

引用格式:谢卫红,林漫,郑迪文,等.人工智能技术如何促进制造企业转型升级?——基于数据要素与内部控制的链式中介作用[J].技术经济,2025,44(4):72-88.

Xie Weihong, Lin Man, Zheng Diwen, et al. What mechanisms does artificial intelligence technology employ to foster the transformation and upgrading of manufacturing firms? A chain-mediated role of data element and internal control[J]. Journal of Technology Economics, 2025, 44(4): 72-88.

企业技术经济

人工智能技术如何促进制造企业转型升级?

——基于数据要素与内部控制的链式中介作用

谢卫红^{1,2}, 林漫^{1,2}, 郑迪文^{3,4}, 秦玲玲^{1,5}, 喻娟^{1,2}

(1. 广东工业大学经济学院, 广州 510520; 2. 广东工业大学数字经济与数据治理实验室, 广州 510520;

3. 广东工业大学管理学院, 广州 510520; 4. 广东工业大学大数据战略研究中心, 广州 510520;

5. 广东省制造业大数据创新研究中心, 广州 510520)

摘要:随着人工智能技术日渐成为制造业转型升级的核心动力,企业在数据资源的整合应用及内部管理方面的不足,已成为制约其在人工智能驱动下转型升级的主要障碍。为了解决这一问题,本文基于资源编排理论,以2007—2022年中国制造业A股上市公司为样本,实证研究人工智能技术对制造企业转型升级的影响和作用机制。研究发现:①人工智能技术对制造业企业转型升级具有显著正向影响,并经过一系列内生性和稳健性分析后依旧成立;②人工智能技术可以通过增强数据要素应用水平、提升内部控制质量两个独立中介效应及两者链式中介效应促进制造企业转型升级;③人工智能技术对非国有、技术型并购型、技术变化较快行业与高科技行业的制造企业转型升级的影响较大。研究结论扩展了人工智能技术在制造企业转型与升级过程中的作用机理,同时为增强其转型与升级能力提供了理论基础和实践参考。

关键词:人工智能;制造企业转型升级;数据要素;内部控制

中图分类号: F425 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-980X(2025)04-0072-17

DOI: 10.12404/j.issn.1002-980X.J24070404

一、引言

人工智能作为制造业优化升级的重要载体,受到国家的高度重视和支持,其应用有助于增强企业创新能力^[1]、提升企业生产效率^[2]、优化制造企业管理过程^[3]、促进产业结构高级化合理化^[4]。除国家层面出台的一系列政策与规划以外,《2024年国务院政府工作报告》中指出“深化大数据、人工智能等研发应用,开展‘人工智能+’行动”“推动传统产业高端化、智能化、绿色化转型”。党的二十届三中全会上再次强调“加快推进新型工业化,培育壮大先进制造业集群,推动制造业高端化、智能化、绿色化发展”,整体明确了要将人工智能与制造业深度融合的新局面。与其他数字技术相比,人工智能技术以其卓越的渗透性、创新性和协同性等技术特征,为制造企业的智能化转型提供了关键契机和稳固支撑。以福特汽车和特斯拉为例,它们在其生产线上部署了人工智能技术,以提高制造过程的效率和质量控制,同时使用数据分析优化其供应链。

收稿日期: 2024-07-04

基金项目: 国家社会科学基金重大项目“人工智能对制造业转型升级的影响与治理体系研究”(23&ZD090)

作者简介: 谢卫红(1969—),博士,广东工业大学经济学院院长、教授,数字经济与数据治理实验室执行主任,研究方向:数字技术与产业变革、数字化创新;林漫(1999—),广东工业大学经济学院硕士研究生,研究方向:人工智能经济;(通信作者)郑迪文(1994—),广东工业大学管理学院博士后,大数据战略研究院助理研究员,研究方向:数字技术与产业变革、产业数字化;秦玲玲(1989—),广东工业大学经济学院博士后,广东省制造业大数据创新研究中心研究员,研究方向:技术创新、人工智能经济、全球价值链治理等;喻娟(1985—),广东工业大学经济学院博士研究生,研究方向:数字经济系统优化、跨境电商。

这些成功例子说明人工智能在制造业的应用有助于提升生产效率和决策质量。然而,根据国家智能制造发展水平评价系统显示,截至 2024 年 8 月,约 67.93%的中国制造企业智能化水平处于一级及以下水平,仅有 3.37%的制造企业达到三级及以上水平,意味着中国制造企业智能发展仍然存在较大提升空间。同时,现实中许多制造企业在推进智能化转型过程中,常面临信息化与智能化脱节的问题,“数据孤岛”现象普遍,加之内部控制标准的不恰当定位,诸多问题已成为限制人工智能驱动企业转型升级过程中的主要瓶颈^[5]。鉴于此,深入研究人工智能技术如何有效促进制造企业转型升级,以及如何优化人工智能技术在企业内部管理中的应用,对于提高制造企业竞争力和可持续发展具有至关重要的作用。

目前学术界关于人工智能技术对企业转型升级影响的研究尚处于起步阶段,相关文献多从理论方法、影响机制两方面切入。在理论方法上,现有研究主要基于一般均衡理论模型进行拓展,并侧重于产业层面的分析。黄旭^[6]、郭凯明^[7]在 Acemoglu 和 Restrepo^[8]的理论基础上构建动态均衡模型,阐释人工智能技术在优化生产要素再配置中激发产业升级。随后在此研究框架内,不同学者进一步深入分析数据要素与产业融合的深化对产业结构优化升级的正面影响^[9-10]。也有学者从资本-技能互补理论^[11-12]、偏向型技术进步理论^[13-14]、扎根理论^[1,15]等不同视角出发,一致认同人工智能在推动产业结构转型升级方面的积极效应。相较于前述理论,资源编排理论正逐渐成为制造业研究中的重要理论框架,并作为理论支撑被广泛采纳^[16],其核心观点是企业应随着自身技术的发展,通过高效的资源配置、能力整合与应用,以最大化资源和能力的价值。该理论全面阐释了资源的获取、转化及其有效利用的连贯过程^[17],为制造企业如何利用人工智能实现转型升级提供了可借鉴的分析框架。也就是说,人工智能技术的赋能作用,能够将企业积累的资源转化为决策和技术创新的动力,进而促进企业的转型升级。

在影响机制上,鲜有文献直接探究人工智能技术对制造企业转型升级的影响机制。一部分学者从工业机器人、工业互联网技术、信息技术等角度研究其对企业转型升级的作用机制,主要通过优化要素配置结构^[18-19]、促进企业技术创新^[7-20]、改变企业生产管理^[1]等机制促进企业转型升级。例如,邓仲良和屈小博^[21]总结了工业机器人应用产生的“卡尔多事实”,表明工业机器人的应用改变了制造业的要素结构,为制造业转型升级提供了支持。邓悦和蒋琬仪^[3]在此基础上对中国企业-劳动力匹配调查(CEES)数据进行深入分析,研究结果揭示使用工业机器人的企业通过提高管理能力促进了企业技术创新,为实现企业转型升级提供了路径。这些研究为制造业转型升级提供了宝贵的策略和途径,但人工智能不同于其他数字技术,在制造业中的应用涉及多样的渠道与中介,仍需开展直接研究,共同推动制造业的持续发展和创新。

另一部分学者用全要素生产率来评价企业转型升级,探讨了人工智能技术对企业全要素生产率的作用机制,大致分为正面影响和负面影响。持正面影响观点的学者提出人工智能技术通过提高企业研发创新能力^[22-23]、加速人力资本积累^[24]、加快企业营运效率^[25]等机制来提升企业的全要素生产率。持否定观点的学者认为人工智能技术的应用引发资本和劳动力配置不当^[26-27]、生产率的滞后效应^[28-29]及人工智能统计方法的误差^[26],导致“生产率悖论”^[31]、“鲍莫尔病”^[32]与“工资两极化”^[33]等现象产生,阻碍生产率的发展。尽管人工智能技术对制造企业转型升级的影响具有双刃剑特性,但人工智能在制造领域的应用使企业能够借助丰富的数据资源,对市场和消费者需求进行精确分析,以指导内部管理和经营决策的制定与优化,现有文献并未体现数据资源信息应用能力与内部控制体系对企业转型升级的影响,其影响及动力源泉的研究有待深入探究。

综上所述,从已有的文献中看出,虽然学术界在人工智能技术对企业转型升级的研究中取得了一定的成果,但既有文献还存在一定不足。一是尚未充分验证人工智能技术直接推动制造企业转型升级的有效性,二是关于人工智能促进制造企业转型升级的中间路径与作用机制有待深入分析,即忽略了数据资源信息应用能力与内部控制体系对企业转型升级的影响,以及忽视效应之间的可能存在的链式作用。

鉴于此,本文基于资源编排理论,选取 2007—2022 年中国制造业 A 股上市公司相关数据,构建链式多重中介效应模型探讨人工智能技术对制造企业转型升级的影响和内在机制,以期为企业转型升级决策提供参考。与现有研究相比,本文的边际贡献为:第一,在人工智能背景下,结合对现有文献的梳理,探讨人工智能技术作为制造企业转型升级的直接驱动力的有效性,为进一步理解制造企业智能化转型提供了新颖的视

