

DOI: 10.13504/j.cnki.issn1008-2700.2026.02.010

人工智能技术应用赋能 企业突破性创新影响机制研究

谢卫红^{a,b}, 关千浩^a, 李忠顺^{a,b}

(广东工业大学 a. 经济学院; b. 数字经济与数据治理重点实验室, 广东 广州 510520)

摘要: 人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术, 已成为驱动企业突破性创新增长的核心引擎。本文基于2015—2024年中国沪深A股上市制造业企业数据, 运用神经网络模型等机器学习方法, 实证检验人工智能技术应用对企业突破性创新的影响。研究表明: 无论是文本型、交互型、功能型、分析型还是视觉型人工智能技术应用, 均能促进企业突破性创新, 其中, 文本型人工智能技术应用对制造业企业突破性创新作用效果更明显, 且在经过一系列内生性处理与稳健性检验后结论依然成立。人工智能技术应用通过优化企业内部劳动力技能结构、增加知识多样性以及提高管理效率促进企业突破性创新。进一步研究发现, 高管风险治理能力在人工智能技术应用赋能企业突破性创新的过程中发挥正向调节作用。同时, 相较于环境规制风险治理能力, 隐私规制风险治理能力对人工智能技术赋能企业突破性创新激励效果更明显。异质性分析结果表明, 在非国有企业、算力基础设施越强的地区内企业、供应链韧性水平越强的企业中, 人工智能技术赋能企业突破性创新产出效果越明显。本文的研究为探索人工智能技术应用赋能企业突破性创新作用机制以及高管风险治理能力在其中发挥的重要作用提供了新的经验证据。

关键词: 人工智能技术应用; 突破性创新; 高管风险治理能力; 知识多样性; 劳动力技能结构

中图分类号: F273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1008-2700 (2026) 02-0127-18

一、问题提出

全球数字化转型与智能化浪潮加速背景下, 人工智能技术作为引领新一轮科技革命和产业变革的核心动力, 正深刻重塑制造业企业创新范式与竞争格局^[1-5]。《国务院关于深入实施“人工智能+”行动的意见》(国发〔2025〕11号)明确强调, 要推动人工智能技术应用“从1到N”的技术落地和迭代突破, 促进创新成果高效转化。突破性创新强调企业通过根本性技术变革实现范式突破和价值重构, 推动企业创新模式实现由“量的积累”向“质的飞跃”转变^[6]。而在这一过程中, 高管风险治理能力不可或缺。一方面, 高管风险治理能力作为应对组织不确定性的重要保障, 能够有效提升企业对数据合规、隐私保护、技术伦理等风险的系统性应对能力, 为企业人工智能技术创造健康的应用环境^[7-8]; 另一方面, 高管风险治理能力作为激发人工智能技术赋能潜能的重要动因, 有助于统筹技术变革与风险平衡, 提高组织变革韧性和创新资源配置效能^[9-11]。基于此, 探究人工智能技术应用赋能制造业企业突破性创新作用机

收稿日期: 2026-01-10; 修回日期: 2026-02-08

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, 广东工业大学经济学院教授、经济与数据治理重点实验室执行主任; 关千浩, 广东工业大学经济学院硕士研究生, 通信作者; 李忠顺, 广东工业大学经济学院讲师、数字经济与数据治理重点实验室助理研究员。

制, 深入揭示高管风险治理能力在其中发挥的影响效应, 对加快培育发展新质生产力、形成多元协同人工智能治理格局具有重要现实意义。

纵观现有文献, 围绕人工智能技术应用赋能企业突破性创新影响研究主要有三类。第一类研究聚焦理论层面, 探讨人工智能技术应用及企业突破性创新的概念界定及内涵本质, 强调人工智能数据驱动性、自主决策能力以及人机协同等特征, 为企业突破性创新提供理论依据。但目前学界针对人工智能技术应用与企业突破性创新的明确定义与变量测度尚未形成统一共识^[12-14]。第二类研究侧重案例层面, 考察人工智能技术赋能企业突破性创新的典型实践和核心驱动路径。采用案例分析、深度访谈等定性方法, 系统梳理人工智能技术赋能企业突破性创新组织环境、资源重组、知识多样性、注意力配置、产业链融合等核心路径^[15-19]; 部分学者进一步聚焦企业岗位变迁、产业结构重塑中的人工智能典型应用与价值创造过程^[20-22]。然而, 受限于案例代表性与样本规模, 导致结论可能不具备普适性与推广性, 同时对不同行业、不同发展阶段企业异质性影响也关注有限。第三类研究侧重实证层面, 采用多元分析方法系统考察人工智能技术应用对企业突破性创新产出影响, 在理论分析基础上检验人工智能技术赋能企业突破性创新的机制路径是否有效。研究表明, 人工智能技术应用通过增加知识多样性、优化劳动力技能结构、打破组织惯性、降低企业运营成本提高企业突破性创新产出^[2,5,23-25]。

