

钒钛矿钢铁生产流程数字孪生 技术发展与展望

刘伟韬^{1,2}, 刘功国³, 刘书含^{1,2}, 孙文强^{1,2*}

(1. 东北大学冶金学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 生态环境部生态工业重点实验室, 辽宁 沈阳 110819; 3. 攀钢集团攀枝花钢铁研究院有限公司, 钒钛资源综合利用国家重点实验室, 四川 攀枝花 617000)

摘要: 钒钛磁铁矿作为战略性资源, 其高效冶炼对我国钢铁工业至关重要。钒钛磁铁矿冶炼过程中面临矿中钛元素回收率低、工艺流程智能化程度欠缺、高炉冶炼技术优化难度高、综合能源智慧管理欠缺等问题, 影响其产品升级和产能提高。数字孪生技术通过构建虚实融合的智能系统, 可助力实现钒钛矿钢铁生产全流程的工艺优化、设备研发和智能控制。目前, 相关研究尚处于探索阶段, 研究成果较少且缺乏系统性。为此, 介绍了数字孪生的内涵与发展历史, 系统梳理了数字孪生在钒钛矿钢铁生产流程中的研究热点, 总结了相关研究成果与工程实践, 展望了数字孪生技术未来的发展趋势, 为后续研究人员提供研究思路, 以促进数字孪生技术应用, 提升我国特色钒钛资源利用与钢铁智能制造水平。

关键词: 数字孪生; 钒钛矿; 钢铁生产流程; 智能制造; 能源智慧管理

中图分类号: TF76, TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1004-7638(2025)05-0033-13

DOI: 10.7513/j.issn.1004-7638.2025.05.004

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



听
语
言
与
作
者
互
动
聊
科
研

Development and prospect of digital twin technology in vanadium-titanium ore-based iron and steel production process

LIU Weitao^{1,2}, LIU Gongguo³, LIU Shuhan^{1,2}, SUN Wenqiang^{1,2*}

(1. School of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang 110819, Liaoning, China; 2. Key Laboratory of Eco-Industry, Ministry of Ecology and Environment, Shenyang 110819, Liaoning, China; 3. Panzhihua Iron & Steel Research Institute Co., Ltd., Pansteel Group, State Key Laboratory of Vanadium and Titanium Resources Comprehensive Utilization, Panzhihua 617000, Sichuan, China)

Abstract: Vanadium-titanium magnetite, as a strategic resource, its efficient smelting is of vital importance to China's steel industry. During the smelting process of vanadium-titanium magnetite, problems such as low recovery rate of titanium in the ore, insufficient intelligence of the process flow, high difficulty in optimizing blast furnace smelting technology, and lack of comprehensive energy intelligent management are faced, which affect its product upgrading and capacity improvement. Digital twin technology can help achieve process optimization, equipment research and development, and intelligent control throughout the entire production process of vanadium-titanium ore steel by building an intelligent system that integrates the virtual and the real. At present, the relevant research is still in the exploratory stage, with few research achievements and a lack of systematicness. For this purpose, the connota-

收稿日期: 2025-07-30; 修回日期: 2025-08-13; 接受日期: 2025-08-13

基金项目: 国家自然科学基金(52334008)。

作者简介: 刘伟韬, 1997年出生, 男, 江西赣州人, 硕士研究生, 从事冶金能源智慧管理的相关研究工作, E-mail: liuweitao@stumail.neu.edu.cn; *通讯作者: 孙文强, 1986年出生, 男, 山东滕州人, 博士, 教授, 长期从事冶金能源相关研究工作, E-mail: sunwq@mail.neu.edu.cn。

tion and development history of digital twins were introduced. The research hotspots of digital twins in the production process of vanadium-titanium ore steel were systematically sorted out. The relevant research results and engineering practices were summarized, and the future development trends of digital twin technology were prospected, providing research ideas for subsequent researchers to promote the application of digital twin technology and enhance the utilization of characteristic vanadium-titanium resources and the intelligent manufacturing level of steel in China.

Key words: digital twin, vanadium-titanium ore, steel production process, intelligent manufacturing, intelligent energy management

0 引言

钢铁作为现代工业的基石,广泛应用于建筑、交通、机械制造、能源及其他领域,是支撑国民经济和社会发展的基础材料。国家统计局数据显示,2024 年中国粗钢产量达 10.05 亿 t,连续 5 年保持在 10 亿 t 水平^[1]。然而,中国钢铁行业面临严峻的“高产量-高进口依赖”结构性矛盾,铁矿石对外依存度长期居高不下,2024 年进口量达 12.37 亿 t,外采度高达 86%^[2],且进口来源高度集中于澳大利亚、巴西等国,供应链安全风险突出。这一供需失衡局面迫使行业寻求资源替代与高效利用路径,而富含铁、钒、钛的钒钛磁铁矿凭借其“一矿多金属”特性,成为破解困局的关键战略资源。中国钒钛磁铁矿已探明储量约 100 亿 t(不含超贫矿),远景储量超 300 亿 t。储量仅次于南非和俄罗斯,居世界第三,但钒钛综合富集度全球领先^[3]。钒钛磁铁矿的冶炼不仅可提供钢铁资源,更伴随钒、钛资源的提取优势,显著增加其经济价值。以攀枝花地区为例,其钒钛磁铁矿含 0.16%~0.44% 的 V_2O_5 、7.76%~16.7% 的 TiO_2 ,通过高炉冶炼-转炉提钒工艺,钒回收率可达 90% 以上,生成的钒渣可进一步加工为五氧化二钒(V_2O_5),用于钒电池储能及高强度合金^[4]。钛资源则通过高温碳化-氯化等工艺从高炉渣中回收,转化为钛白粉或海绵钛,支撑航空航天、化工等高端产业^[5]。这些数据表明,中国钒钛矿钢铁生产技术的创新与发展不仅是推动钒钛资源高效利用的必由之路,还是钢铁冶金向高性能、高附加值方向发展的有效途径。

然而,钒钛矿钢铁生产过程还面临诸多挑战。钒钛矿钢铁生产过程,包括烧结、球团、炼铁(提钒)、炼钢(提钒)、连铸、热处理等环节,制造流程长,设备众多。具有工序间耦合紧密、生产节奏复杂多变等特点,导致系统性管理困难,降本增效进展缓慢等问题。依靠当前数据可视化、人工经验管理等手段难以继续突破,需进一步推进工艺流程智能化。除此之外,高钛型磁铁矿对传统高炉冶炼适应性差,高

钛渣粘度大,流动性差,常导致炉况不稳定,且钛资源难以高效回收^[6]。高炉结构的复杂性增加了技术优化难度,制约了钒钛磁铁矿冶炼工艺产能提升和成本控制,当前基于试验或模拟方法的研发路径无法兼顾研发效率与研发成本,亟需开发更前沿的高炉冶炼技术研发路径。能源管理方面,钢厂能源管理平台数字化、可视化程度在近些年不断取得突破,但由于多能源介质(煤气、电力、蒸汽等)耦合复杂、生产节奏可预知性差等问题,仍存在物质流-能量流-信息流割裂、系统间协同不足、模型泛化能力弱等局限性,难以实现跨工序的全局能源管理,跨时空的智慧能源调度,导致综合能源管理粗放,制约了碳减排潜力的发挥。

数字孪生的发展可以有效应对上述挑战。将数字孪生应用到钒钛矿钢铁生产过程,通过冶金实体流程在虚拟空间中的高保真映射,以及虚拟表示和物理实体的实时交互,可以实现生产过程精准控制与智慧管理、新技术的低成本研发、综合能源的智慧管理,从而提高整个行业的生产质量,保障生产全流程的安全稳定运行。目前面向钒钛磁铁矿冶炼工艺数字孪生的研究仍处于初步阶段,许多文献都是针对钢铁数字孪生的通用开发过程。笔者将学术界对于钒钛矿钢铁生产过程的数字孪生系统现有研究成果进行梳理,并探讨了其研究热点和发展趋势,以期数字孪生在钢铁钒钛行业的进一步发展和应用落地提供参考。

