

高炉铁水质量信息在线检测方法综述

蒋珂¹, 蒋朝辉^{1,2}, 谢永芳¹, 潘冬¹, 桂卫华¹

(1. 中南大学自动化学院, 湖南长沙 410083; 2. 鹏城实验室, 广东深圳 518000)

摘要: 高炉铁水质量信息包括铁水温度和铁水成分(硅、磷、硫、锰等), 是表征产品质量、能耗水平以及炉温状态的重要参数。高炉铁水具有温度高、辐射强、渣铁混合、多种成分并存且含量差别大等特点, 其出铁过程处于间歇性随机分布的粉尘和强振动等恶劣环境中, 使得铁水质量信息在线直接获取困难, 造成铁水质量精细化调控盲目。因此, 实时在线地获取铁水质量信息对提升产品质量和保障高炉稳定顺行具有重要意义。本文主要聚焦于铁水质量信息在线检测和在线预报方法的研究现状, 具体包括接触式和非接触式的铁水温度在线检测方法、基于机理分析和数据驱动的铁水温度在线预报方法, 基于仪器分析的铁水硅含量在线检测方法、基于机理分析和数据驱动的铁水硅含量在线预报方法, 分析了现有方法的优缺点, 并展望了智能制造和工业大数据背景下的铁水质量信息智能感知的相关研究方向。

关键词: 高炉; 铁水温度; 铁水成分; 机理分析; 数据驱动; 硅含量; 在线检测; 预报

文献标志码: A **文章编号:** 1000-7059(2022)02-0019-15

A review of on-line detection method for quality information of molten iron in blast furnace

JIANG Ke¹, JIANG Zhaohui^{1,2}, XIE Yongfang¹, PAN Dong¹, GUI Weihua¹

(1. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China;

2. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518000, China)

Abstract: Blast furnace quality information of molten iron, including molten iron temperature and molten iron composition (silicon, phosphorus, sulfur, manganese, etc.), is an important parameter that characterizes the quality of molten iron, energy consumption status and furnace temperature status. However, the direct online measurement of the molten iron quality information is difficult to realize because of the high temperature, strong radiation, mixing of slag and iron, the coexistence of multiple elements and large difference in content. The characteristics of intermittent random dust in the casting field and strong vibration in the tapping process also bring great challenges to the detection of quality information, which will lead to the blindness of the refined control of molten iron quality. Therefore, real-time online detection of quality information of molten iron is of great significance for improving the quality of the molten iron and ensuring the smooth operation of the blast furnace. The

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61773406); 国家自然科学基金国家杰出青年科学基金(61725306); 国家自然科学基金重大项目(61290325); 国家重大科研仪器研制项目(61927803); 中南大学研究生自主探索创新项目(2021zzts0183); 湖南省研究生科研创新项目(CX20210242)

作者简介: 蒋珂(1994—), 女, 博士生; **收稿日期:** 2021-11-02

通信作者: 蒋朝辉(1978—), 男, 教授, 博士。

current research status of quality information of molten iron based on online measurement equipment and prediction methods is surveyed. Specifically, including molten iron temperature online detection methods based on contact and non-contact equipment, molten iron temperature online prediction methods based on mechanism and data-driven models, molten iron silicon content online detection methods based on instrumental analysis, molten iron silicon content online prediction methods based on mechanism and data-driven models. Then, the merits and demerits of these approaches are summarized. Finally, future research directions of intelligent measurement of quality information of molten iron are suggested with respect to intelligent manufacturing and industrial big data.

Keywords: blast furnace; molten iron temperature; molten iron element; mechanism analysis; data-driven; silicon content; on-line detection; prediction

0 引言

钢铁产业是制造业的重要组成部分,是建设社会主义现代化强国的重要基石,是绿色低碳发展和生态文明建设的重点领域^[1-2]。钢铁材料是人类文明发展不可或缺的基础性材料,不仅在建筑、军工、机械和航空航天中占据着重要的战略地位,也在保障国家重大工程建设和推动国民经济增长等方面起着不可替代的作用^[3-4]。“十三五”期间,我国钢铁行业发展迅猛,但我国钢铁行业仍面临着资源利用效率低、自主创新能力不足、产业集中度不高、绿色发展不平衡和智能制造体系不完善等问题^[5-6]。为此,《钢铁工业“十三五”中期回顾与“十四五”发展展望》中明确指出我国钢铁行业“十四五”期间要真正实现高质量发展,不仅要过“五关”,更要斩“六降”,“五关”即产能关、布局关、绿色关、质量关和效率关,“六降”即降预期、降杠杆、降排放、降人员、降风险和降成本^[7]。这表明,我国“十四五”期间国家特别注重钢铁产品质量的提升,以解决我国全面建设小康社会对质量、效益俱佳的制造材料和建设材料的重大需求^[8-9]。

高炉炼铁是钢铁流程中的上游和关键工序,通过周期性地在炉顶布料、持续性地在风口平台鼓入热风,下行的炉料和上行的热风在密闭的炉内发生一系列复杂氧化还原反应生成高温熔融铁水。优质铁水是冶炼“高纯净”优质钢的前提和提高钢材产品质量的基础。然而,我国高炉冶

炼过程因原燃料品位低、成分波动频繁、关键参数无法实时在线检测等,造成反映铁水质量信息的铁水温度及铁水成分呈现出高动态特性,对冶炼优质钢极为不利^[10-11]。

在冶炼过程中,铁水质量信息反映了高炉铁水的质量、炉况的稳定性和能耗水平,在线检测并监控铁水的质量信息是保证铁水产品规格、提升产品质量和优质率的重要途径^[12-15]。由于高炉出铁场环境复杂多变和原料品位波动频繁,国内外缺少精准的铁水质量信息在线检测方法,众多炼铁厂对铁水温度和铁水成分主要采用人工手持热电偶检测和离线化验分析,难以满足钢铁行业高质量发展的检测需求。因此,结合我国高炉炼铁资源环境约束日益增强的国情,在“碳达峰”和“碳中和”目标以及可持续发展的背景下,低碳化、绿色化成为钢铁工业转型升级发展的“主旋律”下亟需研究大型高炉铁水质量信息在线检测方法来保证产品质量和监控高炉炉况,实现高炉高效运行控制和绿色低碳生产^[16-17]。

本文针对高炉冶炼过程铁水温度和铁水成分在线检测的研究现状进行综述,其在线检测方法分类如图 1 所示。本文首先对铁水温度的接触式、非接触式检测方法和预报方法进行梳理总结,然后概述了利用仪器检测和基于机理、数据的铁水成分预报方法,最后结合当前的自动化与智能化的发展趋势、工业过程需求和人工智能技术,探讨了未来该领域中可能发展的研究方向。

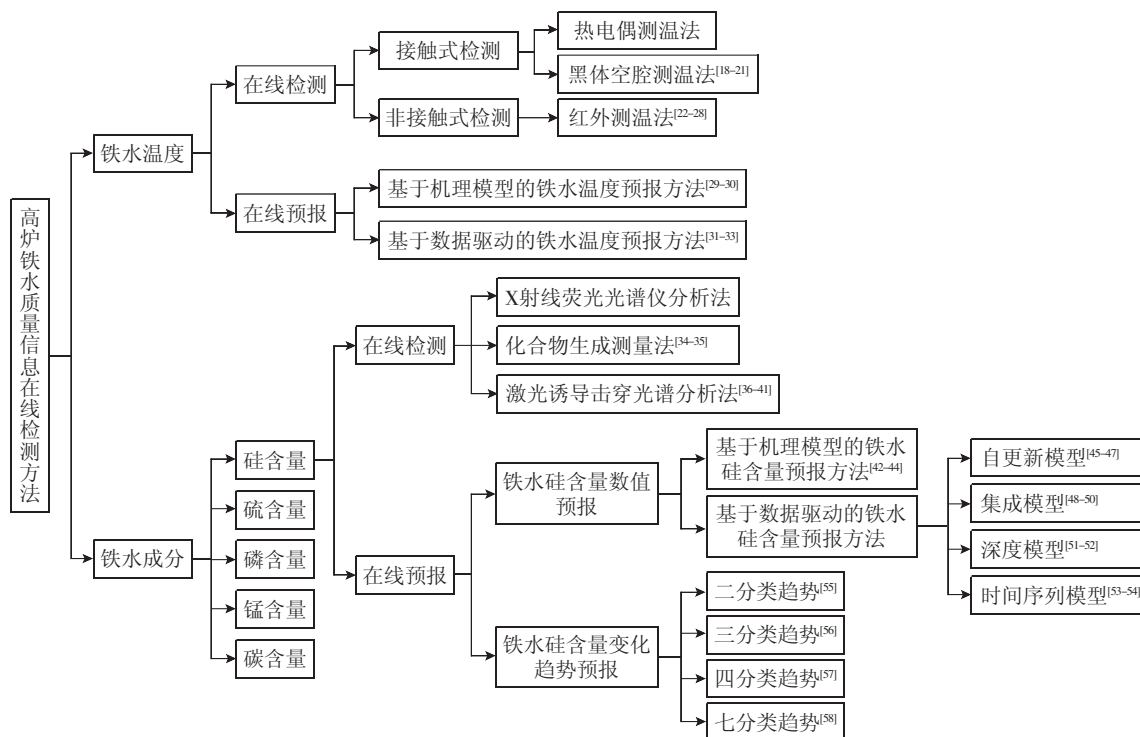


Fig. 1 Classification of on-line detection methods for molten iron quality information