现有关于人工智能技术应用赋能企业突破性创新影响研究仍存在以下局限: 其一, 现有研究大多将人工智能专利申请、工业机器人应用等同于人工智能技术应用, 概念界定较为模糊, 其本质是将企业人工智能技术作为企业的要素投入^[23,26-27], 采用单一指标难以有效准确衡量文本型、交互型、功能型、分析型以及视觉型等不同人工智能技术应用类型对企业突破性创新的影响^[28-30]; 其二, 现有研究关于突破性创新维度测量大多直接采用发明专利数量或被引量来衡量^[31-33], 而突破性创新强调技术范式根本性变革及颠覆性价值创造, 发明专利授权量仅能体现企业创新规模水平, 很可能将一般性创新一并归类为突破性创新, 无法准确反映企业实际突破性创新水平; 其三, 现有研究关于高管风险治理能力在人工智能技术应用与企业突破性创新中发挥的作用目前尚未得出明确结论, 也缺乏度量高管风险治理能力相关指标。

本文选取2015—2024年中国沪深A股制造业上市企业数据, 运用神经网络模型等机器学习方法生成人工智能词典, 按照人工智能技术应用类型将人工智能技术进一步划分为文本型、交互型、功能型、分析型以及视觉型人工智能技术。同时基于开创性技术创新识别与重要性技术创新识别双维度共同测算企业突破性创新水平, 实证检验人工智能技术应用对企业突破性创新影响。

本文的边际贡献主要体现在以下三个方面。第一, 本文基于上市企业年报文本信息划分人工智能技术应用类型, 探究文本型、交互型、功能型、分析型、视觉型人工智能技术应用对企业突破性创新影响差异化作用, 为后续研究提供一个新的人工智能技术应用类型划分方法。第二, 探讨高管风险治理能力在人工智能技术应用与企业突破性创新中发挥的正向交互作用。不同于过往研究, 本文基于上市公司管理层讨论与分析(MD&A)文本信息深入分析, 将高管风险治理能力分为环境规制风险治理能力以及隐私规制风险治理能力, 分析不同风险治理能力对人工智能技术应用赋能企业突破性创新差异化影响, 有效拓宽高管风险治理能力相关研究。第三, 拓展人工智能技术应用与企业突破性创新作用机制研究, 为深化“人工智能+”行动实效、加快培育发展新质生产力提供现实依据。

二、理论分析与研究假设

(一) 人工智能技术应用与企业突破性创新

基于熊彼特创新理论与演化经济学视角, 突破性创新强调技术范式的根本性变革与颠覆性价值创造, 其实现过程不仅需要新知识与技术元素的重新组合, 还需要企业具备跨越现有技术边界实现“范式跃迁”的能力^[34]。人工智能技术应用以其强大的数据驱动性、自主决策能力与人机协同特征, 为企业实现突破性创新提供了新的技术可能性^[4-5]。人工智能技术通过感知可供性、认知可供性与行动可供性三重机制赋

能企业创新。感知可供性促使企业借助深度学习、自然语言处理等技术,实现对海量非结构化数据高效整合与分析;认知可供性增强企业对复杂市场信号的识别与响应能力;行动可供性则通过智能决策支持系统,加速创新方案的生成与迭代^[1,35]。具体而言,文本型人工智能技术通过自然语言处理技术实现技术报告、专利文献与市场资讯的高效检索与知识萃取,突破传统知识搜寻边界^[28];交互型人工智能技术,借助人机协同机制,强化研发团队与智能系统的协作效能;功能型人工智能技术通过智能控制与流程自动化,优化生产资源配置效率;分析型人工智能技术运用预测分析技术,提升技术研发方向的科学决策能力;视觉型人工智能技术应用则通过图像识别与视觉检测等技术,强化质量控制与工艺改进能力。

为进一步刻画人工智能技术应用对企业突破性创新的影响机制,本文构建如下理论模型:假设企业 i 在 t 期突破性创新产出函数为:

$$Innovation_{it} = Af(K_{it}, L_{it}, AI_{it}) \quad (1)$$

其中, A 为全要素生产率, K 、 L 分别为资本与劳动投入, AI 为企业人工智能技术应用水平,假设生产函数采用常数替代弹性 (CES) 形式,人工智能技术应用与传统生产要素之间存在一定替代弹性 σ , 此时上式变为:

$$Innovation_{it} = Af[\alpha K_{it}^\rho + \beta L_{it}^\rho + \gamma AI_{it}^\rho]^{\frac{1}{\rho}} \quad (2)$$

其中, $\rho = \frac{\sigma - 1}{\sigma}$, $\alpha + \beta + \gamma = 1$, 对上式进行处理,可得人工智能技术应用对突破性创新产出的边际效应为:

$$\frac{\partial \ln(Innovation_{it})}{\partial \ln(AI_{it})} = \frac{\gamma AI_{it}^\rho}{\alpha K_{it}^\rho + \beta L_{it}^\rho + \gamma AI_{it}^\rho} \quad (3)$$

