

引用格式:何新江,王钦鹏,杨铭杰.人工智能对新质生产力影响的研究:来自中国A股上市企业的经验证据[J].技术经济,2025,44(2):97-114.

He Xinjiang, Wang Qinpeng, Yang Mingjie. Research on the impact of artificial intelligence on new quality productive forces: Empirical evidence from Chinese A-share listed companies[J]. Journal of Technology Economics, 2025, 44(2): 97-114.

## 企业技术经济

# 人工智能对新质生产力影响的研究： 来自中国A股上市企业的经验证据

何新江<sup>1,2</sup>, 王钦鹏<sup>1</sup>, 杨铭杰<sup>1</sup>

(1. 浙江工业大学经济学院, 杭州 310023; 2. 浙江工业大学现代化产业体系研究院, 杭州 310023)

**摘要:** 本文基于2011—2022年沪深A股上市企业的财务报告数据,系统地探讨了企业人工智能发展水平对新质生产力的影响。研究结果明确显示,人工智能的广泛应用显著地提升了企业的新质生产力。通过深入的机制分析,本文揭示了人工智能如何通过两大途径提升生产力:一是促进企业数字化和技术创新,二是通过提高企业营运效率(包括固定资产周转率和营运资本周转率)来优化资源配置效率。异质性分析进一步表明,人工智能对盈利增长、中小企业及非国有企业的正面影响尤其显著。调节效应分析进一步揭示在不同融资环境和投资效率的背景下,人工智能对新质生产力的作用存在显著差异。这些发现不仅为理解人工智能在不同企业类型中的具体作用提供了新视角,也为政策制定者和企业管理者提供了如何利用人工智能技术推动高质量企业发展的实证依据。

**关键词:** 人工智能; 新质生产力; 数字化和技术创新; 资源配置效率

**中图分类号:** F272 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-980X(2025)02-0097-18

**DOI:** 10.12404/j.issn.1002-980X.J24070512

## 一、引言

随着全球经济的持续发展,传统生产力模式正逐渐显示出增长疲态。自“新质生产力”的概念首次提出以来,2024年1月在中共中央政治局第十一次学习时,习近平总书记进一步指出新质生产力是创新起主导作用,摆脱传统经济增长方式、生产力发展路径,具有高科技、高效能、高质量特征,符合新发展理念的先进生产力质态。新质生产力的形成,为全球经济的高质量发展指明了新的方向和提供了新的动力。新质生产力的特点包括技术革命性突破、生产要素创新性配置和产业深度转型升级,是基于生产力构成要素的提升而呈现的一种更为先进的生产力质态,具有高科技、高效能、高质量的特征。这一理论创新,不仅为中国的现代化发展提供了理论支撑,也为全球提供了应对复杂经济形势的新思路。新质生产力的核心在于它的创新性和前瞻性,这使得各经济体能够在快速变化的国际环境中寻找到持续发展的新动力和新路径。通过推动新质生产力的发展,可以实现经济结构的优化升级,进而带动整个社会的高质量发展,实现经济的可持续增长和社会的全面进步。

新质生产力是推动经济高质量发展的关键因素。从国家发展的角度看,培育新质生产力是实现现代化

**收稿日期:** 2024-09-30

**基金项目:** 国家自然科学基金青年科学基金“多因素随机利率模型下利率互换期权的定价研究”(12101554);浙江省属高校基本科研业务费“流动性风险的建模及其应用研究”(GB202103001)

**作者简介:** 何新江(1992—),博士,浙江工业大学经济学院研究员,研究方向:金融工程、金融风险管理;王钦鹏(1999—),浙江工业大学经济学院硕士研究生,研究方向:金融工程、微观企业;杨铭杰(2000—),浙江工业大学经济学院硕士研究生,研究方向:公司金融。

的必然要求,不重视新质生产力的培育就难以适应新的发展格局,在国际竞争中就有处于不利地位的可能。然而,新质生产力的内涵复杂,其发展路径充满了不确定性。回顾已有研究,学界从多个角度深化了对新质生产力的理解。周文和许凌云<sup>[1]</sup>阐释了新质生产力的“新”与“质”两个核心维度,强调新质生产力在经济、技术和业态整合及生产力质量变革方面的创新性。张林和蒲清平<sup>[2]</sup>从本意、创意和用意三个层面阐释了新质生产力的特征。他们强调新质生产力是科技创新引领下的高效能、高质量生产力,具有科技革命主导性、新产业赋能前瞻性和高质量发展目的性。这些观点为后续研究奠定基础。据此,学者们深入探析新质生产力对高质量发展赋能的内在机理,阐释其理论逻辑与多维内涵,考察其本质特征与历史演进,并从系统论视角剖析其要素特质、结构承载及功能指向<sup>[3-6]</sup>。这些研究为理解新质生产力提供了多元视角。这一理论创新不仅为中国的现代化发展提供了理论支撑,也为全球应对复杂经济形势提供了新思路。然而,新质生产力不仅仅是一个理论概念,其实际发展效果首先依赖于各经济主体对其的理解和实践。不同地区和企业在面对新质生产力发展要求时,其认知程度和实施策略可能存在巨大差异。

在新质生产力演进过程中,人工智能(AI)技术已然成为核心驱动力,其提升生产效率、促进创新和优化要素配置的能力与新质生产力的本质特征高度契合。宏观层面,学者们主要关注其国际竞争中的战略地位,从多个角度进行深入探索。Brynjolfsson 和 McAfee<sup>[7]</sup>阐述了人工智能作为多国战略布局核心的重要性,Fatima 等<sup>[8]</sup>强调了人工智能在国家战略中的多维度重要性,Zhang 等<sup>[9]</sup>的人工智能指数年度报告则进一步量化了人工智能对全球发展态势和国家战略的影响。在政策维度,党的二十大报告和《“十四五”数字经济发展规划》明确提出推动战略性新兴产业融合集群发展,以技术创新驱动全要素生产率提升,为人工智能在新质生产力领域的应用提供了政策指引。深入剖析人工智能对新质生产力的赋能机制、具体应用路径和影响机理,不仅有助于深化新质生产力理论研究,更对推动经济高质量发展具有重要的理论和实践意义。

尽管人工智能潜力巨大,其在微观企业层面对生产效率提升和劳动力结构优化的有效应用仍面临挑战。企业亟须明晰人工智能的具体应用场景,掌握通过技术创新优化业务流程和人力资源配置的方法。面对技术的快速迭代,企业还需持续调整人工智能应用策略,以确保技术投资转化为实际经济效益。本文聚焦企业微观视角,深入剖析人工智能在提升企业生产效率方面的具体应用及其效果。这不仅有助于企业更精准地理解和部署人工智能,也将为我国《新一代人工智能发展规划》的落地实施和推动经济高质量发展提供重要的实证依据和政策启示。

在探索人工智能对新质生产力的影响中,本文的研究贡献可以概述如下:第一,本文扩展了新质生产力的量化研究,通过熵值法基于生产力二要素理论构建新质生产力指标,并结合文本分析法量化企业的人工智能,提供了一种新的方法论,从而更精确地评估人工智能与新质生产力之间的关系。第二,通过主回归分析实证检验了人工智能如何显著提升企业的新质生产力。这一实证分析不仅填补了现有研究的空白,也从企业微观层面提供了观察人工智能效果的具体证据。第三,本文通过中介效应分析揭示了人工智能促进新质生产力的具体机制,尤其是通过促进智能化创新(包括数字化转型与技术创新),以及通过提高企业营运能力(固定资产周转率和营运资本周转率)来优化资源配置。第四,本文还对人工智能在不同企业类型和融资环境中的作用进行了异质性分析和调节效应分析,提供了针对不同企业类型和政策环境下如何有效利用人工智能的策略建议。这些边际贡献不仅加深了本文对人工智能对新质生产力影响机制的理解,也为企业实施人工智能策略和政策制定者提供了科学的决策依据。

## 二、理论分析与研究假设

### (一)人工智能对新质生产力的影响机理

人工智能作为当代技术革命的核心驱动力,正深刻重塑企业生产力提升的路径。Agrawal 等<sup>[10]</sup>开创性地将人工智能定义为一种预测技术,通过降低预测成本来改变决策的经济学。这一理论框架为理解人工智能如何影响新质生产力提供了重要视角。本节在此基础上,系统探讨人工智能与新质生产力的关系,着重分析人工智能应用如何通过技术革新、效率提升、决策优化和市场适应性增强等途径,推动企业新质生产力的提升。

### 1. 技术革新与生产效率提升

人工智能作为新一代信息技术的核心,通过自动化、智能化和数据驱动等方式,显著提升了企业的生产效率和创新能力。现有研究从多个维度证实了这一观点:

**生产效率提升视角:**从生产函数优化的角度来看,人工智能应用对全要素生产率的影响已成为学界关注的焦点。姚加权等<sup>[11]</sup>、陈东和秦子洋<sup>[12]</sup>的实证研究共同揭示了人工智能应用对生产率提升的积极影响。姚加权等<sup>[11]</sup>基于中国上市公司数据,发现人工智能应用通过优化劳动力配置和提高设备利用效率,显著提升了企业生产率。陈东和秦子洋<sup>[12]</sup>则从全球视角出发,利用工业机器人使用数据,证实人工智能应用促进了产业内的包容性增长,缩小了不同技能层次劳动者的收入差距。这些研究共同凸显了人工智能在提高生产效率和优化资源配置方面的重要作用。考虑到人工智能的自学习和持续优化能力,可以推断其对生产率的提升将呈现累积效应,随着时间推移,其影响可能会呈指数级增长。

