

基于支持向量机碱度偏差估计的石灰加入量模型

王心哲¹, 韩 敏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 100080)

摘要: 提出碱度偏差估计模型, 进而提出一种转炉炼钢石灰加入量计算方法. 首先, 使用支持向量机建立碱度偏差估计模型, 预报输入碱度与炉渣碱度之间的偏差; 然后, 利用碱度偏差估计模型预报的偏差值修正传统公式中的碱度参数, 再消除白云石加入量对石灰加入量的影响, 得到改进的石灰加入量模型. 应用该方法对一座 150 t 转炉的实际生产数据进行计算, 结果显示对碱度偏差的预报有着较高的精度, 由此计算的石灰加入量可以满足实际生产的要求.

关键词: 转炉炼钢; 支持向量机; 碱度; 石灰加入量

中图分类号: TF721 **文献标识码:** A

Calculating lime input quantity by alkalinity deviation estimation based on support-vector-machines

WANG Xin-zhe¹, HAN Min¹, YANG Xi-lin², LIN Dong³

(1. School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116023, China;

2. Beijing AriTime Intelligent Control Company Limited, Beijing 100070, China;

3. Steelmaking Plant of Benxi Steel Sheet Company Limited, Benxi Liaoning 117021, China)

Abstract: A model for estimating the alkalinity deviation and a new method for calculating the lime input quantity are proposed. The model employs the support-vector-machines to forecast the deviation between the slag alkalinity and the input alkalinity. The alkalinity parameter in traditional formula is amended. Furthermore, the improved model of the lime input quantity takes into account the impact to alkalinity from other auxiliary materials. Application of this model to a 150t converter of a steel plant shows that the support vector model for estimating the alkalinity deviation has high forecast accuracy and the calculated input quantity of lime meets the requirements in practical production.

Key words: basic oxygen furnace(BOF) steelmaking; support-vector-machines; alkalinity; lime amount

1 引言(Introduction)

转炉炼钢生产是将一定条件的铁水降碳、升温、降低磷硫等杂质元素的含量, 获得合格钢水的工业过程^[1]. 通过顶吹氧气将铁水中的杂质元素氧化, 加入的造渣材料将杂质从钢水中脱除. 造渣制度是转炉生产中重要的工艺制度之一, 炉渣的碱度是衡量造渣好坏的重要指标. 炉渣的碱度主要通过石灰的加入量控制, 石灰量不足, 无法满足脱磷的要求, 石灰量过多, 不仅会造成原料的浪费, 还会使渣量过大, 容易造成喷溅, 不利于生产控制^[2]. 因此, 保证炉渣终点碱度, 控制合适的石灰加入量对于转炉炼钢至关重要.

石灰加入量计算模型属于转炉生产中静态模型

的一部分. 随着模型技术的发展, 针对石灰加入量计算的建模方法主要有: 基于机理的传统公式法^[3]和基于统计理论的增量回归法^[4]. 这两种方法在计算时都只将铁水成分作为计算石灰加入量的参考, 而没有考虑输入碱度与炉渣终点碱度之间可能存在的偏差; 因此, 很难保证炉渣终点碱度满足工艺要求, 有时甚至使炉次间的炉渣碱度波动很大.

支持向量机是近年发展起来的机器学习的新方法, 它以结构风险最小化为基础^[5,6], 具有很强的泛化能力, 适用于基于输入输出数据的建模. 已用于工业建模^[7,8]和故障诊断^[9]中. 为了能有效地控制炉渣终点的碱度, 保持炉次间炉渣的性质稳定, 本文提出了一种基于支持向量机碱度偏差估计的石灰加入量

计算方法. 首先, 建立支持向量机碱度偏差估计模型, 预报当前炉次可能产生的碱度偏差. 然后, 以传统公式法为基础, 利用碱度偏差的估计值修正传统公式中的碱度值, 并考虑白云石对石灰加入量的影响, 得到改进的石灰加入量计算模型.

