

基于氧气脱碳效率预测的转炉炼钢吹氧量计算模型

李 洋, 韩 敏*, 姜力文

(大连理工大学 电子与信息工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 为精确计算转炉炼钢生产过程中需要吹入的氧气量,提出了基于氧气脱碳效率预测的转炉炼钢静态和动态吹氧量计算模型.首先,采用独立成分分析方法对静态模型输入进行预处理;然后,建立基于支持向量机的氧气脱碳效率预测模型;最后,利用预测得到的氧气脱碳效率结合机理公式计算两阶段吹氧量.利用一座 150 t 转炉的实际生产数据进行仿真计算,结果显示该模型对氧气脱碳效率的预报精度较高,所提方法是有效的.

关键词: 转炉炼钢;支持向量机;独立成分分析;氧气脱碳效率;吹氧量

中图分类号: TF721;TP274 **文献标志码:** A

0 引 言

转炉炼钢是钢铁工业中的关键环节之一,其生产主要是一个降碳升温的氧化过程,通过将氧气高速吹入熔池中,与铁水发生反应,释放热量,从而达到降碳、升温和降低磷硫等杂质元素含量的目的,最终获得满足工艺要求的钢水^[1].通常,在吹炼过程中氧气的流量为恒定值,因此吹入氧气的总量对于吹炼进程的控制起着至关重要的作用.它控制着杂质元素的去除、熔池的升温过程和防止喷溅的发生,直接影响转炉炼钢的吹炼效果和产品的质量.

测量技术是影响转炉炼钢生产的关键技术,目前,副枪测量技术已成功应用于转炉炼钢生产过程中对熔池碳含量和温度的在线测量,每当一炉钢水的吹炼过程完成 80%左右时,通过副枪检测熔池内钢水的温度和碳含量,并依据测量结果对下一阶段的吹炼操作进行动态调整.整个吹炼过程中,通常使用副枪对熔池碳含量和温度进行两次测量,并根据两次测量将吹炼分成不同的阶段,从开始吹炼到第一次测量为主吹阶段,第一次测量到第二次测量为二吹阶段.在主吹阶段,大部分杂质都被氧化去除,并伴随着复杂的物理化学反应,主吹阶段对氧气的控制也称为静态控制或静态预测;二吹阶段的控制是终点碳含量和温度

命中的关键,该阶段对吹氧量的控制主要依据副枪的第一次测量进行,称为动态控制或动态预测.

目前吹氧量控制的主要方法有人工经验控制和模型控制,其中模型主要包括机理模型、统计模型和智能模型,如文献[2]采用统计回归分析的方法建立并优化了静态吹氧量与废钢量的多元线性回归模型;文献[3]提出将智能方法应用于转炉炼钢静态吹氧量的预测中;文献[4]将机理方法与BP神经网络相结合建立静态模型,提高了终点预报的命中率.本文首先通过机理分析找到影响主吹阶段和二吹阶段氧气脱碳效率的因素,提出基于支持向量机的氧气脱碳效率预测模型,并采用独立成分分析(independent component analysis, ICA)对输入数据进行降维,然后利用预测结果结合机理公式分别计算静态和动态阶段的吹氧量.

1 基于氧气脱碳效率的二阶段吹氧量计算

1.1 氧气脱碳效率

在主吹阶段,吹入的氧气与铁水中的碳、硅、锰、磷和硫元素发生氧化反应,其各自的氧化物被化合后进入炉渣中,进而将杂质从钢水中除去.在去除杂质的同时,利用氧化反应的放热使熔池温度升高;在主吹结束时,使用副枪测量熔池中的碳

含量和温度,根据副枪的测量结果,对熔池的碳含量和温度进行调控,使其满足工艺的目标要求。

在转炉炼钢的生产中,吹入的氧气并不是完全参与氧化反应,因此在计算吹氧量时引入氧气效率参数,定义某阶段氧气脱碳效率 η 为该阶段用于熔池中的碳氧化所消耗的氧气与实际供氧量之比,即

$$\eta = Q(C)/Q \times 100\% \quad (1)$$

其中 $Q(C)$ 为用于氧化碳元素的氧气量, Q 为实际吹入熔池的氧气量。

由此得到氧气量的计算公式为^[5]

$$Q_s = \frac{[\omega_i(C) \times \beta - \omega_a(C)] \times \mu}{\eta_s} \times m \quad (2)$$