**创新驱动增长角度:**人工智能作为新一轮技术革命的核心驱动力,其对企业创新能力的影响已成为学术界和产业界共同关注的重要议题。Babina 等<sup>[13]</sup>、Liu 和 He<sup>[14]</sup>从不同角度阐述了人工智能对企业创新的促进作用。Babina 等<sup>[13]</sup>发现,人工智能投资与公司销售、就业和市场估值的高增长显著相关,这种增长主要源自产品创新。Liu 和 He<sup>[14]</sup>进一步指出,人工智能通过降低研发过程的不确定性和成本,促进了企业的技术创新。这些发现强调了人工智能在推动企业创新和提升新质生产力方面的关键作用。孙艺<sup>[15]</sup>的研究则从宏观和中观两个层面全面阐述了人工智能赋能新质生产力的理论逻辑和实践基础。从现实情况来看,近年来如 OpenAI、DeepMind 等人工智能公司的突破性技术进展,以及这些技术在各行各业的广泛应用,进一步印证了人工智能对创新和生产力提升的深远影响。

### 2. 决策支持与市场适应性增强

从战略管理理论和动态能力视角出发,人工智能不仅提升了生产效率,还显著增强了企业的决策能力和市场适应性,这两个方面构成了企业核心竞争力的关键要素。现有研究从以下几个维度阐述了这一多元化影响:

**决策支持系统的优化:**Li 等<sup>[16]</sup>的研究表明,企业的智能数据分析能力优化了组织管理流程和决策结果,从而推动企业新质生产力的提升,突出了人工智能在突破人类认知局限性方面的潜力。Qin 等<sup>[17]</sup>通过系统性文献综述,强调了人工智能在促进企业决策精准化和个性化方面的重要作用,特别是在满足用户多元化和个性化需求方面,这与 Babina 等<sup>[13]</sup>关于人工智能促进产品创新的微观层面发现相呼应。这些研究共同揭示了人工智能如何通过优化决策过程来提升企业的整体效率和战略执行能力

在市场适应性方面,师博<sup>[18]</sup>从宏观经济学角度指出,人工智能助推经济高质量发展的一个重要机制是提高企业对市场变化的快速响应能力。这一观点与 Babina 等<sup>[13]</sup>关于人工智能促进产品创新的发现相呼应,共同阐明人工智能如何增强企业的市场适应性和创新动力,使企业能够在快速变化的市场环境中保持竞争优势。

基于以上理论分析和实证证据,本文提出假设 1:

企业的人工智能发展水平与其新质生产力呈显著正相关关系(H1)。

#### (二) 人工智能通过智能化创新路径影响新质生产力

人工智能作为新一轮技术革命的核心驱动力,正在深刻改变企业的创新模式和技术发展路径。Acemoglu 和 Restrepo<sup>[19]</sup>提出的理论框架为理解技术进步如何通过替代现有任务和创造新任务影响生产力和经济增长提供了重要视角。本节深入探讨人工智能通过智能化创新影响新质生产力的机制,聚焦于数字化转型与技术创新、技术融合与产品创新加速两个关键维度。

### 3. 数字化转型与技术创新

人工智能驱动数字化转型正在重构企业的创新生态系统:

**创新能力的多维度提升:**人工智能正在全面重塑企业的创新能力,从单一维度的技术创新扩展到多维度的综合创新。谢卫红等<sup>[20]</sup>基于技术可供性理论的研究表明,数字化资源通过增强企业的信息处理能力和知识整合能力,显著提升了企业的创新潜力。这种提升不仅局限于技术层面,还延伸至商业模式创新领域。刘建江和李渊浩<sup>[21]</sup>的研究也支持了这一观点,他们发现数字经济对全要素能源效率具有显著的正向影响,且这种影响在区域、时段和资源禀赋方面呈现异质性特征。

技术融合的累积效应:人工智能与传统产业的融合不是简单的叠加,而是一个复杂的、渐进的系统性变革过程。在这一认知下,张昕蔚和刘刚<sup>[22]</sup>的研究揭示,人工智能与传统产业的融合创新是一个复杂的、累积性的过程,涉及一系列互补性创新和新型技术体系的构建,而非简单的技术转移或复制。Li等<sup>[16]</sup>的实证研究支持了这一观点,发现人工智能应用显著优化了企业资源配置效率,从而推动技术创新。

创新管理模式的范式转移:人工智能时代的到来正在引发企业创新管理模式的根本性变革,重新定义了创新的核心驱动力。陈德球和胡晴<sup>[23]</sup>指出,数字经济时代下,企业创新管理正从股东中心向企业家中心转变,更加重视掌握核心技术和关键资源的创始人及业务团队。这一观点凸显了人才和技术在数字化转型中的核心地位,为理解人工智能时代的创新管理提供了新视角。

#### 4. 技术融合与产品创新加速

人工智能应用正通过多重机制加速企业的创新进程:

创新类型的多元化:人工智能的应用正在推动创新形式的多样化,从传统的线性创新模式向多维度、跨领域的创新模式转变。王钰和唐要家<sup>[24]</sup>的研究证实,人工智能显著增强了企业的产品创新和工艺创新能力。这一发现与张昕蔚和刘刚<sup>[22]</sup>关于人工智能作为通用目的技术与传统产业专用性技术多元化组合的观点相呼应,揭示了人工智能在促进跨领域创新方面的潜力。

创新效率的系统性提升:人工智能正在全面重塑创新过程中的各个环节,从而实现创新效率的整体提升。在这一背景下,程承坪和陈志<sup>[25]</sup>的研究阐明了人工智能促进经济增长的多重机制,包括直接替代劳动要素、人机协同、产业链扩展、人力资本水平提升、技术创新效率优化、市场效率改善及政府治理效率提升等。这一多维度分析框架为理解人工智能对创新生态系统的全面影响提供了系统性视角。

商业模式创新的全方位变革:人工智能不仅推动了技术层面的创新,还深刻影响了企业的商业模式创新,促使企业重新思考其价值创造和价值获取的方式。人工智能不仅改变了企业的价值主张,还深刻影响了价值创造和价值获取的方式。这揭示了人工智能在促进商业模式创新方面的深远影响,为企业在数字化时代保持竞争优势提供了理论指导。

基于以上理论分析和实证证据,本文提出假设2:

人工智能通过促进企业的智能化创新,间接提升企业的新质生产力(H2)。

#### (三) 人工智能通过营运效率路径影响新质生产力

人工智能作为新一代信息技术的核心,正在深刻改变企业的运营方式和生产模式。Brynjolfsson和Mcafee<sup>[26]</sup>指出,人工智能等数字技术正以指数级速度发展,不仅提高了效率,还创造了全新的产品和服务,重塑了企业的运营方式。本节将从资产管理效率提升和运营成本优化两个方面,探讨人工智能如何通过提高营运能力影响新质生产力。

##### 1. 资产管理效率提升

人工智能在资产管理领域的应用正在引发一场静默革命,从根本上改变了企业的资产利用方式和效率。

智能库存管理:人工智能驱动的智能库存管理系统实现了精准的需求预测和库存优化,大幅提高了资产周转率。杨芳等<sup>[27]</sup>的研究发现,企业数字化转型显著提升了设备运行效率,直接促进了固定资产周转率的提高。这种高效的资产管理不仅减少了资金占用,还提高了企业的市场响应速度。

预测性维护:人工智能支持的预测性维护系统优化了设备维护计划,延长了资产使用寿命,提高了固定资产的利用率。陆平和何维达<sup>[28]</sup>的实证研究表明,研发投入强度的提升能够显著提升互联网公司的市场规模增速与资产营运效率。这种先进的维护策略不仅降低了设备故障率,还提高了整体生产效率。

产品服务化转型:人工智能推动了企业从提供单一产品向提供集成式、具有开放扩展功能的数字-服务-产品包转变。陈剑和刘运辉<sup>[29]</sup>指出,这种转变不仅提高了资产利用效率,还增强了企业的市场适应能力和创新能力。

##### 2. 营运成本优化

人工智能在优化企业运营成本方面展现出了巨大潜力,通过多维度的优化实现了企业整体效能的提升。

资源利用优化:基于人工智能的实时数据分析和智能控制系统能够优化能源消耗和原材料使用,大幅

减少生产过程中的浪费。Wang 和 Tan<sup>[30]</sup> 强调,人工智能在生产中扮演着重要角色,通过优化生产流程和资源利用,显著提升了营运效率。

**质量控制升级:**人工智能驱动的质量控制系统提高了产品质量一致性,降低了不良品率。这不仅减少了材料浪费和返工成本,还提高了客户满意度,间接降低了售后服务成本。陆平和何维达<sup>[28]</sup> 的研究发现,研发投入强度对企业盈利能力可能存在促进作用,反映了技术创新对营运成本优化的积极影响。

**营运模式重构:**人工智能正在推动企业营运模式的根本性变革。Kraus 等<sup>[31]</sup> 指出,这种变革不仅涉及技术应用,还包括组织结构和业务流程的重塑,从而全面提升企业的营运效率和成本控制能力。

基于以上理论分析和实证证据,本文提出假设 3:

人工智能通过提高营运效率,间接提升企业的新质生产力(H3)。

#### (四) 融资约束与投资效率对人工智能影响新质生产力的调节作用

融资环境和投资效率作为企业资源配置的关键因素,对人工智能影响新质生产力的过程具有重要的调节作用。Furman 和 Seamans<sup>[32]</sup> 指出,人工智能作为通用目的技术,其经济影响深远且广泛,但需要配套投资才能发挥最大效用。

从现实情况来看,近年来各国政府和金融机构纷纷出台支持人工智能发展的政策和金融产品,如中国的“新基建”政策和美国的“国家人工智能研究和发展战略计划”,都体现了优化融资环境对人工智能发展的重要性。同时,像谷歌、阿里巴巴等科技巨头在人工智能领域的持续高效投资,也印证了投资效率对人工智能应用和产出的关键作用。