角;第二,采用链式多重中介效应模型考察了人工智能技术影响制造企业转型升级的中介渠道,揭示了人工智能技术不仅可通过增强数据要素应用水平、提升内部控制质量两条独立中介渠道促进制造企业转型升级,还可通过两者链式中介效应促进制造企业,扩展了现有研究的理论机制探讨。研究成果为理解人工智能在制造业转型中的赋能作用提供了新的视角,为制造企业制定智能化策略提供了理论依据,并为推动国家制造业向高质量发展转型做出了贡献。

二、理论分析与研究假设

(一) 人工智能技术与制造企业转型升级

在数字化经济背景下,人工智能技术正在重构企业资源配置和决策过程,驱动组织结构战略性转型^[34]。企业则通过战略性调整应对市场和产业的复杂变化,实现转型升级。因此,人工智能技术作为一种企业技术资源,与企业转型升级紧密相连。

资源编排理论起源于资源基础观(RBV),该理论主张企业应专注于资源的精确分配、协调整合及高效应用^[17],并集中于三个关键管理环节:资源的结构化、能力化与杠杆化,分别强调通过识别和积累形成资源组合、动员资源以匹配企业战略、转化资源组合以形成企业核心能力的过程^[35]。后续研究将其定位为企业提升稀缺资源分析能力的关键,进而有效催化资源价值的创造^[36],全面揭示资源获取、转化及应用的机制。人工智能技术作为关键技术资源,通过促进资源融合与生产流程的高效数据交换,推动企业智能化和数字化转型。同时,通过资源的精准配置,助力企业克服发展障碍,实现转型升级。

首先,将人工智能技术和设备融入制造企业的生产流程的各个阶段,优化企业内部的创新资源分配效率,以实现企业运营的智能化转型。资源编排理论指出企业应将现有资源组合转化为企业核心能力。企业通过采纳人工智能技术,对生产流程中的数据进行实时监控和价值提取,实现从经验驱动向数据驱动的转型,提高对消费者需求的响应速度,促进定制化和敏捷性的产品开发^[37]。同时,人工智能与制造业的深度融合通过数据驱动的决策优化,推动企业向智能化管理转型。不仅提升了组织内部和跨企业间的沟通效率,优化了成本结构,降低了交易与协调成本,且成本效益的提升有效减轻了企业的融资压力,促进了资源的高效配置,加快了企业整体的转型升级进程。

其次,人工智能技术提升了企业内外部资源获取能力,优化流程架构,增强了管理的灵活性与智能化,提高了转型升级的效率与准确性。资源编排理论强调企业应对资源精准识别、积极获取及有效积累,从而形成协同的资源组合。一方面,人工智能的融合推动了企业智能化转型,通过并行化研发流程,缩短了创新周期^[38]。深度学习技术,尤其是强化学习与自我迭代,以及机器学习对集体智慧的整合,优化了知识创造过程,提高了企业转型升级的效率与准确性。另一方面,人工智能技术在获取和整合需求与供给信息方面降低了信息交易成本,使企业能够灵活应对市场与供应链的动态变化,调整产能,推动供应链管理向精细化、柔性化、智能化方向发展,加速企业的升级进程^[39]。

最后,人工智能技术通过强化企业数据信息的处理能力,促进了组织内部的系统性变革,确保企业资源与转型升级需求的动态适配,推动其转型升级^[40]。资源编排理论阐明,企业必须激活并整合资源以生成与其战略目标相契合的价值。一方面,人工智能作为一项通用技术,与传统制造设备融合,赋予其自感知、自我学习和自主决策的能力,从而促进产品创新^[41]。另一方面,人工智能的互联互通特性通过提高信息传递效率^[42],优化了企业在市场中的定位和模式,促使企业与学术研究机构、用户等创新主体构建开放性创新网络,增强创新机会并提升创新价值^[43],推动企业转型升级。以汽车制造业为例,特斯拉通过集成人工智能技术,强化了数据处理能力,实现了从传统制造到智能化生产的转变,通过实时数据分析优化生产流程,降低成本,并以人工智能驱动的自动驾驶技术引领行业技术革新。

基于此,本文提出如下假设:

人工智能对制造企业转型升级具有正向影响(H1)。

(二) 数据要素应用水平的中介效应

数据采集、处理与流通已成为企业运营的核心资源,被众多企业视为战略资本^[44]。既往文献指出,数据

要素通过描述性分析挖掘业务价值,预测性分析动向,规范性分析制定行动策略,有效丰富了决策信息,降低了不确定性,从而显著提升了企业决策效率^[45],是企业转型升级的关键驱动力。因此,本文认为人工智能技术可以通过提升数据要素应用水平来促进企业转型升级。

其一,人工智能的适应性赋予企业迅速解析不同数据源的能力,进而促进了知识的多样化获取与重组,显著提升知识整合的效率。在此过程中,人工智能技术通过对不同数据深度识别和分析,优化了企业知识库、技术储备、市场数据及专业领域知识的再利用,从而提升了生产与业务流程的效率,并将数据资源转化为战略优势^[46]。例如,人工智能技术优化了建筑业的效率,通过数据精确传输与施工自动化,提升了处理复杂任务的能力,同时节约了时间和资源^[47]。人工智能技术的广泛采纳和应用频率的增加,将促进数据要素应用的深化。继而,数据要素的多样化应用将为人工智能在生产领域的进一步集成提供坚实的支撑,即人工智能技术的应用会提升企业数据要素应用水平。

其二,人工智能技术借助数据要素,促进了企业智能化和信息系统的迭代,优化了信息流通并整合了业务流程,从而加速企业的资源优化和转型升级。数据资源的潜能释放需借助人工智能技术的支撑,其技术依赖性是推动企业生产向智能化转型的关键因素^[23],整个过程在劳动密集型产业中表现得尤为显著,通过有效替代低技能劳动力,显著提升了生产效率。它不仅优化了生产要素的配置,更关键的在于催生了创新的生产方法,驱动传统制造业向数字化与智能化转型^[48-49]。同时,数据要素的边际成本接近于零,使得人工智能技术的集成能够优化其在生产过程中的高效利用。此外,人工智能技术还确保了组织内部及合作伙伴间的信息流畅,不仅提升了工作效能,也实现了成本节约^[50]。如此一来,制造企业通过数据强化其应用能力,提高了信息处理和利用效率、资源配置优化,从而更高效地利用人工智能技术进行转型升级。

基于此,本文提出如下假设:

企业数据要素应用水平的提高能够强化人工智能技术对制造企业转型升级的促进作用(H2)。

(三) 内部控制质量的中介效应

内部控制作为一项组织资源,涵盖了内部环境、风险评估、控制措施、信息与沟通及监督机制等制度要素^[51]。人工智能技术的部署能够优化组织管理流程和决策机制,实现生产管理的精细化与柔性化^[52],提升内部控制的效能,并推动企业的转型与升级。因此,本文认为人工智能技术可以通过强化内部控制有效性来促进企业转型升级。

其一,人工智能技术的应用能够识别并利用有竞争优势的资源,增强内部控制的严密性,提高决策效率。人工智能技术的应用使企业能够对宏观经济、行业环境和微观生产条件的数据进行系统性获取、收集与分析,显著提升了市场预测的精确度,从而优化了企业的决策效率^[38]。此外,人工智能技术引发了企业内部管理结构的根本性转变,包括组织架构的扁平化与网络化,产品设计的个性化、生产方式的模块化^[52]。这些变革提升了企业的灵活性与适应性,使其能够迅速响应外部环境的快速变化,从而增强战略决策的实施效果。

其二,人工智能技术的应用能够显著促进企业治理机制的优化,提升内部控制的效能,从而加速企业的转型与升级进程。企业在转型升级过程中经常面临多方面的风险,包括交易失误和系统故障等,这些风险在一定程度上考验了企业内部的自主管理和控制能力。人工智能辅助的内部控制有助于企业交易活动风险的动态辨识与管理决策的即时互动,优化了企业内部控制的管理效率,降低了信息不对称性带来的成本,并显著增强了内部控制的效能^[52]。这意味着,人工智能技术的引入强化了企业对内部控制规范的遵循度、信息获取和甄别能力,同时提升了识别和纠正岗位相关内部控制缺陷的能力,支持企业向更高价值的领域转型。

基于此,本文提出如下假设:

企业内部控制质量的改善能够强化人工智能技术对制造企业转型升级的促进作用(H3)。

(四) 数据要素应用水平与内部控制质量的链式中介效应

作为企业技术的关键构成,人工智能技术促进了资源的获取、整合、重构与应用,利用数据分析进行风险评估和管理,为决策提供数据支持,促进创新^[53]。然而,在人工智能的背景下,传统生产要素如资本、劳动

和土地等缺乏灵活性和适应性,数据要素作为现代经济中的关键资源,能够为传统生产要素提供信息支持和决策依据,增强其效率和效果^[54]。缺少数据要素,企业可能难以实现精细化管理和优化资源配置,从而影响市场竞争力和市场响应速度。增强对数据要素的应用程度,会驱动企业加速构建智能化内部控制机制,有效降低因个人主观性偏差导致的决策失误,同时显著提高了决策的效率与准确性,因此,数据要素也被认为是内部控制质量优化的重要驱动因素^[5]。

