

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2018.08.007

脱磷转炉脱磷渣 FeO 预报模型

苏晓伟¹, 崔 衡¹, 张丙龙², 刘延强², 罗 磊², 季晨曦³

(1.北京科技大学 钢铁共性技术协同创新中心,北京 100083;

2.首钢京唐钢铁联合有限责任公司,河北唐山 063200;3.首钢技术研究院,北京 100043)

摘要:为提高“全三脱”工艺脱磷转炉的脱磷效率、降低钢铁料的消耗,基于氧平衡机理模型,采用 Levenberg-Marquardt 神经网络优化算法,建立了脱磷转炉脱磷渣 FeO 预报模型。将氧平衡机理模型计算的氧化物(FeO, CaO, SiO₂, MgO, MnO, P₂O₅, Al₂O₃)质量和出钢温度作为输入项导入神经网络工具箱,训练成误差最小化的网络。结果表明,FeO 预测值与实测值相对误差在 10% 以内的炉次达到 85%。建立的模型具有较高的预报命中率,可为现场生产提供理论依据。

关键词:脱磷转炉;预报模型;神经网络

中图分类号:TF703.6

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2018)08-056-10

FeO prediction model of dephosphorization slag in converter for dephosphorization

SU Xiaowei¹, CUI Heng¹, ZHANG Binglong², LIU Yanqiang², LUO Lei², JI Chenxi³

(1.Collaborative Innovation Center of Steel Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, P.R.China; 2.Shougang Jingtang United Iron and Steel Co. Ltd., Tangshan 063200, Hebei, P.R.China; 3.Shougang Research Institute of Technology, Beijing 100083, P.R.China)

Abstract: In order to reduce the iron loss and improve the dephosphorization efficiency of the converter for dephosphorization by the full triple stripping process, a model, based on the oxygen balance mechanism, is built to predict the end point FeO content and the Levenberg-Marquardt neural network algorithm is adopted in this model. The calculation of the oxide mass (FeO, CaO, SiO₂, MgO, MnO, P₂O₅, Al₂O₃) with the oxide balance mechanism model and the tapping temperature are used as inputs to the neural network toolbox to train the network with minimum error. The results show that the heat with relative error of 10% between the predicted value and the measured value of FeO is up to 85%. This proves that the FeO prediction hit rate of the model is high, and can provide theoretical basis for production on site.

Keywords: converter for dephosphorization; prediction model; neural network

对绝大多数钢种来说,磷是有害元素。近年来,随着用户对钢材洁净度要求的不断提高,一些低磷钢种要求钢中磷含量小于 0.01%,甚至小于 0.005%。因此,如何经济高效地生产低磷钢成为炼钢工作者面临的重要工程问题^[1]。转炉主要通过加入石灰达到脱磷的目的,而炉渣 FeO 有促进石灰熔化的作用,但如果 FeO 含量过高将稀释 CaO,因此 FeO 与炉渣碱度对脱磷的综合影响:碱度小于 2.5 时,增加碱度对脱磷的影

收稿日期:2018-01-02

作者简介:苏晓伟(1992—),男,主要从事脱磷方面的研究,(E-mail) 2474708935@qq.com;

崔衡(联系人),男,北京科技大学副教授,(E-mail) cuiheng@ustb.edu.cn。

响大;碱度在 2.5~4.0 之间时,增加 FeO 对脱磷有利,但过高的 FeO 含量会使脱磷能力下降^[2]。为了控制脱磷转炉炉渣中 FeO 的生成,日本 JFE 建立了一个脱磷动态数学模型^[3],该模型利用物料平衡中的氧平衡估算出终点 FeO 含量,预测值与实测值的误差在 5% 以内,可以通过对 FeO 的预测来控制脱磷。赵志超^[4]通过氧平衡建立了 300 t 顶底复吹转炉炉渣 FeO 动态预测模型,该模型计算的炉渣 FeO 含量与实测值吻合度很高,相对误差在 10% 以内的炉次占 80% 以上。目前国内外对于常规脱碳转炉 FeO 预报的研究已经成熟^[5-12],然而对脱磷转炉 FeO 的研究报道较少。

由于转炉炼钢过程非常复杂,不可控制变量过多,许多参数是不断变化的,在实际生产实践中,利用上面的模型难以达到更为精确的预测结果。故本文利用人工神经网络的自适应行为、过滤能力、自动抽取和在线应用能力的特点^[13-14],建立脱磷渣 FeO 预报模型,提高对脱磷转炉终点 FeO 的预报精度,为转炉冶炼工艺的自动化提供理论依据。

