

# 数智化在化工生产过程中的应用研究

李丹\*, 黄晔, 郑化安, 师铜墙, 张旭  
(陕西氢能研究院有限公司, 陕西 西安 712046)

**摘要:**数智化正在通过将先进的数据驱动模型整合到工艺设计、操作和管理中,迅速改变化工行业。旨在分析总结数智化模型的技术特点、适用场景、研究进展,及该模型在化工生产中的应用现状和现存挑战。重点对包括数字孪生与仿真模型、预测性运维与优化模型、智能体与功能模块的工业基础模型和工业大模型的技术特点和研究进展进行归纳阐述。系统总结了数智化模型在工厂自动化、生产管理、能碳分析方面的应用现状和典型企业代表。后续需进一步加强数据获取和模型解释性研究,以提升化工生产效率和控制精度。

**关键词:**数智化;化工生产;工业大模型;流程优化

中图分类号:TP39

文献标志码:A

文章编号:0253-4320(2026)07-0051-05

DOI:10.16606/j.cnki.issn0253-4320.2026.07.010

## Applied research on digital intelligence in chemical production processes

LI Dan\*, HUANG Ye, ZHENG Hua-an, SHI Tong-qiang, ZHANG Xu

(Shaanxi Hydrogen Energy Research Institute Co., Ltd., Xi'an 712046, China)

**Abstract:** Digital-intelligent technologies are rapidly transforming the chemical industry by integrating advanced data-driven models into process design, operation, and management. This paper aims to systematically analyze and summarize the technical characteristics, application scenarios, and research advances of digital-intelligent models, as well as their current application status and existing challenges in chemical production. The focus is on summarizing and elaborating the technical characteristics and latest research progress of industrial foundation models—including digital twins and simulation models, predictive operation and optimization models, intelligent agents and functional modules—together with industrial large-scale models. Subsequently, the article systematically summarizes the current application status and typical enterprise representatives of these models in three aspects: factory automation, production management, and energy and carbon analysis. Finally, it proposes that further efforts should be made to strengthen research on data acquisition and model interpretability to enhance the efficiency and precision of chemical production control.

**Key words:** digital intelligence; chemical production; industrial large-scale model; process optimization

2024年,工业和信息化部等9部门联合发布了《原材料工业数字化转型工作方案(2024—2026年)》,附《石化化工行业数字化转型实施指南》提出:到2026年,石化化工行业数字化网络化水平显著提升,数字化转型成熟度3级及以上的企业比例达15%以上,4级及以上的企业比例达7%以上,关键工序数控化率达85%以上,数字化研发设计工具普及率达75%以上。在此政策的引导、“双碳”目标和构建中国经济发展新格局的背景下,数智化转型正深刻重塑化工产业发展方向。

随着第四代技术革命的到来,化学工业正经历从传统的数字模拟向智能先进方法的数智化转变。基于人工智能的高通量筛选和生成模型,可实现化工过程从小试、中试到产业示范各阶段的全面升级,有助于提高化工生产过程中设备、物料、热量的数字化与智能化管理水平,降低生产风险,实现节能减

碳。生成式人工智能实现了催化剂设计从“经验试错”到“数据驱动”的设计范式转变,可在快速生成候选催化剂结构后,再结合生产结果实现高效筛选。智能算法在反应网络上的应用可使化工反应过程透明化,既实现了反应过程在微观层面的局部放大,又实现了工业应用的精准预测。基于智能机器学习的多模型融合监测能够实现对异常状况的稳态检测、可靠识别和诊断,提高设备性能和过程安全性,现乙烯生产、冶金、油气田管理已有相关示范企业。数智化转型将是企业提升竞争力、实现可持续发展的必然趋势。

针对化工企业数智化转型的现有研究主要集中在应用场景说明上,未见相关数智化模型的系统说明,本文将重点介绍化工生产过程中常见数智化模型的技术特点、适用场景、研究进展,并基于数智化模型的发展现状,对其在化工企业中的应用情况

收稿日期:2025-09-02;修回日期:2026-05-11

基金项目:陕西省关键核心技术攻关项目(2024CY2-GJHX-19)

