

BP 神经网络在底吹 O₂-CaO 转炉中终点磷含量预测的应用

杨海玉, 董凯

(北京科技大学碳中和研究院, 北京 100080)

摘要: 为了准确预测脱磷转炉底吹 O₂-CaO 工艺的终点 P 含量, 针对该工艺底喷粉的独特工况特征, 在传统预测模型基础上纳入底喷粉相关特征参数, 构建适用于该工艺的 BP 神经网络终点 P 含量预测模型。研究表明, 所建 BP 神经网络模型充分适配底吹 O₂-CaO 底喷粉工况。在不同的误差区间内, 模型均展现出相应的预测命中率, 误差区间收窄时, 命中率呈现梯度变化趋势。该模型因纳入底喷粉专属参数, 实现了对底吹 O₂-CaO 工艺终点 P 含量的预测, 为该工艺的实际生产操作优化提供了参考依据。

关键词: BP 神经网络; 转炉底喷粉; 终点 P 预测

中图分类号: TF03+3

Application of BP Neural Network in Predicting End-Point Phosphorus Content in Bottom-Blowing O₂-CaO Converter

Yang Haiyu, Dong Kai

(Institute for Carbon Neutrality, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100080)

Abstract: To accurately predict the endpoint P content of the bottom-blowing O₂-CaO process in dephosphorization converters, and considering the unique operating characteristics of powder injection at the bottom of this process, relevant characteristic parameters of bottom powder injection were incorporated into the traditional prediction model to construct a BP neural network endpoint P content prediction model suitable for this process. The research indicates that the constructed BP neural network model is fully adaptable to the operating conditions of bottom-blowing O₂-CaO powder injection. Within different error ranges, the model exhibits corresponding prediction hit rates, and as the error range narrows, the hit rate shows a gradient change trend. This model, by incorporating exclusive parameters for bottom powder injection, achieves the prediction of endpoint P content in the bottom-blowing O₂-CaO process, providing a reference basis for the optimization of actual production operations in this process.

Key words: BP neural network; bottom powder injection of converter; Prediction of endpoint P

0 引言

随着社会高质量发展对钢铁材料品质需求的持续提高, 磷的深度脱除及洁净化精准控制, 越来越成为高质量钢铁产品生产的技术难题^[1]。除少数特殊钢种如耐候钢、炮弹钢外, 对绝大部分钢种而言, 磷都是有害元素。磷虽能使钢材的强度、硬度增高, 但引起塑性、冲击韧性显著降低。特别是在低温时, 它使钢材显著变脆, 这种现象称“冷脆”。冷脆使钢材的冷加工及焊接性变坏, 含磷愈高, 冷脆性愈大, 故钢中对含磷量控制较严^[2-3]。

石灰作为转炉脱磷的主要原料, 其在转炉内的溶解速度直接影响转炉渣的脱磷能力^[4]。石灰的快速溶解可及时形成流动性良好、碱度适宜的炉渣, 为转炉脱磷提供有利的热力学和

作者简介: 杨海玉 (2000-), 男, 转炉底喷粉

通信联系人: 董凯 (1983-), 男, 教授、博导, 主要研究方向: 转炉炼钢、冶金节能环保、冶金过程自动控制. E-mail: dongkai@ustb.edu.cn

动力学条件, 实现钢水高效脱磷。而炉渣中较高的 FeO 含量可促进石灰的溶解。Deng^[5]认为石灰与炉渣中的 FeO 可渗透到 2CaO·SiO₂ 壳和 CaO 壳之间, 形成一个富 FeO 层, 削弱了石灰表面吸附 2CaO·SiO₂ 壳的条件, 再通过炉渣运动可将 2CaO·SiO₂ 壳揭开, 从而起到破壳的作用。

