人工智能驱动中国钢铁行业低碳转型的实践、挑战与展望

许 毛，温宗国*，郑 凯，潘知行，梁政豪

清华大学 环境学院 钢铁工业环境保护全国重点实验室，北京 100084

扫码阅读

摘 要： 钢铁行业是国民经济发展的支柱行业，也是中国能源消耗与碳排放的重点领域。目前，钢铁行业面临传统技术减排空间逐渐收窄、边际成本快速上升等挑战。人工智能（Artificial Intelligence，AI）技术的引入为钢铁行业的深度脱碳提供了可行的智能化解决方案。本文重点探讨AI技术推动钢铁行业低碳转型的机理、应用场景及实践现状，围绕炼铁、炼钢、轧钢等核心工序，分析AI技术在能效提升、环境监测网络构建、碳/污染物排放动态预测与调控、资源循环利用等方面的应用价值与前景。结果表明，AI技术在提升钢铁企业碳减排效率、生产过程稳定性等方面具有较好的效果，但其实际落地过程仍面临技术、数据、成本、政策标准等多维度的障碍。未来，钢铁行业的深度脱碳需系统整合氢基冶金、碳捕集利用与封存等前沿技术。AI作为重要的技术工具，通过数字化表征冶金过程并优化其能耗与碳排放，能够推动钢铁行业低碳化转型。

关 键 词： 人工智能；钢铁行业；低碳转型；氢冶金；CCUS技术

中图分类号： X32 **文献标志码：** A **文章编号：** 2097-4981(2026)02-0198-13

DOI：10.3724/j.issn.2097-4981.JECC-2025-0388

0 引言

当前，全球气候变暖已成为人类社会面临的核心挑战之一[1-2]。为应对这一全球性危机，国际社会相继确立碳中和目标，积极推动能源、工业、建筑、交通等领域的低碳转型[1,3]。在此背景下，中国提出了碳达峰碳中和（“双碳”）目标[3-4]。受制于富煤、贫油、少气的能源禀赋特征，以及高耗能、高排放的重工业部门在国民经济中占比偏高的现实条件，中国“双碳”目标的实现面临前所未有的严峻挑战[5]。

作为典型的能耗密集型与排放密集型行业，钢铁行业是中国CO_2排放的重要来源，也是实现“双碳”目标的关键领域[6-8]。目前，中国粗钢产量在全球中的占比仍超过50%，是全球最大的粗钢生产国；钢铁行业是中国工业领域最大的单一碳排放源，其CO_2排放量约占全国总排放量的15%[6]。因此，钢铁行业的低碳转型进程，既是行业自身高质量发展的内在需要，也是支撑国家“双碳”目标落实的客观要求[9-11]。自20世纪90年代“清洁生产”理念引入中国以来，钢铁行业节能减排和技术进步取得了显著成效，CO_2和主要污染物排放强度实现了大幅削减，钢铁行业高质量绿色转型发展格局初步建立[7,12]。但随着减排进程不断推进，传统减排路径的边际成本正呈现快速攀升态势，其技术潜力已难以支撑“双

收稿日期： 2025-12-20；**接受日期：** 2026-02-03

基金项目： 京津冀环境综合治理国家重大科技专项（2025ZD1203000）

作者介绍： 许 毛（1995—），男，博士研究生，主要研究方向为工业降碳减污系统优化、环境领域智能大模型。E-mail: xu-m21@mails.tsinghua.edu.cn

通讯作者： 温宗国（1978—），男，博士，教授，博士生导师，主要研究方向为环境大数据与智能大模型、行业碳减排系统工程、城市固废处置与资源化。E-mail: wenzg@tsinghua.edu.cn

引用格式： 许毛, 温宗国, 郑凯, 等. 人工智能驱动中国钢铁行业低碳转型的实践、挑战与展望[J]. 能源与气候变化, 2026, 2(2): 198−210.

XU M, WEN Z G, ZHENG K, et al. The Practices, Challenges, and Prospects of Artificial Intelligence Driving Low-Carbon Transformation in China’s Iron and Steel Industry[J]. Journal of Energy and Climate Change, 2026, 2(2): 198−210.

碳”目标需求，亟须探索全新的减排技术范式。

以人工智能（Artificial Intelligence，AI）、工业物联网（Industrial Internet of Things，IIoT）、大数据为核心的数智化技术矩阵，正加速推动现代工业的低碳转型[13-15]。AI技术的核心优势在于能对海量工业时序数据进行特征提取，通过构建数字孪生模型与高维预测算法，实现突破传统经验边界的系统性调控与协同优化[16-18]。相关技术算法已被广泛应用于能源电力系统[19-20]、气象与环境科学[21-22]等领域。在制造业领域，AI技术的推广应用也在逐步深入[23]。对于钢铁行业而言，AI技术的应用并非对单一生产节点的工艺改良，而是对核心工序的系统优化[24]。通过优化工艺参数、预测分析设备状态、循环利用资源等具体手段，驱动钢铁生产全生命周期低碳转型[25-26]。

在钢铁行业低碳转型领域，AI技术的工程化应用仍处于早期探索阶段。其应用受限于复杂的技术约束与诸多的现实壁垒，相关系统性机理研究与实证评估相对不足[27]。因此，本文基于中国钢铁行业的发展现状与低碳转型的核心需求，剖析AI技术驱动钢铁行业低碳转型的技术机理与应用实效，通过挖掘分析转型过程中的关键技术瓶颈，揭示AI技术驱动下钢铁行业低碳发展的演化逻辑，以期为相关政策设计与产业决策提供科学依据。

1 AI技术驱动钢铁行业低碳转型的机理与实践

1.1 能效优化与生产控制

1.1.1 炼铁与炼钢工序的精益化控制

高炉–转炉（Blast Furnace-Basic Oxygen Furnace，BF-BOF）工序的能源消耗和CO_2排放均高度集中。长期以来，这一生产过程高度依赖人工经验和固定物理模型。目前，AI技术凭借强大的数据处理、模式识别与预测优化能力，正推动传统钢铁生产作业模式向数据与模型双轮驱动的精益化控制转型，为炼铁与炼钢工序实现低燃料比、高效率的生产提供了技术方案。

高炉炼铁工序是一个包含复杂化学反应与物理变化的非线性系统，其运行状态受原料成分、风温、风量、喷煤量等多重动态因素的影响。传统操作依赖人工经验，难以针对工艺波动及时有效地采取应对措施，易导致生产过程能耗波动，影响生产效益。AI技术通过构建高精度的数学模型，为破解这一难题提供了系统的解决方案。研究表明，基于随机森林（Random Forest，RF）、梯度提升回归树（Gradient Boosting Regression Tree，GBRT）和人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN）等多种机器学习（Machine Learning，ML）算法进行模型构建，能够对钢铁生产过程中的关键参数进行有效预测，模型R^2值普遍高于0.97[28]。该结果为工艺参数的精细化优化与实施调控提供了可靠量化依据，进而支撑高炉低碳高效运行。

同时，部分研究利用ANN模型来模拟高炉内部的能量与㶲分布，预测精度较高，能够为动态优化高炉操作参数、提升能源利用效率提供决策支持[29]。除性能预测外，相关研究表明，可解释AI工具（如局部参数影响估计器）能够量化分析高炉内各项可调工艺参数对炉渣碱度的影响，为高炉操作提供直观、可执行的操作指导，以应对碱金属累积等操作难题[30]。此外，深度卷积神经网络与计算机视觉技术能够实时诊断高炉风口挂渣、漏水、烧穿等异常状态。研究表明，其识别准确率达98.73%，可显著提升高炉运行的安全性与智能化水平[31]。