作者简介:李丹(1999-),女,硕士,助理工程师,研究方向为化工系统,通讯联系人,lidan6078@163.com。

进行总结阐述,总结目前企业数智化模型应用面临的挑战,以为为数智化模型的研究人员提供参考。

## 1 数智化模型技术现状

### 1.1 工业基础模型

#### 1.1.1 数字孪生与仿真模型

数字孪生技术正在通过将物理产品与数字模型相结合来改造工业系统,实现实时监测、预测分析和流程优化。该模型是 Grieves 教授于 2002 年在产品全生命周期管理讲座中提出的概念,由 3 个组件构成:物理产品、虚拟表示、连接,分别实现向数字孪生体反馈信息、对物理产品数字化映射、物理产品与虚拟表示之间信息同步的功能,关键原则为实时同步、反馈机制和生命周期整合。

智能化工行业的快速发展要求对实际化工过程进行高精度数字孪生建模。针对不同应用场景,系统架构的设计也十分丰富。在工业流程领域,可通过并行和串行混合策略构建化学过程稳健数字孪生体的互补优势<sup>[1]</sup>,例如,PINN(物理信息神经网络)架构能够准确预测浓度分布并估算反应速率常数,具有高预测精度和较低的计算成本;SPH+GA(粒子-遗传协同计算)框架在解决空间动态和系统特征描述方面表现出色。在电动汽车领域,Ramshankar 等<sup>[2]</sup>通过整合物联网、云计算、人工智能和扩展现实等数字孪生技术,生成电池系统的虚拟复制品,进行产品的持续监测、预测性维护和性能优化。在基础设施检测领域,Li 等<sup>[3]</sup>通过数值模拟和机器学习开发了回转窑固体废物处理的数字孪生模型,能够准确预测烟气成分(一氧化碳、二氧化碳、水蒸气)的浓度场,对 40~60 t/d 工业回转窑的预测误差小于 5%。Wang 等<sup>[4]</sup>将聚合物复合衬里与分布式光纤传感器相结合,能够在装置表面持续收集数据,创建了一个与基础设施同步的动态数字孪生模型,促进了更可靠和更具弹性的能源运输和存储系统的发展。

#### 1.1.2 预测性运维与优化模型

预测性运维与优化模型通过数据驱动和人工智能算法,预测化工场景运行规律,判断潜在故障,从而实现设备健康管理、工艺优化和资源高效利用。在基于数据的预测性维护中,高质量的数据是实现高精度诊断和预测的前提条件,Ren 等<sup>[5]</sup>提出了一种制造设备信号的递归去噪方法,有效解决了设备信号的噪声问题。

在当今快速发展的化学工业中,安全生产和设

备管理已成为企业的首要任务。2019—2024 年间,随着预测性运维模型在化学企业设备管理中的应用,安全事故数量逐年减少,故障预测准确率已经从 60% 提高到 80%<sup>[6]</sup>。Woo 等<sup>[7]</sup>针对膜生物反应器在废水处理过程中的膜污染问题,提出一种整合了生物信息、物理沉积和化学诱导污染数据的膜信息预测维护系统,预测最佳化学清洗间隔,使膜的平均运行寿命延长了 17.5%。Manimegalai 等<sup>[8]</sup>提出了一种利用自编码器模型来改进热交换器设计的新方法,用于预测热交换器效率和成本。Guo 等<sup>[9]</sup>在煅烧炉中引入了一种产品质量智能控制方法,利用多变量集成深度学习模型来预测煅烧炉产品质量,准确率可达 87.5%。Negri 等<sup>[10]</sup>将一种基于高斯过程回归的机器学习算法应用在废油再提炼厂,以预测热脱沥青过程的关键性能指标,并减少该设备在非最佳运行条件下的运行时间,进而优化生产过程。

#### 1.1.3 智能体与功能模块

在化工数字化模型中,智能体是具备自主决策与动态响应能力的 AI 模块,而功能模块则是其实现具体业务目标的场景化应用单元。智能体需要精准理解客户需求并做出快速响应,包含大语言模型、知识库管理模块、数据转换与接口工具、推理与逻辑框架 4 个模块。化工生产过程中常见的功能模块均根据实际需求进行定制化设计,一般包括项目计划与调度、质量控制、成本管理、安全和环保管理以及设备维护管理等关键模块,以提高工程管理的效率和准确度,进而提升企业的市场竞争力。

