

基于函数型数字孪生模型的转炉炼钢终点碳控制技术

徐 钢^{1,2)}, 黎 敏²⁾✉, 徐金梧²⁾, 贾春辉³⁾, 陈兆富³⁾

1) 北京科技大学计算机与通讯工程学院, 北京 100083 2) 钢铁共性技术协同创新中心, 北京 100083

3) 鞍钢股份鲅鱼圈钢铁分公司, 鲅鱼圈 115007

✉ 通信作者, E-mail: limin@ustb.edu.cn

摘 要 由于转炉冶炼过程中的热力学和动力学反应复杂, 副枪控制模型和传统的烟气分析模型存在很大的局限性, 导致了转炉冶炼终点碳含量的预测精度偏低, 是实现智能炼钢的主要技术瓶颈. 针对上述问题, 提出了基于烟气分析的炼钢过程函数型数字孪生模型. 首先, 利用烟气分析得到连续监测的实时数据, 以此来实时监控转炉熔池内钢水的碳氧反应状态; 然后, 根据熔池反应所处的不同阶段, 利用函数型数据分析方法建立吹炼前期和吹炼后期的函数型预测模型; 在此基础上, 按照吹炼前期和吹炼后期这两个阶段来分别自动修正模型中的系数函数, 从而能在复杂的实际工况条件下完成对熔池碳含量的准确预测. 通过 260 t 氧气转炉的工业应用实例, 证实函数型数字孪生模型具有良好的自学习和自适应能力, 对异常冶炼状态具有良好的鲁棒性, 可以实现全过程的熔池碳含量动态预测. 终点碳质量分数在 $\pm 0.02\%$ 范围内的命中率为 95%. 利用函数型数字孪生模型在拉碳阶段对钢水中碳含量的预测值来控制终吹点. 更为重要的是, 在保证入炉原料成分、温度、质量等参数稳定的前提下, 采用该模型可以有望取消基于副枪的停吹取样步骤, 从而降低生产成本, 提高产品质量和生产效率, 具有广泛的工业应用前景.

关键词 转炉炼钢; 数字孪生模型; 烟气分析; 函数型数据分析; 终点碳控制

分类号 TP277

Control technology of end-point carbon in converter steelmaking based on functional digital twin model

XU Gang^{1,2)}, LI Min²⁾✉, XU Jin-wu²⁾, JIA Chun-hui³⁾, CHEN Zhao-fu³⁾

1) School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

2) Collaborative Innovation Center of Steel Technology, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

3) Ansteel Co., Ltd. Bayuquan Iron and Steel Branch, Bayuquan 115007, China

✉ Corresponding author, E-mail: limin@ustb.edu.cn

ABSTRACT An important part of the iron-and-steel production process, converter steelmaking is the most widely used and efficient method of steelmaking in the world. Under the requirements of “China Manufacturing 2025,” ensuring intelligent steelmaking, improving smelting production efficiency, and reducing production cost are major concerns that should be addressed urgently in converter steelmaking. Owing to the complex thermodynamic and dynamic reactions in the converter smelting process, substance control and traditional flue-gas analysis models have limitations that result in low prediction accuracy of the end-point carbon in converter smelting, thereby causing the main technical bottleneck in intelligent steelmaking. Therefore, a functional digital twin model of the steelmaking process based on flue-gas analysis was proposed. First, continuously monitored real-time data were obtained by flue gas analysis to observe the carbon and oxygen reaction state of molten steel in the converter. Then, according to various stages of the converter reaction, the functional data analysis method was used to establish the functional prediction models for the early and late stages of blowing. The

收稿日期: 2018-07-23

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863计划)资助项目(2014AA041801-2)

greatest advantage of the method is that the model can automatically adjust the coefficient function according to the measured off-gas data by using a continuous functional curve to fit the complex dynamic reaction process. Therefore, the proposed model can accurately predict not only the normal smelting process but also the decarburization and carbon drawing process for the secondary scraping slag. An industrial experiment on a 260 t converter was conducted to prove that the functional digital twin model of the converter smelting process has good self-learning and self-adaptive ability and is robust to the abnormal smelting state. Furthermore, the model can predict the carbon content of the converter dynamically in the entire process and the end-point carbon content can reach 95% at $\pm 0.02\%$. Using the predicted value of the carbon content to control the final blowing point through the functional digital twin model can effectively prevent overblowing or underblowing. More importantly, on the premise of guaranteeing the stability of raw material composition, temperature, weight, and other parameters, the model is expected to cancel the blown-off sampling step based on substance. This feature can reduce the production cost while improving the product quality and production efficiency for a wide range of industrial applications.

