

doi: 10.3969/j.issn.1007-7375.250012

生成式人工智能驱动制造业生产力变革的机制与路径 ——基于广东省的实证分析

李志¹, 胡赫男²

(1. 广东工业大学 机电工程学院, 广东 广州 510006; 2. 华南理工大学 法学院, 广东 广州 510006)

摘要: 随着全球新一轮科技革命和产业变革的深入推进, 生成式人工智能作为新一代信息技术的核心驱动力, 正深刻重塑传统制造业的生产模式和创新体系。本文旨在探讨生成式人工智能如何引领广东省制造业生产力的转型升级, 以解决传统生产方式所面临的效率瓶颈和创新困境。系统分析了国家和地方政策在推动生成式人工智能应用于制造业中的指导作用, 并提出生成式人工智能技术在制造业中的应用框架。结合广东省制造业的实际情况, 深入剖析了该技术在研发设计、生产制造、运营管理和服务延伸等关键环节中的具体应用及其变革性影响。研究结果表明, 生成式人工智能为自主设计、工艺优化和智能生产控制等提供创新的赋能手段, 有效提升了广东制造业的生产效率和创新能力, 推动了产业升级。然而, 技术全面推广过程中, 在工业知识共享、数据安全和模型可解释性等方面仍面临着重大挑战。本文提出一系列政策和技術层面的对策、建议, 通过技术创新和政策引导, 生成式人工智能有望推动广东省制造业实现向高层次的智能化、高端化和高效化转型, 助力广东制造业迈向高质量发展的新阶段。

关键词: 生成式人工智能; 制造业; 生产力变革; 生产方式

中图分类号: T-19; T-012; TP18; F402

文献标志码: A

文章编号: 1007-7375(2025)02-0001-11

Mechanisms and Pathways of Generative Artificial Intelligence-Driven Productivity Transformation in Manufacturing: An Empirical Analysis of Guangdong Province

LI Zhi¹, HU Henan²

(1. School of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. School of Law, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: With the deep advancement of the global technological revolution and industrial transformation, generative artificial intelligence (AI) has become a core driver of next-generation information technology. It is reshaping the production models and innovation systems of traditional manufacturing. This paper examines how generative AI guides the transformation and upgrading of manufacturing productivity in Guangdong Province, addressing the efficiency bottlenecks and innovation challenges of traditional production methods. First, this paper systematically analyzes the role of national and local policies in promoting the application of generative AI in manufacturing. It also introduces an application framework for generative AI in the manufacturing industry. Next, this paper explores the practical applications and transformative impacts of generative AI in key areas, including research and development, production, operations management, and service extension, with a focus on Guangdong's manufacturing industry. Results indicate that generative AI enhances autonomous

收稿日期: 2025-01-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (72071048); 广东省自然科学基金资助项目 (2023A1515012851); 广东省哲学社会科学规划资助项目 (GD24CGL02); 广州市哲学社会科学规划资助项目 (2023GZYB45)

作者简介: 李志 (1982—), 男, 湖南省人, 教授, 博士, 主要研究方向为工业大模型、战略工程协同体系、工业区块链。

Email: piersli@foxmail.com

通讯作者: 胡赫男 (1988—), 女, 浙江省人, 讲师, 博士, 主要研究方向为法律与政策、科技与全球治理。

Email: huhenan@scut.edu.cn

design, process optimization, and intelligent production control. These capabilities have significantly improved production efficiency and innovation capacity in Guangdong's manufacturing sector, driving industrial upgrading. However, the widespread implementation of this technology faces challenges related to knowledge sharing, data security, and model interpretability. To this end, this paper proposes a series of policy and technical recommendations. Through technological innovation and policy guidance, generative AI is expected to drive the transformation of Guangdong's manufacturing industry towards greater intelligence, sophistication, and efficiency, facilitating the industry transition to a new stage of high-quality development.

Key words: generative artificial intelligence; manufacturing industry; productivity transformation; production methods

广东省作为我国制造业大省，凭借其强大的产业基础和技术创新能力，在国民经济中占据举足轻重的地位。《中共广东省委广东省人民政府关于高质量建设制造强省的意见》指出，到 2027 年，制造业及生产性服务业增加值占比达到 65%。作为广东省的支柱产业，制造业急需通过数智化融合转型^[1-3]来提升创新能力、生产效率和产品附加值，以实现高质量发展。在工业和信息化部《关于开展人工智能赋能新型工业化专项行动的通知》中，明确提出，要通过人工智能技术赋能新型工业化专项行动。加速制造业向智能化、高端化、高效化方向发展，不仅是响应国家战略号召的具体行动，也是推动制造业转型升级的重要途径。2024 年 5 月 26 日，在广东省人民政府发布的《广东省关于人工智能赋能千行百业的若干措施》中提出，到 2025 年，全省算力规模超过 40 EFLOPS，人工智能核心产业规模超过 3 000 亿元。到 2027 年，全省人工智能产业底座进一步夯实，算力规模超过 60 EFLOPS，全国领先的算法体系和算力网络体系基本形成。广东省正在积极构建国家通用人工智能产业创新的引领地，其智能算力规模的全面提升为制造业的智能化变革指明了新的方向和目标。在智能制造、数字化转型和创新驱动发展的趋势下，广东省亟需加强政策引导与科技支持，鼓励企业在技术研发和应用方面进行创新，尤其是在生成式人工智能技术的实际应用过程中的创新。这种跨界融合的方式将为制造业注入新的活力，提升市场竞争力，实现智能化、绿色化和高效化的发展目标。通过提升智能化水平，广东制造业将更有效地应对市场变化，追求可持续增长，并最终形成以技术创新为核心的产业生态系统。

生成式人工智能在知识表征^[4]、跨模态理解^[5]、内容生成^[6]等方面的革命性突破，正逐步成为推动科技创新和产业变革的新引擎。将这一变革性技术与传统制造业深度融合，通过海量工业数据的学习

和模型训练，不断提升生产效率和产品质量。这对于加快构建现代产业体系，实现高质量发展和推动制造强省建设，具有十分重要的战略意义。

1 生成式人工智能驱动制造业全流程升级

随着数字化时代的快速发展，制造业面临着前所未有的机遇与挑战。在这一背景下，生成式人工智能 (generative artificial intelligence, GAI) 作为一种革命性的技术，正在重塑制造业的研发设计、生产制造、运营管理、服务延伸等全流程，催生智能制造^[7-8]变革的新范式，为工业应用^[9]各个环节提供新的创新模式和智能化工具，从根本上推动了制造业的可持续发展与转型升级。制造企业借助生成式人工智能技术，不仅能够实现生产流程的智能化，还能够通过分析实时数据来预判市场动态，让企业能够在需求波动时迅速调整生产计划。Doanh 等^[10]指出，GAI 能够优化产品设计、提高生产效率、降低运营成本，并推动服务数字化、智能化转型，最终实现从需求预测到售后服务的闭环管理。他们还强调，GAI 技术在新产品设计、人力资源优化、质量控制、预测性维护、需求预测和市场营销策略等方面具有巨大潜力。Haridasan 等^[11]在其研究中强调，生成式人工智能作为一项变革性技术，能够实现设计自动化、过程优化、预测性维护和质量控制。利用生成对抗网络和变分自编码等机器学习模型，生成式人工智能能够独立生成新数据，提高决策能力，并使工作流程更加高效。在这一过程中，生成式人工智能依托强大的算力基础设施、数据资源和设备层级联动，不断赋能制造业向智能化和高效化迈进。