1 高炉冶炼过程工艺分析

高炉是炼铁流程中的主体设备,是一个气体、液体和固体三相共存的竖式反应器。高炉炼铁系统主要由高炉主控室、槽下配料称量系统、上料布料系统、渣铁处理系统、热风炉送风系统、

喷吹系统、煤气除尘设施及高炉本体等多个部分组成,冶炼的工艺过程如图2所示。

高炉冶炼过程是一个连续的生产过程,全过程是在炉料自上而下、煤气自下而上的相互接触过程中完成的。固体燃料(焦炭、煤分等)、含铁

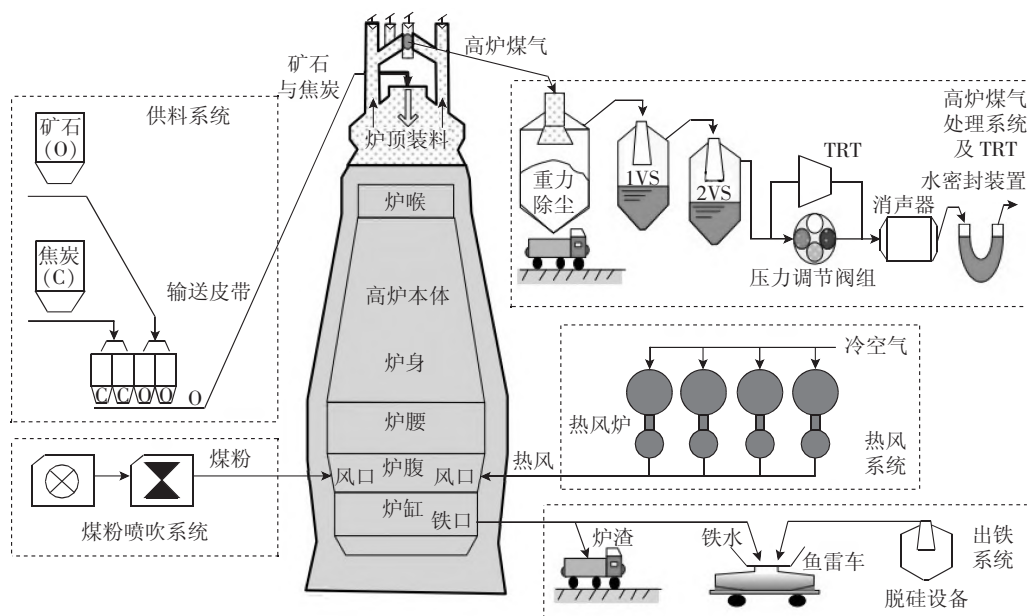


Fig. 2 Blast furnace ironmaking process

原料(烧结矿、球团矿和块矿)和熔剂(白云石、石灰石和锰矿等)按一定比例送入上料布料系统,热风炉向高炉内鼓入热风与焦炭发生化学反应生成一氧化碳和氢气。下降的炉料和上升的高温煤气流相遇,先后发生传热、还原、熔化、脱碳反应后生成生铁,含铁矿石中的杂质和一些熔剂发生反应生成炉渣,最终下落到炉缸区与铁水混合,铁水从铁口排出流经铁口,最终在撇渣器处实现渣铁分离。根据反应过程可以将高炉从上到下大致分为 5 个部分:在炉喉和炉身上部保持原料形态的块状带,主要发生矿石间的间接还原反应和焦炭的气化反应;炉料和煤气发生反应在炉身中下部形成的软熔带,主要发生矿石间的还原和渗碳反应;在炉腰处熔化的铁水和炉渣沿焦炭缝隙下降的滴落带,合金元素进入并发生还原反应;鼓风机在炉腹处由于焦炭的回旋运动形

成的风口回旋区,鼓风中的氧、焦炭和煤粉等在此发生燃烧反应;位于底部的炉缸区主要储存铁水和熔渣,并间歇性地打开铁口排出渣铁混合的铁水。

在高炉炼铁过程中,炉前出铁是高炉工人可以操作管理的一个关键环节,典型的高炉出铁场如图 3 所示。当炉缸内的铁水到达一定容量后,使用开孔机钻开出铁口出铁,炉缸内铁水在炉压作用下经出铁口流至铁水主沟中,炉渣伴随铁水从出铁口一起流出,铁水主沟上方的除尘系统将出铁过程中产生的粉尘吸走。铁水流至撇渣器时,经过撇渣器的撇渣,铁水和炉渣发生分离,炉渣会流到渣沟中。经过撇渣的铁水流入铁沟中,进而经摆动溜嘴流至鸭嘴罐或鱼雷罐车中,之后被送至后续的炼钢工序。

由高炉炼铁工艺可知,熔融铁水是高炉的主

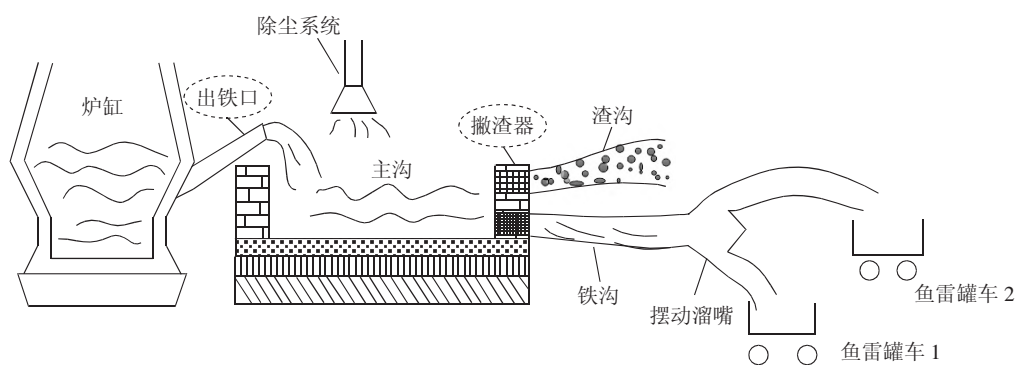


图 3 高炉出铁场示意图

Fig. 3 Schematic of blast furnace cast field

要产物,也是后续炼钢工序的原料,铁水质量的好坏不仅反映了高炉运行状况和冶炼能耗水平,而且直接关系到后续的炼钢工序。铁水质量的评价指标主要包括铁水温度和铁水化学成分,考虑到铁水温度高、辐射强、渣铁混合,化学元素种类多且含量相差大等特点,致使铁水质量信息实时在线直接获取困难,造成支撑高炉铁水质量调控、热状态分析、炉缸活跃程度判断的关键运行信息缺失,严重制约了高炉炼铁过程的智能化运行与绿色高效低碳生产。为此,国内外大量的学者针对铁水质量信息实时在线检测问题做出了很多原创性的工作。

2 高炉铁水温度在线检测方法

高炉铁水温度直接表征炉缸内铁水的物理热,也是反映铁水质量、高炉炉温变化及高炉能耗状况的重要参数。目前高炉铁水温度的在线检测方式可以分为接触式测量和非接触式测量两大类。

2.1 基于接触式的铁水温度在线检测方法

基于接触式的铁水温度在线检测方法主要包括热电偶测温法和黑体空腔测温法。这些方法需要将设备插入到铁水中,利用测温敏感元件直接与铁水接触,使敏感元件与铁水进行充分的热交换,使两者具有同样的温度来达到测量铁水