KEY WORDS converter steelmaking; digital twin model; off-gas analysis; functional data analysis; end-point carbon control

近年来,钢铁制造技术正逐步从自动化、数字化、网络化向智能化方向发展。作为工业 4.0 重要的策略——信息物理系统(CPS, cyber-physical systems)和数字孪生模型在智能制造领域的应用已引起了广泛关注^[1-2]。殷瑞珏院士指出:钢厂智能化不只是数字信息系统,必须高度重视物理系统的研究,必须是有物理输入/输出的物质流网络、能量流网络和信息流网络“三网协同”的信息物理系统^[3]。信息物理系统通过集成先进的感知、计算、通信、控制等信息技术和自动控制技术,构建了物理空间与信息空间中人、机、物、环境、信息等要素相互映射、适时交互、高效协同的复杂系统,实现系统内资源配置和运行的按需响应、快速迭代、动态优化^[4]。目前,信息物理系统已应用于智能电网、智能交通、远程医疗、自动汽车、环境监控、航空航天、离散制造、流程制造等领域^[5-9]。

信息物理系统的优势在于,通过对每个物理对象(如转炉)嵌入计算单元、传感单元、执行单元、信息处理单元和通讯单元,使各物理组件具有自学习、自适应、自决策、自调控等多重功能。信息物理系统的本质是利用先进的传感技术,建立相应的数字孪生模型,实现过程的精准控制。

本文以氧气转炉为研究对象,针对转炉冶炼过程中复杂的热力学和碳氧反应等问题,建立转炉炼钢过程的函数型数字孪生模型,利用烟气分析的连续监测曲线数据,实时监控转炉内钢水的碳氧反应过程,提高钢水终点碳的预测精度。

1 转炉炼钢过程数字孪生模型

目前,绝大多数氧气转炉都采用副枪动态控制技术,吹炼中通过“静态控制模型+动态控制模型”来确定所需要渣料、冷却剂、氧气用量。在吹炼临近结束前 2~3 min,通过降下副枪来提取钢水试样,然后测温、定碳(称为“TSC”测定)。在此基础上,根

据 TSC 测定结果由动态模型调整吹炼终点,吹炼结束后再次降下副枪来提取钢水试样,然后测温、定氧(称为“TSO”测定)。

现有的转炉碳-温控制模型大多基于碳的质量平衡计算。静态模型根据主原料(铁水、废钢)与副料(熔剂、合金)的成分和加入量,利用物料平衡和热平衡原理计算吹氧量与副料加入时刻。动态模型根据副枪的实测数据,以冶炼钢种成分和出钢温度为目标值,进行实时计算和调整。但是,由于基于反应机理的静态模型和基于经验的动态模型缺乏过程的实时监测数据,钢水的终点碳命中率在 85% 左右。

由于副枪只能解决临近终点的某一时刻的钢水中碳质量分数和温度的测定,不具有连续性,无法对连续的碳氧反应过程建立动态的数字孪生模型。因此,近期很多钢铁厂采用了副枪测定与烟气分析相结合的方法,使得转炉终点碳控制精度有所提高。烟气分析通过从转炉废气烟道中获取废气中 CO、CO₂、N₂、O₂ 含量,并通过吹氧量、CO、CO₂ 随时间变化曲线来计算钢水的脱碳和升温过程。由于烟气分析具有连续检测的特点,钢铁企业开始尝试取消副枪的中间测碳和测温过程,而采用烟气分析数据来确定吹炼过程终点碳^[10-12]。这项技术可以提高生产效率,降低生产成本,因此引起了业内的广泛关注。

但是,目前炉气分析模型仍然依靠静态模型,转炉内钢水的碳含量预测模型的命中率取决于诸如废钢量、铁水质量及成分、造渣料的质量、成分等输入数据的准确性以及炉气分析设备的分析精度和气体流量的准确性等因素。由于炉气分析模型的局限性以及对输入数据的准确性要求,限制了终点碳预测模型的命中率,因而这项技术未能广泛应用。

1.1 转炉烟气分析模型

对于炼钢过程,炉缸内钢水中的碳氧反应是一

个随时间变化的连续反应过程,脱碳速率可以表示为^[11]

$$dC_t/dt = f(T_t, C_{t-1}, O_t, \alpha, \beta, \dots) \quad (1)$$

其中, C_t 和 C_{t-1} 分别表示当前时刻和前一时刻钢水中碳质量分数, T_t 和 O_t 表示当前时刻的钢水温度值和吹入的氧量, α 和 β 表示碳和氧的活度系数。

烟道中所测到的 CO 和 CO₂ 含量与炉缸内碳氧反应所产生的烟气及烟道中 CO 的二次燃烧有关。在确定的氧流量前提下,钢水中碳元素的质量分数可近似表达为

$$C_t \approx f(V_{CO}, V_{CO_2}, T, Q, \dots) \quad (2)$$

其中, V_{CO} 和 V_{CO_2} 分别表示烟道中一氧化碳和二氧化碳体积分数, T 为钢水温度值, Q 为烟气流量。根据碳质量平衡方程,脱碳速率为

$$\Delta C(t) \approx Q \times (K_1(t) m_{CO}(t) + K_2(t) m_{CO_2}(t)) \times \Delta t \quad (3)$$