随着市场环境的不不断变化，GAI 需要通过增强学习能力和自适应性，帮助制造企业快速整合新知识，提升决策质量，进而推动组织内部各部门之间的协同合作。这种跨部门的协作有助于打破信息孤

岛, 优化资源配置, 提高整体运作效率。AIGC (artificial intelligence generated content) 技术也可以通过结合大模型和行业知识图谱^[12]快速响应行业动态变化, 增强生产系统的柔性、适应性与有效性^[13], 最终推动制造业的数字化转型升级, 构建更具竞争力的智能制造生态系统^[14-15]。对此, 本文提出生成式

AI 技术在制造业中的应用框架(见图 1), 旨在为制造业及制造企业提供系统性的指导和实践参考, 能够在不断变革的环境中有效利用生成式人工智能技术, 实现智能化、数字化的全面转型与升级。制造企业能够借助该框架更好地适应市场变化, 提升竞争力, 并在未来的智能制造生态系统中占据领先地位。

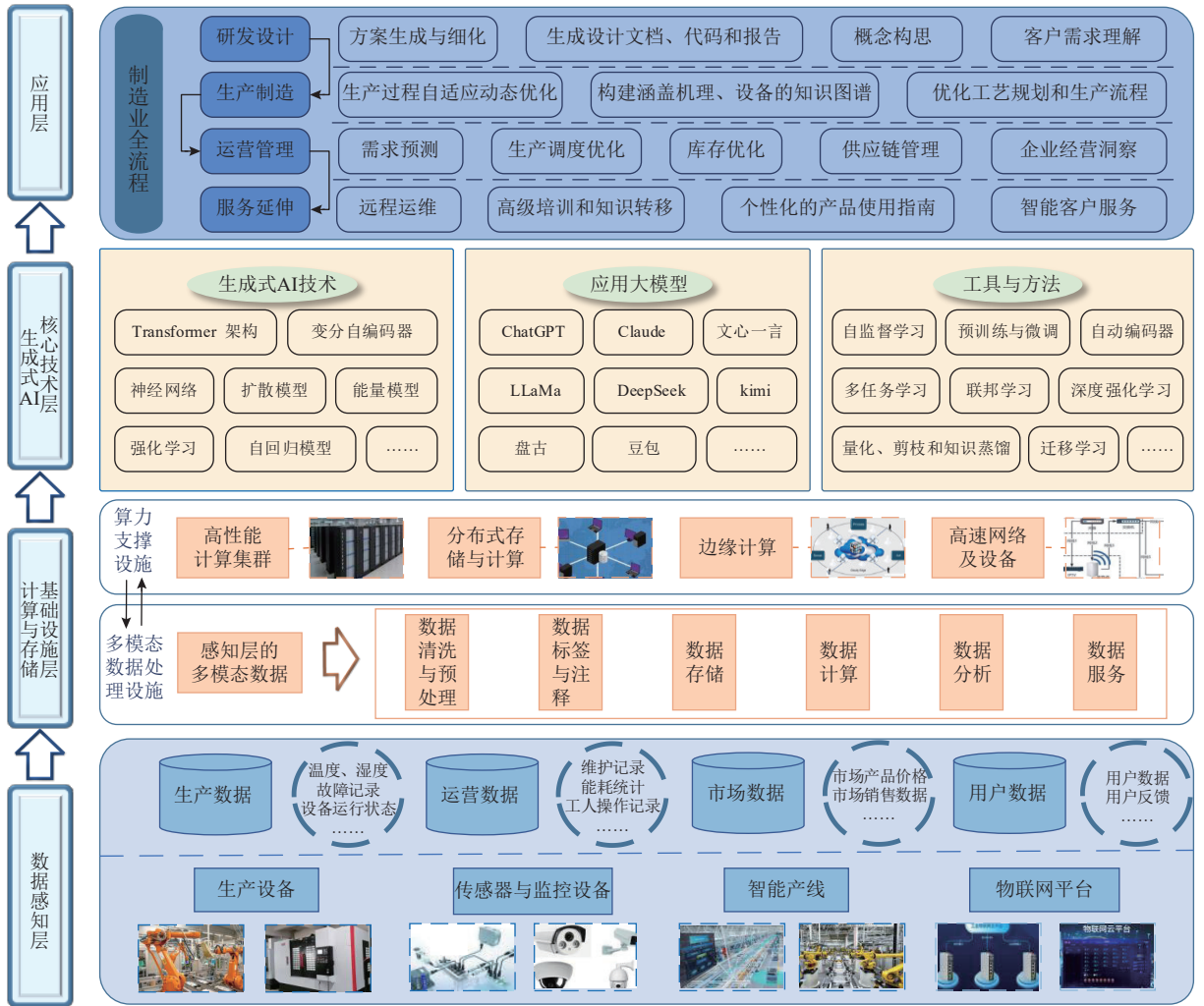


图 1 生成式人工智能技术在制造业中的应用框架

Figure 1 Application framework of generative AI in manufacturing

该框架主要分为 4 个层次: 数据感知层、计算与存储基础设施层、生成式 AI 核心技术层和应用层。数据感知层包含工业生产设备、传感器网络等进行数据采集和记录等, 是数据来源的基础, 为上层技术提供数据支撑。计算与存储基础设施层包括高性能计算、分布式存储^[16]、边缘计算^[17]、多模态数据处理^[18]设施等资源, 提供生成式 AI 运算和数据存储处理的硬件支持。生成式 AI 核心技术层主要包括 Transformer 架构^[19]和扩散模型^[20]在内的一系

列生成式 AI 技术及具体应用模型和训练工具方法, 是生成式 AI 应用的核心支柱。应用层则覆盖生成式 AI 技术在制造业全流程中的具体应用场景, 如方案生成与细化、生产过程优化、库存优化等。该框架旨在通过生成式 AI 技术, 系统性提升广东省制造业的智能化水平和运作效率, 为广东省制造业的全流程优化提供技术支持。

