绿色低碳

智能化赋能钢铁绿色制造:炼钢流程

宗男夫[1],赵成林[2],贾吉祥[3],岳洪进[2],高鉴[2],张立锋[2],朱晓雷[2],荆涛[4]
(1.鞍钢集团本钢技术中心,辽宁 本溪 117000; 2.鞍钢集团凌钢技术中心,
辽宁 朝阳 122500; 3.鞍钢集团钢铁研究院,辽宁 鞍山 114009;
4.清华大学材料学院先进成形制造教育部重点实验室,北京 100084)

摘要: 随着机器学习、深度学习和大模型技术的快速发展,智能化赋能钢铁绿色制造已成为研究热点。系统探讨借助数智化技术与炼钢流程工业场景深度融合,重点分析其在转炉、电炉、精炼和连铸等核心工序的应用现状,提出采用多模态感知预警,资源协同优化,数字孪生和全流程因果推理等前沿技术,实现炼钢流程的绿色低碳生产和智能高效协同的攻关方向。最后,探讨人工智能在炼钢-连铸区段中集成深度应用面临的挑战、大模型赋能绿色制造的潜在策略和未来展望,为智能化赋能钢铁绿色制造提供转型思路和理论支撑。

关键词: 绿色制造;炼钢流程;大模型;动态决策;数字孪生
中图分类号:TH133.33;TF777.2 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-4613(2026)01-0019-13
DOI:10.3969/j.issn.1006-4613. 2026. 01. 003

Intelligent Empowerment of Green Steel Manufacturing: Steelmaking Process

ZONG Nanfu[1], ZHAO Chenglin[2], JIA Jixiang[3], YUE Hongjin[2],
GAO Jian[2], ZHANG Lifeng[2], ZHU Xiaolei[2], JING Tao[4]
(1. Bensteel Technology Center of Ansteel Group Co., Ltd., Benxi 117000, Liaoning, China;
2. Lingsteel Technology Center of Ansteel Group Co., Ltd., Chaoyang 122500, Liaoning, China;
3. Ansteel Iron & Steel Research Institutes, Anshan 114009, Liaoning, China; 4. Key Laboratory
for Advanced Materials Processing Technology, Ministry of Education, School of Materials,
Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: With the rapid development of machine learning, deep learning, and large model technologies, the intelligent empowerment of green steel manufacturing has become a research hot spot. The deep integration of digital and intelligent technologies with steelmaking process industrial scenarios was systematically explored, the current applications in key processes such as converters, electric arc furnaces, refining, and continuous casting were analyzed, the cutting-edge technologies such as multimodal perception and early warning, resource collaborative optimization, digital twins, and full-process causal reasoning were proposed to achieve green and low-carbon production as well as intelligent, efficient collaboration in steelmaking process. Finally, the challenges faced by the integrated and in-depth application of artificial intelligence in steelmaking-continuous casting section, potential strategies for large models to empower green manufacturing, and future prospects were discussed, which provided transformation ideas and theoretical support for intelligent

基金项目:国家自然科学基金面上项目(52074162)
宗男夫,博士后,高级工程师,2019年毕业于钢铁研究总院钢铁冶金专业。E-mail:zongnan512712_2005@163.com

empowerment of green steel manufacturing.

Key words: green manufacturing; steelmaking process; large model; autonomous decision; digital twins

在钢铁工业步入高端化、智能化和绿色化的大背景下，钢铁巨头已提前布局全废钢电炉冶炼、清洁能源、氢冶金、二氧化碳利用、碳捕集与封存等技术[1-5]，但面临着投资回报率低、质量稳定控制差、大规模工业化难等问题。当前，钢铁行业高度重视人工智能技术，积极推动机器学习、深度学习及大模型在制造流程中的深度融合与应用，致力于突破理论模型构建、多模态数据融合与跨工序协同优化等关键瓶颈，为钢铁制造的全流程优化决策提供核心支撑[6-14]。传统炼钢流程正向智能化转型，基于冶炼-连铸区段的大量历史和高频实时数据，利用智能算法挖掘数据间的高价值逻辑关系，实现炼钢流程的低碳绿色生产和智能高效控制。

本文系统梳理2020—2025年炼钢过程智能化赋能钢铁绿色制造的重要研究成果，对人工智能赋能冶炼-连铸制造中的应用进展进行系统评述，重点介绍炼钢-连铸集成优化面临的挑战、大模型赋能钢铁绿色制造展望，为智能化赋能钢铁绿色制造提供转型思路和探索方向。

1 炼钢流程绿色低碳的应用场景特征

炼钢制造场景包含炼钢、精炼、连铸工序，具有规模大、阶段多和多并行等特征，智能协同能够有效减少工序能源和物料消耗，缩短制造周期。柔性定制生产、实时动态决策、原辅料灵活等特征增加炼钢绿色集约的难度。绿色低碳炼钢流程示意图见图1。

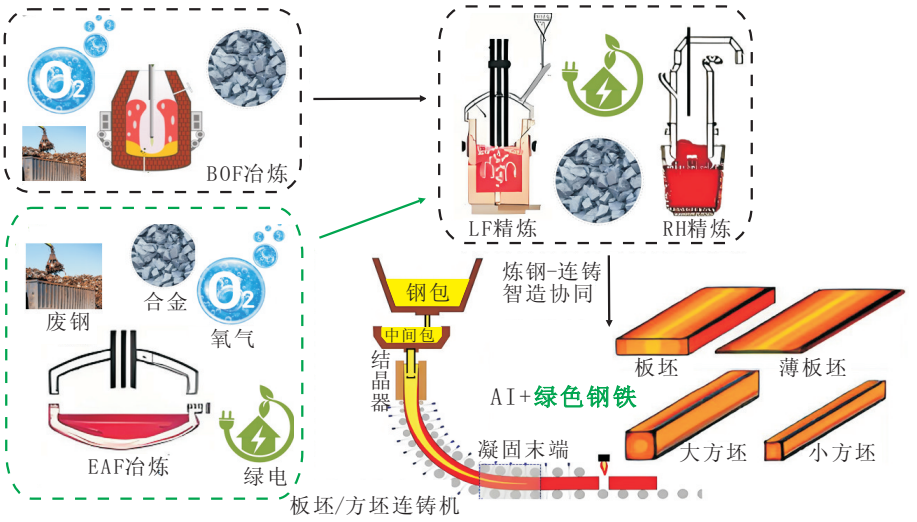


图1 绿色低碳炼钢流程示意图

Fig. 1 Schematic Diagram of Green and Low-carbon Steelmaking Process

采用智能化的手段将炼钢、精炼、连铸等多个工序进行紧密衔接，实现能源和物料的精细化管理，减少不必要的浪费。针对原料波动与工艺协同性挑战，智能化技术可以通过实时监测与调整，确保钢水的纯净度和高端钢种的质量稳定。智能化技术在精炼和连铸工序，通过优化脱硫脱磷工艺和保护浇注与电磁搅拌等参数[15-17]，有效减少裂纹[18-23]、夹杂和偏析等缺陷[24-27]，提高企业成材率。炼钢流程中的绿色低碳应用场景还强调资源的最大化利用和环境的最小化影响。智能化技术不仅有助于提升生产效率，还能促进资源的循环利用和节能减排。