1 机理模型

1.1 氧平衡原理

图 1 是转炉中氧平衡 FeO 计算简图^[15]。渣中 FeO 含量主要是通过铁水脱磷工艺中的氧平衡计算出来的。其中,顶部氧枪的供氧量与冷料中的含氧量为输入,铁水中[Si]、[Mn]、[P]、[C]元素的氧化耗氧作为输出。实际计算中,脱碳氧耗是通过烟气流量和烟气中 CO/CO₂ 气体成分计算得出的,其中烟气流量包括一次烟气与二次烟气。为了精确计算转炉内一次烟气与二次烟气耗氧量,需要考虑炉口内吸入的空气参与 CO 的燃烧。吸入的空气量可通过废气流量与烟气中底吹氮气流量计算出来,此时假定空气中氮气与氧气的比例为 78:21。可得空气带入氧气体积 $V_{\text{空O}_2}$, m³:

$$V_{\text{空O}_2} = (V_{\text{废N}_2} - V_{\text{底N}_2}) \times \frac{21}{78} \quad (1)$$

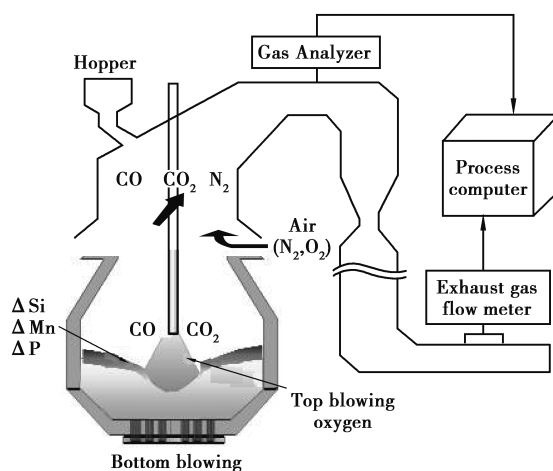


图 1 转炉中氧平衡 FeO 计算简图

Fig.1 FeO calculation of oxygen balance in converter

在转炉脱磷过程中通过物料平衡中氧平衡原理来估算炉渣中 FeO 含量,即通过计算炉渣中用于生成 FeO 消耗的氧量(ΔW)推算出 FeO 的质量,再通过各种辅料加入量计算 CaO, SiO₂, MgO, MnO, P₂O₅, Al₂O₃ 的质量,就可以得到炉渣中 FeO 的百分含量。

图 2 是氧平衡结构图,转炉烧结矿、冷固球团、顶吹氧气、空气带入的氧气和矿石等原料带入的氧作为计算的输入项,铁水中 C、Si、Mn、P 元素氧化所消耗的氧作为计算的输出项,可以计算出 ΔW 。

$$\Delta W = A + B + C + D - E - F - G, \quad (2)$$

式中:A 为烧结矿带入的氧,t;B 为冷固球团带入的氧,t;C 为氧枪带入的氧,t;D 为炉口吸入空气带入的氧,t;E 为铁水中 Si、Mn、P 消耗的氧,t;F 为炉气中生成 CO、CO₂ 消耗的氧,t;G 为烟气中未反应的氧,t。

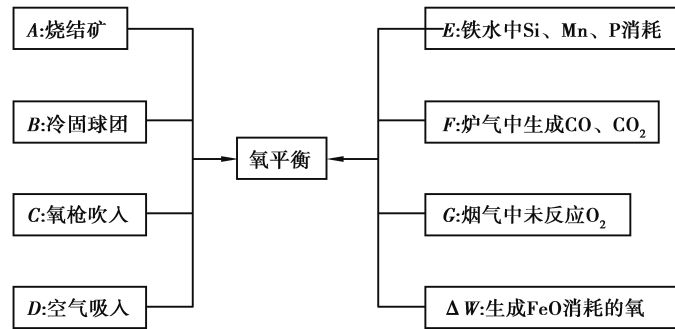


图 2 氧平衡结构图

Fig.2 Oxygen balance structure diagram

1.2 数据收集与处理

以某钢厂脱磷转炉某炉次为例,烟气分析仪可以记录 CO 、 CO_2 、 O_2 的成分数据,求出氮气的成分(其他稀有气体忽略不计),见式(3):

$$\varphi(\text{N}_2) = 1 - \varphi(\text{CO}) - \varphi(\text{CO}_2) - \varphi(\text{O}_2) \quad (3)$$

