引用格式:季丁筠, 刘书好, 马新啸. 人工智能何以赋能做强做优做大实体经济? ——基于国家新一代人工智能创新发展试验区的准自然实验和企业产能利用率的视角[J]. 技术经济, 2026, 45(7): 19-33.

Ji Dingyun, Liu Shuyu, Ma Xinxiao. How artificial intelligence empowers the strengthening, optimization, and expansion of the real economy? A quasi-natural experiment based on national new-generation artificial intelligence innovation development zones and enterprise capacity utilization[J]. Journal of Technology Economics, 2026, 45(7): 19-33.

AI 时代的金融与会计问题研究: 历史、制度与开放的视角

人工智能何以赋能做强做优做大实体经济?

——基于国家新一代人工智能创新发展试验区的准自然实验和企业产能利用率的视角

季丁筠[1,2], 刘书好[1,2], 马新啸[1,2]

(1. 中国海洋大学管理学院, 青岛 266100; 2. 中国海洋大学中国企业营运资金管理研究中心, 青岛 266100)

摘 要: 在数实融合的制度背景下,人工智能技术是推动实体企业产能利用率提升、实现做强做优做大目标的重要驱动力。以国家新一代人工智能创新发展试验区的设立为准自然实验,基于 2010—2024 年中国 A 股上市公司数据,考察人工智能技术对实体企业产能利用率的影响,主要发现:①国家新一代人工智能创新发展试验区的设立能够显著提升企业的产能利用率,经济意义测算表明提升约 1.04%,有效赋能实体经济"提产增效";②机制检验表明,人工智能技术应用能通过提升经营效率、促进技术更新与降低产销波动,进而提升实体企业的产能利用水平;③路径检验表明,人工智能试验区政策能够促进企业优化人才结构并提升专利产出;④基于企业特征的异质性分析表明,上述效果在民营企业、公司治理水平较高及企业规模较小的样本中更为突出;⑤基于外部制度环境的异质性分析表明,在市场化程度较高、企业位于非沿海地区及所属行业为战略性新兴行业的情境下,人工智能试验区政策对产能利用率的提升作用更为明显;⑥经济后果检验表明,人工智能试验区政策在驱动企业产能利用率提升后,能够显著增强企业经济效益、提高社会贡献并扩大就业规模。研究不仅对人工智能发展经济后果的学术研究作出创新拓展,也为党和国家以人工智能赋能做强做优做大实体经济提供政策参考。

关键词: 国家新一代人工智能创新发展试验区; 产能利用率; 数实融合; 人工智能; 经营效率; 技术更新; 实体经济

中图分类号: F273 **文献标志码**: A **文章编号**: 1002-980X(2026)07-0019-15

DOI: 10.12404/j.issn.1002-980X.J26032404

一、引言

近年来,在推进新型工业化与制造业高质量发展的宏观背景下,如何运用人工智能技术提升产能利用率、化解产能过剩与资源配置低效问题,已成为学术研究、社会实践与国家治理层面共同关注的重要话题。理论上,人工智能是以算法与数据为双轮驱动,旨在模拟人类的认知与行为能力的技术系统[1]。其中,以人工智能为代表的新一代技术正加速向各领域渗透融合,通过部署智能排产调度、在线智能检测、质量追溯与

收稿日期: 2026-03-26

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目"国有企业与民营资本组建混合战略联盟的动因、效果及作用机理研究"(72302224);山东省自然科学基金青年项目"山东省国有集团差异化管控提升混合所有制国企核心竞争力的效果与机理研究"(ZR2024QG094);中国博士后科学基金第 18 批特别资助"集团差异化治理对混合所有制国有企业财务决策的影响研究"(2025T180188)

作者简介: 季丁筠(2000—),中国海洋大学管理学院博士研究生,研究方向:公司治理、财务风险;刘书好(2004—),中国海洋大学管理学院硕士研究生,研究方向:公司治理、公司财务;(通信作者)马新啸(1993—),博士,中国海洋大学管理学院副教授,博士研究生导师,研究方向:公司治理、企业经济。

① 中国政府网,《国务院新闻办发布会介绍 2025 年工业和信息化发展成效》,2026-1-24, https://www.gov.cn/lianbo/fabu/202601/content_7059420.htm。

预测性维护等技术,为企业重塑生产流程、优化内部控制质量、孕育新业态开辟全新的技术路径[2]。工业和信息化部最新数据表明,2025年中国人工智能企业数量超过6000家,核心产业规模预计突破1.2万亿元人民币①,展现出强劲的产业集聚效应与发展动能。2025年8月,国务院印发《关于深入实施"人工智能+"行动的意见》,明确提出要深入实施"人工智能+"行动,并设定到2027年,率先实现人工智能与6大重点领域广泛深度融合,新一代智能终端、智能体等应用普及率超70%,智能经济核心产业规模快速增长等发展目标。然而,在政策导向积极、产业规模持续扩张的背景下,企业在实践中却面临明显的结构性困境。尽管多数企业通过技术改造与流程优化等举措着力提升产能利用率,但仍普遍受困于发展态势不稳、产能频繁波动的经营难题。国家统计局数据显示,2025年全国规模以上工业产能利用率为74.4%。其中第四季度较上年同期下降1.3个百分点②,进一步印证其困境的现实存在。因此,在国家推动高质量发展、深化数实融合的战略窗口期,人工智能技术能否引领产业发展,并助力实体企业提升产能利用率,已成为国家治理层面的重要话题。

然而,现有研究对于人工智能技术如何影响中国实体企业产能利用率的问题尚未给予充分重视。一方面,众多学者聚焦于传统信息技术与数字化转型对产能利用率的影响[3];另一方面,部分学者关注智能制造与供应链数字化等广义智能化模式,发现智能制造可通过"产消合一"路径,赋能生产侧柔性化生产与消费侧新需求创造[4],却仍对人工智能这一具备自主学习与实时决策能力的新型技术范式缺乏系统关注。理论上,企业应用人工智能技术能够通过智能排产调度实现生产与需求的动态匹配,借助预测性维护减少非计划停机造成的生产线闲置与服务等待时间,并依托数据驱动的产品创新缓解库存积压,从而促进生产要素的精准配置并增加产出[5]。但在实践中,人工智能赋能实体企业产能利用率提升仍面临技术适配性差、传统企业数据治理能力不足等多重现实梗阻。以龙口兴民安全玻璃有限公司为例,该企业的每条产线斥资两三千万元引入AI视觉检测系统,却因玻璃表面反光折射导致误判率超过12%,反而徒增人工检测工作量,未能实现预期效能提升③。因此,探究人工智能技术能否助力实体企业提升产能利用率,打通"智能技术赋能"与"产能利用"之间的传导黑箱,已成为数字经济背景下学术研究与社会实践层面的重要议题。

实体经济是一国经济的立身之本,是财富创造的重要源泉。党的二十大报告指出推动战略性新兴产业融合集群发展,并要求构建以新一代人工智能为代表的新增长引擎。"十五五"规划纲要更明确指出,要"加强人工智能同产业发展相结合""抢占人工智能产业应用制高点,全方位赋能千行百业"等战略布局。习近平总书记更是强调,"坚持把发展经济的着力点放在实体经济上""不断做强做优做大实体经济"④,为数字经济时代实体经济高质量发展指明了根本方向。遵循这一战略方向,国家新一代人工智能创新发展试验区的制度建构与纵深推进,已成为人工智能与产业融合体系的关键制度载体,相关探索已取得阶段性突破。在此宏观战略导向下,立足现实需求与研究缺口,本文以国家新一代人工智能创新发展试验区的设立为准自然实验,选取2010—2024年中国A股上市公司为研究对象,理论分析并实证检验人工智能技术对企业产能利用率的影响,主要有以下研究贡献:

第一,视角创新。区别于现有文献主要从创新质量、就业结构、对外贸易等维度探讨人工智能应用的直接影响与经济效益,本文基于人工智能与实体经济"产融结合"的创新视角,考察人工智能技术对实体企业产能利用率的影响,从而对人工智能经济后果研究的文献脉络作出增量贡献。第二,分析框架创新。区别于传统文献聚焦于公司治理机制、金融资源配置或外部冲击等因素对企业产能利用率的直接影响,本文基于人工智能应用视角,以国家新一代人工智能创新发展试验区为准自然实验,构建人工智能技术影响企业产能利用率的分析框架,进一步拓展关于产能治理方式的文献脉络。第三,政策参考创新。本文结论表明,国家新一代人工智能创新发展试验区的设立对实体企业的产能利用率具有明显的正向提升效应,不仅为市场主体深挖人工智能技术赋能价值、破解产能利用效率偏低的现实困境提供实践指导,而且为党和国家落