其中, $\Delta C(t)$ 表示某一时刻内脱碳量(质量分数), $m_{CO}(t)$ 和 $m_{CO_2}(t)$ 表示该时刻烟道中一氧化碳和二氧化碳摩尔分数, $K_1(t)$, $K_2(t)$ 表示在 t 时刻碳氧反应中一氧化碳和二氧化碳的转换函数。在第 τ 时刻,钢水中碳质量分数为

$$C(\tau) = C_0 - \sum_{i=1}^{\tau} \Delta C(t) \quad (4)$$

其中, C_0 为钢水中原始碳质量分数。从式(3)可以看出,钢水中脱碳的速率是烟道中一氧化碳和二氧化碳含量随时间变化的函数。

转炉吹氧脱碳过程可以分为3个阶段:(1)硅锰反应:钢水中 Si、Mn 元素最先与 O₂ 反应,此时产生的 CO 较少,CO₂ 含量较高;(2)脱碳阶段:钢水中碳氧反应开始加剧,烟气中 CO 含量显著增加,同时由于二次燃烧产生一部分 CO₂;(3)拉碳阶段:当钢水碳含量降低到临界值时,脱碳速率开始减慢,碳氧反应趋于稳定,烟气中 CO 含量迅速减少,而二次燃烧产生的 CO₂ 开始增加。3个不同冶炼阶段,实际检测到的 CO 和 CO₂ 变化过程如图1所示。

目前,转炉的碳-温预测方法大多是基于脱碳速率的机理模型,利用物料平衡和热平衡原理,将主原料与副料的成分和加入量作为输入变量,将碳-温实测值作为输出变量,通过统计模型、神经网络(BP、RBP)或支持向量机及改进后的模型,经过学习来预测终点碳的含量^[13-15]。但是,这类方法由于很难预测 CO 和 CO₂ 复杂的连续变化过程,终点碳的预测精度有待提高。

1.2 函数型数据分析的数字孪生模型

针对连续变化的数据分析问题,近年来函数型

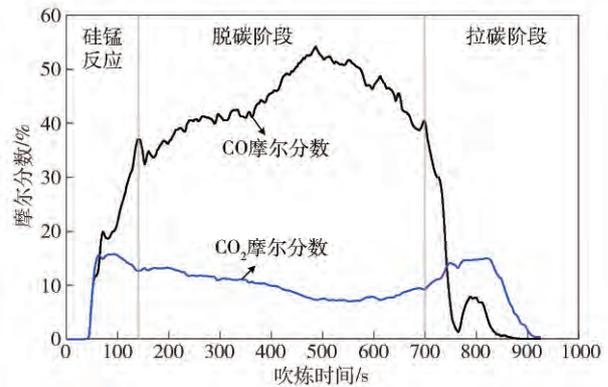


图1 冶炼过程中 CO 和 CO₂ 含量的变化曲线

Fig.1 Profile of CO and CO₂ during the steelmaking process

数据分析(functional data analysis, FDA)方法引起了工业界的广泛关注。在工业大数据分析领域,很多的研究对象是以函数或连续曲线的形式存在的,比如前面讨论的转炉冶炼过程中 CO 和 CO₂ 的变化曲线。

函数型数据分析方法取决于响应(response)或协变量(covariate)是函数型数据或向量(vector)以及它们的各种组合,包括函数型响应和函数型协变量的组合,向量型响应和函数型协变量的组合,函数型响应和向量型协变量的组合^[16-17]。从式(2)和式(3)可以看出,钢水中碳元素的质量分数是烟气中 CO、CO₂、 T 和 Q 的回归方程。

传统的线性回归模型可以表示为

$$Y = \alpha_0 + \langle X, \alpha \rangle + e \quad (5)$$

其中,标量型响应 $Y \in \mathbf{R}$, 向量型协变量 $X \in \mathbf{R}^p$, α 为回归系数向量, α_0 为常数项, e 为误差。当 $X(t)$ 为函数型协变量时, $\alpha(t)$ 为系数函数,函数型线性回归模型为

$$Y(t) = \alpha_0 + \int X^C(t) \alpha(t) dt + e \quad (6)$$

其中, $X^C = X(t) - \mu(t)$ 为中心化后函数型协变量。如果选择同一类型正交基函数,如傅立叶基函数或 B 样条基函数,则有

$$\begin{aligned} X(t) &= \sum_{k=1}^A C_k \phi_k \\ \alpha(t) &= \sum_{k=1}^A \alpha_k \phi_k \\ Y(t) &= \alpha_0 + \int \sum_{k=1}^A C_k \alpha_k \phi_k \phi_k dt + e = \\ &= \alpha_0 + \sum_{k=1}^A C_k \alpha_k \int \phi_k \phi_k dt + e = \\ &= \alpha_0 + \sum_{k=1}^A C_k \alpha_k + e \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)中, ϕ_k 是基函数, C_k 是原始信号中基函