针对转炉炼钢工序，AI技术的应用核心在于对终点钢水成分与温度的精准预测与控制，以缩短冶炼周期，并降低资源消耗及CO_2排放（图1）。转炉吹炼是一个剧烈氧化升温的动态过程。传统终点控制依赖副枪检测和人工判断，存在滞后性，易导致“二次补吹”，从而增加资源消耗。AI技术可融合炉气分析、火焰图像、声音频谱等多源数据，构建高精度终点预测模型。例如，部分学者采用残差网络对转炉火焰图像进行分析，成功实现了对正常、跳渣、喷溅等8种火焰状态的实时分类，准确率达98.73%，为及时干预、防止异常工况提供了宝贵的时间窗口[32]。

在终点预测模型方面，现阶段的技术发展已从早期的统计模型，逐步发展为支持向量机（Support Vector Machine，SVM）、RF等ML模型[33]，并进一步演进至能够处理时序数据的深度学习（Deep Learning，

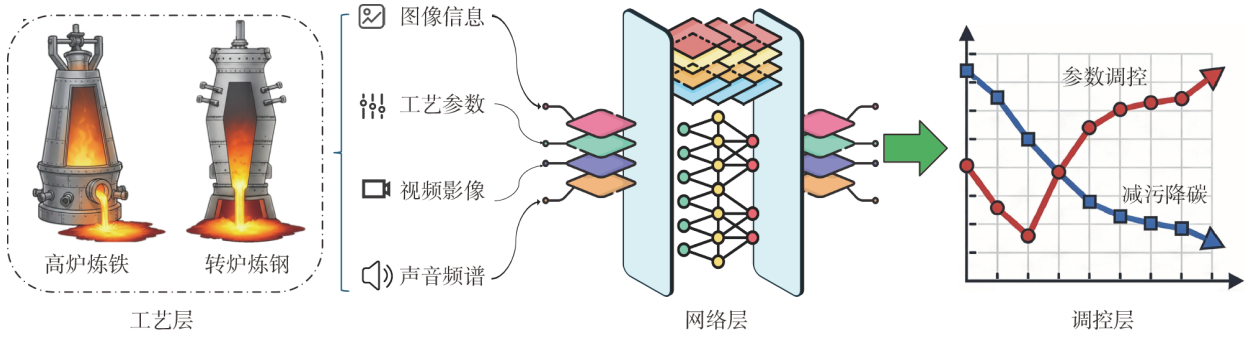


图 1 AI驱动的转炉炼钢工序智能调控示意

Fig.1 Schematic of AI-driven intelligent control for converter steelmaking process

DL）模型，如长短期记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）网络和卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）[34]。这些模型能够综合考量熔池的动态变化，对终点碳含量和温度进行更为精准的预报，从而指导动态吹炼模型的优化，实现从“经验炼钢”到“AI炼钢”的技术跨越[35]。

综上所述，AI技术可通过构建预测模型、优化控制策略和赋能智能感知，实现对钢铁生产核心工序的精细控制与智慧调控，将传统生产过程中模糊、依赖经验的环节，转化为清晰、数据驱动的精准控制，从而提升行业经济效益，助力实现钢铁生产的全流程智能化与低碳化转型。

1.1.2 轧钢与辅助工序的低碳优化

加热炉和轧机等设备是轧钢工艺过程的主要能耗单元。AI技术能够推动轧钢工序实现精细化过程控制，在保障产品性能的前提下挖掘节能潜力，实现生产效率与能源效率的协同提升[36]，进而降低工序能源消耗与CO_2排放。

对于钢坯加热环节，传统的比例–积分–微分控制系统在工况频繁变化时，易出现调节滞后和精度不足的问题。基于ML与DL的AI技术为上述工程技术问题提供了解决方案。相关研究表明，LSTM因具备时序数据处理能力，在工业能耗预测方面表现优异，可为加热炉动态优化提供数据支持[37]。基于此类模型开发的智能温度控制系统[38]，能根据实时工况动态生成最优炉温曲线并调整空燃比，在确保钢坯温度均匀性的同时最小化燃料消耗，从而降低氧化烧损率、提升加热效率，进一步推动工序低碳化转型。

在轧制过程中，AI技术有助于实现工艺过程负荷智能分配与运行参数动态优化。热轧过程涉及多机架连续变形，生产过程的参数设定直接影响产品质量与设备能耗。传统轧制规程依赖经验公式，难以适应复杂工艺过程中的参数动态变化，而ML与DL算法可改善这一状况[39]。在轧制工艺优化方面，引入CNN对在线图像特征进行深度表征，可建立带钢厚度的实时感知识别体系，进而触发压下补偿量的自适应闭环调整[40]。与此同时，ML算法通过解析实测工况数据，能够显著提升厚度预测精度，为轧制规程的动态寻优奠定基础。进一步地，耦合物理规律与实时数据的数字孪生系统，可实现生产流程的仿真演化与参数校验，通过前馈优化策略实现能效提升与低碳生产的深度耦合[41]。

在辅助系统的能效管理方面，AI技术为除尘风机等设备的深度节能提供了新路径[42]。针对传统风机控制中存在的恒速运行冗余及调节精度缺失等技术难点，引入“数据–机理”双驱动模型可以实现对风机工况参量的实时解析。该系统能够根据前、后端工艺负荷的波动情况，对风机频率实施动态闭环调节，确保设备始终锁定在最佳能效区间。这种数智化运维模式不仅能够精准适配粉尘排放的合规限值，更能够在大幅降低电力消耗的同时，实现显著的减碳效应。

1.2 智能环境监测与实时排放控制

1.2.1 排放监测与智能溯源

随着“双碳”目标与严苛减排标准的深入实施，钢铁行业的环境治理逻辑已由被动核算转向主动的智慧化管控。依托连续排放监测系统（Continuous

Emissions Monitoring System，CEMS）、IIoT与AI技术的深度融合，钢铁企业可构建集在线监测、智能解析、趋势预测、精准调控于一体的闭环治理框架。该框架能够对温室气体（如CO_2）及常规大气污染物（如SO_2、NO_x、PM）进行瞬态感知与归因分析，为钢铁行业减污降碳协同提供数据与算法支持。

尽管CEMS显著提升了高频监测数据的采集质量，但排放数据的波动受生产工况、治理设施负荷等多重因素耦合影响，导致单纯的排放参数难以直接被转化为指导现场管理的有效信息。传统的阈值报警机制仅能提示超标现象，无法精准定位生产单元内的超标根源[43]。因此，智能环境监测的核心并非单纯提高采样频次，而是通过AI将实时排放监控数据与钢铁生产工况参数建立结构化关联，推动末端监测从单纯的浓度读数记录升级为可解释、可追溯的排放机制解析。二者在语义上分别对应“结果”与“原因”，通过统一标签体系与时序对齐，完成分钟级数据同步、计量单位归一化、设备与工序精准映射等标准化处理[44]，进而形成“工艺运行–治理设施–污染排放”的一体化数据底座，为后续预警与溯源提供完整、可追溯的证据链，如图2所示。

在上述监测体系中，异常检测模型扮演“实时预警触发器”的角色。针对钢铁行业监测数据普遍存在的采样频率不一、数据缺失、信号漂移与噪声干扰等问题，通过构建融合孤立森林、局部异常因子、密度聚类等方法的多算法协同无监督框架，以精准捕捉数据中的突变波动、趋势漂移与多维特征偏离[45]。同时，结合数据质量标注机制，对设备检修、工况切换、仪器校准等场景下的“伪异常”进行识别与剔除，为解决传统阈值法在复杂工况下误报率偏高的技术难题提供有效手段。