人工智能可以通过提升数据要素的应用水平,对内部控制质量产生积极影响,进而推动企业转型升级。具体而言,人工智能技术通过分析和处理大量数据,为决策提供数据支持,增强了决策的科学性和精确性。例如,在供应链管理中,人工智能可以预测需求波动,优化库存水平,减少库存积压和降低成本。同时,实时监控和风险评估功能帮助制造企业及时识别和管理潜在风险^[55],提高内部控制的预防性和适应性,尤其是制造企业可以通过使用机器学习模型监测生产线上的数据,企业能够预测设备故障,实施预防性维护,避免生产中断。这一流程的优化和自动化减少了人为错误,确保业务流程的标准化和一致性。此外,人工智能增强信息的透明度和可访问性^[5],使内部监督更加有效,同时通过绩效评估确保员工和部门目标与企业战略一致。这些因素共同作用,提升了内部控制的质量,为企业的稳健运营和持续创新奠定基础,从而促进企业的转型升级。

基于此,本文提出如下假设:

数据要素应用水平与内部控制质量在人工智能与制造企业转型升级的关系中起到链式中介效应(H4)。

综上,构建的研究模型具体如图1所示。在该研究模型中,数据要素应用水平和内部控制质量的中介效应路径展现出非平行且非独立的链式传导机制。其核心逻辑在于,链式中介传导路径将数据要素应用水平和内部控制质量这两个独立中介效应路径相串联,以此分析不同作用机制的链式传导关系,从而深入剖析人工智能技术、数据要素应用水平和内部控制质量对于制造企业转型升级的综合作用机制。

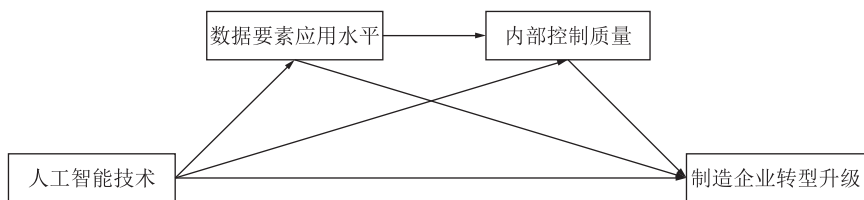


图1 研究模型

三、研究设计

(一) 研究变量和数据说明

1. 被解释变量: 企业转型升级 (Upgrade)

据前文理论分析,企业转型升级是一个多维度、全面发展的动态内容。因此借鉴李国龙等^[56]、夏太彪等^[57]的做法,从资产结构、价值链攀升、经营效率3个二级指标、12个三级指标,采用熵值法构建企业转型升级综合指数。

就创新能力而言,依据内生经济增长理论,技术进步与人力资本的增强能够提升企业产品与服务的质量及其附加值^[57]。基于此,本文采用研发创新、人力资本投入作为衡量企业创新能力的指标。

就资产结构而言,在企业成长的初期,资产结构优化侧重于物质资源的增强,并逐步向高价值的市场营销环节转型^[58]。基于此,本文使用规模扩张的投资活动、投入资本回报率、资产报酬率、外部资源的投资活动来衡量资产结构。

就价值链位置攀升而言,企业转型升级的核心目标是增强其价值创造能力,以优化企业运营表现,并反映在价值链上附加值的提升^[58]。基于此,本文借鉴刘奕等^[59]的研究,采用利税总额、企业经济增加值来衡量价值链攀升的衡量指标。

就经营效率而言,其反映企业每单位经营耗费和自有资本创收能力^[60]。因此,本文使用劳动生产率、总

营业成本率、成本费用利润率、营业利润率进行衡量。

最后采用熵值法计算得出制造企业当年的转型升级指数(*Upgrade*),具体如表 2 所示。

2. 核心解释变量：人工智能技术(*lnpatent*)

鉴于数据的可获性,本研究参考谢卫红等^[61]的做法,首先,通过人工查阅与人工智能相关的多篇文献,根据姚加权等^[2]、吴非等^[62]“人工智能”板块、Chen 和 Srinivasan^[63]、Miric 等^[64]等研究基础上,确定 119 个与人工智能技术专利相关表述的关键词,构建“人工智能”词典(表 1)。其中英文关键词根据剑桥辞典、新帕尔格雷大经济学大辞典等多个辞典翻译成中文后,与中文常用翻译进行对比,选取最符合的中文翻译,再与中文关键词进行合并。其次,筛选 A 股制造业上市公司的专利文档,识别包含人工智能关键词(表 1)的标题和摘要,以此界定人工智能相关专利。最终得到 15168 份样本。最后采用人工智能专利数加 1 后的自然对数(*lnpatent*)来衡量企业人工智能技术。

表 1 “人工智能”词典

人工智能	人工生命	人工通用智能	物联网	AI 产品	AI 芯片	机器翻译
机器学习	自然语言处理	机器人学	计算机视觉	计算机仿真	计算创造力	人机交互
人机协同	人机对话	深度学习	强化学习	表示学习	集成学习	神经网络
神经网络	人工神经网络	递归神经网络	卷积神经网络	特征识别	图像识别	循环神经网络
声纹识别	尖峰神经网络	生物识别技术	模式识别	语言识别	语音识别	人脸识别
生物识别	语音合成	语音交互	语义搜索	协作过滤	情感分析	身份验证
数据挖掘	数据可视化	智慧银行	智慧金融	智能监管	智能教育	商业智能
智能客服	智能零售	智能农业	智能投顾	智能代理	智能运输	无人驾驶
智能医疗	智能音箱	智能语音	智能政务	智能家居	智能保险	对象检测
智能体	智能养老	混合智能系统	环境智能	群体智能	智能机器人	特征提取
问答系统	智能环保	增强智能	智能搜索	智能计算	智能芯片	遗传算法
多代理系统	大数据营销	大数据风控	大数据分析	大数据处理	大数据运营	情感计算
大数据平台	大数据管理	知识图谱	知识图形	知识表示	增强现实	进化算法
虚拟现实	智能数据分析	云计算	边缘计算	分布式计算	语义分割	自动驾驶
语义网络	模糊逻辑	模糊控制	控制论	图像理解	图像分类	预测系统
信息集成	智能传感器	可穿戴产品	专家系统	神经形态硬件	机器人流程自动化	投资决策辅助系统
生成式对抗性网络	可解释人工智能	支持向量机(SVM)	长短期记忆(LSTM)	基于案例的推理		

3. 中介变量

(1)企业数据要素应用水平(*Dig*)。企业运用人工智能技术收集、存储、清理、分析并利用数据要素的能力能使管理层充分了解企业的优势和劣势,以便进行有效的企业转型升级。因此本文借鉴史青春等^[65]的做法,用张灵等^[66]所构建 132 个“数据要素”关键词,在企业年度财务报告中统计其披露次数,对所有关键词的披露次数求和后加 1 取自然对数衡量数据要素应用水平(*Dig*)。这些关键词出现的频率越高,说明企业数据要素应用水平越高。

(2)内部控制质量(*IC*)。人工智能应用内部控制治理有利于内部控制活动的智能化监督^[67]。因此参照耀友福和何相亿^[67]的做法,采用“迪博·中国上市公司内部控制指数”来衡量内部控制质量(*IC*),具体为内部控制指数除以 100 再加 1 后取自然对数。内部控制指数越高,企业内部控制质量越好。

4. 控制变量

为了更好地研究人工智能对于制造企业转型升级的影响,参考姚加权等^[2],谢卫红等^[61]等学者的研究成果,引入企业年龄(*Firmage*)、营业收入增长率(*Growth*)、资产负债率(*Leverage*)、企业价值(*TobinQ*)、现金流比率(*Cflow*)5 个指标作为控制变量,以降低非关键因素的影响程度。综上,各变量的具体定义见表 2。

表 2 各变量定义

类型	变量	指标		具体定义
被解释变量	企业转型升级综合指数 (<i>Upgrade</i>)	创新能力	研发创新	企业研发投入金额/总资产
			人力资本投入	本科生、研究生学历占比
		资产结构	规模扩张的投资活动	购建固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金/资产总计
			投入资本回报率	息前税后经营利润/投入资本
			资产报酬率	利润总额/(固定资产+流动资产)
			外部资源的投资活动	投资支付的现金/资产总计
		价值链位置攀升	利税总额	税金及附加+利润总额
			企业经济增加值	经济增加值/总股本
		经营效率	劳动生产率	ln(利润总额/年末职工数)
			总营业成本率	营业总成本/营业总收入
			成本费用利润率	利润总额/营业总成本
			营业利润率	营业利润/营业总收入
解释变量	人工智能技术(<i>Inpatent</i>)			ln(文本识别得出上市公司当年申请的人工智能专利数量+1)
机制变量	企业数据要素应用水平(<i>Dig</i>)			ln(年报数据要素相关词频+1)
	内部控制(<i>IC</i>)			ln(迪博·内部控制指数+1)
控制变量	企业年龄(<i>Firmage</i>)			ln(上市年限+1)
	营业收入增长率(<i>Growth</i>)			(本年营业收入-上年营业收入)/上年营业收入
	资产负债率(<i>Leverage</i>)			负债合计/资产总计
	企业价值(<i>TobinQ</i>)			市值/资产总计
	现金流比率(<i>Cflow</i>)			现金流量净额/资产总计