② 国家统计局,《2025年四季度全国规模以上工业产能利用率为74.9%》,2026-1-19,https://www.stats.gov.cn/sj/zxfbhjd/202601/t20260119_1962320.html。

③ 齐鲁网,《问政山东丨人工智能+企业应用"卡脖子" 烟台市:精准服务 助推企业高质量发展》,2025-6-19,https://news.iqilu.com/shandong/yuanchuang/2025/0619/5823976.shtml。

④ 中国政府网,《习近平:做强做优做大实体经济》,2026-5-15,https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202605/content_7068939.htm。

实“加强人工智能同产业发展相结合”战略部署、构建化解产能过剩长效机制、畅通人工智能技术向实体经济传导的效率通道提供政策参考。

二、理论分析与研究假设

理论上，企业因对市场需求产生系统性误判、供给调整存在时滞等原因，易使“事前”规划的生产能力持续超出“事后”实际产出，最终形成产能过剩[3]。因此，破解产能过剩困局的核心路径在于通过结构性改革突破传统生产模式刚性约束，以效率提升为导向推动产能优化配置，为产业升级提供持续动力[4]。而人工智能技术能够从工艺革新、产品迭代及产销模式重构等方面对企业进行系统性赋能，特别是在国家新一代人工智能创新发展试验区的政策引领下，企业人工智能应用水平的提升，可从优化生产经营效率、促进技术创新升级和降低生产销售波动三个层面形成协同效应，不仅有助于缓解传统生产体系下的资源错配问题，更为提升产能利用率、构建企业高质量发展新优势提供重要支撑[5]。基于此，本文从经营效率、技术更新和产销波动三条渠道，构建人工智能技术影响企业产能利用率的作用机制分析框架。

第一，人工智能技术通过需求精准匹配与流程优化，不仅能够有效降低微观组织与宏观市场的信息壁垒，还可驱动经营效率与实际产出效率实现协同跃迁，进而切实提升实体企业产能利用率。基于信息处理理论，组织绩效取决于信息处理能力与任务环境不确定性之间的动态匹配程度，而产能利用率则同时受制于资源配置效率与市场需求匹配度的双重约束[6]。在传统组织管理情境中，企业因信息分割和市场分割等原因导致信息传递效率低下，导致供需两端的信息匹配效率持续低下[7]。作为新一代信息处理技术，人工智能可系统性构建数据驱动架构、实时优化算法与跨系统协同框架，并通过完善信息共享机制，从海量异构数据中快速提取有效需求特征，从而识别生产瓶颈、调整生产计划并优化资源配置，实现“以销定产”的精准响应[8]，从而为实体企业产能利用率的提升提供坚实的技术支撑。

具体到本文场景，国家新一代人工智能创新发展试验区的设立，能够有效推动本地区实体企业应用人工智能技术，并凭借数据驱动的精准预测与实时响应能力，重构存货管理范式、优化产销两端的信息平衡，从而有效缓解传统产销管理中的信息滞后与决策偏差，为产能利用率的持续提升奠定技术基础。一方面，在需求侧，人工智能技术通过机器学习算法对历史销售数据、实时订单流及外部市场信号进行高频建模，显著提升需求预测的精准度与动态适应性[9]。传统生产模式下，信息滞后与决策延误易引发库存失衡，大规模生产易陷入库存过剩与库存短缺的困境，增加运营风险，进而抑制产能利用率的有效释放[10]。而试验区政策通过构建开放的数据环境和技术平台，有助于降低企业获取和应用前沿算法的门槛，使企业可深度挖掘用户偏好、市场趋势等多维数据，促使生产计划与真实市场需求动向高度吻合，从而加速存货周转、减少库存积压，从源头上降低因产品滞销引致的产能闲置风险[11]。另一方面，在生产侧，试验区政策可通过发挥“治理效应”，赋能企业应用人工智能技术以优化内部管理流程和信息处理能力。具体而言，人工智能技术可赋能柔性生产与动态调度能力，打破传统生产流程的刚性约束，减少因部门协作低效、设备调度滞后等问题引发的产能闲置[12]，助力企业快速识别消费者需求的结构性变化，及时动态调整生产计划与物料配置，最终减少产能过剩。

第二，人工智能技术以创新为引擎，深刻重塑生产函数与技术范式，为产能利用率的持续攀升注入深层动力。基于技术创新理论，经济发展和结构性变革的根本驱动力，主要源于以新技术、新产品、新工艺、新市场和新组织形式为载体的“创新”活动。其中，技术前沿的外移与要素的重组，正是打破原有均衡、实现潜在产出跃升、推动产业升级的关键[13]。在传统范式下，企业深陷研发试错成本高昂、知识积累周期漫长、技术扩散渠道狭窄的困境，导致生产迭代迟滞、技术效率缺口持续扩大，进而引发产能结构僵化与产能过剩等问题[14]。相比之下，人工智能技术通过构建数据驱动的创新平台，能够系统性改善企业的创新环境，依托薪酬福利、人才住房等优惠政策吸引高素质劳动者，推动人力资本高级化，并构建区域创新生态系统，从而激发企业创新积极性[15]。这使得企业能够高效利用人工智能的机器学习算法，显著压缩技术搜索空间、降低创新不确定性，并与制造技术及工艺流程深度融合，强化各要素间的衔接协同，提升单位投入产出效率，从而推动生产前沿向更高水平跃迁[16]。同时，人工智能还具备跨地域渗透能力，可借助规模经济与集聚效应突破地理障碍，实现技术快速传播与创新体系的高效运转[2]。因此，企业依托人工智能的技术赋能与资源集

聚,对资源结构实施创新性重组,进而在“质”的维度拓展产能潜力,在“量”的维度提升产出效率,从而系统性增强潜在产能边界与实际产出对生产前沿的逼近程度,为企业产能结构优化与创新体系注入持久活力。

具体到本文场景,在国家新一代人工智能创新发展试验区的推动下,通过制度引导和资源支持,有助于全面赋能企业人工智能生产技术迭代、打破传统技术路径依赖,进而提升潜在产能与实际产出效率。一方面,试验区通过激励企业在多领域加大人工智能技术的投入强度,并依托知识图谱、生成式算法等能力,提前识别客户痛点、优化产品设计与包装,从而加速企业新产品开发与现有产品迭代[17]。传统研发模式下,企业受限于经验驱动的试验范式,难以高效利用海量专利数据、文献成果及市场反馈,导致研发投入产出效率偏低、创新成果转化周期过长[18]。而国家新一代人工智能创新发展试验区通过构建区域人工智能创新生态,提供算力基础设施、开源算法平台与跨企业数据共享机制,能够显著降低企业应用人工智能进行研发创新的技术门槛与协同成本[19],从而强化人工智能对新产品、新工艺、新材料的生成能力,拓展企业潜在产能边界。另一方面,人工智能作为融合性智能技术,在生产环节可通过增加企业知识搜寻的广度与深度进行工艺优化,从而增加产品附加值、破除同质化竞争。在试验区政策引导下,企业可推动人工智能技术成果转化为生产效能[20],以降低单位产品的能耗与物料消耗,在不增加固定资本投入的前提下提升潜在产出水平,并引导消费者新需求的产生,进而通过“产销合一”实现产能结构的整体优化与持续升级[4]。

第三,人工智能技术通过提升销售预测精确度,不仅能够有效抑制生产与销售的系统性波动,还可驱动供应链各环节实现协同增效,从而为实体企业产能利用率的稳步提升创造有利条件。基于牛鞭效应理论,供应链上下游企业常因需求信息不对称及协同机制不完善,导致需求信号在传递的过程中被逐级放大,诱发短缺博弈行为与风险规避倾向,进而引发生产计划的频繁调整与库存水平的剧烈波动[21]。而产能利用效率往往受企业生产稳定性和销售平滑度的影响,是供应链波动传导与响应能力的关键体现。传统供应链管理体系下,由于信息传递滞后、预测方法粗放,以及各节点主体的错配,企业容易陷入供给端产能低效过剩、需求端承接能力不足的困境,进而出现产能闲置与产能紧张交替出现的低效均衡状态[22]。而人工智能技术应用可充分释放多模态、多任务的处理潜能,对海量消费数据进行深度解析,引导企业加大数字化投入并推动业务流程的数字化再造与组织变革,从而降低需求传递时间,推进企业实现“按需排产”[23],为实体企业持续提升产能利用率提供有力保障。