数的系数 α_k 是系数函数中基函数的系数. 式 (7) 是函数型线性回归的一种简单形式, 即协变量和系数函数具有同样的基函数. 广义函数型线性回归的表达式为

$$g\{E(Y(t))\} = \alpha_0 + \int X_i(t) \alpha(t) dt \quad (8)$$

式 (8) 中, $E(\cdot)$ 代表数学期望, g 代表映射关系. 采用截断基函数表达式, 则

$$X_i(t) = \sum_{k=1}^{A1} C_{i,k}^* \phi_k(t)$$

$$\alpha(t) = \sum_{k=1}^{A2} \alpha_k^* \psi_k(t) \quad (9)$$

式 (9) 中, $\psi_k(t)$ 表示截断后的基函数. 因而, 有

$$\int X_i(t) \alpha(t) dt = C_i^* J_{\phi, \psi} \alpha^* = C_i^{**} \alpha^* \quad (10)$$

其中 $C_i^{**} = C_i^* J_{\phi, \psi} J_{\phi, \psi} = \int \phi(t) \psi^T(t) dt$.

基于函数型的终点碳预测模型包括两个部分:

- (1) 由式 (8) 预测拉碳阶段初期钢水中的碳含量;
- (2) 由式 (3) 和 (4) 预测终点碳含量. 采用两阶段碳含量预测模型具有以下优点:

(1) 由于硅锰反应和脱碳阶段涉及复杂的碳氧连续反应, 可以通过式 (8) 对历史数据的学习, 挖掘吹氧过程烟气中 CO、CO₂ 曲线数据与炉内反应过程的变化规律, 并获得对应系数矩阵 C 和回归系数函数. 本质上, 系数矩阵 C 和回归系数函数表达了炉内的碳氧连续反应与烟气曲线数据的对应关系.

(2) 在拉碳阶段, 碳氧反应趋于稳定, 可以通过式 (3) 和 (4) 来预测钢水中终点碳含量. 但是, 需要通过对历史数据学习来确定函数型系数 $K_1(t)$ 和 $K_2(t)$, 并将式 (8) 得到的拉碳阶段初期钢水中的碳含量作为 C_0 代入到式 (4) 中, 最终确定终点碳含量.

(3) 由于在硅锰反应和脱碳阶段, 采用函数型回归方程来预测吹炼初期复杂的碳氧连续反应过程, 并通过烟气检测曲线数据建立数字孪生模型, 实现钢水中碳含量动态预测. 在拉碳阶段, 采用更精准的函数型表达式 (3) 和 (4) 来预测终点碳. 因此, 采用两阶段函数型预测模型能适应吹炼过程各种复杂的连续反应过程 (包括出现喷溅), 具有良好的自适应性.

具体计算步骤如下:

(1) 采集烟气数据及 TSC 和 TSO 采集的碳含量和钢水温度值, 建立学习样本集;

(2) 选择基函数 (对于非周期函数宜采用 B-条样函数), 及函数阶数和结点数;

(3) 对样本集进行学习, 获得系数矩阵 C 和回归系数函数 α , 并优化基函数的阶数和结点数, 建立转炉炼钢过程的函数型数字孪生模型;

(4) 通过对拉碳阶段的历史数据学习, 确定函数型系数 $K_1(t)$ 和 $K_2(t)$;

(5) 实时采集烟气中的流量值、CO 和 CO₂ 含量, 通过转炉吹炼过程的两个不同阶段的数字孪生模型实时预测拉碳阶段钢水中碳含量.

2 工业应用实例

为了验证转炉炼钢的数字孪生模型的预测精度, 从 260 t 氧气转炉的烟气上升管道中采集烟气数据. 该转炉于 2010 年投产, 由西门子公司提供全套控制系统, 并配备了副枪和烟气分析质谱仪. 控制模型包括静态模型 + 动态模型, 通过副枪检测 TSC 值, 并根据实测值修正动态模型. 临近终吹点时, 下副枪检测 TSO 值, 并确定出钢时间. 由于缺乏基于烟气数据的控制模型, 烟气检测数据仅用于检测 CO 浓度, 便于能源有效利用.

考虑到冶炼过程中各种复杂情况, 采集的数据中包括正常炉况、出现喷溅以及二次扒渣时烟气数据以及从 TSC、TSO 测取的钢水中碳含量. 下面讨论不同情况下, 将采集的烟气数据中 CO、CO₂ 和氧气流量实时曲线作为函数型协变量, 建立函数型数字孪生模型来预测钢水中碳含量.

(1) 正常情况.

