

# 数字化高炉炼铁技术研发与应用研究进展

储满生<sup>1,2</sup>, 王国栋<sup>3</sup>, 唐珏<sup>2,4</sup>, 石泉<sup>2</sup>

(1. 东北大学 低碳钢铁前沿技术教育部工程研究中心, 辽宁 沈阳 110819; 2. 东北大学 冶金学院, 辽宁 沈阳 110819; 3. 东北大学 数字钢铁全国重点实验室, 辽宁 沈阳 110819; 4. 东北大学 辽宁省低碳钢铁前沿技术工程研究中心, 辽宁 沈阳 110819)

**摘要:** 在数字信息时代的推动下,高炉数字化转型拉开序幕. 钢铁企业(简称钢企)应用智能闭环控制、数字孪生和AI预测模型,构建智慧操炉、炉况评价与质量优化等智能系统. 数字化高炉研究成果主要集中在变量预测、状态诊断、炉况优化,这些领域由传统方式分别向复杂优化建模、多维综合评价和多目标协同优化方向发展. 但目前预测模型需强化在线自更新与数据机理融合,评价体系需注重多维度精细化诊断,炉况优化需以低风险、低成本、多目标耦合为核心突破单指标局限. 以高炉现场需求为出发点,开发高炉信息物理系统,将数据、机理和经验合理匹配调用,形成数据治理-规则挖掘-智能预测-综合评价-多目标优化-决策反馈一体化技术是数字化高炉炼铁的未来发展重点之一.

**关键词:** 高炉;数字化技术;智能预测;状态诊断;炉况优化

中图分类号: TF 54; TP 311 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2025)07-0113-18

## Research Progress on Development and Application of Digital Blast Furnace Ironmaking Technology

CHU Man-sheng<sup>1,2</sup>, WANG Guo-dong<sup>3</sup>, TANG Jue<sup>2,4</sup>, SHI Quan<sup>2</sup>

(1. Engineering Research Center of Frontier Technologies for Low-Carbon Steelmaking, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. School of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. State Key Laboratory of Digital Steel, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 4. Liaoning Low-Carbon Steelmaking Technology Engineering Research Center, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: TANG Jue, E-mail: tangj@smm.neu.edu.cn)

**Abstract:** With the advancement of the digital information era, the digital transformation of blast furnaces has begun. Steel enterprises have applied intelligent closed-loop control, digital twins, and AI-based predictive models to develop intelligent systems for smart blast furnace operation, blast furnace condition assessment, and quality optimization. Research on digital blast furnaces primarily focuses on variable prediction, state diagnosis, and blast furnace condition optimization, with these domains evolving from traditional approaches toward complex optimization modeling, multidimensional comprehensive evaluation, and multi-objective collaborative optimization, respectively. However, current predictive models require enhanced online self-updating and integration of data and mechanisms; evaluation systems need to emphasize multidimensional and fine-grained diagnostics, and blast furnace condition optimization has to overcome single-indicator limitations by focusing on low-risk, low-cost, and multi-objective coupled strategies. According to the actual needs of the blast furnace site, a physical system of blast furnace information was developed, where data, mechanisms, and experience were reasonably matched and called upon to form an integrated technology encompassing data governance, rule mining, intelligent prediction, comprehensive evaluation,

收稿日期: 2025-06-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52404343, 52274326); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(N2425031, N25BJD007); 中国博士后科学基金资助项目(2024M760370); 辽宁省科技计划联合项目(重点研发项目)(2023JH2/101800058).

作者简介: 储满生(1973—),男,安徽岳西人,东北大学教授,博士生导师; 王国栋(1942—),男,辽宁大连人,东北大学教授,博士生导师,中国工程院院士; 唐珏(1988—),女,湖南永州人,东北大学副教授,博士生导师.

multi-objective optimization, and decision feedback, which was identified as one of the key directions for future development of digital blast furnace ironmaking.

**Key words:** blast furnace; digital technology; intelligent prediction; state diagnosis; blast furnace condition optimization

高炉是最复杂的冶金反应器之一。高炉炼铁系统中复杂的物理、化学现象同时发生,气、液、固多相物质共存、连续变化,外界随机干涉因素多。冶炼过程涉及的原燃料、操作、炉况及产品等变量类型混杂、维数高、规模大,变量之间存在多重相关性,具有多变量、强耦合、非线性和大滞后等特点<sup>[1-2]</sup>。为了准确描述高炉炼铁过程,现代检测手段不断完善,但除了有限的表观参数外,高炉内部运行状况是无法直接观测的“黑箱”,内部参数无法在线实时测量<sup>[3-5]</sup>。随着数字化技术的蓬勃发展,采用机器学习、深度学习等智能化技术,将数据与机理有机结合,快速低成本地探寻原燃料、工艺操作与高炉运行状态、铁水质量等因素之间的“保真”关系,建立高效率、低成本、高保真的高炉炼铁先进模型,形成炉况指标智能评价预测与操作自主优化决策的良好互动,有望解决高炉数据难表征、状态难描述、操作难调控的传统难题<sup>[6-8]</sup>。

高炉行业拥有丰富的数字技术应用场景资源<sup>[9-10]</sup>。国内外钢企正在积极推动数字化技术实施,提出基础性数据平台和智能化系统架构,探索大数据和信息物理系统在钢铁领域的应用,并取得大量的研究成果<sup>[11-13]</sup>。本文回顾了近年来国内外的数字化高炉炼铁研发与应用进展,总结了目前钢企数字化高炉落地实施情况,从专家学者在高炉变量预测、炉况诊断、炉况优化研究方面分析了数字化技术在高炉炼铁中的代表性方法和重要成果,探讨了目前数字化高炉炼铁的可完善工作与未来研究重点趋势。

## 1 数字化高炉的内涵

数字化高炉,作为传统高炉炼铁的一种创新技术,它不仅仅是简单的设备自动化改造,而是系统化地对数据进行全面采集、精细处理、关联分析和深度应用,提升生产效率、降低成本、优化能效。数字化高炉的内涵是利用现代信息技术、传感技术、数据分析和人工智能等手段,对高炉生产过程中的各个环节进行全面数字化、智能化升级,主要体现在以下五方面<sup>[14-17]</sup>:

1) 数据采集与传感技术<sup>[18-20]</sup>。数字化高炉的根基在于构建覆盖冶炼全流程的“感知神经网络”。从高炉炉顶、炉体、炉缸等多个位置部署工业相机、红外热成像仪、激光扫描仪、高精度热电偶、在线成分检测装置等传感类仪器仪表,整合来自 PLC(可编程逻辑控制器)、MES(制造执行系统)等系统的高炉全域数据,为高炉数字化升级奠定基础。

2) 数据分析与决策支持<sup>[21-22]</sup>。通过建立高炉统一数据仓库,有序实现数据清洗、治理、存储,打破信息孤岛,确保数据的一致性与可用性。通过批处理框架对高炉海量历史数据进行深度挖掘,寻找工艺规律,实现对复杂耦合的关键参数从定性到定量升级,为现场操作决策提供可靠的数据支持。

3) 炉况预测与状态诊断<sup>[23-24]</sup>。应用人工智能技术驱动数字化高炉实现“先知先觉”。通过学习生产数据的动态演变规律,应用前沿的机器学习模型预测高炉状态变化趋势,帮助高炉根据原料波动、操作变化等数据识别炉况潜在信号,为现场了解高炉生产状态及应对突发性问题提供有力支持。

4) 协同优化与智能调度<sup>[25-26]</sup>。依托大数据分析和决策支持,利用人工智能的预测和诊断功能,通过调度炉料、燃料、能源、操作等多个系统,根据生产实际需求实现高炉多个关键指标的协同优化,提升高炉的生产效率和稳定性。

5) 数字孪生与可视化<sup>[27-28]</sup>。依托高炉物理实体,应用传感器、可视化技术,从二维或者三维层面将数据分析、炉况预测、状态诊断与优化调度过程和结果直观地呈现在高炉现场,帮助操作人员快速定位异常,并及时远程诊断或调整,降低维护成本。

## 2 数字化技术在国内外钢企高炉中的研究进展

### 2.1 国内钢企数字化高炉研发与应用

全球首套智慧高炉运行平台在宝钢股份宝山基地炼铁控制中心顺利投运<sup>[29-31]</sup>,成功实现了

高炉闭环控制功能的“高炉智能操炉系统”,为高炉生产运营提供智能决策.高炉评价标杆模块如图 1a 所示,可在同一标准下对各级别的高炉进行全面评判,形成综合竞争力评价指数,为各基地高炉跨空间开展全面对标找差提供决策参考依据.

鞍钢以高炉数字资源为基础,如图 1b 所示,以数据分析、状态评价、操作评价和安全预警四大体系为基础提出高炉孪生驾驶舱与操作评价平台,定期对高炉进行多维度的解析与优化<sup>[32-33]</sup>.本钢应用工业传感器、数据采集、工业建模等技术构建高炉智能系统,具体应用案例如图 1c 所示,推动了炼铁技术从“经验式炼铁”向“数字化炼铁”的转变,提高了现场高炉异常工况的诊断、预判、处理能力<sup>[34]</sup>.朝阳钢铁运用数据采集存储、工业建模、数据驱动的技术路线构建了高炉数字孪生系统,该系统实现了高炉生产实体与数字虚拟体的精准映射,从而助力高炉提质增效<sup>[35]</sup>.

沙钢历时 5 年完成高炉智能诊断系统开发,

成功应用于国内最大的 5 800 m<sup>3</sup> 高炉.自上线以来,通过高炉生产的全面监控与预警,提供诊断分析结果,并结合炉况治理案例库,为操作人员提供调整方向建议<sup>[36-38]</sup>.宁钢<sup>[39]</sup>为推动“传统制造”向“智能制造”的产业升级,以大数据为依托,以现场需求为出发点,采用结构建模、图像学和可视化等技术开发智慧高炉、手机高炉和数据平台等智能手段,具体应用案例如图 1d 所示.

河钢<sup>[40-41]</sup>集团在 2020 年提出《河钢产线智能化提升行动方案》,旨在推进智能制造.唐钢结合数字孪生、人工智能等技术,开发智能化无人料场、智能制造管理驾驶舱、5G+无人天车等智能化装备,具体应用案例如图 1e 所示.承钢构建了高炉全炉料层分布智能监测系统,协助高炉操作者了解炉料分布状况.兴澄特钢<sup>[42]</sup>深度结合工长经验与大数据技术,如图 1f 所示,构建高炉智能管理系统,实现炉缸炉底、风口、冷却壁等关键设备的异常状态诊断,推动兴澄特钢炼铁作业的数字化、标准化、智能化.

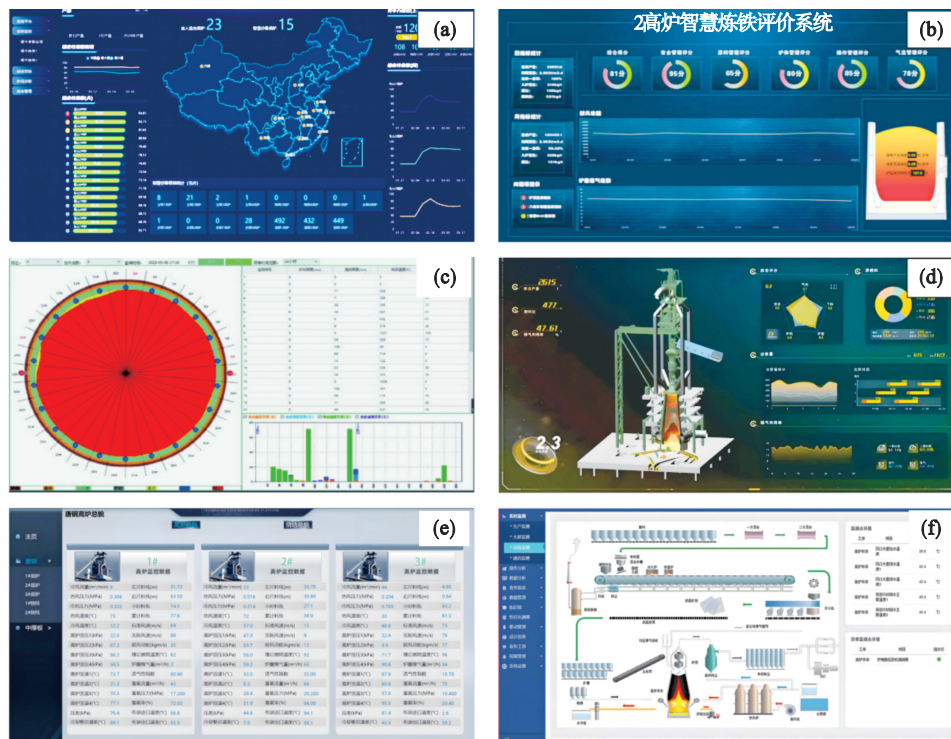


图 1 国内数字化高炉应用案例

Fig. 1 Application case of digital blast furnaces in China

(a)—宝钢; (b)—鞍钢; (c)—本钢; (d)—宁钢; (e)—唐钢; (f)—兴澄特钢.