温度的目的。

2.1.1 热电偶测温法

目前高炉现场主要采用接触式快速热电偶来检测高炉撇渣器处的铁水温度,热电偶的测温结果较为稳定可靠,操作直接简单。快速热电偶的工作原理是金属的热电效应,即当两种不同导体接合成闭合回路时,接合点两端的温度差会在闭合回路内产生热电流。但快速热电偶测温方式是一次消耗型的,每次检测铁水温度都会消耗一支热电偶,且每次测温只能获取某个位置处的单点温度,即这种测温方式属于间断式点源测温。在一次出铁过程中,只能获取有限个温度数据,难以实现铁水温度的连续检测,且快速热电偶的响应速度较慢,在高炉现场常常因为操作工人测温不熟练导致热电偶已经烧损但未能成功检测铁水温度的情况。另外,这种测温方式是将快速热电偶插到测温枪的一端,每次测温前需要更换新的热电偶,再由靠近铁水沟的工人将测温枪插入铁水中去测温,环境恶劣且铁水容易在高炉现场飞溅,导致这种接触式测温方式具有一定的危险性。目前在高炉现场主要使用价格便宜的一次性快速热电偶来检测铁水温度。尽管如此,使用快速热电偶测温的人力成本和热电偶消耗成本也不容忽视,且间歇式的铁水温度检测方式导致铁水温度数据的质量和数量都得不到保证,也不能及时为高炉现场操作者提供实时的铁水质量、运行炉况和能耗水平的反馈信息。

2.1.2 黑体空腔测温法

黑体空腔测温法的测温原理是将测量管插入铁水中,使其与被测介质直接接触感知温度。利用光电转换器接收测量管发出的红外辐射信号,并将其转换为与温度成一定关系的电压信号,再经信号传输线送至信号处理器进行计算、补偿、显示、存储和远传^[18]。黑体空腔传感器主要由测量管、测温探头及相关附件等组成。由于测量管的内壁近似设计为黑体空腔,故将基于上述测温原理的方法称为黑体空腔测温。文献^[19]直接将光纤一端埋入铁水中,另一端接入辐

射高温计,构成浸入式铁水光纤连续测温装置。文献^[20]设计了一种新型黑体空腔式钢水连续测温传感器,实现了中间包钢水温度的在线检测。文献^[21]利用外保护管和黑体空腔构成侵入式测温传感器,采用光纤接收并传递来自黑体空腔的辐射信号,利用光电元件来实现光电转换,并依据红外辐射测温理论计算钢水温度。虽然黑体空腔可实现连续精确测温,但黑体空腔在铁水测温时,需要将设备直接浸在温度为1500℃左右的铁水中,会对黑体空腔的外壳造成严重侵蚀,导致该测温设备在铁水中的工作寿命较短。此外,由于黑体空腔需要耐高温,故其制作材料较为昂贵、造价较高。由于高炉铁水沟需要定期拆卸维修,使得黑体空腔测温方法在铁水沟中的安装使用较为复杂,因此,该方法在高炉炼铁现场的使用受到了限制。

2.2 基于非接触式的铁水温度在线检测方法

高炉现场铁水温度的非接触式在线检测主要是利用红外测温仪进行测温。红外测温法通过接收被测对象的红外辐射能量,建立红外辐射能量与被测物体表面温度之间的定量关系,实现非接触测温。红外测温方式不需要与被测物体直接接触,通过这种方法可以非接触地测量高温物体,能够有效避免对设备的损坏,具有连续、安全、实时在线等优点^[22-23]。

武汉炼铁厂在国内最早利用红外测温仪对高炉铁水温度进行连续测量,该测温系统主要由红外测温仪、机箱和工控机三部分组成^[24]。文献^[25]设计了带有遮光管和气冷罩的红外测温装置,以克服环境因素的影响来实现撇渣器处铁水温度检测。文献^[26]根据红外热像仪拍摄的面源温度信息,结合图像处理技术,实时在线地检测高炉撇渣器处铁水温度。红外测温仪虽然可以实现铁水温度的非接触式测量,但考虑到铁水流表面具有炉渣、氧化层等物质,当检测位置是非铁水物质时,测温结果误差很大,且检测的位置在撇渣器后面距离高炉铁口有一定距离的铁沟,铁水在铁沟中损失一定的热量会使高炉撇

渣器处的测温结果与高炉铁口处铁水温度存在偏差。

高炉出铁口与炉缸直接相连,是最接近高炉炉缸的位置,因此,检测铁口处铁水温度能更有效地表征高炉炉缸内部铁水温度。由于铁水的渣铁混合、温度高、热辐射强、腐蚀性强及易飞溅等特点和恶劣多变的出铁环境,使得直接检测铁口处的铁水温度难度较大,但近年来也报道了部分原创性的成果。文献[27]从出铁口处拍摄的红外热图像入手,提出了基于温度阈值的渣铁高效动态分离方法,定义并确定了只包含铁水流信息的感兴趣子区域,并基于感兴趣子区域的温度分布构建了不同粉尘干扰状态下高炉铁口铁水温度的多态映射模型,实现了高炉铁口铁水温度的在线检测。文献[28]在此基础上,为克服铁水流区域受随机分布粉尘的干扰,提出了基于多类异质红外热图像特征的铁水温度分区补偿方法,构建了以多类异质图像特征为输入的堆叠智能模型来估计粉尘对不同感兴趣子区域造成的测温误差,实现了高炉铁口铁水温度的在线补偿。但是红外热像仪易受铁口恶劣工作环境的影响,测量的结果存在误差,且难以自动对准铁口铁水流,需要不断的人工调节。

3 高炉铁水温度在线预报方法

高炉铁水温度在线预报方法主要是从机理建模和数据驱动的角度出发。铁水温度机理模型是根据高炉生产过程的热平衡与物料平衡规律建立的精确数学描述,可根据初始条件和边界条件实时地计算出铁水温度。铁水温度数据驱动模型利用现场采集的能反映铁水温度变化的关键过程变量,基于智能模型深入挖掘海量数据中隐藏的关键过程变量与温度之间的非线性映射关系来实现铁水温度的实时预测。

3.1 基于机理的铁水温度预报方法

机理模型也称白箱模型,是根据对象、生产过程的内部机制或物质流的传递机理建立的精确数学模型。研究者从高炉生产过程中的热平衡与物料平衡角度出发进行机理分析,由此推导

出相应的机理分析模型。法国钢铁研究院根据炉顶煤气成分和生铁成分等数据计算出描述炉内高温区热平衡的炉热 Wu 指数,进而根据 Wu 指数的变化反映高炉炉内铁水的温度波动情况^[29]。日本住友公司在 1980 年开发的 Tc 指数模型根据焦炭理论燃烧温度,通过计算风口炉料的平均温度与实际铁水温度之间的数学模型得到 Tc 指数,从而通过调整重油喷吹量来实现对铁水温度的控制^[30]。机理模型能很好地揭示高炉冶炼的演变过程,各个参数都具有很好的可解释性,但高炉冶炼过程过于复杂,而机理模型的求解建立在大量的假设与简化的前提之下,导致最终的预测精度不高,且机理模型大都是静态公式推导的,实时性和动态性较差。

3.2 基于数据驱动的铁水温度预报方法

数据驱动模型又称为黑箱模型,仅依靠现场检测的大量数据,建立输入-输出数据变量间的关系模型来完成预测任务。无需对高炉冶炼过程的内部机理进行系统研究,降低了建模的要求。文献[31]从现场传感器采集的数据入手,提出了一种新颖的随机权神经网络,利用现场数据训练自编码器网络挖掘实际复杂工业数据中的有用信息,充分揭示输入数据之间的内在关系,将自编码器训练好的权值作为随机权神经网络的初始化网络参数,进而以更高的精度和运算效率实现对铁水温度的在线预测。文献[32]等提出了一种新颖的鲁棒随机向量函数链接神经网络(random vector functional-link network, RV-FLN),基于柯西分布加权 M 估计的方法确定传统 RVFLN 的输出权重,并基于此区分输入变量对建模的相应贡献,设计的鲁棒的结构在数据受到污染时,也可以获得稳健的铁水温度建模结果。文献[33]在此基础上,为克服由非线性时变动态特性的高炉冶炼过程引起的 RVFLN 在线学习困难和数据饱和问题,提出了具有遗忘因子的在线序列 RVFLN 网络结构,该结构不仅能适用于大规模的实时数据下建模,也能自适应地更新模型对不同样本的敏感性,从而提高铁水温度在