5. 数据与统计性描述

由于人工智能专利于 2007 年兴起^[2],本文选取 2007—2022 年中国制造业 A 股上市公司数据,探讨人工智能技术和制造企业转型升级之间的关系。为提升参数估计的精确度,样本筛选遵循以下标准:①排除样本期间 ST(special treatment)、*ST 类企业及退市的企业;②剔除关键变量显著异常的观测值;③去除数据缺失的企业样本。最终得到 15168 个样本。数据来源分为以下几个部分:专利数据来自国家知识产权局;上市公司年报来自巨潮资讯网站;企业相关财务数据来自 Wind 数据库、国泰安 CSMAR 数据库,并根据相关指标的定义进行计算。此外,本文采用 1%以下和 99%以上分位数对连续变量进行缩尾处理,以减少极端值对研究结果的干扰。

表 3 报告了研究变量的描述性统计。企业转型升级(*Upgrade*)的平均值为 0.080,且最大值和最小值相差较小,说明整体而言制造业上市公司企业转型升级综合指数处于较低水平。人工智能技术(*Inpatent*)的标准差为 0.600,表明制造业企业中人工智能技术的离散程度较大。从企业数据要素应用水平(*Dig*)上看,其的最小值为 0.000,最大值为 4.740,说明企业间数据要素应用水平不分伯仲。相较之下,制造企业内控质量(*IC*)标准差为 0.920,差异程度较大。从控制变量上看,各控制变量均处于合理水平。

表 3 各主要变量描述性统计

变量名	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>Upgrade</i>	15168	0.080	0.060	0.010	0.270
<i>Inpatent</i>	15168	0.210	0.600	0.000	3.180
<i>Dig</i>	15168	2.000	1.000	0.000	4.740
<i>IC</i>	15168	6.360	0.920	0.000	6.760
<i>Firmage</i>	15168	2.010	0.750	0.690	3.300
<i>Growth</i>	15168	0.200	0.450	-0.600	2.450
<i>Leverage</i>	15168	0.390	0.190	0.060	0.850
<i>TobinQ</i>	15168	2.100	1.250	0.870	7.970
<i>Cflow</i>	15168	0.050	0.060	-0.120	0.250

(二) 模型设定与实证策略

为检验假设 H1,即人工智能技术与制造企业转型升级的主效应,构建模型如式(1)所示。

$$Upgrape_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln patent_{i,t} + \alpha_j \sum Controls_{i,t} + \sum Year + \sum Ind + \sum Pro + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中: $Upgrape$ 为被解释变量企业转型升级; $\ln patent$ 为核心解释人工智能技术; $Controls$ 为控制变量,包括企业年龄($Firmage$)、营业收入增长率($Growth$)、资产负债率($Leverage$)、企业价值($TobinQ$)、现金流比率($Cflow$); ε 为随机误差项; i 为公司; t 为年份; $Year$ 、 Ind 、 Pro 分别为年份、行业和省份固定效应。如果式(1)中 $\ln patent$ 的系数 α_1 显著且为正数,说明人工智能与制造企业转型升级正相关,则假设 H1 得到验证。

为检验假设 H2、假设 H3 和假设 H4 中提出的影响路径,本文借鉴柳士顺和凌文铨^[68]、董嘉昌等^[69]的做法,构建链式多重中介效应模型如式(2)~式(4)所示。

$$Dig_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 \ln patent_{i,t} + \beta_j \sum Controls_{i,t} + \sum Year + \sum Ind + \sum Pro + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$IC_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln patent_{i,t} + \gamma_2 Dig_{i,t} + \gamma_j \sum Controls_{i,t} + \sum Year + \sum Ind + \sum Pro + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

$$Upgrape_{i,t} = \delta_0 + \delta_1 \ln patent_{i,t} + \delta_2 Dig_{i,t} + \delta_3 IC_{i,t} + \delta_j \sum Controls_{i,t} + \sum Year + \sum Ind + \sum Pro + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

其中: IC 为内部控制质量; Dig 为企业数据要素应用水平; β 、 γ 、 δ 为各模型待估系数。模型(2)检验人工智能技术对企业数据要素应用水平的影响;模型(3)在控制人工智能技术的情况下检验企业数据要素应用水平对内部控制质量的影响;模型(4)在控制人工智能技术和企业数据要素应用水平的情况下检验内部控制质量对制造企业转型升级的影响。此外,本文在实证分析中一致采用企业层面聚类(cluster)处理。

鉴于近期学术界对依次回归检验方法的质疑,温忠麟和叶宝娟^[70]提出了 Bootstrap 方法来验证多重中介效应的有效性。为了确保研究结果的稳健性,本文在机制检验部分采用了固定效应面板模型对式(1)~式(4)进行多元回归分析,并辅以 Bootstrap 方法来确认链式多重中介效应的成立与否。

四、实证分析与结果

(一) 相关性分析

从表 4 中可以看出,人工智能技术与企业转型升级的系数为 0.171,在 1%的水平上显著,说明人工智能技术含量越高的企业,其企业转型升级能力也较高,人工智能技术对制造企业转型升级具有正向作用。人工智能技术与数据要素应用水平的系数为 0.352,在 1%的水平上显著,数据要素应用水平与企业转型升级的系数为 0.174,在 1%的水平上显著,说明人工智能技术与数据要素应用水平、数据要素应用水平与企业转型升级之间显著正相关。内部控制质量与企业转型升级的系数为 0.064,在 1%的水平上显著,说明内部控制质量越高,其企业转型升级能力也越高,人工智能技术与内部控制质量的系数为 0.045,说明内部控制质量与内部控制质量之间正相关。数据要素应用水平与内部控制质量的系数为 0.044,在 1%的水平上显著,表明数据要素应用程度越高的制造企业内部控制质量越高。上述变量间相关性低,且回归结果表明最大 VIF 值为 1.73,平均 VIF 为 2.85,排除多重共线性问题。

表 4 各变量相关性分析

变量	$Upgrade$	$\ln patent$	Dig	IC	$Firmage$	$Growth$	$Leverage$	$TobinQ$	$Cflow$	VIF
$Upgrade$	1									
$\ln patent$	0.171 ***	1								1.23
Dig	0.174 ***	0.352 ***	1							1.73
IC	0.064 ***	0.045 ***	0.044 ***	1						1.05
$Firmage$	-0.130 ***	0.076 ***	-0.029 ***	-0.104 ***	1					1.33
$Growth$	0.132 ***	0.089 ***	0.123 ***	0.007	-0.034 ***	1				1.11
$Leverage$	-0.188 ***	0.100 ***	-0.016 **	-0.117 ***	0.363 ***	0.007	1			1.43
$TobinQ$	0.160 ***	-0.019 **	0.020 **	0.022 ***	-0.079 ***	0.012	-0.287 ***	1		1.33
$Cflow$	0.055 ***	-0.007	-0.046 ***	0.063 ***	0.017 **	-0.132 ***	-0.172 ***	0.200 ***	1	1.19

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著。

(二) 基准回归结果

表5是实证分析的基准回归结果,各列均纳入了年份、行业和省份固定效应。(1)列呈现未纳入控制变量的分析结果,企业人工智能技术(*lnpatent*)的回归系数在1%的水平上显著为正。进一步加入控制变量后,(2)列中该系数保持显著正相关,且增至0.014,表明人工智能技术对企业转型升级具有显著的正向影响。(3)列~(6)列阐述了人工智能技术在企业创新能力、价值链攀升、经营效率及资产结构等不同维度的回归分析结果,各维度系数均显著为正。这意味着人工智能技术的实施能够从多个维度优化制造业的资源配置,提升生产要素的产出率,并加速实体经济的创新进程,有效提高生产效率,进而促进制造业的转型与升级。因此,本文的假设H1得到了实证支持。

表5 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	创新能力	价值链位置攀升	经营效率	资产结构
<i>lnpatent</i>	0.012*** (8.167)	0.014*** (9.746)	0.044*** (9.235)	0.008*** (3.821)	0.007*** (5.287)	0.002* (1.777)
<i>Firmage</i>		-0.008*** (-9.463)	-0.003 (-0.938)	0.003*** (3.742)	-0.007*** (-5.470)	-0.019*** (-20.157)
<i>Growth</i>		0.008*** (6.329)	0.034*** (8.335)	-0.001 (-0.964)	0.008*** (4.304)	-0.005*** (-4.522)
<i>Leverage</i>		-0.025*** (-6.178)	-0.000 (-0.011)	0.003 (1.343)	-0.092*** (-15.049)	-0.040*** (-9.678)
<i>TobinQ</i>		0.004*** (6.545)	0.012*** (6.604)	0.001 (1.474)	0.003*** (3.942)	0.001* (1.945)
<i>Cflow</i>		0.045*** (5.675)	-0.051** (-2.183)	0.087*** (8.349)	0.291*** (20.791)	0.073*** (7.925)
常数项	0.047*** (7.366)	0.063*** (8.942)	0.039* (1.888)	0.113*** (19.820)	0.392*** (39.328)	0.114*** (16.054)
<i>Year、Ind、Pro</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	15168	15168	15168	15168	15168	15168
Adj. <i>R</i> ²	0.519	0.559	0.392	0.987	0.784	0.293

注:***、**、*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著;括号内为*t*值,标准误差经企业层面聚类(cluster)调整。