三钢<sup>[43]</sup>以大数据分析平台为中心,形成物料跟踪、炉温预测和健康诊断等 120 个跨工序耦合计算的智能应用模型,实现了新一代高效、智能的高炉炼铁生产模式.酒钢<sup>[44]</sup>炼铁厂顺应智能制造趋势,逐步实施以炼铁智能制造为目标的升级

改造计划.已实现包含气流预判、炉温判断和炉况诊断功能的高炉整体运行状态的数字化监测与预警,为提升高炉冶炼的延续性和稳定性提供支撑.

青岛特钢<sup>[45]</sup>整合物联网、大数据、云计算等

先进技术,构建铁前一体化智能管控平台和新模式.该平台依托18个生产模型实现生产线从自动化到智能化升级,帮助高炉炉况实现自主诊断,有效提升煤气利用率.山钢莱芜基地<sup>[46]</sup>在“节能减排,智慧制造”理念的驱动下,将原本的高炉布料数学模型融合智能优化算法构建炉料结构智能优化模型,推动高炉数字化转型,实现降本增效.

国内各大钢企将企业需求与先进技术相融合,以全生命周期数据为基础,在计算机虚拟环境中进行数字化高炉应用开发.国内各大钢企根据自身高炉生产情况开发了具有自身特色的数字化高炉产品.但底层逻辑具有一定相同之处,其基础架构如图2所示.1)数据基础.通过全面深入采集高炉数据,应用通信手段接入不同智能设备,实现多源异构数据的边缘集成,达到数据

的计算、调度和传输等功能目标.2)设备管理.在网络共享环境下,在公有云、私有云的虚拟主机中将高炉数据资源集中整合与处理,将高炉数据实时存储在企业数据库(MySQL, MongoDB, TDEngine等),为高炉数字化模型开发提供底座.3)模型开发.首先将高炉数据进行高质量的标准化处理.钢企根据高炉实际需求设计适应性强的特色数字模型,例如知识图谱模型、工艺机理模型、状态预测模型等.应用丰富的软件工具将其灵活部署在服务器环境中.通过计算、存储、网络等资源的合理匹配调度,保证高炉数字模型的高效稳定运行.4)人机交互.依据高炉数字化模型的应用场景,开发手机APP、中控室监测可视化大屏、操作控制软件等人机交互手段,最大程度地发挥高炉数字化模型的功能优势.

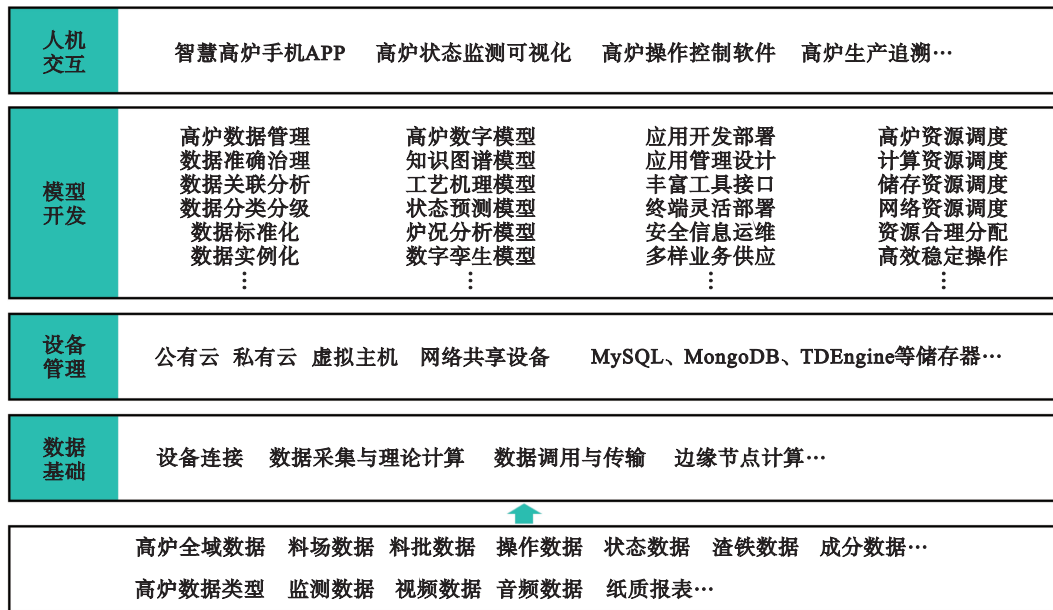


图2 数字化高炉基础架构

Fig. 2 Digital blast furnace infrastructure

## 2.2 国外钢企数字化高炉研发与应用

韩国浦项钢铁通过自主创建平台“PosFrame”构建起智能化钢铁厂,如图3a所示.该平台应用数字化、智能化模型,以变量数据为基础进行深度学习,根据实时积累的数据学习大量案例,自主检查原燃料的成分和高炉的状态,对决定炉况的透气性、附着物、燃烧性、铁水温度和铁水产量等五大变量进行预测,并对操作条件进行预先自动化控制,从而缩小铁水质量偏差<sup>[47-49]</sup>.

日本JFE钢铁公司<sup>[50]</sup>通过在高炉中部署大量传感器,采集内部超过10 000个点的数据(如温度、压力、流量等).如图3b所示,通过使用人工智能分析高炉冶炼的传感器数据,然后使用数字孪

生技术建立相应的虚拟过程.该虚拟过程可以实现高炉内部状态的可视化,并对未来的炉况进行预测并实现闭环控制,以物理实体-虚拟镜像智能系统帮助高炉稳定高效生产.

北美钢铁公司<sup>[51]</sup>应用数字化技术开发高炉智能冶炼系统,致力于解决炼铁过程中废料增加、返工、生产延误等问题.公司通过对象识别、数据采集、数据探索、训练评估、过程直播、监控部署和过程更新共7个步骤,实现对高炉过程行为的提前预测和燃料消耗设定点的实时设定,帮助公司维持铁水[Si]含量稳定性、节约能源、提高成材率.

俄罗斯Magnitogorsk钢铁公司<sup>[52]</sup>提出火法

冶金工业数字化转型应当以实践成果为基础,结合前沿的机器视觉与人工智能技术,支持开发可监控过程信息的软件.公司重点研发的自动化系

统致力于从粒度成分视觉识别、元素平衡智能分析、热态模式预测分析、炉渣性质智能预测分析、燃料煤气智能调度等方面实现高炉数字化冶炼.

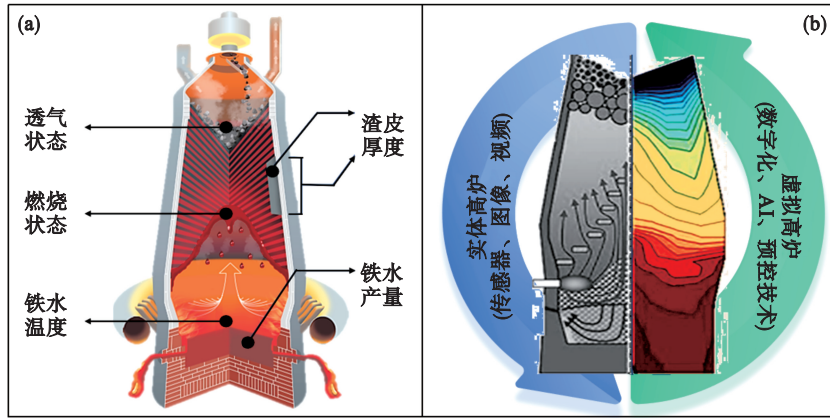


图3 国外数字化高炉应用案例

Fig. 3 Application cases of digital blast furnaces in other countries

(a)—韩国浦项钢铁; (b)—日本JFE.

如表 1 所示,通过统计研究参考文献和跟踪报告,按照数据采集与传感技术、数据分析与决策支持、炉况预测与状态诊断、协同优化与智能调度、数字孪生与可视化 5 个类别统计了国内外钢企的数字化高炉应用案例.从宏观层面对比,国内或者国外数字化高炉研发与应用思路大体相同,以高炉全链条大数据为支撑,完成一系列的关联分析、深度挖掘、建模诊断和可视化应用.

从微观层面对比,国内钢企主要基于数据采集与分析平台对高炉进行智能化改造,重点侧重于降低成本,加强炉况的异常诊断、预判与优化功能,旨在提高炉况的稳定性;国外钢企则更注重通过数据分析、虚拟映射、预测技术和闭环控制帮助等方式优化高炉能源利用,提升生产效率,旨在实现“无人化操作”.

表 1 国内外钢企数字化高炉应用案例对比

Table 1 Comparison of application cases of digital blast furnaces in Chinese and foreign iron and steel enterprises

技术类别	国内应用案例与特色	国外应用案例与特色
数据采集与传感技术	宝钢、本钢、山钢等(温度、压力、气流、料面等操作监控检验数据)	JFE 钢铁(AI 分析传感器采集单高炉约 10 000 个点位)
数据分析与决策支持	鞍钢、三钢、宝信等(高炉孪生驾驶舱数据多维解析、120 个工序模型耦合计算、“五位一体”模型平台集成工艺知识与实时数据等)	浦项钢铁、土耳其卡德米尔钢铁(PosFrame 平台原燃料与炉况自主分析系统、BFXpert 操作人员指导系统与二级控制系统等)
炉况预测与状态诊断	沙钢、宝钢、酒钢等(高炉炉料、气流、渣铁、炉温、炉型、炉况智能评价、预测与诊断系统等)	浦项钢铁、土耳其卡德米尔钢铁、北美钢铁(Pos-Frame 平台五大变量预测系统、BFXpert 高炉诊断系统、高炉行为预测系统等)
协同优化与智能调度	宝钢、青岛特钢、唐钢等(全工厂能源利用协同调度、多基地生产原料调度、铁前一体化平台集成模型、5G+天车等)	法国齐诺尔钢铁、北美钢铁、俄罗斯 Magnitogorsk 钢铁(SACHEM 炉况协同预警系统、七步式 AI 流程优化燃料设定点、燃料煤气智能调度等)
数字孪生与可视化	朝阳钢铁、本钢、宝钢等(高炉虚实精准映射、炉内气流与炉料三维可视化平台、炉型三维检测等)	JFE 钢铁、俄罗斯 Magnitogorsk 钢铁(数字孪生体预测 8~12 h 炉况、机器视觉识别炉料粒度,热力学模型模拟冶炼过程等)

通过分析文献[29-56]中目前国内外钢企的研究成果,发现两者区别的主要原因有以下几点:1) 不同于国外专家系统、智能操作系统的早

期应用,国内高炉工业起步较晚,目前处于数字化转型的探索关键阶段,更加注重生产可视化、预警和设备寿命管理等基础层面的提升;2) 国内

大部分钢企原燃料依赖进口,质量较低,种类较多,因此高炉炉况波动性较大,需要注重对高炉炉况的预测和诊断;国外钢企相对原燃料资源丰富,高炉炉况稳定性强,因此更加注重效率与精细化管理;3) 在成本、市场、环境的多重竞争压力下,国内钢企的数字化改造更注重短期见效、降低成本及能源消耗. 国外钢企的压力相对较小,更注重优化生产效率,提升产品质量和生产可控性. 除此之外,目前国内数据服务系统对国外电子企业依赖性较强,同时监测设备在精度和寿命方面与国外存在差距,因此数据平台与监测设备的高精尖国产化是提升国内高炉数字化水平的重点发展方向之一.