1.1 研发设计: 知识驱动的智能设计新范式

在产品研发设计环节, 生成式人工智能通过学

习设计参数、约束条件、评价指标等领域知识,可自主进行多目标优化和方案生成,实现从概念构思到方案细化的端到端智能化设计^[21]。生成式 AI 通过自然语言处理功能生成设计文档、代码和报告,并通过图像生成技术辅助产品设计和可视化^[22]。李志等^[23]提出基于感性工学增强的 GPT 模型,该模型不仅能够深入挖掘用户的个性化需求,还能将这些需求转化为具体的产品设计元素。通过情感挖掘技术识别文本中的情感意图,量化用户的情感程度,从而更好地满足消费者的个性化需求。

在客户需求理解环节,模型可分析用户评论、使用数据等非结构化数据,精准把握个性化需求。Nah 等^[24]指出生成式 AI 可以通过分析用户评论、社交媒体帖子和客户支持记录等非结构化数据,帮助公司更好地理解客户需求和偏好,从而提供个性化的服务和产品推荐。在概念构思阶段,Feuerriegel 等^[25]指出生成式 AI 可以通过跨领域知识迁移和类比推理,快速探索多样化的创意。在方案生成阶段,生成式模型利用机器学习驱动的多学科设计优化,结合物理仿真验证,大幅提升设计效率和成功率。Rane^[26]指出生成式 AI 还可以通过机器学习驱动的多学科设计优化,帮助工程师快速生成最优的设计方案。Kiangala 等^[27]开发了一个定制的生成式 AI 聊天机器人的 HMI 设计,在实验性工厂中有效地提取了对故障排除和预测性维护分析有用的工厂设备状态信息,并快速生成有效的故障排除方案,减少停机时间。

这一设计范式的变革,极大缩短产品研发周期,提升广东省制造业的创新力。顾家、欧派和索菲亚等知名家居定制品牌正在利用人工智能技术实现整屋家居的客制化定制。海尔创新设计中心已经打造了全国首个 AIGC 工业设计解决方案,大幅缩短设计周期,并降低了概念设计成本,不仅将整体概念设计提速 83%,而且将集成渲染效率也提升了约 90%^[28]。

1.2 生产制造:融合机理的自适应优化与精准控制

相比传统 AI 需要人工设计特征和标注大量数据, Ren 等^[29]引入了一种生成式模型。该模型可通过自监督学习,自动从海量设备运行数据中提取知识,构建涵盖工艺机理、设备原理、质量关联的知识图谱,大幅降低人力依赖和时间成本。Xu 等^[30]提出一个生成式 AI 与数字孪生技术集成的智能工艺规划框架(GIPP),让生成式模型能够自主构建制造过程的数字孪生模型,从而优化工艺规划和生产流

程。Yang 等^[31]提出一个基于生成式 AI 的平行制造框架,旨在构建一个“6S”协作生产生态系统,利用强化学习等算法持续优化工艺参数组合,实现生产过程的自适应动态优化,在保证质量的同时最大化生成效率。

在设备生产维护方面,机器学习和数据分析在预测性维护中的应用得到了广泛关注。生成式模型通过学习设备参数和故障模式,能够预测设备故障并优化维护计划,准确预测关键零部件的剩余寿命,支持预测性维护决策,最小化非计划停机时间,从而加快生产。Ćelić等^[32]通过让生成式 AI 合成罕见故障或异常情况的数据实例来减少预测模型中的偏差,从而改善不确定性估计,增强模型的解释性,并通过融合多种数据源(包括传感器测量值、图像和文本信息等)实现多模态预测维护,显著提升了预测维护的效果。华为和立讯精密等广东企业正在利用人工智能技术优化生产制造流程,如借助“5G+AI”质检方案缩短检测时间、提高准确率;借助 AI 算法优化设备维修和排产调度等。

生成式人工智能在这一领域展现出了更大的潜力。西门子和微软正在合作开发可编程逻辑控制器(PLC)的代码生成工具,利用 ChatGPT 将自然语言输入生成对应的 PLC 代码。华为应用盘古制造大模型学习产线器件数据、业务流程及规则,并结合天筹 AI 求解器,将单产线 1 d 生产计划的制定时间从 3 h 缩短至 1 min,极大提升了生产排程效率。这一技术有望在更广泛场景中赋能生产制造,加速生成式人工智能模型从概念验证到规模化落地的进程,为广东制造注入新动力。

1.3 运营管理:因果推理赋能的全局动态决策优化

工业互联网作为新一代信息技术与工业制造深度融合的全新工业生态,对提高企业运营效率、推动制造业高质量发展具有重要意义^[33]。生成式人工智能在工业互联网场景下,通过挖掘业务链各环节的海量多源异构数据中隐藏的关联模式,并进行数据融合^[34],能够帮助管理者在需求预测、生产排程、库存优化等方面做出决策,实现端到端全局优化。基于对业务实时数据的持续学习,生成式模型可动态调整和优化策略,实现跨部门、跨企业的业务高效协同,快速适应市场需求波动,最大化地提升整个供应链的敏捷性与韧性^[35]。

广东拥有电子信息、家电、纺织服装等多个千亿级产业集群,产业链、供应链高度集中。传统的

运营管理依赖人工经验, 关注局部优化, 而生成式模型通过持续学习, 能够实现产业链、供应链全局优化, 进一步提升产业链和供应链的整体效率。创新奇智推出“ChatRobot 生成式工业机器人调度”升级版应用, 具备对话式交互、复杂意图理解等功能, 还能实现长序列任务编排和复杂决策驱动。

2023 年该公司的“AI+制造”业务板块同比增长 24.1%。用友企业服务大模型 YonGPT 创新研发了企业经营洞察、智能订单生成、供应商风控、动态库存优化、代码生成等数十种企业服务大模型赋能的智能应用。表 1 详细说明了生成型人工智能在运营管理中的应用、优势和挑战。

表 1 生成型人工智能在运营管理中的应用

Table 1 Applications of Generative AI in Operations Management

应用	描述	优势	挑战与思考	提出者
需求预测	利用生成式模型能有效处理时间序列数据, 实时更新预测, 适应市场变化, 准确预估短期需求波动	提高库存管理效率, 减少库存积压和缺货。帮助企业提前规划, 降低预测风险	数据质量与偏差, 市场波动的不确定性	Chinta 等 ^[36]
生产流程优化	利用生成式模型精确预测生产进度, 实时数据调整生产计划, 提升订单履行效率	优化资源配置, 减少浪费, 确保生产计划的可行性和精确性	调度问题的复杂性, 需要实时的数据更新和模型调整	Mulongo ^[37]
企业经营洞察	利用生成式 AI 进行数据分析, 提供企业经营洞察, 支持管理层决策	提供精准的决策支持, 帮助企业更好地理解市场和客户需求	模型训练难度较大, 数据安全和隐私保护需严格保障	Rane ^[38]
质量控制	将生成式 AI 集成到质量管理体系中, 支持质量数据的分析和预测, 提升质量管理效率	提升质量管理效率, 支持质量数据的深入分析和预测	数据质量和多样性不足, 模型训练难度较大, 工业环境复杂, 模型泛化能力受限	Hieu ^[39]
维护管理	利用生成式 AI 监测分析设备运行数据, 预测设备故障并给出维护建议, 提高设备稼动率	实现预测性维护, 提高设备稼动率; 优化关键工艺参数, 提升生产效率	故障数据有限, 模型集成难度大, 缺乏可解释性	Khan 等 ^[40]
供应链管理	利用生成式模型优化供应链管理, 提高物流效率和降低成本	改善供应链透明度, 减少库存成本	供应链数据的复杂性和多样性, 需要跨部门协作和数据共享	Al-Khatib 等 ^[41]
能源管理	利用生成式 AI 优化能源管理, 提高能效, 降低能耗。	提高能效, 降低能耗; 实时监测和优化能源使用, 支持可持续发展	数据采集和处理复杂, 需要跨学科合作, 确保技术可行性和经济性	Alzu'bi 等 ^[42]