(三) 内生性与稳健性检验

1. 内生性检验

第一,在制造企业的转型与升级过程中,人工智能技术的影响呈现出一定的时间滞后特征,本文参照谢卫红等^[61]学者的做法,选取人工智能滞后1期(*L.lnpatent*)作为人工智能技术的工具变量。同时根据伍尔德里奇(Wooldridge)的假设,若模型残差由当期扰动决定而时序关联性不强,核心解释变量滞后2期能更有效地缓解内生性问题。因此选取人工智能滞后1期(*L.lnpatent*)、滞后2期(*L2.lnpatent*)作为人工智能技术的工具变量进行回归估计。由表6的(1)列~(4)列可见,在第一阶段回归中,工具变量*L.lnpatent*、*L2.lnpatent*回归系数均在1%的显著水平上显著为正,且均通过不可识别与弱工具检验,即选取的工具变量是合理的。第二阶段回归中,核心解释变量系数均在1%的统计水平上显著为正,进一步证实了结论的稳健性。

第二,本文借鉴姚加权等^[2]的做法构建双维度工具变量,利用地级行政区的平均高程(*Geography*)构建工具变量^[71]。高程指的是某点沿铅垂线方向到绝对基面的距离,对地理导航和定位的重要性,企业在人工智能领域的应用程度对于其在竞争激烈的商业环境中进行战略决策和定位同样至关重要。人工智能技术通过提供精准分析和实时数据,助力企业在复杂多变的市场条件下做出更加明智的决策,实现有效的市场导航和战略定位,因其不随时间变化,故参考谢卫红等^[61]的做法,采用人工智能技术与按行业-省份分类的人工智能技术均值的差额的三次方(*Cubepatent*)来体现工具变量的时变性。因此,两者的交乘项(*Geography*×*Cubepatent*)满足工具变量的相关性和外生性条件,作为企业人工智能技术的工具变量。回归结果见表6的(5)列和(6)列,工具变量(*Geography*×*Cubepatent*)与核心解释变量(*lnpatent*)均在1%水平上显著为正,该结果再次印证本文结论是稳健的。

表6 内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	第1阶段	第2阶段	第1阶段	第2阶段	第1阶段	第2阶段
	<i>Inpatient</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Inpatient</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Inpatient</i>	<i>Upgrade</i>
<i>Inpatient</i>		0.018 *** (8.525)		0.017 *** (6.935)		0.013 *** (6.347)
L. <i>Inpatient</i>	0.716 *** (33.989)					
L2. <i>Inpatient</i>			0.698 *** (27.759)			
<i>Geography</i> × <i>Cubepatent</i>					0.002 *** (35.208)	
常数项	-0.118 *** (-3.203)	0.072 *** (9.276)	-0.171 *** (-3.209)	0.059 *** (6.596)	-0.156 *** (-4.058)	0.063 *** (8.950)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i> 、 <i>Ind</i> 、 <i>Pro</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Cragg-Donald Wald <i>F</i> 统计量		1.1×10 ⁴		1.6×10 ⁴		1.6×10 ⁴
Kleibergen-paap rk Wald <i>F</i> 统计量		1155.258		770.543		1239.627
Kleibergen-Paap rk LM 统计量		106.247 ***		85.333 ***		88.917 ***
<i>N</i>	11878	11878	10078	10078	15168	15168
Adj. <i>R</i> ²	0.545	0.550	0.488	0.544	0.574	0.559

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著；括号内为 *t* 值，标准误差经企业层面聚类 (cluster) 调整。

2. 稳健性检验

(1) 倾向得分匹配法。本文参照姚加权等^[2]的做法,采用倾向得分匹配法进行稳健性检验。先基于人工智能关键词将样本划分为实验组和对照组,采用最邻近匹配方法(1:1)进行匹配。平衡性检验表明,实验组与对照组在企业特征方面的标准误差绝对值降幅介于 77%~96%,匹配后协变量的标准化偏差普遍低于 7.5%,且 *t* 检验未能拒绝原假设,说明匹配过程达到了较高的平衡性标准。回归结果如表 7 的(1)列和(2)列所示,结论依然保持稳健。

(2) PSM-DID 方法。本文进一步采用 PSM-DID 方法进行稳健性检验,构建模型如式(5)所示。

$$Upgrade_{i,t} = \mu_0 + \mu_1 Treat_i \times Post_t + \mu_j \sum Controls_{i,t} + \sum Year + \sum Ind + \sum Pro + \varepsilon_{i,t} \quad (5)$$

自 2015 年起,推动制造业向高端化、智能化、服务化转变已成为重要的战略目标与核心任务。据此,本文将 2015 年后专利中包含人工智能关键词(表 1)的企业样本定义为实验组($Treat \times Post = 1$),否则为对照组($Treat \times Post = 0$)。结果如表 7 的(3)列和(4)列所示,不管有无加入控制变量, $Treat \times Post$ 回归系数均在 1% 的水平上显著为正,与前文所得结论一致。

(3) 更换被解释变量的测度方式。本文参照金环等^[72]的研究方法,采用 LP 法和 OP 法估算的企业全要素生产率(*TFP*)作为衡量企业转型升级的替代变量(分别记为 *TFP_OP* 和 *TFP_LP*)。表 7 的(5)列和(6)列的回归结果表明,在改变制造企业转型升级度量方式后,两种测量方法所回归得出核心解释变量(*Inpatient*)系数始终显著为正,相关结论仍旧稳健。

(4) 更换解释变量的衡量指标。第一,由于专利申请总量能够很好地概括企业的创新水平,因此本文参考吕民乐和汪星^[73]用专利申请总量(实用型专利、外观型专利和发明专利之和)作为人工智能技术的替换指标,表 7 的(7)列和(8)列结果表明,不管有无加入控制变量,其结果依旧稳健。说明原有结论依然成立,证明本文结论的可靠性。

(5) 排除特定行业与地区的影响。根据张任之^[74]的做法,进一步构造了如下两个子样本进行稳健性检验:第一,鉴于特定制造业的技术密集特性可能提升其企业转型升级的水平,本文为了降低行业特性对研究结论的干扰,排除了计算机、通信和其他电子设备制造业等行业的样本。第二,为控制经济发达地区对转型升级影响的潜在偏误,排除了位于北京、上海、广州、深圳等经济领先地区的企业样本。表 7 的(9)列和(10)列结果显示,结论在排除特定行业或地区样本后依然保持有效性。

(6)变换聚类标准误。借鉴夏太彪等^[57]的做法,替换回归方程中的聚类标准误,分别采用省份聚类和行业聚类重新进行回归估计,结果如表 7 的(11)列和(12)列所示,研究结论保持稳健。

表 7 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	倾向得分匹配法		PSM-DID 检验		替换被解释变量	
	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>
<i>lnpatent</i>	0.014*** (6.143)	0.015*** (7.347)			0.277*** (12.901)	0.357*** (14.871)
<i>Treat×Post</i>			0.018*** (9.702)	0.020*** (11.442)		
常数项	0.033** (2.245)	0.060*** (3.523)	0.047*** (7.551)	0.062*** (8.892)	7.057*** (51.607)	7.689*** (44.704)
控制变量	No	Yes	No	Yes	Yes	Yes
<i>Year、Ind、Pro</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	3800	3800	15168	15168	15168	15168
Adj. <i>R</i> ²	0.593	0.630	0.514	0.552	0.449	0.444
变 量	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	替换解释变量		排除特定行业	排除特定地区	省份聚类	行业聚类
	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>
<i>lnpatent</i>			0.011*** (8.310)	0.014*** (7.930)	0.014*** (15.637)	0.014*** (6.930)
<i>lnallpats</i>	0.002*** (4.758)	0.003*** (7.045)				
常数项	0.059*** (6.996)	0.076*** (7.794)	0.057*** (8.286)	0.040*** (3.986)	0.063*** (8.189)	0.063*** (10.333)
控制变量	No	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year、Ind、Pro</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	8365	8365	12609	11551	15168	15168
Adj. <i>R</i> ²	0.426	0.480	0.563	0.554	0.559	0.559

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%的水平上显著;括号内为 *t* 值,标准误差经企业层面聚类(cluster)调整。

(四) 作用机制分析

表 8 为逐步回归分析结果。(1)列与前文研究相符,验证了人工智能技术对制造企业转型升级具有显著的正向影响,假设 H1 得到验证。根据链式中介检验模型(2)~模型(4),表 8 的(2)列为模型(2)结果,表示当被解释变量为企业数据要素应用水平时,人工智能技术在 1%的水平上显著为正,表明高水平的人工智能技术能力能够显著提升企业对数据的利用效率,假设 H2 得到检验。在企业转型阶段,人工智能技术的高端性能,特别是在自动化数据处理、模式识别、预测性分析、决策优化和技术整合等领域,显著增强了企业对数据的深度挖掘和价值洞察能力,进而提升了企业对数据要素的应用效率。表 8 的(3)列为模型(3)结果,表示当被解释变量为内部控制质量时,人工智能技术的系数为 0.078,数据要素应用水平的系数为 0.062,均在 1%的水平上显著为正,说明制造企业人工智能技术与数据要素应用水平的提升均能增强其内部控制质量,假设 H3 得到检验。事实上,拥有较高人工智能技术水平的制造企业具备卓越的实时监控与预测能力,能够对业务风险进行预测与评估^[55],辅助企业制定有效的风险缓解措施。同时,人工智能通过自动化执行常规内部控制流程,如财务报告与审计,降低了人为错误,增强了控制活动的一致性,从而提升内部控制的整体质量。提升数据要素应用程度之所以能够发挥促进作用,源于企业转型过程中积累的大量数据。这些数据驱动的洞察能够辅助管理层进行更明智的决策,增强了信息的透明度与可获取性,进而提升了内部监督的有效性。