### 3 人工智能技术在数字化高炉领域研究进展

#### 3.1 高炉变量预测

高炉炼铁是一个复杂的非线性系统,涉及参数众多,提前掌握高炉炉况的发展趋势对操作人员科学判断、准确调节高炉运行状态至关重要. 近年来,随着大数据技术在钢铁领域的应用,建立高效、准确的高炉炉况参数预测模型已经成为冶金领域专家学者的研究重点<sup>[57-58]</sup>.

##### 3.1.1 直接变量预测

透气性指数、煤气利用率、热负荷等作为反映高炉状态的直接变量,大量的专家学者应用数字化手段开发不同的高炉模型来研究变量的预测. 江德文等<sup>[59]</sup>分别应用多种机器学习算法建模预测未来 1, 2 h 的煤气利用率,结果表明支持向量机(support vector machine, SVM)取得较好的效果. 赵军等<sup>[60-61]</sup>将特征选择后的高炉变量分别输入极致梯度提升树(eXtreme gradient boosting, XGBoost)和随机森林(random forest, RF)模型,预测透气性指数和煤气利用率的未来趋势. Jiang 等<sup>[62]</sup>和刘颂等<sup>[63]</sup>基于高炉工业数据分别应用支持向量机、极致梯度提升树和极限树(extra-trees, ET)预测下一时刻的压差. Li 等<sup>[64]</sup>将高炉状态因果关系的重点变量输入自适应提升树(adaptive boosting, Adaboost)模型中,实现高炉气流状态的提前感知. 这种应用单一算法建模的方法在高炉智能化工作中取得了大量的研究成果. 而在实际应用中,单一算法往往难以应对高炉模型的复杂性,特别是当高炉系统中包含大量非线性和时变因素时,单一模型可能无法提供足够精确的预

测. 因此,算法的组合和融合已经成为一种趋势.

Xu 等<sup>[65]</sup>和罗世华等<sup>[66]</sup>将卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与长短期记忆(long short-term memory, LSTM)人工神经网络相结合,构建细粒度特征提取和依赖关系捕捉的一体化预测模型,实现热负荷、透气性指数趋势的提前抓取和预测. 石琳等<sup>[67]</sup>采用长短期记忆人工神经网络和支持向量机分别对分解的高频模态和低频模态进行预测,这种方法比单一算法建模具有更好的预测效果. 施有恒等<sup>[68]</sup>以某钢企监测的高炉冶炼数据为基础,建立 XGBoost 和 BP(back propagation)神经网络融合的压差预测模型,在麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)的加持下提升预测精度. 靳亚涛等<sup>[69]</sup>应用变模态分解技术处理煤气利用率数据,应用天牛须搜索(beetle antennae search, BAS)算法优化径向基函数(radial basis function, RBF)构建 BAS-RBF 预测模型进行高精度预测. 孟丽丽等<sup>[70]</sup>应用贝叶斯优化(Bayesian optimization)算法对 LSTM-Catboost 模型中参数进行优化,增强模型的预测效果,有效避免过拟合现象.

综合文献[60-72],在高炉直接变量预测过程中,将优化算法与机器学习智能算法融合能够提升模型的预测性能. 算法搭配的协同效应是提升预测精度和适应能力的核心,其特点是通过算法间的互补性弥补单一模型的局限性,同时借助优化算法(如贝叶斯优化、遗传算法)解决参数调优难题,从而使预测结果更加可靠. 然而高炉工业具有时变性和复杂性,在模型训练交互变换以及多维前沿算法交互搭配时,还需要加强特定周期内对模型的训练策略、特征选择和超参数的动态调整;当运行环境变化或者预测误差超过阈值时,模型应立即进行调整或重新训练,同时设计更加智能化的触发机制,帮助模型在实际运行中及时响应,以确保预测的准确性和及时性.

##### 3.1.2 炉热指标预测

炉热预测作为智能化高炉炼铁技术的重要组成部分,一些针对炉热预测的数据驱动建模方法被提出. 例如, Zhou 等<sup>[73]</sup>基于递归子空间辨识建立了铁水温度和铁水[Si]含量预测模型. 该模型利用最新的高炉工艺数据自适应地更新预测器的参数,从而更准确地预测炉热指标. Li 等<sup>[74]</sup>利用遗传算法(genetic algorithm, GA)框架结合炼铁领域知识构造可解释特征的方法,构造衍生特征帮助铁水[Si]含量在预测任务中取得了较高

的预测精度.Jiang等<sup>[75]</sup>基于深度注意力迁移网络(attention-wise deep transfer network)对铁水[Si]含量进行预测,并描述输入和输出之间的动态关系,以提高预测结果的可理解性和透明度.Li等<sup>[76-78]</sup>基于T-S模糊模型(Takagi-Sugeno fuzzy model)、随机矢量函数链接网络(random vector functional-link networks, RVFL)研究了系列高炉铁水指标预测模型,此系列模型的优点在于考虑了铁水输出指标之间的相关性,有效提高了模型精度.

目前,炉热指标的研究已取得大量的成果<sup>[79-80]</sup>,但仍存在一些需要完善的工作.首先,建模数据样本的维度和数量往往考虑得不够全面.高炉炼铁过程受多种因素的影响,单一的工艺数据可能无法全面反映炉内的复杂情况.因此,在建模过程中,必须考虑更多的冶炼过程变量,并根据不同的生产条件进行数据采集和样本扩充.其次,时滞性分析和建模方法的结合仍然不足.高炉炼铁是一个动态的过程,各指标与炉热之间存在明显的时滞效应,当前许多模型往往忽略了这一因素.因此实际研究需要将时滞性分析融入建模工作,这是提高炉热指标预测精度的重要途径.最后,机理工艺在数据驱动高炉炉热预测工作中的深度融合不足,实际研究不仅要遵循碳氧平衡、热平衡等工艺原理,还要考虑实际冶炼条件、反应进程等复杂的随机波动,并在生产实践中不断验证、优化,模型方能取得良好的应用效果.

### 3.1.3 炉渣性能预测

炉渣性能直接影响到高炉炉料配比、燃料消耗、炉热控制等多个方面.然而,炉渣性能受多种因素影响,如炉料成分、燃料搭配、炉热水平和炉缸状态等,仅依靠监测参数难以长期保持稳定.因此,精确掌握炉渣性能成为提升高炉操作效率的一个关键问题.Zheng等<sup>[81]</sup>通过引入冶金经验理论,基于机理参数提出了一种高 $\text{Al}_2\text{O}_3$ 炉渣黏度预测计算公式,但未实现其他渣系的全面推广.Jiang等<sup>[82]</sup>应用主成分分析(principal components analysis, PCA)和K邻近(K-nearest neighbor, KNN)法联合处理高炉实际与实验室数据,应用支持向量机模型提前预测炉渣黏度.但需要注意的是支持向量机模型主要面向小样本对象,在大型高炉样本集中效果可能有所下降.Li等<sup>[83]</sup>将高炉数据进行预处理,应用牛顿-拉夫逊优化(Newton-Raphson-based optimizer, NBRO)算法

联合优化深度神经网络模型预测高炉炉渣黏度.孟丽丽等<sup>[84]</sup>提出将多模态的分解变量直接输出到粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法优化后的长短期记忆神经网络中,根据自趋势特性提前预测高炉炉渣碱度.Azadi等<sup>[85]</sup>提出了一种融合传统机理和数据驱动的炉渣性质混合预测方式,将炉渣的静态特征和动态变化集成进行预测,在测试阶段混合模型比单纯数据驱动模型的结果更加可靠.

根据文献[81-87]中炉渣性能预测的总结,本文得出以下结论和建议.在实际研究中,针对高炉炉渣性能的预测不仅需要考虑纯粹的机器学习模型,还应结合高炉的物料平衡机理知识和碱度理论等.在高炉操作中,物料平衡模型可以帮助追踪炉料、燃料以及气体的流动和变化;碱度理论也能够为炉渣性质预测提供重要的化学反应基础,这些经典理论可以进一步提高模型的准确性和实用性.除此之外,炉渣性能预测还存在小样本依赖的问题,小样本提供的学习规律在复杂多变的高炉运行参数中适应性会降低.因此,可以考虑将高炉型号、炉料配比等类似的炉渣性能数据统一收集管理,制作大样本数据集,有助于提升预测模型的稳定性,也可解决多座高炉的炉渣管理问题.同时,对于具有大时滞性特点的高炉而言,预测周期的加长对现场根据炉渣性质调整炉料结构具有意义,但是随之而来的是预测精度难以保持高效,这也是未来炉渣预测和闭环控制的重点关注问题之一.

## 3.2 高炉炉况诊断

高炉炉况作为一个“概念”,现场无法直接监测其状态,也没有明确的定义方式.因此,根据高炉可监测数据完成炉况的定量化评价再进行诊断是一种可行的手段.基于目前的研究现状,本节主要从炉缸状态和综合状态两方面介绍进展.

### 3.2.1 炉缸状态诊断

近年来,随着高炉增大炼铁强度,炉缸状态问题日益引起高炉操作人员的重视.传统的炉缸状态评价与诊断以机理研究为主,例如徐万仁等<sup>[88]</sup>根据死料柱压差度和炉渣温度强度评价炉缸状态.代兵等<sup>[89-90]</sup>应用炉芯死料柱温度、渣铁流入炉缸阻力指数等表征炉缸状态.但这些方法中应用的参数难以实时收集,时变性较弱,导致工业应用效果不佳.张贺顺等<sup>[91]</sup>将炉缸状态定义为炉底中心温度和炉缸侧壁温度的比值,这种评价方式的优点是现场可以实时在线获取热电偶

温度数据. 尽管数字化技术在高炉生产中已经取得一定的成就, 但是数字化技术在高炉炉缸状态方面的应用尚少. 刘小杰等<sup>[92]</sup>应用风口回旋区活跃性来定量表征高炉炉缸活跃程度, 采用贝叶斯优化的 XGBoost 模型提前判断炉缸活跃状态. Deng 等<sup>[93]</sup>运用数据挖掘技术计算温度比值作为炉缸活跃状态的表征参数, 建立了炉缸状态定量模型. Zhou 等<sup>[94]</sup>将图像处理分析获得回旋区火焰温度, 提出周向均匀性和局部活跃性来诊断炉缸状态的方法.

通过总结炉缸状态诊断<sup>[89-96]</sup>的现有技术方法, 发现虽然研究者在炉缸活跃性评价方面已进行了大量研究和探索, 但在冶金机理与智能化技术结合方面还存在很大的不足. 一方面机理诊断联合高炉理论具有工艺可解释性, 另一方面智能诊断更新能力与适应能力较好. 因此, 基于现场实际情况和变量监测数据, 综合发掘多维炉缸状态评价方法, 从温度、渣铁、死料柱、气氛等方面描述炉缸状态, 再应用智能评价技术集成构建具有企业特色的炉缸状态诊断方法是重点发展方向之一.

### 3.2.2 综合状态诊断

高炉综合状态作为一个模糊综合指标, 它的长期稳定顺行可以保证高炉炼铁的高效、优质、低耗、长寿和低碳. JFE (日本钢铁工程控股公司)、POSCO (韩国浦项制铁集团公司)、SOLLAC (法国索拉克钢铁公司)、THYBAS (德国蒂森克虏伯集团)<sup>[97-101]</sup>是高炉综合状态机理诊断领域的先行者. 它们基于物料平衡、热平衡、专家知识等开发了综合状态的理论模型. 该模型可以判断软熔带的位置、下料指数、直接还原度指数等, 为数字化手段在高炉中的应用奠定了基础, 但是模型假设条件多, 主观经验影响大. 这些模型在国内应用的效果不及国外理想, 因此模型的推广能力有待提升, 更新能力有待加强.