再通过气体总流量分别与各个成分乘积得到 4 种气体的动态流量,见图 3。

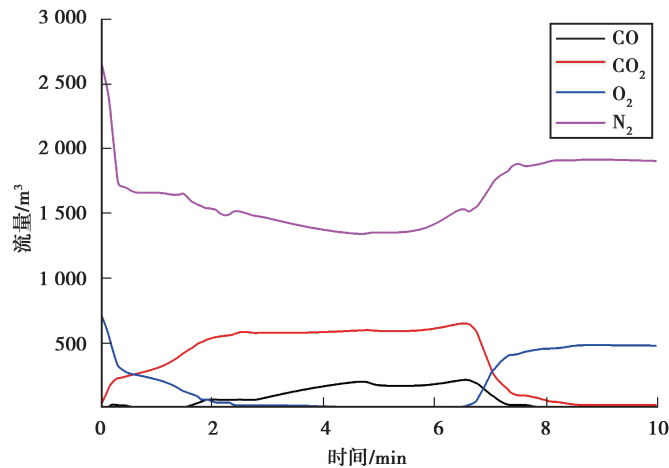


图 3 烟气分析仪动态流量

Fig.3 Dynamic flow of flue gas analyzer

该图记录了转炉由开始吹炼到开始出钢这段时间的气体瞬时流量,利用 Origin 软件积分可以计算出 4 种气体的总流量, CO 、 CO_2 、 O_2 、 N_2 分别为 945.4、3 657.4、2 100.3、16 212.8 m^3 。由于炉口烟气分析仪是位于烟道靠后位置,因此,以 CO 为主的炉气在烟道内二次氧化成 CO_2 ,故烟气 CO_2 成分大于 CO 。

表 1 为该炉次入炉铁水成分和温度,表 2 为加料情况,表 3 为入炉冷料的主要化学成分,表 4 为该炉次半钢终点成分与温度。

表 1 入炉铁水成分和温度

Table 1 Composition and temperature of molten iron in the furnace

$w(\text{C})/\%$	$w(\text{Si})/\%$	$w(\text{Mn})/\%$	$w(\text{P})/\%$	铁水温度 $T/^\circ\text{C}$
4.258	0.201	0.197	0.126 6	1 387

表 2 加料情况

Table 2 Feeding situation

铁水加入量 $m_{\text{铁}}/\text{t}$	石灰加入量 $m_{\text{石}}/\text{t}$	冷固球团加入量 $m_{\text{冷}}/\text{t}$	烧结矿加入量 $m_{\text{矿}}/\text{t}$	废钢加入量 $m_{\text{废}}/\text{t}$	顶吹氧气 $V_{\text{顶O}_2}/\text{m}^3$	底吹氮气 $V_{\text{底N}_2}/\text{m}^3$
285	4.846	4.13	0.497	36.05	2852	365

表 3 入炉冷料的化学成分

Table 3 Chemical composition of the cold material in the furnace

原料	$w(\text{CaO})$	$w(\text{SiO}_2)$	$w(\text{MgO})$	$w(\text{Al}_2\text{O}_3)$	$w(\text{T,Fe})$
石灰	92	1.49	2.45	1.5	
冷固球团	7.77	4.13			54.24
烧结矿	9.71	5.11		1.84	57.24

表 4 半钢终点成分与温度

Table 4 The end component and temperature of semi steel

$w(\text{C})/\%$	$w(\text{Si})/\%$	$w(\text{Mn})/\%$	$w(\text{P})/\%$	温度 $T/^\circ\text{C}$	出钢量/t
3.112 2	0.019 2	0.025 6	0.034 8	1 316	308

通过公式(2)计算得出机理模型收支平衡,见表 5。

表 5 机理模型收支平衡

Table 5 Mechanism model balance of payments

收入项		支出项	
项目	质量/t	项目	质量/t
A	0.64	E	1.06
B	0.08	F	5.90
C	4.07	G	3.00
D	6.10	ΔW	0.93