1 钒钛矿冶炼数字孪生技术体系

数字孪生的概念最早是由密歇根大学的 Michael GRIEVES 提出。2003 年,他在产品生命周期管理课程中提出了创建物理产品等效虚拟模型的想法。但直到 2011 年, GRIEVES 才正式提出“Digital Twin”这一术语^[7];2012 年美国国家航空航天局(NASA)和美国空军研究实验室将其应用于航天器的设计研发,进一步推广了这一概念,使其名称得以确立^[8]。2012 年, GLAESSGEN 等人^[9]给出了数字孪生的一般定义:数字孪生是对复杂系统进行多学科、

多尺度、多物理场、多概率的综合模拟, 并利用生成的物理模型、运行数据等来反映其相应孪生体的状态。2014 年, GRIEVES^[10] 提出了经典的三维结构, 将数字孪生定义为由物理实体、虚拟表示及两者间的双向数据流构成的系统。2019 年陶飞等人^[11] 提出五维模型, 得到业内的广泛认同, 并迅速成为数字

孪生领域的重要参考架构, 其构成如式(1)所示。

$$\text{MDT} = (\text{PE}, \text{VE}, \text{Ss}, \text{DD}, \text{CN}) \quad (1)$$

式中, PE 表示物理实体; VE 表示虚拟实体; Ss 表示服务; DD 表示孪生数据; CN 表示各组成部分间的连接。根据式(1), 数字孪生五维模型结构如图 1 所示^[11]。

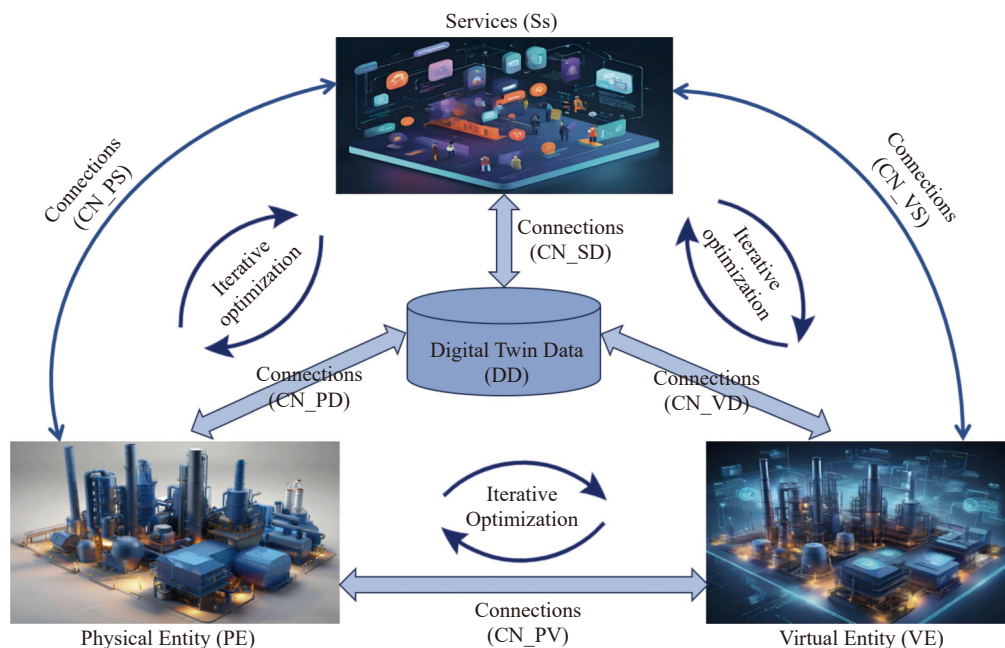


图 1 数字孪生五维模型^[11]

Fig. 1 Five-dimensional digital twin model^[11]

随着大数据、物联网、深度学习等信息技术的蓬勃发展, 现如今数字孪生技术内容更加丰富, 被解释为一种通过在虚拟空间中创建与物理实体高度相似的数字模型, 并通过实时数据交换和分析, 实现对物理实体的监控、分析和优化的技术^[12]。它不仅仅是物理实体的简单复制, 而是通过数据、模型和平台的结合, 形成一个动态、实时更新的虚拟映射。如图 2 所示, 其核心要素是数据、模型、优化服务。

1.1 数据准备

数据作为数字孪生技术的基础要素, 其采集、传输与存储质量直接决定了数字孪生体的保真度和应用效果。如表 1 所示, 在钢铁生产这一复杂工业场景中, 数据呈现出典型的多源异构特征: 既包含来自可编程逻辑控制器 (PLC)、分布式控制系统 (DCS)、数据采集与监视控制系统 (SCADA) 采集的温度、压力、流量等结构化过程参数^[13], 又涉及机器视觉识别的热轧带钢表面缺陷、超声波检测的铜板壁厚、人工输入表格等非结构化数据^[14]。这些数据在时间尺度上从毫秒级的过程波动到月维度的生产趋势, 在空间尺度上从微米级的材料组织到千米级

的厂区布局, 构成了一个多维度的数据生态系统。

在数据采集方面, 传统的传感器网络已经实现了从单一数据采集向多功能集成的转变。例如, 某钢厂开发的智能传感器模块集成了预测和健康管理, 能够实时地监测炼钢喷嘴的流量参数, 以支持后续的故障诊断和健康检测^[15]。在特殊参数检测方面, 深度学习算法在钢板表面缺陷识别中的准确率已达到 99.79%, 大大超过了人工检测水平^[16], 大语言模型 (Large language model, LLM) 的应用使得文本、纸质数据读取速率得到大幅提升^[15]。

数据传输技术的革新为数字孪生提供了实时性保障。5G 网络的低延时 (<10 ms) 特性解决了移动设备, 如天车、无人搬运车的数据传输慢的瓶颈^[17]。开放平台通信统一架构与时间敏感网络协议的结合, 实现了跨厂商设备的数据互通, 解决了数据传输过程中易发生的延迟、抖动现象, 在某热连轧项目中使控制系统响应时间得到了有效的缩短^[18]。值得关注的是, 边缘计算节点的部署使得数据预处理能力下沉, 在嵌入式平台上实现了低于 50 毫秒的推理延迟^[19]。