由于数字化技术展现出的多样性特点, 高炉综合状态涌现出大量的数据智能评价与诊断方法. Li 等<sup>[102]</sup>应用 19 个状态参数来定义和提取高炉生产指标中隐藏的公共因素, 应用因子分析算法实时计算高炉综合炉况指数. Hu 等<sup>[103]</sup>在因子分析 (factor analysis) 炉况评价模型基础上进一步延伸, 将高炉状态分为良好、正常、不良和警示 4 个等级. 刘金祥等<sup>[104]</sup>融合因子分析、K-Means 聚类等多项数字信息技术, 构建高炉综合状态打分系统并进行分类诊断. 这种单一的客观智能评价方法对数据的依赖性较强, 忽视了高炉操作人员

的主观经验和行业专业知识. 虽然机器学习和数据分析可以提供精确的计算, 但高炉操作的复杂性和不可预测性常常需要经验丰富的操作人员来作出判断. 单纯依赖客观评价可能会无法应对高炉实际操作中一些突发的、需要灵活应对的特殊情况.

目前研究者开发的综合诊断技术逐渐向数字化与工艺结合的方向转变. 李红玮等<sup>[105]</sup>和王坤明<sup>[106]</sup>以高炉原料、煤气、冷却壁温度等多维变量为索引, 将高炉工艺经验与智能评价算法相结合, 运用主观评价层次分析 (analytic hierarchy process, AHP) 法和客观评价熵权 (entropy weight method, EWM) 法分别对高炉重点关注参数赋权, 以逼近理想解排序法 (technique for order preference by similarity to ideal solution, TOPSIS) 集成工艺数据权重实现高炉状态的定量化诊断. Cui 等<sup>[107]</sup>采用专家经验和主成分分析法综合分析燃烧区的温度梯度数据, 计算各项指标的权重, 实现风口煤粉燃烧率的在线准确评价. 张胜男<sup>[108]</sup>在搭建高炉炉况模糊综合评价模型的具体实施过程中, 指标参数的权重结合专家经验和客观计算来确定, 指标参数数据所处的等级区间应用专家经验和统计知识进行划分.

总结炉况状态诊断研究成果获得以下结论与趋势建议. 目前多维权重评价方法是综合评价的大方向, 但是仍然存在可完善之处. 高炉炉况综合评价体系的发展, 应突破传统单一、模糊的整体评价模式, 构建基于多维度关键状态协同监测与深度解析的精细化评价框架. 在评价与诊断高炉综合状态的同时, 针对高炉内原燃料、气流、渣铁等关键运行子状态构建独立量化评价模块, 通过集成升级实现高炉炉况的整体诊断. 综合评价的核心价值不仅在于结论, 更在于深度解析. 必须建立强大的分析引擎, 持续挖掘并动态更新各子状态指标之间、子状态指标与最终炉况评价结果之间的复杂关联规则与因果关系网络. 当综合评价判定炉况异常时, 系统能即时反向溯源<sup>[109-111]</sup>.

### 3.3 高炉炉况优化

保障高炉稳定顺行是炼铁生产的核心目标, 是提升经济效益、降低冶炼成本及实现低碳化的基石. 高炉关键参数的预测与炉况评价本身并非终点, 其核心价值在于支撑这一目标. 当炉况出现或即将出现波动时, 关键在于能够快速生成并推送优化操作建议给高炉操作人员, 使其能够预防异常发生, 或在异常萌芽期以最低成本迅速恢

复稳定.鉴于高炉炼铁的高度复杂性与当前自动化水平的限制,完全依赖闭环自动控制来保障长期稳定运行尚不现实.现阶段更切实有效的路径是:开发并应用高炉智能优化模型,将其作为强大的决策支持工具,实时为操作人员提供科学、量化的操作调整建议.通过这种“模型辅助、人工决策”的协同模式,赋能操作人员更精准、更前瞻地调控高炉生产,从而持续巩固其稳定顺行的状态.

目前高炉炉况优化主要分为2个类别:1)单目标优化.其优势是求解过程比较容易,有唯一解,优化策略能够对目标指标起到良好的优化效果.其不足主要体现在不能满足现代高炉“优质、低耗、高产、顺行”的综合要求.2)多目标优化.其优势是能够对多个目标进行协调和折中处理,使各个目标都尽可能地达到最优.其缺陷则是随着优化目标数量的增加,优化模型复杂度越高,求解越困难,Pareto最优解无法直接应用,最终解选择难.除此之外,还有1种炉况优化的数学手段是将多目标转换为单目标.其优势是可以将多个目标转换为1个综合指标,大大降低优化求解的难度;其缺点则是高炉各指标加权值的分配带有较大的主观性,当各目标相互制约时,目标函数会变得十分复杂.如果综合指标的评价无法精确匹配炉况,那么它仍然会陷入无法整体优化的循环中.

高炉多指标优化有线性规划法、遗传优化算法、粒子群优化算法等方法,它的主要目标是协调多维指标,而不是要求所有指标达到最佳.张宗旺等<sup>[112]</sup>采用线性规划方法,将高炉炼铁理论作为约束条件,将单目标升级为多目标优化,构建能源与成本综合优化的高炉数学模型.文献<sup>[113-114]</sup>针对高炉配料的数值优化,以高炉平衡方程和过程变量为约束,分别应用哈里斯鹰优化算法(harris hawks optimization, HHO)和灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)构建优化模型,实现原料吨铁成本、CO<sub>2</sub>排放量和理论焦比最优的目标.但该模型未实现工业应用,其应用过程在多重限制条件下易陷入局部最优的问题.

李壮年等<sup>[115]</sup>将遗传算法的Pareto最优解用于焦比和透气性的联合控制.Parihar等<sup>[116]</sup>以铁水质量预测值作为约束条件,联合铁水产量和燃料比对高炉进行优化,依据Pareto提取关键控制变量的最优设置.但是他们对诸多Pareto最优解的选择未作描述,仅在稳态炉况下获得较好测试结果.Zhou等<sup>[117]</sup>以能源消耗、CO<sub>2</sub>排放和生产成本

为优化目标函数,使用第二代非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)来解决高炉生产过程中的多目标优化问题.随着优化指标增加,模型越复杂导致求解越困难,甚至出现“死循环”现象.因此基于高炉综合评价结果,将高炉多指标优化转换为单指标优化成为解决方法.

张琦等<sup>[118]</sup>通过赋权法计算高炉炼铁成本、能耗和CO<sub>2</sub>排放的综合指数,求解多目标优化问题.当高炉各指标阈值的制定成为难点,各目标之间存在冲突时,目标函数就会变得十分复杂.Li等<sup>[119]</sup>应用APSO-ELM-MODE模型分别优化煤气利用率和焦比,再用TOPSIS集成权重方法综合选择两者的最优结果.测试结果表明,这种方法在同时优化2个目标时取得了较好的效果.

当前高炉操作的核心需求是通过调控数量少、风险小、成本低的操作以达到炉况状态耦合优化的目的.综合分析和总结文献<sup>[112-122]</sup>,针对反馈优化策略提出四点未来趋势:首先,应当将实际生产的刚性约束作为炉况优化不可逾越的边界,结合生产状态的柔性调整区间,避免因突破工艺边界而降低模型信任度甚至引发生产事故;其次,建立操作调整成本的量化体系,通过操作经济成本、人工劳作消耗、设备承受能力以及调整风险系数等指标精准评估高炉操作措施需要付出的综合代价;再次,建立炉况动态优先级响应机制,根据炉况异常危害度建立动态优先级响应机制,针对高炉特性和生产要求,动态设定各指标优化的优先级,分别形成紧急和减缓的优化策略;最后,关键步骤是高维目标的耦合,直接优化强关联目标扭转炉况下行趋势,分步优化弱关联目标保证炉况稳步提升.同时,优化过程应用预测模型提前预演,防止耦合目标反向优化.以长期策略下的低风险、低成本、高回报作为优化准则,才能推动高炉优化控制取得更好的成果.

## 4 东北大学数字化高炉炼铁技术研发与应用

以炼铁工业大数据为基础,以人工智能、冶金机理为驱动,聚焦“黑箱、耦合、多目标”等炼铁亟待解决的问题,形成数据与机理融合的数字化高炉智能系统.东北大学数字化炼铁团队集成研发国内首个高炉信息物理系统(cyber physical systems, CPS),其逻辑流程如图4所示,围绕高炉

现场关注的重点痛点形成了炉热、炉缸活跃状态、炉型和综合优化等多项核心技术<sup>[123-129]</sup>,入选

2024年世界钢铁工业十大技术要闻,科技成果经评价整体达到国际领先水平<sup>[6,130-131]</sup>.

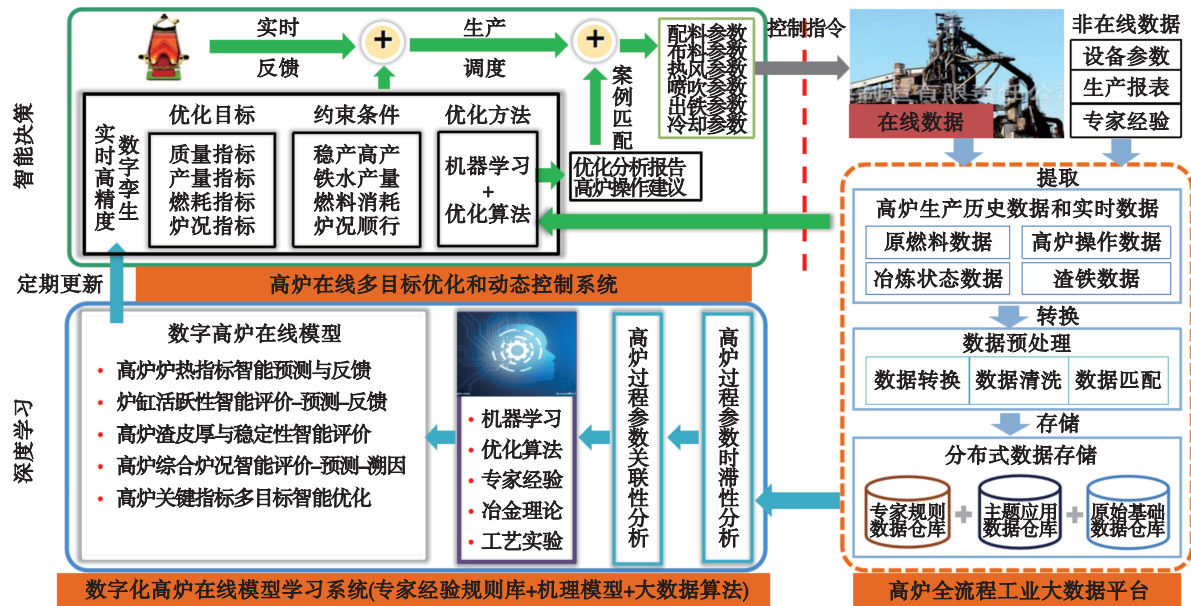


图 4 高炉信息物理系统案例

Fig. 4 Cyber physical system case of blast furnace

#### 4.1 高炉全流程工业大数据平台

按照高炉冶炼工序进行梳理,涵盖高炉仪表监控类参数、原燃料参数、布料参数、送风参数、喷煤参数、渣铁参数等在线数据,以及设备参数、生产报表等非在线数据,总共 1 000 多个变量.按不同的参数类型将已收集的高炉数据分为以下 4 类:原燃料类数据、工艺操作类数据、冶炼状态类数据和渣铁类数据.

归纳高炉数据存在问题:数据缺失问题、数据异常问题、数据频次不统一问题.在缺失数据方面,分别对少量、大量、间断性、连续性数据缺失 4 种类型进行填补与处理.在异常数据识别方面,采用高炉操作方针与箱线图法相结合的方式对人工录入错误造成的异常数据进行识别与处理.在不同频次数据方面,将低频数据映射到高频时间索引上,缺失值通过插值法补全,实现将高炉不同频次数据统一转换.