2 智能化技术在炼钢流程的绿色制造现状

2.1 智能化赋能冶炼工序绿色制造

人工智能技术正在推动钢铁冶炼过程的绿色

化转型，通过集成高精度传感器和大数据分析，实现对转炉、电炉及精炼炉冶炼过程的智能优化。冶金机理和数据驱动融合的冶炼系统可精准预测炉内温度场、成分演变及冶金反应状态，动态优化合金添加策略，提升合金收得率，并有效补偿原料波动带来的影响。采用人工智能预测并动态调整冶炼过程参数，稳定冶炼周期，钢液过程成分与温度波动。钢包精炼炉工序，预测钢水温度、通电时间、合金收得率等关键目标参数。国内外人工智能赋能绿色冶炼制造现状，包括转炉动态吹炼、电炉智能供电、LF精炼温度预测及RH处理优化等关键技术等[28-45]。国内外人工智能赋能绿色冶炼制造现状见表1。

表1 国内外人工智能赋能绿色冶炼制造现状

Table 1 Present Situation of Artificial Intelligent Empowerment of Green Smelting Manufacturing at Home and Abroad

作者和年份	工序	绿色低碳任务	数据来源和特征	智能算法	样本数	预报命中率
Zhou. et al.（2021）[28]	210 t转炉	出钢合金化Mn收得率预测	铁水Mn质量分数、铁水P质量分数、终点C质量分数、终点Mn质量分数、终点P质量分数、终点S质量分数、烧结矿加入量和冶炼终点钢水温度	基于改进粒子群算法优化的正则化极限学习机（IPSO-RELM）	HRB400钢种483炉数据，383炉训练集，100炉测试集	Mn元素收得率命中率：80%（±3%）、98%（±5%）
Zheng. et al.（2021）[29]	120 t转炉	出钢合金化Mn收得率预测	出钢温度、冶炼周期、吹氧时间、吹氧量、铁水和废钢装入量、TSO氧含量、TSO碳含量等	PCA-BP神经网络	42CrMo钢种140炉数据	Mn元素收得率命中率：100%（±2.0%）、1.1%（±1.5%）、50.9%（±1.0%）
Wang. et al.（2022）[30]	100 t转炉	终点O含量	铁水重量、废钢量、铁水温度、成分（Mn、S、P、N）、第一次倒炉温度、倒炉次数、铁水成分（C、Si、P、S）、石灰添加量、白云石添加量、氧气消耗量、氮气消耗量、二次吹氧时间、吹氧时间、氧气压力、矿石添加量等	卷积神经网络（CNN）	1 300组数据，1 200组训练，100组验证	误差≤50ppm：87%；误差≤770ppm：93%
Wang. et al.（2022）[31]	120 t转炉	氧气消耗量	铁水重量、温度、C、Si、Mn等成分，废钢重量，烧结矿、石灰、白云石消耗量，熔钢温度及成分	K均值聚类（KMeans）	1 051炉，901炉用于建模，150炉验证	相对误差≤5%：93.3%
Liu. et al.（2022）[32]	250 t转炉	终点O含量	铁水重量，温度，C、Si、Mn、P、S含量，废钢量，氧气消耗量，CaO、MgO、SiO_2、CO_2、CaF_2添加量，N_2、Ar底吹量，熔剂成分CaO总和及底吹工艺参数	PCA-GA-BP神经网络混合模型	1 293炉，预处理后1 184炉，训练1 084炉，验证100炉	总数据相对误差±10%：80%
He. et al.（2022）[33]	250~300 t转炉	总吹氧量和二次吹氧量预测	总吹氧模型：废钢重量，铁水重量，铁水C、Si、S、P、Mn含量，铁水温度，BOF终点温度和C含量。二次吹氧模型：废钢重量、铁水重量、TSC温度、TSC碳含量、BOF终点温度和C含量、冷却剂添加量	BP神经网络，增量学习	总吹氧模型：训练集1 300炉，测试集171炉；二次吹氧模型：训练集1 000炉，测试集280炉	总吹氧模型：±89.47%；二次吹氧模型：97.86%

表1 国内外人工智能赋能绿色冶炼制造现状(续表)

Table 1 Present Situation of Artificial Intelligent Empowerment of Green Smelting Manufacturing at Home and Abroad(Continued Table)

作者和年份	工序	绿色低碳任务	数据来源和特征	智能算法	样本数	预报命中率
Diego F. et al.(2022)[34]	电弧炉	电能消耗预测	在EAF过程的装料和熔化阶段工艺参数(废料总重量、熔化时间、加热炉开始、延迟时间、1号筐中的废料重量、温度、2号筐中的废料重量、3号筐中的废料、总氧量、总碳量、装入废料的类型、加热炉结束、炉渣重量)	Takagi-Sugeno模糊建模	577例样本，404例训练，173例测试	ARMSE：3.47
Yildiz E. et al.(2022)[35]	65 t电弧炉	电极控制	工艺数据(炉角信息、液压和液位、电极位置、有功功率、无功功率、初级电流、次级电流、干线液压、功率因数、反应器、电极压力、铸件数量、碳、氧、天然气量、记录到达电极下方的绝缘材料的数量、铸造开始和结束时间、电极的位置)	人工神经网络(ANN)	80%训练集，20%测试集	98%
Shao. et al.(2022)[36]	130 t LF精炼炉	LF通电时间预测	工艺数据7个变量(钢水重量、初始温度、合金添加量、造渣材料添加量、渣层厚度、钢包使用次数、软吹时间)	功率消耗机制和深度神经网络混合(PCM-DNN)	2 500例数据，2 000例训练，500例测试	93.0%(±3 ℃)、96.9%(±5 ℃)
He. et al.(2022)[37]	210 t转炉	出钢过程Mn合金化收得率	总氧耗、钢水净重、终点温度、终点C含量、终点C含量、终点定氧值、硅铁加入量、铝铁加入量、中碳锰铁加入量	GA-BP神经网络	195炉酸洗板数据	预测精度≥98%的炉次占总炉次75%
Yang. et al.(2022)[38]	45 t转炉	转炉耗氧量	铁水重量、铁水温度、废钢重量、铁水成分含量(C含量、Mn含量、S含量、P含量、Si含量)、耗氧量	轻量级梯度提升机(LightGBM)	1 680炉数据	预测的氧气体积：94.04%(±50 m^3)、85.91%(±40 m^3)、76.58%(±30 m^3)
Xin. et al.(2023)[39]	150 t LF精炼炉	LF合金收得率预测	工艺数据(钢水重量、初始温度、终点温度、精炼时间、加热时间、氩气消耗量、萤石重量、石灰重量、初始C含量、初始Mn含量、初始S含量、初始P含量、初始Si含量、初始Als含量、硅铁含量)	主成分分析和深度神经网络(PCA-DNN)	1 549炉数据，1 149炉训练集，400炉测试集	Si收得率：54.0%(±1%)、93.8%(±3%)、98.8%(±5%)
Zhang. et al.(2024)[40]	转炉	废钢收得率预测	铁水装入量、总废钢量、氧气消耗量、终点温度、终点O、C含量、炉龄、二次吹氧时间、冶炼时间、石灰、石灰石、白云石、烧结矿、焦炭、炉内废钢等装入量	随机森林(RF)+多层神经网络(MLNN)	9 164条数据，清洗后8 583条，70%训练集，15%验证集，15%测试集	绝对误差≤0.05：96.89%
Zhang. et al.(2024)[41]	转炉	转炉冶炼终点残锰含量预测	铁水C含量、铁水Si含量、铁水Mn含量、铁水P含量、铁水S含量、铁水量、废钢量、铁水脱硫出站温度等	贝叶斯优化后CatBoost	1 500炉数据，1 200炉训练集，300炉测试集	预测命中率：83.2%(±0.01%)、76.2%(±0.008%)