2 基于支持向量机碱度偏差估计的石灰加入量模型(Model of lime addition based on support vector machine alkalinity deviation estimation)

炉渣碱度是影响磷、硫脱除比例的主要因素之一, 碱度通常定义为炉渣中CaO含量和SiO₂含量的比值: $R = w(\text{CaO})/w(\text{SiO}_2)$. 一般来说, 铁水含磷、硫低时, 炉渣碱度控制在2.8~3.2之间. 在铁水磷含量小于0.3%时, 石灰加入量的传统计算公式为^[2]:

$$W_{\text{lime}} = \frac{2.14 \times w[\text{Si}] \times W_{\text{HM}}}{w(\text{CaO}_{\text{eff}})} \times R_{\text{aim}}. \quad (1)$$

式中: R_{aim} 为炉渣的目标碱度; $w(\text{CaO}_{\text{eff}})$ 为石灰中有效氧化钙的质量分数; 2.14为SiO₂与Si的分子质量之比; $w[\text{Si}]$ 为铁水中硅的质量分数; W_{HM} 为铁水质量. 按照公式(1)计算的石灰加入量生产, 得到的炉渣终点碱度往往与工艺要求的目标碱度 R_{aim} 偏差较大. 本文将支持向量机建立碱度偏差估计模型与传统公式相结合, 计算石灰加入量. 计算模型的结构图如图1所示.

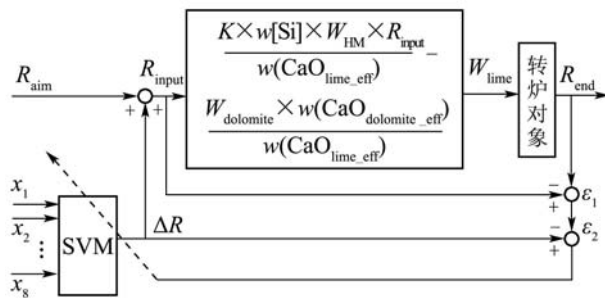


图1 计算模型结构图

Fig. 1 Structure of calculation model

通过碱度偏差估计模型, 构成对炉渣碱度的闭环控制系统. 利用支持向量机碱度偏差估计模型, 预报当前炉次可能产生的碱度偏差 ΔR , 修正当前炉次的目标碱度, 得到当前炉次的输入碱度 R_{input} , 进而调整石灰加入量 W_{lime} , 实现对炉渣碱度的闭环控制.

2.1 确定碱度偏差估计模型的输入和输出(Establish the input and output of the alkalinity deviation estimation model)

通过分析影响石灰溶解速度的主要因素, 确定支持向量机碱度偏差估计模型的输入:

1) 炉渣的成分. 其对石灰溶解速度有很大影响,

炉渣中的氧化钙、氧化镁、氧化锰以及氧化铁等成分的含量都影响着石灰的溶解速度. 炉渣主要由铁水中的硅、磷、锰、铁等元素的氧化以及加入的辅原料溶解而生成.

2) 熔池温度. 熔池温度高有利于炉渣黏度的降低, 加速炉渣向石灰块内渗透, 促使硅酸二钙迅速熔融脱落形成炉渣, 从而提高石灰的溶解速度.

3) 石灰的质量. 表面疏松、气孔率高、反应能力强的活性石灰, 有利于炉渣进入石灰块内, 扩大反应面积, 加速石灰的溶解过程. 石灰的活性也是影响石灰溶解速度的一个重要参数.

4) 吹氧量. 石灰的溶解会持续整个过程, 大的吹氧量有利于石灰的充分溶解, 提高炉渣碱度.

综上, 模型共有8个输入, 分别为: 铁水硅含量、铁水锰含量、铁水磷含量、铁水硫含量、白云石加入量、终点温度、石灰活度以及炉耗氧量.

输出选择为碱度偏差 y , 计算过程如下:

计算输入碱度 R_{input} :

$$R_{\text{input}} = (\text{CaO}_{\text{lime}} + \text{CaO}_{\text{dolomite}}) / (\text{SiO}_{2\text{lime}} + \text{SiO}_{2\text{dolomite}} + 2.14 \times w[\text{Si}] \times W_{\text{HM}} + \text{SiO}_{2\text{scrap}}). \quad (2)$$

其中: CaO_{lime} 为石灰带入的氧化钙量; $\text{CaO}_{\text{dolomite}}$ 为白云石带入的氧化钙量; $\text{SiO}_{2\text{lime}}$ 为石灰带入的二氧化硅量; $\text{SiO}_{2\text{dolomite}}$ 为由白云石带入的二氧化硅量; $w[\text{Si}] \times W_{\text{HM}}$ 为铁水中硅反应生成的二氧化硅量; $\text{SiO}_{2\text{scrap}}$ 为由废钢带入的二氧化硅量及其反应生成的二氧化硅量.