具体到本文场景,国家新一代人工智能创新发展试验区的设立,能够有效推动本地区实体企业应用人工智能技术,通过高精度销售预测与供应链协同能力降低生产与销售波动,从而缓解传统产销体系中因需求信号失真导致的产能错配问题,为产能利用率的提升提供重要支撑。一方面,人工智能技术可通过整合多源数据与机器学习算法,深度挖掘多层级销售、渠道库存及终端消费行为,实现精准的动态销售预测,并为复杂治理情境下的风险研判与趋势预测提供大数据驱动的多元决策选项[24]。在传统供应链模式下,需求信息从零售商向制造商逐级传递时,因各节点主体的有限理性与安全库存行为而被逐级放大,导致生产计划频繁波动、库存水平剧烈震荡,造成普遍的信息误差与供需错配[25]。而试验区通过技术示范、政策试点和激励措施推动人工智能与企业生产端深度融合,有助于企业制定更为真实的生产计划,从源头上削减预测偏差所引致的订单震荡,使库存管理从“经验驱动”转向“数据驱动”,减少因需求预测偏差造成的产能浪费与库存积压[26]。另一方面,人工智能技术可利用情景模拟与自适应学习能力,平抑企业各环节的需求放大效应,打破牛鞭效应所导致的产销错配困境[27],并依托人工智能技术深化链内企业合作,实现需求预测、生产排程与原料采购的实时联动,从而缓解产能挤占与闲置交替现象[19],从而切实提升实体企业的产能利用率。

综上,在国家新一代人工智能创新发展试验区的政策引领下,企业的人工智能应用水平的提升,从优化生产经营效率、促进技术创新升级和降低生产销售波动三个层面,共同构成破解产能过剩困局的作用机制,不仅从供需两端缓解产销失衡与路径依赖困境,有效化解产能过剩问题,也能为实体企业产能利用率的长远提升奠定坚实的技术基础。

基于上述探讨,本文提出假设:

在其他条件一定的情况下,人工智能技术应用有助于提升实体企业的产能利用率(H1)。

本文构建分析框架,如图1所示。

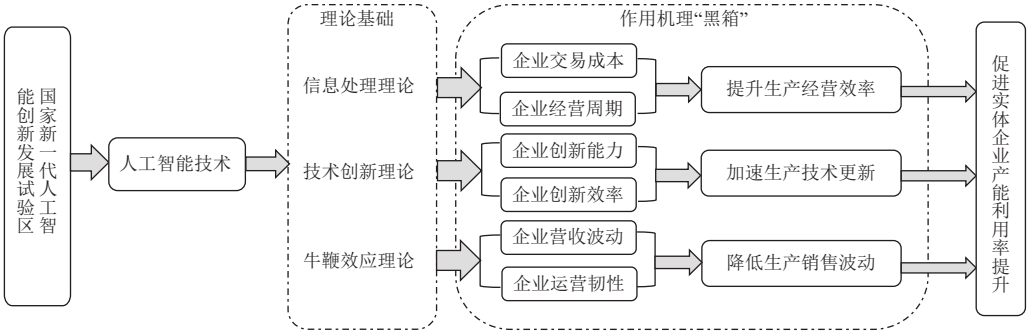


图 1　分析框架

三、研究设计

（一）模型设定与变量定义

参考李雪松等[28]及权小锋和李静蕾[20]的做法，构建如式（1）所示的模型，以检验国家新一代人工智能创新发展试验区对实体企业产能利用率的影响。

$$SFA_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AIZONE_{i,t} + \alpha_2 Controls_{i,t} + FIRM_i + YEAR_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中：被解释变量 *SFA* 为实体企业 *i* 在年份 *t* 的产能利用率。参考李雪松等[28]的做法，以主营业务收入作为产出测度，总资产和企业人数分别代表资本投入与劳动力投入，采用 SFA 模型估算在既定投入下企业实际产出与前沿产出水平的百分比，其数值越高，表明企业产能利用率越高。*AIZONE* 为衡量企业人工智能应用水平的关键解释变量。参考权小锋和李静蕾[20]的做法，首先，若企业注册地位于试验区覆盖城市⑤，则将其归为处理组，并设定处理变量 *TREAT* = 1，否则 *TREAT* = 0；其次，以试验区正式批复设立的年份为时间断点，将该年份及之后年份赋值为政策时间变量 *POST* = 1，否则 *POST* = 0；最后，通过 *TREAT* 与 *POST* 的交互项构造试验区政策的虚拟变量（*AIZONE*），以度量企业人工智能技术发展。此外，纳入一系列控制变量 *Controls*；$FIRM_i$、$YEAR_t$ 分别为个体固定效应和年度固定效应；ε 为随机误差项；α 为待估系数。为排除潜在的企业异方差与序列相关问题对回归结果的影响，本文对回归系数的标准误在企业 *i* 层面进行聚类调整。各变量具体定义见表 1。

表 1　各变量定义表

变量类型	变量名	变量符号	变量定义
被解释变量	产能利用率	*SFA*	将主营业务收入作为产出测度，总资产和企业人数分别代表资本投入与劳动力投入，以 SFA 模型估算，为企业实际产出与前沿产出水平的百分比
解释变量	人工智能发展	*AIZONE*	若 *i* 企业注册地位于国家新一代人工智能创新发展试验区内，则归为处理组，*TREAT* 赋值为 1，否则 *TREAT* 取值为 0。以 *i* 企业所在地试验区正式批复设立的年份为时间节点，该年份及之后的年份 *POST* 取值为 1，否则 *POST* 取值为 0
控制变量	企业规模	*SIZE*	以 *i* 企业在 *t* 年的总资产的自然对数衡量
	资产负债率	*LEV*	以 *i* 企业在 *t* 年的总负债除以总资产衡量
	盈利能力	*ROA*	以 *i* 企业在 *t* 年的总资产收益率衡量
	成长性	*GROWTH*	以 *i* 企业在 *t* 年的营业收入增长率衡量
	资本密集度	*CAPITAL*	以 *i* 企业在 *t* 年的固定资产占总资产比例衡量
	现金持有	*CASH*	以 *i* 企业在 *t* 年的现金及现金等价物比总资产衡量
	企业年龄	*AGE*	以 *i* 企业在 *t* 年的上市年限的自然对数衡量
	股权集中度	*CONCEN*	以 *i* 企业在 *t* 年的第一大股东持股占总股数的比例衡量
	董事会规模	*BOARD*	以 *i* 企业在 *t* 年的董事会总人数的自然对数衡量
	董事会独立性	*INDEP*	以 *i* 企业在 *t* 年的独立董事占董事会总人数的比例衡量
	两职合一	*DUAL*	若 *i* 企业在 *t* 年的董事长与总经理为同一人，则为 1，否则为 0

⑤ 科技部于 2019 年起分三批建设国家新一代人工智能创新发展试验区：2019 年在北京、上海、天津等城市设立；2020 年在重庆、成都、西安等城市设立；2021 年在苏州、长沙、郑州等城市设立。

(二)样本选取与数据来源

在样本期间,中国数字技术自 2010 年起进入高速发展阶段,人工智能技术与实体经济融合持续深化。截至 2024 年底,国家已陆续批复设立多批新一代人工智能创新发展试验区,旨在通过制度创新驱动人工智能赋能产业升级。因此,基于数据可靠性与可得性,选取 2010—2024 年中国 A 股上市公司为研究样本。其中,企业基本财务数据和专利数据来源于国泰安(CSMAR)数据库。此外,为控制数据质量对回归结果的影响,进行如下处理:①剔除 PT(particular transfer)、ST(special treatment)、*ST 类的样本;②剔除主要变量缺失、财务数据缺失严重的上市公司;③剔除金融行业公司;④对连续变量两端均按照 1%的水平进行缩尾处理。最终获得 40409 个企业-年度观测值。

四、实证结果与分析

(一)描述性统计分析

表 2 展示了各变量的描述性统计结果。一方面,样本期间内,实体企业产能利用率(*SFA*)的均值为 69.412,标准差为 7.589,最小值为 45.475,最大值为 85.391,表明不同企业间的产能利用率存在显著差异,部分企业产能过剩或不足问题较为突出;另一方面,人工智能发展(*AIZONE*)的均值为 0.238,标准差为 0.426,表明样本中有 23.8%的观测值位于国家新一代人工智能创新发展试验区内,企业间存在一定差距,为本文研究人工智能发展如何影响企业产能利用率提供了良好的研究场景。此外,各控制变量的统计特征与既有文献基本一致。

表 2　描述性统计

变量	观测值	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
SFA	40409	69.412	7.589	45.475	70.242	85.391
AIZONE	40409	0.238	0.426	0.000	0.000	1.000