采用 FP-Growth 算法对直接变量、炉热、炉缸活跃性等多个高炉关键指标与原燃料质量、过程参数进行关联规则挖掘.通过整合关联规则,建立多层次共存的高炉参数关联规则库,能够通过搜索获取不同指标对应的不同层级下的关联规则.

将以上数据分为专家规则数据库、主题应用数据库、原始基础数据库进行分布式存储,为后续数字化高炉技术应用提供高质量数据.

#### 4.2 数字化高炉在线模型学习系统

以各高炉指标主题应用数据库为基础,应用数据分析算法建立高炉参数时滞性感知方法,并将滞后时间范围生成新变量作为高炉炉况指标预测模型的衍生变量.根据高炉数据特征,分别应用线性和非线性智能算法融合分析不同高炉参数与主题目标之间的关联性,为高炉关键指标预测提供最优表征输入组合.

系统根据高炉生产具有多变、易扰动、非线性等特点,提出机器学习、优化算法、专家经验、冶金理论和工艺实验等多维融合的建模方法,明确差异化的融合建模方案.应用碳氧平衡、热平衡及机器学习算法开发高炉炉热模型,实现铁水温度和铁水[Si]含量的提前预测与异常反馈.开发多维标准集成的高炉特色炉缸状态定量表征技术,应用机器学习提前预测高炉炉缸状态量化趋势与数值.解析渣皮厚度和渣皮稳定性变化规律及其影响因素,融合冶炼机理和动态炉况数据,建立高炉冷却器渣皮厚度智能管理模型,实现高炉操作炉型的智能管理.针对高炉直接变量,运用协同预测算法实现压差、铁水产量、煤气利用率、透气性指数的在线高精度预测,强化模型对高炉复杂工况和边界条件不断变化的适应能力.基于配料理论等计算炉渣衍生参数,开发冶炼周期内高炉炉渣碱度、炉渣镁铝比、铁水[S]含量的提前感知模型,在线指导操作人员优化配

料计算.在预测模型构建过程中,将集成学习、深度学习、线性计算等机器学习软件包组建算法池,通过线下多维算法融合建模训练以及在线自主更新的方式,保持数字高炉在线模型的高精度和稳定性.基于高炉稳定运行重点关注的指标,开发因果-关联协同的高炉运行状态科学评价技术,建立状态评价联合扰动溯源的高炉运行状态实时监测、未来预测、波动寻根系统,进一步提高高炉复杂冶炼过程的深度感知能力.最终形成涵盖炉热、炉缸状态、煤气利用率、透气性指数、渣系控制、操作炉型和动态炉况等多维度的高精度高炉信息物理系统.

### 4.3 高炉在线多目标优化和动态控制系统

高炉生产以现场实际质量指标、产量指标、能耗指标、炉况指标为最终目标,以稳产高产、铁水产量、燃料消耗、炉况顺行为约束条件.当高炉综合炉况评分出现预警时,应用机器学习、优化算法进行高炉在线多目标优化.应用级联式搜索方法,从指标、气流、炉体、送风、铁水和原燃料等子状态分析高炉主要和次要异常点,并将结果反馈至数字化高炉在线模型.基于高炉参数关联规则以及机理计算方法,通过应用分级调节形成多重多步优化案例,实现数字化高炉在线模型的耦合高效全面利用,在最大化保障高炉稳定运行前提下提

升综合分析能力,将最优方案反馈至操作人员.

数字化高炉的具体案例展示了高炉炉况综合评价、预测与根因分析系统,其基本流程如图 5 所示.1) 以高炉高产、低耗、优质、顺行、长寿为准则,提取透气性指数、焦比、铁水质量、炉缸活跃度、渣皮厚度等变量,通过无监督学习与专家规则对高炉综合运行状态进行科学表征,提出合理的分级评价规则,对抽象的高炉运行状态进行定性表达.2) 结合无监督学习与专家经验,逐级确定高炉炉况对关键指标和原燃料条件、操作制度等多层次的权重比与数据分区规则,形成高炉综合运行状态从评级到评分模式升级的科学评价机制,建立适应高炉自身特点的动态炉况评价规则,实现当前动态炉况的实时监控与准确评价.3) 以数字孪生模型为基础,采用集成学习将高炉关键变量时间序列预测与综合运行状态动态评价有效结合,基于科学炉况评分制度对关键变量预测结果进行综合评价与修正,实现下一时刻高炉动态综合运行状态的智能精准预测.4) 以高炉关键变量与综合运行状态关联知识图谱为基础,通过高炉运行状态评价机制确定的上下级关系即时准确定位关键大类失分项,转而精细化定位高炉真实参数运行数值并获取失分原因,实现高炉异常运行状态的根因分析.

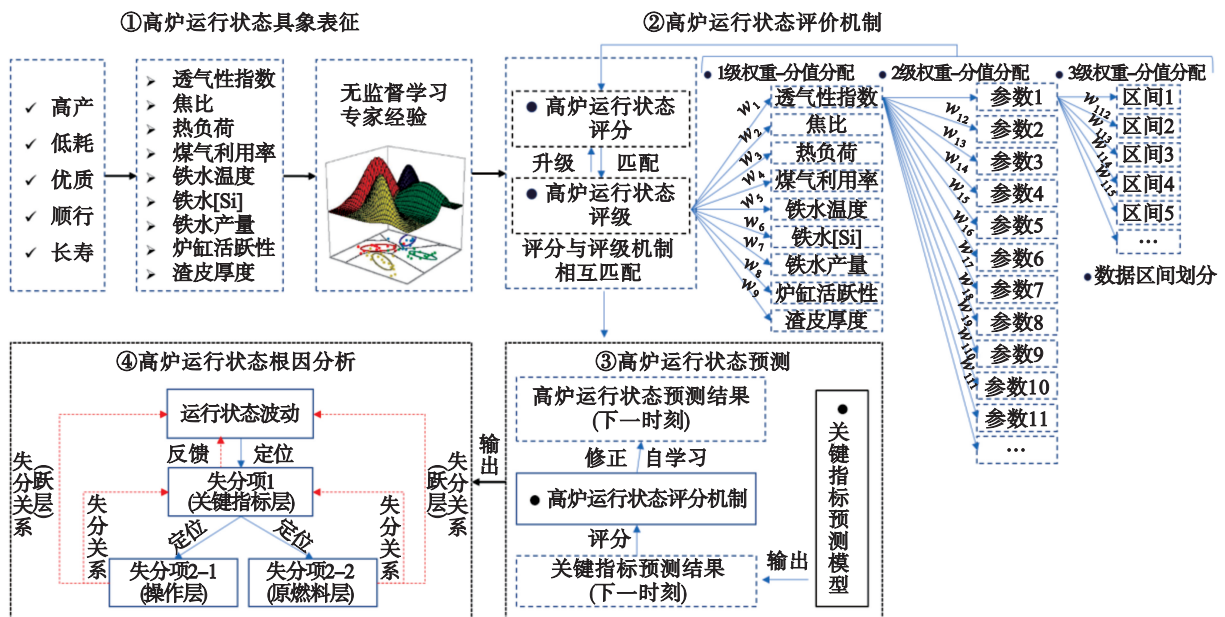


图5 高炉炉况综合评价、预测与根因分析流程

Fig. 5 Comprehensive evaluation, prediction, and root cause analysis process of blast furnace condition

高炉炉况综合评价、预测与根因分析系统的实际应用案例如图 6 所示,该界面主要展示了综合炉况评价在线评价与历史趋势跟踪;指标、气

流、炉体、送风、铁水和原燃料状态在线监测与历史趋势跟踪;综合炉况量化评分提前 1 h 预测;异常炉况各子状态失分率占比及反馈信息等功能.

当综合炉况系统发出预警时,底层模型将根据现场实际操作参数形成操作建议,并针对失分各子状态进行优化,最终反馈信息播报模块实时输出

操作建议-子状态得分-调整优先级-综合炉况得分的集成优化方案,辅助操作人员优化高炉综合运行状态。



图6 高炉炉况综合评价系统案例

Fig. 6 Comprehensive evaluation system case of blast furnace condition

目前东北大学数字化高炉炼铁技术已应用于国内数十家央企、国企和民企的高炉。某钢铁厂大型高炉应用后,分别以技术应用前6个月作为基准期,模型部署上线5个月为考核期,企业自行统计的高炉部分关键指标应用前后对比效果:铁水温度达标率提升3.5%,铁水[Si]含量达标率提升6.7%,透气性指数平均值提升0.07、标准差降低0.06,热负荷平均值上升155 510 MJ、标准差降低67 810 MJ,煤气利用率平均值上升0.23%、标准差下降0.38%,焦比平均值降低11 kg/t、标准差下降2.7 kg/t。数字化高炉炼铁技术的应用为企业创造了显著的经济效益和降碳效果,取得企业内部一致认可。

## 5 结论与展望

1) 全球钢企正加速推进高炉数字化升级,通过智能闭环控制、数字孪生、AI预测模型等技术,实现对炉况的实时监控、异常预警与操作优化。国内宝钢、鞍钢、沙钢等企业聚焦智能操炉、评价及诊断系统,显著提升稳定性与能效;国外POSCO、JFE等则深化变量预测与虚拟映射,强化铁水质量控制。然而,钢企的数据挖掘和利用效率不一,仍缺乏跨企业协作与统一标准体系。未来需构建开放的技术生态,推动数据互通与标准化智能框架,以释放全行业数字化转型潜力。

2) 当前高炉数字化在变量预测、状态评价与炉况优化三领域取得可喜的研究成果,充分展现

数字化技术已成为高炉领域不可忽视的强力支撑。预测模型需强化在线自主更新能力,深度融合工艺机理与数据驱动;状态评价应转向多维度精细化子状态协同诊断,构建可溯因的关联规则网络;优化需突破单指标局限,以低风险、低成本、多目标耦合为核心准则,推动高炉向“优质、低耗、高产、顺行”综合最优状态演进。未来趋势在于理论与数据的深度结合、动态闭环优化及跨系统协同决策。

3) 面向高炉工业与大数据,开发CPS,构建覆盖高炉全流程的工业大数据平台,开发融合冶金机理与AI的在线模型学习系统,并基于多目标优化实现“级联搜索+分级调节”动态控制。当前离散模块化技术架构的集成统一、机理模型与数据驱动的动态协同机制在实际应用中的动态优化、入炉原燃料成分信息的推演与捕捉、优化结果反馈与专家规则库的增量学习与自校正问题是目前的难点,也是未来的重点研究趋势,这有助于推动数字化技术加持下的高炉向“稳顺-低耗-高产”综合目标演进。

## 参考文献:

- 王国栋,刘振宇,张殿华,等.钢铁企业创新基础设施及研究进展[J].钢铁,2023,58(9):2-14.  
(Wang Guo-dong, Liu Zhen-yu, Zhang Dian-hua, et al. Steel enterprise innovation infrastructure (SEII) and its research development[J]. *Iron & Steel*, 2023, 58(9): 2-14.)
- 石泉,唐珏,储满生.基于工业大数据的智能化高炉炼铁技术研究进展[J].钢铁研究学报,2022,34(12):1314-1324.