在正常吹炼过程中, 烟道中 CO 含量在吹氧早期呈缓慢上升 (硅锰反应) 过程, 而 CO₂ 含量上升较快. 大约在 2 min 后, 由于钢水温度升高及硅锰反应减缓, 吹炼进入脱碳阶段. 脱碳阶段的时间取决于铁水中原始碳含量、加入的废钢中碳含量和吹入的氧流量. 大约在终吹结束前 2 ~ 3 min, 钢水中的碳质量分数已降到 0.5% 左右, 这时烟气中 CO 含量迅速下降, 而 CO₂ 含量明显增加. 图 2 给出了正常情况下, CO 和 CO₂ 实测值和通过函数型数字孪生模型得到的预测值对比图.

由于烟气数据属于非周期曲线, 因此选择 B-条样函数作为基函数. 通过惩罚函数的优化, 确定基函数的阶数为 4, 结点数 20. 从图 2 可以看出, 由函数型数字孪生模型表示的曲线 (粗线部分) 与实际采集的 CO 和 CO₂ 曲线 (细线部分) 进行了很好的拟合, 同时消除原曲线中随机噪声.

(2) 出现喷溅.

由于炼钢过程中, 需要加入造渣辅料, 脱除铁水中有害元素, 因此钢液上面会出现炉渣. 当炉渣积

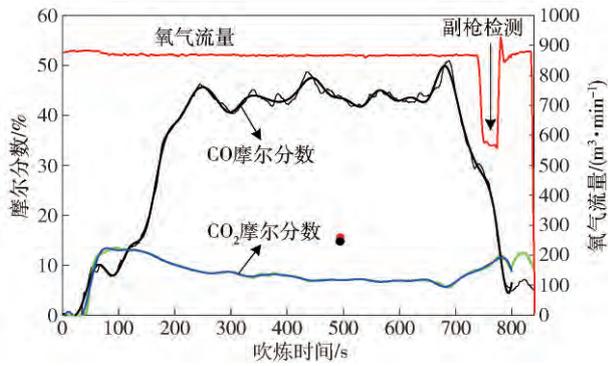


图2 正常情况下烟气数据实测与拟合曲线

Fig. 2 Measured and fitted off-gas profile under normal conditions

累到一定厚度,炉渣变得黏稠甚至结成硬块,称为“返干”。出现“返干”时,钢水中大量的CO不易排出,积累到一定程度时,就会突然从炉口喷出,即出现喷溅。当炉缸内出现返干时,CO含量突然下降,CO₂含量增加。

出现喷溅是炼钢过程中经常发生的现象,为了验证炼钢数字孪生模型的普适性,采集了出现喷溅时烟气曲线,如图3所示。从图中可以看出,当出现返干时烟气中CO含量突然下降,化渣后又迅速上升。尽管出现了复杂的喷溅现象,但是函数型数字孪生模型仍然能很好地描述各种复杂情况。需要特别指出,喷溅样本是与正常样本组成同一个学习样本集,基函数及函数参数是一致的,说明数字孪生模型具有良好的鲁棒性,能适应各种复杂情况。

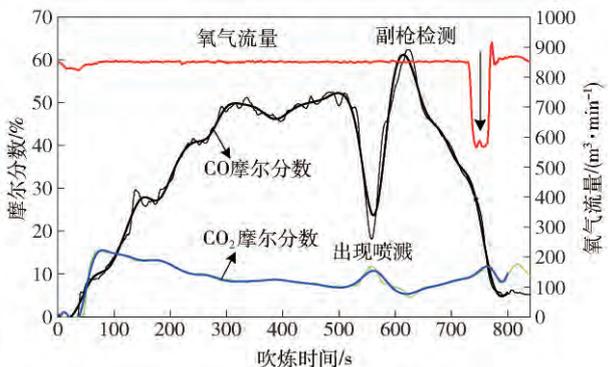


图3 出现喷溅时烟气数据实测与拟合曲线

Fig. 3 Measured and fitted off-gas profile when slopping occurs

(3) 二次扒渣.

当初始铁水中硅含量过高时,将会使转炉冶炼过程中的渣料和消耗增加,极易出现喷溅等异常现象,并使得渣料中的SiO₂含量过高,从而影响石灰渣化速度,延长吹炼时间。因此,由于初始铁水Si含量的差异,部分炉次的吹炼过程中会采用“二次扒渣”。转炉在扒渣时处于停止吹氧状态,如图4所示。

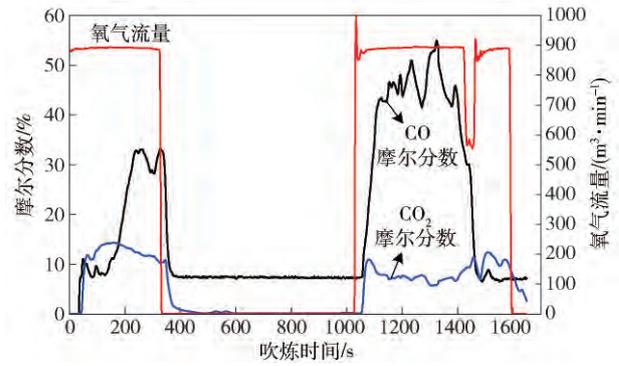


图4 二次扒渣过程中烟气数据曲线

Fig. 4 Off-gas profile in two-stage slagging

为了更准确地预测脱碳和拉碳过程,仅取二次扒渣后再次吹炼的烟气数据,如图5和图6所示。图5表示扒渣后,正常吹炼时烟气中CO和CO₂含量的变化曲线。图6是扒渣后,在吹炼过程出现喷溅时,烟气中CO和CO₂含量变化曲线。