45

为了到达更好地脱磷效果, 本团队在某钢厂 300t 脱磷转炉上成功开展转炉底吹 O₂-CaO 工业试验。将脱磷所需全部石灰以粉剂形式由底部直接喷入熔池, 可以获得更大的脱磷反应界面和更高的熔池搅拌强度^[6]; 转炉底吹 O₂-CaO 工艺以氧气为喷粉载气, 脱磷热力学条件好, 磷分配比可达常规转炉的 2~4 倍, 能够在降低炼钢原辅料消耗的同时获得优异的脱磷效果。

50

目前, 国内外学者已采用神经网络等方法开展转炉终点 P 含量预测研究, 但现有研究多针对常规转炉冶炼工艺, 未结合底吹 O₂-CaO 底喷粉的独特工况进行模型优化, 未将底喷粉相关工艺参数纳入预测模型的输入体系, 导致现有模型无法适配底喷粉工况的终点 P 含量预测需求。针对这一研究空白, 本文以某钢厂 300t 脱磷转炉底吹 O₂-CaO 工艺生产数据为基础, 依托 BP 神经网络的非线性逼近优势^[7], 创新性纳入底吹氧气量、底吹氮气量、底吹石灰量等底喷粉专属参数作为模型新输入项, 构建适配底吹 O₂-CaO 底喷粉工况的 BP 神经网络终点 P 含量预测模型, 实现对该工艺终点 P 含量的精准预测, 为转炉底吹 O₂-CaO 工艺操作制度优化提供依据

55

1 工业试验及数据采集

1.1 实验装置

60

图 1 为转炉底吹 O₂-CaO 工艺原理图, 包括计算机控制系统、供料系统、喷吹系统和冶炼系统。可将冶炼所需的石灰全部以粉剂的形式由转炉底部喷入, 最大喷粉流量设计为 240kg/min, 折合喷粉强度为 0.8kg/t/min, 满足脱磷炉的石灰需求。底吹喷粉的载气选用 O₂-CO₂ 混合气或 O₂-N₂ 混合气, 喷粉载气的流量为 2700Nm³/h, 底吹强度可达 0.2Nm³/t/min。脱磷转炉底喷石灰粉工艺及设备参数如表 1 所示。

65

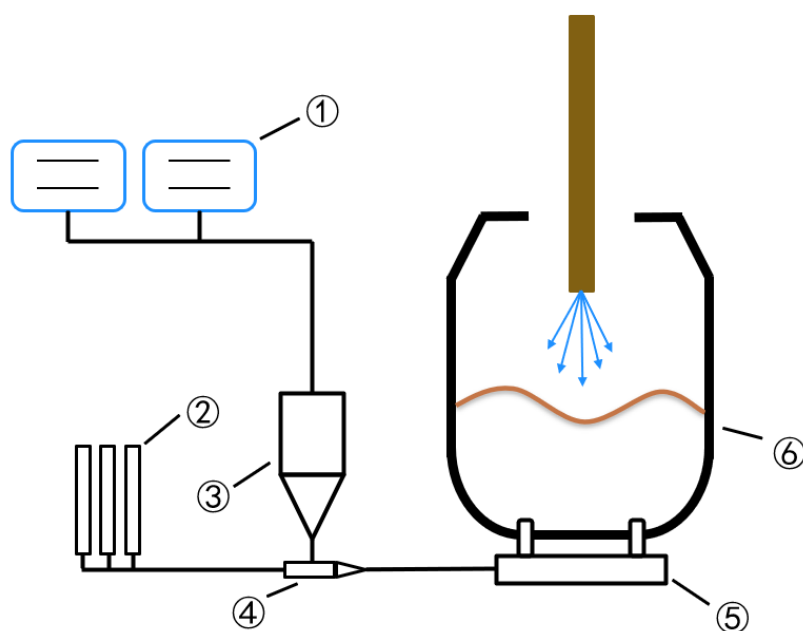


图 1 转炉底吹 O₂-CO₂-CaO 工艺原理图

70

表 1 300t 脱磷转炉底喷石灰粉工艺及设备参数

转炉公称容量	300t	炉次喷粉量	1800-2400kg
底吹枪数量	2 块	喷粉载气	O ₂ /CO ₂ /N ₂ /Ar
底吹载气总流量	2700Nm ³ /h	底吹喷粉流量	0-240kg/min
单枪载气流量	1350Nm ³ /h	单枪喷粉流量	120kg/min