表1 国内外人工智能赋能绿色冶炼制造现状(续表)

Table 1 Present Situation of Artificial Intelligent Empowerment of Green Smelting Manufacturing at Home and Abroad(Continued Table)

作者和年份	工序	绿色低碳任务	数据来源和特征	智能算法	样本数	预报命中率
Gao. et al.(2024)[42]	120 t转炉	合金精准控制模型	合金物理性能及化学成分(密度、强度、化学成分)、合金收得率数据、出钢温度、终点氧含量、铁水量、废钢量	T-LSTM神经网络结合Kmeans聚类	421炉数据训练,200炉数据测试	Mn收得率:100%(±2%) 91%(±1.5%) 74%(±1%)
Panoiu. et al.(2024)[43]	100 t电弧炉	电能质量分析	有功功率、无功功率、畸变功率和总谐波失真等电力质量指标的时间序列数据	混合神经网络-卷积神经网络(CNN)、长短期记忆(LSTM)和门控递归(GRU)单元层	有功功率:400个样本,85%的训练集,15%测试集	94%
Zhou. et al.(2025)[44]	300 t转炉	电弧炉炼钢能效分析	直接还原铁量、熔剂添加量、温度、出钢温度时间、天然气、氧气、炉渣、碳添加量	极限梯度提升XGBoost	699例	RMSE:18.6
Zhou. et al.(2025)[45]	电弧炉/转炉	废钢成分预测	生铁化学组成(C、Mn、P等22种元素)、生铁重量、各废钢类型添加量、合金及添加剂用量,以及钢、炉渣质量和氧化铁含量	线性场景:状态空间模型+卡尔曼滤波非线性模型:非线性空间模型+无损卡尔曼滤波	原始20 000炉次,去除异常值后,75%训练集,25%测试集	Cu误差±50ppm,98% Cr误差≤±30ppm,90%

在LF精炼过程中,通过预测精炼时间和加热时间等关键参数,企业能够合理安排生产计划,减少不必要的能源消耗。对气体消耗量等资源的预测和优化,也有助于降低生产成本,提高资源利用效率。在电弧炉炼钢过程中,智能化技术通过对电能消耗等参数的预测和分析,为企业提供节能降耗的有效手段。通过优化装料和熔化阶段的工艺参数,企业能够减少电能浪费,提高炼钢效率。智能化技术还能实时监测电弧炉炼钢过程中的废气排放,通过数据分析及时调整工艺参数,以减少有害气体的排放,实现绿色生产。

在转炉炼钢环节,智能化系统通过精确控制吹氧量和冷却剂的添加,优化了炼钢过程中的碳足迹,降低了对环境的影响。结合大数据分析,企业可以识别并改进生产流程中的能耗瓶颈,进一步提升整体能效。冶炼过程的类别不平衡是机器学习应用中普遍存在的挑战,其中少数类别(通常是关注的重点类别)的代表性严重不足。这种不平衡会负面影响模型性能、导致误导性评估指标,并带来验证难题。解决类别不平衡的两种主要数据增强技术是合成少数类过采样技术(SMOTE)和生成对抗网络(GAN)。通过分类不平衡类型并检视模型、指标、数据集和比较方法,为处理类别不平衡问题提供可操作的见解与未来研究方向。图2展示了智能冶炼流程中绿色应用场景统计分布。

由图2看出,对转炉出钢合金化收得率、电弧炉炼钢能效以及转炉氧气消耗量等方面的研究相对较多,分别占比26.32%、21.05%和15.79%,对转炉废钢收得率和LF合金收得率的研究则相对较少。智能化模型的应用显著提高炼钢流程中的资源利用效率,降低能耗和排放,为钢铁行业的绿色制造转型提供有力支持。通过预测和优化合金收得率,企业能够更精确地控制合金的使用量,减少浪费,同时保证产品质量。炼钢过程的高度复杂性和不确定性,使得数据收集和处理难度加大。不同企业的生产工艺和设备条件存在差异,这也给智能化模型的推广和应用带来一定困难。需要继续探索更加先进的数据处理技术和智能化算法,以适应不同企业的实际需求,推动钢铁行业的绿色制造进程不断向前发展。

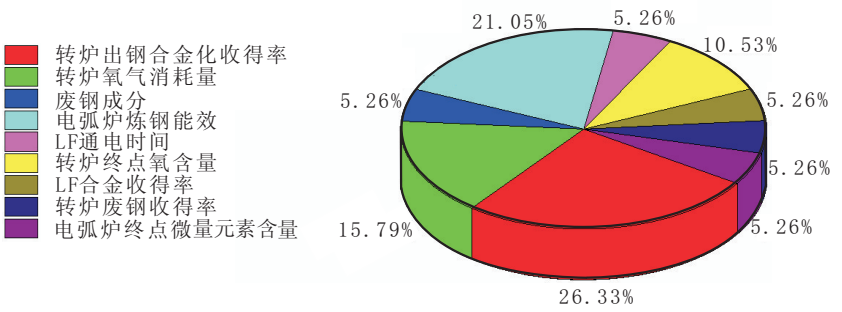


图 2　智能冶炼流程中绿色应用场景统计分布

Fig. 2　Statistical Distribution of Green Application Scenarios in Intelligent Smelting Process

2.2　智能化赋能连铸工序绿色制造

连铸制造过程无法在线检测铸坯裂纹，基于机器学习的铸坯裂纹预报技术构建铸坯裂纹识别和检测模型，实现连铸高效化生产和智能控制。连铸制造流程的漏钢事故造成企业的巨大经济损失，国内外学者们[46-57]已采用机器学习算法准确预测漏钢风险，采取提前干预措施，避免漏钢事故发生。目前，前沿智能算法被广泛应用到连铸工序的绿色制造流程，结合人工智能算法与连铸大数据，克服多物理场耦合难题，实现连铸制造无缺陷铸坯及多目标优化任务。机器学习模型可实现对缺陷的精确预报，从而指导生产参数的调整，降低铸坯下线精整量，提高铸坯热装热送率。国内外人工智能赋能绿色连铸制造现状见表 2[58-69]。

图 3 为智能连铸流程中绿色应用场景统计分布。在这一过程中，机器学习方法已经被广泛地应用于铸坯的制造过程中。具体来说，对板坯纵裂纹的研究、结晶器异常液位波动的预警以及 SEN 水口堵塞程度的预警等方面的研究相对较多，分别占比 41.67%、16.67% 和 16.67%，对铸坯内裂纹和结晶器传热控制的研究则相对较少。尽管如此，智能算法在预测铸坯质量、优化冷却过程以及提高生产效率方面，已经展现出了巨大的潜力。通过实时监测和分析连铸过程中的关键参数，如温度、压力和流速等，结合深度学习算法，可以精确地预测铸坯的凝固行为和微观组织的演变。这将有助于指导冷却制度的优化，从而减少内部缺陷的产生。