- (Shi Quan, Tang Jue, Chu Man-sheng. Research progress of intelligent blast furnace ironmaking technology based on industrial big data[J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2022, 34(12): 1314-1324.)
- [3] 刘小杰, 李天顺, 李欣, 等. 高炉炼铁智能化发展的探讨与展望[J]. 中国冶金, 2025, 35(1): 1-14, 31.  
(Liu Xiao-jie, Li Tian-shun, Li Xin, et al. Discussion and prospect of intelligent development of blast furnace ironmaking[J]. *China Metallurgy*, 2025, 35(1): 1-14, 31.)
- [4] 何家雷, 唐珏, 储满生, 等. 基于大数据的高炉炼铁数据治理及挖掘的研究[J]. 钢铁研究学报, 2024, 36(7): 844-854.  
(He Jia-lei, Tang Jue, Chu Man-sheng, et al. Research on data management and mining of blast furnace ironmaking based on big data[J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2024, 36(7): 844-854.)
- [5] Wang M Y, Tang J, Chu M S, et al. Prediction and optimization of flue pressure in sintering process based on SHAP [J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2025, 32(2): 346-359.
- [6] 王国栋, 刘振宇, 张殿华, 等. 材料科学技术转型发展与钢铁创新基础设施的建设[J]. 钢铁研究学报, 2021, 33(10): 1003-1017.  
(Wang Guo-dong, Liu Zhen-yu, Zhang Dian-hua, et al. Transformation and development of materials science and technology and construction of iron and steel innovation infrastructure [J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2021, 33(10): 1003-1017.)
- [7] 周济. 智能制造: “中国制造2025”的主攻方向[J]. 中国机械工程, 2015, 26(17): 2273-2284.  
(Zhou Ji. Intelligent manufacturing: main direction of “made in China 2025” [J]. *China Mechanical Engineering*, 2015, 26(17): 2273-2284.)
- [8] 刘然, 张智峰, 刘小杰, 等. 低碳绿色炼铁技术发展动态及展望[J]. 钢铁, 2022, 57(5): 1-10.  
(Liu Ran, Zhang Zhi-feng, Liu Xiao-jie, et al. Development trend and prospect of low-carbon green ironmaking technology[J]. *Iron & Steel*, 2022, 57(5): 1-10.)
- [9] Shi Q, Tang J, Chu M S. Key issues and progress of industrial big data-based intelligent blast furnace ironmaking technology [J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2023, 30(9): 1651-1666.
- [10] 刘然, 赵伟光, 刘颂, 等. 高炉冶炼智能化的发展与探讨[J]. 钢铁, 2023, 58(5): 1-10.  
(Liu Ran, Zhao Wei-guang, Liu Song, et al. Development and discussion of intelligent blast furnace smelting[J]. *Iron & Steel*, 2023, 58(5): 1-10.)
- [11] 王国栋, 张殿华, 孙杰. 建设数据驱动的钢铁材料创新基础设施 加速钢铁行业的数字化转型[J]. 冶金自动化, 2023, 47(1): 2-9.  
(Wang Guo-dong, Zhang Dian-hua, Sun Jie. Creating data-driven innovation infrastructure for iron and steel material to accelerate digital transformation of iron and steel industry [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2023, 47(1): 2-9.)
- [12] 储满生, 王茗玉, 唐珏, 等. 基于大数据的智能化烧结技术研究进展[J]. 钢铁, 2023, 58(9): 26-38.  
(Chu Man-sheng, Wang Ming-yu, Tang Jue, et al. Process of intelligent sintering technology based on big data [J]. *Iron & Steel*, 2023, 58(9): 26-38.)
- [13] Liu Y X, Jiao K X, Zhang J L, et al. Research progress and future prospects in the service security of key blast furnace equipment [J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2024, 31(10): 2121-2135.
- [14] 周继红, 陈仁. 钢铁冶金数字化高炉研究[J]. 山西冶金, 2022, 45(2): 91-95.  
(Zhou Ji-hong, Chen Ren. Research on digitization of blast furnace in ferrous metallurgy [J]. *Shanxi Metallurgy*, 2022, 45(2): 91-95.)
- [15] 王晓慧, 田天弘, 覃京燕, 等. 工业数字孪生数据建模在钢铁行业中的应用研究[J]. 包装工程, 2024, 45(8): 11-20, 517.  
(Wang Xiao-hui, Tian Tian-hong, Qin Jing-yan, et al. Application of industrial digital twin data modeling in iron and steel industry [J]. *Packaging Engineering*, 2024, 45(8): 11-20, 517.)
- [16] 许永泓, 杨春节, 楼嗣威, 等. 钢铁行业数字孪生研究现状分析和综述[J]. 冶金自动化, 2023, 47(1): 10-23.  
(Xu Yong-hong, Yang Chun-jie, Lou Si-wei, et al. Analysis and review of the current research status of digital twins in the iron and steel industry [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2023, 47(1): 10-23.)
- [17] 王航天, 何青, 赵赫. 工业互联网推动钢铁行业高端化、智能化、绿色化发展的机理与路径探析[J]. 数字化转型, 2024, 1(2): 31-38.  
(Wang Hang-tian, He Qing, Zhao He. Analysis on the mechanism and path of industrial Internet promoting the high-end, intelligent and green development of steel industry [J]. *Digital Transformation*, 2024, 1(2): 31-38.)
- [18] Chen Z P, Wang X Y, Gui W H, et al. A novel sensing imaging equipment under extremely dim light for blast furnace burden surface: starlight high-temperature industrial endoscope [J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2024, 11(4): 893-906.
- [19] Kalsoom T, Ramzan N, Ahmed S, et al. Advances in sensor technologies in the era of smart factory and industry 4.0 [J]. *Sensors*, 2020, 20(23): 6783.
- [20] 李宏扬, 刘小杰, 李欣, 等. 高炉炼铁工业互联网平台的应用[J]. 钢铁, 2021, 56(9): 10-18.  
(Li Hong-yang, Liu Xiao-jie, Li Xin, et al. Application of industrial Internet platform for blast furnace iron making [J]. *Iron & Steel*, 2021, 56(9): 10-18.)
- [21] 刘小杰, 张玉洁, 刘然, 等. 高炉炼铁智能化发展的研究现状与展望[J]. 钢铁研究学报, 2024, 36(5): 545-559.  
(Liu Xiao-jie, Zhang Yu-jie, Liu Ran, et al. Research status and prospects of intelligent development of blast furnace ironmaking [J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2024, 36(5): 545-559.)
- [22] 张天瑞, 于天彪, 赵海峰, 等. 数据挖掘技术在全断面掘进机故障诊断中的应用[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2015, 36(4): 527-531, 541.  
(Zhang Tian-rui, Yu Tian-biao, Zhao Hai-feng, et al. Application of data mining technology in fault diagnosis of tunnel boring machine [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2015, 36(4): 527-531, 541.)
- [23] 刘然, 高子扬, 李宏扬, 等. 高炉智能优化系统综述与展望[J]. 中国冶金, 2024, 34(3): 13-24, 36.  
(Liu Ran, Gao Zi-yang, Li Hong-yang, et al. Overview and prospect of intelligent optimization system for blast furnace [J]. *China Metallurgy*, 2024, 34(3): 13-24, 36.)
- [24] Wang Y, Wang X P, Tang L X. Evolutionary modeling approach based on multiobjective genetic programming for strip quality prediction [J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2024, 86: 101519.
- [25] Zhao Y M, Wang X P, Song X M. Dynamic multiobjective operation optimization of blast furnace ironmaking process [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2025, 66: 103402.

- [26] Lu B, Chen G, Chen D M, et al. An energy intensity optimization model for production system in iron and steel industry [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2016, 100: 285-295.
- [27] 张颖伟, 高鸿瑞, 张鼎森, 等. 基于多智能体的数字孪生及其在工业中应用的综述[J]. *控制与决策*, 2023, 38(8): 2168-2182.  
(Zhang Ying-wei, Gao Hong-rui, Zhang Ding-sen, et al. A review of multi-agent-based digital twins and its application in industry [J]. *Control and Decision*, 2023, 38(8): 2168-2182.)
- [28] 肖鹏. 高炉炼铁技术创新实践及未来展望[J]. *钢铁*, 2021, 56(6): 10-14, 34.  
(Xiao Peng. Innovation practice and future prospects of blast furnace ironmaking technology [J]. *Iron & Steel*, 2021, 56(6): 10-14, 34.)
- [29] 骆德欢. 智慧制造在宝钢股份宝山基地的实践[J]. *冶金自动化*, 2019, 43(1): 31-36, 72.  
(Luo De-huan. Practice of intelligent manufacturing in Baoshan base of Baosteel [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2019, 43(1): 31-36, 72.)
- [30] 朱仁良. 未来炼铁技术发展方向探讨以及宝钢探索实践[J]. *钢铁*, 2020, 55(8): 2-10.  
(Zhu Ren-liang. Discussion on future development direction of ironmaking technology and exploratory practice of Baosteel [J]. *Iron & Steel*, 2020, 55(8): 2-10.)
- [31] 邹玉贤. 钢铁智慧制造实践与思考[J]. *宝钢技术*, 2022(1): 1-9.  
(Zou Yu-xian. Practice and thinking of steel smart manufacturing [J]. *Baosteel Technology*, 2022(1): 1-9.)
- [32] 孟昕阳, 徐震, 王宝海, 等. 鞍钢高炉孪生驾驶舱与操作评价平台的建设与应用[J]. *鞍钢技术*, 2024(5): 7-13, 32.  
(Meng Xin-yang, Xu Zhen, Wang Bao-hai, et al. Construction of digital twin cockpit and operation evaluation platform for BF of Ansteel and applications [J]. *Angang Technology*, 2024(5): 7-13, 32.)
- [33] 李建军, 胡代超, 刘炳南, 等. 鞍钢高炉大数据可视化平台开发及应用[J]. *鞍钢技术*, 2023(3): 15-20.  
(Li Jian-jun, Hu Dai-chao, Liu Bing-nan, et al. Construction and application of visualization program for big data system for blast furnaces of Ansteel [J]. *Angang Technology*, 2023(3): 15-20.)
- [34] 徐海涛. 本钢高炉智能管理系统的研发与应用[J]. *有色设备*, 2023, 37(3): 58-62.  
(Xu Hai-tao. Research and application of intelligent management system for Benxi Steel's blast furnaces [J]. *Nonferrous Metallurgical Equipment*, 2023, 37(3): 58-62.)
- [35] 何天庆, 宁武, 王晓雪, 等. 鞍钢朝阳钢铁高炉数字孪生系统构建及应用[J]. *鞍钢技术*, 2022(6): 66-71.  
(He Tian-qing, Ning Wu, Wang Xiao-xue, et al. Construction of digital twin system for blast furnace in Chaoyang Steel Company of Ansteel and its application [J]. *Angang Technology*, 2022(6): 66-71.)
- [36] 谭天雷. 江苏沙钢集团有限公司炼铁管控中心的实践应用[J]. *冶金自动化*, 2022, 46(sup1): 10-14.  
(Tan Tian-lei. Practice and application of ironmaking control center of Jiangsu Shagang Group Co., Ltd. [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2022, 46(sup1): 10-14.)
- [37] 雷鸣, 杜屏, 周夏芝, 等. 沙钢3号高炉炉缸炉底侵蚀结厚智能监测系统[J]. *冶金自动化*, 2021, 45(5): 13-22.  
(Lei Ming, Du Ping, Zhou Xia-zhi, et al. Intelligent monitoring system for erosion and freezing of hearth and bottom of No.3 blast furnace in Shasteel [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2021, 45(5): 13-22.)
- [38] 刘奔. 沙钢智慧设备在线诊断平台[J]. *冶金设备*, 2024(sup1): 25-28.  
(Liu Ben. Shagang's smart equipment online diagnostic platform [J]. *Metallurgical Equipment*, 2024(sup1): 25-28.)
- [39] 孔令泽, 姚可佩, 邓映, 等. 宁钢炼铁智能化数字化改革应用实践[J]. *冶金设备*, 2024(sup1): 156-158, 63.  
(Kong Ling-ze, Yao Ke-pei, Deng Ying, et al. Application practice of intelligent digital reform of ironmaking in Ninggang [J]. *Metallurgical Equipment*, 2024(sup1): 156-158, 63.)
- [40] 武晨. 钢铁行业绿色化智能化发展及河钢集团创新实践[J]. *河北冶金*, 2023(4): 1-8.  
(Wu Chen. Green and intelligent development of the steel industry and HBIS group's innovative practice [J]. *Hebei Metallurgy*, 2023(4): 1-8.)
- [41] 刘二浩, 吴东海, 胡心光, 等. 高炉全炉料层分布智能监测系统的研究与应用[J]. *冶金自动化*, 2025, 49(2): 14-23.  
(Liu Er-hao, Wu Dong-hai, Hu Xin-guang, et al. Research and application of intelligent monitoring system for burden layer distribution in blast furnace [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2025, 49(2): 14-23.)
- [42] 刘旦, 刘晓萍, 葛小亮. 高炉智能管理系统在兴澄特钢的应用[J]. *长江信息通信*, 2022, 35(1): 26-28.  
(Liu Dan, Liu Xiao-ping, Ge Xiao-liang. Application of blast furnace intelligent management system in Xingcheng Special Steel [J]. *Changjiang Information & Communications*, 2022, 35(1): 26-28.)
- [43] 陈伟. 钢铁行业智能制造转型实践: 在高炉冶炼中的应用与优化策略研究[J]. *福建冶金*, 2025, 54(2): 57-61.  
(Chen Wei. Intelligent manufacturing transformation practice in the steel industry: research on the application and optimization strategies in blast furnace smelting [J]. *Fujian Metallurgy*, 2025, 54(2): 57-61.)
- [44] 黄泽海, 刘登峰. 酒钢1号、2号高炉智能诊断系统的研发与应用[J]. *甘肃冶金*, 2025, 47(1): 44-47.  
(Huang Ze-hai, Liu Deng-feng. Development and application of intelligent diagnostic systems for Jiujiang No.1 and No.2 blast furnaces [J]. *Gansu Metallurgy*, 2025, 47(1): 44-47.)
- [45] 杨领芝, 王海波, 陈哲, 等. 青岛特钢铁前系统智能制造优化提升实践[J]. *山东冶金*, 2023, 45(4): 43-45, 48.  
(Yang Ling-zhi, Wang Hai-bo, Chen Zhe, et al. The practice of optimization and promotion for intelligent manufacturing system before ironmaking in Qingdao Special Steel [J]. *Shandong Metallurgy*, 2023, 45(4): 43-45, 48.)
- [46] 王宏伟. 高炉炼铁中炉料结构的智能优化研究[J]. *山西冶金*, 2022, 45(3): 161-162, 179.  
(Wang Hong-wei. Study on intelligent optimization of charge structure in blast furnace ironmaking [J]. *Shanxi Metallurgy*, 2022, 45(3): 161-162, 179.)
- [47] 浦项加快智能工厂建设[J]. *轧钢*, 2018, 35(5): 11.  
(POSCO speeds up the construction of smart factories [J]. *Steel Rolling*, 2018, 35(5): 11.)
- [48] 浦项加快智能化工厂建设[J]. *烧结球团*, 2018, 43(4): 63.  
(POSCO accelerates construction of intelligent factories [J]. *Sintering and Pelletizing*, 2018, 43(4): 63.)
- [49] 罗晔. POSCO智能工厂建设进展[J]. *冶金管理*, 2021(12): 51-55.