依据式(2)提出动态吹氧量计算公式:

$$Q_d = \frac{[\omega_s(C) - \omega_a(C)] \times \mu}{\eta_d} \times m \quad (3)$$

式中: Q_s 为总(静态模型)吹氧量; Q_d 为二吹阶段(动态模型)吹氧量; $\omega_i(C)$ 为铁水中的碳含量; $\omega_s(C)$ 为副枪检测时的碳含量; $\omega_a(C)$ 为吹炼终点时的目标碳含量; m 为总装入量; η_s 为静态模型氧气脱碳效率; η_d 为动态模型氧气脱碳效率; $\mu = 22.4/(2 \times 12) \approx 0.933$, 即氧化 1 kg 碳时需消耗约 0.933 m³ 氧气; β 为铁水比, 即主原料中铁水所占的质量百分比, 即

$$\beta = m_i/(m_i + m_s) \times 100\% \quad (4)$$

其中 m_i 为加入铁水质量; m_s 为加入废钢的质量。

对氧气脱碳效率的准确估计是精确计算吹氧量的关键。氧气脱碳效率的经验取值一般为 0.70~0.75。然而, 对实际生产数据的分析结果表明, 氧气脱碳的效率通常会超出这个范围, 而且在不同的阶段影响氧气脱碳效率的因素有所不同, 因此需要对其进行具体分析。

1.2 确定输入变量

根据杂质元素的氧化顺序, 转炉炼钢生产的吹炼进程可划分为 3 个阶段。

(1) 吹炼前期, 通常称为硅锰氧化期, 熔池平均温度低于 1 400 °C, 这期间主要是硅、锰元素的氧化, 但是由于在一次反应区温度很高, 因此碳也会被少量氧化。同时由于前期熔池温度比较低和碱性氧化渣的迅速形成, 正好符合脱磷反应的热力学条件, 所以前期渣具有较强的脱磷能力, 铁水中的磷在前期能被大量氧化。

(2) 吹炼中期, 硅、锰已被大部分氧化掉, 熔池温度也已经上升到 1 500 °C 以上, 碳开始激烈氧

化, 进入碳氧化期。这一阶段的脱碳速率很高, 且几乎不变, 吹入熔池内的氧大部分消耗于脱碳反应。

(3) 吹炼末期。随着脱碳反应的进行, 钢液中碳的含量降低, 脱碳速度减小。

炉渣的成分和成渣质量对于氧气脱碳效率影响很大。同时, 熔池温度会影响脱碳反应的程度。因此, 辅料加入量和冷却剂加入量都是影响氧气脱碳效率的重要因素。

由此可见, 对于静态模型, 影响氧气脱碳效率的因素主要有 $\omega_i(C)$ 、 $\omega_a(C)$ 、铁水温度 T_i 、目标温度 T_a 、铁水硅含量 $\omega_i(\text{Si})$ 、铁水锰含量 $\omega_i(\text{Mn})$ 、铁水磷含量 $\omega_i(\text{P})$ 、白云石加入量 m_b 、石灰加入量 m_h 、铁皮球加入量 m_t 、 m_i 、 m_s 。

在二吹阶段, 其他元素的氧化已基本完成, 在此阶段主要是碳氧反应, 因此影响氧气脱碳效率的因素主要有副枪测量碳含量 $\omega_s(C)$ 、目标碳含量 $\omega_a(C)$ 、副枪测量温度 T_s 和目标温度 T_a 。