表 8 中(4)列为模型(4),表示以企业转型升级作为被解释变量,得到人工智能技术的系数为 0.011,数据要素应用水平的系数为 0.007,内部控制质量的系数为 0.003,均在 1%的水平上显著为正,表明三者与企业转型升级存在显著的正相关关系,假设 H4 得到了检验。(2)列~(4)列的实证结果表明,人工智能的引入

不仅能够识别异常模式,实时监控业务流程,也有助于建立数据驱动的企业文化,充分利用现有数据资源强化内部控制意识,共同推动制造企业转型升级,即人工智能技术通过数据要素和内部控制两条独立的并行中介路径影响企业转型升级。此外,人工智能技术还通过高效利用数据要素以提高企业内部控制质量,从而促进企业转型升级,即人工智能技术通过数据要素应用水平和内部控制质量的链式中介效应影响企业转型升级。接下来,将采用 Bootstrap 方法进一步验证中介效应是否显著存在。

表 9 为 Bootstrap 中介效应检验结果。从表 9 中可以得出,总中介效应显著,路径系数约为 0.014,置信区间显著,不包含 0。其中,数据要素应用水平在两者之间的独立中介效应 1 显著,置信区间为[0.00193,0.00262],不包括 0;内部控制质量在两者之间的独立中介效应 2 显著,置信区间为[0.00018,0.00032],不包含 0;数据要素应用水平与内部控制质量的链式中介效应显著,置信区间为[0.00004,0.00010],不包含 0。综上,数据要素应用水平和内部控制质量不仅发挥了并行中介效应还发挥了链式中介效应,即假设 H2~假设 H4 成立。

表 8 逐步回归检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Upgrade</i>	<i>Dig</i>	<i>IC</i>	<i>Upgrade</i>
<i>lnpatent</i>	0.014 *** (9.746)	0.349 *** (13.970)	0.078 *** (6.458)	0.011 *** (8.225)
<i>Dig</i>			0.062 *** (4.171)	0.007 *** (7.880)
<i>IC</i>				0.003 *** (7.431)
常数项	0.063 *** (8.942)	1.100 *** (9.800)	7.056 *** (75.071)	0.034 *** (4.495)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
Year、Ind、Pro	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	15168	15168	15168	15168
Adj. <i>R</i> ²	0.559	0.418	0.043	0.569

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%的水平上显著;括号内为 *t* 值,标准误差经企业层面聚类(cluster)调整。

表 9 Bootstrap 中介效应检验

效应类型		<i>Z</i>	<i>P</i>	95% 置信区间	抽样次数
直接效应	<i>lnpatent</i> → <i>Upgrade</i>	15.690	0.000	[0.00996,0.01277]	5000
独立中介效应 1	<i>lnpatent</i> → <i>Dig</i> → <i>Upgrade</i>	12.930	0.000	[0.00193,0.00262]	5000
独立中介效应 2	<i>lnpatent</i> → <i>IC</i> → <i>Upgrade</i>	6.630	0.000	[0.00018,0.00032]	5000
链式中介效应	<i>lnpatent</i> → <i>Dig</i> → <i>IC</i> → <i>Upgrade</i>	5.090	0.000	[0.00004,0.00010]	5000
总中介效应		19.400	0.000	[0.01252,0.01533]	5000

五、异质性分析

(一) 产权性质差异

人工智能技术对制造企业转型升级在国有企业和非国有企业之间可能存在差异。本文借鉴谢卫红等^[61]的做法,若样本企业为国有企业取值为 1,否则为 0。表 10 的(1)列和(2)列中,国有企业与非国有企业对人工智能技术的回归系数均显著为正,两组经验 *P* 值在 5%的水平上显著。产生这一结果的可能原因是:国有企业由于其资源优势和较低的市场竞争力,可能缺少推动结构性变革的内在激励,因此在人工智能技术的创新应用上显得较为被动。非国有企业在面临更为激烈的市场竞争压力下,为了维持和增强自身的市场竞争力,表现出更为强烈的动机去实施企业结构性变革和策略升级,这在很大程度上促进了企业转型升级的效率和效果。

(二) 技术型并购差异

在人工智能时代,大部分企业通过技术并购,将组织外部的技术资源转化为组织内部的技术资源^[75]。本研究借鉴姚加权等^[2]的做法,将样本划分为技术型并购企业 and 非技术型并购企业,其中,计算机、通信和其他电子设备制造企业为技术型并购企业。回归结果如表 10 的(3)列和(4)列所示,技术型并购制造企业核心解释变量 $lnpatent$ 的系数为 0.019,大于非技术型并购制造企业的系数 0.011,且均在 1%的水平上显著为正,两组经验 P 值在 5%的水平上显著。可能的原因在于,技术型并购制造企业由于具备较高的技术基础,能够更迅速地融合人工智能技术,整合创新资源,从而加速自主创新和企业转型升级。相比之下,非技术型并购制造企业虽然也能通过人工智能技术实现正面的技术创新,但其在技术基础和应用能力上可能存在局限,转型过程可能相对缓慢。

(三) 技术迭代速度差异

不同技术变化速度的制造企业,其人工智能促进企业转型升级的程度存在差异^[76]。因此,参考沈坤荣等^[76]的研究,将样本划分为技术迭代速度快与技术迭代速度慢两个行业类别,回归结果如表 10 的(5)列和(6)列。在技术变化较快行业,人工智能技术在促进制造企业转型升级上的作用反而更强。可能的原因是,计算机领域及其他相关行业正经历着快速的技术迭代与革新,技术前沿持续拓展。在此背景下,人工智能技术的引入不仅加速了技术领域的边界拓展,还促进了新技术的开发,这对于推动制造企业的转型升级具有显著的催化作用。

(四) 科技行业差异

不同行业中,人工智能技术对制造企业转型升级的影响也可能存在差异。根据杨金玉等^[77]的做法,将样本划分为高技术与低技术两个行业类别,回归结果如表 10 的(7)列和(8)列所示。高科技行业中核心解释变量系数为 0.014,在 1%的水平上显著高于非高科技行业,产生这一结果与高科技行业对知识产权的依赖性和创新驱动的特点相符合,专利作为一种知识产权保护,对于高科技行业来说尤为重要,其依赖于技术创新来维持竞争优势。

表 10 异质性分析

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	国有企业	非国有企业	技术型并购制造企业	非技术型并购制造企业	技术迭代速度快	技术迭代速度慢	高科技行业	非高科技行业
	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>	<i>Upgrade</i>
<i>lnpatent</i>	0.009 *** (4.119)	0.015 *** (8.590)	0.019 *** (6.746)	0.011 *** (8.310)	0.016 *** (7.694)	0.011 *** (7.887)	0.014 *** (9.464)	0.008 *** (2.829)
常数项	0.044 *** (3.176)	0.073 *** (8.373)	0.084 *** (5.940)	0.057 *** (8.286)	0.072 *** (6.352)	0.055 *** (7.782)	0.052 *** (7.168)	0.057 *** (6.727)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year,Ind,Pro</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	4529	10639	12409	2759	4396	10772	12409	2759
Adj. R^2	0.567	0.576	0.560	0.566	0.562	0.566	0.560	0.566
系数差异 P 值	0.039 **		0.011 **		0.057 *		0.094 *	

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著;括号内为 t 值,标准误差经企业层面聚类(cluster)调整;系数差异 P 值是基于 Chow 检验计算得出。

六、结论与讨论

(一) 研究结论

本文基于资源编排理论,选取 2007—2022 年制造业 A 股上市公司作为研究样本,实证检验人工智能技术与制造企业转型升级之间的关系,并研究二者之间关系的具体影响路径,得到以下研究结果。

第一,人工智能的应用为制造企业的转型升级提供了坚实的支撑,从而显著提升了这些企业实现智能化转型的内在潜力。研究发现人工智能技术对制造企业转型升级具有显著的正向影响,表明人工智能技术

在制造业企业转型升级中发挥积极作用,其应用不仅提供了专业和战略层面的决策支持,而且强化了技术决策层在推动企业智能化转型中的作用。

第二,数据要素应用水平在制造企业智能化转型升级中发挥关键作用,同时与内部控制质量具有并行和链式中介效应,有效提高企业转型升级的发展效率。人工智能技术的应用能够对企业的内部管理流程进行优化,从而为促进企业的结构性变革与升级提供动力,即数据要素与内部控制均为制造企业重要的资源。一方面,人工智能技术通过增强数据分析的深度与广度,显著提升企业内部控制的质量创新;另一方面,高效地利用企业数据要素可显著提高决策的精确性与运营的效率,从而对内部控制的质量产生积极的促进作用,进而协同推动企业的转型与升级。

第三,人工智能技术对提升非国有制造企业、技术型并购型制造企业、技术变化较快行业与高科技行业的制造企业转型升级作用较强。非国有企业、技术型并购企业和高科技行业中的制造企业,由于面临更大的市场竞争压力、拥有更强的技术基础和对知识产权的依赖,更倾向于积极采用人工智能技术,从而加速企业的转型升级。此外,技术迭代速度快的行业也能从人工智能技术的引入中获益更多,推动了新技术的开发和应用,突显了企业在人工智能时代转型升级的多样性和复杂性。