1.4 知识图谱驱动的远程运维与个性化服务

针对运维场景的动态环境, 需系统地收集各种异构知识源, 快速识别、标注异构数据中的关键实体和关系, 以便构建统一的、多维的知识图谱。生成式模型可快速对设备故障进行诊断分析, 自动生成标准化、个性化的检修方案和运维交互模型, 大幅提升远程运维的效率。生成式人工智能也能将其理解的知识图谱进行高级培训和知识转移。Ghobakhloo 等^[43]提出该功能为经验不足的操作人员提供宝贵的指导, 从而有效管理复杂的生产操作, 提升整体生产效率和质量。通过利用生成式 AI 的能力, 可以创建详细的培训模块和模拟环境, 这些工具不仅能够帮助新员工快速上手, 还能持续支持现有员工技能的更新与提升。在产品使用阶段, 通过分析用户行为、偏好等数据, 结合客户画像, 生成式模型可自动生成个性化的产品使用指南, 定制专属增值服务, 并有针对性地提供产品优化建议。

知识驱动的服务新模式, 使制造业从单纯的产品制造商转变为集成服务解决方案提供商。Bamberger 等^[44]提出生成式 AI 可以提供智能客户服务,

通过聊天机器人和虚拟助手帮助客户解决使用过程中遇到的问题, 提高客户满意度, 并根据用户的使用习惯和需求生成个性化的使用指南, 帮助用户更好地利用产品功能。据 ABB 官网介绍, 基于大模型技术的 Genix Copilot 有望将资产生命周期延长 20%, 将设备意外停机时间减少 60%。南方电网公司发布的电力行业首个自主可控电力大模型, 具备每分钟处理 100 张问题图片的能力, 还能同时识别 20 类缺陷, 识别效率是传统 AI 算法的 10 倍。Salesforce 和微软等公司也在 CRM 领域加强了生成式人工智能的应用, 通过智能推荐和客户行为分析, 提升了客户满意度和忠诚度。

2 制造业应用生成式人工智能的挑战及困境

在世界经济论坛 2024 年年会上, 德勤人工智能研究院发布了最新的季度调研报告《企业生成式人工智能应用现状: 立足当下, 谋定未来》。该报告通过对超过 2 800 名总监至首席高管级别的受访

者进行调研,覆盖六大行业和全球 16 个国家及地区。结果显示,79%的受访者预计生成式 AI 将在未来 3 年内推动企业的实质性变革。图 2 调研数据显示,受访者对生成式人工智能展现出较高的信任,其中,31%的受访者认为生成式 AI 已经在推动制造业转型方面发挥了重要作用。

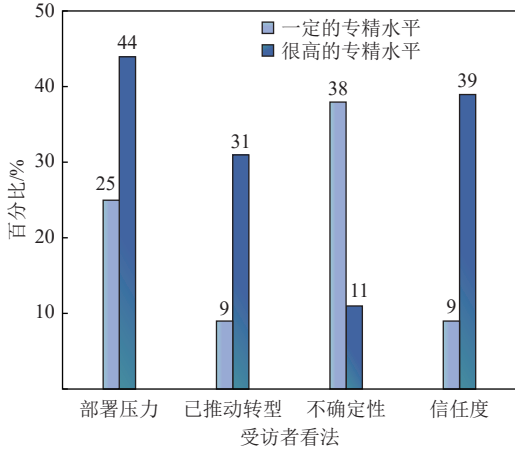


图 2 受访者对生成式人工智能的看法

Figure 2 Respondents' views on generative AI

广东省作为中国制造业第一大省,拥有电子信息、智能家电、汽车、先进装备、石化、新材料等多个万亿级产业集群。广东省 2024 年全省规模以上工业企业实现营业收入 19.4 万亿元,拥有全部 31 个制造业大类,电子信息制造等 15 个行业规模位居全国第一。根据广东省统计局数据,2024 年广东省规模以上工业增加值同比增长 4.2%,其中,制造业增长 4.3%。然而,虽然广东省制造业体量庞大,但在高端制造和智能制造方面与发达国家和地区仍存在差距,生成式人工智能作为新一代前沿技术,在广东制造业的应用也面临诸多广东特色的挑战与困境。

2.1 工业知识表征与资源难题凸显

工业知识的高度复杂性、领域特殊性,使其难以如互联网领域的通用知识那样方便获取和表示。如何从海量异构工业数据中准确抽取、融合、关联多源异构知识,构建全面、易用的工业知识图谱,是生成式人工智能落地的首要前提。对于广东省而言,这一挑战尤为突出。

作为拥有超过 7 万家规模以上工业企业的制造业大省,广东省各产业集群间的知识壁垒明显,尤其是珠三角地区的电子信息、智能家电与粤东西北地区的纺织服装、食品加工等传统产业之间的知识

融合存在巨大鸿沟。当前,针对特定工业场景构建的小规模知识库已初具雏形,但离通用性、开放性的行业知识引擎还有较大差距,知识获取、融合、推理一体化的技术体系亟待完善。如琶洲算法库首批入驻约 100 个产业算法模型,但离通用性、开放性的行业知识引擎还有较大差距。工业知识的高度复杂性同样也会导致资源难题凸显。一方面,大模型训练需要依赖大量的数据资源和设备软件;另一方面,技术的创新和发展需要依赖长时间的资金投入和人力资源支持。例如,Authentise 通过利用 12 000 篇科学增材制造论文对通用大语言模型进行精细化调优,推出了 3DGPT,用于增材制造技术问答。这种定制化的方法虽然能够更好地满足特定领域的需求,但也需要投入大量的时间和资源进行模型训练和调优。而广东省中小制造企业占据了绝对多数,这对于许多没有资源的初创企业和中小企业来说是一个不小的负担。