2025 年 7 月 11 日,工业和信息化部发布的《信息化和工业化融合 2025 年工作要点》中提到,要实施“人工智能+制造”行动,支持企业在重点场景应用通用大模型、行业大模型和智能体。在政策推动与技术落地的双重驱动下,工业智能体将成为重塑工业生产流程的核心力量。Kang 等<sup>[11]</sup>基于多智能体系统非合作博弈策略,探讨了政府补贴和惩罚对每个能源主体经济状况的影响。Liu 等<sup>[12]</sup>针对大型工厂存在的多单元之间相互作用以及大量工艺变量导致传统集中式故障诊断方法性能不佳的问题,提出了一种基于深度强化学习的分层多智能体协同分布式故障诊断方法,并能够在 2 个大型工厂应用过程中实现 94% 的平均故障诊断率。多智能体语言模型应用在污水处理过程中可以解决传统建模方法难以处理的非结构化和多模态数据问题<sup>[13]</sup>。Ravandi 等<sup>[14]</sup>采用混合式泛化多智能体框架实现了包括天然气和电力传输基础设施以及环保甲醇生产

厂在内的化学工业能源网络的动态管理。Hou 等<sup>[15]</sup>在多智能体协同强化学习框架中整合了不同运行条件下的燃料电池机制模型,以有效追踪燃料电池电压下降趋势,为在线健康管理提供潜在解决方案,延长燃料电池汽车的使用寿命。表 1 为以上 3 种数智化基础模型性能对比。

表 1 数智化基础模型性能对比

| 模型名称       | 实时性    | 可解释性 | 初始成本 | 适用规模    |
|------------|--------|------|------|---------|
| 数字孪生与仿真模型  | 毫秒~分钟级 | 高    | 极高   | 新建大型工厂  |
| 预测性运维与优化模型 | 分钟级    | 中~低  | 中    | 设备密集型产线 |
| 智能体与功能模块   | 毫秒级    | 低    | 低~中  | 柔性制造系统  |

## 1.2 工业大模型

工业大模型是从系统角度出发,通过构建大模型以加快实验研发、工艺开发、中试放大、工厂运行等化工技术开发及应用速度,降低生产成本及环境压力。化工大模型的搭建需要依次经过工业数据制备、工业基础模型训练、工业任务/行业模型适配、工业场景交互应用 4 大步骤,分别对应生产异构数据到“模型可用、人类可信”的多模态语料库转换、既懂化学反应又能快速控制的基础模型搭建、模型“大而全”到“专而精”的改造,以及包含感知、分析、诊断、决策优化、控制等多种应用场景下的相互协同。

但现代工业系统过程复杂,表现为强烈的非线性、动态性和不确定性。对此,Li 等<sup>[16]</sup>通过 KHSM (基于核函数的汉米尔顿子空间)模型对串联的非线性静态和线性动态过程进行建模,通过迭代选择和排除样本提高模型准确性,助力能源管理策略调整。Zhu 等<sup>[17]</sup>提出了一种结合变量中心型 Transformer 与大型卷积的新模型,实现了更高的故障检测率和更低的监测延迟。化工领域大模型与通用大模型最大的不同在于它涉及“化学反应机理”和“工厂运行工况”2 套语言。对此,Liu 等<sup>[18]</sup>从期刊、论文、书籍和专利等多样化来源构建了一个全面的工业知识库,并提出了一种工业检索增强生成方法,旨在利用特定领域的知识增强大型语言模型提高问答的准确性、主观性和一致性。Vyas 等<sup>[19]</sup>引入了大型语言模型为基础的自主控制代理验证和重述框架,能够在实时工业场景中回复错误状态并持续改进决策。未来,化工大模型将继续朝着专业化方

向发展,随着智能化升级,将重塑化工行业的研发、生产、管理与决策方式,成为推动新型工业化、绿色转型和全球竞争力提升的核心引擎。

目前,中国科学院大连化学物理研究所结合化工应用场景和研发数据,开发出了国内首个智能化工大模型<sup>[20]</sup>,可应用在工业催化、化工安全、化工分离等多个专业领域,实现了化工工艺流程研发效率的 10+提升。Zhou 等<sup>[21]</sup>详细介绍了该模型配套的 ChemData 数据集和 ChemEBench 评测体系,为人工智能驱动建立了新的范式,加速了化工领域的技术进步。中国石油主导的 3 000 亿参数昆仑大模型<sup>[22]</sup>是能源化工行业的首个大模型,围绕 26 条业务线、119 个业务域,优化形成“十域百景千应用”的全景视图,广泛应用于地质勘探、炼化优化、装备制造等多个领域。国工智能科技有限公司发布的国工化工大模型具有催化剂设计、构效关系计算、产物预测、实验/工艺优化等 15 种垂直领域协同分析能力,可通过 AI 技术将复杂的化学反应从“黑箱”形式转化为“可视”计算,为化工行业的智能化发展注入了新动能。表 2 为智能化工大模型的性能对比。