(二)基本回归结果

为考察国家新一代人工智能创新发展试验区建设对实体企业产能利用率的影响,本文对模型(1)进行回归。表 3 的(1)列为仅控制企业及年份固定效应的回归结果,*AIZONE* 的系数为 0.500,在 1%水平上显著。(2)列在加入控制变量后,*AIZONE* 的系数为 0.720,仍在 1%水平上显著为正,表明国家新一代人工智能试验区政策显著提升了企业产能利用率。此外,经济意义测算表明,国家新一代人工智能试验区政策实施后,促使企业产能利用率较其均值提高约 1.04%⑥。由此,本文假设 H1 得到支持。

表 3　国家新一代人工智能创新发展试验区与实体企业产能利用率:基本回归结果

变量	*Dep Var* = *SFA*	
	(1)	(2)
AIZONE	0.500***(2.59)	0.720***(3.98)
控制变量	No	Yes
FIRM	Yes	Yes
YEAR	Yes	Yes
N	40409	40409
Adj-R^2	0.672	0.707

注:***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平上显著;括号内为 *t* 值,标准误经过企业层面的聚类调整。

(三)稳健性检验⑦

为保证基准回归结果的可靠性,进行如下稳健性检验:

第一,平行趋势检验。结果表明政策实施前各期的估计系数均不显著,表明处理组与控制组在外生冲击前的产能利用率变动趋势一致,不存在显著差异。此外,试验区政策对产能利用率的提升作用在政策实施后呈现出逐步增强的动态累积效应,平行趋势检验通过。

第二,安慰剂检验。在保持原样本处理组比例不变的条件下,借助计算机随机抽取试点企业以重构双重差分(*DID*)变量,将该过程重复 500 次,并记录每次回归所得的估计系数。安慰剂检验结果表明随机扰动难以产生与基准估计同等量级的政策效应,本文所识别的产能利用率提升并非由偶然因素所致,验证了基准结论的稳健性与可靠性。

⑥ 计算过程为:经济显著性=回归系数÷被解释变量均值=0.720÷69.412×100%=1.04%。

⑦ 本部分内容限于篇幅,具体结果留存备索。

第三，为确保研究结论准确，采用 Goodman-Bacon 分解法进行稳健性检验，结果表明本文所识别出的政策效应主要依赖于始终未设立人工智能试验区的企业作为控制组，有效避免因处理组内部异质性所带来的潜在估计偏误。

第四，为缓解样本选择误差，采用近邻匹配方法进行 1∶1 的倾向得分匹配法（PSM）和熵平衡法进行稳健性检验，*AIZONE* 的回归系数均显著为正，表明在控制样本选择偏误后，结论依旧稳健。

第五，为缓解被解释变量测算偏误，一是，采用企业总资产周转率、存货周转率作为产能利用率的代理变量，*AIZONE* 的回归系数均显著为正；二是，以固定资产收入比和存货收入比作为产能利用率低效的反向代理变量，*AIZONE* 的回归系数显著为负。上述结果表明本文结论仍然稳健。

五、进一步研究

（一）机制检验

进一步地，检验国家新一代人工智能创新发展试验区设立背景下，人工智能应用通过何种渠道提升实体企业的产能利用率。上述既有理论分析表明，人工智能技术能够从提升经营效率与促进技术更新两个维度，系统优化企业产能配置效率，本文对此进行机制检验。

第一，针对“人工智能技术应用→提升经营效率→提高企业产能利用率”的作用机制，分别从企业交易成本与经营周转两个维度进行机制分析。理论上，人工智能技术可以通过降低信息不对称与精简管理冗余，有效压缩企业的交易成本，并促进从存货管理到应收账款回收的全流程智能化调度[29]。一方面，参考杜勇等[30]的做法，选取企业交易成本（*COST*）⑧作为经营效率的代理变量。从表 4 的（1）列可以看出，*AIZONE* 的估计系数为-0.007，在 5%水平上显著为负，说明人工智能应用有助于降低企业交易成本。进一步地，（2）列将 *COST* 纳入产能利用率的回归模型，结果显示 *COST* 的系数为-30.478，*AIZONE* 的系数为 0.513，二者均在 1%水平上显著，表明生产经营效率在人工智能影响企业产能利用率中发挥部分中介作用。此外，Sobel 检验的统计量 *Z* 值在 1%水平上显著，在统计推断层面进一步证实中介效应的存在。另一方面，参考惠丽丽和谢获宝[29]的做法，选取企业经营周期（*OPERAC*）⑨作为经营效率的代理变量。从表 4 的（3）列可以看出，*AIZONE* 的系数为-0.011，在 10%水平上显著为负，说明人工智能应用有助于缩短企业经营周期，加快经营周转效率。（4）列则进一步将 *OPERAC* 纳入产能利用率的回归模型，其中 *OPERAC* 的系数为-9.088，*AIZONE* 的系数为 0.616，二者均在 1%水平上显著为正，表明人工智能技术有助于通过提高企业经营效率，进而提升企业产能利用效率。同时，Sobel 检验 *Z* 值为 2.992，在 1%水平上显著，进一步证实该中介效应的存在，符合上述分析。由此，人工智能技术发展能够通过降低交易成本、缩短经营周期来提高企业经营效率，最终转化为对企业产能利用率的促进作用。

表 4　国家新一代人工智能创新发展试验区与实体企业产能利用率：提高经营效率的机制检验

变量	*COST*	*SFA*	*OPERAC*	*SFA*
	（1）	（2）	（3）	（4）
AIZONE	-0.007**（-2.11）	0.513***（3.41）	-0.011*（-1.75）	0.616***（3.59）
COST		-30.478***（-39.29）		
OPERAC				-9.088***（-22.35）
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
FIRM	Yes	Yes	Yes	Yes
YEAR	Yes	Yes	Yes	Yes
N	40409	40409	40409	40409
Adj-R^2	0.737	0.796	0.727	0.750
Sobel 检验 *Z* 值	4.175***		2.992***	

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 值，标准误经过企业层面的聚类调整。

⑧ 企业交易成本=（销售费用+管理费用+财务费用）/营业总收入。

⑨ 企业经营周期=（存货周转天数+应收账款周转天数）/1000。

第二，针对“人工智能技术应用→促进技术更新→提高企业产能利用率”的作用机制，分别从企业创新能力与创新效率两个维度进行机制分析。理论上，国家新一代人工智能创新发展试验区政策作为中国推动人工智能技术应用与数字经济发展的制度性载体，有助于将人工智能技术深度嵌入企业的创新与生产活动，进而重构企业知识搜索与整合范式、加速研发要素边际产出向创新成果的高效转化，从而提升企业整体创新能力与创新效率，使其更快响应市场需求变化、优化产品结构，进而降低因技术滞后引致的产能闲置。一方面，参考李晓等[31]的做法，选取企业研发投入占营业总收入之比（*RD*）作为企业创新能力的代理变量。从表5的（1）列可以看出，*AIZONE* 的估计系数为0.003，在1%水平上显著为正，说明人工智能应用有助于促进企业提升创新能力。进一步地，（2）列将 *RD* 纳入产能利用率的回归模型，结果显示 *RD* 的回归系数为53.771，*AIZONE* 的系数为0.541，二者均在1%水平上显著，表明人工智能技术有助于通过提高企业技术创新能力，进而提升企业产能利用效率。此外，Sobel 检验的统计量 *Z* 值为12.91，在1%水平上显著，在统计推断层面进一步证实该中介效应的有效性。另一方面，参考于翔等[32]的做法，选取企业每单位研发投入的专利产出数量（*INVENT*）⑩作为创新效率的代理变量。从表5的（3）列可以看出，*AIZONE* 的系数为0.015，在1%水平上显著为正，表明试验区政策能够显著提升企业的创新效率。（4）列则进一步将 *INVENT* 纳入产能利用率的回归模型，其中 *INVENT* 的系数为1.690，*AIZONE* 的系数为0.694，二者均在1%水平上显著为正，表明人工智能技术有助于通过提高企业技术创新效率，进而提升企业产能利用效率。同时，Sobel 检验 *Z* 值为5.092，在1%水平上显著，进一步支持该中介效应的存在，符合上述分析。因此，试验区政策能够通过增强创新能力、提高创新效率，加速技术迭代更新，并最终转化为对产能利用率的持续提升作用。