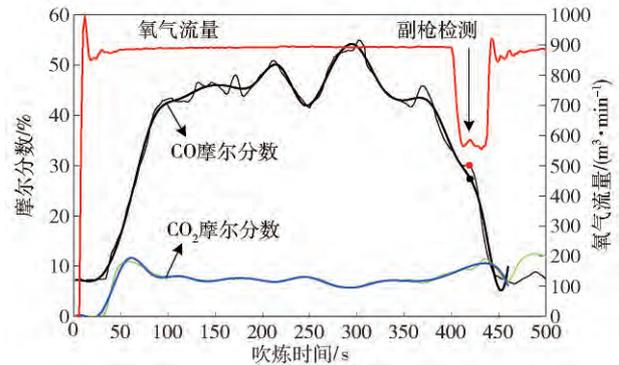


图5 二次扒渣后正常情况下烟气曲线

Fig. 5 Off-gas profile under normal conditions after two-stage slagging

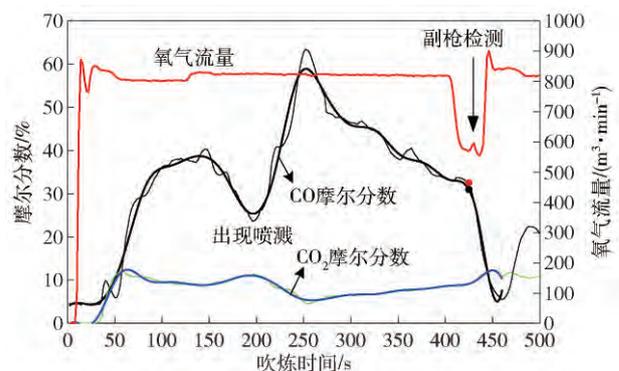


图6 二次扒渣后出现喷溅时烟气曲线

Fig. 6 Off-gas profile when slopping occurs after two-stage slagging

从图5和图6可以看出,虽然经过二次扒渣,再次吹氧过程中仍与前面所讨论的脱碳与拉碳过程有着相同的规律,尤其是拉碳阶段,烟气中CO含量迅速下降,CO₂含量显著增加。因此,转炉炼钢过程的数字孪生模型仍然适用于二次扒渣的情况。唯一的

差别在于基函数的时间跨度不同,因此在建立数字孪生模型时,需对二次扒渣的情况另建学习样本集.

为了验证炼钢数字孪生模型可以通过烟气检测仪所采集的实时曲线来预测炉缸内钢水中碳含量,随机选取部分钢种在下副枪时,TSC 碳含量实测值与预测值对比分析,如表 1 所示.

表 1 副枪检测时(TSC) CO 和 C 质量分数对比表

Table 1 Comparison of CO and C content at time of substance (TSC) testing %

钢种	实测 CO	预测 CO	实测 C	预测 C
AH32	32.091	30.810	0.223	0.199
AH32	24.222	21.285	0.425	0.446
SPHC	22.578	21.521	0.448	0.463
SPA-H	32.637	32.631	0.269	0.250
SPHC	22.571	21.098	0.367	0.394
B	27.867	25.655	0.355	0.340
SPHC	20.924	20.009	0.406	0.403
IF	34.245	33.411	0.246	0.229

图 7 和图 8 分别给出了常规冶炼(包括出现飞溅)和二次扒渣情况下,拉碳阶段钢水中碳质量分数实测值(TSC)和函数型数字孪生模型预测值对比图,其中 95% 以上的预测值与实测值的误差在 ±0.02% 范围内,最大误差为 0.03%.

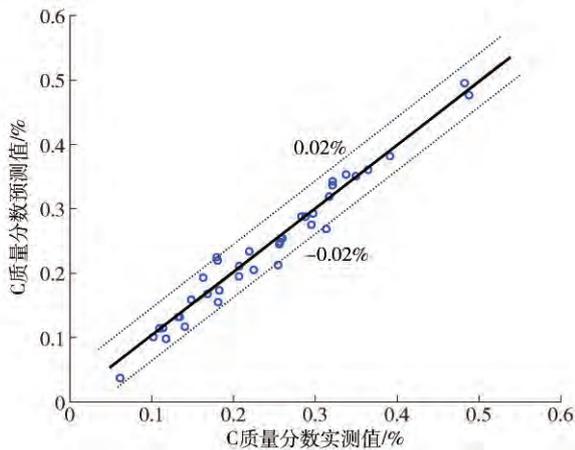


图 7 常规冶炼情况下拉碳阶段碳含量对比图

Fig. 7 Carbon comparison in decarburization stage in normal steel-making

图 9 给出了拉碳阶段,终点碳实测值(TSO)和由式(3)和(4)表示的函数型模型预测值对比图.