计算输入碱度与吹炼终点碱度的偏差 ΔR , 并将其作为支持向量机模型的输出, 有

$$y = \Delta R = R_{\text{input}} - R_{\text{aim}}. \quad (3)$$

其中: R_{input} 为输入碱度, R_{aim} 为目标碱度.

2.2 基于支持向量机碱度偏差估计模型的石灰加入量计算(Calculation of lime addition based on alkalinity deviation estimation model)

由于在2.1中所选的输入输出数据存在不同的量纲, 而且不同量纲的数据在数值上相差较大, 有些甚至相差几个数量级. 因此, 对每个输入和输出变量做归一化处理, 即

$$x'_i(k) = \frac{x_i(k) - x_{\text{imin}}}{x_{\text{imax}} - x_{\text{imin}}}. \quad (4)$$

使用输入输出变量归一化后的结果建立碱度偏差估计的支持向量机模型.

设样本数据为 $\{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N)\}$, 其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^m$, $y_i \in \mathbb{R}$. 支持向量机首先通过非线性

映射 $\Phi(\cdot)$ 把样本的输入部分 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ 映射到高维特征空间 F , 然后进行线性回归:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \Phi(\mathbf{x}) + b. \quad (5)$$

其中: $\mathbf{w} \in F$, b 表示偏置, $\mathbf{w}^T \Phi(\mathbf{x})$ 表示 $\mathbf{w}$ 和 $\Phi(\mathbf{x})$ 向量的点积. 未知量 $(\mathbf{w}, b)$ 的求取可通过对下式的优化得出:

$$C \sum_{n=1}^N E_\varepsilon(f(\mathbf{x}_n) - y) + \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2. \quad (6)$$

其中: $\|\cdot\|$ 为欧式距离, C 为正则化系数, $E_\varepsilon(\cdot)$ 为损失函数, 选择 ε 不敏感损失函数:

$$E_\varepsilon(f(\mathbf{x}_n) - y) = \begin{cases} 0, & |f(\mathbf{x}_n) - y| < \varepsilon; \\ |f(\mathbf{x}_n) - y| - \varepsilon, & \text{其他.} \end{cases} \quad (7)$$

为每个样本点引入两个松弛因子 ξ_n 和 $\hat{\xi}_n$, 优化为下式所示的凸二次规划问题:

$$\begin{aligned} \min & C \sum_{n=1}^N (\xi_n + \hat{\xi}_n) + \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2; \\ \text{s.t.} & y_i - \mathbf{w}^T \Phi(x_i) - b \leq \varepsilon t_i + \xi_i, \\ & \mathbf{w}^T \Phi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon t_i + \hat{\xi}_i, \\ & \xi_i \geq 0, \hat{\xi}_i \geq 0. \end{aligned} \quad (8)$$

解此优化问题, 最终可得到支持向量预测模型:

$$y(x) = \sum_{n=1}^N (a_n - \hat{a}_n) k(x, x_n) + b. \quad (9)$$

为得到碱度偏差的真实值, 对支持向量机模型的输出结果作如下的逆变换:

$$\Delta R = y(k) = y'(k) \times (y_{\max} - y_{\min}) + y_{\min}. \quad (10)$$

根据碱度偏差估计模型的计算结果, 将石灰加入量的计算公式改进为

$$W_{\text{lime}} = \frac{2.14 \times w[\text{Si}] \times W_{\text{HM}} \times (R_{\text{aim}} + \Delta R)}{w(\text{CaO}_{\text{lime.eff}})} - \frac{W_{\text{dolomite}} \times w(\text{CaO}_{\text{dolomite.eff}})}{w(\text{CaO}_{\text{lime.eff}})}. \quad (11)$$

该公式在传统公式的基础上, 引入对碱度偏差的估计, 以修正碱度参数值; 同时考虑白云石的加入对碱度的影响, 对石灰加入量进行计算.