第三，针对“人工智能技术应用→降低生产销售波动→提高企业产能利用率”的作用机制，分别从生产波动与销售波动两个维度进行机制分析。理论上，国家新一代人工智能创新发展试验区政策，作为中国推动人工智能技术应用与数字经济发展的制度性载体，能够将人工智能技术深度嵌入企业的生产与销售全链条，进而重构产销信息传递范式、平抑供应链牛鞭效应，降低企业生产与销售环节中的系统性波动[27]。此外，依托人工智能在预测精度提升与供应链协同优化中的精准赋能，可减少因需求信号失真引致的产能错配，使企业减少产能闲置与紧张交替的低效循环，从而推动产能利用率提升。一方面，参考赵桂芹和仲赛末[33]的做法，以企业 *t*-2、*t*-1、*t* 年生产成本的标准差度量生产波动（*FLUCOST*）。从表6的（1）列可以看出，*AIZONE* 的系数在1%水平上显著为负，表明人工智能应用有助于降低企业生产波动。进一步地，（2）列将 *FLUCOST* 纳入产能利用率的回归模型，结果显示 *FLUCOST* 的回归系数在1%水平上显著为负，*AIZONE* 的系数显著为正，表明人工智能技术有助于通过降低生产波动，进而提升企业产能利用效率。此外，Sobel 检验的统计量 *Z* 值在1%水平上显著，在统计推断层面进一步证实该中介效应的有效性。另一方面，参考谢贞发和朱东霞[34]的做法，以企业 *t*-2、*t*-1、*t* 年营业收入的标准差取自然对数度量销售波动（*FLUSALES*）。从表6的（3）列可以看出，*AIZONE* 的系数在1%水平上显著为负，表明试验区政策能够显著降低企业的销售波动。

表5　国家新一代人工智能创新发展试验区与实体企业产能利用率：加快技术更新的机制检验

变量	*RD*	*SFA*	*OPERAC*	*INVENT*
	（1）	（2）	（3）	（4）
AIZONE	0.003***（5.46）	0.541***（3.00）	0.015***（4.05）	0.694***（3.84）
RD		53.771***（10.41）		
INVENT				1.690***（4.08）
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
FIRM	Yes	Yes	Yes	Yes
YEAR	Yes	Yes	Yes	Yes
N	40409	40409	40409	40409
Adj-R^2	0.794	0.712	0.565	0.707
Sobel 检验 *Z* 值	12.91***		5.092***	

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 值，标准误经过企业层面的聚类调整。

⑩ 创新效率=ln（专利申请总数+1）/ ln（研发投入+1）。

(4)列则进一步将 *FLUSALES* 纳入产能利用率的回归模型，其中 *FLUSALES* 的系数在 1%水平上显著为负，*AIZONE* 的系数显著为正，表明人工智能技术有助于通过降低企业销售波动，进而提升企业产能利用效率。同时，Sobel 检验 *Z* 值在 1%水平上显著，进一步支持该中介效应的存在，符合上述分析。因此，人工智能试验区政策能够通过降低生产波动与销售波动，缓解供应链上的供需错配问题，并最终转化为对产能利用率的持续提升作用。

表 6　国家新一代人工智能创新发展试验区与实体企业产能利用率：降低生产销售波动的机制检验

变量	*FLUCOST*	*SFA*	*FLUSALES*	*SFA*
	(1)	(2)	(3)	(4)
AIZONE	−0.079*** (−3.34)	0.697*** (3.87)	−0.241*** (−6.94)	0.665*** (3.69)
FLUCOST		−0.282*** (−5.50)		
FLUSALES				−0.227*** (−4.61)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
FIRM	Yes	Yes	Yes	Yes
YEAR	Yes	Yes	Yes	Yes
N	40409	40409	40409	40409
Adj-R^2	0.739	0.708	0.729	0.708
Sobel 检验 *Z* 值	4.329***		7.411***	

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 值，标准误经过企业层面的聚类调整。

(二)表现形式检验

进一步地，对国家新一代人工智能创新发展试验区对企业影响的表现形式进行研究。一方面，人工智能试验区通过提供算力基础设施、开放场景应用与人才补贴等政策，可有效降低企业在人工智能人才招聘过程中的搜寻成本与匹配摩擦[35]，从而激励其加快引入具备算法、数据科学等技能的复合型人才。而人工智能人才的广泛涌入，能够优化生产流程中的参数设定与设备联调，减少非计划停机与低效运转环节，进而推动劳动力技能升级转型，最终提升既有产能的利用程度。另一方面，试验区的制度激励与示范效应有助于强化企业的自主创新动力，促使企业增加人工智能领域的专利申请，将前沿技术内化为工艺改进与产品迭代的核心竞争力，从而提升企业技术创新效率[27]。因此，参照姚加权等[36]的做法，基于智联招聘等招聘网站的招聘广告数据，结合人工智能词典识别企业人工智能人才招聘数量，以此度量企业人工智能人才结构⑪(*AITALENT*)；以企业当年申请的专利为基础，结合人工智能词典识别企业当年的人工智能专利数量，以此度量人工智能专利产出能力⑫(*AIPATENT*)，对国家新一代人工智能创新发展试验区提升实体企业产能利用率的表现形式进行探究。表 7 的(1)列中 *AIZONE* 的系数显著为正，(2)列 *AIZONE* 的系数显著为正，证实在国家新一代人工智能创新发展试验区的促进下，能够提升企业人工智能人才招聘与人工智能专利申请数量，为优化实体企业产能利用率奠定良好基础。

表 7　国家新一代人工智能创新发展试验区与实体企业产能利用率：表现形式检验

变量	*AITALENT*	*AIPATENT*
	(1)	(2)
AIZONE	0.164*** (5.46)	0.103*** (3.02)
控制变量	Yes	Yes
FIRM	Yes	Yes
YEAR	Yes	Yes
N	23048⑬	21816⑭
Adj-R^2	0.612	0.727

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 值，标准误经过企业层面的聚类调整。

(三)基于企业特征的异质性检验

为深入考察国家新一代人工智能创新发展试验区政策对企业产能利用率影响的异质性特征，本文从企业特征视角出发，分别选取企业性质、公司治理水平及企业规模三个维度进行分组检验，旨在探索不同企业的内在特征与资源禀赋如何影响人工智能技术应用对企业产能利用率的作用效果。

⑪优化人才结构=ln(人工智能人才招聘数量+1)。

⑫专利产出能力=ln(人工智能专利申请数量+1)。

⑬由于部分上市公司未在招聘网站公布人才招聘信息，故存在缺失值，因此相较于基准结果观测值下降。

⑭由于部分上市公司未公布专利申请信息，故存在缺失值，因此相较于基准结果观测值下降。

首先,考察企业性质在人工智能技术提升企业产能利用率中的异质性影响。理论上,民营企业相较于国有企业承受着更严峻的生存压力与资源劣势[37],因而技术转型成为其突破困局、提升效率的必由之路,更愿意借助创新技术突破产能瓶颈。而国有企业因肩负维护就业稳定与履行社会责任的特殊使命[38],对新兴技术应用的响应速度相对缓慢,可能在一定程度上抑制人工智能试验区政策效能的释放。因此,相较于国有企业,民营企业应用人工智能技术对提升产能利用率的作用更加明显。基于此,参考蔡宏波和韩金镕[39]的做法,根据企业产权性质将样本划分为国有企业组与民营企业组,重新进行回归。表8的(1)列民营企业组中*AIZONE*的回归系数为1.120,在1%水平上显著为正,(2)列中*AIZONE*的系数为0.262,未通过显著性检验,且组间系数差异在1%水平上显著。这表明人工智能发展试验区对产能利用率的提升作用在民营企业中更为突出,而对国有企业的影响则相对有限。

其次,考察公司治理水平对人工智能发展提升产能利用率的异质性影响。理论上,公司治理水平较高的企业通常具备更高的管理效能与合规水平、更完善的监督与激励机制,能够依托人工智能技术进行数据驱动决策与资源优化配置,减少治理性产能浪费,从而更有效地将人工智能技术转化为生产效率的提升[40]。相比之下,公司治理水平较低的企业,其内部代理问题与信息不对称程度较高,易削弱技术应用的执行效率与转化效果。因此,相较于治理水平较低的企业,治理水平较高的企业应用人工智能技术对提升产能利用率的作用更加明显。基于此,参考周茜等[41]的做法,从激励机制、董事会监督、股权结构监督与总经理决策权力4个维度选取7项指标,构建公司治理水平的综合测度。具体而言,高管薪酬与高管持股比例表征公司治理中的激励机制;独立董事比例与董事会规模体现董事会的监督作用;机构持股比例与股权制衡度⑮反映股权结构的监督作用;董事长与总经理是否两职合一用以衡量总经理的决策权力。进一步,采用主成分分析法对上述7个指标进行降维,提取第一主成分作为公司治理质量的综合代理变量。在此基础上,按该指标在样本期间中位点年份(2017年)中位数高低,将样本划分为公司治理水平较高组与较低组,并重新进行回归分析。表8的(3)列公司治理水平较高组中*AIZONE*的回归系数为1.024,在1%水平上显著为正;(4)列公司治理水平较低组中*AIZONE*的回归系数为0.332,未通过显著性检验,且组间系数差异在1%水平上显著。这表明人工智能发展试验区对产能利用率的提升效应在公司治理水平较高的企业中更为明显,而在公司治理水平较低的企业中则相对有限。