3 讨论

函数型数字孪生模型是通过学习实际生产数据(包括原料、辅料、枪位、吹氧量等)来确定常数项和系数函数,其本质属于数据驱动的统计建模方法.

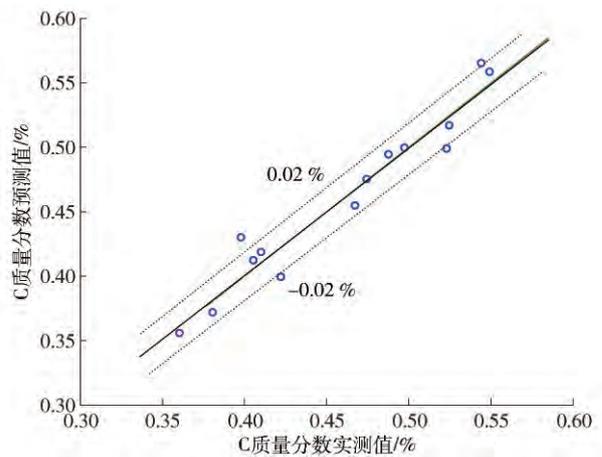


图 8 二次扒渣情况下拉碳阶段碳含量对比图

Fig. 8 Carbon comparison in decarburization stage in two-stage slagging

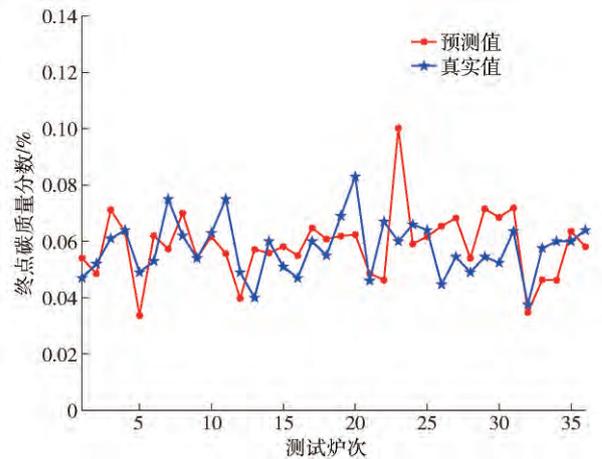


图 9 终点碳实测值(TSO)和模型预测值对比图

Fig. 9 End-point carbon comparison between measured and predicted data

当实际生产工艺出现波动时,按照吹炼前期和吹炼后期(拉碳阶段)这两个阶段来分别自动修正模型中的系数函数,从而能在复杂的实际工况条件下完成对熔池碳含量的准确预测.在下一步的研究工作中,为了提高模型对终点碳的预测精度,还需从以下几方面进一步开展研究:

(1) 提高烟气检测的准确性. 现有的烟气分析仪大多安装在烟道的上升管道上,由于 CO 在炉内和上升管道会发生二次燃烧,因此 CO 和 CO₂ 值在上升过程中会发生变化. 建议烟气分析仪安装在靠近炉口的位置,同时安装烟气温度传感器,更精准地感知实际反应过程.

(2) 减少烟罩口吸入的空气. 从烟罩口吸入的空气会直接影响 CO 和 CO₂ 的浓度,因而造成预测模型的误差. 尤其,当炉口吸入的空气量出现较大变化时,会造成 CO 和 CO₂ 的浓度的波动,影响模型

的精度。

(3) 保持操作过程的平稳性。转炉冶炼过程中与来料数据、工艺控制参数直接相关, 如对氧枪控制方式、顶底复吹模式、加料批次等等都会影响转炉的终点控制精度。虽然新模型具有良好的自适应性, 但操作数据的大幅波动仍会影响模型的预测精度。在这种情况下, 将进一步采用增量学习的方法来重新调整模型的系数, 以减少工况的变化对预测结果的影响。

4 结论

本文以炼钢过程为例, 利用烟气分析的实时数据, 建立转炉炼钢过程的函数型数字孪生模型, 实现转炉炼钢过程的动态控制。主要结论如下:

(1) 提出了转炉炼钢过程的函数型数字孪生模型的建模方法。模型能实时、精确地描述整个反应过程, 实现了全过程的动态预测。终点碳在 $\pm 0.02\%$ 误差范围内的命中率为 95% , $\pm 0.01\%$ 的命中率为 70% 左右。