1.2 常规/底吹 O₂-CaO 工艺炉渣 FeO 含量

75

选取某钢厂 300t 脱磷转炉常规工艺和底吹 O₂-CaO 工艺部分炉次生产数据, 两种工艺终点磷含量见图 2。由图 2 可知, 传统工艺炉渣平均终点磷含量为 0.036%; 底吹 O₂-CaO 工艺炉渣磷含量平均值为 0.029%, 实现了绿色洁净的冶炼效果。

可见, 转炉底吹 O₂-CaO 工艺较常规工艺在 P 含量上有效降低, 由此来的辅料装入制度、供氧制度等一系列操作制度都要发生根本性改变, 因此有必要对转炉底吹 O₂-CaO 工艺 P 含量进行预测, 有效指导实际生产。

80

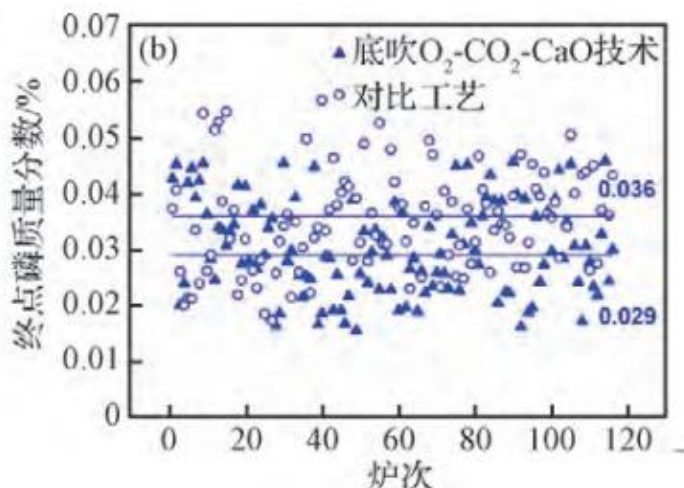


图2 两种工艺炉渣 FeO 含量对比图

1.3 数据的采集和筛选

85 由于 BP 神经网络学习均是建立在大量生产数据的基础上,因此,作者收集了某钢厂 300t 脱磷转炉底吹 O₂-CaO 工艺工业试验 331 炉次生产数据。剔除异常炉次及部分数值缺省炉次,共得到 259 炉次有效生产数据,作为预测建模样本。

为了更好地建立预测验证模型,本文将其中 209 炉次生产数据作为训练集进行建模,将剩余 50 炉次生产数据作为测试集对所建立预测模型进行验证。

90 建立高精度预测模型,输入参数的采集和选取至关重要。为准确预测 P 含量,根据冶金知识对所得 259 炉次生产报表中的参数进行初选。根据冶金理论和实际生产实践,综合考虑动力学、热力学和化学平衡等冶金反应原理,最终确定 P 预测模型的输入参数:铁水加入量、废钢加入量、铁水温度、铁水 Si 含量、铁水 P 含量、出钢温度、炉渣 FeO 含量、炉渣碱度、顶吹氧气量、底吹氧气量、底吹氮气量、底吹石灰量、顶加石灰量。这些参数的描述性统计数据都是通过实际生产数据获得的,如表 2 所示。

95 表2 Descriptive statistics of the process variables.