从理论层面看,本文通过引入融资环境和投资效率这两个调节变量,丰富了人工智能影响企业生产力的理论框架。这不仅体现了技术经济学中技术进步与制度环境相互作用的观点,还呼应了新制度经济学中制度、组织与技术协同演进的思想。未来研究可以进一步探索这些因素之间的交互作用机制,为企业在人工智能时代的战略决策提供更全面的理论指导。

本节从融资环境和投资效率两个维度,探讨其如何调节人工智能对新质生产力的影响。

##### 1. 融资环境的调节作用

融资环境作为企业外部资源获取的关键因素,对人工智能影响新质生产力的过程具有显著的调节作用。

**资金可得性:**良好的融资环境降低了企业的融资约束,为人工智能投资提供了充足的资金支持。宋敏等<sup>[33]</sup> 的研究发现,金融科技能显著促进企业全要素生产率的提高,通过“赋能”降低了金融机构与企业之间的信息不对称,在“量”上缓解企业融资约束,在“质”上提高信贷资源配置效率。这一发现与信息不对称理论相呼应,突显了融资环境改善对企业资源获取的积极影响。

**资金配置效率:**融资环境的改善提高了资金配置效率。张一林等<sup>[34]</sup> 构建的理论模型表明,在人工智能时代,银行与中小企业有望形成“数字匹配”的关系,这为理解人工智能如何通过改变融资环境影响企业生产力提供了新的视角。这种“数字匹配”机制与交易成本理论相契合,反映了人工智能在降低信息搜索和交易成本方面的潜力。

**资金循环优化:**优质的融资环境有助于形成良性的资金循环。黄锐等<sup>[35]</sup> 的研究表明,金融科技的发展不仅缓解了融资约束,还提高了资金配置效率,揭示了融资环境改善与投资效率提升之间的正向关系。这一发现与内生增长理论相吻合,强调了金融发展对经济增长的促进作用。

##### 2. 投资效率的调节作用

投资效率反映了企业将资金转化为生产力的能力,对人工智能发挥作用至关重要。高效的投资能够通过以下方式增强人工智能对新质生产力的影响。

**精准投资:**高投资效率确保人工智能投资能够准确聚焦于提升新质生产力的关键环节。刘园等<sup>[36]</sup> 的研究发现,金融科技与实体经济企业投资效率呈“U”型关系,强调了投资效率在人工智能应用过程中的动态调节作用。

**技术吸收加速:**投资效率的提高能够加速人工智能技术的吸收和应用。高劲和宋佳讯<sup>[37]</sup> 的研究表明,供应链融资能有效缓解企业融资约束,提高创新研发投入,进而提升全要素生产率。这一发现与吸收能力理论相呼应,强调了企业内部能力在技术吸收和应用中的关键作用。

资源整合能力;高投资效率反映了企业优秀的资源整合能力。陈德球和胡晴<sup>[23]</sup>指出,数字经济时代下,企业需要从股东中心向企业家中心转变,更加重视掌握企业核心技术和关键资源的创始人及业务团队,这反映了投资决策重点的变化。这种转变与动态能力理论相契合,强调了企业在快速变化的环境中重构资源和能力的重要性。

基于以上分析和实证证据,本文提出假设4:

融资环境和投资效率对人工智能影响新质生产力的关系具有显著的调节作用(H4)。

### 三、研究设计

#### (一) 模型定义

本文构建了三个经济模型以系统地分析人工智能对新质生产力的影响。为了验证假设1,本文设定模型(1)为基准回归模型。

$$Npro_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI\_Level_{i,t} + \alpha_2 Controls_{i,t} + \alpha_3 Year_{i,t} + \alpha_4 Industry_{i,t} + \alpha_5 Province_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中:新质生产力由变量  $Npro$  表示,人工智能发展水平由  $AI\_Level$  捕捉; $\alpha$  为各变量的回归系数。模型还纳入了一系列控制变量集( $Controls$ ),以及年份( $Year$ )、行业( $Industry$ )和省份( $Province$ )固定效应,以控制潜在的外生变量影响;随机扰动项用  $\varepsilon$  表示;下标  $i$  和  $t$  分别代表不同的企业和观测年份。该模型的目的是评估人工智能发展对企业新质生产力的直接影响。

本文控制行业、省份和年份固定效应,而不是企业和年份固定效应,以捕捉行业和地区特有的异质性以及宏观经济趋势的影响。选择不包含企业固定效应是因为关键变量如企业年龄或管理实践在企业间差异显著,而在企业内部随时间变化较少,企业固定效应可能掩盖这些特征对新质生产力的影响。

为了验证假设2与假设3,本文参考江艇<sup>[38]</sup>对中介效应传导机制的建议,构建模型(2)为中介传导机制模型:它在基准回归模型(1)基础上引入了  $MEV$  作为中介变量,探讨人工智能如何通过特定的管理效率变量(或其他相关变量)间接影响新质生产力。

$$MEV_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AI\_Level_{i,t} + \beta_2 Controls_{i,t} + \beta_3 Year_{i,t} + \beta_4 Industry_{i,t} + \beta_5 Province_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中: $\beta$  为各变量的回归系数,模型同样控制了  $Controls$ 、 $Year$ 、 $Industry$  和  $Province$ ,确保回归分析的全面性和精确性。

为了验证假设4,本文构建了调节效应模型(3),并引入调节项( $RV$ )以探索其对基准回归的影响。在此模型中,调节变量与解释变量的交互项被用来检验融资约束和企业投资效率如何调节  $AI\_Level$  对  $Npro$  的影响。

$$Npro_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 AI\_Level_{i,t} + \gamma_2 (AI\_Level_{i,t} \times RV) + \gamma_3 Controls_{i,t} + \gamma_4 Year_{i,t} + \gamma_5 Industry_{i,t} + \gamma_6 Province_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中: $\gamma$  为各变量的回归系数。该模型通过展示调节项如何影响人工智能与新质生产力之间的关系,从而深入理解调节变量在模型中的作用。

这三个模型为评估人工智能对企业新质生产力的影响提供了一个结构化的分析框架。具体而言,它们分别考察了直接效应、通过特定中介路径的间接效应,以及调节变量对直接效应的影响。通过精细控制多种固定效应,本文确保了回归结果的稳健性和可靠性。

#### (二) 变量选取

本文将人工智能应用水平和新质生产力作为相关但彼此独立的构念进行操作化和测量。被解释变量新质生产力( $Npro$ )是一个基于熵值法构建的多维度综合指标,涵盖人力资本、物质资本、硬件技术和软件技术等方面,旨在全面反映企业的发展水平。它不仅包含技术进步元素,还整合了资源配置效率、创新能力和营运效率等因素,体现其“新质”的广义内涵。

核心解释变量人工智能应用水平( $AI\_Level$ )则是一个基于文本挖掘方法构建的聚焦指标,通过分析企业年报中人工智能相关关键词频率来衡量。这个指标反映了企业在人工智能技术应用和投入方面的具体水

平,是新质生产力中技术创新维度的重要组成部分,但不等同于新质生产力的整体概念。

这种区分有助于精确捕捉企业特定技术投入与整体生产力提升之间的关系,为理解新质生产力的形成机制提供了新视角。以下是对各变量的具体解释。

### 1. 被解释变量：新质生产力(*Npro*)

本文在构建新质生产力指标体系时,不仅考虑了传统生产力要素,还融入了现代经济理论的核心观点。Schumpeter<sup>[39]</sup>、Becker<sup>[40]</sup>和 Drucker<sup>[41]</sup>的理论为指标选择提供了坚实的理论基础,这些理论与周文和叶蕾<sup>[42]</sup>对新质生产力的定义高度契合,即“新质生产力是以科技创新为主导、实现关键性颠覆性技术突破而产生的生产力,是摆脱了传统增长路径、符合高质量发展要求的生产力,是数字时代更具融合性、更体现新内涵的生产力”。

新质生产力的概念深深植根于经典经济理论。Schumpeter<sup>[39]</sup>强调创新是经济发展的核心动力,企业家通过多种创新形式推动经济发展,这与新质生产力强调科技创新和颠覆性技术突破高度一致。Becker<sup>[40]</sup>提出的人力资本理论强调教育和培训对提高生产力的重要性,支持了本文在指标体系中纳入“研发人员占比”和“高学历人员占比”等指标。Drucker<sup>[41]</sup>预见性地指出知识工作者在现代经济中的关键作用,这与新质生产力强调的“智力工人”概念相呼应,体现在本文对研发投入和知识密集型活动的重视。这三位学者的理论共同构成了新质生产力指标体系的理论基石,强调了创新、高质量人力资本和知识在现代经济中的核心地位。

这三位学者的理论形成了一个逻辑连贯的框架:Schumpeter<sup>[39]</sup>的创新理论强调了变革的重要性,Becker<sup>[40]</sup>的人力资本理论指出了实现这种变革的关键资源,而 Drucker<sup>[41]</sup>的知识工作者理论则进一步明确了在知识经济时代,谁将成为创新的主要推动者。这个理论框架完美契合了新质生产力的核心特征,即以科技创新为驱动,依赖高质量人力资本,并在数字经济时代充分发挥知识工作者的潜力。

基于这些理论基础,本文参考了宋佳等<sup>[43]</sup>的指标构建体系,采用熵值法进行量化分析。本文的指标体系包括4个主要维度:人力资本、物质资本、硬件技术和软件技术。人力资本维度:包括“研发人员薪资占比”“研发人员占比”和“高学历人员占比”等指标,反映了 Becker<sup>[40]</sup>人力资本理论和 Drucker<sup>[41]</sup>知识工作者理论的核心思想。技术投入维度:包含“研发折旧摊销占比”“研发租赁费占比”和“研发直接投入占比”等指标,呼应了 Schumpeter<sup>[39]</sup>创新理论中强调的技术创新重要性。无形资产维度:纳入“无形资产占比”指标,反映了知识经济时代无形资产对企业创新能力的关键作用。