表 1 至表 4 为机理模型计算各个氧化物的条件,得到公式(4)至式(10):

$$m_{\text{FeO}} = (m_{\text{矿}} \times 54.44\% + m_{\text{冷}} \times 59\%) \times \frac{24}{56} + (V_{\text{顶O}_2} + V_{\text{空O}_2} - 2V_{\text{CO}} - V_{\text{CO}_2} - V_{\text{O}_2}) \times \frac{32}{0.022\ 4 \times 106} - (m_{\text{铁}} \times \% \text{Si}_{\text{铁}} - m_{\text{钢}} \times \% \text{Si}_{\text{钢}}) \times \frac{32}{28} - (m_{\text{铁}} \times \% \text{Mn}_{\text{铁}} - m_{\text{钢}} \times \% \text{Mn}_{\text{钢}}) \times \frac{16}{55} - (m_{\text{铁}} \times \% \text{P}_{\text{铁}} - m_{\text{钢}} \times \% \text{P}_{\text{钢}}) \times \frac{80}{62} \times \frac{72}{16}, \quad (4)$$

$$m_{\text{CaO}} = m_{\text{石}} \times 0.92 + m_{\text{矿}} \times 0.12 + m_{\text{冷}} \times 0.12, \quad (5)$$

$$m_{\text{SiO}_2\text{辅}} = m_{\text{矿}} \times 5.64\% + m_{\text{冷}} \times 5.64\% + m_{\text{石}} \times 1.49\%, \quad (6)$$

$$m_{\text{SiO}_2} = (m_{\text{铁}} \times \% \text{Si}_{\text{铁}} - m_{\text{钢}} \times \% \text{Si}_{\text{钢}}) \times 60/28 + m_{\text{SiO}_2\text{辅}}, \quad (7)$$

$$m_{\text{MgO}} = m_{\text{石}} \times 0.11, \quad (8)$$

$$m_{\text{P}_2\text{O}_5} = (m_{\text{铁}} \times \%P_{\text{铁}} - m_{\text{钢}} \times \%P_{\text{钢}}) \times 142/62, \quad (9)$$

$$m_{\text{MnO}} = (m_{\text{铁}} \times \%Mn_{\text{铁}} - m_{\text{钢}} \times \%Mn_{\text{钢}}) \times 71/55, \quad (10)$$

根据表 2、表 3、表 4 分别得到各个氧化物的质量及其百分含量见表 6。

表 6 炉渣成分计算值与实测值的对比

Table 6 Comparison between the calculated value of slag composition and the measured value

项目	FeO	CaO	SiO ₂	MgO	P ₂ O ₅	MnO	Al ₂ O ₃	合计
质量/t	4.19	5.05	1.57	0.48	0.61	1.71	0.21	13.82
计算含量/%	30.33	36.54	11.32	3.50	4.42	12.35	1.55	100
实测含量/%	32.71	23.79	16.04	6.18	5.79	10.57	1.56	96.64

通过对比发现 CaO 的计算含量偏高,而其他成分的计算含量偏低,由此可以推断:炉渣石灰未完全熔化且不同炉次熔化情况不同,影响了 FeO 含量的预报。

又因为体系中最活泼的金属硅反应结束时含量很低,所以,结合脱磷转炉实际生产数据,分别计算理想情况下和实际测量脱磷渣的二元碱度,即 CaO/SiO₂,可以用此值来判断 CaO 的熔化情况。见图 4,统计了 600 组,其中 512 组预报二元碱度比实际二元碱度高。

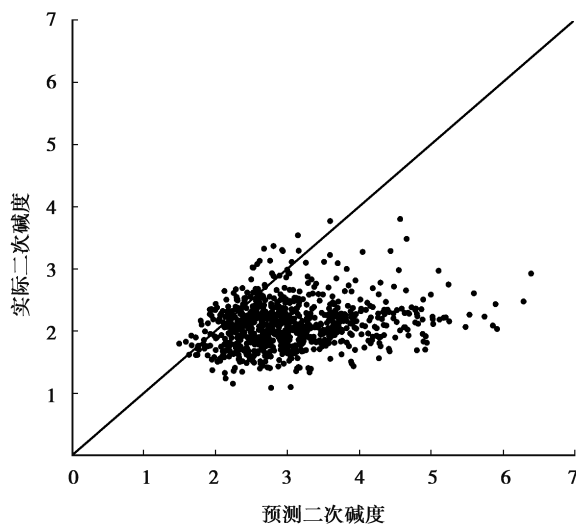


图 4 预报二元碱度与实际二元碱度的对比

Fig.4 Comparison of the prediction and the actual of binary basicity

1.3 石灰熔化对 FeO 的影响

由于实验是在转炉炉役的后期,底吹对铁水的搅拌效果较差,石灰熔化率相对较低。在现场生产的多组实验中发现,炉渣实际 CaO/SiO₂ 二元碱度与计算有些许偏差,没有达到预期碱度,石灰的熔化率波动范围较大,而石灰的熔化率又和温度与时间相关。石灰熔化率通过影响炉渣 CaO 含量影响机理模型的精度^[16]。

