductility of lowcarbon steels based on BP network. *Int J Miner Metall Mater*, 2001, 08(03): 182