当异常触发后，智能溯源过程并非局限于对超标点位的定位，而是进一步深度挖掘碳/污染物排放超标的根源性成因。具体而言，系统将对异常时段内的工况参数、治理工艺参数与排口监测信号、碳/污染物排放数据进行多维度耦合分析，匹配治理设施低负荷运行、工况突变、监测参数漂移等典型异常模式，并输出“典型违规异常类型–关键证据要素–工况运行特征–碳/污染物排放轨迹–碳/污染物排放溯源链路”的结构化溯源结论。这一技术路径促使监管部门与钢铁企业的自控体系均由传统的单纯报警提示模式，转向精准揭示碳/污染物排放超标内在机理的深度分析模式。

以AI、IIoT和CEMS为核心的智能化烟气排放监测体系，正在重塑钢铁行业的环境管理模式，凸显了智能化管理在低碳转型中的核心支撑作用[46]。该

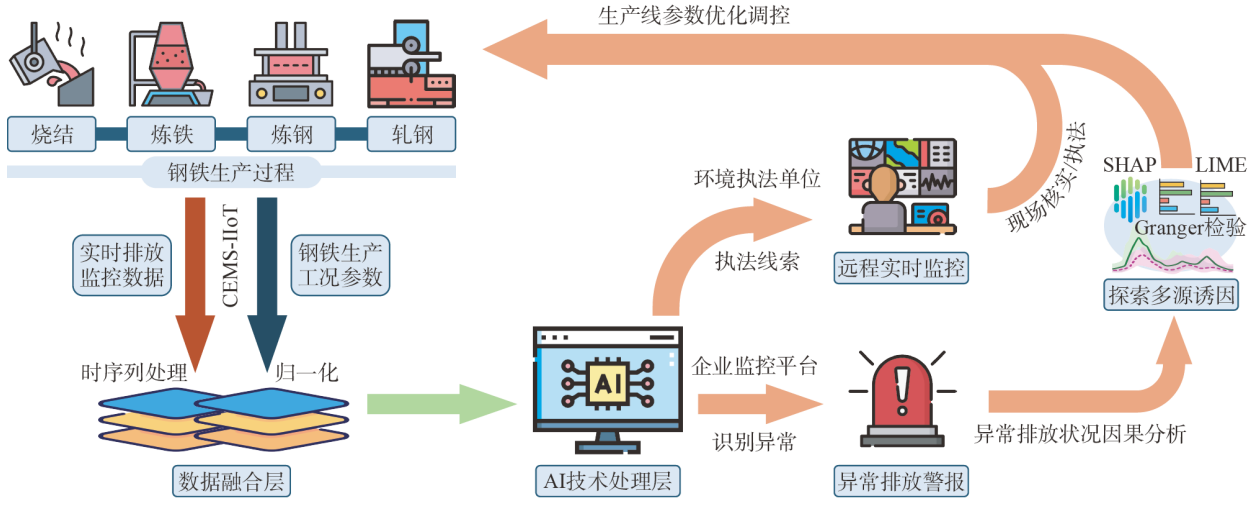


图 2 基于 AI 和 CEMS-IIoT 的钢铁行业智能化烟气排放监测体系框架

Fig.2 Framework for intelligent flue gas emission monitoring in the iron and steel industry based on AI and CEMS-IIoT

注：“SHAP”指沙普利加性解释（SHapley Additive exPlanations）；“LIME”指局部可解释模型无关解释（Local Interpretable Model-agnostic Explanations）；“Granger检验”指格兰杰检验。

体系通过构建“监测–诊断–预测–控制”的闭环智能管控链条，一方面推动了企业环境管理从被动的末端治理模式转向主动的全流程管控模式，助力企业实现降本增效与绿色低碳发展的双重目标；另一方面为环境执法部门提供了强有力的技术支撑，驱动监管模式向非现场、精准化、差异化的智慧监管方向转型升级。

1.2.2 排放趋势预测与末端治理优化

相较于“监测–预警–人工处置”的被动链条，为实现超低排放与减污降碳协同目标，建立“预测–诊断–调控”的前瞻性能力更加关键。针对这一场景，可开发以DL为核心的中短期排放趋势预测模型。具体来说，模型输入包括历史排放序列、关键工况与治理负荷序列（如炉温/风量/氧含量、烟气温度/流量、关键设备运行参数等），模型输出为未来分钟至小时级别的碳/污染物浓度及排放强度趋势。

深度时序模型（如循环神经网络及其变体LSTM）与钢铁行业烟气排放场景的适配性，源于排放过程对工况调整与治理措施的响应存在显著的滞后性与非线性特征。一方面，工况波动会使碳/污染物的生成强度发生变化，经烟道输运与治理单元的削减作用后，相关变化才能在排口监测数据中得以体现，形成明显的“延迟效应”[47]；另一方面，在多维参数时序耦合的条件下，治理单元的处置效率会随温窗、负荷及工况的动态变化呈现出复杂的非线性规律[48]。依托对“工况–治理–排放”动态耦合关系的深度挖掘与学习，该模型可在碳/污染物排放超标前输出有效预警结果，为后续实施调控措施预留充足的时间窗口。

当预测模型输出预警或实时监测数据触发预警阈值时，排放监测系统将进入“根因分析–参数整定”的快速响应处置阶段。通过开展根因分析，系统可精准识别排放异常的诱因，并将其拆解为具备调控可行性的主控变量集合。针对主控变量的筛选，一类方法是依托特征贡献度与敏感性分析工具（如SHAP）识别关键驱动因子[49-50]；另一类方法则结合时序因果检验手段（如Granger检验）有效区分变量间的“同步相关”与“先因后果”关系，进而构建精准的因果链条[51]，避免将无关变量误选为调控靶点。

在此基础上，AI算法可输出末端治理设施的自适应优化方案。例如，针对除尘系统，AI算法可提供风机转速与阀门开度的精细化调度方案，实现节能减排。由于优化策略需同时满足碳排放与污染物达标、能耗与药耗最小化、设备安全边界约束等多重目标，该调控过程需引入多目标优化算法，在可行域内搜索兼顾环境、能源及经济目标的最优解，最终推动环境异常处置模式从“人工经验驱动”向“AI算法驱动的自动化与最优化”方向演进。

综上，通过引入以AI为核心的预测模型、具备可解释性与因果导向的诊断方法及多目标约束下的智能调控策略，钢铁行业的碳/污染物排放协同治理模式可从事后被动响应转向事前主动干预与过程动态优化。这一技术路径不仅显著提升了钢铁企业超低排放运行的稳定性与可靠性，更能在保障设备安全运行的前提下，实现能耗与药耗的协同降低，为行业绿色低碳转型提供可量化、可复制的技术范式。未来，随着数据质量的持续提升与模型算法的迭代优化，此类算法驱动的智能治理体系有望成为钢铁等高耗能行业推进绿色低碳转型与精细化管理的核心。

1.3 企业内循环与跨产业共生

1.3.1 钢铁企业内部多要素协同优化

钢铁生产过程工艺复杂，流程长且副产物、废弃物较多。AI技术可以通过对现实物理世界的数字化模拟，实现对工厂生产过程的实时监测、诊断、预测和优化，将物理世界与数字世界实时关联，为钢铁等传统长流程复杂工业的过程优化提供了新的可能性[52]。例如，某钢铁管材制造厂利用AI技术降低了10%的能源消耗，同时削减了产品全生命周期的碳足迹[53]。在制造业中，AI技术可有效辅助生产过程的实时监测、模拟与优化，为满足产业碳排放要求提供动态解决方案[54]。