- (Lou Ye. Progress in POSCO's smart factory construction [J]. *China Steel Focus*, 2021 (12): 51-55.)
- [50] 赵国磊, 孙刘恒, 高成云. 面向信息物理系统架构的高炉炼铁系统智能化设计[J]. *冶金自动化*, 2021, 45(3): 11-18.  
(Zhao Guo-lei, Sun Liu-heng, Gao Cheng-yun. Intelligent design of blast furnace ironmaking system orienting cyber physical system architecture [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2021, 45(3): 11-18.)
- [51] Redchuk A, Walas M F. New business models on artificial intelligence: the case of the optimization of a blast furnace in the steel industry by a machine learning solution [J]. *Applied System Innovation*, 2021, 5(1): 6-20.
- [52] Spirin N A, Lavrov V V, Rybolovlev V Y, et al. Digital transformation of pyrometallurgical technologies. state, scientific problems, and prospects of development[J]. *Steel in Translation*, 2021, 51(8): 522-530.
- [53] 周文福. 高炉配矿工艺中的成本控制研究[J]. *冶金与材料*, 2025, 45(1): 131-133.  
(Zhou Wen-fu. Research on cost control in blast furnace ore blending process [J]. *Metallurgy and Materials*, 2025, 45(1): 131-133.)
- [54] 赵军. 基于大数据技术的高炉炼铁智能预报系统研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2021.  
(Zhao Jun. Intelligent prediction system for blast furnace ironmaking based on big data technology [D]. Shenyang: Northeastern University, 2021.)
- [55] Nogami H. Carbon requirement for ironmaking under carbon and hydrogen co-existing atmosphere [J]. *ISIJ International*, 2019, 59(4): 607-612.
- [56] 陆熔, 李维国, 陶荣尧. 宝钢炼铁20年的回顾及展望[J]. *炼铁*, 2005, 24(sup1): 2-8.  
(Lu Rong, Li Wei-guo, Tao Rong-yao. Review and prospect of Baosteel's ironmaking for 20 years [J]. *Ironmaking*, 2005, 24(sup1): 2-8.)
- [57] 刘馨, 张卫军, 石泉, 等. 基于数据挖掘与清洗的高炉操作参数优化[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2020, 41(8): 1153-1160.  
(Liu Xin, Zhang Wei-jun, Shi Quan, et al. Optimization of blast furnace operating parameters based on data mining and cleaning [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2020, 41(8): 1153-1160.)
- [58] 王国栋, 孙杰. 生成式AI+钢铁: 助力钢铁行业中国式现代化[J]. *钢铁研究学报*, 2025, 37(4): 405-408.  
(Wang Guo-dong, Sun Jie. Generative AI+steel: empowering Chinese-style modernization of steel industry[J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2025, 37(4): 405-408.)
- [59] 江德文, 王振阳, 戴建华, 等. 基于支持向量机的高炉煤气利用率预测建模[J]. *中国冶金*, 2021, 31(4): 55-63, 67.  
(Jiang De-wen, Wang Zhen-yang, Dai Jian-hua, et al. Forecast modeling of gas utilization rate of blast furnace based on support vector machine [J]. *China Metallurgy*, 2021, 31(4): 55-63, 67.)
- [60] 赵军, 李红玮, 刘小杰, 等. 基于XGBoost的高炉透气性指数预测模型[J]. *中国冶金*, 2021, 31(3): 22-29.  
(Zhao Jun, Li Hong-wei, Liu Xiao-jie, et al. Prediction model of blast furnace permeability index based on XGBoost [J]. *China Metallurgy*, 2021, 31(3): 22-29.)
- [61] 赵军, 李宏扬, 李欣, 等. 基于智能模型的高炉煤气利用率预测[J]. *中国冶金*, 2021, 31(3): 93-100.  
(Zhao Jun, Li Hong-yang, Li Xin, et al. Gas utilization ratio prediction of blast furnace based on intelligent model [J]. *China Metallurgy*, 2021, 31(3): 93-100.)
- [62] Jiang D W, Wang Z Y, Li K J, et al. Machine learning models for predicting and controlling the pressure difference of blast furnace[J]. *JOM*, 2023, 75(11): 4550-4561.
- [63] 刘颂, 赵亚迪, 张振, 等. 基于集成学习的高炉压差预报模型研究[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(2): 31-38.  
(Liu Song, Zhao Ya-di, Zhang Zhen, et al. Research on blast furnace pressure difference prediction model with integrated learning[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(2): 31-38.)
- [64] Li H Y, Liu X J, Li X, et al. Causality analysis and prediction of blast furnace state based on convergence cross mapping [J]. *Ironmaking & Steelmaking*, 2022, 49(9): 875-886.
- [65] Xu H W, Qin W, Sun Y N, et al. Attention mechanism-based deep learning for heat load prediction in blast furnace ironmaking process [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2024, 35(3): 1207-1220.
- [66] 罗世华, 董力豪, 王栋, 等. 基于VMD-TCN-GRU组合模型的高炉透气性指数预测[J]. *中国冶金*, 2025, 35(5): 150-160.  
(Luo Shi-hua, Dong Li-hao, Wang Dong, et al. Prediction for blast furnace permeability index based on VMD-TCN-GRU combined model [J]. *China Metallurgy*, 2025, 35(5): 150-160.)
- [67] 石琳, 刘文慧, 曹富军, 等. 基于CEEMDAN-SVM-LSTM的高炉煤气利用率组合预测[J]. *中国测试*, 2023, 49(1): 86-91.  
(Shi Lin, Liu Wen-hui, Cao Fu-jun, et al. Combined forecast of blast furnace gas utilization rate based on CEEMDAN-SVM-LSTM[J]. *China Measurement & Test*, 2023, 49(1): 86-91.)
- [68] 施有恒, 张淑会, 刘小杰, 等. 基于SSA优化的XGBoost-BP融合模型的高炉压差预测[J]. *钢铁研究学报*, 2024, 36(8): 1019-1033.  
(Shi You-heng, Zhang Shu-hui, Liu Xiao-jie, et al. Prediction of blast furnace pressure difference based on a combined model of XGBoost and BP optimized by SSA[J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2024, 36(8): 1019-1033.)
- [69] 靳亚涛, 张玉洁, 刘小杰, 等. 基于EEMD-BAS-RBF的高炉煤气利用率预测[J]. *钢铁研究学报*, 2023, 35(11): 1330-1338.  
(Jin Ya-tao, Zhang Yu-jie, Liu Xiao-jie, et al. Prediction for utilization rate of blast furnace gas based on EEMD-BAS-RBF [J]. *Journal of Iron and Steel Research*, 2023, 35(11): 1330-1338.)
- [70] 孟丽丽, 温金龙, 刘然, 等. 基于BO-Lstm-Catboost模型的高炉透气性指数预测系统[J]. *冶金能源*, 2025, 44(3): 67-74.  
(Meng Li-li, Wen Jin-long, Liu Ran, et al. BO-Lstm-Catboost model-based prediction system of blast furnace permeability index [J]. *Energy for Metallurgical Industry*, 2025, 44(3): 67-74.)
- [71] Gao Z W, Nguang S K, Kong D X. Advances in modelling, monitoring, and control for complex industrial systems[J]. *Complexity*, 2019, 2019: 2975083.
- [72] Yang L, Shami A. On hyperparameter optimization of machine learning algorithms: theory and practice [J]. *Neurocomputing*, 2020, 415: 295-316.
- [73] Zhou P, Dai P, Song H D, et al. Data-driven recursive subspace identification based online modelling for prediction and control of molten iron quality in blast furnace ironmaking[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2017, 11(14): 2343-2351.