线预测的精度。数据驱动模型可以从大量数据中挖掘输入过程变量与铁水温度之间的隐藏关系,但模型的预测结果精度很大程度上取决于数据集的质量,且其预报结果在炉况波动情况下的不确定性较大,还有进一步提升的空间。

为了更直观地展示各类铁水测温方法的特

点,表1列举了不同铁水温度在线检测方法的优缺点。从表1可以看出,接触式的测温方法能够准确地检测铁水温度,但高温的熔融铁水对设备的使用寿命影响较大,非接触式的测温精度又容易受到环境的影响,铁水温度在线预测模型的精度有待进一步提高。

表1 铁水温度在线检测方法对比

Table 1 Comparison of on-line detection methods of molten iron temperature

温度检测方法	类别	优点	缺点
热电偶测温法	接触式	简单、准确	寿命短、间断测温
黑体空腔测温法	接触式	准确	寿命短、设备成本高
红外测温法	非接触式	快速、寿命长	准确性差、易受环境影响
机理模型	在线预报	可解释性强、易于理解	模型预测精度不高、实时性和动态性差
数据驱动模型	在线预报	建模简单、快速	可解释性差、模型精度易波动

4 高炉铁水硅含量在线检测方法

高炉铁水中的化学成分除了铁元素外还存在硅、锰、磷、硫、碳、钛等微量元素。其中,铁水硅含量是高炉热状态的灵敏指示剂。铁水硅含量偏低,说明铁水化学热不足,炉缸热储备不够,容易造成炉缸冻结事故;铁水硅含量偏高,说明炉缸煤气流过于旺盛,易导致悬料、崩料等炉况故障及能源的浪费。考虑到铁水硅含量对冶炼过程的重要指导意义,国内外学者对硅含量的在线检测开展了大量相关研究工作,因此,下文主要聚焦于铁水硅含量在线检测方法研究现状的梳理与总结。由于铁水属于高温、高速流动且具有强辐射的多组分熔融态检测对象,加上出铁场多粉尘复杂环境的干扰,使用仪器设备对铁水成分进行在线检测存在很大困难,但国内外仍有不少专家学者与企业对高炉铁水成分在线连续分析方法进行了研究与试验。目前有较好检测效果的是利用光谱检测分析来实现硅含量非接触式在线测量。

4.1 X射线荧光光谱分析法

X射线荧光分析是确定物质中微量元素种类和含量的一种方法,又称X射线次级发射光谱分析,是利用原级X射线光子或其他微观粒子激发待测物质中的原子,使之产生次级的特征X射线(X光荧光)后进行物质成分分析。其优点是

分析速度快,自动化程度高,使用多道光谱可在20~100 s内测定样品中多达48种待测元素含量。利用X射线荧光分析检测硅含量时,需要在高炉撇渣器处人工定期取样,冷却后再送去化验室离线检测铁水中硅的百分比含量。撇渣器处取铁水样本的过程具有一定的危险性,化验过程需要昂贵的仪器和人工成本,且化验的数据不具有时效性,使得铁水质量信息不能及时反馈,造成高炉铁水质量精细化调控困难。

4.2 化合物生成测量法

化合物生成测量法的基本原理是往待测金属液体里吹入气体,通过氧化反应生成指定的化合物,然后使用专门的仪器对这些化合物进行分析。文献[34]研发了一种光谱仪利用钢水中大部分成分都能被氯化的特点,对生成的氯化物进行了有效分析。但单一反应气体不能适应所有元素的检测,且化学反应都存在可逆现象,不彻底的化学反应会对元素含量的检测造成较大误差。文献[35]中,杜伊斯堡大学将反应气体混入惰性气体氩气中一同吹入熔融金属中,提高了分析熔融金属成分的精度。但是目前原子吸收光谱分析仪器都只能进行单元素或少量元素的测量而且测量结果容易受到主成分的干扰。

4.3 激光诱导击穿光谱分析法

激光诱导击穿光谱技术(laser-induced break-

down spectroscopy, LIBS) 通过高功率脉冲激光聚焦样品表面形成等离子体,进而对等离子体发射光谱的谱线波长和相应强度进行分析以确定样品的物质成分及含量^[36]。比利时冶金研究中心在 ArcelorMittal Gent 高炉使用氮气保温技术将自主设计的 LIBS 传感器的测量头安装在高炉流道的顶部,在能够保证设备正常工作的前提下近距离地连续检测高炉流道中的组分和温度^[37]。日本川崎钢铁公司利用 LIBS 技术开发了焦距为 1 m 的多道真空光谱仪对铁水表面进行测量,并分析了铁水表面波动、倾斜度、温度等因素对生铁成分测量的影响^[38]。文献[39]设计了一种高炉生铁硅含量在线快速检测装置,研发了一种机械臂在现场在线取样,然后通过 LIBS 技术对生铁硅含量进行在线快速检测。文献[40]从重叠的 Fe II 线中清除 Si,并采用设计延迟时间与筛选特征谱线等处理方法检测生铁硅含量。文献[41]使用具有空间分辨能力的 LIBS 装置进行样品表面扫描,同步得到生铁中硅、锰、钛等元素偏析定量检测结果和元素分布图,并以此识别出 3 种元素的偏析区域。基于 LIBS 光谱信号分析的元素在线检测中,定量分析模型设计、光谱数据特征提取、光谱强度校正是能够提升检测精度的关键方向。而目前国内外大部分研究更多地专注于研究和开发在线实时成分分析的设备,而对于检测到的光谱信号处理与最终的定量分析模型还处于摸索阶段。

5 高炉铁水硅含量在线预报方法

高炉铁水硅含量在线预报方法主要是从机理建模和数据驱动的角度出发,建立铁水硅含量机理模型和数据驱动模型,根据现有的相关文献报道,硅含量预报模型又可以细分为数值预报模型和变化趋势预报模型。

5.1 基于机理的铁水硅含量预报方法

硅含量机理模型通过综合考虑炉料下降、煤气上升过程中的各种物理化学反应和热传递,同时考虑能量守恒、质量守恒以及动量守恒等物理定理,建立硅含量的机理迁移过程。文献[42]模

拟了高炉硅转移过程,对料位到炉床的整个炉膛区域进行一维简化,模拟包括各区域的热传递和主要反应速率,但该模型不考虑炉膛中的渣和金属反应,而是考虑滴落区中一氧化硅(SiO)气体与铁滴之间的反应,当模拟的温度分布与实际炉内分布非常吻合时,机理模型计算的铁水硅含量与化验值非常吻合。在此基础上,文献[43]建立了二维数学模型用于分析高炉稳态运行的内部环境,该模型由一组偏微分方程来表示气体和炉料流动、传热、传质与化学速率,在对 Si-O-C 体系热力学考虑的基础上,提出了高炉下落区 SiO 形成的新机理,该二维模型能对高炉喷煤运行过程中的内部情况进行数值分析,进一步提高了铁水硅含量的计算精度。文献[44]通过基础实验和二维数学模型的开发,利用反应动力学理论阐明了高炉下部硅的迁移机理,根据实验和计算结果,表明滚道区附近焦炭和炉渣的 SiO 气体生成不是由平衡理论控制,而是由反应动力学控制,尤其是焦炭生成 SiO 的速率是控制铁水中硅浓度的最重要因素。这些模型从理论出发揭示了高炉内部现象,反映了高炉冶炼机理,但这些模型均基于高炉冶炼机理进行设计,具有预报结果准确性低、计算耗时、实时性能差以及只能应用于相对平稳的炉况环境等局限性。

5.2 基于数据驱动的铁水硅含量数值预报方法

随着高炉上下先进传感器的安装、海量数据的存储、计算机性能的提升和智能算法的发展,基于数据驱动的铁水硅含量在线预报方法逐渐成为了工业界和学术界的研究热点。硅含量数据模型根据建模策略通常可以分为以下几类:根据模型是否在线更新参数,可以分为离线模型和自更新模型;根据是否使用了单一的智能预测器,可以分为集成模型和单一模型;根据网络搭建的深度,可以分为浅层模型和深度模型;根据建模的输入是影响硅含量的过程变量时间序列数据还是过去多个时刻的硅含量时间序列数据,分为非时间序列模型和时间序列模型。下面将重点综述几类数据驱动的硅含量数值在线预报