表 2 智能化工大模型性能对比

| 模型名称    | 主导单位     | 优势                  | 劣势       |
|---------|----------|---------------------|----------|
| 智能化工大模型 | 中科院大连化物所 | 虚拟中试降本,实验自动化        | 多模态能力弱   |
| 昆仑大模型   | 中国石油     | 全栈国产化,勘探-炼化全覆盖      | 中小企接入难   |
| 国工化工大模型 | 烟台国工智能   | 研发周期缩短 70%,可实现私有化部署 | 实时数据融合不足 |

## 2 化工企业数字化转型现状

对于化工企业而言,数字化转型不仅是技术升级,更是竞争力重塑的必经之路。虽然目前仍处于起步阶段,但企业和员工对工业数字化均表现出了高度信心。同时,数字化转型正向调节了绿色创新对耗能企业碳减排绩效的影响,可显著提高企业的自动化程度和市场竞争能力。这将是一段持续时间长、覆盖范围广、区域发展速度不均的过程。化工企业在实际应用中不止单独采用上述某一种模型,而是通过各种模型综合赋能以达到更加灵活、智能、便捷的生产监测、控制和服务。现对各化工企业工厂自动化、生产管理、能碳分析的数字化转型现状进行

说明。

### 2.1 工厂自动化

化工园区、企业安全生产的本身业务决定了对人工智能潜在的大量需求。实现工厂自动化可大幅提升安全生产监管效率,同时精准监测园区内企业动态风险。化工园区自动化将向一图通视、实景化管理方向发展。

中国石油、陶氏化学等企业已采用数字孪生技术实现了工厂的自动化控制,通过在虚拟空间提供与物理空间同步的数字孪生模型,可监控生产过程中的关键参数,实时检测和纠正潜在的质量问题。在油田站中应用数字孪生技术,可实现工艺流程的可视化展现、故障预测、优化生产、降低成本等功能<sup>[23]</sup>。中国石化集团公司信息和数字化管理部将中国石化数字化转型的模式分为 3 个阶段,依次是数字化赋能、数字化优化、产业再造<sup>[24]</sup>。兰州石化数字化转型项目形成了一套可复制、推广的数字化转型解决方案,并成功入选国务院国资委“国有企业数字化转型试点企业”。万华化学营养科技公司在维生素 A(VA)全产业投产过程中,采用物联网传感器实时监控生产参数,引入 AI 智能控制系统优化生产,单位产品能耗降低 20%,废水排放减少 30%,实现了绿色低碳生产。该项目也打破了 VA 数字化生产技术的国际垄断,显示了数字化技术与传统化工深度融合的广阔前景。

### 2.2 生产管理

化工企业高度重视数字化建设,部分企业已成立专门的信息化建设运维部门,通过购买或二次开发企业 ERP 管理系统,实现对人员、仓储、财务、物料等方面的集成管理,为企业生产管理提供支撑。除此之外,还可借助数字化建设进行化工安全实训、故障诊断和流程优化。

河北鑫海控股集团总投资 8 500 万元,实现了以大模型为引擎、从传统炼化到智能工厂的转型升级,问题解答准确率达 98%,年底将完成巡检机器人上线,预计降低 70% 的事故发生率。中化能源开发的“经营管理协同平台”整合贸易、炼化、仓储、销售全产业链数据,支持在线测算模型(如炼化计划优化模型、滚动利润预测模型),可实现从“事后分析”到“事前算赢”的管理模式转变。中化蓝天四川新能源电解液工厂智能物流机器人投入试运行,可实现物流信息全流程追溯,提升数据准确性和信息透明<sup>[25]</sup>。美国陶氏化学在莱比锡创立的“ValuePark”实行数字转型,在研发、生产、物流与销售等方面应