- [74] Li Y R, Yang C J. Domain knowledge based explainable feature construction method and its application in ironmaking process [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2021, 100: 104197.
- [75] Jiang K, Jiang Z H, Xie Y F, et al. Prediction of multiple molten iron quality indices in the blast furnace ironmaking process based on attention-wise deep transfer network [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 2512114.
- [76] Li J P, Hua C C, Yang Y N, et al. A novel MIMO T-S fuzzy modeling for prediction of blast furnace molten iron quality with missing outputs [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2020, 29(6): 1654-1666.
- [77] Li J P, Hua C C, Yang Y N. A novel multiple-input-multiple-output random vector functional-link networks for predicting molten iron quality indexes in blast furnace [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(11): 11309-11317.
- [78] Li J P, Hua C C, Qian J L, et al. Low-rank based multi-input multi-output Takagi-Sugeno fuzzy modeling for prediction of molten iron quality in blast furnace [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2021, 421: 178-192.
- [79] 李壮年. 基于大数据挖掘的大型高炉关键工艺参数预测和优化[D]. 沈阳: 东北大学, 2020.  
(Li Zhuang-nian. Prediction and optimization of key process parameters of large blast furnace based on big data mining[D]. Shenyang: Northeastern University, 2020.)
- [80] 乔俊飞, 黄卫民, 丁海旭, 等. 复杂工业过程特征建模方法及应用研究[J]. *控制与决策*, 2023, 38(8): 2063-2078.  
(Qiao Jun-fei, Huang Wei-min, Ding Hai-xu, et al. Research on feature modeling method for complex industrial process and its application[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(8): 2063-2078.)
- [81] Zheng H Y, Ding Y Q, Zhou S F, et al. Viscosity prediction model for blast furnace slag with high  $Al_2O_3$  [J]. *Steel Research International*, 2021, 92: 1900635.
- [82] Jiang D W, Zhang J L, Wang Z Y, et al. A prediction model of blast furnace slag viscosity based on principal component analysis and K-nearest neighbor regression [J]. *JOM*, 2020, 72(11): 3908-3916.
- [83] Li Z, Wang M, Xu R, et al. Prediction of viscosity of blast furnace slag based on NRBO-DNN model [J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2025, 119: 124-137.
- [84] 孟丽丽, 彭垚, 刘然, 等. 基于VMD-PSO-BiLSTM的高炉炉渣碱度预测模型[J]. *冶金能源*, 2025, 44(3): 36-41.  
(Meng Li-li, Peng Yao, Liu Ran, et al. Prediction model for blast furnace slag alkalinity based on VMD-PSO-BiLSTM [J]. *Energy for Metallurgical Industry*, 2025, 44(3): 36-41.)
- [85] Azadi P, Winz J, Leo E, et al. A hybrid dynamic model for the prediction of molten iron and slag quality indices of a large-scale blast furnace [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2022, 156: 107573.
- [86] 惠佳豪. 基于特征工程的高炉炉渣黏度和炉缸活跃性预测[D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2024.  
(Hui Jia-hao. Predicting slag viscosity and hearth activity of blast furnace based on feature engineering [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2024.)
- [87] Chen C L, Hsieh C T, Chao Y C. Expert system for real-time control of an ironmaking reactor [J]. *International Journal of Systems Science*, 1992, 23(1): 17-35.
- [88] 徐万仁, 张永忠, 吴铿. 高炉炉缸活性状态的表征及改善途径[J]. *炼铁*, 2010, 29(3): 23-26.  
(Xu Wan-ren, Zhang Yong-zhong, Wu Keng. Characterization and improvement approaches of blast furnace hearth activity state [J]. *Ironmaking*, 2010, 29(3): 23-26.)
- [89] Dai B, Long H M, Ji Y L, et al. Theoretical and practical research on relationship between blast air condition and hearth activity in large blast furnace [J]. *Metallurgical Research & Technology*, 2020, 117(1): 113-118.
- [90] 代兵, 梁科, 王学军, 等. 高炉炉缸活性量化计算模型的开发与实践[J]. *中国冶金*, 2015, 25(12): 45-49.  
(Dai Bing, Liang Ke, Wang Xue-jun, et al. Development and practice of quantitative calculation models of blast furnace hearth activity [J]. *China Metallurgy*, 2015, 25(12): 45-49.)
- [91] 张贺顺, 马洪斌. 首钢2号高炉炉缸工作状态探析[J]. *炼铁*, 2009, 28(4): 11.  
(Zhang He-shun, Ma Hong-bin. Analysis on working conditions of No.2 blast furnace hearth in shougang iron and steel Co., Ltd. [J]. *Ironmaking*, 2009, 28(4): 11.)
- [92] 刘小杰, 温梁亦欣, 张玉洁, 等. 基于理论分析和智能算法的高炉炉缸活性预测模型[J]. *中国冶金*, 2024, 34(2): 83-95.  
(Liu Xiao-jie, Wen Liang-yi-xin, Zhang Yu-jie, et al. Prediction model of blast furnace hearth activity based on theoretical analysis and intelligent algorithm [J]. *China Metallurgy*, 2024, 34(2): 83-95.)
- [93] Deng Y, Liu R, Li T, et al. The quantitative model of hearth activity based on data mining and characteristics of deadman [J]. *Metallurgical Research & Technology*, 2023, 120(1): 235-255.
- [94] Zhou D D, Cheng S S, Zhang R X, et al. Uniformity and activity of blast furnace hearth by monitoring flame temperature of raceway zone [J]. *ISIJ International*, 2017, 57(9): 1509-1516.
- [95] 孙梦园. 基于改进ICA算法的高炉故障诊断方法[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.  
(Sun Meng-yuan. A fault diagnosis method for blast furnaces based on improved ICA algorithm [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.)
- [96] 罗超. 基于多智能体的高炉故障诊断方法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2013.  
(Luo Chao. Research of blast furnace fault diagnosis method based on multi-agent [D]. Shenyang: Northeastern University, 2013.)
- [97] Liu J, Wang S. Construction of the inference engine of blast furnace expert system [J]. *Journal of Iron and Steel Research (International)*, 1998, 5(2): 24-29.
- [98] Naito M, Takeda K, Matsui Y. Ironmaking technology for the last 100 years: deployment to advanced technologies from introduction of technological know-how, and evolution to next-generation process [J]. *ISIJ International*, 2015, 55(1): 7-35.
- [99] Otsuka K, Matoba Y, Kajiwara Y, et al. A hybrid expert system combined with a mathematical model for blast furnace operation [J]. *ISIJ International*, 1990, 30(2): 118-127.
- [100] 刘祥官, 曾九孙, 郝志忠, 等. 多模型集成的高炉炼铁智能控制专家系统[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2007, 41(10): 1637-1642.  
(Liu Xiang-guan, Zeng Jiu-sun, Hao Zhi-zhong, et al. Multi-model integrated intelligent control expert system for blast furnace ironmaking [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2007, 41(10): 1637-1642.)
- [101] Lee K, Ki J H. Rise of latecomers and catch-up cycles in the world steel industry [J]. *Research Policy*, 2017, 46(2): 365-375.

- [102] Li H Y, Bu X P, Liu X J, et al. Evaluation and prediction of blast furnace status based on big data platform of ironmaking and data mining [J]. *ISIJ International*, 2021, 61(1): 108-118.
- [103] Hu Y F, Zhou H, Yao S, et al. Comprehensive evaluation of the blast furnace status based on data mining and mechanism analysis [J]. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, 2022, 20(2): 225-235.
- [104] 刘金祥, 孟丽丽, 刘然, 等. 基于FA-KM-SPC的高炉评价监测系统[J]. 中国冶金, 2024, 34(11): 61-74. (Liu Jin-xiang, Meng Li-li, Liu Ran, et al. Blast furnace evaluation monitoring system based on FA-KM-SPC [J]. *China Metallurgy*, 2024, 34(11): 61-74.)
- [105] 李红玮, 李欣, 刘小杰, 等. 基于大数据挖掘的钒钛高炉综合运行状态评价模型[J]. 钢铁, 2023, 58(10): 51-66. (Li Hong-wei, Li Xin, Liu Xiao-jie, et al. Evaluation model for comprehensive operation condition of vanadium and titanium blast furnace based on big data mining [J]. *Iron & Steel*, 2023, 58(10): 51-66.)
- [106] 王坤明. 基于大数据挖掘的高炉生产状态诊断与预报系统研究[D]. 唐山: 华北理工大学, 2023. (Wang Kun-ming. Study on blast furnace production status diagnosis and forecasting system based on big data mining [D]. Tangshan: North China University of Science and Technology, 2023.)
- [107] Cui G M, Yao Y Q, Ma X, et al. Fuzzy comprehensive evaluation model of pulverized coal digestibility in blast furnace raceway based on the fusion of subjective and objective evidence [J]. *ISIJ International*, 2019, 59(12): 2149-2155.
- [108] 张胜男. 基于专家知识与数据相结合的高炉炉况综合评价[D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2020. (Zhang Sheng-nan. Comprehensive evaluation of blast furnace conditions based on the combination of expert knowledge and data [D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science and Technology, 2020.)
- [109] 安剑奇, 郭云鹏, 张新民, 等. 高炉炼铁过程智能感知、诊断与控制方法的研究现状与展望[J]. 冶金自动化, 2024, 48(2): 2-23. (An Jian-qi, Guo Yun-peng, Zhang Xin-min, et al. Research status and prospects of intelligent sensing, diagnosis and control method of blast furnace ironmaking processes [J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2024, 48(2): 2-23.)
- [110] 刘振. 基于贝叶斯网络(Bayesian networks)方法的高炉故障诊断研究[D]. 武汉: 武汉科技大学, 2015. (Liu Zhen. Research of blast furnace fault diagnosis based on Bayesian networks [D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2015.)
- [111] 严如强, 周峥, 杨远贵, 等. 可解释人工智能在工业智能诊断中的挑战和机遇: 归因解释[J]. 机械工程学报, 2024, 60(12): 21-40. (Yan Ru-qiang, Zhou Zheng, Yang Yuan-gui, et al. Challenges and opportunities of XAI in industrial intelligent diagnosis: attribution interpretation [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2024, 60(12): 21-40.)
- [112] 张宗旺, 车晓锐, 张宏博. 高炉多目标优化模型的建立及验证[J]. 过程工程学报, 2017, 17(1): 178-182. (Zhang Zong-wang, Che Xiao-rui, Zhang Hong-bo. Establishment and validation of multi-objective optimization model of blast furnace [J]. *The Chinese Journal of Process Engineering*, 2017, 17(1): 178-182.)
- [113] Liu Z D, Fang Y M, Liu L, et al. Dynamic Harris hawks optimizer based on historical information and tournament strategy and its application in numerical optimization of blast furnace ingredients [J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 164: 111976.
- [114] Liu R, Gao Z Y, Li H Y, et al. Research on blast furnace ingredient optimization based on improved grey wolf optimization algorithm [J]. *Metals*, 2024, 14(7): 798-823.
- [115] 李壮年, 储满生, 柳政根, 等. 基于机器学习和遗传算法的高炉参数预测与优化[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41(9): 1262-1267. (Li Zhuang-nian, Chu Man-sheng, Liu Zheng-gen, et al. Prediction and optimization of blast furnace parameters based on machine learning and genetic algorithm [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2020, 41(9): 1262-1267.)
- [116] Parihar M S, Nistala S H, Kumar R, et al. Optimization of blast furnace ironmaking using machine learning and genetic algorithms [J]. *Steel Research International*, 2025, 96(4): 2300788.
- [117] Zhou Q, Yin Y L, Peng D G, et al. Multi-objective optimization of blast furnace dosing and operation based on NSGA-II [C]//2022 4th International Conference on Electrical Engineering and Control Technologies (CEECT). Shanghai, 2022: 165-169.
- [118] 张琦, 姚彤辉, 蔡九菊. 高炉炼铁过程多目标优化模型的研究及应用[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2011, 32(2): 270-273. (Zhang Qi, Yao Tong-hui, Cai Jiu-ju. On the multi-objective optimal model of blast furnace iron making process and its application [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2011, 32(2): 270-273.)
- [119] Li Y J, Li H Q, Zhang J, et al. Burden surface decision using MODE with TOPSIS in blast furnace ironmaking [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 35712-35725.
- [120] Morales-Hernández A, Van Nieuwenhuysse I, Rojas G S. A survey on multi-objective hyperparameter optimization algorithms for machine learning [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2023, 56(8): 8043-8093.
- [121] 田伟健. 钢铁企业能源互补协同的多目标优化调度模型研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2024. (Tian Wei-jian. Research on the multi-objective optimization scheduling model for energy complementation and collaboration in iron and steel plants [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2024.)
- [122] 柴天佑, 郑锐, 邢方新, 等. 工业过程控制智能化及未来发展展望[J]. 中国科学(信息科学), 2025, 55(7): 1555-1570. (Chai Tian-you, Zheng Rui, Xing Fang-xin, et al. Intelligence for industrial process control: development and prospects [J]. *Science China (Information Sciences)*, 2025, 55(7): 1555-1570.)
- [123] Shi Q, Tang J, Chu M S. Process metallurgy and data-driven prediction and feedback of blast furnace heat indicators [J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2024, 31(6): 1228-1240.
- [124] Shi Q, Tang J, Chu M S. Process metallurgy and genetic algorithm multi-objective optimization of blast furnace hearth working state [J]. *Steel Research International*, 2025, 96(6): 2300671.
- [125] Shi Q, Tang J, Chu M S. Evaluation, prediction, and feedback of blast furnace hearth activity based on data-driven analysis and process metallurgy [J]. *Steel Research International*, 2024, 95(2): 2300385.
- [126] Wang M Y, Chu M S, Tang J, et al. Comprehensive evaluation, prediction, and optimization of sintering state