2.2 海量异构工业数据采集与共享壁垒待破

广东省拥有电子信息、家电、纺织服装等高度集中的支柱产业集群,据广东省工业和信息化厅数据显示,截至 2024 年底,广东省制造业规模以上企业数量达到 7.4 万家,其中珠三角九市集中了大多数的制造业企业。然而,这些企业间的数据壁垒严重,缺乏统一的数据标准和共享机制。工业数据的隐私性、敏感性,使得企业对数据共享持谨慎态度,这导致宝贵的工业数据资源沉淀在企业内部。

根据图 3 广东省政府数据统计(规模以上代表全部年销售收入 2 000 万元及以上工业企业),广东省每年工业产值都呈现不同程度的增长趋势,同时也会产生更多的工业生成数据。打通数据壁垒,统一数据标准,构建面向广东省制造业产业链的工业人工智能大数据共享平台^[45],推动数据驱动的协同创新,已成为共识。但如何在发挥数据价值的同

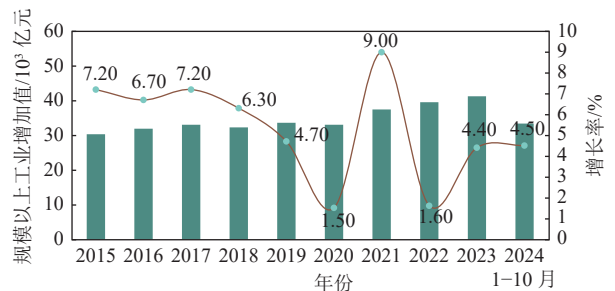


图 3 广东的工业生产总值增长图

Figure 3 Growth of industrial production value in Guangdong

时保障数据安全, 仍是悬而未决的难题, 这需要政府与企业携手探索, 在制度、技术等层面系统施策。

2.3 模型鲁棒性、可解释性、安全性急需提升

当前在广东省工业领域, 模型的鲁棒性、可解释性和安全性亟需显著提升。复杂多变的工业场景对模型的泛化性和鲁棒性提出严峻的挑战。尽管通用大模型在知识广度上具备明显优势, 但是在动态变化的工业制造环境中, 这些模型易于产生“机器幻觉”, 导致生成无效数据, 从而造成不公平或歧视性的决策^[46], 且垂直行业知识的深度挖掘和容错纠偏能力稍显不足。广东制造企业亟需解决的关键问题是如何有效引入工业机理知识, 以构建能够准确表征生产过程中的复杂物理和化学机制的模型。通过整合相关的工业知识, 可以减少数据分布变化所带来的负面影响, 从而提升模型在实际应用中的稳定性与适应性。这不仅是提升模型性能的关键所在, 更是推动智能制造和工业数字化转型的核心任务。解决这一问题将为构建更高效、可靠的工业智能化系统奠定坚实的基础。

2.4 人机协同与群智融合的系统规划尚不明晰

广东省作为制造业用工大省, 据省统计局数据来看, 2023年全省制造业从业人员超过1200万, 人力资源管理面临着巨大挑战。广汽新能源、格力电器等广东智能制造企业的实践经验表明, 构建未来智能制造系统的关键在于以人为中心进行统筹规划, 明确人机交互的边界, 从而最大化发挥人机互补^[47]的优势。然而, 在广东省制造业企业中, AI技术与生产系统的深度融合仍面临挑战。许多企业在推进智能制造的过程中, 往往缺乏系统性的人机协作规划。虽然广东省政府和相关机构积极推动人工智能技术的应用和发展, 但仍有相当一部分制造企业仅在特定环节或任务中应用AI技术, 而未能将其整合为整体战略的一部分。这意味着, 尽管部分企业在引入自动化机器人、智能传感器等先进设备方面取得了进展, 但在构建全面的人机协同生态系统方面仍有待提高。

未来的智能制造系统有望成为人机混合增强智能的结晶, 体现出人机协同的最佳实践。当前人工智能系统在设计及开发过程中, 多数仍然侧重于机器的视角, 缺乏以人为中心的顶层规划思维。这一现状导致了人机协作效率的低下和相应技术应用的局限性。在技术融合层面, 需明确人在智能制造回

路中的定位, 协调好人与机器在认知、决策、操控等环节的功能, 进而实现优势互补与协同增效。在工艺设计层面, 要以人机协同为导向, 重塑业务流程。例如, 通过优化人机交互界面与操作流程, 确保人员能够高效地利用机器的功能, 从而实现生产过程的精准控制。在生产组织层面, 应当建立以机器为主、以人为辅的柔性化调度机制, 这样既能充分发挥机器的高效性, 又能兼顾人类在复杂环境下的决策能力和创造力。在价值取向上, 机器应服从人的价值判断^[48], 确保在决策过程中充分考虑人类的需求与价值观, 从而实现人机领悟与价值观的深度整合。

3 大模型赋能制造业的发展趋势展望

1) 数字工人协同人类员工, 携手破解制造业用工难题。

随着生成式人工智能大模型在工业场景的规模化应用, 面向特定工种的“数字工人”有望成为车间生产的新型劳动力主体。作为制造业大省, 广东省近年来持续面临用工荒的问题, 这一现象对产业的可持续发展构成了严峻挑战。数字工人通过对行业数据的持续学习, 能够迅速掌握某些特定工种的核心技能, 并以全天候高质量的执行效率, 完成相对单一、重复的作业内容。“数字工人+人类员工”的全新协作范式, 将推动生产效率的倍增提升。而人类员工则将更多地转向对智能装备的指挥控制、算法逻辑优化、异常预警处置等高附加值工作。未来车间的人机分工与业务流程也将随之重构。总的来看, 大模型推动的“数字工人”将与人类员工实现互补共生、和谐共荣, 广东数字工人的出现为缓解用工短缺问题提供了创新解决方案。

2) 模型学习转化为制造柔性, 驱动产品定制和品牌创新。

随着生成式大模型训练效率的持续提升, 以及迁移学习^[49-51]、小样本学习^[52-54]等新范式在工业场景应用的深化, 模型可在更短的训练周期、更少的样本数据条件下, 快速适应不同的生产工艺、产品种类。这种适应性不仅提升了生产效率, 还能帮助企业在复杂市场环境中迅速响应消费者需求, 为制造企业带来新的增长机遇。由此, 模型强大的学习泛化能力将高效转化为制造的柔性能力, 极大拓展生

产的外延空间。这一转变不仅能够提升生产的灵活性，还将促使企业推出更符合市场需求的创新产品，从而引发制造业运营管理模式的全面变革。在数据驱动的背景下，这将推动企业构建更加精细化和智能化的生产体系，显著缩短产品创新周期、持续提升供给质量，以及显著优化用户体验，从而实现企业可持续发展的新目标。综上所述，模型学习的进步不仅是制造工艺的革新，更是企业在竞争中保持领先的重要战略。