1.3 采用 ICA 对输入数据预处理

对于静态模型, 由于输入数据维数较大, 数据之间不可避免地存在冗余信息, 各输入变量之间的相互影响, 各输入变量对氧气脱碳效率的影响存在耦合关系, 需要对输入数据进行预处理, 以提高预报精度。针对静态阶段吹氧量脱碳效率预测模型输入数据预处理的问题, 本文采用独立成分分析(ICA)算法进行降维处理。

ICA 计算的主要目标是获得相互独立的输入变量^[6], 通过将不独立的冗余信息剔除实现输入维数的降低。ICA 的运算过程如下:

首先将各输入数据中心化, 中心化过程是最基本也是必要的预处理过程, 该过程通过减去各自的均值实现:

$$\mathbf{x} = \mathbf{x} - E[\mathbf{x}] \quad (5)$$

使变量 \mathbf{x} 在统计学上满足零均值。

ICA 运算的另一个预处理是对观测数据的白化过程。在使用 ICA 算法之前, 对向量 \mathbf{x} 进行线性变换, 以获得白化向量 $\tilde{\mathbf{x}}$, 其各成分是不相关的, 并具有相同的方差。换言之, $\tilde{\mathbf{x}}$ 的协方差矩阵为单位阵:

$$E[\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}^T] = \mathbf{I} \quad (6)$$

这样的白化变换通常是可以实现的, 本文采用基于奇异值分解的主成分分析技术对变量进行白化, 如下式所示:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{U}\Sigma\mathbf{V}^T \quad (7)$$

其中

$$\Sigma = \text{diag} \{s_1, s_2, \dots, s_p, 0, \dots, 0\} \quad (8)$$

p 表示特征值的数量, 且 $s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_p$ 为相应的特征值; U 和 V 都为正交矩阵.

对数据白化的同时便可有效地实现维数的降低. 较大的特征值被选作主成分.

η_k 的定义如下:

$$\eta_k = \sum_{j=1}^k s_j^2 / \sum_{i=1}^p s_i^2; k \leq p \quad (9)$$

其中 s_i 和 s_j 表示相应的特征值. 选择阈值 $0 < \eta_0 < 1$, 如果 $\eta_k > \eta_0$, 则前 k 个奇异值被保留下来.

将较小的特征值舍去, 有助于去除数据中的噪音. 在中心化和白化之后, 使用快速 ICA 算法确定独立成分. 快速 ICA 算法基于固定点牛顿迭代^[7] 策略求出满足负熵最大化时的 w . 算法的基本步骤如下:

步骤 1 选择初始权值向量 w ;

步骤 2 令 $w^+ = E\{xg(w^T x)\} - E\{g'(w^T x)\}w$.

其中 $g(\cdot)$ 为一任意非二次函数;

步骤 3 令 $w = w^+ / \|w^+\|$;

步骤 4 如果不收敛, 返回步骤 2 继续执行.

收敛意味着 w 的旧值和新值在同一方向上. 通过上述方法可确定静态模型输入信号的独立特征.

对于动态模型, 由于输入维数较低, 只需对输入输出变量归一化即可.

1.4 支持向量机氧气脱碳效率预测模型

支持向量机以结构风险最小化为基础^[8,9], 较好地解决了小样本、非线性、高维数等问题, 具有很强的泛化能力, 适用于基于输入输出数据的建模, 在一些领域的应用过程中显示出了较神经网络方法更优的性能^[10,11]. 因此本文使用支持向量机方法建立两阶段的氧气脱碳效率预测模型.

设样本数据 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\}$, 其中 $x_i \in R^m, y_i \in R$. 支持向量机首先通过函数 $\Phi(x)$ 对样本的输入部分进行非线性映射, 把 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 映射到高维特征空间 F , 在高维空间中对数据进行线性回归, 以得到如下的函数形式:

$$f(x) = w^T \Phi(x) + b \quad (10)$$

其中 $w \in F, b$ 为偏置, $w^T \Phi(x)$ 表示向量 w 和 $\Phi(x)$ 的点积. 通过对下式求最小化, 可实现对未知参数 w 和 b 的求取:

$$C \sum_{n=1}^N E_\epsilon(f(x_n) - y) + \frac{1}{2} \|w\|^2$$

其中 $\|\cdot\|$ 为欧式距离, C 为正则项系数, $E_\epsilon(\cdot)$ 为损失函数. 为提高模型的计算速度, 需要提高解的稀疏性, 从而引入 ϵ 不敏感损失函数:

$$E_\epsilon(f(x) - y) = \begin{cases} 0; & |f(x) - y| < \epsilon \\ |f(x) - y| - \epsilon; & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