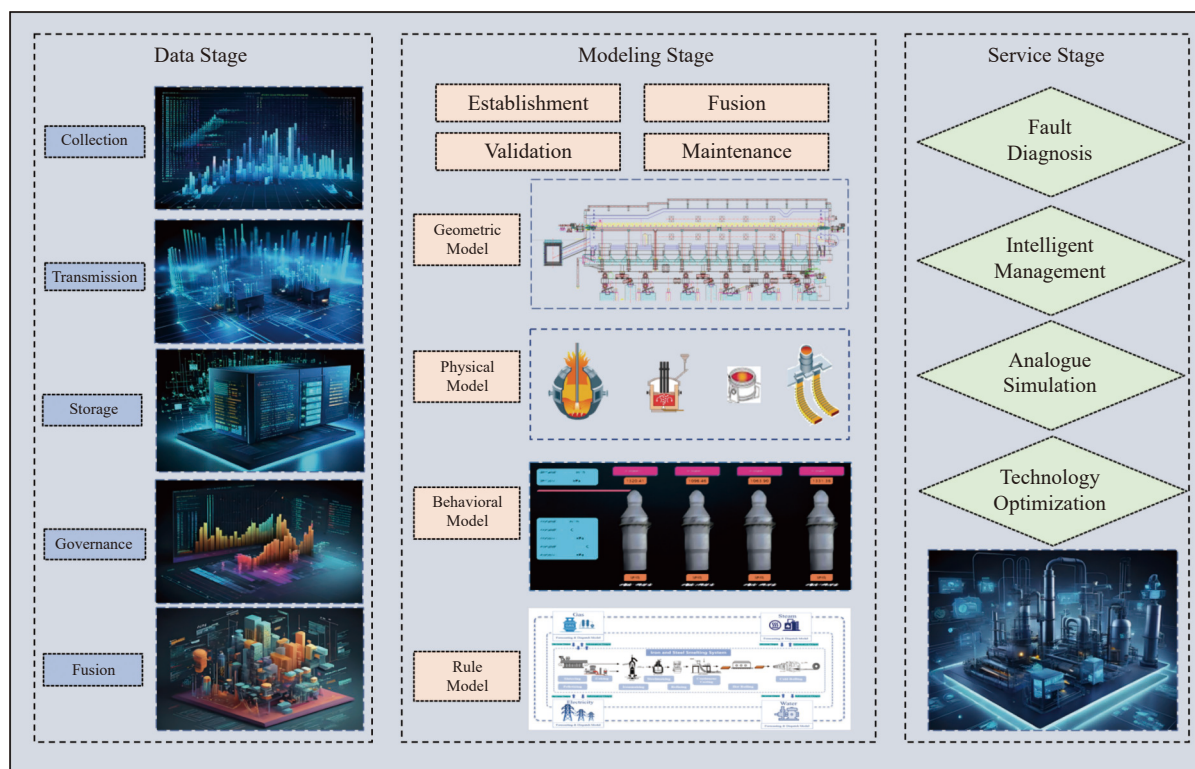


图 2 数字孪生核心组成

Fig. 2 The core components of digital twins

表 1 钢厂多源异构数据来源对比

Table 1 Comparison of multi-source heterogeneous data sources in steel mills

Feature dimension	PLC data	DCS Data	SCADA Data	Others
Data sources	Production-line controllers	Distributed control systems	Supervisory layer	MES/ERP, lab testing
Data types	Boolean, integer	Float, analog	Mixed types	Structured tables, unstructured images
Data frequency	Milliseconds	Seconds-minutes	Seconds-hours	Minutes-days
Typical uses	Equipment interlocking & fault diagnosis	Process parameter optimization	Plant-wide visualization, alarming, reporting	Quality traceability & scheduling
Data storage	Local cache (circular buffer)	Real-time database	Relational database	Data warehouse/hadoop
Communication protocols	Modbus, profibus	OPC UA, foundation fieldbus	OPC DA, TCP/IP	HTTP/REST, MQTT
Heterogeneity challenges	Inconsistent protocols	Large volume & time-series processing	Multi-system interface compatibility	Difficult fusion of structured & unstructured data
Application examples in steel industry	Rolling-mill E-stop signals, motor speed	Dynamic adjustment of BF hot-metal composition	Energy dashboard, overall equipment effectiveness	Steel surface-defect image recognition

数据存储架构也经历了革命性变化,传统的 relational database 已经无法满足 Petabyte 级数据的管理需求,新一代的云原生数据仓库采用存算分离架构,如某企业构建的“湖仓一体”平台,可有效提升实时数据查询性能^[20]。在数据治理方面,对数据进行清洗和降噪可以有效提高预测稳定性^[21];基于本体的数据建模方法被证明可以有效解决钢铁行业长期存在的数据语义异构问题,促进知识建模、知识共享和信息管理,并应用这些知识来促进解决复杂任务的决策^[22]。

1.2 模型构建

模型是数字孪生系统的智能核心,其高保真度

直接决定了虚拟世界对物理实体的映射能力。数字孪生模型的构建已经发展出多维度的技术体系,主要包括几何、物理、行为、规则 4 个维度^[23]。这种多维建模方法能够全面反映钢铁生产的复杂特性,从静态设备结构到动态工艺过程,从微观组织演变到宏观物流调度。

几何建模技术的发展使得复杂工业场景的数字化重现成为可能。基于激光扫描的点云重建精度已达到毫米级,配合建筑信息模型技术(BIM)技术可以构建包含百万级构件的大型钢厂数字模型^[24]。更值得关注的是,基于数字孪生的虚拟工厂(VF)的概念及其架构,同时采用多用户(协作和协调)虚拟

现实(VR)学习/培训场景,使得设备拆装培训的效率得到了有效提升,也极大提高了几何模型的构建速度^[25]。

物理模型是数字孪生的技术难点所在。在炼铁环节,钢铁冶炼过程的智能化经历了长期的攻关,如图3为高炉机理模型的发展过程,BAMBAUER^[26]采用离散元法和计算流体力学相结合的方法,对高炉模型内的气固流动和液体积聚进行了数值研究。

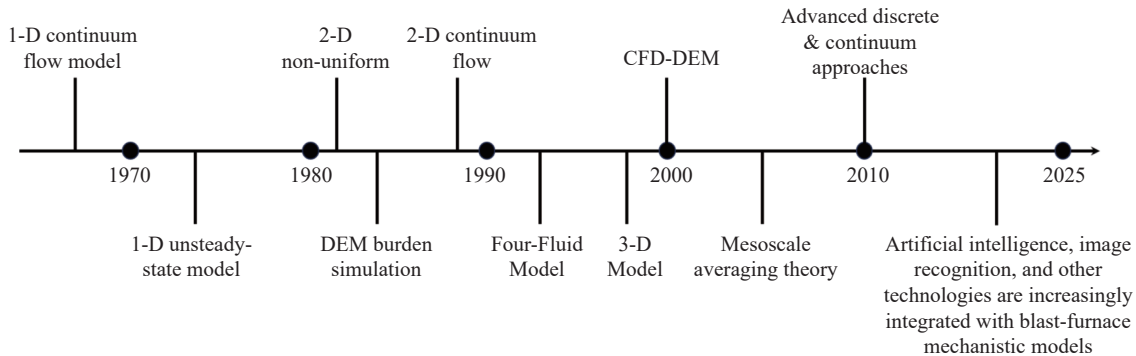


图3 高炉机理模型的发展过程

Fig. 3 The development process of blast furnace mechanism models

行为模型聚焦于系统级的动态响应。智能优化算法在生产调度中表现突出,刘超等^[28]利用背包模型和多旅行商模型,建立炼钢-连铸-热轧一体化生产计划排程的模型体系来保证生产的连续性和平衡性。在能源管理方面,基于深度强化学习的动态优化系统,将高炉煤气柜调度转化为在一定运行条件下搜索最佳生产状态,并使用深度学习网络搜索该状态,实现了较好的调度效果^[29-30]。

规则模型则致力于将专家知识数字化。通过建立完善的知识库,不断形成新知识,并将现场经验知识、设计知识和机理知识等形成相应规则模型,提升数字孪生系统诊断、预测和优化模型的准确性与运行效率^[12]。比如,在将知识图谱技术应用于故障诊断方面,LIN^[31]提出了一种形状特征的快速状态更新和误差传播知识图的构建方法,实现了多工序加工数字孪生系统的动态控制。更前沿的探索是将LLM接入数字孪生系统,初步测试显示其为钢铁缺陷检测提供了一个可信的、可解释的模型,提高了工业环境中缺陷检测的透明性和可靠性^[32]。

1.3 优化服务

数字孪生的最终价值在于通过虚实交互实现生产系统的优化服务。基于虚拟孪生体和实际生产系统的融合,以虚拟仿真结果优化指导生产系统,做到故障诊断、智能控制、仿真优化等目的。在钢铁行业,这种闭环优化开始渗透到工艺控制、质量管理和能源调度等多个领域^[33],形成从微观参数调整到

该三维模拟提供了宏观和微观尺度上的过程同时考虑,有助于解释在实际工厂外围测量的操作数据,为未来的全尺寸模型做好了准备。在轧制领域,基于晶体塑性有限元模拟的微观组织预测模型,可以从中提取和使用晶体金属系统微观尺度行为的详细信息,预报不同工艺参数下的晶粒尺寸分布,不仅可以增强对不同载荷条件下材料行为的理解,而且可以提高工程构件的结构搭建完整性^[27]。

宏观决策支持的全方位应用体系。

在工艺优化方面,数字孪生展现出强大潜力。连铸坯质量预测模型结合了机理分析和数据挖掘,便于快速追溯连铸坯缺陷产生的原因,对连铸工业生产过程进行优化^[34]。利用多物理场构建的连铸过程模型可以同时计算钢水流动、凝固传热和应力演变,可以预测包括不锈钢在内的不同成分的钢在凝固过程中的温度分布、收缩、形状和应力。它可用于更好地了解流体流动和热机械行为,并优化连续铸造工艺,例如通过提供理想的结晶器锥度轮廓,以最大限度地减少凹陷、热点和裂纹等缺陷的形成^[35]。特别值得关注的是,基于“先仿真后生产”模式在某特钢企业得到应用,通过仿真评估结果修改当前的库存实践和生产过程能力,可以节省大量的日常成本^[36-37]。