3) 算法优势加速转化为制造力优势，“制造+算法”双链主模式日益明显

在新一轮产业革命中，生成式人工智能成为制造业智能化变革的“新引擎”。算法、算力、数据等新型生产要素的积累与应用，正成为广东企业竞争优势和产业竞争的制高点。特别是在信息化与智能化的深度融合背景下，这些新型生产要素使得企业能够在市场中快速响应变化，提升系统的整体敏捷性。拥有领先的工业知识表征模型、工业大脑系统的企业，如华为、富士康等制造龙头企业，将在工艺优化、质量管控、产品创新等方面形成独特优势。这不仅提升了企业的运营效率，也使其在技术创新和市场占有率方面具备了强大的竞争实力。在工业人工智能领域抢占技术制高点、打造自主可控的行业级通用大模型，对重塑全球产业格局、赢得发展主动权具有战略意义。进一步而言，“制造+算法”的双链主模式将推动行业的可持续发展，使得企业在面对未来不确定性时能够更具韧性。这种模式下，企业不仅要关注内部资源的优化配置，更要在生态系统中寻求外部合作与创新，以形成产业合力，共同应对市场挑战。总之，算法的优势转化为制造力的提升，将引领制造业迎来全面升级的新时代。

4) “制造-算力-能源”统筹，协同建设新型基础设施。

制造、算力、能源共同构成广东省制造强省腾飞的三驾马车。当前，支撑大模型训练和推理的高性能计算、高速存储、数据中心等新型算力设施建设相对滞后，这一情况严重制约了相关技术的发展和应用。为突破这一瓶颈，一方面，需要加快新型算力技术创新和产业化进程，着力突破 AI 芯片、异构计算架构、智能调度系统等关键技术；另一方面，统筹规划绿色低碳的算力基础设施空间布局变

得尤为重要。这意味着要将算力基础设施的建设与区域产业发展、能源电力支撑有机结合，确保其在实现经济增长的同时，遵循可持续发展的原则。此外，工业领域海量物联网设备的接入，对新型通信网络提出了更高要求，因此需超前谋划 5G 及未来 6G 网络的部署，以保证高速、稳定的数据传输。通过“制造-算力-能源”的协同统筹，广东省将加速构建一个创新引领、绿色低碳的新型基础设施体系。这一体系将为制造业的转型升级提供强有力的支撑，也将为实现全省经济高质量发展注入新的动力。最终，将实现产业的智能化与绿色化双轮驱动，助力广东在全国乃至全球的制造业竞争中立于不败之地。

4 对策建议

1) 加速广东省智能算力建设与制造领域关键算法攻关，实现协同进步。

算力为制造领域的各项决策和生产环节提供了强大的数据处理与分析支持，而算法则为智能制造的精度和效率提供了重要保障。在智能制造快速发展的时代背景下，加速智能算力建设与关键共性算法攻关已成为推动广东省制造业高质量发展的核心驱动力。针对工业机理知识表征、多源异构知识融合、跨模态工业大模型预训练、工业因果推理引擎等基础理论和共性关键技术，在算力基础设施不断完善的支持下，制定广东省制造领域人工智能专项科研计划，充分发挥国家重点实验室、制造业创新中心等高能级创新平台的作用，鼓励高校、科研院所、广东省骨干企业协同攻关，突破一批制约广东制造业智能化发展的“卡脖子”难题。

2) 打造广东特色制造业高质量数据集，加速推进人工智能训练场建设。

高质量的数据集能够显著提高大模型的精度和表现。吴恩达教授曾指出，人工智能的发展正在从“以模型为中心”加速转向“以数据为中心”的模式，高质量的训练数据集决定着模型的精度与表现。不仅如此，高质量的数据集可以提供更丰富的特征和更详细的标注，帮助模型更好地理解数据的内在规律，从而提高其可解释性。广东省能依托佛山、东莞、中山等制造业集群优势，打造家电、电子信息、智能装备等领域特色数据集，并在深圳、广州

等地建设人工智能数据训练基地, 为企业和研究机构提供稳定且强大的算力支持, 从而加速大模型的训练过程, 提高训练效率, 降低研发成本。打造制造业高质量数据集和推进人工智能训练场的建设, 对于《广东省新一代人工智能创新发展行动计划(2022—2025年)》中指出的构建高质量多模态中文数据集、加快算法产品供给、建设大模型开源社区的目标至关重要。

3) 开展广东制造业行业大模型预训练攻关, 形成“制造认知”基座及示范。

在数字化转型的大潮中, 深度应用大模型预训练技术能够充分挖掘行业数据所蕴含的知识潜力, 显著提升制造业的智能生产和决策能力。结合广东省家电、汽车、电子信息等优势制造业的特点, 构建覆盖典型制造场景的高质量多模态数据集, 探索适合制造业应用的模型架构设计和预训练范式, 以提升模型训练效率。针对“模型鲁棒性、可解释性、安全性急需提升”的挑战, 重点研究如何通过引入工业机理知识来增强模型对复杂多变工业环境的适应能力, 减少数据分布变化带来的“机器幻觉”问题, 提高模型的容错纠偏能力。通过在通用大模型的基础上继续进行广东省制造业特定数据的预训练, 学习制造业特定语言和机理规律, 形成“制造认知”基座, 有助于构建高效的制造业智能化生产体系。此外, 探索将物理模型、仿真模型融入大模型训练, 聚焦智能产品设计、精准质量管控、智慧设备运维等典型场景, 能够进一步赋能千行百业。

4) 创新广东制造产品、服务、算法融合的产品服务模式。

推动构建“政产学研用”协同创新生态, 组建广东省制造业人工智能创新联合体, 搭建“产品+服务+算法”协同创新平台, 通过整合先进产品、个性化服务和智能算法, 实现高效的系统化解决方案。此模式不仅可以提升用户体验, 还能显著增强产品的适应性与市场竞争力。通过积极推出“行业模型券”支持珠三角地区中小企业调用垂直行业大模型赋能制造产业, 建立广东特色的产品、服务、算法融合的生态体系和商业模式, 从而降低技术应用门槛, 加速生成式人工智能在广东制造业的规模化应用, 提升制造业企业智造水平和服务延伸能力。创新产品、服务、算法的深度融合推动了商业模式从单一产品向“产品即服务”转型, 为制造行业带来了

更具价值的创新机会与应用前景。

5) 加快构建生成式人工智能驱动的广东现代化制造业产业体系, 推动制造强省建设。

构建现代化制造业产业体系是推动广东省制造强省建设的重要举措。生成式人工智能技术不仅具备大规模数据处理与智能决策能力, 还能通过自我学习与优化实现产品创新和生产流程的智能化提升。将生成式人工智能嵌入广东制造业体系中, 能够显著提高资源配置效率, 增强生产灵活性, 提升产品质量, 从而推动产业链的优化升级与高质量发展。构建生成式人工智能驱动的广东省现代化制造业产业体系必须实现以下3点: (1) 加快广东省制造业垂直行业数据治理, 开放行业预训练模型, 推动粤港澳大湾区制造业要素优化组合; (2) 优化高校学科布局, 探索“AI+制造”人才培养新模式, 加强复合型人才培养; (3) 制定广东省“制造-算力-能源”协同发展规划, 布局新型基础设施, 形成适配制造业发展的算力及能源保障。