1) 运用 SPSS(statistical package for the social science)软件绘制 CaO 含量与出钢温度之间的关系,如图 5 所示。可以看出 CaO 含量随着出钢温度的增加有呈线性增长的趋势,再对其进行线性回归分析可以得到出钢温度对 CaO 含量的回归系数,见表 7。

表 7 为回归系数分析表。列出了出钢温度和常数项的非标准化系数,包括出钢温度的待定系数取值(B)、常数项取值(B)及其标准化系数、回归系数检验统计量(t)、相伴概率等。根据线性相关分析的结果,可以得到线性方程,由于相伴概率小于 0.05,所以认为回归系数不为零,回归方程是有意义的。

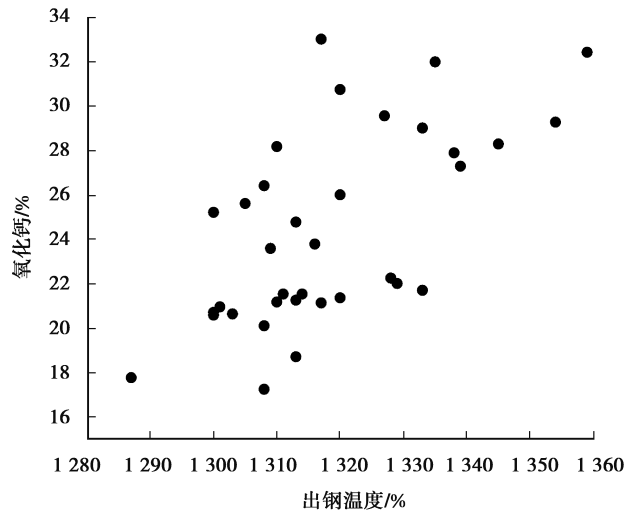


图 5 出钢温度与 CaO 含量的关系

Fig.5 The relationship between tapping temperature and CaO content

表 7 出钢温度与 CaO 含量的回归系数分析

Table 7 Regression coefficient analysis of tapping temperature and the end point CaO content

模型	非标准化系数		标准化系数	<i>t</i>	相伴概率
	<i>B</i>	标准误差	<i>Beta</i>		
常量	-156.103	48.122		-3.244	0.003
出钢温度	0.137	0.037	0.552	3.744	0.001

导出公式:

$$w(\text{CaO}) = 0.137T - 156, \tag{11}$$

式中: $w(\text{CaO})$ 为氧化钙的百分含量,%; T 为出钢温度, $^{\circ}\text{C}$ 。

说明出钢温度影响石灰熔化率,从而间接影响终点 FeO 含量。

2)基于上面的分析,绘制终点 FeO 含量与出钢温度的关系,见图 6,可以看出终点 FeO 含量随着出钢温度的增加而降低,对其进行线性回归分析可以得到出钢温度对终点 FeO 含量的回归系数,见表 8。

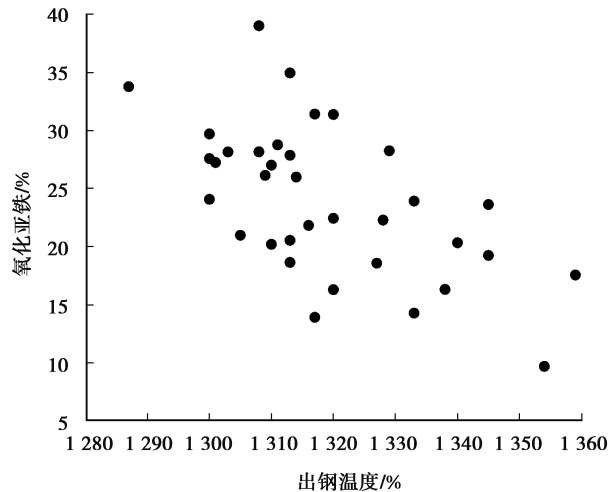


图 6 出钢温度与终点 FeO 含量的关系

Fig.6 The relationship between the temperature of tapping and the end point FeO content

表 8 为回归系数分析表。列出了出钢温度和常数项的非标准化系数,包括出钢温度的待定系数取值(B)、常数项取值(B)及其标准化系数、回归系数检验统计量(t)、相伴概率等。

表 8 出钢温度与终点 FeO 含量的回归系数分析

Table 8 Regression coefficient analysis of tapping temperature and end point FeO content