用数字技术,实时监测能源消耗,优化资源配置<sup>[26]</sup>。中国石化对炼化设备进行全生命周期管理,对设备管理的先天阶段、前期阶段、中期阶段、后期阶段进行数字化系统集成,为真正实现设备全生命周期智能化管理提供了新的思路<sup>[27]</sup>。

### 2.3 能碳分析

我国能耗“双控”向碳排放“双控”转变尚处在起步阶段,在化工企业碳排放数据监测和分析方面,现有化工企业或园区大多依据国家发展和改革委员会发布的《中国石油化工企业温室气体排放核算方法与报告指南(试行)》和《中国化工生产企业温室气体排放核算方法与报告指南(试行)》进行计算统计分析和信息汇总。可以实现:①能源及碳排放数据全领域采集与管理;②降碳路径的全链条跟踪;③低碳发展路径及政策制定的全流程决策辅助。全球首座数字孪生智能乙烯工厂于 2024 年 4 月上线运行,截至 2025 年 3 月累计增效 5 000 多万元。该工厂在智能过程控制的基础上,加入能耗分析及碳足迹智能核算技术,形成“能耗监控-污染防控-资源循环-碳排管理”四位一体的绿色生产闭环<sup>[28]</sup>。西北能源化工集团研发的煤矿智能化开采大数据管控平台,可以帮助企业节能降耗,达到良好转型效果<sup>[29]</sup>。罗马尼亚公司构建了一个链接绿色绩效、数字化、绿色生产和环境承诺等关键资源的理论模型,发现公司数字化转型有助于企业的绿色化转型和可持续发展。

## 3 结语

数智化技术在化工生产的应用过程中,模型和数据要素扮演了至关重要的角色,想要进一步实现全流程、全方位的效率提升和节能减排,需要依靠数字化系统实现资源组合创新,推动企业绿色转型。然而,这一进程面临着 2 大挑战。其一,由于化工生产过程的复杂性,在对大型复杂系统进行仿真时,部分模型是经训练获得的,属于黑箱模型,数据解释性差,难以满足工业应用对透明度的要求。其二,数据利用方面,数字化转型亟需行业大模型支撑仿真实验,但受限于实验周期长、资金投入大、技术壁垒,企业单独开发软件的能力有限。同时,企业对模型训练机构缺乏信任,不愿提供生产数据用于训练,致使行业大模型训练进程缓慢。

现阶段,工业数字化建设已从基础信息化阶段迈向数字化与智能化深度融合的新阶段。在此阶段,企业不仅关注信息技术的应用,更强调数据的全

面采集、整合、分析与利用,以及智能化技术的深度嵌入和业务流程的自动化优化。在后续的研究中,需重点解决化工生产过程的可解释性和生产数据的获取 2 大难题,以加速化工企业从“数据辅助”迈向“智能自治”,打造安全、高效、可持续的产业新生态。