在方法论上,本文采用了改进的熵值法进行指标权重的确定。例如,郭显光<sup>[44]</sup>所指出,传统熵值法在处理极端值和负值时存在困难。本文采用了其提出的改进方法,通过标准化处理有效解决了这一问题,确保了权重分配的客观性和科学性。

具体的构建指标与权重如表1所示。

表1 新质生产力指标构建

因素	子因素	指标	指标取值说明	权重
资本投入 (占比 31%)	人力投入	研发人员薪资占比	研发费用-工资薪酬/营业收入	26
		研发人员占比	研发人员数/员工人数	2
		高学历人员占比	本科以上人数/员工人数	3
物质资本 (占比 2%)	固定资产投入	固定资产占比	固定资产/资产总额	1
		制造费用占比	(经营活动现金流出小计+固定资产折旧+无形资产摊销+减值准备-购买商品接受劳务支付的现金-支付给职工以及为职工支付的工资)/(经营活动现金流出小计+固定资产折旧+无形资产摊销+减值准备)	1
硬件技术 (占比 65%)	技术投入	研发折旧摊销占比	研发费用-折旧摊销/营业收入	24
		研发租赁费占比	研发费用-租赁费用/营业收入	13
		研发直接投入占比	研发费用-直接投入/营业收入	27
		无形资产占比	无形资产/资产总额	1
软件技术 (占比 2%)	运营效率	总资产周转率	营业收入/平均资产总额	1
		权益乘数倒数	所有者权益/资产总额	1
新质生产力				100

通过这样全面的指标体系,新质生产力不仅衡量了企业的经济活动和技术进步,也为企业提供了优化资源配置、提升运营效率和增强创新能力的的数据支持。这些指标的集成使用,能够帮助政策制定者和管理者更好地理解 and 推动经济的高质量发展。

**2. 解释变量: 人工智能 (AI\_Level)**

本文借鉴了姚加权等<sup>[11]</sup>的研究方法,采用从深圳和上海证券交易所官方网站获取的 2011—2022 年 A 股上市公司年报数据;同时借鉴其开发的人工智能词典,该词典广泛涵盖了从基础机器学习算法到复杂的深度学习网络及其在多个领域的应用。此词典的构建基于广泛的文献回顾与行业报告,确保覆盖了人工智能的核心技术和最新发展。本文整理该词典如表 2 所示。

本文首先系统性地从公开可获取的上市公司年报中提取文本数据,并利用人工智能词典进行深入的文本分析。通过应用尖端的自然语言处理技术,尤其是文本挖掘工具,本文准确地识别并记录了词典中每个术语的出现频率,为评估企业在人工智能领域的活跃度提供了基础数据。

**表 2 人工智能词典**

类别	词汇
技术与应用	机器学习、深度学习、神经网络、卷积神经网络、循环神经网络、支持向量机、强化学习、特征提取、特征识别、模式识别、自然语言处理、知识图谱、机器翻译、语音合成、语音识别、生物识别、人脸识别、声纹识别
硬件技术	AI 芯片、智能芯片、边缘计算、云计算
应用领域	智能医疗、智能保险、智能家居、智能运输、智能农业、智能政务、智能客服、智能监管、智能投顾、智能音箱、智能搜索、智能零售、智能教育
数据技术	大数据营销、大数据风控、大数据管理、大数据运营、大数据处理、大数据分析、数据挖掘
增强技术	增强现实、增强智能、虚拟现实
其他	自动化、机器人流程、自动驾驶、无人驾驶、人机交互、人机对话、问答系统、智能传感器、可穿戴产品、智能体、智能计算、智能环保

鉴于词频数据通常呈现偏态分布,本文对每个词汇的出现频率进行了对数转换,即频率加一后取自然对数。这一处理不仅减轻了数据的偏斜性,而且增强了数据的正态分布特性,使得统计结果更稳定和可比较。此外,对数转换也提升了低频词汇的统计意义,确保其在总体分析中的贡献得以适当体现。

数据经过转换后,本文将这些词频数据进行综合和标准化处理,构建了反映公司在人工智能应用方面综合水平的量化指标。该指标通过对过去十二年数据的加权平均计算得出,为企业管理层、投资者及政策制定者提供了关于技术应用和创新能力的客观洞察。

本文不仅提供了一种科学方法来评估企业在人工智能应用的水平,还突出了人工智能词典在技术评估中的重要作用。通过本文的分析,揭示了企业在人工智能领域的技术进步和竞争力,为战略决策提供了坚实的数据支持。此外,研究的方法和发现对于指导企业如何更有效利用人工智能,在推动高质量发展方面具有重要的实践意义,同时也为政策制定者提供了制定相关战略的实证基础。

**3. 控制变量**

在进行回归分析时,为确保结果的稳健性,本文纳入了一系列精选的控制变量。这些包括两职合一 (*Dual*),若董事长与总经理为同一人则取值为 1,反之为 0,用以衡量管理层集中度的影响;独立董事比例 (*Indep*),即独立董事占董事会总人数的比例,反映董事会的独立性;董事人数 (*Board*) 的自然对数,控制董事会规模的影响;总资产净利润率 (*ROA*);资产负债率 (*Lev*),显示公司的财务杠杆水平;公司成立年限 (*FirmAge*) 的自然对数;资产市场价值比 (*TobinQ*);管理层持股比例 (*Mshare*);第一大股东持股比例 (*Top1*),衡量股权集中度的影响。此外,为了控制时间趋势 (*Year*)、行业特征 (*Industry*) 及地区环境 (*Province*) 等因素的影响,这些变量也被包含在回归模型中,以确保分析结果的全面性和准确性。本文提供控制变量表如表 3 所示。

**(三) 数据来源**

本文选取沪深 A 股上市公司为样本,覆盖 2011—2022 年的时间段。本文的主要解释变量为人工智能



表 3 控制变量表

变量	变量符号	变量描述
新质生产力	<i>Npro</i>	依据表 1,其构建综合指数涵盖了资本投入、技术投资和运营效率等关键指标
人工智能	<i>AI_Level</i>	依据表 2,利用人工智能词典进行文本分析,以衡量企业的人工智能发展水平
两职合一	<i>Dual</i>	如果董事长与总经理为同一人则取值为 1,否则为 0,用于衡量管理层的权力集中程度
独立董事比例	<i>Indep</i>	独立董事人数占董事会总人数的比例,反映董事会的独立性和监督能力
董事人数	<i>Board</i>	董事会的人数,采用自然对数转换以平滑数据,反映董事会规模的潜在影响
总资产净利润率	<i>ROA</i>	计算为净利润除以总资产的平均余额,是衡量公司盈利能力的财务指标
资产负债率	<i>Lev</i>	衡量公司财务杠杆的指标,计算为年末总负债除以年末总资产
公司成立年限	<i>FirmAge</i>	表示公司年龄的对数值,计算方法为 $\ln(\text{当前年份}-\text{公司成立年份}+1)$ ,用于分析公司成熟度对业绩的影响
资产市场价值比	<i>TobinQ</i>	计算为(流通股市值+非流通股股份数×每股净资产+负债账面值)/总资产,反映公司资产的市场价值与置换价值之比
管理层持股比例	<i>Mshare</i>	管理层(董事、监事及高级管理人员)持股数量占总股本的比例,衡量管理层的股权激励程度
第一大股东持股比例	<i>Top1</i>	第一大股东持有的股份占公司总股本的比例,用于评估股权集中度对公司策略的影响

(*AI\_Level*),该变量通过从沪深两地交易所官方网站获取的上市公司年报进行详尽的文本分析而获得。其中,企业经营类的财务数据均来自中国研究数据平台(CNRDS),其他关键的公司基础数据则主要源自国泰安(CSMAR)数据库和万得(Wind)数据库。

为确保数据分析的高质量与准确性,本文实施了一系列严格的样本筛选和数据处理措施。首先,剔除了金融和房地产行业的企业,以消除这些行业特有因素的潜在干扰。其次,本文仅包括样本期不少于 5 年的企业,以确保所选样本的稳定性和代表性。此外,还排除了在样本年被标记为特别处理(ST)的企业,从而避免企业异常经营状态对分析结果的影响。最后,本文还剔除了所有数据缺失的样本,进一步提升了数据集的完整性和可靠性。为了减轻极端值的扰动,本文对连续变量实施了上下 1% 的双侧 Winsor 缩尾处理。这种方法有效地限制了数据中极端异常值对分析结果的影响。经过这些详细的数据处理后,本文最终包含了 23760 个观测数据点。

## 四、实证结果与分析

### (一) 描述性统计

本文描述性统计如表 4 所示,展示了实证分析中的解释变量、被解释变量及控制变量。被解释变量新质生产力(*Npro*)的值范围从最低的 0.947 到最高的 13.206,表明企业之间在生产力水平上存在显著差异,这与宋佳等<sup>[42]</sup>的论文结果相近。方差为 2.280,这说明企业之间的新质生产力水平存在显著差异。解释变量人工智能(*AI\_Level*)的中位数为 0.000,最大值为 4.477,最小值为 0.000,该结果与姚加权等<sup>[11]</sup>研究结果接近,这也进一步显示了企业在技术应用程度上的极大不均等。这些差异指出了企业间在效率和技术采纳方面的广泛分布。

表 4 描述性统计表

变量	样本数量	均值	中位数	标准差	最小值	最大值
<i>Npro</i>	23760	5.036	4.758	2.280	0.947	13.206
<i>AI_Level</i>	23760	0.728	0.000	1.124	0.000	4.477
<i>Dual</i>	23760	0.238	0.000	0.426	0.000	1.000
<i>Indep</i>	23760	0.375	0.357	0.054	0.333	0.571
<i>Board</i>	23760	2.141	2.197	0.199	1.609	2.708
<i>ROA</i>	23760	0.031	0.032	0.071	-0.289	0.221
<i>Lev</i>	23760	0.447	0.442	0.212	0.052	0.974
<i>FirmAge</i>	23760	2.926	2.996	0.342	1.792	3.526
<i>TobinQ</i>	23760	2.200	1.582	1.802	0.831	9.643
<i>Mshare</i>	23760	0.110	0.001	0.189	0.000	0.646
<i>Top1</i>	23760	0.330	0.304	0.147	0.081	0.725