模型	非标准化系数		标准化系数	t	相伴概率
	B	标准误差	Beta		
常量	339.462	79.836		4.252	0.000
出钢温度 / $^{\circ}\text{C}$	-0.239	0.061	-0.578	-3.949	0.000

根据线性相关分析的结果,可以得到线性方程,由于相伴概率小于 0.05,因此,认为回归系数不为零,回归方程是有意义的。

导出公式:

$$w(\text{FeO}) = -0.239T + 339.462, \quad (12)$$

式中: $w(\text{FeO})$ 为氧化亚铁的百分含量,%。

终点 FeO 随着出钢温度的增加而降低,这说明温度升高有利于降低 FeO。

分析产生此现象的原因:

- 1) 温度升高有利于石灰的熔化,间接降低 FeO 含量。
- 2) 温度升高有利于碳氧反应进行,渣中 FeO 得到有效还原。
- 3) 由热力学可知,Fe 氧化成 FeO 为放热反应,温度越高,越不利于反应正向移动,即不利于 FeO 的生成。

2 BP 神经网络模型的建立

由于转炉双联法脱磷炉次相对于常规炉次冶炼时间短,冶炼温度低(1 523~1 573 K),炉渣的熔化状态不一,石灰的熔化率又不能通过测量手段得到,导致无法通过机理模型准确预测 FeO 含量,故本文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脱磷转炉各个因素之间的非线性关系,从而达到对终点 FeO 含量的准确预测。

BP(back propagation)神经网络又称为误差反向传播神经网络,它是一种多层的前向型神经网络^[11]。在 BP 网络中,信号是向前传播的,而误差是反向传播的。BP 网络通常具有一个或多个 sigmoid 隐层和线性输出层,能够对具有有限个不连续点的函数进行逼近。所谓的反向传播是指误差的调整过程是从最后的输出层一次向之前各层逐渐进行的。标准的 BP 网络采用梯度下降法,网络权值沿着性能函数的梯度反向调整^[17-18]。

2.1 输入层和隐含层的确定

首先需要确定输入层,以物料平衡中的氧平衡建立机理模型后,对模型计算得到的终点氧化物 FeO, CaO, SiO₂, MgO, MnO, P₂O₅, Al₂O₃ 的质量和出钢温度 8 个变量作为输入项。

BP 神经网络构建时应注意隐含层节点数的选择,如果隐含层含节点数太少,BP 神经网络不能建立复杂的映射关系,网络预测误差较大。但是如果节点数过多,网络学习时间增加,并且可能出现“过拟合”现象,就是训练样本预测准确,但是其他样本预测误差较大。最佳隐含层节点数选择可参考如下公式:

$$l < n - 1, \quad (13)$$

$$l < \sqrt{(m+n)} + a, \quad (14)$$

$$l = \log_2 n, \quad (15)$$

式中: n 为输入层节点数; l 为隐含层节点数; m 为输出层节点数; a 为 0~10 之间的常数。在实际问题中,隐含层节点数的选择首先是参考公式来确定节点数的大概范围,然后用试凑法确定最佳的节点数^[19]。本模型

采用单隐含层,7 个隐含层节点数训练数据。

2.2 BP 神经网络模型的训练与验证

为增加模型的可信度,将原始 600 组数据作为训练组,同时在现场取得了 74 组渣样作为验证组。本文采用 Levenberg-Marquardt 优化算法训练数据^[20],该算法具有较快的收敛速度和较低的存储量。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。

将训练好的网络用 sim 函数进行仿真验证,得到脱磷渣 FeO 计算值,将其与实测值进行对比验证,如图 7 所示。

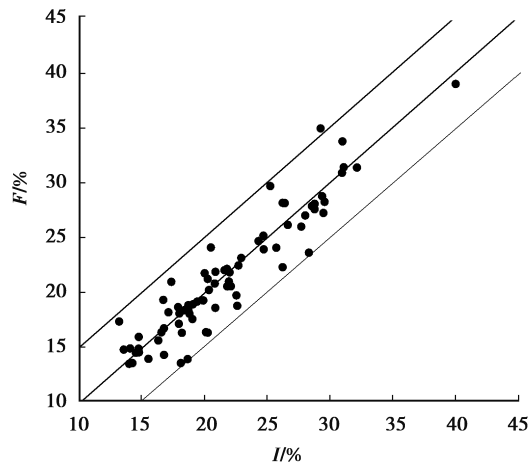


图 7 FeO 含量计算值 I 与实测值 F 对比图

Fig.7 Comparison diagram of the calculated value with the measured value of FeO content