Variable	Symbol	Unit	Variable	Symbol	Unit
铁水加入量	X ₁	t	废钢加入量	X ₂	t
铁水温度	X ₃	°C	铁水 Si 含量	X ₄	%
铁水 P 含量	X ₅	%	出钢温度	X ₆	°C
炉渣 FeO 含量	X ₇	%	炉渣碱度	X ₈	
顶吹氧气量	X ₉	Nm ³	底吹氧气量	X ₁₀	Nm ³
底吹氮气量	X ₁₁	Nm ³	底吹石灰量	X ₁₂	t
顶加石灰量	X ₁₃	t	终点 P 含量	Y	%

2 基于 BP 神经网络的终点 P 预测模型

100 由于脱磷转炉冶炼时间短、冶炼温度低，原辅料的化渣状态不一，且石灰的熔化率难以有效测量，因此很难通过机理模型对终点 P 含量进行有效预测。^[8]神经网络具有良好的非线性逼近能力、灵活而有效的学习方式以及完全分布的存储结构，还具有很强的容错性。^[9]因而，利用神经网络来处理非线性动力学系统问题能克服回归模型的弱点，取得更理想的预报效果。本节利用神经网络对复杂的非线性模型的良好泛化能力来反映转炉底吹 O_2-CaO 工艺终点 P 含量与各个影响因素之间的非线性关系，从而达到对终点 P 含量的准确预测。

105 2.1 BP 神经网络的介绍

BP 神经网络是一种误差反向传播的多层次前馈神经网络。可以实现从输入到输出的任意非线性映射。基于 BP 算法的多层次前馈神经网络的结构如图 3 所示。BP 神经网络由一个输入层、一个输出层、一个或多个隐含层组成。BP 网络训练的过程：网络初始化一组连接权值和阈值，通过网络正向传播获得输出结果并与预期值进行对比得出训练误差。若误差未达到预期最低值则开始网络反向传播，通过修正连接权值与阈值来降低误差。其中正向传播的输出计算和反向传播的链接权值和阈值的修正依次进行，直到实现输出值和期望值的误差满足要求。