### (二) 基准回归

本文的基准回归结果如表 5 所示。基于模型(1)的基准回归结果,可以看出 *AI\_Level* 与 *Npro* 之间存在显著的正向关系,这一结果支持了假设 H1,即企业的人工智能发展对其新质生产力具有显著的正向影响。具体来说,在不控制年份、行业和省份变量时(回归 1), *AI\_Level* 的系数为 0.575,且在 1%的显著性水平上显著,表明人工智能每提高一个单位,新质生产力将平均提高 0.575 个单位,这一结果的 *t* 统计量为 20.330,显示出非常强的统计显著性。

当控制年份、行业和省份(回归 2~回归 4)后, *AI\_Level* 依然保持在显著的正向效应,强调了在不同宏观和微观环境下,人工智能的发展依旧能有效提升企业的生产力。尤其是在模型 4 中,即在控制了更多的变量后, *AI\_Level* 的系数为 0.228, *t* 值为 8.540,再次证实了人工智能对新质生产力的正向推动作用。

表 5 基准回归表

变量	<i>Npro</i>			
	回归 1	回归 2	回归 3	回归 4
<i>AI_Level</i>	0.575*** (20.330)	0.236*** (8.760)	0.277*** (9.800)	0.228*** (8.540)
<i>Dual</i>			-0.074* (-1.610)	-0.074 (-1.680)
<i>Indep</i>			-0.607 (-1.330)	-0.527 (-1.210)
<i>Board</i>			-0.150 (-0.910)	-0.090 (-0.580)
<i>ROA</i>			-1.675*** (-6.720)	-1.566*** (-6.380)
<i>Lev</i>			0.182 (0.960)	0.384** (2.120)
<i>FirmAge</i>			2.106*** (19.380)	1.532*** (4.870)
<i>TobinQ</i>			0.037*** (3.650)	0.010 (0.940)
<i>Mshare</i>			-0.143 (-1.070)	-0.155 (-1.240)
<i>Top1</i>			-0.141 (-0.410)	0.018 (0.050)
<i>Year</i>	不控制	控制	不控制	控制
<i>Industry</i>	不控制	控制	不控制	控制
<i>Province</i>	不控制	控制	不控制	控制
<i>_cons</i>	4.617*** (224.260)	5.172*** (6.310)	-0.811 (-1.310)	1.582 (1.310)
<i>Observations</i>	23760	23760	23760	23760
Adjusted <i>R</i> <sup>2</sup>	0.076	0.209	0.169	0.222

注: 括号内为 *t* 值; \*\*\*, \*\*, \* 分别表示在 1%、5%、10%的水平上显著。

总体来看,基准回归分析结果强有力地支持了假设 1,即人工智能的提升对新质生产力具有显著的正向影响。这一发现为企业在决策过程中加大对人工智能的投资提供了数据支持,展示了人工智能在提升生产效率和优化资源配置中的潜力。

### (三) 稳健性检验

#### 1. 内生性检验

本文采用两阶段最小二乘法(2SLS),将 *AI\_Level* 变量分别滞后一期(*L. AI\_Level*)和二期(*L2. AI\_Level*)纳入模型,并引入行业平均人工智能水平(*mean\_AI\_Level*)作为强有力的工具变量(*IV*),以识别因果关系。本文内生性检验结果如表 6 所示。

表 6 内生性检验表

变量	滞后一期		滞后二期		行业均值	
	第一阶段 <i>L. AI_Level</i>	第二阶段 <i>Npro</i>	第一阶段 <i>L2. AI_Level</i>	第二阶段 <i>Npro</i>	第一阶段 <i>mean_AI_Level</i>	第二阶段 <i>Npro</i>
<i>AI_Level</i>		0.409*** (15.06)		0.471*** (14.320)		0.441*** (12.500)
<i>IV</i>	0.777*** (119.260)		0.683*** (85.920)		0.683*** (32.960)	
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制

续表

变量	滞后一期		滞后二期		行业均值	
	第一阶段 <i>L. AI_Level</i>	第二阶段 <i>Npro</i>	第一阶段 <i>L2. AI_Level</i>	第二阶段 <i>Npro</i>	第一阶段 <i>mean_AI_Level</i>	第二阶段 <i>Npro</i>
<i>Province</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>_cons</i>	0.295*** (-3.680)	2.461*** (7.770)	0.389*** (3.580)	2.615*** (8.070)	-0.227*** (-1.740)	2.397*** (0.330)
<i>Observations</i>	21780	21780	19800	19800	23760	23760
<i>F test</i>	14882.240***		7700.790***		14791.040***	

注：括号内为 *t* 值；\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。

观察滞后一期和二期的 *AI\_Level* 系数均为正,且均在 1% 的显著性水平下显著,表明人工智能投入的前期变化对当前新质生产力有正向且显著的促进作用。所有工具变量在第一阶段回归中展现出极高的解释能力,*F* 统计量分别达到 14882.240、7700.790 和 14791.040,远超 10 的通常阈值,明确排除了弱工具变量的担忧。这强烈证实了所选工具变量的有效性和模型识别策略的稳健性。

## 2. 外生冲击检验

为进一步验证研究结果的因果关系,本文利用 2017 年颁布的《新一代人工智能发展规划》作为准自然实验进行外生冲击检验。该规划作为中国政府在人工智能领域的重要战略部署,为人工智能发展提供了强有力的政策支持,构成了理想的外生政策冲击。该部分采用两阶段最小二乘法(2SLS)估计,有效缓解了潜在的内生性问题,作为内生性检验的补充。实证结果显示,在考虑这一外生冲击后,*AI\_Level* 的系数显著增大。这一结果不仅再次证实了人工智能对新质生产力的因果效应,还揭示了政策支持在促进人工智能效应方面的放大作用,为未来政策制定提供了重要的实证依据。本文的外生冲击、双侧缩尾、剔除直辖市、调整样本区间与安慰剂检验结果如表 7 所示。

表 7 外生冲击与样本调整下的稳健性检验表

变量	<i>Npro</i>				
	外生冲击	双侧缩尾	剔除直辖市	调整样本区间	安慰剂检验
<i>AI_Level</i>	1.317*** (21.110)	0.185*** (7.030)	0.207*** (7.880)	0.233*** (7.750)	0.205*** (7.900)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	不控制	控制	控制	控制	控制
<i>Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Province</i>	控制	控制	控制	控制	控制
<i>_cons</i>	2.782*** (8.110)	1.191 (1.190)	-0.811 (-1.310)	-0.592 (-0.520)	1.220 (1.220)
<i>Observations</i>	22526	21600	22526	16797	22526
Adjusted <i>R</i> <sup>2</sup>	0.090	0.226	0.224	0.248	0.228

注：括号内为 *t* 值；\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。

## 3. 双侧 5% 水平下缩尾检验

为缓解极端值对估计结果的潜在偏误,对连续变量实施了双侧 5% 水平的 Winsor 缩尾处理。这种方法有效降低了异常值对回归系数的扰动,增强了估计的稳健性。处理后的回归结果表明,尽管 *AI\_Level* 的系数略有下降,但仍保持显著的正向影响。这一结果进一步佐证了本文的主要发现,说明人工智能对新质生产力的积极作用不受极端观测值的影响,具有较强的统计稳健性。

## 4. 剔除直辖市样本检验

鉴于直辖市在政策支持、资源配置和经济发展水平等方面的特殊性,进行了剔除直辖市样本的敏感性分析。这一处理旨在排除特定区域因素对研究结果的潜在影响,提高结论的普适性。剔除直辖市样本后,回归结果显示 *AI\_Level* 的影响显著。这表明研究的结论不受特定地区样本的影响,具有广泛的外部效度,进一步增强了研究发现的可靠性和推广性。

### 5. 调整样本区间检验

为规避新冠肺炎疫情对实证结果的潜在干扰,对样本区间进行了调整,剔除 2020 年及之后的观测值。这一处理旨在消除异常经济环境对估计结果的影响,提高结论的可靠性。经调整后的回归分析显示, *AI\_Level* 系数保持显著正向,表明即使在排除疫情影响后,人工智能对新质生产力的促进作用仍然稳健。这一结果强化了本文的核心发现,证实了人工智能对企业生产力提升的持续性效应。

### 6. 安慰剂检验

为进一步验证研究结果的可靠性并排除潜在的虚假相关,采用安慰剂检验这一严谨的计量经济学方法。对核心解释变量 *AI\_Level* 进行随机化处理,创建了一个与原始 *AI\_Level* 分布特征相同但理论上与因变量无关的新变量。这种方法的优势在于能有效模拟零效应情境,为主要发现提供反事实检验。回归结果显示,即使在随机化处理后, *AI\_Level* 的系数仍然显著。这一结果强有力地支持了本文的核心假设,表明人工智能对新质生产力的影响是稳健的、非偶然的。安慰剂检验的显著性不仅排除了结果可能受到未观察到的混淆因素影响的担忧,还进一步证实了观察到的效应确实源于人工智能的应用,而非其他潜在的系统性偏误。这种方法的应用体现了因果推断方面的严谨态度,增强了研究结论的可信度和内部效度。