3 仿真实例(Simulations)

根据2中对石灰加入量计算方法的描述, 使用一座150吨转炉的实际生产数据对其进行仿真. 具体的步骤如下.

3.1 建模数据选择和支持向量机参数确定 (Selection of modeling data and establishment of support vector machine parameters)

为保证仿真结果的有效, 选择230组使用单渣操

作且终点碱度满足要求的成功炉次数据, 对基于支持向量机碱度偏差估计的石灰加入量模型进行仿真研究, 其中150组用于训练, 80组用于测试.

本文所使用的支持向量机选择径向基函数作为核函数, 损失函数为一次不敏感损失函数. 其中径向基函数宽度 b 和正则项系数 C 是需要确定的重要参数. 使用交叉检验方法对二者进行确定, 将150组训练样本的后50组用作检验, 确定参数 b 和 C 的值分别为 $b = 0.62$, $C = 24000$.

3.2 碱度偏差预报(Alkalinity deviation prediction)

确定参数 b 和 C 后, 使用150组数据建立支持向量机碱度偏差估计模型, 对80组测试样本的碱度偏差进行预测. 在对当前炉次的碱度偏差进行预测时, 所选择的输入中白云石加入量、终点温度以及炉耗氧量的信息无法获得, 这3个输入的确定按如下方案进行:

终点温度用钢水的目标温度代替; 白云石加入量和炉耗氧量的确定以历史数据库为基础, 搜索与本炉次炉况最相似的成功炉次, 以该炉次的白云石加入量和炉耗氧量作为本炉次模型的输入, 进行模型计算. 由此建模仿真得到的预测值与实际值得曲线如图2所示.

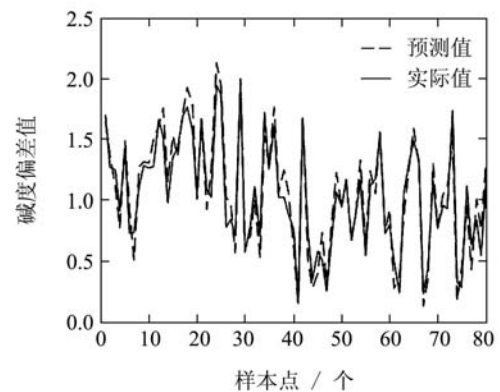


图2 支持向量机模型对测试样本的预测结果

Fig. 2 Forecasting results of support vector machine model to testing samples

图2的仿真结果显示, 碱度偏差的预测值对实际值的拟合效果很好, 所建立的支持向量机碱度偏差估计模型的精度较高.

3.3 石灰加入量计算(Calculation of lime addition)

将支持向量机碱度偏差估计模型预测的碱度偏差值 ΔR 带入公式(11), 计算得到的石灰加入量与实际加入量的结果比较如图3所示, 其中实线表示计算值与实际值相等, 点画线内的点都满足误差绝对值在1t的范围内, 虚线内的点都满足误差绝对值在0.7t的范围内.

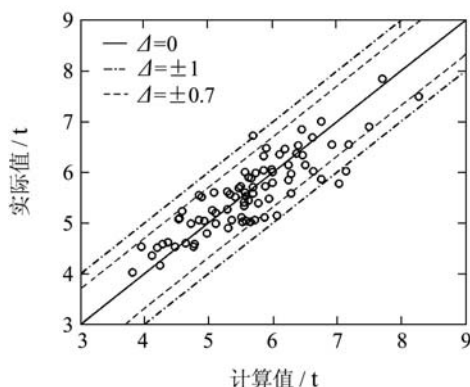


图3 石灰加入量的计算值与实际值之间的关系
Fig. 3 The relationship between calculated values and actual values

从图3可以看出, 计算值与实际值之间的误差的绝对值大部分都在0.7t的范围内. 这样的精度可以满足实际生产的需要.

3.4 与现有方法的比较(Comparisons with existed methods)

传统公式法与增量回归方法是常用的两种确定石灰加入量的方法, 使用同样的数据, 所选数据均满足铁水磷含量小于0.3%. 将本文的方法与以上两种方法进行比较, 结果如表1所示.