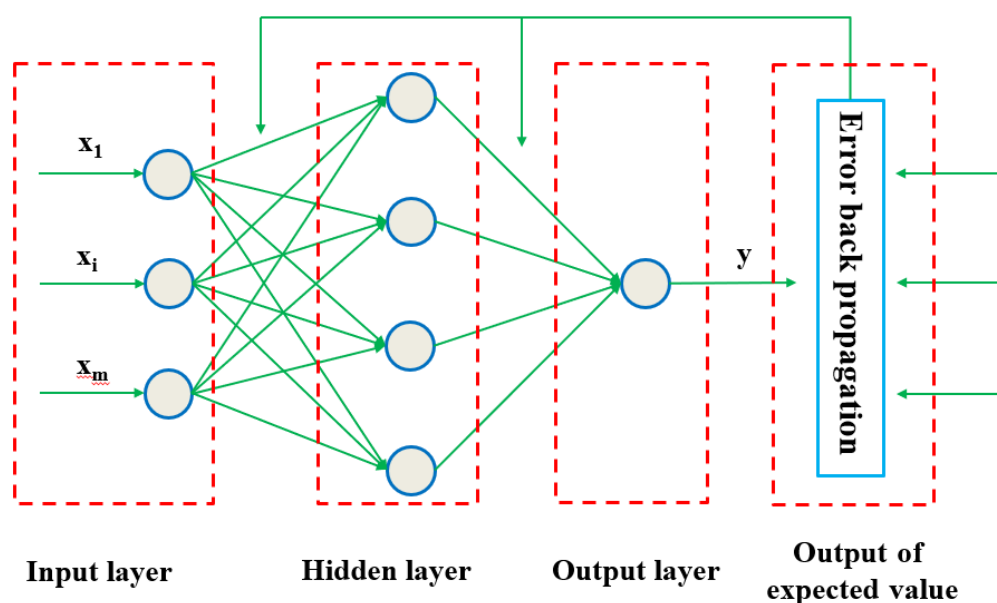


图 3 BP 神经网络结构示意图

115

2.2 BP 神经网络预测模型的建立

本文 BP 神经网络模型采用三层结构(一个输入层、一个输出层和一个隐含层)。模型建

立过程如图 4 所示。以表 2 所示的 13 各自变量为本模型的输入变量，终点 P 含量为输出变量。

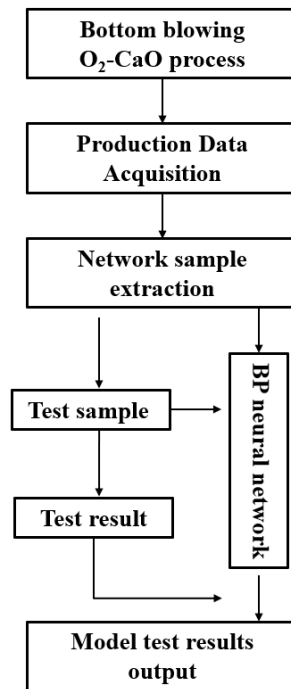


图 4 BP 神经网络模型建立过程

120

125

130

在确定 BP 神经网络基本结构的基础上，将上节确定本文将 209 炉次生产数据对建立的 BP 神经网络模型进行训练，剩余 50 炉次生产数据作为测试集对训练好的 BP 神经网络模型进行验证。经过预测值与实际值的不断比较，保留了预测精度最高的 BP 神经网络。本文采用 Levenberg-Marquardt 优化算法训练数据。将训练组输入、输出用 mapminmax 函数进行归一化，得到[-1,1]区间内的输入、输出，再将测试组输入进行归一化、预测输出反归一化，预测输出与实际输出之差为误差。BP 神经网络模型在采用表 3 中给出的基本参数时，预测精度最高。

表 3 Fundamental parameters of BP neural network

Dependent variable	Fundamental parameters	Values
y	Nodes of input layer	13
	Number of hidden layer	1
	Nodes of hidden layer	7
	Input layer activation function	Sigmoid
	Nodes of output layer	1
	Data division	random
	Training function	trainlm
	Learning rate	0.001

2.3 BP 神经网络模型的预测结果与分析

135 使用 BP 神经网络对底吹 O₂-CaO 工艺终点 P 含量进行预测分析，模型训练集和测试集相关性结果见图 5。该模型模型 Training: R=0.93369, Test: R=0.93751，所有 R 值均大于 0.9，说明模型输入变量和输出变量相关性密切。

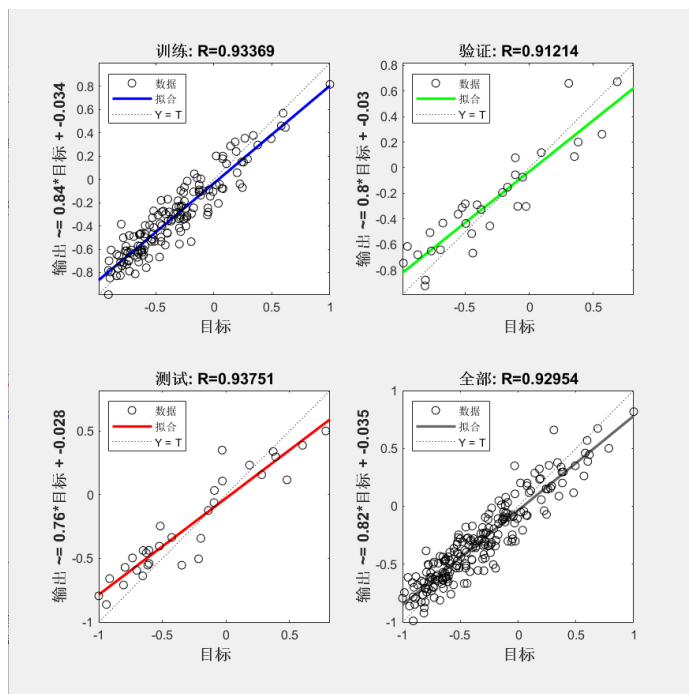


图 5 BP 神经网络模型训练集和测试集相关性

140 图 6 显示了基于 BP 神经网络模型的终点 P 含量预测值与实际值的对比。从图 6 可以看出，BP 神经网络模型预测值与实际值较为接近。根据统计，50 炉次测试样本平均绝对误差为 0.0058966%，部分炉次偏差较大，绝对误差达到 0.012%左右。为了更好地反应多 BP 神