最后,考察企业规模对人工智能发展试验区提升产能利用率的异质性影响。理论上,规模较小企业作为市场竞争中的弱势群体,其市场的维系与拓展更需要人工智能技术的政策赋能[42]。相比之下,大规模企业虽然具备更丰富的资源和更完善的内部管理体系,但也面临内部结构复杂、信息传递链条冗长等结构性困境,使得政策干预的边际效应相对有限,进而限制人工智能技术在大规模企业中快速响应与灵活应用的能力[35]。因此,相较于规模较大的企业,规模较小的企业应用人工智能技术对提升产能利用率的作用更加明显。基于此,参考钟娟等[42]的做法,以企业总资产取自然对数度量企业规模,并按该指标在样本期间中位

表8 国家新一代人工智能创新发展试验区与实体企业产能利用率:企业特征异质性检验

变量	*SFA*					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	民营企业	国有企业	公司治理水平较高	公司治理水平较低	企业规模较小	企业规模较大
AIZONE	1.120***(4.95)	0.262(0.86)	1.024***(4.38)	0.332(1.30)	0.913***(3.62)	0.538**(2.13)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
FIRM	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
YEAR	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	26977	13432	20911	19498	20911	19498
Adj-R^2	0.699	0.751	0.716	0.743	0.716	0.743
组间系数差异	0.858***		0.692***		0.375**	

注:***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著;括号内为*t*值,标准误经过企业层面的聚类调整。

⑮ 股权制衡度=二至五大股东持股比例之和/控股股东持股比例。

点年份(2017 年)中位数高低,将样本划分为企业规模较小组与较大组,并分别重新进行回归分析。表 8 的(5)列企业规模较小组中 *AIZONE* 的回归系数为 0.913,在 1%水平上显著为正;(6)列企业规模较大组中 *AIZONE* 的回归系数为 0.538,在 5%水平上显著为正,且组间系数差异在 5%水平上显著。这表明在企业规模较小的情况下,人工智能发展更能促进企业产能利用率提升。

(四)基于外部制度环境的异质性检验

为深入考察国家新一代人工智能创新发展试验区政策对企业产能利用率影响的异质性特征,本文从外部制度环境视角出发,分别选取市场化程度、企业区位特征与战略性新兴行业三个维度进行分组检验,旨在揭示不同制度环境如何影响人工智能的技术赋能效应,以此深化该政策对实体企业产能利用率的外部约束分析。

首先,考察地区市场化程度对人工智能发展提升产能利用率的异质性影响。理论上,市场化程度较高的地区通常具备更完善的市场机制、更稳定的营商环境及更有效的资源配置体系,能够更充分地释放其对产能利用率的提升作用。而市场化程度较低的地区,由于存在要素流动壁垒、市场竞争机制不完善、营商环境建设滞后等问题,在资源配置及制度环境上易受非市场因素的干扰[43],既会制约人工智能的技术赋能,又会削弱技术应用过程中的价值转化效率,导致人工智能发展对产能利用率的提升效果难以充分发挥。因此,相较于市场化程度较低的地区,市场化程度较高的地区应用人工智能技术对提升产能利用率的作用更加明显。参考黄卓等[4]的做法,以样本企业所在省份的樊纲市场化指数得分度量市场化程度,并按该指标在样本期间中位点年份(2017 年)中位数高低,将样本划分为市场化程度较高组与较低组,并分别重新进行回归分析。表 9 的(1)列市场化程度较高组中 *AIZONE* 的回归系数为 1.561,在 1%水平上显著为正;(2)列市场化程度较低组中 *AIZONE* 的回归系数为 0.556,在 1%水平上显著为正,且组间系数差异在 1%水平上显著。这表明在企业市场化程度较高的情况下,人工智能发展更能促进企业产能利用率提升。

其次,考察企业区位特征对人工智能发展提升产能利用率的异质性影响。理论上,非沿海地区企业普遍面临更高的运营成本与资源约束,而人工智能技术具有削减人力成本、优化要素配置的功能[44],能够更有效地缓解此类地区的效率瓶颈与竞争劣势,从而对实体企业产能利用率产生更为显著的提升作用。相较之下,沿海地区具备较好的营商环境和资源优势,能够为企业产能发展提供良好的支撑条件,导致人工智能技术所带来的边际改善空间相对有限。因此,相较于沿海地区,非沿海地区的企业应用人工智能技术对提升产能利用率的作用更加明显。基于此,借鉴耿晔强和赵欢[45]的做法,依据企业注册地是否属于沿海省份,将样本划分为非沿海地区组与沿海地区组,并分别重新进行回归分析,表 9 的(3)列非沿海地区组中 *AIZONE* 的回归系数为 0.949,在 1%水平上显著为正;(4)列沿海地区组中 *AIZONE* 的回归系数为 0.509,在 10%水平上显著为正,且组间系数差异在 1%水平上显著。这表明位于非沿海地区的企业,人工智能发展更能促进自身产能利用率提升。

最后,考察行业特性对人工智能发展提升产能利用率的异质性影响。理论上,战略性新兴行业在技术迭代速度、市场需求特征及竞争格局等方面具有更高要求,且其本身具备较好的智能管理基础,能够更充分地实现人工智能技术在优化生产流程、加速技术创新等方面的优势,从而推动突破式与颠覆式技术创新[46],对产能利用率产生更为显著的提升作用。相较之下,非战略性新兴行业由于技术更新相对平缓、智能化基础较弱,多依赖成熟技术从事传统经营活动,人工智能技术所带来的边际改善空间相对有限。因此,相较于非战略性新兴行业,战略性新兴行业的企业应用人工智能技术对提升产能利用率的作用更加明显。基于此,借鉴王钰涵和步丹璐[47]的做法,根据《战略性新兴产业分类目录》《战略性新兴产业分类(2012)(试行)》相关文件,并对照《上市公司行业分类指引(2012 年修订)》对上市公司进行分类,将样本划分为战略性新兴行业组与非战略性新兴行业组,并分别重新进行回归分析。表 9 的(5)列战略性新兴行业组中 *AIZONE* 的回归系数为 0.935,在 1%水平上显著为正;(6)列中非战略性新兴行业组中 *AIZONE* 的回归系数为 0.536,在 10%水平上显著为正,且组间系数差异在 1%水平上显著。这表明人工智能发展更有助于促进战略性新兴行业中企业的产能利用率提升。

表9　国家新一代人工智能创新发展试验区与实体企业产能利用率：外部制度环境异质性检验

变量	*Dep Var* = *SFA*					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	市场化程度较高	市场化程度较低	非沿海地区	沿海地区	战略性新兴行业	非战略性新兴行业
AIZONE	1.561***(4.13)	0.556***(2.61)	0.949***(4.10)	0.509*(1.70)	0.935***(4.85)	0.536*(1.65)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
FIRM	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
YEAR	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	16342	24067	24310	16099	23564	16845
Adj-R^2	0.732	0.753	0.712	0.709	0.729	0.725
组间系数差异	1.005***		0.440***		0.399***	

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为*t*值，标准误经过企业层面的聚类调整。

（五）经济后果检验

从经济效益与社会效益两个维度，考察国家新一代人工智能创新发展试验区政策促进企业产能利用率提升的经济后果。在经济效益维度，参考王小华等[48]的做法，以*t*+1年企业销售*EVA*率⑯（*LEVA*）作为衡量企业经济效益的代理变量。该指标可反映企业真实经济增加值的内在水平，且数值越高表明经济效益越好，并将此作为被解释变量重新回归。从表10的（1）列可以看出，*AIZONE*的回归系数为0.056，在1%水平上显著为正，表明人工智能技术应用可显著提升企业的经济效益，更有力地推动企业迈向高质量发展的全新阶段。在社会效益维度，一方面，参考马新啸等[49]的做法，以*t*+1年企业纳税贡献（*LTAX*）作为企业社会贡献的代理变量。具体操作上，首先，计算目标企业在*t*年实际缴纳的企业所得税与其在*t*−1年实际缴纳的企业所得税之比，以刻画该企业自身的税收增长状况；其次，计算所有企业在*t*年缴纳的企业所得税总额与企业在*t*−1年缴纳的企业所得税总额之比，以反映宏观层面的税收变动趋势；最后，将前者减去后者，所得差值即用以度量目标企业在*t*年的税收异常变动水平。该指标不仅有效剔除经济及行业层面税收波动的干扰，还可精准捕捉企业税收贡献的相对变化特征，且数值越高表明纳税贡献越大，并将此作为被解释变量重新回归。从表10的（2）列可以看出，*AIZONE*的回归系数为0.285，在1%水平上显著为正，表明人工智能创新发展试验区政策能够显著提高企业的纳税贡献，从而提升企业的社会效益。另一方面，参考考秀梅等[50]的做法，以*t*+1年企业雇员人数加1取自然对数（*LEMPLOY*）作为企业“稳就业”的代理变量。该指标可有效反映企业的就业吸纳与承载能力，且数值越高表明就业稳定性越强，并将此作为被解释变量重新回归。从表10的（3）列可以看出，*AIZONE*的回归系数为0.036，在5%水平上显著为正，表明人工智能创新发展试验区政策的实施，有助于推动企业实质性扩大雇佣规模，进而实现稳就业的深层社会效益。