(二) 研究启示

第一,人工智能政策应专注于激励和指导制造企业重视人工智能技术的创新与实际应用。目前,中国制造业在智能化转型过程中仍处于起步阶段,面临如整合难题、融合不彻底、深度融合不足、融合意愿不强及融合条件不便等一系列挑战^[78]。本文发现人工智能技术对制造企业转型升级具有重要的影响。因此,政府需依据人工智能技术的独特属性,制定适应新发展阶段的产业政策,以实现数字经济与实体经济的紧密融合,以营造一个支持人工智能技术应用的生态环境,促使企业在关键领域开展试点项目,并通过分享成功案例来促进行业内的技术交流与协作。同时,政策应鼓励企业在产品开发、流程优化和商业模式创新等方面探索人工智能技术的潜力,支持跨领域产学研合作,推动生产要素向更具市场需求和效率的区域集中,从而提高企业运营效率和产业链协同性。

第二,政府应鼓励制造企业同步推进人工智能的基础技术研发与应用场景创新,实现技术与实践的协调转型。本文发现人工智能技术是企业整体智能化转型的关键环节,能够显著促进企业转型升级。因此,政府应积极促进制造企业对前沿人工智能技术的接纳、吸收与应用,以驱动生产方式和治理结构的创新与转型。对于拥有知识优势的制造企业来说,政府可以加大人工智能基础技术研发投入,通过引导不同产业链的制造企业在人工智能技术领域进行协同创新,促进人工智能技术与产品、服务及商业模式的深度整合,确保人工智能技术能够实质性地促进企业智能化转型。

第三,制造企业需完善数据管理与治理,强化内部控制机制,以内部驱动的方式促进制造企业转型进程。研究发现,内部控制质量是人工智能技术影响制造企业转型升级的重要机制。因此,企业应建立数据治理框架,主动整合人工智能技术,以提高数据资源管理的效率,增强信息的透明度,并解决管理层代理问题。同时,企业应促进跨部门协作,通过人工智能技术的创新应用,促进技术与知识的共享。在内部管理领域,企业需制定全面的人才战略,涵盖招聘、培训、职业发展和技能提升,以吸引和培养与人工智能技术相适应的人才。此外,建立与绩效挂钩的激励机制,激发员工实现企业目标,并持续优化培训体系,确保员工技能与技术发展同步。通过定期的内部审计和反馈循环,确保内部控制措施的持续有效性,并根据人工智能技术的最新进展进行适时调整。

第四,制造企业转型升级能力相对欠缺的企业应积极面对人工智能带来的挑战,将智能化转型战略纳入长期规划中。研究发现,人工智能技术对制造企业转型升级的影响呈现异质性,受产权结构、技术并购行为、技术演进速度及行业特性等变量的影响。一方面,能力稍微欠缺的制造企业应深刻理解智能化转型的重要性,倡导思维革新以促进文化转型,并在维持运营与盈利的基础上,分阶段、有序地实施智能化升级。另一方面,这些企业要根据自身情况,了解企业转型的最大痛点,如可能遭遇研发资金短缺和人工智能专业人才匮乏等问题,结合人工智能技术进行改进,从而保证企业转型进程。同时,这类制造企业应积极构建与合作伙伴、技术供应商和科研机构的协作网络,致力于摆脱数据孤岛现象,同时主动发掘与企业特定需求及

资源承载力相适应的智能化转型策略,以确保技术资源的高效整合。

(三) 不足与展望

本文存在以下局限性,以待未来研究予以改善:首先,人工智能技术的量化方法有待进一步改善。未来的研究可借助访谈和问卷调查等手段,对制造业中的人工智能应用水平进行更为细致的评估,并与现有理论相结合,以探索更为准确的测量方法。其次,基于数据要素应用水平和内部控制质量进行了机制检验,未来可以结合其他作用机制进行完善。最后,由于非上市公司数据难以获取,本文仅收集制造业A股上市公司样本,后续可以扩大样本范围,纳入更多类型企业进行深入研究。

参考文献

- [1] 孟凡生,徐野,赵刚. “智能+”对制造企业创新绩效的影响机制研究[J]. 科研管理, 2022, 43(9): 109-118.
- [2] 姚加权,张鲲鹏,郭李鹏,等. 人工智能如何提升企业生产效率?——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 101-116, 133, 117-122.
- [3] 邓悦,蒋琬仪. 工业机器人、管理能力与企业技术创新[J]. 中国软科学, 2022(11): 129-141.
- [4] 郑世林,陶然,杨文博. ChatGPT等生成式人工智能技术对产业转型升级的影响[J]. 产业经济评论, 2024(1): 5-20.
- [5] 倪静洁,郭檬楠. 工业机器人应用如何影响企业内部控制质量?[J]. 经济与管理研究, 2023, 44(6): 19-37.
- [6] 黄旭. 人工智能的三种效应:理论分析[J]. 技术经济, 2022, 41(7): 83-92.
- [7] 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. 管理世界, 2019, 35(7): 60-77, 202-203.
- [8] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets [J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [9] 陈晓佳,徐玮. 数据要素、交通基础设施与产业结构升级——基于量化空间一般均衡模型分析[J]. 管理世界, 2024, 40(4): 78-98.
- [10] 朱晓武,魏文石,王靖雯. 数据要素、新型基础设施与产业结构调整路径[J]. 南方经济, 2024(1): 107-123.
- [11] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753-768.
- [12] 张万里,刘婕. 人工智能对产业结构升级的影响机制研究——基于资本-技能互补的理论分析[J]. 经济经纬, 2023, 40(2): 99-110.
- [13] 杨学成,郭景,杨东晓. 人工智能技术进步对高技术制造业就业结构的影响路径研究[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2024, 24(2): 110-123.
- [14] BESSEN J. Automation and jobs: When technology boosts employment[J]. Economic Policy, 2019, 34(100): 589-626.
- [15] WANG Z, SHOU M, WANG S, et al. An empirical study on the key factors of intelligent upgrade of small and medium-sized enterprises in China [J]. Sustainability, 2019, 11(3): 619.
- [16] 孙新波,孙浩博. 数字时代商业生态系统何以共创价值——基于动态能力与资源行动视角的单案例研究[J]. 技术经济, 2022, 41(11): 152-164.
- [17] SIRMON D G, HITT M A, IRELAND R D. Managing firm resources in dynamic environments to create value: Looking inside the black box[J]. Academy of Management Review, 2007, 32(1): 273-292.
- [18] ZOU W, XIONG Y. Does artificial intelligence promote industrial upgrading? Evidence from China [J]. Economic Research-Ekonomiska Istraživanja, 2023, 36(1): 1666-1687.
- [19] ZEIRA J. Workers, machines, and economic growth[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1998, 113(4): 1091-1117.
- [20] SU H, LI L, TIAN S, et al. Innovation mechanism of ai empowering manufacturing enterprises: Case study of an industrial internet platform[J/OL]. Information Technology and Management, 2024, 1-19[2025-02-25]. <https://doi.org/10.1007/s10799-024-00423-4>.
- [21] 邓仲良,屈小博. 工业机器人发展与制造业转型升级——基于中国工业机器人使用的调查[J]. 改革, 2021(8): 25-37.
- [22] ALROWWAD A A, ABUALOUSH S H, MASA'DEH R E. Innovation and intellectual capital as intermediary variables among transformational leadership, transactional leadership, and organizational performance[J]. Journal of Management Development, 2020, 39(2): 196-222.
- [23] 孙早,侯玉琳. 人工智能发展对产业全要素生产率的影响——一个基于中国制造业的经验研究[J]. 经济学家, 2021(1): 32-42.
- [24] LIANG P, SUN X, QI L. Does artificial intelligence technology enhance green transformation of enterprises: Based on green innovation perspective [J]. Environment, Development and Sustainability, 2023, 26(8): 21651-21687.
- [25] HAO Y, BA N, REN S, et al. How does international technology spillover affect China's carbon emissions? A new perspective through intellectual property protection[J]. Sustainable Production and Consumption, 2021, 25: 577-590.
- [26] GRIMSHAW D. International organisations and the future of work: How new technologies and inequality shaped the narratives in 2019[J]. Journal of Industrial Relations, 2020, 62(3): 477-507.
- [27] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. American Economic Review, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [28] AGHION P, JONES B F, JONES C I. Artificial intelligence and economic growth[M]. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2017.