5 研究结论与展望

生成式人工智能正在引领广东省制造业的重大变革, 通过自主设计、工艺优化和智能生产控制, 提升了制造业的生产力和创新能力。政策的支持为该技术的应用提供了方向, 推动了研发设计、生产制造和运营管理等环节的智能化转型。尽管生成式人工智能展现出良好的应用前景, 但仍有许多挑战, 如工业知识共享、数据安全和模型可解释性等问题, 这些问题需要通过技术突破和政策引导来解决。企业应积极探索跨领域的技术融合, 加快数字化转型步伐, 尤其是在中小企业中推广生成式人工智能的应用, 以增强市场竞争力。对此, 政府和产业界应加强合作, 构建开放的资源共享平台, 促进数据流通与知识交流。

总体而言, 生成式人工智能的广泛应用将为广东省制造业的高质量发展注入新的动力, 助力其在全球制造业竞争中站稳脚跟, 并为可持续增长奠定坚实基础。通过不断创新和适应, 广东制造业有望在未来实现更高水平的产业转型与升级。

参考文献:

- [1] 孙小强, 高秀云, 王玉梅. 制造业数智化融合转型发展的关键要素、机理分析及评价指标研究[J]. 中国科学院院刊, 2024,

- 39(2): 323-332.
- SUN Xiaoqiang, GAO Xiuyun, WANG Yumei. Key elements, mechanism analysis and evaluation indicators of digital and intelligent integration transformation and development of manufacturing industry[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2024, 39(2): 323-332.
- [2] ALBUKHITAN S. Developing digital transformation strategy for manufacturing[J]. *Procedia Computer Science*, 2020, 170: 664-671.
- [3] DURAIVELU K. Digital transformation in manufacturing industry – A comprehensive insight[J]. *Materials Today: Proceedings*, 2022, 68: 1825-1829.
- [4] DAVIS R, SHROBE H, SZOLOVITS P. What is a knowledge representation?[J]. *AI Magazine*, 1993, 14(1): 17.
- [5] CHEN F, CHEN X, XU S, et al. Improving cross-modal understanding in visual dialog via contrastive learning[C]//2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Singapore: IEEE, 2022: 7937-7941.
- [6] LV Z. Generative artificial intelligence in the metaverse era[J]. *Cognitive Robotics*, 2023, 3: 208-217.
- [7] 闪四清, 巨熙杰, 李艺农, 等. 基于生成式 AI 的智能制造专业型应用框架研究与应用[J]. *新型工业化*, 2024, 14(6): 90-98.
- SHAN Siqing, JU Xijie, LI Yinong, et al. Research and application of a specialized application framework for intelligent manufacturing based on generative AI[J]. *Technology Frontier*, 2024, 14(6): 90-98.
- [8] 江志斌, 周利平. 面向智能制造的生产运作管理: 挑战、科学问题、关键研究及部分新进展[J]. *工业工程*, 2024, 27(1): 1-9.
- JIANG Zhibin, ZHOU Liping. Production and operation management for intelligent manufacturing: Challenges, scientific issues, key research, and latest development[J]. *Industrial Engineering Journal*, 2024, 27(1): 1-9.
- [9] 张朋, 张洁. 生成式人工智能的工业应用技术与前景[J]. *自动化仪表*, 2024, 45(8): 1-10.
- ZHANG Peng, ZHANG Jie. Technologies and prospects for industrial applications of artificial intelligence generative content [J]. *Process Automation Instrumentation*, 2024, 45(8): 1-10.
- [10] DOANH D C, DUFEK Z, EJDYS J, et al. Generative AI in the manufacturing process: Theoretical considerations[J]. *Engineering Management in Production and Services*, 2023, 15(4): 76-89.
- [11] HARIDASAN P K, JAWALE H. Generative AI in manufacturing: A review of innovations, challenges, and future prospects[J]. *Journal of Artificial Intelligence, Machine Learning and Data Science*, 2024, 2(2): 1418-1424.
- [12] ZHOU B, SHEN X, LU Y, et al. Semantic-aware event link reasoning over industrial knowledge graph embedding time series data[J]. *International Journal of Production Research*, 2023, 61(12): 4117-4134.
- [13] BORDOLOI S K, COOPER W W, MATSUO H. Flexibility, adaptability, and efficiency in manufacturing systems[J]. *Production and Operations Management*, 1999, 8(2): 133-150.
- [14] JAVED S, JAVED J V, DEVENTER H, et al. A smart manufacturing ecosystem for industry 5.0 using cloud-based collaborative learning at the edge[C]//2023 IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium. Miami: IEEE, 2023: 1-6.
- [15] BOUGUERN S. Designing the future: exploring the smart manufacturing ecosystem and future landscape[J]. *Journal of Novel Engineering Science and Technology*, 2024, 3(3): 99-106.
- [16] DIMAKIS A G, GODFREY P B, WU Y, et al. Network coding for distributed storage systems[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(9): 4539-4551.
- [17] KHAN W Z, AHMED E, HAKAK S, et al. Edge computing: A survey[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 219-235.
- [18] GAO J, LI P, CHEN Z, et al. A survey on deep learning for multimodal data fusion[J]. *Neural Computation*, 2020, 32(5): 829-864.
- [19] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C/OL]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. USA: Curran Associates Inc., 2017(2017-12-04). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>.
- [20] YANG L, ZHANG Z, SONG Y, et al. Diffusion models: a comprehensive survey of methods and applications[J]. *ACM Computing Surveys*, 2023, 56(4): 105: 1-105: 39.
- [21] SHARMA S, KATRAMATOS D, YU D, et al. Design and implementation of an intelligent end-to-end network QoS system[C]//SC'12: Proceedings of the International Conference on High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2012: 1-11.
- [22] SAI S, SAI R, CHAMOLA V. Generative AI for Industry 5.0: Analyzing the impact of ChatGPT, DALLE, and other models[J/OL]. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, 2024(2024-05-10). <https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2024.3400161>.
- [23] 李志, 刘峻江, 肖锦葵. 基于感性工学增强的 GPT 模型在分布式定制化制造方案中的研究[J/OL]. *工业工程*, 1-12(2024-08-16)[2025-03-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1429.TH.20240815.2109.004.html>.
- LI Zhi, LIU Junjiang, XIAO Jinkui. A study of GPT model enhanced by kansei engineering in distributed customized manufacturing solutions[J]. *Industrial Engineering Journal*, 1-12 (2024-08-16)[2025-03-21]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1429.TH.20240815.2109.004.html>.
- [24] NAH Fui-hoon F, ZHENG R, CAI J, et al. Generative AI and ChatGPT: applications, challenges, and AI-human col laboration[J]. *Journal of Information Technology Case and Application Research*, 2023, 25(3): 277-304.
- [25] FEUERRIEGEL S, HARTMANN J, JANIESCH C, et al. Generative AI[J]. *Business & Information Systems Engineering*, 2024, 66(1): 111-126.
- [26] RANE N L. Multidisciplinary collaboration: key players in successful implementation of ChatGPT and similar generative artificial intelligence in manufacturing, finance, retail, transportation, and construction industry[DB/OL]. *OSF Preprints*, 2023 (2023-10-17). <https://doi.org/10.31219/osf.io/npm3d>.
- [27] KIANGALA K S, WANG Z. An experimental hybrid customized AI and generative AI chatbot human machine interface to improve a factory troubleshooting downtime in the context of