### 参考文献

- [1] Nasruddin N A, Islam N, Vernuccio S, *et al.* Hybridised mechanistic and machine learning digital twins for modelling and optimising chemical processes in flow: A comparative analysis of parallel and series-based hybridisation [J]. *Chemical Engineering Journal Advances*, 2025, 23: 100775.
- [2] Ramshankar S, Manimozhi M. Integration of digital twin technologies for state estimation in electric vehicle batteries: A review [J]. *Results in Engineering*, 2025, 27: 106858.
- [3] Li Y, Ma P, Yu Y, *et al.* Digital twin model for solid waste treatment in rotary kiln [J]. *Applied Thermal Engineering*, 2025, 268: 125931.
- [4] Wang X, Yang X, Duan J, *et al.* A digital twin integrated smart-liner for visualization monitoring of oil and gas pipeline infrastructure [J]. *Applied Energy*, 2025, 400: 126558.
- [5] Ren J, Zhang J, Wang J, *et al.* Recursive signal denoising method for predictive maintenance of equipment by using deep learning based temporal masking [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2024, 188: 109921.
- [6] Gao Y. Machine learning models for equipment preventive maintenance and predictive analytics [J]. *Procedia Computer Science*, 2024, 247: 1080–1088.
- [7] Woo T, Kim S, Jeong C, *et al.* Membrane-informed multi-mechanistic predictive maintenance for MBR plants: Early determination of membrane cleaning with biologically driven, physically deposited, and chemically induced fouling model [J]. *Desalination*, 2025, 594: 118263.
- [8] Manimegalai T, Gopalan A, Murugesan V, *et al.* Enhancing heat exchanger design using autoencoder model for predicting efficiency and cost in chemical processing [J]. *Case Studies in Thermal Engineering*, 2025, 65: 105645.
- [9] Guo H, Deng S. Optimizing calcining kiln operations: A multivariable GTS integrated model for predictive-driven quality control [J]. *Alexandria Engineering Journal*, 2025, 128: 281–296.
- [10] Negri F, Galeazzi A, Gallo F, *et al.* Application of a predictive maintenance strategy based on machine learning in a used oil refinery [J]. *Computer Aided Chemical Engineering*, 2024, 53: 3175–3180.
- [11] Kang K, Zhang Y, Cheng S, *et al.* Sensitivity analysis of renewable energy coupled hydrogen system to government reward and punishment policies based on multi-agent Nash equilibrium [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2025, 145: 862–881.
- [12] Liu Y, Xu Z H, Zhao J, *et al.* Hierarchical multi-agent cooperative distributed fault diagnosis method for large-scale complex industrial plant with deep reinforcement learning [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2025, 209: 111463.
- [13] Rothfarb S, Friday M, Wang X, *et al.* Multi-agent large language model frameworks: Unlocking new possibilities for optimizing wastewater treatment operation [J]. *Environmental Research*, 2025, 275: 121401.
- [14] Ravandi Z K, Boozarjomehry R B, Babaei F, *et al.* Consensus-based dynamic optimization of the integrated energy-to-product networks through an ontologically-aware multi-agent system [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 133: 108626.
- [15] Hou Y Z, Yin C, Sheng X, *et al.* Automotive fuel cell performance degradation prediction using Multi-Agent Cooperative Advantage Actor-Critic model [J]. *Energy*, 2025, 318: 134899.
- [16] Li Z, Zhu L, Chung C W, *et al.* Recursive identification of kernel-based hammerstein model for online energy efficiency estimation of large-scale chemical plants [J]. *Energy*, 2024, 309: 132946.
- [17] Zhu Z C, Chen F Y, Ni L, *et al.* A novel transformer-based model with large kernel temporal convolution for chemical process fault detection [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2024, 188: 108762.
- [18] Liu R, Ren H, Ren H, *et al.* Knowledge-enhanced industrial question-answering using large language models [J]. *Engineering*, 2025, 10: 108761.
- [19] Vyas J, Mercangöz M. Autonomous industrial control using an agentic framework with large language models [J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2025, 59(6): 349–354.
- [20] 王文洋, 罗玉平, 余佳洵, 等. 基于智能化工大模型的中国甲醇价格分析与预测 [J]. *化工进展*, 2025, 44(10): 5673–5688.
- [21] Zhou J, Xu F, Chang Z, *et al.* From lab to fab: A large language model for chemical engineering [J]. *Chinese Journal of Catalysis*, 2025, 73: 159–173.
- [22] 本刊. 5 中国石油发布 3000 亿参数昆仑大模型 [J]. *化工时刊*, 2025, 39(3): 13.
- [23] Belo R C, Pimenta M S, Salvador T T, *et al.* Fundamental requirements of digital twins for production system in oil and gas industry: A systematic literature review [J]. *Information and Software Technology*, 2025, 184: 107742.
- [24] 景帅. 中国石化以三阶段模式推进数字化转型 [J]. *中国石化*, 2024, (7): 45–48.
- [25] 中化蓝天. 中化蓝天四川新能源电解液工厂智能物流机器人投入试运行 [J]. *现代化工*, 2025, 45(3): 266.
- [26] Pietrasik M, Wilbik A, Grefen P. The enabling technologies for digitalization in the chemical process industry [J]. *Digital Chemical Engineering*, 2024, 12: 100161.
- [27] 余毅. 智能化背景下炼化设备全生命周期管理研究 [J]. *石油化工设备技术*, 2024, 45(3): 27–30.
- [28] 王子宗. 数字引擎驱动石化工业智能化转型——全球首座智能乙烯工厂的产业创新实践 [J]. *中国石油和化工*, 2025, (3): 45–46.
- [29] 欧阳澹. 煤炭企业绿色转型案例分析——以中煤能源为例 [D]. 南昌: 江西财经大学, 2024. ■