HONG等人^[38]提出了一种“孪生”改造策略,研究了在兼顾资源效率和生产率的情况下对可持续性指标的影响。仿真模型通过逆向调度方法进一步生成炼钢和精炼阶段的调度结果。通过整合投料决策,实现最小化连续铸造的完工时间与总加权拖期,同时最小化循环供应链的能源消耗。总结来看,数字孪生技术在钢铁行业的应用已经形成了从数据采集到仿真优化的技术链雏形。随着5G、AI、云计算等新一代信息技术的发展,数字孪生正在从单点应用向全流程协同演进,从辅助决策向自主优化迈进。尽管还存在诸多技术挑战,如高温、高粉尘恶劣环

境导致传感器精度下降,影响数据质量;模型的可解释性不足,深度学习算法的“黑箱”特性限制了其在关键工艺的应用;跨工序协同优化的复杂度呈指数增长,现有算法难以处理超过 10 个变量的多目标优化^[13]等问题。但数字孪生无疑将成为推动钢铁行业智能化转型的核心引擎,为实现高效、绿色、高质量的智能制造提供关键技术支撑。未来的数字孪生系统可能会发展出更高层级的认知能力,在工艺创新、生产管理、节能减排和质量提升等方面发挥更大价值。

2 钒钛矿钢铁生产流程孪生技术研究热点

钢铁工艺作为现代工业的核心基础,具有流程长、工序复杂、多相反应耦合的特点。从烧结球团

制作、炼铁、炼钢到连铸、轧制等工艺过程,涉及高温、高压、多相流的物理化学变化,如图 4 所示,传统钒钛磁铁矿高炉法冶炼流程还需精确调控钒钛元素析出分布,对工艺参数敏感性强。要针对其在虚拟空间中创建与物理实体高度相似的数字孪生体,并通过实时数据交换和分析,实现对物理实体的监控、分析和优化,需要大量的、多维度的研究与尝试。

笔者将从钒钛矿钢铁工艺特点与数字孪生技术结构融合的角度,深度剖析当前钒钛矿钢铁生产流程特性,结合数字孪生技术储备特点进行综述,通过分析现有研究与工程实践的工作,从冶炼过程智能化与工艺优化、能源智慧管理角度对钒钛矿钢铁生产流程的数字孪生技术发展与应用进行了总结与梳理。

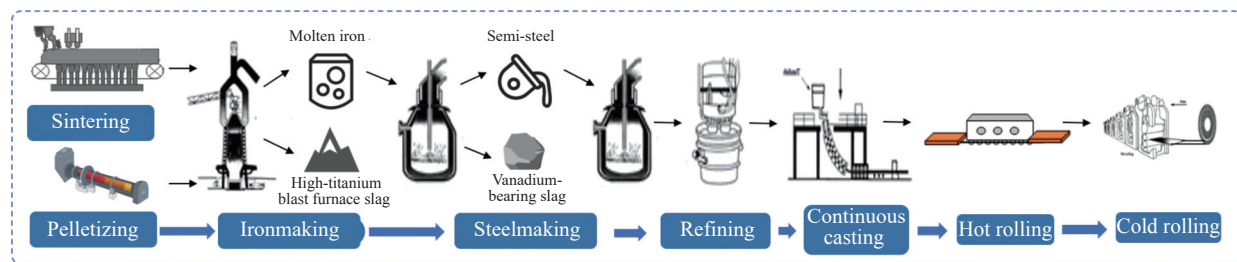


图 4 钒钛磁铁矿高炉法冶炼流程

Fig. 4 The blast furnace smelting process of vanadium-titanium magnetite

2.1 冶炼过程智能化与工艺优化

与普通钢铁冶炼相比,钒钛矿钢铁生产流程面临更多特殊挑战:钒钛磁铁矿中钛元素回收率低、含钛高炉渣环境风险大、钒钛元素分离提取工艺复杂、多工序协同优化难度高等。这些特性使得数字孪生技术的应用更具价值,同时也对模型精度、数据融合和系统集成提出了更高要求。笔者系统梳理了数字孪生技术在钒钛矿钢铁生产流程中的应用现状,从智能感知技术进展、工艺建模与优化方法创新、虚拟仿真与数字孪生平台建设三个维度分析当前研究进展。

2.1.1 智能感知技术进展

实时数据采集与多源信息融合是构建高保真数字孪生系统的前提基础,智能感知技术是实现这一条件的关键技术。在钒钛矿钢铁生产中,智能感知技术的进步使得传统“黑箱”式的冶炼过程变得更加透明可控。针对钒钛磁铁矿冶炼的特殊性,各类先进传感技术和机器视觉系统被部署于关键工序节点,实现对物料成分、设备状态和工艺参数的全面监控。在高炉冶炼环节,高炉设备的封闭性、高温

特性使得传统监测手段难以满足需求。研究人员开发了基于红外热成像、激光雷达等技术的智能监测系统,如娄底经开区涟钢采用的搭载激光雷达的机器狗,通过红外热成像技术巡检高炉设备,结合 DeepSeek、Kimi 等 AI 模型,实现了高炉异常识别等 9 大视觉检测场景,使设备故障预警准确率提升至 98% 以上^[39]。针对高炉挂渣问题,建立了钒钛磁铁矿冶炼高炉操作炉型计算模型,通过 MATLAB 分析高温区域炉墙挂渣情况,发现同等热负荷下钒钛矿高炉挂渣能力更强,并确定了冷却壁热负荷的合理控制范围,为数字孪生系统提供了感知技术支持^[40]。转炉提钒过程同样受益于智能感知技术的应用。针对传统手工操作问题,开发了基于径向基函数神经网络和遗传算法的转炉提钒静态模型,克服了传统数学模型适应性差、难于移植的缺点^[41]。更为先进的是,基于转炉数字孪生平台研究了智能出钢技术,通过设备属性分析、机器视觉监测和模型开发,实现了对出钢过程炉体倾动、钢包车行进、出钢口挡渣等操作的远程控制,使智能出钢比例达到 90% 以上^[42]。这些技术的综合应用,显著提升了钒钛矿钢铁冶炼过程的标准化与可控性。

2.1.2 虚拟仿真与数字孪生平台建设

三维可视化与虚实交互技术正将钒钛矿钢铁生产流程的数字孪生应用推向新高度。传统二维监控界面难以充分展现复杂冶炼过程的动态特性,而基于游戏引擎开发的3D虚拟仿真系统则提供了更直观的人机交互方式,有效降低了专业技术人员的认知负荷。

河钢唐钢新区的全流程数字化工厂建设代表了钢铁行业的先进水平。该项目从工程设计阶段就采用数字化平台进行总图、公辅管线及各工艺单元的三维设计,创新性地结合BIM、地理信息系统(GIS)、AR/VR等技术,实现了“数字化设计-数字化交付-数字化运维”的全链条贯通。这种全生命周期管理方法确保了数字孪生模型与物理工厂的高度一致性,为后续的智能运维奠定了坚实基础。类似地,宝钢1580智能热轧车间通过打造车间级数字孪生平台,融合无人天车、智能轧制控制等技术,创建了行业领先的智慧车间示范^[43]。

数字孪生平台的集成化程度不断提升。西昌钢铁的“基于网络化协同的钒钛钢铁生产智能工厂”入选国家卓越级智能工厂名单,其通过“钢铁大脑”、“六合一”智慧管控中心等关键技术,实现了铁-烧-焦-料-能等多生产单元的一体化管控。唐钢上线的空压系统智能管控平台则展示了数字孪生在能源优化中的应用潜力,该平台应用数字孪生技术将铁前、钢轧及冷轧空压站整合到统一群控系统中,实现吨钢干压空用量及吨钢成本降低^[44]。涟钢“5G+智慧钢厂”通过数字孪生技术,可预判设备故障、优化生产参数,使吨钢能耗下降12%,生产效率提升39.2%,质量损失率降低34.8%^[39]。这些案例充分证明,数字孪生技术已从单点应用走向系统赋能,正在重构钢铁生产的整体逻辑。

2.2 能源智慧管理

钢铁厂的能源综合管理具有多介质耦合、动态波动性强和系统复杂度高等特征,涉及电力、煤气、蒸汽、氧氮氩等多种能源介质的协同调度,各生产工序能耗差异显著,且受生产节奏、设备状态和原料成分等因素影响,能源供需呈现实时动态变化。传统能源管理主要依赖可视化及人工经验,难以实现精准预测与调控优化,导致能源利用率偏低,且管理混乱,部分企业的能源损失甚至高达15%~20%^[45]。智慧能源管理能够显著提升能源利用效率,通过物联网实时采集高炉、焦炉、转炉等煤气/蒸汽/电力产耗数据,发电机组、空压机、空分等关键设备运行状态数据,结合相关机理构建能源管网物质流-