传统长流程钢铁生产工艺会产生大量副产物，提升副产物的循环利用率是钢铁行业实现深度减排的关键措施之一。AI技术可以通过对生产过程的平衡调度实现最大化回收利用副产物。由于副产物消纳系统集成了联产发电、燃气锅炉及碳捕集装置等多类异质设备，各子单元间的动态耦合使传统调度算法在处理全局最优化问题时往往陷入瓶颈。依托AI技术构建的系统级智慧调度模型，可实现对复杂

交互关系的精准匹配。研究表明，融合GBRT与贝叶斯优化能够建立涵盖产消平衡、捕集能效及绿电波动的集成系统代理模型。该方法突破了单一设备的局限，通过刻画多能流间的时空平衡，可减少62%的CO_2排放量与97%的可再生能源弃用量[55]。分布式鲁棒优化模型的引入进一步解决了煤气流量的不确定性难题，其效能在提升成本效益与计算速度方面已得到验证[56]。此外，其他领域成熟的ML模型也为钢铁行业副产物的精益管控提供了重要的跨行业经验借鉴[57]。

除具有较高回收利用价值的副产物外，传统钢铁工业在生产过程中也会产生大量固体废弃物（固废），如钢渣。固废的协同管控与资源化再利用是实现产业低碳闭环的核心要素。在固废高值化利用链条中，AI技术的介入实现了从产生源头到终端转化全过程的系统优化。通过对工况历史数据及材料组分的深度挖掘，AI算法能够对固废的生成强度、理化指标及物理特性进行超前预测，从而为后续的精准分类与动态配比提供科学导向，如作为水泥原料、筑路材料或进行碳捕集利用[58]。在废钢资源的循环体系中，AI算法通过对回收规模与冶金配比进行精细化计算，极大地增强了废钢对原生料的替代效应[59]。表1总结了AI技术在钢铁企业内部多要素协同优化领域的部分应用场景及效益。

1.3.2 以钢铁行业为核心的跨产业共生网络

跨产业协同利用是解决钢铁行业副产物“低值化”难题的关键路径[64-65]。通过构建区域跨产业共生网络，实现更大范围的资源配置优化，可推动区域循环经济发展与低碳转型，如图3所示。通过对地理邻近的水泥、建材、化工、电力等企业生产特征的关联建模，AI算法能够量化评估不同产业对钢铁行业副产物的消纳潜力及时间特异性，从而为钢铁厂的供应决策提供依据[66-67]。

例如，在供需端，利用机器学习模型能够分析区域内的建材、筑路、水泥制造及环保产业的实时生产数据与原料库存，动态预测其对不同品类、规格钢铁固废的需求变化，实现精准的供需匹配[68]。在运输端，结合地理信息系统与实时交通数据，AI算法可以优化固废从产生点到多个消纳点的收集、分选与物流路径，在满足下游质量要求的同时，最小化运输成本与CO_2排放量[66]。在环境、经济效益评估方面，可利用图神经网络（Graph Neural Network，GNN）和多代理系统（Multi-Agent System，MAS）等技术对复杂物质循环网络进行建模与仿真，以评估不同技术路径的经济效益、碳减排潜力及环境风险，为相关技术路径设计与政策制定提供支撑[69]。依托AI技术驱动的跨行业固废治理模式，不仅能够从根源上化解钢铁生产末端的库容负荷与处置成本，而且推动了工业副产物从“末端废弃物”向“城市矿产资源”的属性转变，实现了环境效益与经济效益的协同增益。

在明确工业共生网络产业需求的基础上，AI技术还可以实现钢铁厂副产物供需的最优化匹配和物流路径规划。这需要考虑副产物的供给量、质量、温度、压力等特征，以及接收方的需求参数、地理位置、运输成本、环境影响和政策法规等因素。AI技术可以通过构建智能匹配模型处理海量的多源数据，从而识别出最佳的供需组合，将不同种类的副产物分类并按需分配到下游工厂。同时，AI技术也可通过综合考虑运输距离、交通状况和CO_2排放等客观因素，优化物流路径，规划出成本最低、效率最高、环境影响最小的运输方案。例如，在水电联产和热膜耦合海水淡化技术领域，AI技术可以通过优化其对钢铁行业的余热、副产煤气及外部水电的匹

表 1 AI 技术驱动钢铁企业内部多要素协同优化应用场景及效益

Table 1 Application scenarios and benefits of multi-factor collaborative optimization in iron and steel enterprises driven by AI technology

应用场景	关键技术/方法	效益
能源流优化	GBRT、强化学习	CO_2 排放减少 62%，可再生能源弃用量减少 97%，副产煤气转化为甲醇[55]
	ML、DL	提高冶金操作能源效率，降低运行成本和碳排放[60]
生产过程优化	ML、ANN	BF-BOF 流程与废钢−电弧炉流程碳排放分析，指导低碳工艺路线选择[61]
碳排放管理	大语言模型、ML、DL	精确识别碳中和技术创新，评估 AI 技术对企业碳减排绩效的影响[62-63]

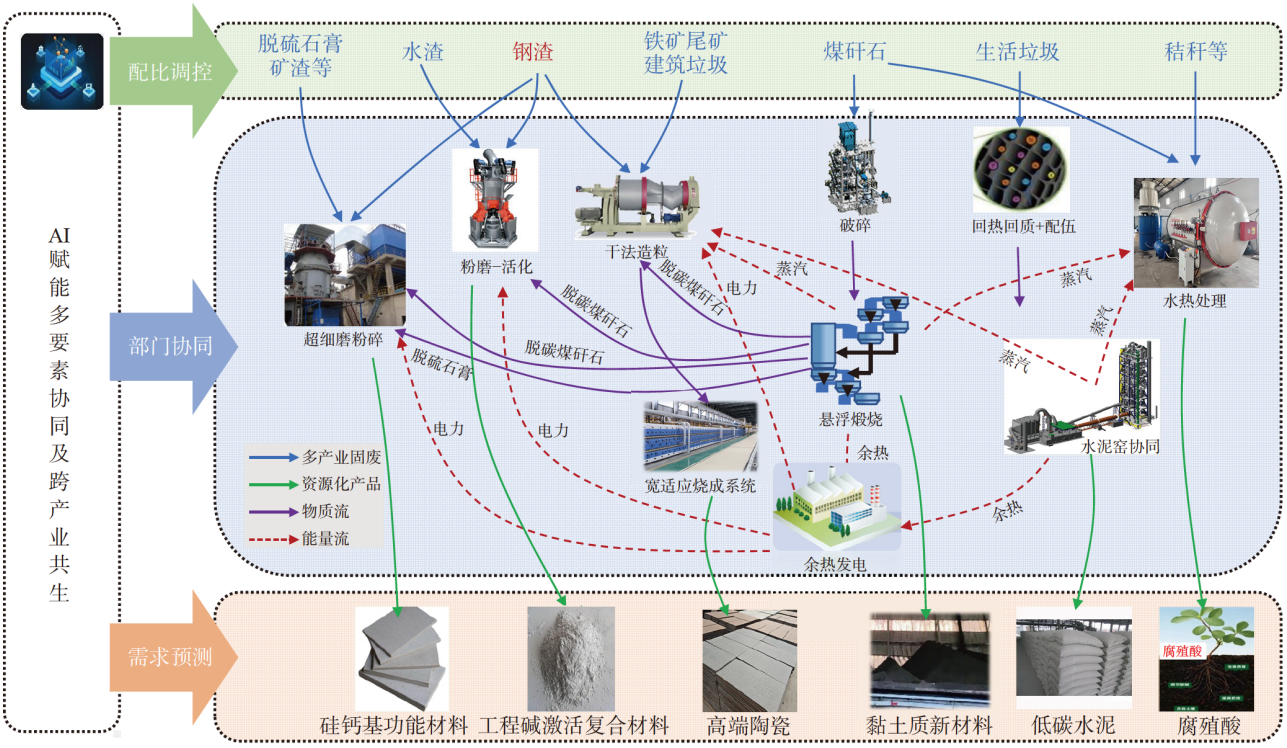


图 3　AI 赋能钢铁行业循环经济发展与低碳化转型示意

Fig.3　Schematic of AI empowering circular economy development and low-carbon transition in the iron and steel industry