智能算法还可以根据生产需求，实时调整连铸机的运行速度、冷却水量等工艺参数，从而实现生产效率和产品质量的双重提升。连铸工序的绿色制造正在逐步向智能化和协同化方向发展。通过构建连铸大数据平台，可以实现生产数据的实时采集、存储和分析，为智能化决策提供有力的支持。借助云计算技术，可以实现计算资源的按需分配和高效利用，降低企业的运营成本和环境负担。随着人工智能技术的不断进步和应用场景的持续拓展，智能化赋能连铸工序绿色制造将迎来更加广阔的发展前景。

3　智能化赋能钢铁绿色制造面临的挑战和展望

3.1　炼钢-连铸集成优化面临的挑战

钢铁制造流程的高效协同[70]、优化物质流能量流[71]，是实现生产流程节能减排、降本增效的重要手段[72]。通过融合冶金过程机理与数据驱动模型，建立冶炼、精炼和连铸工序的智能化模型，深入解析和优化冶金生产过程[73]。转炉出钢合金化收得率、转炉氧气消耗量、废钢成分、电弧炉炼钢能效、LF 通电时间、转炉终点氧含量、LF 合金收得率、转炉废钢收得率、电弧炉终点微量元素含量等关键工序单元的智能模型研发和应用，为集成智能制造建立坚实的基础。炼钢-连铸区段是多相态、多尺度、多层次的流程，各工序间运行周期不稳定，钢水供应交叉、工序衔接性差等问题[74-76]。钢铁制造流程需要从工序离散到连续集成，提高生产效率，炼钢-连铸区段集成智能制造技术架构如图 4 所示。

批量小、品种规格多的生产计划加剧了炼钢-连铸流程的优化运行的复杂度，刘倩等[77] 构建优化目标为炉次最小总等待时间的炼钢-连铸流程

表2 国内外人工智能赋能绿色连铸制造现状

Table 2 Present Situation of Artificial Intelligent Empowerment of Green Continuous Casting Manufacturing at Home and Abroad

作者和年份	工序	绿色低碳任务	数据来源和特征	智能算法	样本数	预报命中率
Duan. et al.(2021)[58]	板坯(断面(1 500~2 800)mm×260/320 mm)	铸坯表面纵裂纹缺陷预测	结晶器热电偶温度(宽侧19列3行,窄侧1列3行)	主成分分析与支持向量机(PCA-SVM)	50例裂纹样本,50例正常样本	96%
段海洋等.(2021)[59]	板坯(断面(1 500~2 800)mm×260/320 mm)	铸坯表面纵裂纹缺陷预测	结晶器热电偶温度(宽侧19列3行,窄侧1列3行)	动态时间弯曲和k近邻分类(DTW-kNN)	50例裂纹样本,50例正常样本	99%
Zou. et al.(2021)[60]	方坯(断面150 mm×150 mm)	铸坯内裂纹缺陷预测	连铸参数、冷却参数、电磁搅拌参数、化学成分	主成分分析与深度神经网络(PCA-DNN)	1 600例样本	92.2%
张赫等.(2022)[61]	板坯(断面(1 500~2 800)mm×260/320 mm)	铸坯表面纵裂纹缺陷预测	结晶器热电偶时序温度	随机森林和K均值聚类(RF-KMeans)	31例正常工况和31例纵裂样本	—
Sala. et al.(2023)[62]	板坯	铸坯表面纵裂纹缺陷预测	结晶器热电偶数据、连铸过程化学和过程数据	全连接神经网络和卷积神经网络(FCN-CNN-SE)	5 600例样本,70%训练集,30%测试集	—
Liu. et al.(2023)[63]	板坯(断面(1 800~2 700)mm×220/260/320 mm)	铸坯表面纵裂纹缺陷预测	结晶器热电偶温度(宽侧19列3行,窄侧1列3行)	粒子群优化与极限梯度提升(PSO-XGBoost)	30例裂纹样本,90例正常样本	95.8%
徐猛等.(2023)[64]	板坯(断面(1 500~2 000)mm×230 mm)	结晶器异常液位预警	工艺参数(中间包质量、塞棒位置、拉力和结晶器振动)	鲸鱼优化算法-反向传播神经网络(WOA-BP)	8 000例样本,90%训练集,10%测试集	91%
Wu. et al.(2023)[65]		结晶器异常液位预警	钢坯宽度、钢坯厚度、目标液位曲线和时间序列数据	强化学习Soft Actor-Critic(SAC)	传感器实时捕获结晶器液位	89.5%
Kuthe. et al.(2024)[66]	方坯(一机六流)	SEN水口堵塞程度预警	工艺数据(铸造速度、塞杆位置和温度)	自适应神经模糊推理系统(ANFIS)与长短期记忆网络(LSTM)	SAE1055钢种,150例样本,120例训练,30例验证	—
Diniz. et al.(2024)[67]		SEN水口堵塞程度预警	浇口开度、浇注速度、结晶器液位和中间包操作	LSTM、CNN-LSTM、ConvLSTM	6个月连铸测试数据,四个输入变量各120个样本,80%作为训练集,20%作为测试集	ConvLSTM #7:99.85%
Wang. et al.(2025)[68]	板坯(断面(1 000~1 600)mm×235 mm)	结晶器传热控制研究	72支热电偶测量数据,冷却水流速、进水温度	支持向量回归(SVR)	25组不同工艺参数组合,20组作为训练集,5组作为测试集	RMSE<1℃,R^2≈0.999,预测值与实际值偏差≤±2℃
Ma. et al.(2025)[69]	板坯	铸坯表面缺陷检测	可视化工具获得板坯表面的实时照片,连铸生产线上安装9个检测平台	轻量级深度学习(CCSNet)	3 600张铸坯图像,其中包括五类缺陷	90.1%

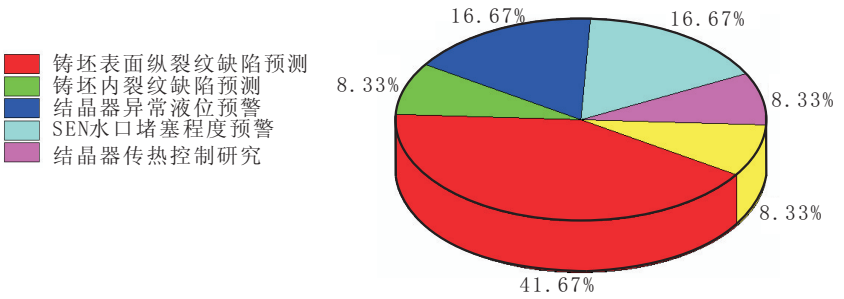


图3 智能连铸流程中绿色应用场景统计分布

Fig. 3 Statistical Distribution of Green Application Scenarios in Intelligent Continuous Casting Process