能源流-信息流动态模型,实现能源系统的精准映射与趋势预测,是数字孪生技术应用于能源智慧管理的基础。不仅可通过趋势预测实现能源的超前调控,利用时间换空间策略,实现能源管控能力的最大化。还可通过深度学习算法解决能源耦合复杂,调控难等问题,实现能源调控智能化。

预测方面,学者们针对各设备、能源介质特性开展了大量研究。根据球团回转窑煤粉供入量消耗特征,对影响煤粉消耗量的众多因素进行筛选,确定影响煤粉消耗量的关键影响因素,作为煤粉消耗量XGBoost预测模型的输入参数^[46]。针对高炉,通过整合与炼铁过程相关的先验机制知识,结合高炉煤气产生量数据特征搭建精准映射模型,建立包含混合事件驱动、机制驱动和数据驱动等的高炉煤气产生量模型,模拟出高炉煤气未来产生趋势^[47]。针对热风炉群煤气消耗量难以直接预测的问题,提出一种基于反向传播神经网络(BPNN)的热风炉群煤气消耗量预测方法。该方法利用单座热风炉周期性煤气消耗特性,将利用BPNN模型预测出的各座热风炉煤气消耗数据重构,模拟热风炉煤气数据形成过程,以实现热风炉群的煤气消耗量数据趋势预测^[48]。针对加热炉煤气消耗量无法精准预测的问题,提出了融合事件和数据的加热炉煤气消耗量预测方法。根据操作事件将加热炉的运行状态分为正常运行、停炉检修和待料运行,以各运行状态下差分自回归移动平均模型和人工神经网络模型的预测性能为基础,结合生产大数据对加热炉煤气消耗量进行混合预测^[49]。通过搭建多能源介质动态模型是实现能源优化调度的基础。

优化调度方面,基于设备运行特征选择约束条件,结合企业生产过程中不同目标函数可建立不同的调度策略。在追求经济效益方面,为实现最大化煤气使用率,一种新的钢铁生产过程副煤气供应系统多周期优化的混合整数线性规划模型被提出。该方法同时优化了副产煤气柜的水平和煤气分配之间的冲突目标。目标包括最小化不利的副产品气体排放或短缺、油耗、燃烧器的打开/关闭次数、保持正常的柜位水平以及最大化煤气使用效率。结果表明,该模型可在降低总成本的前提下得到最优解^[50]。在追求生产稳定方面,通过对公辅管网数据建模,建立数据库,捋清管网情况等,推动工序间互联共享,打造了与现实工厂同步运行的、具有一定预测预警能力的酒钢数字孪生平台可视化智能系统,实现了酒钢公辅管网的智慧化管理,保障生产的高效稳定进行^[51]。在追求绿色环保方面,为减少冶金工艺碳排

放,一个评估模型被提出,来以量化钢厂实时电力资源潜力。在分析热轧工艺在 DR 期间的能源和环境绩效的基础上,制定了减少加热炉备用期间的工艺供气和 CO₂ 排放策略,有效减少了钢厂碳排放^[52]。

数字孪生技术通过构建冶炼过程的能源流动虚

拟镜像,并提出产品能耗、能效和碳排放与流程能耗、能效和碳排放等计算方式,量化典型钢铁流程的能耗、能效和碳排放指标^[53],实现基础能源管理、能源趋势预测、能效分析、能源智慧调度等功能,最终建立如图 5 的能源数字孪生智慧管理平台。

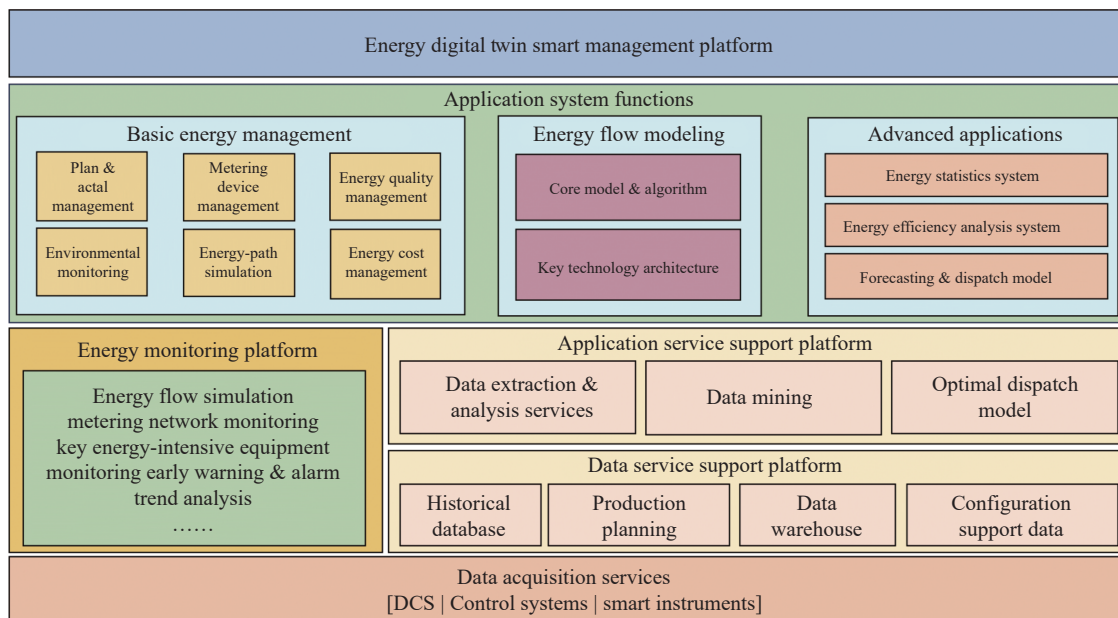


图 5 能源数字孪生智慧管理平台

Fig. 5 Energy digital twin intelligent management platform

3 未来发展趋势

新一代传感器、大数据、机器学习、人工智能(AI)、物联网、云计算技术的快速发展,使得数字孪生这一未来技术正逐步走向现实,现阶段数字孪生技术的高保真性、虚实互动等最终目标还未实现,但可通过当前技术突破展望数字孪生技术在钒钛钢铁生产应用的发展趋势。

3.1 全流程数字孪生建模

钒钛磁铁矿冶炼领域,全流程数字孪生建模技术可推动传统冶炼模式向智能化方向转型。这一技术通过构建覆盖选矿、烧结球团、高炉冶炼到提钒炼钢、轧钢的完整数字孪生体系,实现钒钛磁铁矿资源的高效利用和协同冶炼优化。

全流程仿真系统的核心在于建立多尺度、多物理场的耦合模型。选矿阶段,通过离散元仿真优化破碎、磨矿工艺参数,提高钒钛矿物的解离度。烧结过程中,热力学模型与 CFD 仿真相结合,优化配矿方案和烧结工艺,确保烧结矿的强度和冶金性能。高炉冶炼环节的数字孪生最具挑战性,期望建成如图 6 的钒钛磁铁矿冶炼高炉数字孪生平台,通过数字虚体的科学决策、实时分析,基于物理实体的精准执行、状态感知,以实现全局反馈、整体精控。建

模方面,可采用四维建模方法:几何模型精确还原高炉本体结构;物理模型模拟炉内气-固-液-粉四相流动与传热;行为模型预测炉况演变趋势;规则模型整合专家经验知识。结合机理模型和 AI 算法,实现炉温炉况等精准映射,指导钢铁冶炼,资源回收。提钒炼钢环节的数字孪生同样可取得突破,通过机器视觉实时监测炉口火焰特征,结合深度学习网络动态优化吹炼参数,提升钒资源的利用。基于数字孪生的 LF 炉智能控制系统,可通过电磁-热-流多场耦合仿真,优化渣系成分和加热策略。

智能预测与动态调控是数字孪生价值的重要体现。机器学习算法通过分析海量历史数据,建立高炉压差、铁水含 Si 量、钒钛回收率等关键参数的预测模型。在动态调控方面,强化学习算法通过不断与环境交互,自主优化操作参数。数字孪生还促进了跨工序的协同优化。通过构建全流程物质流-能量流-信息流耦合模型,可实现铁水成分、温度与后工序需求的精准匹配。