配和调度，将能源效率提高至80%以上[70]。AI技术不仅能优化现有供需匹配和物流路径，而且能在钢铁工业共生网络的初期设计和后期评估中发挥关键作用。设计一个高效的工业共生网络，需要考虑多个产业间复杂的物质流、能量流、价值流和信息流的相互作用。

以GNN和MAS为代表的AI算法，可以通过建模和模拟不同产业主体之间的潜在共生关系实现对工业共生网络的表征。例如，AI算法可以引入特定工业共生链路（如钢铁厂向化工厂提供富碳煤气作为原料），并评估其对整个区域碳排放、资源利用率和经济效益的影响。这种基于AI技术的评估工具能够帮助决策者在复杂的共生网络中找到全局最优解，在避免局部优化的同时，识别出潜在的风险和机遇[71]。此外，在长期稳定性和可持续性方面，AI技术还可以根据政策变化、市场波动和技术进步对共生网络进行动态调整和优化。例如，通过提前设计和评估，AI技术可以推动工业废热回收和多能源耦合系统向智能化、集成化和低碳化发展，为工业能源转型提供技术支持[72]。

2　AI 技术驱动钢铁行业低碳转型面临的挑战

2.1　技术挑战

在技术研发层面，首要挑战在于AI算法的“认知黑箱”属性与冶金过程固有的物理化学规律之间存在本质性冲突。钢铁冶炼涉及高温、多相、非平衡态下的复杂反应动力学过程。现有数据驱动模型往往仅能捕捉变量间的统计相关性，缺乏内在的因果机理约束。这种“黑箱效应”导致AI算法在极端工况下的预测结果缺乏确定性与逻辑支撑，难以满足工业控制系统对高可靠性、高安全性指标的严苛要求，进而制约了AI技术从边缘监测向核心工艺闭环控制的深度演进。工业现场的复杂多变性对AI模型的泛化能力提出了更加苛刻的要求，在实验室环境中表现优异的算法，在实际工业场景落地时极易出现性能衰减问题。

此外，生产工况的时空异质性对模型的稳健性与泛化阈值提出了严峻考验。受原材料组分波动、设备性能衰减及传感器数据漂移等随机性扰动因素

的影响，在特定采样空间内训练的算法模型往往呈现出显著的过拟合倾向，难以在跨区域、跨产线的异构场景中实现高效迁移与协同优化。由此可见，构建融合物理准则约束与数据时序特性的混合建模范式，同时提升模型在非稳态过程中的鲁棒性，是当前解决技术落地难题的核心攻关方向。

2.2 数据挑战

在数据层面，数据治理效能不足与时空颗粒度缺失是当前AI技术驱动钢铁行业低碳转型面临的主要难题。钢铁生产环境复杂多变，传感器网络采集的原始数据普遍存在高噪声叠加、非平稳波动等问题，难以支撑高维度CO_2排放实时溯源与动态核算的精准需求。此外，工业协议标准化程度偏低，多源异构数据在集成过程中面临突出的语义壁垒，导致AI系统在进行精准低碳决策时易陷入“数据总量充沛、有效信息匮乏”的结构性困境，严重影响决策指令的科学性与可靠性。

与此同时，钢铁企业内部及跨产业的“数据孤岛”现象也在一定程度上降低了循环经济措施的减排潜力。对于钢铁企业内部而言，各系统数据标准不统一，高质量、高可用的数据治理体系尚未健全，导致无法实现数据的有效利用；对于跨产业层面而言，区域低碳生态的构建高度依赖钢铁、水泥、化工等多元利益主体间的能源梯级利用与碳足迹信息流转，但受核心商业机密保护、知识产权确权机制不完善及数据资产评估体系缺失等因素制约，上述主体间尚未建立稳固的互信共享机制。信息传递的断裂导致AI算法无法在产业链尺度开展资源最优配置与能量精准调度，难以发挥以钢铁工业为核心的跨产业共生耦合系统的减排效益。

2.3 经济成本挑战

在经济成本层面，钢铁行业低碳化、数字化转型具有资本密集型属性，导致其面临一定的进入壁垒。部署AI驱动的低碳智能控制系统，需开展大规模硬件迭代、网络架构重构及数字孪生平台搭建等工作，这意味着高额初始资本性支出。然而，当前受供需失衡、行业竞争加剧等因素影响，钢铁企业利润空间持续受到挤压，投资人对该类高额前期投入敏感度较高，投资态度较为谨慎。更为关键的是，在碳配额定价机制尚未完善、AI减排贡献量化标准缺失的政策背景下，高额的前期投入与投资回报的不确定性形成非对称博弈。这一核心矛盾在一定程度上抑制了钢铁企业的投资意愿。

除高昂的初始投资外，AI技术系统的运行也需要大量的资金投入，且其潜在的CO_2排放溢出风险也需重点关注。国际能源署发布的报告[73]显示，数据中心作为AI技术系统运行的核心载体，其电力消耗正迅速增长。2024年全球数据中心用电量为415 TWh，占全球总用电量的1.5%。其中，美国占比最大（45%），其次为中国（25%）和欧洲（15%）。随着模型训练和推理任务的激增，AI将推动全球数据中心用电量快速增长，预计2030年将达到约945 TWh。届时，美国数据中心的用电量预计将超过铝、钢铁、水泥等所有能源密集型商品生产的用电量总和。若AI技术实现的环境与经济效益无法平衡其全生命周期内的能耗、相关CO_2排放及运维成本，其环境合理性与经济可持续性将面临严峻挑战。因此，未来需探索构建AI驱动的低碳价值闭环，以及与之适配的绿色金融协同激励机制，为钢铁行业数字化低碳转型提供关键制度保障。

2.4 政策制度挑战

在政策制度层面，相较于新兴技术的演进速度，现有治理框架的更新迭代稍显滞后，二者尚未实现充分的协同匹配。如前文所述，现行环境监管政策的设计逻辑仍以传统末端治理模式为核心，尚未针对AI驱动的全过程智能化减排模式形成明确的制度性认可。以碳核算体系为例，AI优化所产生的减排量因缺乏公认的核算方法学支撑，难以被纳入合规资产范畴，企业无法通过碳排放权交易市场兑现其技术红利。这种法律地位的模糊性不仅削弱了企业开展数字化低碳投入的确定性预期，而且也大幅增加了技术落地应用过程中的制度性交易成本。