模型,包括自更新模型、集成模型、深度模型和时间序列模型。

5.2.1 基于模型参数自更新的铁水硅含量预报

为了描述高炉冶炼过程的动态性,自更新模型将高炉现场采集的数据不断加入到现有模型的训练中,实时更新模型的参数来描述新的工况,从而提高预测精度。文献[45]提出了一种基于稀疏的贝叶斯块结构 Takagi-Sugeno(T-S)模糊建模方法,通过考虑 T-S 模糊模型中存在的结构化信息来自动选取重要的模糊规则,泛化性能较好的 T-S 模型能同时预测硅含量和结果置信度。文献[46]提出了一种基于即时学习的高炉铁水硅含量自适应预测控制方法,通过结合即时学习局部线性化技术和预测控制的滚动优化能力,实现了高炉非线性系统的局部线性化预测控制。通过修正旧模型参数来适应新工况,而不是直接构建一个全新的容易失配的预测模型,所提模型能自适应地实时预测不同工况条件下铁水硅含量。文献[47]提出了一种具有快速非线性局部学习能力的即时学习递归多输出最小平方支持向量回归算法(just-in-time-learning recursive multi-output least squares support vector regression, JITL-R-M-LSSVR),实现了高炉冶炼过程铁水温度和铁水硅含量的在线预测。该模型利用多输出增量学习递归算法来在线更新模型参数,具有更好的建模稳定性和平滑度。同时,当模型被剪枝时,所提的算法能自适应删除建模数据,从而有效地控制样本量,降低计算成本。尽管在线模型能够根据实时的数据对模型的结构和参数进行动态的调整,但模型的预测精度与数据集的数量和质量有很强的关系,而现场人工采样、离线化验的方式获取硅含量的化验值使得数据集的数量得不到有效保证。

5.2.2 基于模型集成的铁水硅含量预报

高炉现场由于入炉矿源的波动和操作参数的调控会使得炉况发生变化,而单一预测模型并不能完全反映多工况数据的变化特性。为解决单一的智能预测模型在炉况波动时预测性能不

稳定的问题,多模型集成建模的思路在提高模型预测精度稳定性方面取得了不错的效果。文献[48]采用 Bootstrap 方法对预处理好的数据进行多次有放回的随机抽样,得到多个不同的子样本集,利用多个子样本训练得到多个神经网络来对硅含量进行集成预测,以多个模型的平均值作为硅含量的最终预测值。通过计算多个硅含量预测值之间的模型方差和硅含量测量值中噪声的方差来构建预测区间,该集成模型实现了硅含量及预测结果可信度的二维预报。文献[49]为有效解决高炉炼铁过程中的时变和强非线性问题,提出了一种基于自适应堆叠多态模型的预报方法,利用自适应不确定模糊聚类算法获得过程数据分布特征并降低其复杂度,从而将训练样本分为几个子类,然后以自适应权重回波状态网络(adaptive weight echo state network, AW-ESN)和时间差自适应权重回波状态网络(time difference adaptive weight echo state network, TD-AWESN)为子预测器,采用堆叠策略建立了硅含量预报模型。文献[50]针对单一工况下建模导致预测结果不稳定的问题,提出基于邦费罗尼指数自适应密度峰值聚类算法,实现高炉冶炼过程变量的自适应动态聚类,进而实现对高炉冶炼工况的划分与建模,为使得硅含量预测结果稳定性进一步提升,提出了硅含量工况迁移代价函数与多元路径寻优算法,建立历史预测值与当前时刻预测值之间的联系,并且加入历史化验值作为寻优校验的基准,保证了当前时刻预测结果的可靠性。尽管集成模型预测稳定性有了一定的保证,但多模型集成网络较为复杂,模型的训练对数据的质量和数量有较高的要求。

5.2.3 基于深度网络的铁水硅含量预报

数据驱动模型的精度与模型输入特征的质量有很强的相关性,而构建对预测性能有提升的特征变量需要依靠大量的高炉冶炼过程背景知识和数据分析基础。近年来得益于高性能计算机的快速发展和深度网络特征自学习能力在其他领域取得的令人满意的效果,已有部分文献报

道了基于深度学习的铁水硅含量在线预测方法。文献[51]提出了一种改进的门控循环单元循环神经网络(disposition-gated recurrent unit recurrent neural network, dGRU-RNN)用来捕捉高炉冶炼过程的动态性,通过修改循环神经网络中的单元来实现遗传算法中的种群自适应,提出的dGRU-RNN网络有参数量更少且计算效率更高的优点,能满足工业现场铁水硅含量实时预测需求。文献[52]提出了一种基于动态注意力深度迁移网络的高炉铁水硅含量在线预测方法,考虑到入炉矿源频繁变动导致传统的深度网络静态的建模思路无法完整地描述动态的高炉冶炼过程,设计了一种动态注意力机制模块用来描述输入与输出的动态关系,为了降低深度模型训练时对标签硅含量数据的依赖,首次引入了前期工作中研发的高炉铁口铁水温度红外视觉检测系统,迁移该系统获取的实时的铁水温度数据训练好的深度网络模型到铁水硅含量在线预测任务上,进一步提高铁水硅含量在线预测的性能。但深度模型的建模过程难以被理解和信任,导致模型缺乏一定的可解释性,训练一个拟合效果较优的深度模型对数据集的数量和质量提出了更高的要求。

5.2.4 基于时间序列分析的铁水硅含量预报

为了描述高炉冶炼过程的时序性,大量的专家学者提出了高炉冶炼过程的时间序列模型。硅含量时间序列模型不需要其他过程变量作为模型的输入,而是采用自回归的方法通过寻找硅含量自身历史数据中的变化规律来预测未来时刻的硅含量值。通常将在时序上采样的硅含量数据通过相空间重构来构造输入-输出样本集,再利用构造的数据集训练智能模型。文献[53]分析了铁水硅含量在时间序列上的自相关性,采用时间序列加权移动平均法预处理样本获得铁水硅含量数据,通过引入神经网络时间序列模型深度挖掘历史多时刻铁水硅含量与当前时刻铁水硅含量之间的关系,实现了高炉铁水硅含量智能预报。文献[54]使用自回归模型确定硅含量时间序列数据的自相关阶数,再对硅含量的自回

归项及影响因素进行主成分分析,找到多元变量相互独立的有效信息作为输入变量,建立基于支持向量回归机的铁水硅含量预报模型。尽管硅含量时间序列模型能在一定程度上较好地描述硅含量数据本身的非线性关系,但如何确定合适的时间序列步长是一个值得进一步研究的问题。

5.3 基于数据驱动的硅含量变化趋势预报方法

铁水硅含量在未来一段时间内的变化趋势可用来分析高炉冶炼过程的稳定性,趋势信息对操作者及时掌握炉况和稳定铁水质量具有重要的参考价值。特别是在钢铁大规模定制化生产和我国炼铁所需原燃料质量日益劣化的条件下,高炉炼铁的外界环境呈现强不确定性,其铁水硅含量的变化趋势呈现出明显的高动态性,高炉稳定控制难度明显加大。铁水硅含量变化趋势是一段时间内变化的累积,能为调控滞后的高炉系统提供未来一段时间内的铁水质量和炉况变化的方向和幅度,为现场高炉调控提供层次更为丰富的信息。因此,近些年也有部分学者对硅含量的变化趋势进行实时预报。

文献[55]设计了一种模糊分类器实现了硅含量上升和下降变化趋势的分类预测,二分类器的交叉特性通过嵌入高维数据到二维空间来解决,并提出了一种非平行超平面的模糊分类器来增强模型的可解释性。文献[56]将线性的先验知识引入到支持向量机中,实现铁水硅含量的三分类趋势预报,通过模糊C均值聚类确定不同区域的边界范围,最后将硅含量分类到不同的区域范围内,即低硅区、适中区、高硅区三类,并根据先验知识推理出硅含量过高或过低的原因,从一定程度上增强了黑箱模型的可理解性。文献[57]根据现场专家经验把硅含量变化趋势划分为四类:大幅度下降、小幅度下降、大幅度上升、小幅度上升,并利用二值编码支持向量机对硅含量的趋势和分类结果的置信区间进行建模预测。上述的硅含量趋势预测模型对铁水硅含量变化趋势的定性提取主要是以硅含量数值在时间轴上一阶差分法为主,趋势的变化周期主要以炉次