当前,全流程设备建模仍面临数据质量、模型精度和计算效率等挑战。未来,随着量子计算机和边缘计算技术的发展,数字孪生将发展出更精准的预测和更快速的响应,为钒钛资源的高效利用提供

智能化解决方案,数字孪生技术将在优化工艺结构、提高生产效率方面发挥更大作用。

3.2 与工业大模型、AI 深度结合

随着工业 4.0 时代的深入发展,工业大模型和人工智能技术正迎来爆发式增长,这些技术通过海量数据训练和强大的算力支持,展现出在复杂工业场景中的独特优势。工业大模型具备多模态数据处理能力和跨领域知识迁移特性,能够处理钢铁生产中的非线性、高维度工艺参数。人工智能技术尤其是深度学习在图像识别、时序预测和优化决策方面表现突出,为传统制造业的智能化转型提供了新范式。

这些技术与数字孪生系统的结合路径主要体现在三个层面。首先,工业大模型可作为数字孪生的智能内核,通过吸收历史生产数据和物理机理模型,构建具有强泛化能力的虚拟工厂。其次,AI 算法能够实时解析产线传感器数据,动态校准数字孪生模

型参数,解决传统仿真模型适应性不足的问题。再者,基于强化学习的优化模块可嵌入数字孪生系统,实现工艺参数的自主寻优。当这些技术应用于钒钛矿钢铁生产工业时,将产生显著的协同效应。在工艺研发方面,通过融合数字孪生高保真特性与大模型预训练能力,可加速新型钒钛磁铁矿高炉、转炉设计,将传统需要数年的研发周期缩短至数月。在生产控制方面,结合高保真数字孪生与在线学习算法,精准调控炼铁提钛行为,使高炉炉况运行顺利,提高钛资源回收利用。在质量检测环节,利用工业视觉大模型可实现钢材缺陷的实时识别,提升检测准确率。这种融合技术可使钒钛矿冶炼钢铁产品合格率得到提高,降低吨钢能耗,同时通过预测性维护减少非计划停机。未来随着多模态大模型和边缘计算技术的发展,钢厂数字孪生系统将实现从单元工艺优化到全流程自主决策的跨越,为钢铁行业的高端化、绿色化发展提供核心技术支撑。

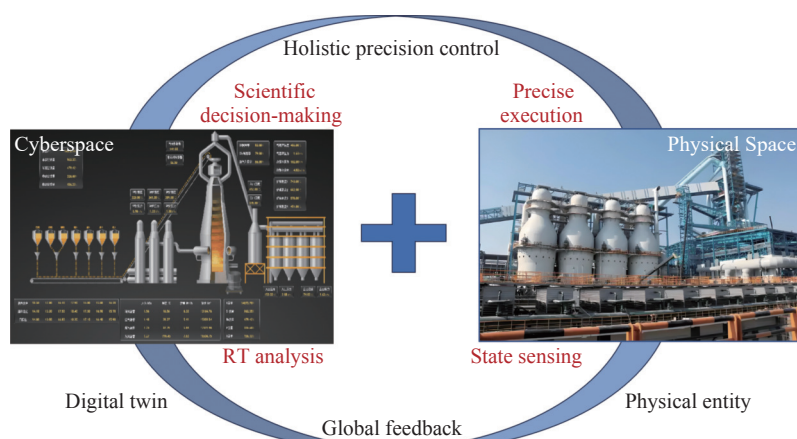


图6 钒钛磁铁矿冶炼高炉数字孪生模型^[23]

Fig. 6 Digital twin model of the blast furnace for vanadium-titanium magnetite smelting^[23]

3.3 综合能源智慧管控优先突破

在钢铁行业绿色转型与智能化升级的双重驱动下,基于数字孪生的钢厂综合能源智慧管控正展现出前所未有的突破潜力,这种优先突破的选择源于能源系统与数字孪生技术之间天然的适配性与协同效应。钢铁生产作为典型的高耗能流程,其能源系统具有独特的复杂性:多介质(煤气、电力、蒸汽、氧气等)强耦合的网络结构构成了一个时空动态演化的巨大系统,煤气输配管网的压力波动以秒级计,而蒸汽系统的热惯性则呈现小时级特性,这种多尺度、多维度的动态特征恰恰为数字孪生技术提供了最具价值的应用场景。

相较于生产工艺控制,能源系统具备更完善的

计量仪表基础、更明确的优化目标(成本与碳排等指标)以及更直接的经济回报,这种“短周期、高收益”的特性使其成为验证数字孪生价值的理想突破口。通过构建能源数字孪生体,将实现三个层面的范式革新。在感知层,依托工业物联网构建的“压力-流量-成分”多维传感网络,可将遍布厂区的能源设备状态转化为实时数据流,形成覆盖全能源链的数字镜像。在模型层,创新性地融合计算流体力学、工程热力学机理等模型与深度学习神经网络,发展出能精确模拟煤气、蒸汽等能源输配动态系统惯性的混合智能模型,这种“白盒+黑盒”的建模方法既能保持物理可解释性,又具备处理非线性关系的能力。在决策层,基于多智能体强化学习开发的

自主优化算法,将突破传统单目标优化的局限,实现“能源成本-碳排放-生产稳定性”的多目标动态平衡。这种技术路径的预期效果将开创能源管理新纪元,能源数字孪生体将具备超前的精准负荷预测能力,通过捕捉生产节奏特性、生产/维修计划、设备操作等影响因素,预测未来能源产耗量,并基于未来结果对当前能源进行优化调度,实现超前调节。以减少能源管网波动、降低能源放散率、保障生产稳定进行,最大程度发挥智慧调度的作用。基于虚拟电厂模式构建的智能调度系统,可动态调节轧钢机

冲击负荷与发电机组输出的协同关系,在不新增产能的情况下提升全厂能源利用效率。另外,该系统可建立“碳流-能流”实时映射模型,通过在线计算各工序的碳足迹,自动生成最低碳排的生产调度方案,为钢铁行业深度脱碳提供技术支点。各能源介质间的智能管控可基于能源间的耦合特性,实现如图7的联动体系,在设备层面实现信息共享、数据互通,在厂级层面实现约束条件、目标函数全厂关联,在公司层面实现协同式优化、系统性决策、闭环式管控,最终达成综合能源智慧管控。