(2) 数字孪生模型可以根据动态预测分析, 预示是否会出现喷溅, 为过程控制提供预警。另外, 可以通过模型在拉碳阶段对钢水中碳含量的预测值来控制终吹点, 避免出现过吹或欠吹。

(3) 由于采用连续的函数型曲线来拟合复杂的动态反应过程, 模型能根据烟气的实测数据自主调整系数函数, 因此不仅能准确预测正常冶炼(包括出现喷溅)过程, 而且对二次扒渣, 均能准确预测脱碳和拉碳过程。

(4) 采用函数型炼钢过程数字孪生模型有望取消副枪检测过程, 从而降低生产成本, 提高产品质量和生产效率, 具有广泛的工业应用前景。

参 考 文 献

- [1] Aacatech-National Academy of Science and Engineering. *Cyber-Physical Systems: Driving Force for Innovations in Mobility, Health, Energy and Production*. Berlin: Springer Publishing Company, 2012
- [2] Lee E A. CPS foundations // *Design Automation Conference*. Anaheim, 2010: 737
- [3] Yin R Y. A discussion on “smart” steel plant-view from physical system side. *Iron Steel*, 2017, 52(6): 1
(殷瑞钰. 关于智能化钢厂的讨论—从物理系统一侧出发讨论钢厂智能化. *钢铁*, 2017, 52(6): 1)
- [4] China Information Physics System Development Forum. White Paper on Information Physics Systems [J/OL]. *Cyber Physical Systems* (2017-03-02) [2018-07-20]. <http://www.cesi.cn/201703/2251.html>
(中国信息物理系统发展论坛. 信息物理系统白皮书 [J/OL]. 信息物理系统 (2017-03-02) [2018-07-20]. <http://www.cesi.cn/201703/2251.html>)
- [5] Zhang C X, Cheng L L, Wang X D. Research on architecture of intelligent manufacturing based on cyber-physical system. *Comput Sci*, 2013, 40(6A): 37
(张彩霞, 程良伦, 王向东. 基于信息物理融合系统的智能制造架构研究. *计算机科学*, 2013, 40(6A): 37)
- [6] Sun X Y, Wang X, Wu J W, et al. Prediction-based manufacturing center self-adaptive demand side energy optimization in cyber physical systems. *Chin J Mech Eng*, 2014, 27(3): 488
- [7] Wang L H, Törmgren M, Onori M. Current status and advancement of cyber-physical systems in manufacturing. *J Manuf Syst*, 2015, 37: 517
- [8] Pirvu B C, Zamfirescu C B, Gorecky D. Engineering insights from an anthropocentric cyber-physical system: a case study for an assembly station. *Mechatronics*, 2016, 34: 147
- [9] Xu G, Zhang X T, Li M, et al. Online monitoring and control method of product quality based on embedded cyber-physical system models. *J Mech Eng*, 2017, 53(12): 94
(徐钢, 张晓彤, 黎敏, 等. 基于嵌入式 CPS 模型的产品质量在线管控方法. *机械工程学报*, 2017, 53(12): 94)
- [10] Wang X H, Li J Z, Liu F G. Technological progress of BOF steelmaking in period of development mode transition. *Steelmaking*, 2017, 33(1): 1
(王新华, 李金柱, 刘凤刚. 转型发展形势下的转炉炼钢科技进步. *炼钢*, 2017, 33(1): 1)
- [11] Liao D S, Sun S, Waterfall S, et al. Integrated KOBM steelmaking process control // *Oxygen Steelmaking*. Beijing, 2015: 107
- [12] Wu L, Jiang Z H, Gong W, et al. Continuous control of BOF by gas analysis. *Steelmaking*, 2008, 24(1): 12
(吴令, 姜周华, 龚伟, 等. 通过烟气分析实现转炉连续控制. *炼钢*, 2008, 24(1): 12)
- [13] Xie S M, Tao J, Chai T Y. BOF steelmaking endpoint control based on neural network. *Control Theory Appl*, 2003, 20(6): 903
(谢书明, 陶钧, 柴天佑. 基于神经网络的转炉炼钢终点控制. *控制理论与应用*, 2003, 20(6): 903)
- [14] Yuan P, Mao Z Z, Wang F L. Endpoint prediction of EAF based on multiple support vector machines. *J Iron Steel Res Int*, 2007, 14(2): 20
- [15] Han M, Zhao Y, Yang X L, et al. Endpoint prediction model of basic oxygen furnace steelmaking based on robust relevance vector machines. *Control Theory Appl*, 2011, 28(3): 343
(韩敏, 赵耀, 杨溪林, 等. 基于鲁棒相关向量机的转炉炼钢终点预报模型. *控制理论与应用*, 2011, 28(3): 343)
- [16] Ramsay J O, Silverman B W. *Functional Data Analysis*. 2nd Ed. New York: Springer, 2005
- [17] Morris J S. Functional regression. *Ann Rev Stat Appl*, 2015, 2: 321