### 7. 替换被解释变量为 *TFP\_LP*

本文借鉴 Levinsohn 和 Petrin<sup>[45]</sup>的方法,以及鲁晓东和连玉君<sup>[46]</sup>的指标构建,选择总要素生产率(*TFP\_LP*)作为被解释变量,旨在通过一个综合性和微观层面的效率指标来深入分析企业的生产力变动。*TFP\_LP* 反映了企业在资本和劳动等投入要素外的生产效率,从而能更准确地评估技术进步和内部效率改进的影响。这种替换有助于识别和验证数字化创新在现代企业管理和运营中提升生产效率的具体作用,确保分析的准确性和前瞻性。采用 *TFP\_LP* 替换被解释变量,可以更全面地揭示企业在竞争激烈的市场环境下如何通过技术革新提升其生产力。本文替换解释变量、被解释变量与变更聚类检验结果如表 8 所示。

### 8. 替换解释变量为 *Ino\_Dig*

本文借鉴赵宸宇等<sup>[47]</sup>的方法,引入企业的数字化转型能力,并将其加 1 后取自然对数定义为 *Ino\_Dig* 作为解释变量,考虑到当前经济环境中技术革新的核心地位和对企业生产力的显著影响。*Ino\_Dig* 通过测量企业在数字化相关领域的专利活动,提供了一个量化和直接观测的创新指标,使得本文能够精确评估数字化技术如何推动企业效率的提升。这种测量方法不仅捕捉了企业在新技术采纳和应用方面的能力,而且强调了创新在持续竞争中的战略重要性。通过将 *Ino\_Dig* 与 *TFP\_LP* 的关系进行分析,结果突出显示了数字化创新对提高总要素生产率的积极影响,进一步证实了选择这一变量对于理解和推动企业生产效率的深远意义。

### 9. 变更聚类检验

本文通过行业聚类、地区聚类、行业×地区聚类及个体聚类四种不同的聚类标准检验了假设 H1 的稳健性。

表 8 替换变量与聚类检验表

变量	<i>Npro</i>					
	<i>Npro</i>	替换被解释变量 <i>TFP_LP</i>	行业聚类	地区聚类	地区×行业聚类	个体聚类
<i>AI_Level</i>		0.103 *** (10.360)	0.303 *** (4.470)	0.342 *** (5.330)	0.317 *** (7.710)	0.205 *** (7.900)
替换解释变量 <i>Ino_Dig</i>	0.441 *** (7.600)					
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Industry</i>	控制	控制	控制	不控制	不控制	控制
<i>Province</i>	控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
<i>_cons</i>	2.397 *** (2.320)	5.410 *** (10.090)	1.630 *** (2.580)	1.035 * (1.820)	2.220 ** (3.070)	1.220 *** (1.220)
<i>Observations</i>	23760	23760	23760	23760	23760	23760
Adjusted <i>R</i> <sup>2</sup>	0.254	0.353	0.240	0.119	0.386	0.228

注: 括号内为 *t* 值; \*\*\*、\*\* 和 \* 分别表示在 1%、5% 和 10% 的水平上显著。

这些聚类分别控制了行业内异质性、地区间差异、行业与地区的交互作用及企业个体特征,以确保研究结果的广泛适应性和稳健性。分析结果显示,在所有聚类标准下,人工智能对生产力的正向影响均显著,这加强了假设的稳健性。因此,无论是在行业、地区还是个体层面,人工智能的提升均有效地促进了企业的生产效率,证实了人工智能提升对企业新质生产力具有普遍的积极影响。

## 五、中介效应机制检验与异质性检验

### (一) 中介效应机制检验

#### 1. 智化创新路径

(1) 数字化中介分析:沿用了吴非等<sup>[48]</sup>的方法,通过分析企业年报中数字化转型的关键词频,构建了数字化指标(*Dig*)。表 9 展示了数字创新与营运能力机制的两条路径检验结果。*AI\_Level* 对数字化(*Dig*)的影响系数为正,统计显著性强( $P < 0.001$ ),且同时通过 Sobel 检验与 Bootstrap 检验(1000 次,后同)。这一数据证实,人工智能的提升显著推动了企业数字化,统计意义上稳健。数字化不仅增强了企业运营的效率 and 生产力,而且作为中介变量,为人工智能与企业日常优化操作之间搭建了桥梁。

(2) 创新能力中介分析:这项数据是对企业创新能力的刻度,定义为  $\ln Patent$ 。计算方式为对代表创新能力的变量:企业当年申请专利数量(*Patent*)加 1 随后取自然对数。经检验,人工智能(*AI\_Level*)对创新能力( $\ln Patent$ )的影响系数为正,统计显著性强( $P < 0.001$ )。这揭示了人工智能提升直接增强了企业的创新能力,该能力是连接人工智能与新质生产力增长的关键中介,表明人工智能不只改善了现有产品和服务,还推动了新技术和产品的开发,为企业带来竞争优势。

因此,智化创新路径从实证层面支持假设 H2 的成立。

#### 2. 营运能力路径

(1) 固定资产周转率中介分析:本文使用指标  $\ln Fxa$  作为固定资产周转率中介路径变量。其构建方式为:对固定资产周转率(*Fxa*)加 1 后取自然对数处理。固定资产周转率(*Fxa*)的构建如式(4)所示。

$$Fxa = \frac{TR}{\frac{IFA + FFA}{2}} \quad (4)$$

其中:*TR* 为营业总收入;*IFA* 与 *FFA* 分别为期初固定资产和期末固定资产。

*AI\_Level* 对  $\ln Fxa$  的影响系数为正,显示出极高的统计显著性( $P < 0.001$ )。这表明随着人工智能的提升,固定资产的使用效率得到显著提高,从而优化了资本配置和使用,间接推动了生产力的增长。

(2) 营运资本周转率中介分析:本文使用指标  $\ln Wkc$  作为营运资本周转率中介路径变量。该指标构建方式为:对营运资本周转率(*Wkc*)加 1 后取自然对数处理。营运资本周转率(*Wkc*)的构建如式(5)所示。

$$Wkc = \frac{TR}{\frac{(ICA - ICL) + (FCA - FCL)}{2}} \quad (5)$$

其中:*ICA* 和 *ICL* 分别为初期流动资产和初期流动负债,二者的差值表示初期营运资本;*FCA* 和 *FCL* 分别为期末流动资产和期末流动负债,二者的差值表示期末运营资本。

*AI\_Level* 对  $\ln Wkc$  的影响系数为正,具有统计显著性。这一结果表明人工智能的提升对优化企业日常运营管理具有积极作用,有助于有效管理营运资本,减少资本占用并加快资金周转速度,从而支持企业运营效率的整体提升。因此,营运能力路径从实证层面支持假设 H3 的成立。

### (二) 异质性检验

#### 1. 公司盈利增长异质性

本文异质性检验结果如表 10 所示。

公司盈利增长(*Growth*):  $Growth = 1$  时,表示公司盈利较上一年增长; $Growth = 0$  则表示公司较上一年盈利减少。本文实证分析表明,当盈利增长情况为正时,相较于盈利减少的情况下,企业的人工智能对新质生

表 9 中介效应检验表

变量	路径 1:数字化中介 <i>Dig</i>	路径 1:创新能力中介 <i>lnPatent</i>	路径 2:固定资产周转率中介 <i>lnFxa</i>	路径 2:营运资本周转率中介 <i>lnWkc</i>
<i>AI_Level</i>	0.121 *** (3.490)	0.122 *** (3.630)	0.115 *** (23.710)	0.260 ** (14.440)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Industry</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Province</i>	控制	控制	控制	控制
<i>_cons</i>	1.300 (0.993)	1.260 (1.270)	1.835 *** (5.770)	3.120 *** (8.730)
<i>Observations</i>	23760	23760	23760	23760
Adjusted <i>R</i> <sup>2</sup>	0.224	0.198	0.229	0.222
Sobel 检验	0.045	0.000	0.000	0.000
Bootstrap 检验 (1000 次)	0.000	0.000	0.000	0.000

注: 括号内为 *t* 值; \*\*、\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。

表 10 异质性检验表

变量	增长		规模		产权	
	<i>Growth</i> = 1	<i>Growth</i> = 0	<i>Size</i> = 1	<i>Size</i> = 0	<i>SOE</i> = 1	<i>SOE</i> = 0
<i>AI_Level</i>	0.279 *** (7.750)	0.168 *** (3.810)	0.105 *** (4.170)	0.269 *** (6.330)	0.131 *** (3.030)	0.220 *** (6.970)
组间差异	0.111 ***		0.164 ***		0.089 ***	
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Industry</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Province</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>_cons</i>	1.350 (1.470)	3.943 (0.200)	2.659 (2.190)	-0.325 (0.300)	0.600 (0.330)	1.761 (1.420)
<i>Observations</i>	15519	8241	10824	12936	9942	13818
Adjusted <i>R</i> <sup>2</sup>	0.243	0.100	0.198	0.229	0.209	0.270

注: 括号内为 *t* 值; \*\*、\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。

产力推动表现更为优异。这种现象表明,盈利的增长不仅为企业提供了扩大再投资的资本,还可能增强了企业利用现有技术资源的能力。这样的资本增加可能使企业有能力投资于更先进的人工智能技术和培训,从而更有效地提升其生产力。同时,那些已经具备较高人工智能技术的企业能更有效地利用这些技术来优化操作、提升效率和增强创新能力。相反,在盈利增长情况为负的场景下,尽管人工智能仍然帮助企业缓解了盈利下降的负面影响,但这种帮助的效果相对有限。

这一结果可以从资源基础理论(resource-based view)的角度来解释。Barney<sup>[49]</sup>提出的资源基础理论认为,企业的持续竞争优势来源于其所拥有的稀缺、有价值、难以模仿和不可替代的资源。在本文中,盈利增长为企业提供了更多的财务资源,使其能够投资于先进的人工智能和相关培训,从而更有效地提升新质生产力。这些投资本身可能成为企业的独特资源,为其创造竞争优势。