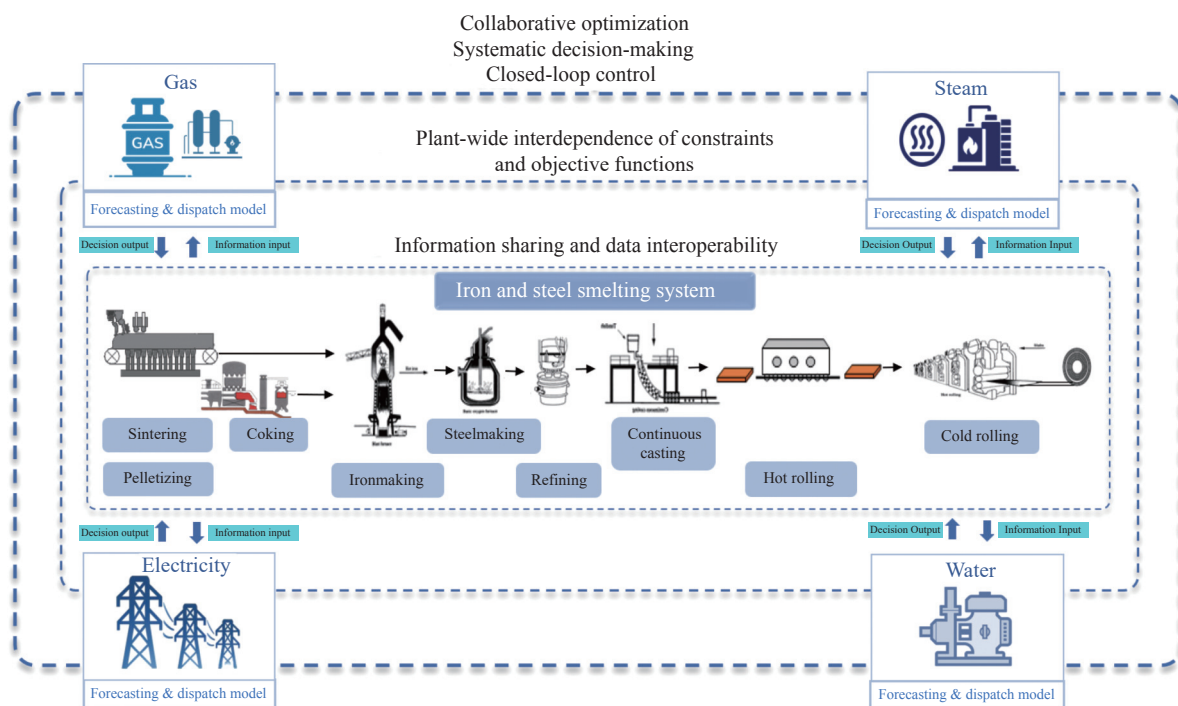


图7 多能源智慧管控联动体系
Fig. 7 Multi-energy intelligent control and linkage system

选择综合能源管理作为数字孪生突破口的战略意义更在于其示范效应,能源系统的成功经验可快速复制到质量控制、设备运维等领域,形成“以能效驱动全局优化”的发展路径。当数字孪生技术与工业大模型、边缘计算深度融合后,将最终催生“全域感知-自主决策-动态平衡”的智慧能源生态,这种突破不仅能为企业创造可观的节能收益,更重要的是构建起支撑钢铁行业绿色智能制造的新型基础设施,其技术范式对化工、水泥等高耗能行业同样具有重要借鉴价值,将成为工业领域数字化转型的典范之作。

4 结语

当前,全球范围内针对钒钛矿钢铁生产过程的

数字孪生技术研究方兴未艾,相关学术文献与工业实践案例呈现快速增长态势,充分展现了这一特色冶金领域数字化转型的强劲动力。笔者聚焦钒钛矿钢铁生产流程这一特殊领域,系统梳理了数字孪生技术在工艺优化、技术研发及能源智慧管控等方面的研究进展与工程实践,旨在为相关领域研究者提供技术参考。并且特别呼吁加强钒钛矿钢铁生产全流程数字孪生建模,孪生技术与工业大模型、AI等新型数字技术的深度融合,推动建立面向钒钛磁铁矿冶炼多能源智慧管理的数字孪生技术发展,从而拓展数字孪生技术在我国特色钒钛资源高效利用中的创新应用空间,为钢铁行业“双碳”目标下的高质量发展提供智能化解决方案。

参考文献

- [1] National Bureau of Statistics of China. Statistical communiqué of the People's Republic of China on the 2024 national economic and social development[R/OL]. (2025-02-28) [2025-08-02]. https://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202502/t20250228_1958817.html.
(国家统计局. 中华人民共和国 2024 年国民经济和社会发展统计公报[R/OL]. (2025-02-28) [2025-08-02]. https://www.stats.gov.cn/sj/zxfb/202502/t20250228_1958817.html.)
- [2] World Steel Association. 2024 World Steel in Figures[R/OL]. (2024) [2025-08-03]. <https://worldsteel.org/zh-hans/data/world-steel-in-figures/world-steel-in-figures-2024/>.
(世界钢铁协会. 2024 年世界钢铁统计数据[R/OL]. (2024) [2025-08-03]. <https://worldsteel.org/zh-hans/data/world-steel-in-figures/world-steel-in-figures-2024/>.)
- [3] WANG Y H. Study on reduction mechanism of vanadium oxides in process of smelting V-Ti-magnetite in blast furnace[D]. Chongqing: Chongqing University, 2010.
(王永红. 高炉冶炼钒钛磁铁矿还原机理研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010.)
- [4] DU H G. Principle of blast furnace smelting of vanadium-titanium magnetite[M]. Beijing: Science Press, 1996.
(杜鹤桂. 高炉冶炼钒钛磁铁矿原理[M]. 北京: 科学出版社, 1996.)
- [5] LI Y Y. Fundamental studies on the pre-concentration and separation of titanium from Ti-bearing blast furnace slag[D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2024.
(李有余. 含钛高炉渣中钛预富集分离相关的基础研究[D]. 北京: 北京科技大学, 2024.)
- [6] HAN T. Investigation on metallization reduction - electromagnetic separation of vanadium-titanium magnetite in western Liaoning[D]. Shenyang: Northeastern University, 2022.
(韩通. 辽西钒钛磁铁矿金属化还原-电磁选分研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2022.)
- [7] GRIEVES M. Virtually perfect: driving innovative and lean products through product lifecycle management[M]. Florida: Space Coast Press, 2011.
- [8] SHAFTO M, CONROY M, DOYLE R, *et al.* Draft modeling, simulation, information technology & processing roadmap[J]. Technology Area, 2010, 11: 1-32.
- [9] GLAESSGEN E H, STARGEL D S. The digital twin paradigm for future NASA and U. S. air force vehicles[C]. 53rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference, Reston, VA: AIAA, 2012.
- [10] GRIEVES M. Digital twin: Manufacturing excellence through virtual factory replication[R]. 2014.
- [11] TAO F, LIU W R, ZHANG M, *et al.* Five-dimension digital twin model and its ten applications[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(1): 1-18.
(陶飞, 刘蔚然, 张萌, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(1): 1-18.)
- [12] LUO R P, SHENG B Y, HUANG Y Z, *et al.* Key technologies and development trends of digital twin-based production system simulation software[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(6): 1965-1982.
(罗瑞平, 盛步云, 黄宇哲, 等. 基于数字孪生的生产系统仿真软件关键技术与发展趋势[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(6): 1965-1982.)
- [13] LIN C D, ZHOU T C, ZHANG Y, *et al.* Research and application of 3D digital twin virtual factory platform for copper smelter[J]. Metallurgical Industry Automation, 2021, 45(4): 12-19.
(林成东, 周天驰, 张沅, 等. 铜冶炼厂三维数字孪生 417 虚拟工厂平台研究与应用[J]. 冶金自动化 2021, 45(4): 12-19.)
- [14] WEN T P, YU J K, JIN E D, *et al.* A novel electrochemical sensor for phosphorus determination in the high phosphorus liquid iron[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2020, 9(3): 3530-3536.
- [15] Kang J H, Jung S Y. Sensor for the prognostics and health management of multiple impinging jet nozzles[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology, 2022: 1563-1573.
- [16] HUSSAIN T, HONG J, SEOK J. A hybrid deep learning and machine learning-based approach to classify defects in hot rolled steel strips for smart manufacturing[J]. Computers, Materials & Continua, 2024, 80(2): 2099-2119.
- [17] LI Y R, YANG C J, ZHANG H W, *et al.* Discussion on key technologies of digital twin in process industry[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(3): 501-514.
(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.)