综上，国家新一代人工智能创新发展试验区政策的深入推进，通过有效赋能实体企业对人工智能技术的深度采纳与融合应用，不仅能够显著提升产能利用率，更有助于驱动企业价值增长与社会责任履行的协同共进。在实现企业自身高质量发展的同时，创造显著的经济正外部性与社会外溢效应，充分彰显出技术赋能实体经济、以智能化驱动包容性增长所蕴含的正向社会经济效益，更体现了人工智能创新发展试验区建设的战略价值与实践成效。

表10　国家新一代人工智能创新发展试验区与实体企业产能利用率：经济后果检验

变量	*Dep Var*=*LEVA*	*Dep Var*=*LTAX*	*Dep Var*=*LEMPLOY*
	(1)	(2)	(3)
AIZONE	0.056***(4.81)	0.285***(3.35)	0.036**(2.48)
控制变量	Yes	Yes	Yes
FIRM	Yes	Yes	Yes
YEAR	Yes	Yes	Yes
N	32826⑰	32826	32826
Adj-R^2	0.037	0.022	0.925

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为*t*值，标准误经过企业层面的聚类调整。

⑯ 经济增加值*EVA*=税后净营业利润（*NOPAT*）−资本总额×加权平均资本成本（*WACC*）/营业收入。其中，税后净营业利润=净利润+（利息支出+开发支出−营业外收入）×（1−企业所得税税率），资本总额=平均所有者权益+平均负债合计−平均无息流动负债−平均在建工程，加权平均资本成本为5.5%。

⑰ 因经济后果数据和*t*+1期数据存在缺失，因此相较于基准结果观测值下降。

六、结论与启示

人工智能技术作为新一轮科技革命的核心引擎，其发展不仅有助于重塑企业生产流程与资源配置效率，更通过制度引导与政策赋能效应深刻影响着实体经济产能利用水平。在数实融合的制度背景下，本文以国家新一代人工智能创新发展试验区的设立为准自然实验，基于2010—2024年中国A股上市公司数据，考察人工智能技术应用对实体企业产能利用率的影响，主要发现：国家新一代人工智能创新发展试验区的设立能够显著提升实体企业的产能利用率，经济意义测算表明提升约1.04%，有效赋能实体经济“提产增效”；机制检验表明，人工智能技术应用能通过提升经营效率、促进技术更新与降低产销波动，进而提升实体企业的产能利用水平；路径检验表明，人工智能试验区政策能够促进企业优化人才结构并提升专利产出；基于企业特征的异质性分析表明，上述效果在民营企业、公司治理水平较高及企业规模较小的样本中更为突出；基于外部制度环境的异质性分析表明，在市场化程度较高、企业位于非沿海地区及所属行业为战略性新兴行业的情境下，人工智能试验区政策对产能利用率的提升作用更为明显；经济后果检验表明，人工智能试验区政策在驱动企业产能利用率提升后，能够显著增强企业经济效益、提高社会贡献并扩大就业规模，以实现效率、价值与就业的多重协同提升。此外，在经过一系列稳健性检验后，本文结果保持不变。

基于上述研究结论，提出如下政策建议：

首先，在国家层面，应优化人工智能创新发展试验区顶层设计与政策配套支撑，并由多部门协同联动，为做强做优做大实体经济筑牢制度保障。一方面，科技部可联合工业和信息化部、国家发展改革委等部门，进一步拓展新一代人工智能创新发展试验区的辐射范围与政策纵深。具体而言，科技部可牵头设立以人工智能赋能产能提升为目标的专项基金，依据试验区内企业表现，给予梯度式财政奖励。工业和信息化部可通过设备补贴叠加技术服务券的机制，降低企业智能化改造的初始投入成本，并联合地方工业和信息化部门建立因企制宜的智能化诊断服务机制。另一方面，财政部与税务总局应健全人工智能应用领域的财税激励体系。人力资源和社会保障部可联合教育部，在试验区内设立人工智能与产能管理复合型人才培训基地，对引进AI人才的企业给予社保补贴与引才奖励，从而放大人工智能技术对实体企业产能利用率的提升效应。

其次，在企业层面，应主动把握国家新一代人工智能创新发展试验区建设机遇与政策红利，依托人工智能技术实现自身产能利用效率的提升。一方面，试验区内企业应主动对接国家新一代人工智能创新发展试验区的政策导向，优先在与产能释放直接关联的关键环节部署人工智能技术，同步推进生产流程的数字化重构与数据链路贯通；另一方面，试验区内企业应加大人工智能领域复合型人才的引进与自主培养力度，通过组织架构扁平化重塑与决策流程的精简优化，将人工智能技术深度嵌入研发设计、生产制造与供应链协同等全价值链环节。此外，对于尚未进入试验区的企业而言，不仅可主动对标试验区内的示范企业，积极引入成熟的人工智能技术优化生产流程，提前布局智能化改造，缩小与行业先进水平的产能效率差距。而且可通过加入试验区产业联盟、与区内企业建立供应链合作等方式，主动接入试验区的技术外溢网络，借助行业资源提升自身创新能力与运营效率。

最后，在社会效益层面，应关注人工智能赋能产能升级的溢出效应，以实现产业发展与社会进步的协同提升，为实现经济社会可持续发展奠定坚实的基础。一方面，企业可依托人工智能技术驱动的产能调度系统，在提升设备综合效率与产出水平的同时，精准管控单位产出的资源消耗与运营成本。并借助人工智能技术对劳动力技能结构进行动态适配，在扩大雇员规模的基础上推动就业质量提升，实现产能增长与社会价值创造的协同演进。另一方面，政府可强化人工智能技术赋能产业升级的普惠效应，鼓励试验区的人工智能技术成果向传统产业、非沿海地区、欠发达地区扩散，帮助传统高耗能、低效率企业通过智能化改造提升产能利用率，以缩小区域、行业间的发展差距，构建实体企业从“技术赋能”到“价值共创”的可持续竞争优势，不断做强做优做大实体经济，最终在数实融合的深层演进中实现经济效益、产业效益与社会效益的多元共赢格局。

参考文献

[1] MIN H. Artificial intelligence in supply chain management: Theory and applications[J]. International Journal of Logistics: Research and Applications, 2010, 13(1): 13-39.

[2] 韩国高, 陈庭富, 刘田广. 数字化转型与企业产能利用率——来自中国制造企业的经验发现[J]. 财经研究, 2022, 48(9): 154-168.

[3] 王永进, 匡霞, 邵文波. 信息化、企业柔性与产能利用率[J]. 世界经济, 2017, 40(1): 67-90.

[4] 黄卓, 陶云清, 刘兆达, 等. 智能制造如何提升企业产能利用率——基于产消合一的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(5): 40-59.

[5] 曾江洪, 王小雨. 数字技术创新如何提升制造业企业产能利用率——来自企业关键数字技术专利的证据[J]. 技术经济, 2026, 45(1): 120-130.

[6] HSIEH C T, KLENOW P J. Misallocation and manufacturing TFP in China and India[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2009, 124(4): 1403-1448.

[7] 于斌斌, 刘晓佳. 数字技术重塑企业地理格局——基于资本结构优化和技能结构重塑的视角[J]. 经济研究, 2026, 61(2): 167-189.

[8] BOUSDEKIS A, LEPENIOTI K, APOSTOLOU D, et al. A review of data-driven decision-making methods for industry 4.0 maintenance applications[J]. Electronics, 2021, 10(7): 828.

[9] 洪傲然, 冯梓煜, 王永贵. 企业数字创新对其海外经营绩效的影响研究[J/OL]. 南开管理评论, 1-26[2026-04-13]. https://link.cnki.net/urlid/12.1288.F.20260328.1738.002.

[10] 巫强, 曹长帅, 汪阳昕. 企业数据要素应用能力与供应链韧性: 广度与深度的差异化机制[J]. 中国工业经济, 2026(3): 170-193.

[11] NWEJE U, TAIWO M. Leveraging artificial intelligence for predictive supply chain management, focus on how AI-driven tools are revolutionizing demand forecasting and inventory optimization[J]. International Journal of Science and Research Archive, 2025, 14(1): 230-250.