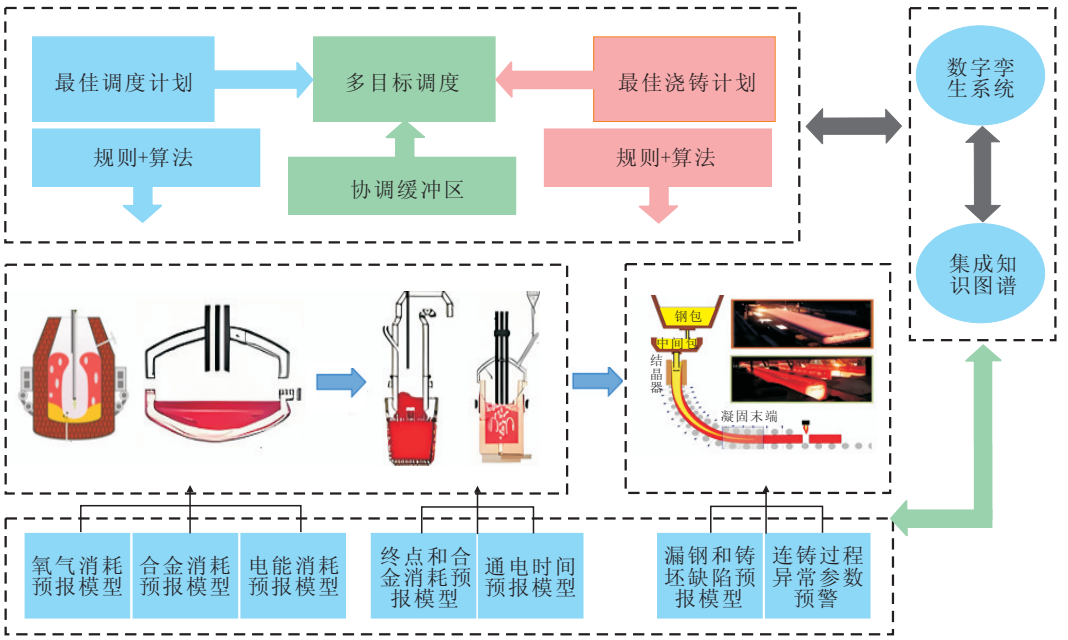


图4 炼钢-连铸区段集成智能制造技术架构

Fig. 4 Framework of Integrated Intelligent Manufacturing Technology of Steelmaking-continuous Casting Section

制造调度模型，提高转炉和连铸工序间的衔接度和缓冲协调，缩短炉-机等待时间。杨建平等[78]研究外部因素对炼钢-连铸流程运行效率的影响，排程规则影响最大，工序周期匹配性较小；构建炼钢-连铸流程仿真模型，合理过热度炉次从87.03%提高到96.50%，降低连铸坯废品量、浇铸中断次数和拉速调整次数[79-80]。刘倩等[81]结合“智能算法”和“运行规则”构建调度规则库，引入人工智能技术为解决复杂生产调度提供思路。陈虹志等[82]采用强化学习算法研究订单扰动问题，构建最小延期和等待时间的调度模型，来求解炼钢-连铸流程的匹配策略。以上工作已取得应用成果，但仍缺乏精准的高效协同与实时决策模型。转炉和精炼工序是合金、电能和氧气等资源的主要消耗环节，应建立需求与供应的优化调度模型，提高节能降耗效果，降低炼钢-连铸流程整体制造成本[83-84]。炼钢-连铸流程应探索钢铁数字孪生、智能感知、最优动态决策等未来技术构想，建立冶金知识-数据协同驱动的钢铁知识图谱，明晰冶金反应规律和数据映射关系，构建工序数字孪生体，实现冶金过程数据集成、孪生模型仿真的区段数字孪生系统，实现智能化赋能钢铁绿色制造。

3.2 大模型赋能钢铁绿色制造展望

大模型的模型参数量已突破万亿级，架构创

新涌现出混合专家(MoE)、多模态融合(CLIP)等突破,推动AI具备复杂推理和跨模态理解能力[85-87]。应用层面加速向垂直领域渗透,并通过模型压缩技术实现边缘端部署,同时AI Agent等新型人机协作模式正在重构生产力。面对算力成本、数据隐私等挑战,行业通过模型蒸馏、联邦学习等技术应对[88-92]。未来趋势将聚焦模型自主进化、与物联网/机器人深度融合,以及开源生态与商业化的平衡,最终推动大模型从技术突破走向社会价值创造。大模型赋能钢铁绿色制造技术架构见图5。



图5 大模型赋能钢铁绿色制造技术架构

Fig. 5 Framework of Large Models Empowerment of Green Steel Manufacturing Technology

由图5看出,钢铁工业基础模型的核心能力包括机理认知、钢铁材料知识问答、仿真&生成、生产过程控制、优化&决策以及科学发现。在具体工业场景中,用户可选择定制化的任务或行业领域的基础模型构建工业智能体。相较于传统工业基础模型,这类智能体具备主动感知工业环境、自主规划决策、控制调用的能力,可实现高效协同交互,优化其在钢铁工业场景中的应用效果,实现全流程数据驱动与智能优化。该架构以AI为核心,融合冶金知识与实时IoT数据,动态降低能耗与碳排放。

多源异构感知网络实现设备全息监测,基于因果推断的能效优化体系显著降低资源消耗,虚实联动的数字孪生平台促进机理与数据的双轮驱动。关键技术突破点包括,跨模态特征融合补偿算法、可解释的领域因果推理框架、多粒度孪生建模方法等[93-99]。这些创新将推动钢铁制造从当前的信息化阶段迈向具有自主决策能力的智能化新阶段,为炼钢流程绿色工艺的智能化升级提供核心支撑。打造钢铁工业智能化转型的认知计算基座,需要建立覆盖冶金全流程的领域专用大模型体系。这一体系将突破传统工艺优化的局限,在工艺参数调控、质量闭环管理等核心环节实现全链条智能赋能。基于多模态大模型构建从冶炼到连铸的全流程数字孪生体,通过实时融合生产数据、设备状态与能源消耗信息,动态生成最优能效调控方案,降低工序能耗。结合计算机视觉大模型与工艺知识图谱,构建缺陷成因推理引擎。当产品出现表面裂纹时,系统可自动追溯关联炼钢成分控制、轧制温度曲线等工艺参数,定位根本原因,提升质量事故处理时效。突破传统单目标优化局限,开发基于强化学习大模型的“能耗-成本-质量”多目标动态博弈算法。在保证产品性能前提下,实现降低吨钢生产成本与减少消耗的帕累托最优。冶金机理认知建模、动态知识库构建、工艺过程仿真、智能控制策略生成、多目标协同优化及科学规律挖掘等领域[100-102],这种深度智能化的实现路径依赖于冶金专家知识与机器学习模型的持续交互,通过人机协同迭代形成具有行业特色的智能进化范式。这种转型不仅提升生产效能,

更将重构钢铁工业的技术框架。

4 结语

（1）机器学习、深度学习及大模型技术与炼钢核心工序（转炉、电炉、连铸）深度融合，通过多模态感知预警、资源协同优化和数字孪生等前沿技术，实现低碳高效生产，助力钢铁行业绿色化转型。

（2）基于数字孪生和因果推理的智能系统，可优化炼钢—连铸全流程协同生产，提升动态决策能力，降低能耗与排放，推动钢铁制造向智能化、高效化方向发展。

（3）人工智能在炼钢深度应用仍面临数据整合、模型泛化等挑战，需进一步探索大模型在绿色制造中的策略，实现跨工序知识迁移和工业机理融合，为钢铁行业智能化转型提供理论支撑与实践路径。

参考文献

[1] Chris B, Max A, Karsten N, et al. A review of technology and policy deep decarbonization pathway options for making energy-intensive industry production consistent with the Paris agreement [J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 187: 960-973.