与此同时，行业标准体系的缺位引发技术推广进程出现了“孤岛效应”、兼容性障碍等问题。当前钢铁行业尚未建立起覆盖数据接口规范、模型安全性评估、算法伦理准则等关键领域的低碳转型标准。标准缺失使得不同供应商开发的AI解决方案难以在

统一框架下实现互联互通，进而造成重复建设与资源浪费等问题。更为关键的是，在跨境贸易碳关税（如欧盟碳边境调节机制）等政策约束下，若国内未能构建起与国际接轨的AI赋能碳足迹全生命周期核算认证标准，中国钢铁行业在国际市场竞争中或将面临严峻的技术性贸易壁垒。因此，未来需构建由政府引导、行业主体广泛参与的智能化低碳标准体系，为规范行业低碳化转型提供必要的制度支撑。

3 结论与展望

3.1 主要结论

本文系统探讨了AI技术驱动钢铁行业低碳转型的作用机理与实践进展，深入剖析了低碳转型过程中面临的多重挑战。主要结论如下：

（1）AI技术为钢铁行业数字化低碳转型提供了关键工具。通过对炼铁、炼钢、轧钢等核心工序的精益化赋能，AI技术可显著提升钢铁生产流程的能源利用效率，强化环境监测的实时性与精准度。其价值不仅体现在对单一工序的参数优化层面，而且能够通过能源流动态平衡调控、副产物/废弃物资源化利用等全流程协同手段，系统性降低生产过程中的CO_2与污染物排放，为行业突破传统末端治理模式、构建全流程协同减污降碳体系提供科学可行的技术路径。

（2）AI技术赋能钢铁行业低碳转型正处于由“点状突破”向“系统集成”跨越的探索阶段。尽管AI技术已在预测性维护、转炉终点控制、烟气超低排放监测等具体场景中取得初步实践成效，但在复杂多变的冶金生产环境中，模型可解释性不足、稳健性欠缺及多源异构数据的深度融合难题，仍是当前制约技术深化应用的核心障碍。从应用格局来看，现有实践聚焦单一工序的局部优化，而覆盖全产业链、跨区域的系统级低碳优化方案，仍需在理论体系深化与技术融合范式创新方面实现突破。

（3）技术、数据、经济及政策制度等多重因素制约了AI技术在钢铁低碳转型中的深度应用。首先，数据驱动模型与冶金过程的动力学规律存在适配性偏差，降低了AI技术在非稳态工况下的决策精准度，导致核心生产工序的减排潜力难以被充分释放；其次，跨工序、跨主体的数据壁垒阻断了碳足迹信息在全工艺流程及产业链尺度的有效流转与共享，制约了系统性减碳措施的落地实施；最后，当前数字化低碳转型的成本较高，且相关配套激励政策与制度体系尚不完善，在一定程度上削弱了钢铁企业开展绿色技术创新的内生动力。

3.2 未来展望

尽管AI技术在优化钢铁生产工艺能效、强化环境协同管控等方面已取得初步进展，但未来钢铁工业的深度脱碳既需要生产工艺层面的精益化提升，更亟待实现从传统碳基冶金向氢基冶金的技术路径跃迁[74]。同时，未来可整合碳捕集、利用与封存（Carbon Capture，Utilization，and Storage，CCUS）等关键技术，构建钢铁行业系统性深度减排技术体系。在此背景下，AI技术将不再局限于辅助工具的定位，而是通过构建数据驱动的决策范式，成为驱动钢铁行业数字化低碳转型的核心引擎。

氢冶金作为钢铁行业脱碳转型的颠覆性路径，其工业化应用瓶颈在于还原过程极高的瞬态性、非线性耦合及热力学波动。针对这一技术难题，未来可通过引入物理信息神经网络（Physics-Informed Neural Network，PINN）等AI算法，构建“机理+数据”双驱动的管控范式。PINN将质量、动量及能量守恒定律以损失函数的形式嵌入DL框架，能够实现对氢还原气固流场及热化学演化规律的高保真拟合。这种嵌入先验物理知识的建模方式，极大地缓解了复杂工况下模型对大规模标注数据的依赖，能够在多源扰动环境下保障工艺参数的闭环精准调控[75]。该机制不仅能保障氢还原过程的安全稳定，更能有效加快流态化氢直接还原等前沿技术从理论研究阶段向大规模工业应用的转化进程。

CCUS技术是钢铁行业实现深度减排目标的重要途径，但其高昂的运行成本及捕集过程伴随的二次能耗一直是制约其规模化部署的主要问题。未来，AI技术可服务于钢铁行业CCUS全产业链的智慧调度。例如，在捕集端，利用PINN耦合能质平衡方程能够精准表征复杂烟气工况下的吸附动力学与能效演化规律，从而在保障捕集效率的同时，大幅降低解吸过程的二次能耗，降低捕集成本；在运输端，

AI模型可通过对多相流体相态变化与压降机理的深度学习，为跨区域、长距离的CO_2运输调度提供决策支撑；在封存或利用端，基于AI对跨行业供需的精准预测，实现对捕集的CO_2在地质封存、钢渣矿化、工业尾气制化学品、油气增采、生物利用等下游场景中的精准分配，在提高CCUS技术经济可行性的同时，实现钢铁行业的深度脱碳。

随着传统工艺能效趋近物理极限，钢铁行业已进入依靠结构性变革实现深度脱碳的关键窗口期。未来研究应突破单一生产环节的视野局限，利用AI强大的全局寻优能力，构建覆盖全流程物料流、能量流与碳排放流的集成决策系统。通过研发具备跨工序语义理解能力的工业大模型与高保真数字孪生模型，AI将深度介入生产工艺流程的逻辑重构，实现铁矿石资源、废钢循环与新能源电力的最优耦合，从而驱动钢铁工业从局部的“数字化辅助减排”向全生命周期的“系统性脱碳”模式跨越。

参考文献

[1] ROGELJ J, POPP A, CALVIN K V, et al. Scenarios towards limiting global mean temperature increase below 1.5 ℃[J]. Nature Climate Change, 2018, 8(4): 325–332.

[2] ZHEN N. From carbon sources to carbon sinks: Technological innovation and industrial transformation under the global carbon neutrality strategy[J]. International Journal of Social Sciences and Public Administration, 2025, 8(3): 1–7.

[3] WANG G Y, LIU Z G. Interprovincial heterogeneity in decarbonization pathways: Spatiotemporal evolution of China’s power system toward carbon neutrality[J]. Carbon Neutralization, 2025, 4(5): e70056.

[4] KHAN U, WANG S W. Balancing growth and decarbonization: Political economy dynamics in China’s 2060 carbon neutrality strategy[J]. Energy for Sustainable Development, 2026, 91: 101897.

[5] SHAO T M, PAN X Z, LI X, et al. China’s industrial decarbonization in the context of carbon neutrality: A sub-sectoral analysis based on integrated modelling[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022, 170: 112992.

[6] KANG Z, LIAO Q L, ZHANG Z, et al. Carbon neutrality orientates the reform of the steel industry[J]. Nature Materials, 2022, 21(10): 1094–1098.

[7] ALGERS J, ÅHMAN M, NILSSON L J. Steel decarbonization: From optimization to transformation[J]. Annual Review of Environment and Resources, 2025, 50: 433–454.

[8] GUO X, HUANG L C, MIAO H, et al. Exploring carbon reduction pathways in the steel industry from the perspective of emerging technologies for achieving carbon neutrality[J]. Journal of Environmental Management, 2025, 385: 125768.