为主。而以炉次为周期确定的变化趋势,一方面无法避免变量的滞后对趋势的影响,另一方面很难消除数据因随机性和偶然性造成的误差。在此基础上,文献[58]提出了一种基于多层次特征融合的铁水硅含量短期趋势多分类的预报方法,提取了原始特征、浅层特征和深度特征来描述高炉冶炼过程,将铁水硅含量的值在时间轴上划窗分割后使用多项式拟合,根据拟合函数的一阶和二阶导数正负符号来定性地获取变化趋势信息,选取了循环神经网络建立铁水硅含量7分类预报模型。趋势预报模型虽然能从稳态的角度给

操作者提供有价值的指导信息,但硅含量变化趋势的标签需要人工定义,主观性较强,并且随着入炉矿源的变化、冶炼设备的退化和操作人员主观调控策略的变动会出现新的趋势标签,而现有的方法无法很好地拟合这类新的趋势信息。

为了更直观地展示各类铁水硅含量检测方法的特点,表2列举了不同铁水硅含量在线检测方法的优缺点。从表2可以看出,非接触式的化验方式响应速度快但容易受到环境或主元素(铁)的干扰,而铁水硅含量在线预报模型的精度有待进一步提高。

表2 铁水硅含量在线检测方法对比

Table 1 Comparison of on-line detection methods of molten iron silicon content

铁水硅含量检测方法	类别	优点	缺点
X射线荧光分析法	非接触式	分析速度快、自动化程度高	取样制样危险、设备成本高
化合物生成测量法	非接触式	操作简单	单元素检测、检测结果易受主成分干扰
激光诱导击穿光谱分析法	非接触式	无损检测、响应速度快	设备成本高、检测结果受环境影响大
机理模型	在线预报	可解释性强、易于理解	模型预测精度不高、实时性和动态性差
自更新模型	在线预报	实时性和动态性好	模型稀疏性差、内存占用大、可解释性差
集成模型	在线预报	拟合能力强	模型复杂度高、可解释性差
深度模型	在线预报	特征自提取、学习能力强	计算量大、可解释性差
时间序列模型	在线预报	模型简单、数据样本空间要求低	时序步长难以确定
趋势预报模型	在线预报	趋势包含的信息更丰富	趋势标签提取主观性较强且不全

6 结语

本文对高炉冶炼过程铁水质量信息在线检测方法的研究现状进行了总结,尽管已有大量的专家学者针对高炉铁水质量信息在线检测做出了很多原创性的工作并取得了丰硕的成果。但考虑到智能制造、绿色生产和低碳运行对铁水温度和铁水成分在线检测提出的更高精度的要求,当前的人工智能技术、先进传感检测技术、工业互联网和工业大数据等先进的技术,为实现铁水质量信息的在线精确检测带来了新的机遇,主要有如下3个方面。

(1) 基于红外视觉的铁口铁水流温度场在线检测。高炉铁口与炉缸直接相连,是最接近炉缸的位置,检测铁口处的温度信息更能真正地表征炉缸内部铁水温度,相比于检测铁水流单点的温度,检测铁口铁水流的温度场更能直观反映炉缸内部状态和铁水质量。然而,铁口铁水流具有温

度高、渣铁混合、腐蚀性强、流速快、热辐射强等特点,且铁口附近存在高浓度随机间歇性分布粉尘及振动,使得接触式检测铁口铁水温度场难度非常大。利用非接触式的红外热成像仪在线检测铁口处铁水温度场展示了较大的应用潜力,但红外热像仪是在出厂前的良好环境下完成制作标定,高炉冶炼现场的环境温度、湿度、测温距离,光路中粉尘、水蒸气等都会对测温结果造成影响,因此,在应用红外热像仪检测铁口铁水温度场时,必须综合考虑干扰因素的影响来提高精度。

(2) 基于多光谱信息融合的铁水成分在线检测。我国高炉冶炼过程因矿源品位波动频繁,原燃料品质低,导致铁水成分呈现高动态特性。这种高动态性会使得铁水成分在线预报模型的精度得不到保证。随着材料科学、分析化学、光学检测、激光技术等飞速发展,发射光谱分析检测

技术凭借非接触式远程测量、响应速度快和无损检测等优势,成为冶金在线成分分析领域的主流技术。但单一的激光诱导击穿光谱技术只能离散地反映铁水上方几个点的成分情况,高光谱检测技术只能获取二维图像与光谱数据构成的图像立方体。因此,融合高光谱成像与激光诱导击穿光谱技术的检测方法,基于高光谱成像技术获得各元素在铁水表面相对含量分布情况,再利用激光诱导击穿光谱检测技术精确获取铁水表面某一点的铁水各元素含量值,从而实现铁水流在二维图像中每个像素点的定量分析,得到铁水各元素在整个铁水平面含量分布情况。

(3) 基于数据、知识与机理融合的铁水成分智能预报。高炉历史数据库中存储着海量的结构化生产数据,如:过程变量、生产指标和图像数据。这些数据具有容量大、采样率高、采样时间段长等特点,但目前我国高炉冶炼的数据利用率低,尤其是对蕴含机理知识、专家知识和控制响应的生产数据利用率极低。机理分析有利于抓住过程的本质特征和主要矛盾,获得有效的模型结构,专家经验能够提供高炉冶炼过程的高级语义知识,数据驱动的方法则可以自动获取潜藏在数据中的信息和知识。综合三者的优点,提取过程转换机理特征,融合专家经验知识,采用人工智能方法挖掘海量工业数据内在的知识信息,建立数据、知识与机理融合的铁水成分智能预报模型,提高模型的精度和可解释性。

参考文献:

- [1] 储满生,尚策,艾名星,等. 高炉炼铁技术的最新进展[J]. 中国冶金,2006,16(10):4. (CHU Mansheng, SHANG Ce, AI Mingxing, et al. New development of blast furnace ironmaking technologies [J]. China Metallurgy, 2006, 16(10):4.)
- [2] 张玉柱,胡长庆. 炼铁节能与工艺计算[M]. 北京:冶金工业出版社,2002. (ZHANG Yuzhu, HU Changqing. Ironmaking Energy Saving and Process Calculation [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2002.)
- [3] 国家自然科学基金委. 自动化科学与技术-自然科学学科发展战略调研报告[M]. 北京:中国科学技术出版社,1995. (National Natural Science Foundation of China. Automation Science and Technology-Natural Science Development Strategy Investigation Report [M]. Beijing: China Science and Technology Press, 1995.)
- [4] 黄群慧,贺俊. 中国制造业的核心能力、功能定位与发展战略:兼评《中国制造2025》[J]. 中国工业经济,2015(6):60. (HUANG Qunhui, HE Jun. The core capability, function and strategy of Chinese manufacturing industry: Comment on Chinese Manufacturing 2025 [J]. China Industrial Economics, 2015(6):60.)
- [5] 桂卫华,王成红,谢永芳,等. 流程工业实现跨越式发展的必由之路[J]. 中国科学基金,2015,29(5):337. (GUI Weihua, WANG Chenghong, XIE Yongfang, et al. The necessary way to realize great-leap-forward development of process industries [J]. Fundamental Research Science Foundation in China, 2015, 29(5):337.)
- [6] 工业和信息化部. 钢铁工业调整升级规划(2016-2020年)[EB/OL]. (2016-10-28) [2022-11-02]. https://www.ndrc.gov.cn/fggz/fzzlgh/gjjzxgh/201706/t20170621_1196816.html?code=&state=123. (Ministry of Industry and Information Technology. The iron and steel industry adjustment and upgrade plan (2016-2020) [EB/OL]. (2016-10-28) [2022-11-02].)
- [7] 李新创. 钢铁工业“十三五”中期回顾与“十四五”发展展望[Z]. 冶金传媒,2019. (LI Xinchuang. The mid-term review of the 13th five-year plan of the iron and steel industry and the development prospects of the 14th five-year plan [Z]. Metallurgical Media, 2019.)
- [8] 柴天佑,丁进良,桂卫华,等. 大数据与制造流程知识自动化发展战略研究[M]. 北京:科学出版社,2018. (CHAI Tianyou, DING Jinliang, GUI Weihua, et al. Research on the Development Strategy of Big Data and Manufacturing Process Knowledge Automation [M]. Beijing: Science Press, 2018.)
- [9] 柴天佑,丁进良. 流程工业智能优化制造[J]. 中国