145 神经网络预测模型精度，建立了 BP 神经网络模型的终点 P 含量预测值与实际值的误差分布直
 方图，见图 7。从图 7 中可以看出，当预测误差范围在 $\pm 0.010\%$ ，模型预测命中率为 80%；
 当预测误差范围在 $\pm 0.007\%$ ，模型预测命中率为 58%；当预测误差范围在 $\pm 0.004\%$ ，模型预
 测命中率为 36%。整体而言，本研究构建的 BP 神经网络模型，因创新性纳入底喷粉专属新
 150 变量，充分适配底吹 O_2-CaO 的工艺工况，相较于传统未考虑底喷粉参数的预测模型，在
 预测精度和工况适配性上实现了显著提升，模型的预测结果能够有效反映底吹 O_2-CaO 工
 艺终点 P 含量的实际变化规律，具备较强的工程实用性。

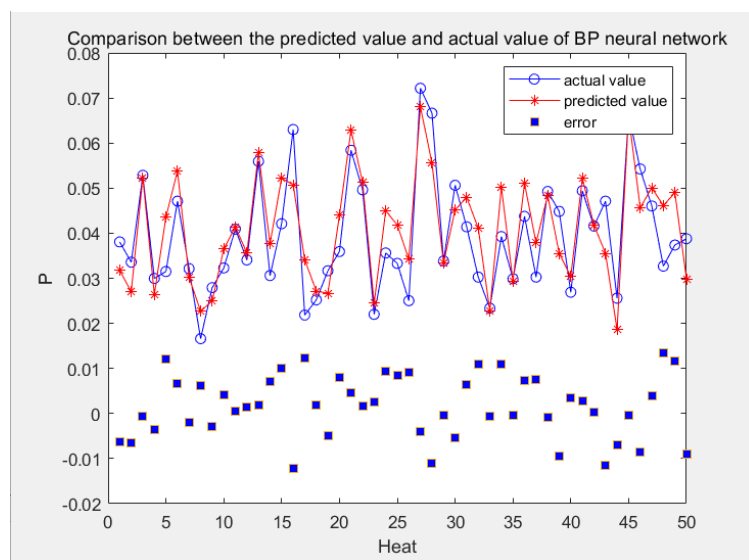


图 6 BP 神经网络预测的 P 含量与实际 P 含量的比较

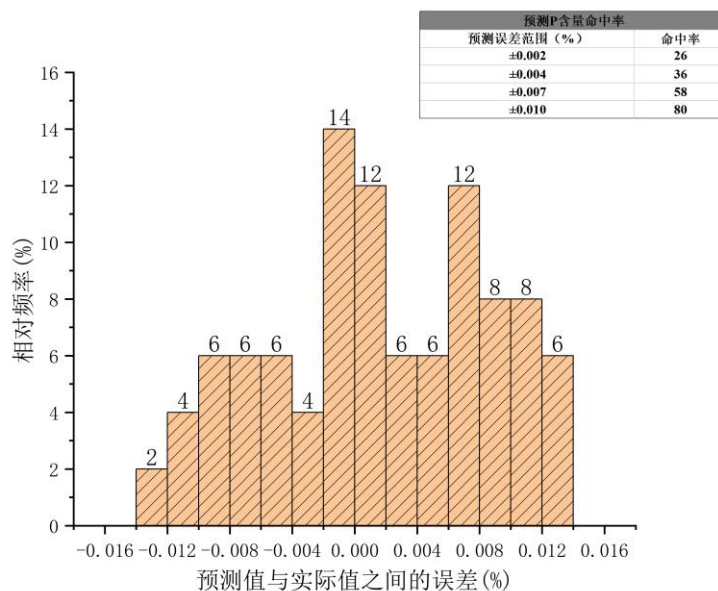


图 7 BP 神经网络预测模型的误差分布

3 结论

针对现有转炉终点 P 含量预测模型未考虑底吹 O₂-CaO 底喷粉工况、未纳入相关参数的研究空白, 本研究依托 BP 神经网络的非线性逼近优势, 创新性将底吹氧气量、底吹氮气量、底吹石灰量等底喷粉专属参数作为新输入项, 构建了适配底吹 O₂-CaO 底喷粉工况的 BP 神经网络终点 P 含量预测模型, 并通过工业生产数据完成模型训练与验证, 主要研究结论如下:

针对底吹 O₂-CaO 工艺底喷粉的独特工况特征, 筛选确定了包含 3 项底喷粉专属新变量(底吹氧气量、底吹氮气量、底吹石灰量)在内的 13 项输入参数, 构建了适配该工艺的预测参数体系, 填补了现有模型在底喷粉工况参数考量上的空白, 实现了预测模型与底吹 O₂-CaO 工艺的精准匹配。

所建 BP 神经网络模型预测精度优异, 50 炉次测试样本的平均绝对误差达 0.0058966%; 在不同误差阈值下展现出良好的预测命中率, $\pm 0.010\%$ 误差范围内命中率 80%、 $\pm 0.007\%$ 范围内 58%、 $\pm 0.004\%$ 范围内 36%、 $\pm 0.002\%$ 范围内 26%, 能够满足底吹 O₂-CaO 工艺实际生产的预测需求。

本研究的创新点在于首次将底喷粉相关核心参数纳入转炉终点 P 含量预测模型的输入体系, 实现了 BP 神经网络模型对底吹 O₂-CaO 底喷粉工况的专属优化, 有效捕捉了底喷粉参数对终点 P 含量的影响规律, 提升了模型在该特殊工况下的预测精度和实用性, 为底吹 O₂-CaO 工艺的操作制度优化提供了预测工具, 也为冶金行业特殊工况下的成分预测建模提供了新的思路和方法。

[参考文献] (References)