并为每个样本点各引入两个松弛因子 ξ_n 和 $\hat{\xi}_n$, 转化为对如下的凸二次规划问题的求解:

$$\begin{aligned} \min \quad & C \sum_{n=1}^N (\xi_n + \hat{\xi}_n) + \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s. t.} \quad & y_i - w^T \Phi(x_i) - b \leq \epsilon t_i + \xi_i \\ & w^T \Phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon t_i + \hat{\xi}_i \\ & \xi_i \geq 0, \hat{\xi}_i \geq 0 \end{aligned} \quad (12)$$

最终可得到支持向量预测模型:

$$y(x) = \sum_{n=1}^N (a_n - \hat{a}_n) k(x, x_n) + b \quad (13)$$

2 仿真实例

采用某钢厂一座 150 t 转炉的 200 组终点命中(碳含量偏差小于 $\pm 0.05\%$, 温度偏差小于 $\pm 15^\circ\text{C}$) 的实际生产数据进行仿真.

2.1 氧气脱碳效率预测

使用前 150 炉的数据作为训练样本, 建立氧气脱碳效率预测模型. 对后 50 炉测试数据的氧气脱碳效率进行预测. 将 $w_i(C), w_a(C), T_i, T_a, w_i(\text{Si}), w_i(\text{Mn}), w_i(\text{P}), m_b, m_h, m_i, m_s$ 以及 $w_s(C), T_s$ 作为输入变量, 分别预测静态和动态氧气脱碳效率. 由于预测过程中所选输入变量 m_b, m_h, m_i 的信息无法获得, 以历史数据库为基础, 搜索与本炉次各案例条件及目标要求最相似的成功历史炉次(并保证碳温命中, 碱度满足工艺要求), 以该案例中的数据作为本炉次的参考, 进行计算.

采用交叉检验法确定支持向量机参数. 动态模型 $C = 21\,000, b = 7.1$; 静态模型 $C = 20\,000, b = 6.4$. 支持向量机中的核函数采用高斯函数; 选取 7 个独立成分, 相应主成分累积贡献率为 91.7%. 预测氧气脱碳效率结果如图 1 所示.

由图 1 可见, 氧气脱碳效率的预测值能够较好地吻合实际值, 为准确计算两阶段吹氧量提供了有力保证.

2.2 吹氧量计算

将得到的两阶段氧气脱碳效率结果代入式(2)和(3)中, 分别计算得到静态和动态吹氧量, 结果如图 2 所示.

实际吹氧量 Q_p 与预测吹氧量 Q_c 的偏差如图 3 所示.

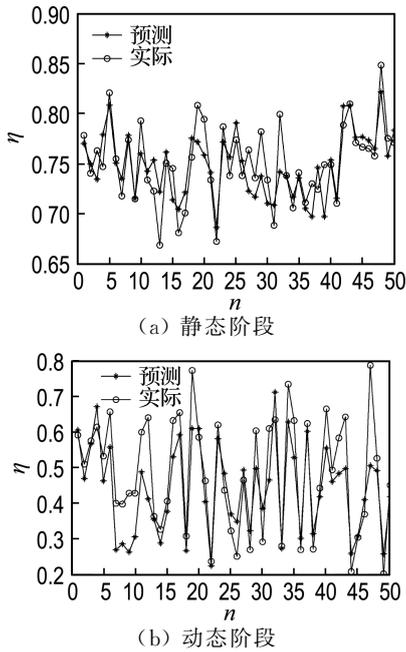


图1 氧气脱碳效率预测值与实际值的比较
Fig.1 Oxygen decarburization efficiency comparison between practical and calculated values