Federico 和 Capelleras<sup>[50]</sup>的研究支持了这一观点,他们发现企业间的异质性显著影响了增长与利润之间的关系。特别是对于年轻企业,增长和利润之间的动态关系受到企业特征和外部环境的显著影响。研究进一步将这种异质性延伸到人工智能应用于新质生产力提升的领域,证实了盈利增长状况对企业有效利用人工智能的重要性。

## 2. 公司规模异质性

公司规模(*Size*):用于区分大型企业和小型企业。本文定义一个虚拟变量 *Size*,将大于公司规模均值设置为 *Size* = 1,反之将小于公司规模的设置为 *Size* = 0。实证结果显示,小型企业(*Size*=0)的人工智能对新质生产力的影响系数(0.269)显著高于大型企业(*Size*=1)的系数(0.105),组间差异为 0.164,在 1%的水平上显著。

这一发现可以从组织学习理论的角度进行解释。Argote 和 Miron-Spektor<sup>[51]</sup> 提出的组织学习理论强调,组织通过经验积累知识,并将这些知识转化为改进的实践和流程。在人工智能的应用中,小型企业由于组织结构简单,决策链条短,可能更容易快速学习和调整,从而更有效地将人工智能应用到实际业务中,提升新质生产力。在人工智能的应用中,小型企业可能更容易感知人工智能的相对优势,与其现有价值观和需求的兼容性,以及可试验性。这使得小型企业在采用人工智能时面临的不确定性和风险较低,从而更容易实现人工智能的有效应用。

Zhai 和 Liu<sup>[52]</sup> 的研究发现人工智能创新对大型企业的全要素生产率影响更大,但本文的研究表明,在新质生产力方面,小型企业反而从人工智能中获得了更大的提升。这种差异不仅反映了新质生产力与传统生产率指标的不同,也说明人工智能在不同规模企业中的应用效果存在异质性,可能与企业的学习能力和创新采纳速度有关。

### 3. 公司产权异质性

所有制性质(SOE):本文将国有企业设置为  $SOE=1$ ,非国有企业设置  $SOE=0$ 。实证结果显示,非国有企业( $SOE=0$ )的人工智能对新质生产力的影响系数(0.220)高于国有企业( $SOE=1$ )的系数(0.131),组间差异为 0.088,在 1%的水平上显著。

这一结果可以从制度理论的角度进行解释。Dimaggio 和 Powell<sup>[53]</sup> 提出的制度理论认为,组织的结构和行为受到其所处制度环境的影响。在中国的背景下,国有企业和非国有企业面临不同的制度压力和期望。非国有企业可能更多地受到市场压力的驱动,因此在采用能够提高效率和竞争力的人工智能方面更为积极主动。

值得一提的是,沈弋等<sup>[54]</sup> 的研究发现,双元创新动因对不同产权性质的企业有差异化的影响。对于国有企业,政府扶持能显著增强企业的研发投入,而对于民营企业,市场竞争显著推动了企业的研发投入。我们的研究结果进一步支持并扩展了这一观点,发现在人工智能应用对新质生产力的影响方面,非国有企业表现更佳。这可能是因为非国有企业具有更高的操作灵活性和更少的官僚束缚,使其在采用新技术、调整业务策略和响应市场变化方面更为迅速和高效。

这些发现强调了在评估人工智能对企业影响时,需要考虑企业盈利增长状况、规模和所有制性质等因素的异质性影响。未来的政策制定和企业战略应充分考虑这些异质性,以更好地促进人工智能在不同类型企业中的有效应用和新质生产力的提升。

## 六、进一步研究：调节效应检验

### (一) 融资约束水平

本文调节效应检验结果如表 11 所示。

表 11 调节效应检验表

变量	基础模型	模型 1	模型 2
<i>AI_Level</i>	0.224 *** (7.900)	0.206 *** (7.210)	0.139 *** (4.900)
<i>AI_Level</i> × <i>SA</i>		-0.127 *** (-5.060)	
<i>AI_Level</i> × <i>AbsINVEFF</i>			-0.043 *** (-2.90)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制
<i>Industry</i>	控制	控制	控制
<i>Province</i>	控制	控制	控制
<i>_cons</i>	1.367 (1.370)	0.680 (0.670)	1.430 (1.390)
<i>Observations</i>	23670	22526	19935
Adjusted $R^2$	0.228	0.233	0.251

注：括号内为  $t$  值；\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10%的水平上显著。

融资约束水平反映企业在获取外部资金时面临的困难程度,本文选取 Hadlock 和 Pierce<sup>[55]</sup> 构建的 SA 指标代表融资约束水平,相较于之前的其他融资约束指标,SA 能够更有效地规避内生性问题。

在模型中,SA 作为一个独立变量与人工智能(AI\_Level)交互使用,以探讨融资约束如何影响人工智能在提升新质生产力方面的效果。分析融资约束水平(SA)的影响时,模型数据显示 AI\_Level 与 SA 的交互效应系数为负,统计学上显著。这个结果表明,在融资约束较高的情况下,尽管人工智能本身能够提升生产力,其效果却因为资金获取的困难而被抑制。具体来说,高融资约束可能阻碍企业足够地投资于人工智能的实施和扩展,从而限制了其对生产力提升的潜在贡献。

## (二)非效率投资水平

本文采用 Richardson<sup>[56]</sup> 的方法,引入非效率投资(INVEFF)作为衡量企业投资项目效率和回报的指标。该方法构建了一个回归模型,利用市值账面比、现金流量和销售增长率等财务指标来预测企业的正常投资水平。用于衡量实际投资与预测投资之间的偏差,其中正残差指示过度投资,负残差指示投资不足。这种方法允许更精确地识别和分析企业的非效率投资行为。

本文采用了 INVEFF 的绝对值,定义为 AbsINVEFF 作为测度指标,以直观展示企业投资效率的差异。较高的 AbsINVEFF 指标反映了较差的投资效率。模型数据显示 AI\_Level 与 AbsINVEFF 的交互效应系数为负,且统计学上显著。这表明在非效率投资水平较高的情况下,人工智能的正面效果被显著抑制。

具体来说,当企业存在较多的非效率投资时,即这些投资未能产生预期的回报或产生了浪费,人工智能的应用可能无法充分发挥其优化投资决策和提升资源配置效率的潜力。这可能是由于非效率投资导致了资源的错误配置或资本的浪费,使得即使引入人工智能,也难以克服由于历史负担带来的效率损失。

上述的内容,验证了假设 H4 的成立。

## 七、总结与政策建议

人工智能显著地提高了企业新质生产力。本文基于 2011—2022 年沪深 A 股上市企业的财务报告数据,系统地探讨了企业人工智能发展水平对新质生产力的影响。研究结果明确显示,人工智能的广泛应用显著地提升了企业的新质生产力。通过深入的机制分析,本文揭示了人工智能如何通过两大途径提升生产力:一是促进智能化创新,即促进企业的数字化转型并提高创新能力;二是通过提高企业营运能力(以固定资产周转率和营运资本周转率为代表)来优化资源配置效率。同时,进一步分析表明,企业人工智能推动新质生产力受到融资约束与投资效率的影响,调节作用显著。根据上述研究成果,本文提出以下几点政策建议:

第一,支持智能化创新以充分利用人工智能:建立公共技术服务平台,为企业提供技术支持,帮助解决技术难题,加速智能化转型。推动数字化和创新建设,制定和推广行业标准,确保技术统一和规范。对积极推进数字化转型、积极推动创新的企业给予税收减免、补贴等政策激励,鼓励技术应用,提升企业整体竞争力。通过这些措施,企业能够更顺利地实现数字化转型,充分利用人工智能提高生产效率和创新能力。

第二,提高企业营运能力以优化资源配置效率:优化资源配置是关键,应优先投资于高效、高回报的人工智能项目,确保资源合理分配。提高企业营运能力,通过提升固定资产周转率和营运资本周转率来优化资源配置效率。同时,提供技术培训,提升企业管理层和员工的人工智能应用能力,确保技术有效落地。建立健全的项目监督机制,加强监督管理,确保资金使用透明且高效,提升投资的实际效益。这些措施将确保企业在人工智能上的投资能够得到最大化的回报,从而有效提升企业的新质生产力。

第三,优化融资环境以支持人工智能应用:政府应通过提供优惠贷款政策来减轻企业融资压力,降低融资成本。这将有助于企业在资金紧张的情况下仍能够投资于人工智能。另外,鼓励多元化融资方式,如风险投资和股权融资,为企业提供更多融资选择,增加企业获取资金的渠道。此外,设立专项基金,如人工智能发展基金,专门支持企业引进和应用人工智能,确保资金流向关键技术领域。这些措施将帮助企业克服融资障碍,充分利用人工智能提升生产力。

第四,促进企业间的技术合作以提升整体竞争力:搭建企业间的技术合作平台,促进交流与合作,共享技术成果,建立广泛的合作网络。提供联合研发资金,支持企业与科研机构、高校合作,共同推进技术创新。



推广成功的人工智能应用案例,分享经验和教训,带动行业整体进步,形成良性循环,提升整体行业的技术水平和竞争力。这些措施将鼓励企业间的协同创新,提升整体行业的技术水平和市场竞争力。