[2] Middleton RS. A new optimization approach to energy network modeling: anthropogenic CO_2 capture coupled with enhanced oil recovery [J]. International Journal of Energy Research, 2013, 37 (14): 1794-1810.

[3] Dawood F, Anda M, Shafiullah GM. Hydrogen production for energy: an overview [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2020, 45(7): 3847-3869.

[4] Ma G, Zhu R, Dong K, et al. Development and application of electric arc furnace combined blowing technology [J]. Ironmaking & Steelmaking, 2016, 43(8): 594-599.

[5] Dong K, Wang XL. CO_2 utilization in the ironmaking and steelmaking process [J]. Metals, 2019, 9(3): 273-280.

[6] 宗男夫，刘宏亮，李爽，等. 机器学习在高效连铸制造中的应用现状及展望[J]. 鞍钢技术，2025(6)：23-33.

[7] Zong N F, Jing T, Gebelin. J C. Machine learning techniques for the comprehensive analysis of the continuous casting processes: Slab defects [J]. Ironmaking & Steelmaking, 2025, 52, doi: 10.1177/03019233251318492.

[8] 赵成林，张宁，朱晓雷，等. LF钢包精炼过程控制模型开发[J]. 鞍钢技术，2016(2)：25-29.

[9] 高冰，曲泰安，宋君，等. 材料研发大数据系统在钢铁材料研发中的应用[J]. 鞍钢技术，2025(6)：138-146.

[10] Floriano B R, Vargas A N, Ishihara. J Y, et al. Neural-Network-Based Model Predictive Control for Consensus of Nonlinear Systems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 116: 105327.

[11] 刘城城，魏海霞，付奎源，等. 机器学习在材料科学中的应用[J]. 鞍钢技术，2025(6)：34-49.

[12] 苏阳，吴文华，杨志刚，等. 机器学习加速相场计算的发展及应用望[J]. 鞍钢技术，2025(6)：50-60.

[13] Vinayaka K U, Puttaswamy P S. Prediction of Arc Voltage of Electric Arc Furnace Based on Improved Back Propagation Neural Network [J]. SN Computer Science, 2021(3): 167-174.

[14] 宗男夫，费鹏，刘鸿智，等. 轴承钢中夹杂物调控的冶金技术现状及智能化展望[J]. 铸造技术，2025，45(6)：514-522.

[15] Xu L, Pei Q W, Han Z F, et al. Influences of the Braking Effect of Ruler EMBr on Molten Steel Flow and Steel-Slag Interface Fluctuation in a Continuous Casting Mold [J]. Processes, 2023 (11): 33-52.

[16] Cho S, Thomas G B. Electromagnetic Forces in Continuous Casting of Steel Slabs [J]. Metals, 2019(9): 471-508.

[17] Song S C, Sun Y H, Wei Y H, et al. Control of macrosegregation at the steel gradient transition by submerged entry nozzle and mold electromagnetic stirring [J]. Ironmaking & Steelmaking, 2024, 51: 675-691.

[18] Zong N F, Liu Y, Ma S D, et al. A review of chamfer technology in continuous casting process [J]. Metallurgical Research & Technology, 2020, 204: 204-219.

[19] Zong N F, Zhang H, Liu Y, et al. Analysis of the off-corner subsurface cracks of continuous casting blooms under the influence of soft reduction and controllable approaches by a chamfer technology [J]. Metallurgical Research & Technology, 2019, 116: 310-319.

[20] Zong N F, Liu Y, Zhang H, et al. Application of chamfered narrow face mold technology to reduce longitudinal surface crack defects of hyperperitectic steel generated during flexible thin slab casting process [J]. Metallurgical Research & Technology, 2019, 114: 413-421.

[21] Zong N F, Zhang H, Liu Y, et al. Application of a chamfer slab technology to reduce internal cracks of continuous casting bloom during soft reduction process [J]. Metallurgical Research & Technology, 2019, 116: 608-619.

[22] Zong N F, Huang J, Liu Y, et al. Analysis of internal cracks in high carbon casting bloom induced by soft reduction process and its improvement using numerical simulations and industrial experiments [J]. Metallurgical Research & Technology, 2021, 118: 102-110.

[23] Zong N F, Zhang H, Liu Y, et al. Analysis on morphology and stress concentration in continuous casting bloom to learn the formation and propagation of internal cracks induced by soft reduction technology [J]. Ironmaking & Steelmaking, 2019, 46: 872-885.

[24] Zong N F, Fei P, Li H Z, et al. Current Status and Intelligent Prospects of Metallurgical Techniques for the Control of Inclusions in Bearing Steels[J]. Foundry Technology, 2025, 45(6): 514-522.

[25] Jin B, Xu X. Machine learning predictions of regional steel price indices for east China[J]. Ironmaking & Steelmaking, 2024, doi: 10.1177/03019233241254891.

[26] Zong N F, Liu Y, Jing T. Application of a chamfer technology to overcome bulging deformation of slab narrow side during mechanical reduction process[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 121: 3229-3241.

[27] Rezvani H, Khodadadi H. Designing Evolutionary Wavelet Neural Network for Estimating Foaming Slag Quality in Electric Arc Furnace Using Power Quality Indices[J]. Journal of Electric Power and Energy Systems, 2022, 8(4): 1165-1174.

[28] 周凯啸,林文辉,孙建坤,等. 基于改进极限学习机的转炉出钢合金化锰收得率预测模型[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2021, 52(5): 1399-1406.

[29] 郑瑞轩,包燕平,王仲亮. 炼钢合金减量化智能控制模型及其应用[J]. 工程科学学报, 2021, 43(12): 1689-1697.

[30] Wang Z L, Bao Y P, Gu C. Convolutional Neural Network-Based Method for Predicting Oxygen Content at the End Point of Converter[J]. Steel Research International, 2023, 94: 2200342.

[31] Wang D Z, Bao Y P, Gao F. Hybrid Model for Predicting Oxygen Consumption in BOF Steelmaking Process Based on Cluster Analysis[J]. Steel Research International, 2023, 94: 2200595.

[32] Liu Z, Cheng S S, Liu P B. Prediction model of BOF end-point P and O contents based on PCA-GA-BP neural network[J]. High Temperature Materials and Processes, 2022, 41: 505-513.

[33] He F, Chai X Y, Zhu Z H. Prediction of oxygen-blowing volume in BOF steelmaking process based on BP neural network and incremental learning[J]. High Temperature Materials and Processes, 2022, 41: 403-416.

[34] Godoy-Rojas D F, Leon-Medina J X, Rueda B, et al. Attention-Based Deep Recurrent Neural Network to Forecast the Temperature Behavior of an Electric Arc Furnace Side-Wall[J]. Sensors, 2022, 22: 1418-1437.