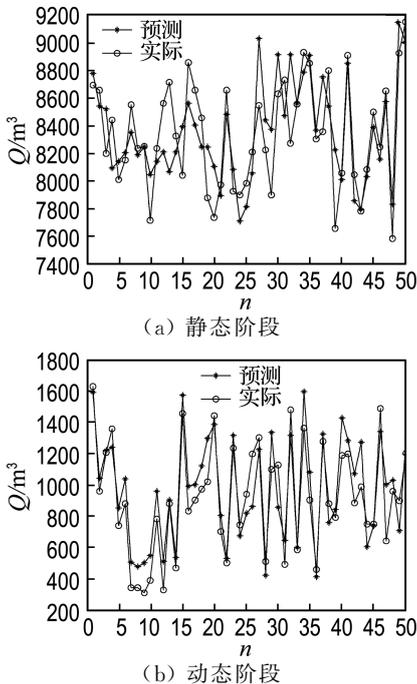


图2 吹氧量计算值与实际值的比较
Fig.2 Blowing oxygen volume comparison between practical and calculated values

图3中实线表示计算值与实际值相等,点线内的点满足误差绝对值在规定范围内(静态要求 $\pm 500 \text{ m}^3$,动态要求 $\pm 300 \text{ m}^3$),虚线内的点满足误差绝对值在 $\pm 700 \text{ m}^3$ (静态)和 $\pm 400 \text{ m}^3$ (动态)的范围内。由图3可见,预测结果均匀地分布在实

线两侧,计算值与实际值的误差绝对值几乎都在规定的范围以内。

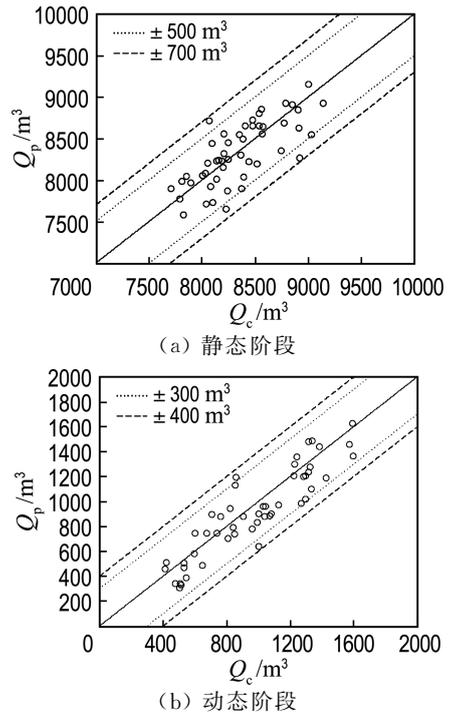


图3 实际吹氧量与计算吹氧量的偏差
Fig.3 Deviation of blowing oxygen volume between practical and calculated values

2.3 方法比较

除了使用经验方法,对于吹氧量的预测经常直接采用统计回归和智能方法.利用相同的数据样本将本文方法与上述两种方法进行比较,结果如表1所示。

表1 与已有方法的比较

Tab.1 Comparison with existing methods

预测模型	e_{rms}		准确率/%	
	静态	动态	静态 ($\pm 500 \text{ m}^3$)	动态 ($\pm 300 \text{ m}^3$)
统计回归 ^[2]	354.64	242.34	0.86	0.78
BP ^[3]	323.28	187.70	0.88	0.90
SVM	280.97	190.81	0.92	0.86
本文方法	266.95	157.70	0.94	0.96

由表1可见,本文所提出的基于预测氧气脱碳效率的吹氧量计算模型计算结果与实际值之间的均方根误差为:静态模型 266.95 m^3 ,动态模型 157.70 m^3 .静态模型预测误差绝对值小于 500 m^3 的测试样本点所占的比例为94%,而动态模型预测误差绝对值小于 300 m^3 的测试样本点所占的比例为96%.与采用统计回归和BP神经网络直接预测吹氧量相比,在各项指标上本文方法