- [29] RAISCH S, KRAKOWSKI S. Artificial intelligence and management: The automation-augmentation paradox[J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(1): 192-210.
- [30] GUVENEN F, RASSIER R, RUHL K J. Offshore profit shifting and domestic productivity measurement[J]. *The American Economic Review*, 2018, 4(2): 373-438.
- [31] 郭敏, 方梦然. 人工智能与生产率悖论: 国际经验[J]. *经济体制改革*, 2018(5): 171-178.
- [32] AGHION P, ANTONIN C, BUNEL S. Artificial intelligence, growth and employment: The role of policy[J]. *Economie et Statistique/Economics and Statistics*, 2019(510/511/512): 150-164.
- [33] MELLACHER P, SCHEUER T. Wage inequality, labor market polarization and skill-biased technological change: An evolutionary (agent-based) approach[J]. *Computational Economics*, 2021, 58(2): 233-278.
- [34] 王墨林, 宋渊洋, 阎海峰, 等. 数字化转型对企业国际化广度的影响研究: 动态能力的中介作用[J]. *外国经济与管理*, 2022, 44(5): 33-47.
- [35] 孟韬, 姚晨, 胡海洋. 共享办公情境下创业者资源编排路径——基于资源编排理论[J]. *技术经济*, 2019, 38(2): 91-99.
- [36] ZHANG D, PEE L G, PAN S L, et al. Big data analytics, resource orchestration, and digital sustainability: A case study of smart city development[J]. *Government Information Quarterly*, 2022, 39(1): 101626.
- [37] 尹西明, 钱雅婷, 武沛琦, 等. 平台企业加速数据要素向新质生产力转化的逻辑与进路[J]. *技术经济*, 2024, 43(3): 14-22.
- [38] 陶锋, 朱盼, 邱楚芝, 等. 数字技术创新对企业市场价值的影响研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2023, 40(5): 68-91.
- [39] 魏丽莉, 侯子琦. 数字经济对中国城市绿色发展的影响作用研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2022, 39(8): 60-79.
- [40] 周翔, 叶文平, 李新春. 数智化知识编排与组织动态能力演化——基于小米科技的案例研究[J]. *管理世界*, 2023, 39(1): 138-157.
- [41] 陈凤仙. 人工智能发展水平测度方法研究进展[J]. *经济学动态*, 2022(2): 142-158.
- [42] 王象路, 罗瑾琰, 耿新. 企业数字化能否促进创新“提质增效”? ——基于动态能力视角[J]. *科学学与科学技术管理*, 2024, 45(11): 104-117.
- [43] 邵兵, 匡贤明, 王翠. 制造业企业业务流程数字化与企业价值: 基于动态能力的视角[J]. *技术经济*, 2023, 42(7): 109-125.
- [44] 张叶青, 陆瑶, 李乐芸. 大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J]. *经济研究*, 2021, 56(12): 42-59.
- [45] MCAFEE A, BRYNJOLFSSON E, DAVENPORT T H, et al. Big data: The management revolution[J]. *Harvard Business Review*, 2012, 90(10): 60-68.
- [46] 黄贇琳, 秦淑悦, 张雨朦. 数字经济如何驱动制造业升级[J]. *经济管理*, 2022, 44(4): 80-97.
- [47] DE SOTO B G, AGUSTÍ-JUAN I, HUNHEVICZ J, et al. Productivity of digital fabrication in construction: Cost and time analysis of a robotically built wall[J]. *Automation in Construction*, 2018, 92: 297-311.
- [48] 梅宏. 大数据与实体经济融合是重要方向[J]. *当代贵州*, 2018(21): 72-73.
- [49] 王胜利, 樊悦. 论数据生产要素对经济增长的贡献[J]. *上海经济研究*, 2020(7): 32-39, 117.
- [50] 王晓娟, 朱喜安, 王颖. 工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2022, 39(4): 88-106.
- [51] 刘启亮, 罗乐, 张雅曼, 等. 高管集权、内部控制与会计信息质量[J]. *南开管理评论*, 2013, 16(1): 15-23.
- [52] 戚聿东, 肖旭. 数字经济时代的企业管理变革[J]. *管理世界*, 2020, 36(6): 135-152, 250.
- [53] 王磊, 肖倩, 邓芳芳. 人工智能对中国制造业创新的影响研究——来自工业机器人应用的证据[J]. *财经论丛*, 2023(9): 14-24.
- [54] 吕铁, 李冉. 制造企业数字化转型: 数据要素赋能传统要素的视角[J]. *学习与探索*, 2022(9): 108-117.
- [55] 焦豪, 杨季枫, 王培暖, 等. 数据驱动的企业动态能力作用机制研究——基于数据全生命周期管理的数字化转型过程分析[J]. *中国工业经济*, 2021(11): 174-192.
- [56] 李国龙, 黄丹艺, 朱宁. 数字普惠金融对中小企业转型升级的影响与机制[J]. *经济与管理研究*, 2023, 44(8): 38-54.
- [57] 夏太彪, 魏志华, 曾爱民, 等. 社会保险缴费负担与企业转型升级[J]. *经济研究*, 2024, 59(1): 168-187.
- [58] 肖曙光, 杨洁. 高管股权激励促进企业升级了吗——来自中国上市公司的经验证据[J]. *南开管理评论*, 2018, 21(3): 66-75.
- [59] 刘奕, 夏杰长, 李焱. 生产性服务业集聚与制造业升级[J]. *中国工业经济*, 2017(7): 24-42.
- [60] 张翼飞. 信息基础设施建设与企业转型升级——来自中国上市企业的经验证据[J]. *工业技术经济*, 2023, 42(1): 23-31.
- [61] 谢卫红, 李淑英, 李忠顺, 等. 如何驱动智能制造企业数字化创新? ——基于技术可供性视角的机制与证据[J]. *技术经济*, 2023, 42(11): 75-92.
- [62] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. *管理世界*, 2021, 37(7): 130-144, 10.
- [63] CHEN W, SRINIVASAN S. Going digital: Implications for firm value and performance[J]. *Review of Accounting Studies*, 2023, 29(2): 1-47.
- [64] MIRIC M, JIA N, HUANG K G. Using supervised machine learning for large-scale classification in management research: The case for identifying artificial intelligence patents[J]. *Strategic Management Journal*, 2023, 44(2): 491-519.
- [65] 史青春, 牛悦, 徐慧. 企业数据要素利用水平影响投资效率机理研究——利用数据要素激活冗余资源的中介作用[J]. *中央财经大学学*

报, 2023(11): 105-115.

- [66] 张灵, 冯科, 孙华平. 制造业企业数据价值释放: 效应与机制[J]. 系统工程理论与实践, 2024, 44(1): 68-85.
- [67] 耀友福, 何相亿. 人工智能应用的公司治理作用——基于财务重述视角[J]. 工业技术经济, 2023, 42(3): 125-134.
- [68] 柳士顺, 凌文铨. 多重中介模型及其应用[J]. 心理科学, 2009, 32(2): 433-435, 407.
- [69] 董嘉昌, 冯涛, 李佳霖. 中国地区间要素错配经济发展质量的影响——基于链式多重中介效应模型的实证检验[J]. 财贸研究, 2020, 31(5): 1-12, 51.
- [70] 温忠麟, 叶宝娟. 中介效应分析: 方法和模型发展[J]. 心理科学进展, 2014, 22(5): 731-745.
- [71] 卞元超, 吴利华, 白俊红. 高铁开通是否促进了区域创新?[J]. 金融研究, 2019(6): 132-149.
- [72] 金环, 魏佳丽, 于立宏. 网络基础设施建设能否助力企业转型升级——来自“宽带中国”战略的准自然实验[J]. 产业经济研究, 2021(6): 73-86.
- [73] 吕民乐, 汪星星. 人工智能对制造业企业金融化影响研究——以中国A股主板制造业上市公司为例[J]. 华东经济管理, 2023, 37(7): 100-109.
- [74] 张任之. 企业数字化转型能否提升智力资本价值创造效率?[J]. 财经问题研究, 2023(5): 89-100.
- [75] 杨青, 周绍妮. 技术并购能够带来技术创新效应吗——收购公司成长潜力视角[J]. 科技进步与对策, 2019, 36(24): 100-108.
- [76] 沈坤荣, 林剑威, 傅元海. 网络基础设施建设、信息可得性与企业创新边界[J]. 中国工业经济, 2023(1): 57-75.
- [77] 杨金玉, 彭秋萍, 葛震霆. 数字化转型的客户传染效应——供应商创新视角[J]. 中国工业经济, 2022(8): 156-174.
- [78] 洪银兴, 任保平. 数字经济与实体经济深度融合的内涵和途径[J]. 中国工业经济, 2023(2): 5-16.

What Mechanisms Does Artificial Intelligence Technology Employ to Foster the Transformation and Upgrading of Manufacturing Firms: A Chain-mediated Role of Data Element and Internal Control

Xie Weihong^{1,2}, Lin Man^{1,2}, Zheng Diwen^{3,4}, Qin Lingling^{1,5}, Yu Juan^{1,2}

(1. School of Economics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China; 2. Digital Economy and Data Governance Laboratory, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China; 3. School of Management, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China; 4. Big Data Strategy Research Center, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China; 5. Guangdong Manufacturing Big Data Innovation Research Center, Guangzhou 510520, China)

Abstract: The increasing role of artificial intelligence (AI) technology as a core driver for manufacturing industry transformation has revealed that enterprises' deficiencies in data resource integration and internal management constitute major obstacles to intelligent-driven upgrading. To address this issue, based on the resource orchestration theory, Chinese A-share listed manufacturing companies from 2007 to 2022 were conducted to investigate the impact and mechanism of AI technology on the transformation and upgrading of manufacturing enterprises. It is found that a significant positive correlation is identified between AI technology adoption and manufacturing enterprise transformation, which remained consistent through endogeneity and robustness tests. AI technology also can promote the transformation and upgrading of manufacturing enterprises through two independent mediating effects of enhancing the application level of data factors and improving the quality of internal control, as well as the chain mediating effect of the two. The impact of AI technology on the transformation and upgrading of manufacturing enterprises in non-state-owned, technology-oriented mergers and acquisitions, fast-changing technology-related industries, and high-tech industries is greater. These conclusions expand the mechanism of AI technology in the transformation and upgrading process of manufacturing enterprises and provide a theoretical basis and practical reference for enhancing their transformation and upgrading capabilities.

Keywords: artificial intelligence; transformation and upgrading of manufacturing firms; data elements; internal control