- Industry 5.0[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2024, 132(5-6): 2715-2733.
- [28] 中国工业新闻网. 全国首个工业设计 AIGC 应用落地海尔智家, AI 助手 Co-designer 提效业务 11.9% [EB/OL]. (2023-07-13)[2025-3-11]. <https://www.cinn.cn/p/271086.html>.
- [29] REN L, WANG H, TANG Y, et al. AIGC for industrial time series: from deep generative models to large generative models[J/OL]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: System*, 1-18(2024-07-16). <https://arxiv.org/pdf/2407.11480v2>
- [30] XU Q, ZHOU G, ZHANG C, et al. Generative AI and DT integrated intelligent process planning: a conceptual framework[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2024, 133(5-6): 2461-2485.
- [31] YANG J, WANG Y, WANG X, et al. Generative AI empowering parallel manufacturing: Building a “6S” collaborative production ecology for manufacturing 5.0[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(11): 6522-6536.
- [32] ČELIĆ J, BRONZIN T, HORVAT M, et al. Generative AI in e-maintenance: myth or reality?[C]//Proceeding of the 47th MIPRO ICT and Electronics Convention. Opatija, Croatia: IEEE, 2024: 1911-1919.
- [33] 王康周, 王冬冬, 豆垒, 等. 工业互联网场景下运营管理研究综述[J]. *工业工程*, 2024, 27(2): 1-13.
WANG Kangzhou, WANG Dongdong, DOU Lei, et al. Operational management in the context of industrial internet of things: A review[J]. *Industrial Engineering Journal*, 2024, 27(2): 1-13.
- [34] ZHANG L, XIE Y, XIDAO L, et al. Multi-source heterogeneous data fusion[C]//2018 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD). Chengdu: IEEE, 2018: 47-51.
- [35] 邓慧慧, 刘宇佳, 王强. 人工智能发展如何提升供应链韧性?——基于上市公司的经验证据[J]. *浙江大学学报(人文社会科学版)*, 2024, 54(6): 5-23.
DENG Huihui, LIU Yujia, WANG Qiang. How does artificial intelligence influence supply chain resilience: evidence from listed companies[J]. *Journal of Zhejiang University (Humanities and Social Sciences)*, 2024, 54(6): 5-23.
- [36] CHINTA S. Generative AI in predictive analytics: transforming business intelligence through enhanced forecasting techniques[J]. *IRE Journals*, 2024, 7(3): 665-677.
- [37] MULONGO N Y. Optimisation of manufacturing workflow through generative artificial intelligence[C]//2024 International Symposium on Networks, Computers and Communications (IS-NCC). Washington DC, USA: 2024.
- [38] RANE N. Role and challenges of ChatGPT and similar generative artificial intelligence in business management[DB/OL]. *Social Science Research Network*, 2023(2023-07-26). <http://doi.org/10.2139/ssrn.4603227>.
- [39] HIEU D V. Incorporating generative AI into quality management systems enhancing process optimization and product development[J]. *International Journal of Applied Machine Learning and Computational Intelligence*, 2023, 13(11): 1-8.
- [40] KHAN Z U, NASIM B, RASHEED Z. Generative AI based predictive maintenance in aviation: a systematic literature review [J/OL]. *CEAS Aeronautical Journal*, 2025(2025-03-01). <https://doi.org/10.1007/s13272-025-00818-1>.
- [41] AL-KHATIB A W, AL-SHBOUL M A, KHATTAB M. How can generative artificial intelligence improve digital supply chain performance in manufacturing firms? Analyzing the mediating role of innovation ambidexterity using hybrid analysis through CB-SEM and PLS-SEM[J]. *Technology in Society*, 2024, 78: 102676.
- [42] ALZUBI S, KANAN T, ELBES M, et al. Energy-efficient strategies for generative AI at the edge[DB/OL]. *Social Science Research Network*, 2024(2024-08-09). <https://ssrn.com/abstract=4921131>.
- [43] GHOBAKHLOO M, FATHI M, IRANMANESH M, et al. Generative artificial intelligence in manufacturing: opportunities for actualizing industry 5.0 sustainability goals[J]. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 2024, 35(9): 94-121.
- [44] BAMBERGER S, CLARK N, RAMACHANDRAN S, et al. How generative AI is already transforming customer service [DB/OL]. (2023-06-28). <http://www.bcg.com>.
- [45] HUANG S, SIDDARTH D. Generative AI and the digital commons[DB/OL]. (2023-03-20). <http://doi.org/10.48550/arXiv.2303.11074>.
- [46] KENTHAPADI K, LAKKARAJU H, RAJANI N. Generative AI meets responsible AI: practical challenges and opportunities [C]//Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Long Beach CA USA: ACM, 2023: 5805-5806.
- [47] STEYVERS M, TEJEDA H, KERRIGAN G, et al. Bayesian modeling of human-AI complementarity[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2022, 119(11): e2111547119.
- [48] GABRIEL I. Artificial intelligence, values, and alignment[J]. *Minds and Machines*, 2020, 30(3): 411-437.
- [49] WEISS K, KHOSHGOFTAAR T M, WANG D. A survey of transfer learning[J]. *Journal of Big Data*, 2016, 3(1): 9.
- [50] MASCHLER B, WEYRICH M. Deep transfer learning for industrial automation: A review and discussion of new techniques for Data-Driven Machine Learning[J]. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 2021, 15(2): 65-75.
- [51] WANG W, WANG Z, ZHOU Z, et al. Anomaly detection of industrial control systems based on transfer learning[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2021, 26(6): 821-832.
- [52] WANG Y, YAO Q, KWOK J T, et al. Generalizing from a few examples: A survey on few-shot learning[J]. *ACM Computing Surveys*, 2020, 53(3): 63:1-63:34.
- [53] PAN T, CHEN J, ZHANG T, et al. Generative adversarial network in mechanical fault diagnosis under small sample: A systematic review on applications and future perspectives[J]. *ISA Transactions*, 2022, 128: 1-10.
- [54] LIN L, ZHAO S, ZHANG Y, et al. Purposive data augmentation strategy and lightweight classification model for small sample industrial defect dataset[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, 20(9): 11475-11484.