[35] Yildiz E, Zdemir E. The use of artificial neural networks in the control of electric arc furnaces[J]. International Journal of 3D Printing Technologies and Digital Industry, 2022, 6(3): 578-591.

[36] Shao X, Liu Q, Zhou T, et al. A Hybrid Model for Power-on Time Prediction in LF Based on Deep Neural Network and Metallurgical Mechanism[C]//15th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). China: IEEE Computer Society, 2020: 82-85.

[37] 何孝雨,王敏,冀建立,等. 基于GA-BP神经网络预测转炉出钢过程Mn元素合金化收得率[J]. 炼钢, 2022, 38(4): 14-20.

[38] 杨仕存,魏志强,钟良才,等. 基于数据驱动的转炉耗氧量模型研究[J]. 炼钢, 2022, 38(4): 7-13.

[39] Xin Z C, Zhang J S, Zhang J G, et al. Predicting Temperature of Molten Steel in LF-Refining Process Using IF-ZCA-DNN Model[J]. Metallurgical and Materials Transactions B. 2023, 54: 1181-1194.

[40] Zhang C J, Nian Y, Zhang L Q, et al. Steel Scrap Yield Prediction in Basic Oxygen Steelmaking Based on Random Forest and Neural Networks[J]. Steel Research International, 2024, 96(7): 2400713.

[41] 张龙强,闵义,刘承军,等. 基于机器学习的转炉冶炼终点残锰含量预测[J]. 炼钢, 2024, 40(5): 38-43.

[42] Panoiu M, Panoiu C. Hybrid Deep Neural Network Approaches for Power Quality Analysis in Electric Arc Furnaces[J]. Mathematics, 2024(12): 3071-3071.

[43] 高志滨,杨希杰,包燕平,等. 炼钢过程合金精准控制模型的设计与应用[J]. 炼钢, 2025, 41(4): 1-9.

[44] Zhuo Q, Al-Harbi M N, Pistorius P C. Feature Engineering to Embed Process Knowledge: Analyzing the Energy Efficiency of Electric Arc Furnace Steelmaking[J]. Metals, 2025, 15: 13-26.

[45] Zhou Y Q, Naert K, Nuyens D. Modeling Scrap Composition in Electric Arc and Basic Oxygen Furnaces[J]. Electrical Engineering and Systems Science, 2025, doi: 10.48550/arXiv.2504.09382.

[46] Zhang B G, Zhang R Z, Wang G, et al. Breakout prediction for continuous casting using genetic algorithm-based back propagation neural network model[J]. International Journal of Modelling Identification and Control, 2012, 16(3): 199-205.

[47] Tirian G O, Filip I, Prostean G. Adaptive control system for continuous steel casting based on neural networks and fuzzy logic[J]. Neurocomputing, 2014, 125: 236-245.

[48] He F, He D F, Deng Z H, et al. Development and application of mould breakout prediction system with online thermal map for steel continuous casting[J]. Ironmking and Steelmaking, 2014, 42(3): 194-208.

[49] Salah B, Zoheir M, Slimane Z, et al. Inferential sensor-based adaptive principal components analysis of mould bath level for breakout defect detection and evaluation in continuous casting[J]. Applied Soft Computing, 2015, 34: 120-128.

[50] Ansari M O, Samantray R, Ghose J. Neural network based breakout prediction system in continuous casting shop[J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 813-814: 550-556.

[51] Liu Y, Wang X D, Du F M, et al. Computer vision detection of mold breakout in slab continuous casting using an optimized neural network[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 88: 557-564.

[52] He F, Zhang L. Mold breakout prediction in slab continuous casting based on combined method of GA-BP neural network and logic rules[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 95: 4081-4089.

[53] Duan H Y, Wang X D, Bai Y, et al. Integrated Approach to Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise and

Dynamic Time Warping for Breakout Prediction in Slab Continuous Casting[J]. Metallurgical and Materials Transactions B, 2019,50B:2343-2353.

[54] Duan H Y, Wang X D, Bai Y, et al. Modeling of breakout prediction approach integrating feature dimension reduction with K-means clustering for slab continuous casting[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 109:2707-2718.

[55] Duan H Y, Wang X D, Bai Y, et al. Application of k-means clustering for temperature timing characteristics in breakout prediction during continuous casting[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,2020,106:4777-4787.

[56] Ansari M O, Ghose J, Chattopadhyaya S, et al. An Intelligent Logic-Based Mold Breakout Prediction System Algorithm for the Continuous Casting Process of Steel: A Novel Study[J]. Micromachines,2022,13:2148-2169.

[57] Shi C Y, Guo S Y, Chen J, et al. Breakout Prediction Based on Twin Support Vector Machine of Improved Whale Optimization Algorithm[J]. ISIJ International,2022,63(5):880-888.

[58] Duan H Y, Wei J J, Qi L, et al. Longitudinal Crack Detection Approach Based on Principal Component Analysis and Support Vector Machine for Slab Continuous Casting[J]. Steel Research International. 2021, 92(10):2100168.

[59] 段海洋,王旭东,姚曼.基于动态时间弯曲和k近邻分类预测铸坯纵裂纹[J].连铸,2021, 46(4):66-71.

[60] Zou L L, Zhang J S, Han Y S, et al. Internal Crack Prediction of Continuous Casting Billet Based on Principal Component Analysis and Deep Neural Network[J]. Metals, 2019, 11(12): 1976-1991.

[61] 张赫,段海洋,王旭东,等.基于随机森林和聚类的连铸坯纵裂纹预报方法[J].连铸,2022(6):21-28.

[62] Sala D A, Deyne A V Y, Mannens E, et al. Hybrid-Input FCN-CNN-SE for Industrial Applications: Classification of Longitudinal Cracks during Continuous Casting[J]. Metals,2023,13(10): 1699-1713.

[63] Liu Y, Jiang L, Shi J, et al. Recognition of Longitudinal Cracks on Slab Surfaces Based on Particle Swarm Optimization and eXtreme Gradient Boosting Model [J]. Processes, 2024, 12 (6): 1087-1103.

[64] 徐猛,刘娟娟,雷洪,等.基于鲸鱼算法优化BP神经网络的结晶器液面波动的预测[J].冶金自动化,2023,47(2):66-72.

[65] Wu X J, Kang H J, Yuan S, et al. Anomaly Detection of Liquid Level in Mold during Continuous Casting by Using Forecasting and Error Generation[J]. Applied science, 2023, 13(13): 7457-7472.

[66] Kuthe S, Oña I A, Glaser B. Adaptive neuro-fuzzy inference system-long short-term memory hybrid model to forecast castability of Al-killed steel prior to continuous casting[J]. Steel Research International,2024:2400220.

[67] Diniz A P M, CiarelliI P M, Salles E O T, et al. Use of deep neural networks for clogging detection in the submerged entry nozzle of the continuous casting[J]. Expert Systems with Applications, 2024,238:121963.

[68] Wang Q, Wei Z, Zhang L, et al. Investigation on Mold Heat Transfer Control by Integrating Measurement, Coupled Heat Transfer and Flow Simulation, and Machine Learning[J]. Metallurgical and Materials Transactions B,2025,56:2715-2730.