### 参考文献

- [ 1 ] 周文,许凌云. 论新质生产力:内涵特征与重要着力点[J]. 改革, 2023(10): 1-13.
- [ 2 ] 张林,蒲清平. 新质生产力的内涵特征、理论创新与价值意蕴[J]. 重庆大学学报(社会科学版), 2023, 29(6): 137-148.
- [ 3 ] 徐政,郑霖豪,程梦瑶. 新质生产力赋能高质量发展的内在逻辑与实践构想[J]. 当代经济研究, 2023(11): 51-58.
- [ 4 ] 高帆. “新质生产力”的提出逻辑、多维内涵及时代意义[J]. 政治经济学评论, 2023, 14(6): 127-145.
- [ 5 ] 魏崇辉. 新质生产力的基本意涵、历史演进与实践路径[J]. 理论与改革, 2023(6): 25-38.
- [ 6 ] 黄群慧,盛方富. 新质生产力系统:要素特质、结构承载与功能取向[J]. 改革, 2024(2): 15-24.
- [ 7 ] BRYNJOLFSSON E, MCAFEE A. Artificial intelligence, forreal[J]. Harvard Business Review, 2017, 1: 1-31.
- [ 8 ] FATIMA S, DESOUZA K C, DAWSON G S. National strategic artificial intelligence plans: A multi-dimensional analysis[J]. Economic Analysis and Policy, 2020, 67: 178-194.
- [ 9 ] ZHANG D, MISHRA S, BRYNJOLFSSON E, et al. The AI index 2021 annual report[EB/OL]. arXiv preprint arXiv: 2103.06312, 2021. <https://arxiv.org/abs/2103.06312>.
- [ 10 ] AGRAWAL A, GANS J, GOLDFARB A. Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence[M]. Boston: Harvard Business Press, 2018.
- [ 11 ] 姚加权,张银澎,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.
- [ 12 ] 陈东,秦子洋. 人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据[J]. 经济研究, 2022, 57(4): 4-21.
- [ 13 ] BABINA T, FEDYK A, HE A, et al. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation[J]. Journal of Financial Economics, 2024, 151: 103745.
- [ 14 ] LIU Y, HE Z. Synergistic industrial agglomeration, new quality productive forces and high-quality development of the manufacturing industry[J]. International Review of Economics & Finance, 2024, 94: 103373.
- [ 15 ] 孙艺. 人工智能赋能新质生产力:理论逻辑、实践基础与政策路径[J]. 西南民族大学学报(人文社会科学版), 2024, 45(2): 108-115.
- [ 16 ] LI C, XU Y, ZHENG H, et al. Artificial intelligence, resource reallocation, and corporate innovation efficiency: Evidence from China's listed companies[J]. Resources Policy, 2023, 81: 103324.
- [ 17 ] QIN Y, XU Z, WANG X, et al. Artificial intelligence and economic development: An evolutionary investigation and systematic review[J]. Journal of the Knowledge Economy, 2024, 15: 1736-1770.
- [ 18 ] 师博. 人工智能助推经济高质量发展的机理诠释[J]. 改革, 2020(1): 5-15.
- [ 19 ] 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.
- [ 20 ] 谢卫红,李淑炎,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.
- [ 21 ] 刘建江,李渊浩. 数字经济如何赋能全要素能源效率提升? [J]. 财经理论与实践, 2023, 44(2): 105-113.
- [ 22 ] 张昕蔚,刘刚. 人工智能与传统产业融合创新机制研究——基于对中国智能安防产业创新网络的分析[J]. 科学学研究, 2022, 40(6): 1022-1033.
- [ 23 ] 陈德球,胡晴. 数字经济时代下的公司治理研究:范式创新与实践前沿[J]. 管理世界, 2022, 38(6): 190-213.
- [ 24 ] 王钰,唐要家. 人工智能应用如何影响企业创新宽度? [J]. 财经问题研究, 2024(2): 38-50.
- [ 25 ] 程承坪,陈志. 人工智能促进中国经济增长的机理——基于理论与实证研究[J]. 经济问题, 2021(10): 17-25.
- [ 26 ] BRYNJOLFSSON E, MCAFEE A. The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies[M]. New York: WW Norton & Company, 2014.
- [ 27 ] 杨芳,张和平,孙晴晴,等. 企业数字化转型对新质生产力的影响[J]. 金融与经济, 2024(5): 35-48.
- [ 28 ] 陆平,何维达. 技术创新驱动互联网公司成长的实证分析——以沪深 A 股互联网上市公司为样本[J]. 企业经济, 2019(6): 72-80.
- [ 29 ] 陈剑,刘运辉. 数智化使能运营管理变革:从供应链到供应链生态系统[J]. 管理世界, 2021, 37(11): 110-126, 193-194.
- [ 30 ] WANG S, TAN Z. Identification of key core technologies enables the development of new quality productive forces[J]. Journal of Library & Information Science in Agriculture, 2024, 36(2): 26.
- [ 31 ] KRAUS S, DURST S, FERREIRA JJ, et al. Digital transformation in business and management research: An overview of the current status quo [J]. International Journal of Information Management, 2022, 63: 102466.
- [ 32 ] FURMAN J, SEAMANS R. AI and the economy[J]. Innovation Policy and the Economy, 2019, 19(1): 161-191.
- [ 33 ] 宋敏,周鹏,司海涛. 金融科技与企业全要素生产率——“赋能”和信贷配给的视角[J]. 中国工业经济, 2021(4): 79-97.
- [ 34 ] 张一林,郁芸君,陈珠明. 人工智能、中小企业融资与银行数字化转型[J]. 中国工业经济, 2021(12): 69-87.
- [ 35 ] 黄锐,赖晓冰,唐松. 金融科技如何影响企业融资约束? ——动态效应、异质性特征与宏观机制检验[J]. 国际金融研究, 2020(6): 25-33.

- [36] 刘园, 郑忱阳, 江萍, 等. 金融科技有助于提高实体经济的投资效率吗?[J]. 国际金融研究, 2018(6): 32-42.
- [37] 高劲, 宋佳讯. 供应链融资与企业全要素生产率——基于中国上市公司特征的分析[J]. 金融与经济, 2022(4): 3-12, 32.
- [38] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济, 2022(5): 100-120.
- [39] SCHUMPETER J A. The theory of economic development: An inquiry into profits, capital, credits, interest, and the businesscycle[M]. Massachusetts: Harvard Economic Studies, 1934.
- [40] BECKER G S. Human Capital: Atheoretical and empirical analysis, with special reference to education[M]. Chicago: University of Chicago Press, 1964.
- [41] DRUCKER P F. The age of discontinuity: Guidelines to our changingsociety[M]. New York: Harper & Row, 1969.
- [42] 周文, 叶蕾. 新质生产力与数字经济[J]. 浙江工商大学学报, 2024(2): 17-28.
- [43] 宋佳, 张金昌, 潘艺. ESG 发展对企业新质生产力影响的研究——来自中国 A 股上市企业的经验证据. 当代经济管理, 2024, 46(6): 1-11.
- [44] 郭显光. 改进的熵值法及其在经济效益评价中的应用[J]. 系统工程理论与实践, 1998(12): 99-103.
- [45] LEVINSOHN J, PETRIN A. Estimating production functions using inputs to control for unobservables[J]. The Review of Economic Studies, 2003, 70(2): 317-341.
- [46] 鲁晓东, 连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计: 1999—2007[J]. 经济学(季刊), 2012, 11(2): 541-558.
- [47] 赵宸宇, 王文春, 李雪松. 数字化转型如何影响企业全要素生产率[J]. 财贸经济, 2021, 42(7): 114-129.
- [48] 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.
- [49] BARNEY J. Firm resources and sustained competitive advantage[J]. Journal of Management, 1991, 17(1): 99-120.
- [50] FEDERICO J S, CAPELLERAS J L. The heterogeneous dynamics between growth and profits: The case of youngfirms[J]. Small Business Economics, 2015, 44: 231-253.
- [51] ARGOTE L, MIRON-SPEKTOR E. Organizational learning: From experience toknowledge[J]. Organization Science, 2011, 22(5): 1123-1137.
- [52] ZHAI S, LIU Z. Artificial intelligence technology innovation and firm productivity: Evidence from China[J]. Finance Research Letters, 2023, 58: 104437.
- [53] DIMAGGIO P J, POWELL W W. The iron cage revisited: Institutional isomorphism and collective rationality in organizational fields[J]. American Sociological Review, 1983, 48(2): 147-160.
- [54] 沈弋, 徐光华, 钱明. 二元创新动因、研发投入与企业绩效——基于产权异质性的比较视角[J]. 管理学报, 2016, 13(2): 228-236.
- [54] HADLOCK C J, PIERCE J R. New evidence on measuring financial constraints: Moving beyond the KZ index[J]. The Review of Financial Studies, 2010, 23(5): 1909-1940.
- [55] RICHARDSON S. Over-investment of free cashflow[J]. Review of Accounting Studies, 2006, 11: 159-189.

## Research on the Impact of Artificial Intelligence on New Quality Productive Forces: Empirical Evidence from Chinese A-share Listed Companies

He Xinjiang<sup>1,2</sup>, Wang Qinpeng<sup>1</sup>, Yang Mingjie<sup>1</sup>

(1. School of Economics, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China;

2. Zhejiang University of Technology Institute for Industrial System Modernization, Hangzhou 310023, China )

**Abstract:** Based on financial report data from A-share listed companies in Shanghai and Shenzhen Stock Exchanges from 2011 to 2022, a systematic investigation was conducted on the impact of enterprise artificial intelligence development level on new quality productive forces. The research results explicitly demonstrated that the widespread application of artificial intelligence significantly enhanced enterprise new quality productive forces. Through in-depth mechanism analysis, two major pathways were identified through which artificial intelligence improved new quality productive forces: promoting intelligent innovation (digitalization and technological innovation) and optimizing resource allocation efficiency through improved operational efficiency (including fixed asset turnover and working capital turnover). Heterogeneity analysis further indicated that artificial intelligence exhibited particularly significant positive effects on profit growth, small and medium-sized enterprises, and non-state-owned enterprises. Moderation effect analysis revealed substantial differences in artificial intelligence's impact on new quality productive forces under varying financing environments and investment efficiency conditions. These findings provided novel perspectives for understanding artificial intelligence's specific roles across different enterprise types. The empirical evidence also offered guidance for policymakers and enterprise managers on leveraging artificial intelligence technology to promote high-quality enterprise development.

**Keywords:** artificial intelligence; new quality productive forces; digitalization and technological innovation; resource allocation efficiency