可以看出计算值与实测值较为接近,相对误差在 10% 以内的达到 85% 以上。说明模型准确可信,能够对脱磷转炉脱磷渣的 FeO 含量进行预报,从而能够根据已知的脱磷渣 FeO 含量与磷分配比的关系提前进行操作,达到间接控制半钢磷含量的目的。

图 8 是预报误差分布直方图。横坐标表示 FeO 计算值与实测值的误差,纵坐标表示统计的炉次数。

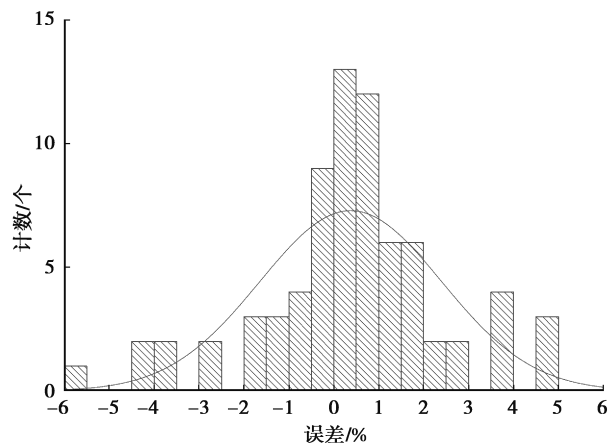


图 8 预报误差分布直方图

Fig.8 Prediction error distribution histogram

从图 8 中可以看出误差集中分布在 $\pm 3\%$ 之间,部分炉次存在一定的偏差,说明神经网络的拟合能力具有一定的局限性,不能达到完全无误。

3 结 论

1) 基于物料平衡中的氧平衡原理,建立了脱磷转炉脱磷渣 FeO 预报机理模型,计算了渣中各氧化物质量,得到计算脱磷渣 FeO 含量的公式。对生产数据进行线性回归分析可得:出钢温度越高,脱磷渣 CaO 含量越高,说明石灰熔化越好;出钢温度越高,脱磷渣 FeO 含量越低,说明温度升高有利于还原渣中 FeO。

2) 使用 BP 神经网络对脱磷转炉 FeO 预报机理模型进行了优化。优化后的脱磷转炉脱磷渣 FeO 预报模型绝对误差在 10% 以内的达到 85% 以上,说明模型准确可信,能够对现场生产的脱磷渣进行预报。

参考文献:

- [1] 孙彦辉, 赵长亮, 罗磊, 等. 300t 顶底复吹转炉炉渣磷酸盐容量计算分析及预测模型[J]. 工程科学学报, 2016, 38(S1): 83-89.
SUN Yanhui, ZHAO Changliang, LUO Lei, et al. Calculation and analysis of slag phosphate capacity and prediction model in 300 t top-and bottom-blowing converter[J]. Chinese Journal of Engineering:2016, 38(S1): 83-89.(in Chinese)
- [2] 王新华. 钢铁冶金-炼钢学[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007.
WANG Xinhua. Steelmaking of iron and steel metallurgy[M]. Beijing: Higher Education Press, 2007.(in Chinese)
- [3] Maisui A, Nabeshima S, Matsuno H, et al. Kinetics behavior of iron oxide formation under the condition of oxygen top blowing for dephosphorization of hot metal in the basic oxygen furnace[J]. Tetsu-to-Hagane, 2009, 95(3): 207-216.
- [4] 赵志超, 孙彦辉, 罗磊, 等. 300 t 顶底复吹转炉炉渣 FeO 动态预测模型[J]. 炼钢, 2015, 31(6):13-15.
ZHAO Zhichao, SUN Yanhui, LUO Lei, et al. The dynamic prediction model of FeO mass fraction in slag [J]. Steelmaking: 2015, 31(6):13-15.(in Chinese)
- [5] Lytvyniuk Y, Schenk J, Hiebler M, et al. Thermodynamic and kinetic model of the converter steelmaking process. Part 1: the description of the BOF model[J]. Steel research international, 2014, 85(4): 537-543.
- [6] Coley K S, Chen E, Pomeroy M. Kinetics of reaction important in oxygen steelmaking[M]. Berlin: Springer International Publishing, 2014: 289-302.
- [7] Kitamura S. Importance of kinetic models in the analysis of steelmaking reactions[J]. Steel Research International, 2010, 81(9): 766-771.
- [8] Gu K, Dogan N, Coley K S, et al. Correction to: dephosphorization kinetics between bloated metal droplets and slag containing FeO: the influence of CO bubbles on the mass transfer of phosphorus in the metal[J]. Metallurgical and Materials Transactions B, 2017, 48(6):3408.
- [9] Gao P, Li G F, Han Y X, et al. Reaction behavior of phosphorus in coal-based reduction of an oolitic hematite ore and pre-dephosphorization of reduced iron[J]. Metals-Open Access Metallurgy Journal, 2016, 6(4):82.
- [10] Matsugi R, Miwa K, Hasegawa M. Activities of FeO and P₂O₅ in dephosphorization slags coexisting with solid solutions between di-calcium silicate and tri-calcium phosphate[J]. Isij International, 2017, 57(10):1718-1724.
- [11] Kakimoto S, Kiyose A, Murao R, et al. Influence of P₂O₅ on dissolution behavior of lime in molten slag [J]. Isij International, 2017, 57:1710-1717.
- [12] Du C M, Gao X, Ueda S, et al. Effects of cooling rate and acid on extracting soluble phosphorus from slag with high P₂O₅ content by selective leaching[J]. Isij International, 2017, 57(3):487-496.
- [13] 王旭, 王宏, 王文辉. 人工神经网络原理与应用[M]. 沈阳: 东北大学出版社, 2007.
WANG Xu, WANG Hong, WANG Wenhui. The principle and application of artificial neural network[M]. Shenyang: Northeastern University press, 2007. (in Chinese)
- [14] 付国庆, 刘青, 汪宙, 等. LF 精炼终点钢水温度灰箱预报模型[J]. 北京科技大学学报, 2013, 35(7): 948-954.
FU Guoqing, LIU Qing, WANG Zhou, et al. Grey box model for predicting the LF end-point temperature of molten steel[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2013, 35(7): 948-954. (in Chinese)