[12] 唐晓华, 景文治. 人工智能赋能下现代柔性生产与制造业智能化升级研究[J]. 软科学, 2021, 35(8): 30-38.

[13] 王鹏, 肖晋. 创新政策、产业结构升级与城市经济韧性——基于国家创新型城市建设的准自然实验[J]. 技术经济, 2025, 44(11): 141-154.

[14] ARTHUR W B. Competing technologies, increasing returns, and lock-in by historical events[J]. The Economic Journal, 1989, 99(394): 116-131.

[15] 陈晔婷, 何思源, 刘金涛, 等. 政策赋能、数据要素配置与新质生产力[J]. 统计与决策, 2024, 40(19): 31-37.

[16] 陈东, 姚笛. 人工智能扩大了企业间的工资差距吗? ——来自中国工业企业的证据[J]. 经济科学, 2022(3): 127-142.

[17] AGRAWAL A, GANS J, GOLDFARB A. Prediction machines, updated and expanded: The simple economics of artificial intelligence[M]. Boston: Harvard Business Press, 2022.

[18] 马丽娜, 周佳男. 人工智能数字员工如何赋能绿色技术创新?[J]. 外国经济与管理, 2026, 48(5): 75-92.

[19] 史明聪, 惠宁, 卢山冰. 人工智能如何驱动制造企业关键核心技术创新?[J]. 现代财经(天津财经大学学报), 2026, 46(3): 3-20.

[20] 权小锋, 李静蕾. 人工智能与企业协同创新——基于国家新一代人工智能创新发展试验区的准自然实验[J]. 经济研究, 2025, 60(8): 72-93.

[21] LEE H L, PADMANABHAN V, WHANG S. Information distortion in a supply chain: The bullwhip effect[J]. Management Science, 1997, 43(4): 546-558.

[22] 王振宇, 侯培林. 反"内卷式"竞争及财税作用机制的合理构建[J]. 税务研究, 2026(5): 13-20.

[23] 胡青, 徐梦周. 人工智能时代数字消费对区域创新能力的影响机制研究[J]. 学习与探索, 2026(2): 110-118.

[24] 张海柱, 李志新. 生成式人工智能嵌入政府治理的不确定性风险及其应对[J/OL]. 北京工业大学学报(社会科学版), 1-11[2026-05-21]. https://link.cnki.net/urlid/11.4558.G.20260518.1707.010.

[25] 陈涛琴, 李栋栋, 洪剑峭. 客户盈余质量与供应商投资效率分析——基于 A 股上市公司的经验研究[J]. 南开管理评论, 2021, 24(3): 193-203.

[26] 陈蕾, 周锴, 董惠敏. 人工智能创新发展缓解了供应链长鞭效应吗?[J]. 经济与管理研究, 2026, 47(5): 98-114.

[27] 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.

[28] 李雪松, 赵宸宇, 聂菁. 对外投资与企业异质性产能利用率[J]. 世界经济, 2017, 40(5): 73-97.

[29] 惠丽丽, 谢获宝. 智能制造、创新文化与企业成本粘性[J]. 管理评论, 2024, 36(5): 178-193.

[30] 杜勇, 孙帆, 胡红燕. 共同机构所有权与企业产能利用率[J]. 财经研究, 2022, 48(10): 49-63, 168.

[31] 李晓, 李渊, 袁淳. 专利质押与企业商业信用融资[J]. 会计研究, 2025(7): 138-150.

[32] 于翔, 牛彪, 苑泽明. 价值链视角下"人数"协同对企业高质量发展的影响研究[J]. 科研管理, 2025, 46(3): 60-68.

[33] 赵桂芹, 仲赛末. 监管压力、监管宽容与财险公司风险承担[J]. 财经研究, 2019, 45(7): 112-124.

[34] 谢贞发, 朱东霞. 政府投资基金、交易不确定性与企业协同分工[J]. 经济学动态, 2026(3): 152-176.

[35] 张霞, 劳智博. 人工智能如何缩小企业内部薪酬差距? ——基于国家新一代人工智能创新发展试验区的准自然实验[J]. 技术经济, 2026, 45(3): 98-112.

[36] 姚加权，张锟澎，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.
[37] 辛大楞. 金融市场发展、跨境资本流动与国家金融安全研究[M]. 北京：中国社会科学出版社，2023.
[38] 谢红军，齐翔. 数字技术与企业价值——基于数字并购场景的研究[J]. 管理世界，2025，41(10)：146-175.
[39] 蔡宏波，韩金镕. 数字技术应用与企业出口表现——以中关村国家自主创新示范区企业为例[J]. 管理世界，2024，40(5)：58-75.
[40] 明雷，黄远标，吴一凡. 监管处罚与银行高质量发展：基于银行效率的视角[J]. 世界经济，2025，48(3)：146-179.
[41] 周茜，许晓芳，陆正飞. 去杠杆，究竟谁更积极与稳妥？[J]. 管理世界，2020，36(8)：127-148.
[42] 钟娟，丁怡帆，林子昂，等. 人工智能应用与企业客户配置多元化：基于人工智能创新应用先导区的准自然实验[J]. 外国经济与管理，2025，47(6)：18-35.
[43] 张超，蒋天颖. 点“数”能否成“金”——数据要素对新质生产力发展的影响研究[J]. 调研世界，2025(12)：39-51.
[44] 刘松竹，肖生鹏，梁运文. 人工智能与中国制造业企业高质量发展[J]. 江汉论坛，2022(7)：24-31.
[45] 耿晔强，赵欢. 人工智能技术与中国企业出口竞争策略[J]. 商业研究，2025(5)：75-85.
[46] 江永洪，赵锴. 人工智能技术与制造业企业产品市场竞争力[J]. 商业研究，2025(4)：1-10.
[47] 王钰涵，步丹璐. 外资控股、设备进口与中国关键技术发展[J]. 会计研究，2023(9)：134-148.
[48] 王小华，宋檬，杨亦兰. 金融科技、金融监管与企业高质量发展[J]. 财经问题研究，2023(4)：87-99.
[49] 马新啸，汤泰劼，郑国坚. 非国有股东治理与国有企业的税收规避和纳税贡献——基于混合所有制改革的视角[J]. 管理世界，2021，37(6)：128-141，8.
[50] 考秀梅，谢申祥，占宽. 供应链数字化的“稳就业”效应[J]. 科学学研究，2026，44(1)：75-85.

How Artificial Intelligence Empowers the Strengthening, Optimization, and Expansion of the Real Economy A Quasi-natural Experiment Based on National New-generation Artificial Intelligence Innovation Development Zones and Enterprise Capacity Utilization

Ji Dingyun[1,2], Liu Shuyu[1], Ma Xinxiao[1,2]

(1. College of Management, Ocean University of China, Qindao 266100, China; 2. China Enterprise Working Capital Management Research Center, Ocean University of China, Qindao 266100, China)

Abstract: In the context of the system of digital and real integration, artificial intelligence technology is an important driving force to promote the productivity utilization of real enterprises and achieve the goal of becoming A quasi-natural experiment was conducted based on the establishment of National New Generation Artificial Intelligence Innovation and Development Pilot Zones. Data from Chinese A-share listed companies from 2010 to 2024 were analyzed. The main findings are as follows. First, the establishment of the pilot zones significantly improved enterprise capacity utilization, with an estimated economic increase of approximately 1.04%. Effective empowerment of the real economy toward output enhancement and efficiency improvement was thereby achieved. Second, mechanism tests indicated that artificial intelligence application improved capacity utilization through three channels: operational efficiency enhancement, technology upgrading facilitation, and production-sales fluctuation reduction. Third, pathway tests showed that the pilot policy promoted the optimization of talent structures and increased patent outputs. Fourth, heterogeneity analyses based on enterprise characteristics revealed that the above effects were more pronounced among private enterprises, firms with higher corporate governance levels, and smaller-scale enterprises. Fifth, heterogeneity analyses based on external institutional environments showed that the policy's positive effect on capacity utilization was stronger under conditions of higher marketization, non-coastal regional locations, and operation in strategic emerging industries. Sixth, economic consequence tests indicated that after driving capacity utilization improvement, the pilot policy significantly enhanced corporate economic performance, increased social contributions, and expanded employment scale. An innovative extension was made to the academic literature on the economic consequences of artificial intelligence development. Policy references were also provided for the Party and the state regarding the empowerment, strengthening, and expansion of the real economy through artificial intelligence.

Keywords: national new-generation artificial intelligence innovation and development pilot zone; capacity utilization; number real fusion; artificial intelligence; operational efficiency; technology update; real economy