- 工程科学,2018,20(4):51. (CHAI Tianyou, DING Jinliang. Smart and optimal manufacturing for process industry [J]. Strategic Study of CAE, 2018, 20(4): 51.)
- [10] 张龙来,林成城. 大型高炉稳定控制技术探讨 [J]. 宝钢技术, 2011(2): 1. (ZHANG Longlai, LIN Chengcheng. Discussion on stability control technology for large blast furnaces [J]. Baosteel Technology, 2011(2): 1.)
- [11] 徐匡迪. 低碳经济与钢铁工业 [J]. 钢铁, 2010, 45(3): 1. (XU Kuangdi. Low-carbon economy and steel industry [J]. Iron and Steel, 2010, 45(3): 1.)
- [12] Saxén H, Gao C H, Gao Z W. Data-driven time discrete models for dynamic prediction of the hot metal silicon content in the blast furnace: A review [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(4): 2213.
- [13] 蒋朝辉,尹菊萍,桂卫华,等. 基于复合差分进化算法与极限学习机的高炉铁水硅含量预报 [J]. 控制理论与应用, 2016, 33(8): 1089. (JIANG Zhao-hui, YIN Juping, GUI Weihua, et al. Prediction for blast furnace silicon content in hot metal based on composite differential evolution algorithm and extreme learning machine [J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(8): 1089.)
- [14] 周平,李瑞峰,郭东伟,等. 高炉炼铁过程多元铁水质量指标多输出支持向量回归建模 [J]. 控制理论与应用, 2016, 33(6): 727. (ZHOU Ping, LI Ruifeng, GUO Dongwei, et al. Multi-output support vector regression modeling for multivariate molten iron quality indices in blast furnace ironmaking process [J]. Control Theory & Applications, 2016, 33(6): 727.)
- [15] 宋贺达,周平,王宏,等. 高炉炼铁过程多元铁水质量非线性子空间建模及应用 [J]. 自动化学报, 2016, 42(11): 1664. (SONG Heda, ZHOU Ping, WANG Hong, et al. Nonlinear subspace modeling of multivariate molten iron quality in blast furnace ironmaking and its application [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(11): 1664.)
- [16] 张福明. 面向未来的低碳绿色高炉炼铁技术发展方向 [J]. 炼铁, 2016, 35(1): 1. (ZHANG Fuming. BF ironmaking technological development trend characterized by green and low carbon emission [J]. Iron-making, 2016, 35(1): 1.)
- [17] 孙敏敏,宁晓钧,张建良,等. 炼铁系统节能减排技术的现状和发展 [J]. 中国冶金, 2018, 28(3): 1. (SUN Minmin, NING Xiaojun, ZHANG Jianliang, et al. Research status and progress of energy saving and emission reduction technology for ironmaking [J]. China Metallurgy, 2018, 28(3): 1.)
- [18] 胡纪五,薛秀琴,王为仁. 高炉铁水连续测温技术的研究 [J]. 仪器仪表学报, 1987(4): 433. (HU Ji-wu, XUE Xiuqin, WANG Weiren. Research on continuous temperature measurement technology of hot metal in blast furnace [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 1987(4): 433.)
- [19] Hiroaki Miyahara, Akira Ohsumi. Immersion-type optical fiber pyrometer for continuous caster [J]. NKK Technical Review, 1997(76): 79.
- [20] 谢植,次英,孟红记,等. 基于在线黑体空腔理论的钢水连续测温传感器的研制 [J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(5): 446. (XIE Zhi, CI Ying, MENG Hongji, et al. Development of continuous temperature measuring sensor for liquid steel based on blackbody cavity [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(5): 446.)
- [21] 王丰,吴爱华. 红外测温技术在高温液体连续测温系统中的应用 [J]. 冶金自动化, 2007, 31(6): 47. (WANG Feng, WU Aihua. Application of infrared technique in continuous temperature measuring system of high temperature liquid [J]. Metallurgical Industry Automation, 2007, 31(6): 47.)
- [22] DeWitt D P, Nutter G D. Theory and Practice of Radiation Thermometry [M]. New York: John Wiley & Sons, 1989.
- [23] Vollmer M, Möllmann K P. Infrared Thermal Imaging: Fundamentals, Research and Applications [M]. New York: John Wiley & Sons, 2017.
- [24] 刘士金,浮德功,王洁筠. 高炉铁水连续测温装置的试验与应用 [J]. 钢铁, 1992, 27(4): 9. (LIU Shijin, FU Degong, WANG Jiejun. Experiment and

- application of continuous measurement of temperature for hot metal [J]. Iron and Steel, 1992, 27(4): 9.)
- [25] 吴迪, 张浩, 廖扬华, 等. 铁水温度连续测量的专用辅助装置及铁水温度连续测量系统: 中国, CN200910050563.0 [P]. [2009-10-14]. (WU Di, ZHANG Hao, LIAO Yanghua, et al. Special Auxiliary Device for Continuous Measurement of Molten Iron Temperature and Continuous Measurement System of Molten Iron Temperature: CN200910050563.0 [P]. [2009-10-14].)
- [26] 潘冬, 蒋朝辉, 桂卫华, 等. 基于红外热图像面源信息映射特征的高炉铁水温度检测 [C] // 第 28 届中国过程控制会议论文集. 重庆: 中国自动化学会, 2017: 6. (PAN Dong, JIANG Zhao-hui, GUI Weihua, et al. Temperature measurement of molten iron based on plane source information mapping feature of infrared thermal image [C] // Proceedings of the 28th China Process Control Conference. Chongqing: Chinese Association of Automation, 2017: 6.)
- [27] PAN Dong, JIANG Zhao-hui, GUI Weihua, et al. Influence of dust on temperature measurement using infrared thermal imager [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 20(6): 2911.
- [28] PAN D, JIANG Z H, CHEN Z, et al. Compensation method for molten iron temperature measurement based on heterogeneous features of infrared thermal images [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(11): 7056.
- [29] Fogel E, Huang Y F. On the value of information in system identification: Bounded noise case [J]. Automatica, 1982, 18(2): 229.
- [30] Milanese M, Tempo R. Optimal algorithms theory for robust estimation and prediction [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1985, 30(8): 730.
- [31] 周平, 张丽, 李温鹏, 等. 集成自编码与 PCA 的高炉多元铁水质量随机神经网络建模 [J]. 自动化学报, 2018, 44(10): 1799. (ZHOU Ping, ZHANG Li, LI Wenpeng, et al. Modeling of blast furnace multi-element molten iron quality with random weight neural network based on self-encoding and PCA [J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(10): 1799.)
- [32] ZHOU P, LV Y, WANG H, et al. Data-driven robust RVFLNs modeling of a blast furnace iron-making process using cauchy distribution weighted M-estimation [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(9): 7141.
- [33] ZHOU P, LI W, WANG H, et al. Robust online sequential RVFLNs for data modeling of dynamic time-varying systems with application of an ironmaking blast furnace [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(11): 4783.
- [34] 张蕾, 马竹梧. 钢铁冶炼中成分在线连续分析技术进展与开发(上) [J]. 工业计量, 2012, 22(1): 54. (ZHANG Lei, MA Zhuwu. Progress and development of on-line continuous analysis technology of components in iron and steel smelting [J]. Industrial Metrology, 2012, 22(1): 54.)
- [35] Tusset V. 熔融金属在线控制技术的未来 [J]. 冶金分析, 2013, 33(4): 13. (Tusset V. Future of the on-line control of molten metal [J]. Metallurgical Analysis, 2013, 33(4): 13.)
- [36] Hahn D W, Omenetto N. Laser-induced breakdown spectroscopy(LIBS), part II: Review of instrumental and methodological approaches to material analysis and applications to different fields [J]. Applied Spectroscopy, 2012, 66(4): 347.
- [37] Monfort G, Bellavia L, Vanderheyden B, 等. 基于在线激光诱导击穿光谱监控高炉流道中铁水组成的传感器研究 [J]. 冶金分析, 2012, 32(11): 6. (Monfort G, Bellavia L, Vanderheyden B, et al. Development of an on-line LIBS-based sensor for monitoring the hot metal composition in the blast furnace runners [J]. Metallurgical Analysis, 2012, 32(11): 6.)
- [38] 吴少波, 张云贵, 于立业, 等. 基于 LIBS 的熔态金属成分在线分析技术的现状及发展趋势 [J]. 冶金自动化, 2013, 37(3): 1. (WU Shaobo, ZHANG Yungui, YU Liye, et al. State-of-art and trend of molten metal online analysis based on laser-induced breakdown spectroscopy [J]. Metallurgical Industry Automation, 2013, 37(3): 1.)
- [39] 程树森, 梅亚光, 张丽英, 等. 一种高炉铁水硅含量