- [15] Ogasawara Y, Miki Y, Uchida Y, et al. Development of high efficiency dephosphorization system in decarburization converter utilizing Fe₂O dynamic control[J]. ISIJ International, 2013, 53(10):1786-1793.
- [16] 豆晓飞, 祝明妹, 林天成, 等. 磷在 CaO-SiO₂-Fe₂O-P₂O₅ 与 2CaO·SiO₂ 颗粒界面间的传质行为[J]. 重庆大学学报, 2015, 38(5): 78-82.
DOU Xiaofei, ZHU Mingmei, LIN Tiancheng, et al. Behavior of phosphorus transfer from CaO-SiO₂-Fe₂O-P₂O₅ slags to 2CaO·SiO₂ particles[J]. Journal of Chongqing University; 2015, 38(5): 78-82. (in Chinese)
- [17] 范志刚, 邱贵宝, 贾娟鱼, 等. 基于 BP 神经网络的高炉焦比预测方法[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2002(6): 85-87,91.
FAN Zhigang, QIU Guibao, JIA Juanyu, et al. Method to predict the coke rate based on BP neural network[J]. Journal of Chongqing University(Natural Science Edition); 2002(6): 85-87,91. (in Chinese)
- [18] 张晴晴, 刘勇, 潘接林, 等. 基于卷积神经网络的连续语音识别[J]. 工程科学学报, 2015, 37(9):1212-1217.
ZHANG Qingqing, LIU Yong, PAN Jielin, et al. Continuous speech recognition by convolutional neural networks[J]. Chinese Journal of Engineering; 2015, 37(9):1212-1217. (in Chinese)
- [19] 徐淼斐, 高永涛, 金爱兵, 等. 基于超声波波速及 BP 神经网络的胶结充填体强度预测[J]. 工程科学学报, 2016, 38(8): 1059-1068.
XU Miaofei, GAO Yongtao, JIN Aibing, et al. Prediction of cemented backfill strength by ultrasonic pulse velocity and BP neural network[J]. Chinese Journal of Engineering; 2016, 38(8): 1059-1068. (in Chinese)
- [20] 李治友, 陈才, 曹长修. 一种基于改进的 RBF 神经网络的铁水脱硫预报模型[J]. 重庆大学学报(自然科学版), 2003(9): 119-122.
LI Zhiyou, CHEN Cai, CAO Changxiu. A prediction model for molten iron desulfuration based on an improved RBFNN[J]. Journal of Chongqing University(Natural Science Edition); 2003(9): 119-122. (in Chinese)

(编辑 王维朗)