均具有较明显的优势,证明采用本文方法能够有效提高转炉炼钢两阶段吹氧量的预测结果精度。

3 结 语

本文使用支持向量机建立氧气脱碳效率预测模型,利用预测得到的脱碳效率结果分别计算静态和动态吹氧量。针对静态模型输入数据维数大、冗余信息多、预测效果差的问题采用独立成分分析提取独立成分并降低输入维数。模型对于测试数据预测结果的高精度说明了其解决该问题的适用性;在详细分析影响氧气脱碳效率因素的基础上,较好地解决了传统模型直接预测吹氧量精度难以提高的问题。实验结果表明该模型在预测静态吹氧量时准确率达到94%,而预测动态吹氧量时准确率达到96%,能够保证两阶段吹氧量更接近工艺要求的范围,确保吹炼出符合目标要求的钢水。

参考文献:

- [1] 陶 钧,谢书明,柴天佑. 转炉炼钢控制模型的研究与展望[J]. 钢铁, 1999, **34**(8):69-73.
TAO Jun, XIE Shu-ming, CHAI Tian-you. Study and prospect of BOF steelmaking model [J]. *Iron and Steel*, 1999, **34**(8):69-73. (in Chinese)
- [2] 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 Guang-jun, LIANG Ben-chuan. Optimum model of static control on BOF steelmaking process [J]. *Steelmaking*, 1999, **15**(4):25-28. (in Chinese)
- [3] 丁 容,刘 浏. 转炉炼钢过程人工智能静态控制模型[J]. 钢铁, 1997, **32**(1):22-26.
DING Rong, LIU Liu. Artificial intelligence static

- control model in converter steelmaking [J]. *Iron and Steel*, 1997, **32**(1):22-26. (in Chinese)
- [4] 常立志,李正邦. 基于BP神经网络的转炉静态模型[J]. 炼钢, 2006, **22**(6):41-44.
CHANG Li-zhong, LI Zheng-bang. Study on BP neural net based converter static control model [J]. *Steelmaking*, 2006, **22**(6):41-44. (in Chinese)
- [5] 张 芳. 转炉炼钢[M]. 北京:化学工业出版社, 2008.
ZHANG Fang. *Converter Steelmaking* [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2008. (in Chinese)
- [6] Ekenel H K, Sankur B. Feature selection in the independent component subspace for face recognition [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, **25**(12):1377-1388.
- [7] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(3):626-634.
- [8] Smola A J, Scholkopf B. A tutorial on support vector regression [J]. *Statistics and Computing*, 2004, **14**(3):199-222.
- [9] Chapelle O, Haffner P, Vapnik V N. Support vector machines for histogram-based image classification [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, **10**(5):1055-1064.
- [10] Valyon J, Horváth G. A sparse robust model for a Linz-Donawitz steel converter [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2009, **58**(8):2611-2617.
- [11] PENG S Y, ZHANG G Y, LI H M. A novel modeling method based on support vector domain description and LS-SVM for steel-making process [C] // *Proceedings of the Seventh International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. New York: IEEE, 2008:2229-2234.

Blowing oxygen volume calculation model of BOF steelmaking based on oxygen decarburization efficiency prediction

LI Yang, HAN Min*, JIANG Li-wen

(School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: To accurately calculate the volume of blowing oxygen in basic oxygen furnace (BOF) steelmaking, oxygen decarburization efficiency prediction-based and dynamic blowing oxygen volume models are proposed. Firstly, independent component analysis is used to preprocess the inputs of static model. Then, support vector machine-based oxygen decarburization efficiency prediction models are built. Finally, the predicted oxygen decarburization efficiency combined with the mechanism of the formula is used to calculate the two-stage blowing oxygen volume. A 150 t BOF practical data are used for simulations, and experimental results show that the forecast accuracy of the oxygen decarburization efficiency of the model is higher and the proposed method is effective.

Key words: basic oxygen furnace (BOF) steelmaking; support vector machine (SVM); independent component analysis (ICA); oxygen decarburization efficiency; volume of blowing oxygen