- 在线快速检测装置:中国,CN209927722U[P]. [2020-01-10]. (CHEN Shusen, MEI Yaguang, ZHANG Liying, et al. On-line Rapid Detection Device for Silicon Content in Molten Iron in Blast Furnace: China, CN209927722U[P]. [2020-01-10].)
- [40] Dileccea G, Pascalea O D, Boveb A, et al. On the detection of silicon in pig iron by LIBS [J]. Optics and Laser Technology, 2020, 132: 1.
- [41] 梅亚光, 程宇心, 程树森, 等. 基于激光诱导击穿光谱技术的生铁中硅锰钛偏析的同步分析 [J]. 红外与激光工程, 2018, 47(8): 109. (MEI Yaguang, CHEN Yuxin, CHEN Shusen, et al. Simultaneous analysis of Si, Mn and Ti segregation in pig iron by laser-induced breakdown spectroscopy [J]. Infrared and Laser Engineering, 2018, 47(8): 109.)
- [42] Taguchi S, Kubo H, Tsuchiya N, et al. Development of a mathematical model of silicon transfer via SiO in the blast furnace [J]. Tetsu-To-Hagane/J Iron Steel Inst Japan, 1982, 68(15): 2303.
- [43] Kuwabara M, Takane S, Sekido K, et al. Mathematical two-dimensional model of the blast furnace progress [J]. Tetsu-To-Hagane/J Iron Steel Inst Japan, 1991, 77(10): 1593.
- [44] Sugiyama T, Matsuzaki S, Sato H. Analysis of Si transfer reaction in the lower part of blast furnace by kinetics theory [J]. Tetsu-to-Hagane, 1992, 78(7): 1140.
- [45] LI J, HUA C, YANG Y, et al. Bayesian block structure sparse based T-S fuzzy modeling for dynamic prediction of hot metal silicon content in the blast furnace [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(6): 4933.
- [46] 易诚明, 周平, 柴天佑. 基于即时学习的高炉炼铁过程数据驱动自适应预测控制 [J]. 控制理论与应用, 2020, 37(2): 295. (YI Chengming, ZHOU Ping, CHAI Tianyou. Data-driven just-in-time learning based adaptive predictive control for blast furnace ironmaking [J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(2): 295.)
- [47] ZHOU P, CHEN W, YI C, et al. Fast just-in-time-learning recursive multi-output LSSVR for quality prediction and control of multivariable dynamic systems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2021, 100: 104168.
- [48] 蒋朝辉, 董梦林, 桂卫华, 等. 基于 Bootstrap 的高炉铁水硅含量二维预报 [J]. 自动化学报, 2016, 42(5): 715. (JIANG Zhaohui, DONG Menglin, GUI Weihua, et al. Two-dimensional prediction for silicon content of hot metal of blast furnace based on bootstrap [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(5): 715.)
- [49] FANG Y, JIANG Z, PAN D, et al. Soft sensors based on adaptive stacked polymorphic model for silicon content prediction in ironmaking process [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 2503412.
- [50] 蒋朝辉, 许川, 桂卫华, 等. 基于最优工况迁移的高炉铁水硅含量预测方法 [J]. 自动化学报, 2021, 48(1): 207. (JIANG Zhaohui, XU Chuang, GUI Weihua, et al. Prediction method of hot metal silicon content in blast furnace based on optimal smelting condition migration [J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 48(1): 207.)
- [51] ZHOU H, ZHANG H, YANG C. Hybrid-model-based intelligent optimization of ironmaking process [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(3): 2469.
- [52] 蒋珂, 蒋朝辉, 谢永芳, 等. 基于动态注意力深度迁移网络的高炉铁水硅含量在线预测方法 [J]. 自动化学报, 2021, doi.org/10.16383/j.aas.c210524. (JIANG Ke, JIANG Zhaohui, XIE Yongfang, et al. Online prediction method for silicon content of molten iron in blast furnace based on dynamic attention deep transfer network [J]. Acta Automatica Sinica, 2021, doi.org/10.16383/j.aas.c210524.)
- [53] 崔泽乾, 韩阳, 杨爱民, 等. 基于神经网络时间序列模型的高炉铁水硅含量智能预报 [J]. 冶金自动化, 2021, 45(3): 51. (CUI Zeqian, HAN Yang, YANG Aimin, et al. Intelligent prediction of silicon content in hot metal of blast furnace based on neural network time series model [J]. Metallurgical Industry Automation, 2021, 45(3): 51.)

(下转第45页)

- 形状融合测量与补偿算法[J]. 北京科技大学学报, 2014, 36(1): 82. (MIAO Liangliang, CHEN Xianzhong, BAI Zhenlong, et al. Blast furnace line shape measurement fusion and compensation algorithm based on radar[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2014, 36(1): 82.)
- [31] 张森, 李酉, 陈先中, 等. 高炉料面形状双驱动模型研究[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(5): 978. (ZHANG Sen, LI You, CHEN Xianzhong, et al. Research on double-driven model of blast furnace burden profile[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(5): 978.)
- [32] LIU Xiaopeng, LIU Yan, ZHANG Meng, et al. Improving stock line detection of radar sensor array systems in blast furnaces using a novel encoder-decoder architecture[J]. Sensors, 2019, 19(16): 3470.
- [33] SHI Qiudong, WU Jiangxue, NI Ziming. A blast furnace burden surface deep learning detection system based on radar spectrum restructured by entropy weight[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(6): 7928.
- [34] ZHANG Yang, ZHOU Zixiang, DAVID P, et al. PolarNet: An improved grid representation for online LiDAR point clouds semantic segmentation[C]//Proceedings of the computer vision and pattern recognition (CVPR). Seattle, WA, USA: IEEE/CVF, 2020: 9598.
- [35] QIN Zengyi, WANG Jinglu, LU Yan. Weakly supervised 3D object detection from point clouds[J]. ACM MM, 2020: 4144.
- [36] Lee S. Deep learning on radar centric 3D object detection[J]. 2020, arXiv: 2003.00851.
- [37] Schumann O, Lombacher J, Hahn M, et al. Scene understanding with automotive radar[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2019: 1.
- [38] Nishio H, Ariyama T, Sato M. Simulation model of burden distribution in blast furnace equipped with bells and movable armors[J]. Tetsu-to-Hagane, 1987, 73(6): 1527.
- [39] Reza SAFAVI NICK, Anders TILLIANDER. Mathematical model of solid flow behavior in a real dimension blast furnace[J]. ISIJ International, 2013, 53(6): 979.
- [40] Kajiwar Y, Yimbo T, Sakai T. Development of a simulation model for burden distribution at blast furnace top[J]. Transactions of the Iron and Steel Institute of Japan, 1983, 23(12): 1045.
- (上接第33页)
- [54] 袁冬芳, 赵丽, 石琳, 等. 高炉铁水硅含量序列的支持向量机预测模型[J]. 太原理工大学学报, 2014, 45(5): 684. (YUAN Dongfang, ZHAO Li, SHI Lin, et al. Prediction model of silicon content series in blast furnace hot metal with support vector machines[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2014, 45(5): 684.)
- [55] LI J, HUA C, YANG Y, et al. Fuzzy classifier design for development tendency of hot metal silicon content in blast furnace[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(3): 1115.
- [56] CHEN S, GAO C. Linear priors mined and integrated for transparency of blast furnace black-box SVM model[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(6): 3862.
- [57] JIAN L, GAO C. Binary coding SVMs for the multi-class problem of blast furnace system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(9): 3846.
- [58] JIANG K, JIANG Z, XIE Y, et al. Classification of silicon content variation trend based on fusion of multi-level features in blast furnace ironmaking[J]. Information Sciences, 2020, 521: 32.