- [1] Ye, Ge-fan, et al. "Behavior of phosphorus enrichment in dephosphorization slag at low temperature and low basicity." *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials* 28.1 (2021): 66-75.
- [2] Lee, C. M., and R. J. Fruehan. "Phosphorus equilibrium between hot metal and slag." *Ironmaking & steelmaking* 32.6 (2005): 503-508.
- [3] Tian, Zhi-hong, et al. "Double slag operation dephosphorization in BOF for producing low phosphorus steel." *Journal of iron and Steel research, International* 16.3 (2009): 6-14.
- [4] Hamano, Tasuku, Masashi Horibe, and Kimihisa Ito. "The dissolution rate of solid lime into molten slag used for hot-metal dephosphorization." *ISIJ international* 44.2 (2004): 263-267.
- [5] T.Deng,J.Gran,andD.Sichen:*SteelRes.Int.*,2010,vol.81,pp.347-55.
- [6] Zhou, Yun, et al. "Study on metallurgical characteristics of the bottom-blown O₂-CaO converter." *Ironmaking & Steelmaking* 48.2 (2021): 142-148.
- [7] He, Fei, and Lingying Zhang. "Prediction model of end-point phosphorus content in BOF steelmaking process based on PCA and BP neural network." *Journal of Process Control* 66 (2018): 51-58.
- [8] 苏晓伟, et al. "脱磷转炉脱磷渣 FeO 预报模型." *重庆大学学报* 41.08 (2018): 56-65.
- [9] K. J. Hunt and D. Sbarbaro: *IEE Proc-D: Control Theor. Appl.*, 138 (1991), 431.