[9] TU C, XIE Y H, LI Y, et al. Carbon unlocking strategy analysis of China’s iron and steel industry based on evolutionary game theory[J]. Journal of Cleaner Production, 2025, 523: 146455.

[10] LI Z L, HANAOKA T. Plant-level mitigation strategies could enable carbon neutrality by 2060 and reduce non-CO_2 emissions in China’s iron and steel sector[J]. One Earth, 2022, 5(8): 932–943.

[11] SUN J C, QIU Z Y, YUAN Y X, et al. Decarbonization potential collaborated with source industries for China’s iron and steel industry towards carbon neutrality[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 429: 139643.

[12] LEE H J, MCJEON H W, YU S, et al. Decarbonization pathways for Korea’s industrial sector towards its 2050 carbon neutrality goal[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 476: 143749.

[13] ZAHID M, BUCAIONI A, FLAMMINI F. Model-based trustworthiness evaluation of autonomous cyber-physical production systems: A systematic mapping study[J]. ACM Computing Surveys, 2024, 56(6): 1–28.

[14] HAZRA A, ADHIKARI M, AMGOTH T, et al. A comprehensive survey on interoperability for IIoT: Taxonomy, standards, and future directions[J]. ACM Computing Surveys, 2021, 55 (1): 1–35.

[15] PICCAROZZI M, SILVESTRI L, SILVESTRI C, et al. Roadmap to industry 5.0: Enabling technologies, challenges, and opportunities towards a holistic definition in management studies[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2024, 205: 123467.

[16] HUA H C, LI Y T, WANG T H, et al. Edge computing with artificial intelligence: A machine learning perspective[J]. ACM Computing Surveys, 2023, 55(9): 1–35.

[17] ZHANG Z. The impact of the artificial intelligence industry on the number and structure of employments in the digital economy environment[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2023, 197: 122881.

[18] HAN Z P, WANG L G. AI-driven carbon total factor productivity: Strategic lens on industrial enterprises[J]. Energy, 2025, 335: 138259.

[19] ZHANG X J, KHAN K, SHAO X F, et al. The rising role of artificial intelligence in renewable energy development in China[J]. Energy Economics, 2024, 132: 107489.

[20] HU Y J, ZHANG R, WANG H L, et al. Synergizing policies for carbon reduction, energy transition and pollution control: Evidence from Chinese power generation industry[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 436: 140460.

[21] JAISWAL G, RANI R, MANGOTRA H, et al. Integration of hyperspectral imaging and autoencoders: Benefits, applications, hyperparameter tunning and challenges[J]. Computer Science Review, 2023, 50: 100584.

[22] GUO X, XU J J. Carbon reduction in the AI era: How does urban digital intelligence transformation facilitate low-carbon development[J]. Urban Climate, 2025, 61: 102449.
[23] SALMAN M, WANG G M, QIN L, et al. G20 roadmap for carbon neutrality: The role of Paris Agreement, artificial intelligence, and energy transition in changing geopolitical landscape [J]. Journal of Environmental Management, 2024, 367: 122080.
[24] LI Y B, LI J, SUN M, et al. Analysis of carbon neutrality technology path selection in the steel industry under policy incentives [J]. Energy, 2024, 292: 130550.
[25] MA J, HAN Y D, WANG M H, et al. Perspective on artificial intelligence for carbon capture utilization and storage (CCUS) in petrochemical industry[J]. Carbon Capture Science & Technology, 2025, 16: 100471.
[26] WANG L H, CHEN Q, DONG Z Q, et al. The role of industrial intelligence in peaking carbon emissions in China[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2024, 199: 123005.
[27] WANG X Q, SAFI A, GE F N. Towards carbon neutrality: Will artificial intelligence and green bond become catalysts?[J]. Energy Economics, 2025, 148: 108711.
[28] ZHANG D W, REN J, LU C Y, et al. Artificial intelligence applications for predicting and optimizing blast furnace slag performance[J]. Ironmaking & Steelmaking: Processes, Products and Applications, 2025: 03019233251353314.
[29] ARIF M S, AHMAD I. Artificial intelligence based prediction of exergetic efficiency of a blast furnace[M]//Computer Aided Process Engineering. Amsterdam: Elsevier, 2021: 1047–1052.
[30] WACHLMAYR J, STAUDINGER C, FEILMAYR C, et al. Localized parameter influence estimator: An explainable artificial intelligence framework for alkali management in blast furnace operations[J]. BHM Berg- und Hüttenmännische Monatshefte, 2025, 170(7): 434–438.
[31] 张天放, 张先玲, 韩涛, 等. 人工智能图像识别技术在高炉风口监测中的应用[J]. 冶金自动化, 2021, 45(3): 58–66.
[32] 庞殊杨, 王姝洋, 贾鸿盛. 基于残差神经网络实现转炉火焰状态识别[J]. 冶金自动化, 2021, 45(1): 34–43.
[33] 周翼男, 崔桂梅, 皮理想, 等. 基于贝叶斯优化GBDT的转炉炼钢终点预测[J]. 中国测试, 2024, 50(7): 33–39.
[34] 马帅印, 高丽丽, 贺锦峰, 等. 基于SSA-LSTM的转炉炼钢终点锰含量预测[J]. 工程科学学报, 2024, 46(10): 1764–1775.
[35] 周翼男. 基于数据驱动的转炉炼钢终点预测与优化研究[D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2023.
[36] CHEN X L, YANG Y. Data-driven multi-objective optimization of power consumption and quality for finishing rolling process [C]//2024 IEEE 13th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS). Kaifeng, China, 2024.
[37] KERDPRASOP K, KERDPRASOP N, CHUAYBAMROONG P. Deep learning and machine learning models to predict energy consumption in steel industry[J]. International Journal of Machine Learning, 2023, 13(4): 142–145.
[38] 魏亚帅. 基于ANFIS的轧钢加热炉炉温智能控制的研究[D]. 鞍山: 辽宁科技大学, 2015.
[39] 刘江龙. 轧制机械设备中的智能控制与数据驱动优化策略[J]. 冶金与材料, 2024, 44(11): 47–49.
[40] DE OLIVEIRA A P, GORNI A A, REBELLATO M A. Artificial intelligence for metallurgical properties prediction of steel rolled products: A review[C]//ABM Proceedings. São Paulo, Brazil, 2022.
[41] 吉卫. 数字孪生技术在长材轧制中的应用[J]. 冶金管理, 2025 (9): 56–59.
[42] 李晓光. 基于视频分析的高炉出铁场除尘风机控制[J]. 冶金自动化, 2025, 49(增刊1): 56–60.
[43] WANG X H, XU L L, ZHANG Q, et al. Evaluating the data quality of continuous emissions monitoring systems in China[J]. Journal of Environmental Management, 2022, 314: 115081.
[44] CHANG X Y, HUANG Y H, LI M, et al. Efficient detection of environmental violators: A big data approach[J]. Production and Operations Management, 2021, 30(5): 1246–1270.
[45] ZHU J L, WANG Y Q, ZHOU D H, et al. Batch process modeling and monitoring with local outlier factor[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(4): 1552–1565.
[46] PENG W X, LEI Y T, ZHANG X. Analysis of China's high-carbon manufacturing industry's carbon emissions in the digital process[J]. Sustainability, 2023, 15(20): 14785.
[47] MEYSAMI M, MEISAMI A, MERHI M, et al. Predicting CO_2 emissions in U.S. ironmaking: A data-driven approach for long-term policy and process optimization[J]. Sustainability, 2025, 17(13): 5859.
[48] ZHANG X G, LEI Y Y, CHEN H, et al. Multivariate time-series modeling for forecasting sintering temperature in rotary kilns using DCGNet[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(7): 4635–4645.
[49] LI Z Q. Extracting spatial effects from machine learning model using local interpretation method: An example of SHAP and XGBoost[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2022, 96: 101845.
[50] ZHAN J, HE W J, GASPARRI E, et al. Carbon emission assessment and interpretability improvement empowered by machine learning: A case study in four cities, China[J]. Energy and Buildings, 2025, 334: 115530.
[51] NADIM K, RAGAB A, OUALI M S. Data-driven dynamic causality analysis of industrial systems using interpretable machine learning and process mining[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2023, 34(1): 57–83.
[52] PATIL S, KAUR M, ROGULJ K. Fairness-driven link scheduling approach for heterogeneous gateways for digital twin enabled industry 4.0[J]. International Journal of Intelligent Networks, 2023, 4: 162–170.
[53] ÜNAL A F, ALBAYRAK Ö, ÜNAL P. Impact of digital twin technology utilization in manufacturing on sustainability: An industrial case study[C]//2023 Portland International Conference