- [18] BELLO L L, STEINER W. A perspective on IEEE time-sensitive networking for industrial communication and automation systems[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2019, 107(6): 1094-1120.
- [19] REIS M J C S, SERÔDIO C. Edge AI for real-time anomaly detection in smart homes[J]. *Future Internet*, 2025, 17(4): 179.
- [20] LI H Y, LI X, LIU X J, *et al.* Industrial internet platforms: Applications in BF ironmaking[J]. *Ironmaking & Steelmaking*, 2022, 49(9): 905-916.
- [21] LIU S H, SUN W Q, LI W D, *et al.* Prediction of blast furnace gas generation based on data quality improvement strategy[J]. *Journal of Iron and Steel Research International*, 2023, 30(5): 864-874.
- [22] CAO Q S, BEDEN S, BECKMANN A. A core reference ontology for steelmaking process knowledge modelling and information management[J]. *Computers in Industry*, 2022, 135: 103574.
- [23] XU Y H, YANG C J, LOU S W, *et al.* Analysis and summary of digital twin in iron and steel industry[J]. *Metallurgical Industry Automation*, 2023, 47(1): 10-23.
(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.)
- [24] ZHANG H S, JIANG B Z. Modeling and simulation system of digital factory based on Unity3D[J]. *Journal of Henan Science and Technology*, 2020, 39(29): 71-74.
(张宏帅, 姜宝柱. 基于 Unity3D 的数字化工厂建模仿真系统[J]. *河南科技*, 2020, 39(29): 71-74.)
- [25] YILDIZ E, MØLLER C, BILBERG A. Virtual factory: Digital twin based integrated factory simulations[J]. *Procedia CIRP*, 2020, 96: 216-221.
- [26] BAMBAUER F, WIRTZ S, SCHERER V, *et al.* Transient DEM-CFD simulation of solid and fluid flow in a three dimensional blast furnace model[J]. *Powder Technology*, 2018, 334: 53-64.
- [27] AGIUS D, MAMUN A A, SIMPSON C A, *et al.* Predictive crystal plasticity finite element model of fatigue-dwells[J]. *Computational Materials Science*, 2020, 183: 109823.
- [28] LIU C, WANG S, ZHOU W, *et al.* Research of integrated scheduling method of steelmaking-continuous casting-hot rolling[J]. *Manufacturing Automation*, 2015, 37(9): 81-83, 86.
(刘超, 王森, 周维, 等. 炼钢-连铸-热轧一体化生产计划排程方法研究[J]. *制造业自动化*, 2015, 37(9): 81-83, 86.)
- [29] ZHANG T, ZHOU F, J. ZHAO J, *et al.* Deep reinforcement learning for secondary energy scheduling in steel industry[C]. 2020 2nd International Conference on Industrial Artificial Intelligence (AI), Shenyang, China, 2020: 1-5.
- [30] LIU S H, SUN W Q. Knowledge- and data-driven prediction of blast furnace gas generation and consumption in iron and steel sites[J]. *Applied Energy*, 2025, 399: 125819.
- [31] LIN Z W, ZHANG Y Z, CHEN C H, *et al.* Multi-process digital twin closed-loop machining through shape-feature state update and error propagation knowledge graph[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2025, 65: 103403.
- [32] ZHANG K N, TSANG Y P, LEE C K M, *et al.* Integrating large language models with explainable fuzzy inference systems for trusty steel defect detection[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2025, 192: 29-35.
- [33] SUN W Q, WANG Z H, WANG Q. Hybrid event-, mechanism- and data-driven prediction of blast furnace gas generation[J]. *Energy*, 2020, 199: 117497.
- [34] ZHANG X, WANG J C, ZHANG B B, *et al.* Research on data-driven continuous casting billet quality prediction modeling approach[C]. 2024 4th International Conference on Electronic Information Engineering and Computer Communication (EIECC), Wuhan, China, 2024: 1429-1433.
- [35] ZAPPULLA M L S, CHO S, KORIC S, *et al.* Multiphysics modeling of continuous casting of stainless steel[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2020, 278: 116469.
- [36] MELOUK S H, FREEMAN N K, MILLER D, *et al.* Simulation optimization-based decision support tool for steel manufacturing[J]. *International Journal of Production Economics*, 2013, 141(1): 269-276.
- [37] FANG X Q, LIU S H, SUN W Q. Hydraulic modelling and scheduling scheme of blast furnace gas pipeline network[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2023, 44(1): 69-75.
(房晓晴, 刘书含, 孙文强. 高炉煤气管网水力建模及调度策略[J]. *东北大学学报 (自然科学版)*, 2023, 44(1): 69-75.)
- [38] HONG T Y, CHEN C A, CHIEN C F. Towards sustainable production with resource efficiency: An empirical study of steelmaking continuous casting scheduling[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2024, 209: 107806.
- [39] Industry and Information Technology Department of Hunan Province. The implementation plan for the construction of new materials pilot platform (Base) in Hunan Province[Z]. Raw Materials Industry Division, Industry and Information Technology Department of Hunan Province [2023] No. 22, (2023-01-17) [2025-08-02]. http://gxt.hunan.gov.cn/gxt/xxgk_

71033/zcfg/gfxwj/202401/t20240118_32628741.html.

(湖南省工业和信息化厅. 湖南省新材料中试平台(基地)建设实施方案[Z]. 湘工信原材料[2023]22号, (2023-01-17) [2025-08-02]. http://gxt.hunan.gov.cn/gxt/xxgk_71033/zcfg/gfxwj/202401/t20240118_32628741.html.)

- [40] DONG X S, RAO J T, ZHENG K. Simulation of operation inner profile of blast furnace with smelting vanadium-titanium magnetite[J]. Iron Steel Vanadium Titanium, 2024, 45(3): 121-130, 154.
(董晓森, 饶家庭, 郑魁. 冶炼钒钛矿高炉操作炉型计算模拟研究[J]. 钢铁钒钛, 2024, 45(3): 121-130, 154.)
- [41] YANG Q. The static model of oxygen converter devanadium[D]. Chongqing: Chongqing University, 2002.
(杨旗. 转炉提钒静态模型研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2002.)
- [42] GAO Z B. Research and application of intelligent production control technology of converter based on digital twin[D]. Jinan: Shandong University, 2024.
(高志滨. 基于数字孪生的转炉智能生产控制技术研究与应用[D]. 济南: 山东大学, 2024.)
- [43] GAO S Z, XUE Y J. Construction practice of digital factory in iron and steel enterprises[J]. Metallurgical Industry Automation, 2022, 46(4): 38-45.
(高士中, 薛颖健. 钢铁企业数字化工厂建设实践[J]. 冶金自动化, 2022, 46(4): 38-45.)
- [44] MA L Y. Research on the impact of digital transformation on the international competitiveness of steel industry enterprises[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Finance and Economics, 2025.
(马丽云. 数字化转型对钢铁行业企业国际竞争力的影响研究[D]. 兰州: 兰州财经大学, 2025.)
- [45] ZHANG Q, LIU S, XU H Y, *et al.* Development and practice of smart energy management and control system in iron and steel works[J]. Iron and Steel, 2019, 54(10): 125-133.
(张琦, 刘帅, 徐化岩, 等. 钢铁企业智慧能源管控系统开发与实践[J]. 钢铁, 2019, 54(10): 125-133.)
- [46] LIU X M, LU M, LIU X, *et al.* Prediction of coal demand of pellet rotary kilns[J]. Energy for Metallurgical Industry, 2024, 43(2): 30-35.
(刘新民, 路明, 刘旭, 等. 球团回转窑煤粉供入量预测[J]. 冶金能源, 2024, 43(2): 30-35.)
- [47] BAI P. Prediction technique research on blast furnace gas in iron and steel enterprise[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2016.
(白鹏. 钢铁企业高炉煤气预测技术研究[D]. 天津: 天津理工大学, 2016.)
- [48] LIU S H, SUN W Q, SHI X X, *et al.* Prediction of gas consumption of a hot blast stove group based on BP neural network[J]. Chinese Metallurgy, 2022, 32(2): 77-83.
(刘书含, 孙文强, 石晓星, 等. 基于BP神经网络的热风炉群煤气消耗量预测[J]. 中国冶金, 2022, 32(2): 77-83.)
- [49] LIU S H, SUN W Q, FAN T J, *et al.* A hybrid event-driven and data-driven method for predicting the gas consumption of reheating furnaces[J]. Journal of Materials and Metallurgy, 2021, 20(4): 304-309.
(刘书含, 孙文强, 范天骄, 等. 事件和数据融合的加热炉煤气消耗量预测方法[J]. 材料与冶金学报, 2021, 20(4): 304-309.)
- [50] KIM J H, YI H S, HAN C. A Novel MILP Model for Plantwide Multiperiod Optimization of Byproduct Gas Supply System in the Iron- and Steel-Making Process[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2003, 19(8): 1015-1025.
- [51] ZHAO L, ZHANG D K. Construction and application of JISCO digital twin platform visualization intelligent system in pipeline network control process[J]. China Steel, 2025(2): 22-25.
(赵亮, 张得科. 酒钢数字孪生平台可视化智能系统在管网管控过程中的建设与应用[J]. 中国钢铁业, 2025(2): 22-25.)
- [52] LIU X M, SUN W Q, CHEN T T, *et al.* Energy and environmental performance of iron and steel industry in real-time demand response: A case of hot rolling process[J]. Applied Energy, 2025, 389: 125717.
- [53] CAI J J, SUN W Q, YUE Q, *et al.* Energy consumption and efficiency analysis, and CO₂ emission assessment of typical iron and steel production routes[J]. Iron and Steel, 2025, 60(7): 59-70.
(蔡九菊, 孙文强, 岳强, 等. 典型钢铁流程能耗能效分析及其碳排放评价[J]. 钢铁, 2025, 60(7): 59-70.)