表1 与现有方法的比较

Table 1 Comparisons with existed methods

	均方误差	准确率(± 1 t)	准确率(± 0.7 t)
传统公式法	0.4240	87.80%	73.17%
增量回归法	0.3493	90.15%	76.52%
本文方法	0.2042	96.34%	89.02%

基于支持向量机碱度偏差估计的石灰加入量模型在各项指标上均优于已有方法, 而且当误差精度由1t提高到0.7t时, 准确率下降的程度明显小于其他方法.

4 结论(Conclusions)

本文使用支持向量机建立碱度偏差估计模型, 模型对测试数据预测的高精度说明其解决该问题的适用性, 该模型能够较好地弥补输入碱度与终点碱度之间偏差, 是提高石灰加入量计算准确性的关键; 利用预测的碱度偏差对传统石灰加入量模型进行修正, 得到的结果与实际值间误差绝对值小于1t的命中率为96.34%, 误差绝对值在0.7t范围内的命中率可

达到89.02%, 可以满足生产需要; 基于碱度偏差估计的石灰加入量计算能有效地控制炉渣终点的碱度, 使其更接近工艺要求的目标碱度值, 有利于控制炉次间炉渣的性质稳定.

参考文献(References):

- [1] 黄金侠, 金宁德. 转炉冶炼终点静态控制预测模型[J]. 炼钢, 2006, 22(1): 45 – 48.
(HUANG Jinxia, JIN Ningde. Prediction model of static control for BOF steelmaking[J]. *Steelmaking*, 2006, 22(1): 45 – 48.)
- [2] 冯捷, 张红文. 转炉炼钢生产[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2006.
- [3] 陈忠伟, 袁守谦. LD转炉冶炼的静态数学模型及实现[J]. 炼钢, 2000, 16(5): 31 – 34.
(CHEN Zhongwei, YUAN Shouqian. Establishment and realization of static mathematical model about LD converter[J]. *Steelmaking*, 2000, 16(5): 31 – 34.)
- [4] 朱光俊, 梁本川. 转炉炼钢静态控制优化模型[J]. 炼钢, 1999, 15(4): 25 – 28.
(ZHU Guangjun, LIANG Benchuan. Optimum model of static control on BOF steelmaking process[J]. *Steelmaking*, 1999, 15(4): 25 – 28.)
- [5] de MEDEIROS F T P, NOBLAT, S J X, FILETI, A M, et al. Reviving traditional blast furnace models with new mathematical approach[J]. *Ironmaking & Steelmaking*, 2007, 34(5): 410 – 414.
- [6] SMOLA A J, SCHOLKOPF B. A tutorial on support vector regression[J]. *Statistics and Computing*, 2004, 14(3): 199 – 222.
- [7] 桂卫华, 宋海鹰, 阳春华. Hammerstein-Wiener模型最小二乘向量机辨识及其应用[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(3): 393 – 397.
(GUI Weihua, SONG Haiying, YANG Chunhua. Hammerstein-wiener model identified by least-squares-support-vector machine and its application[J]. *Control Theory & Applications*, 2008, 25(3): 393 – 397.)
- [8] WANG H, LI E Y, LI G Y. The least square support vector regression coupled with parallel sampling scheme metamodeling technique and application in sheet forming optimization[J]. *Materials and Design*, 2009, 30(5): 1468 – 1479.
- [9] IGNACIO Y, GERARD E, MOISES G, et al. Performance assessment of a novel fault diagnosis system based on support vector machines[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2009, 33(1): 244 – 255.

作者简介:

王心哲 (1982—), 男, 博士研究生, 研究方向为复杂工业过程控制与建模, E-mail: wxzgm@student.dlut.edu.cn;

韩敏 (1959—), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向为神经网络、混沌序列分析、专家系统及3S系统, E-mail: minhan@dlut.edu.cn;

杨溪林 (1958—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为冶金工业生产过程自动化技术及其自动化系统集成, E-mail: aritime007@126.com;

林东 (1965—), 男, 高级工程师, 研究方向为炼钢技术, E-mail: lindong1970@sina.com.