[69] Ma Z H, Zeng K, Chen LB, et al. Surface Defect Detection of Continuous Casting Slabs Based on Deep Learning[J]. ISIJ International,2025,65(4):542-553.

[70] 刘青,兰模,信自成,等.炼钢-连铸区段的协同智造[J].工程科学学报,2025,47(4):654-667.

[71] 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[J].钢铁,2017,52(6):1-12.

[72] Wang C,Liu Q,Li Q Y,et al. Optimal charge plan model for steelmaking based on modified partheno-genetic algorithm[J]. Control Theory & Applications,2013,30(6):734-741.

[73] Yi J, Jia S J, Du B, et al. Multi-objective model and optimization algorithm based on column generation for continuous casting production planning[J]. Journal of Iron and Steel Research International,2019,26:242-250.

[74] Yang J P, Liu Q, Guo W D, et al. Quantitative evaluation of multiprocess collaborative operation in steelmaking-continuous casting sections [J]. International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials,2021,28(8):1353-1366.

[75] 李彦瑞,杨春节,张瀚文,等.流程工业数字孪生关键技术探讨[J].自动化学报,2021,47(3):501-514.

[76] 邵鑫,杨建平,王柏琳,等.炼钢-连铸区段多工序运行协同控制[J].钢铁,2021,56(8):101-112.

[77] 刘倩,杨建平,王柏琳,等.基于"炉-机对应"的炼钢-连铸生产调度问题遗传优化模型[J].工程科学学报,2020,42(5):645-653.

[78] 杨建平,高攀,姚柳洁,等.基于流程仿真的炼钢-连铸区段运行效率分析[J].钢铁,2024,59(10):141-152.

[79] 杨建平,张江山,刘青.炼钢-连铸区段3种典型工序界面技术研究进展[J].工程科学学报,2020,42(12):1542-1556.

[80] Yang J P,Zhang J S, Guo W D, et al. End-point temperature preset of molten steel in the final refining unit based on an integration of deep neural network and multi-process operation simulation[J]. ISIJ International,2021,61(7):2100-2110.

[81] 刘青,刘倩,杨建平,等.炼钢-连铸生产调度的研究进展[J].工程科学学报,2020,42(2):144-153.

[82] 陈虹志,邵鑫,刘青,等.基于订单扰动的炼钢-连铸区段Qlearning遗传优化重调度模型[J].钢铁,2023,58(11):90-99.

[83] Zhang L, Zheng Z, Chai Y, et al. ASU model with multiple adjustment types for oxygen scheduling concerning pipe pressure safety in steel enterprises [J]. Applied Energy, 2023, 343:

120986.

[84] Han Z, Zhao J, Wang W, et al. A two-stage method for predicting and scheduling energy in an oxygen/nitrogen system of the steel industry[J]. Control Engineering Practice, 2016, 52: 35-45.

[85] Fernandes D, Matos-Carvalho J P, Fernandes C M, et al. DeepSeek-V3, GPT-4, Phi-4, and LLaMA-3.3 generate correct code for LoRaWAN-related engineering tasks[J]. Electronics, 2025, 14(7): 1428-1451.

[86] Charness G, Jabarian B, List J A. The next generation of experimental research with llms[J]. Nature Human Behaviour, 2025, 9(3): 345-357.

[87] Catoggio E, Guerrieri S, Bonani F. TCAD Modeling of GaN HEMT Output Admittance Dispersion through Trap Rate Equation Green's Functions[J]. Electronics, 2023, 12(11): 2457-2469.

[88] Jones N, Thompson B.The AI revolution is running out of data. What can researchers do?[J]. Nature, 2024, 636(8042): 290-292.

[89] Li M, Zhang Q J, Feng F, et al. A Scalable Knowledge-Based Neural Network Model for GaN HEMTs With Accurate Trapping and Self-Heating Effects Characterization[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2023, 71(9): 3747-3760.

[90] Hauser N, Pennekamp J. Automatically Extracting Hardware Descriptions from PDF Technical Documentation[J]. Journal of Systems Research, 2023, 3(1): 1-21.

[91] Zheng P, Wang H, Sang Z, et al. Smart manufacturingsystems for Industry 4.0: Conceptual framework, scenarios, and future perspectives[J]. Frontiers of Mechanical Engineering, 2018(13): 137-150.

[92] Guo L, He Y, Wan C, et al. From cloud manufacturing to cloud-edge collaborative manufacturing[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2024, 90: 102790.

[93] Li W, Fan H, Cai L, et al. Digital twin-driven proactive-reactive scheduling framework for port multi-equipment under a complex uncertain environment[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2024, 136: 103011.

[94] Ebni M, Hosseini B S M, Qu Q. Digital twin based smart manufacturing: from design to simulation and optimization schema[J]. Procedia Computer Science, 2023, 221: 1216-1225.

[95] Tao F, Qi Q L. Make more digital twins[J]. Nature, 2019, 573: 490-491.

[96] Liu Z H, Wang Y H, Han K, et al. Post-training quantization for vision transformer[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021, 34: 28092-28103.

[97] Soni R, Tanmay D, Twinkle, Bhatia M. Digital twin: Intersection of mind and machine [J]. International Journal of Computational Inteligence and IoT, 2019, 2(3): 667-670.

[98] Tao F, Zhang H, Liu A, et al. Digital twin in industry: State-of-the-art[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(4): 2405-2415.

[99] Alam K M, El Saddik A.C2PS: A digital twin architecture reference model for the cloud-based cyber-physical systems[J]. IEEE Access, 2017(5): 2050-2062.

[100] Azevedo A, Almeida A. Factory templates for digital factories framework[J]. Robotics and Computer-integrated Manufacturing, 2011, 27(4): 755-771.

[101] Chakraborty S, Adhikari S, Ganguli R. The role of surrogate models in the development of digital twins of dynamic systems[J]. Applied Mathematical Modelling, 2021, 90: 662-681.

[102] Liu Y, Chen J. Integrated soft sensor using just-in-time support vector regression and probabilistic analysis for quality prediction of multi-grade processes[J]. Journal of Process Control, 2013, 23(6): 793-804.

（编辑 许营）
修回日期：2025-06-24

（上接第18页）

践[J]. 安徽冶金科技职业学院学报, 2024, 34(4): 12-14.

[20] 张佳硕, 王永斌, 彭军, 等. 白云尾矿与转炉渣制备烧结透水砖及性能研究[J]. 中国陶瓷, 2024, 60(2): 60-68.

[21] 郭文斌, 刘志远, 王重君, 等. 转炉钢渣辊压破碎-有压热焖处理工艺的应用实践[J]. 宽厚板, 2023, 29(1): 17-21.

[22] 邱凯. 马钢转炉渣风碎处理及综合利用实践[J]. 冶金动力, 2023, 46(2): 97-100.

[23] 张文娟, 文培成, 朱纪念, 等. 含钴转炉渣非熔融选择性还原回收钴[J]. 中国有色金属学报, 2023, 33(3): 873-885.

[24] 李翔, 汪骏翔, 王鑫, 等. 转炉钢渣和脱磷钢渣中磷的选择性浸出试验研究[J]. 湿法冶金, 2023, 42(4): 359-366.

（编辑 许营）
修回日期：2025-05-10