on Management of Engineering and Technology (PICMET). Monterrey, Mexico, 2023.

[54] ARSHAD H T, WANG Z H, JI T, et al. Digital twin-driven carbon emissions management in manufacturing[J]. Manufacturing Letters, 2025, 44: 1718–1730.

[55] XI H, WU X, CHEN X H, et al. Artificial intelligent based energy scheduling of steel mill gas utilization system towards carbon neutrality[J]. Applied Energy, 2021, 295: 117069.

[56] LI F, LI Y X, NIU T, et al. Distributed robust optimization scheduling of a steel plant integrated energy system considering the uncertainty of byproduct coal gas[J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 979938.

[57] YUN J S, KIM S Y, KIM J M. Digital twin technology in the gas industry: A comparative simulation study[J]. Sustainability, 2024, 16(14): 5864.

[58] FAN C L, WEI R F, CHENG T, et al. The positive contributions of steel slag in reducing carbon dioxide emissions in the steel industry: Waste heat recovery, carbon sequestration, and resource utilization[J]. Chemical Engineering Journal, 2024, 498: 155379.

[59] ZHANG Q, LIU G F, LIU Y R. Sustainable practices in steel manufacturing: Substitution elasticities between waste, raw materials, and energy for greenhouse gas emission reduction[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 477: 143845.

[60] CHAUDHARI S S, SHAHAKAR M, GHOLAP P, et al. Enhancing energy efficiency in metallurgical operations using AI: A state of the art review[J]. Journal of Mines, Metals and Fuels, 2025, 73(6): 1595–1616.

[61] NA H M, YUAN Y X, DU T, et al. Multi-process production occurs in the iron and steel industry, supporting 'dual carbon' target: An in-depth study of CO_2 emissions from different processes[J]. Journal of Environmental Sciences, 2024, 140: 46–58.

[62] WANG Y, XIE F M, ZHANG B, et al. How can AI application affect the enterprise carbon reduction performance[J]. Journal of Environmental Management, 2025, 395: 127777.

[63] MA D, XIAO F, LEE C C. Towards carbon neutrality: The effects of artificial intelligence on carbon neutrality technology innovation[J]. Energy, 2026, 342: 139583.

[64] DOCK J, KIENBERGER T. Techno-economic case study on oxyfuel technology implementation in EAF steel mills–Concepts for waste heat recovery and carbon dioxide utilization[J]. Cleaner Engineering and Technology, 2022, 9: 100525.

[65] DOMENECH T, BLEISCHWITZ R, CALZADILLA A. Decarbonizing steel making in China through circular economy approaches[J]. One Earth, 2022, 5(8): 856–858.

[66] LUCANYONI L, CROCI S, MAZZUTO G, et al. A preliminary implementation of a retrofitted AI demand forecasting system for digital twin-based production scheduling in the food sector[C]// 2025 International Conference on Artificial Intelligence, Computer, Data Sciences and Applications (ACDSA). Antalya, Türkiye, 2025.

[67] KHALILI-FARD A, SABOUHI F, BOZORGI-AMIRI A. Data-driven robust optimization for a sustainable steel supply chain network design: Toward the circular economy[J]. Computers & Industrial Engineering, 2024, 195: 110408.

[68] SUNAYANA, KUMAR S, KUMAR R. Forecasting of municipal solid waste generation using non-linear autoregressive (NAR) neural models[J]. Waste Management, 2021, 121: 206–214.

[69] YAN F Y, QI X R. Application and prospect of artificial intelligence technology in low-carbon cities: From the perspective of urban planning content and process[J]. Land, 2024, 13(11): 1834.

[70] ZHANG Y G, YUAN Z F, ZHAO L F, et al. A systematic construction of water-electricity cogeneration and thermal membrane coupling desalination technology using the waste heat in steel industry[J]. Environmental Research, 2022, 212: 113458.

[71] LIU M K, XU X M, CHU H, et al. Research on the pathway of digital technology to drive China's energy sector to achieve its carbon neutrality goal[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(58): 122663–122676.

[72] LI Y N, ZHANG G M, WANG S X. Research on industrial waste heat recovery and multi-energy coupling system[J]. Journal of Precision Instrument and Machinery, 2025, 5(1): 10–15.

[73] International Energy Agency. Energy and AI[R]. Paris, 2025.

[74] WANG Y H, WEN Z G, XU M, et al. Long-term transformation in China's steel sector for carbon capture and storage technology deployment[J]. Nature Communications, 2025, 16: 4251.

[75] FENG L H, DENG Z Y, CHAFFART D, et al. A physics-informed neural network (PINN)-based model investigation for hydrodynamics and conversion in a gas-solid fluidized bed reactor [J]. Powder Technology, 2026, 471: 122037.

The Practices, Challenges, and Prospects of Artificial Intelligence Driving Low-Carbon Transformation in China's Iron and Steel Industry

XU Mao, WEN Zongguo*, ZHENG Kai, PAN Zhixing, LEONG Zhenghao

State Key Laboratory of Iron and Steel Industry Environmental Protection, School of Environment, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract: The iron and steel industry (ISI) is a pillar of national economic development and a key sector for energy consumption and carbon emissions in China. Currently, it faces challenges such as diminishing emission reduction potential with traditional technologies and rapidly rising marginal costs. The introduction of artificial intelligence (AI) technology offers viable intelligent solutions for the deep decarbonization transformation of the ISI. This paper focuses on the mechanisms, application scenarios, and practical status of AI technology in driving low-carbon transformation in the ISI. The application value and prospects of AI technology in key processes such as ironmaking, steelmaking, and rolling, covering aspects like energy efficiency improvement, environmental monitoring network construction, dynamic prediction and regulation of carbon/pollutant emissions, and resource recycling, were analyzed. The results indicated that AI technology demonstrates notable effectiveness in enhancing carbon emission reduction efficiency and production process stability for iron and steel enterprises. However, practical implementation still encounters multidimensional obstacles, including technology, data, cost, and policy standards. In the future, deep decarbonization in the ISI will require systematic integration of cutting-edge technologies such as hydrogen-based metallurgy, carbon capture, utilization, and storage technology. As a crucial technical tool, AI drives the low-carbon transformation of the ISI by digitally characterizing metallurgical processes and optimizing their energy consumption and carbon emissions.

Key Words: artificial intelligence; iron and steel industry; low-carbon transformation; hydrogen metallurgy; CCUS technology