从上式的结果看,在其他条件不变情况下,人工智能技术应用水平提高可以促进企业突破性创新产出。为进一步考虑不同类型人工智能技术应用存在的差异化影响,将人工智能技术应用按照类型分为文本型人工智能技术、交互型人工智能技术、功能型人工智能技术、分析型人工智能技术以及视觉型人工智能技术,即:

$$AI_{it} = \sum_{j=1}^5 AI_{it}^j, j \in \{Textual, Interactive, Functional, Analytical, Visual\} \quad (4)$$

由于不同类型人工智能技术应用存在知识搜寻、流程优化等维度差异,其对企业突破性创新边际贡献可能存在异质性,但均对企业突破性创新存在正向影响。基于上述分析,本文提出如下假设。

假设 1: 无论是文本型、交互型、功能型、分析型还是视觉型人工智能技术应用,均能够促进企业突破性创新。

(二) 人工智能技术应用、劳动力技能结构与企业突破性创新

基于技能偏向型技术变革理论,不同职业所需的技能及工作方式存在差异,人工智能凭借其在执行标准化、程序化任务的比较优势,能够有效替代不同技能劳动力承担的常规性工作,进而提高企业突破性创新产出成效^[3,20,36-37]。一方面,对于执行规定明确、流程化高的任务,人工智能技术能够大规模替代低技能劳动力所承担的常规性、重复性工作^[2,25]。在制造业企业中,流水线操作、数据录入、质检分拣等任务通常具备高度程序化特征,人工智能技术应用有效替代此类生产任务,不仅降低企业人力成本,同时提高了流程化工作运行稳定性,促使更多资源要素转向突破性创新研发,实现生产要素的重新配置^[4,38-39]。另一方面,人工智能技术应用对高技能劳动力同样存在被替代效应。一般而言,高技能劳动力凭借其专业知识储备和复杂问题解决能力,能够有效抵御技术替代风险^[40]。然而,随着大语言模型、生成式人工智能等技术不断迭代与突破,人工智能在处理海量非结构化数据分析、财务核算以及市场研判等知识密集任务上已展现出与高技能劳动力相当甚至更优的效率与精度^[37,41],高技能劳动力依旧存在替代风险,特别是依赖信息处理、模式匹配而非创造性思维的岗位^[36]。同时,由于高技能劳动力在创造性

思维、跨领域整合等非常规认知任务层面仍具有不可替代的核心优势, 因此相较于常规低技能劳动力替代效应更弱^[42], 而留存下来的高技能劳动力可借助人工智能技术拓宽企业资源搜寻边界, 提高技术研发效率, 进而加速技术知识的内化、整合与外化过程, 为企业突破性创新奠定坚实的知识基础。基于上述分析, 本文提出如下假设。

假设 2a: 人工智能技术应用通过优化劳动力技能结构促进企业突破性创新。

(三) 人工智能技术应用、知识多样性与企业突破性创新

基于知识重组理论, 突破性创新本质上是不同知识元素的创造性重组, 知识多样性的提升能够有效提高企业技术组合能力, 进而拓宽突破性创新产出边界^[43]。人工智能技术应用通过强化企业大数据挖掘、语义检索与跨领域知识整合能力, 同时降低知识搜寻边际成本, 以此提高企业知识获取多样性^[4-5]。具体而言, 自然语言处理、知识图谱等技术打破传统人工检索效率瓶颈, 使企业能够以更低成本获取跨领域、跨学科的前沿技术知识。同时, 通过深度学习算法挖掘非结构化数据中的隐性知识, 实现知识整合与可迁移, 有效丰富企业知识储备的多元性^[10,23,44]。在此基础上, 人工智能技术应用有效增强研发团队对跨域知识吸收与整合能力, 通过要素设计重组以及使用重组提高非线性创新产出, 进而增强企业突破性创新成效。基于上述分析, 本文提出如下假设。

假设 2b: 人工智能技术应用通过增加知识多样性促进企业突破性创新。

(四) 人工智能技术应用、管理效率与企业突破性创新

基于组织理论视角, 人工智能技术应用通过智能决策支持与资源优化配置, 降低企业内部管理与决策成本, 进而提高组织管理运行效率。而管理效率提升能够有效释放企业冗余资源, 为突破性创新研发提供资源与组织保障^[5,45-46]。主要实施路径如下: 其一, 人工智能技术应用通过赋能财务决策系统, 实现现金流预测、风险预警与投融资方案优化, 有效降低财务损耗, 提高资金运用效率; 其二, 人工智能基于机器学习与需求预测技术, 有效实现定向客户检索, 提高企业营销转化率并减缓费用支出, 进而预留更多资金用于企业突破性创新研发; 其三, 人工智能技术通过精简行政办公流程, 通过自动化智能决策、智能审批等方式缩短项目决策周期, 提高管理效率进而加速技术成果向市场转化。基于上述分析, 本文提出如下假设。

假设 2c: 人工智能技术应用通过提高管理效率促进企业突破性创新。

(五) 人工智能技术应用、高管风险治理能力与企业突破性创新

基于动态能力理论, 企业高管认知结构与风险治理能力深刻影响企业战略决策与创新行为^[8,47]。人工智能技术应用赋能企业突破性创新, 本质上是一项高投入、高风险的战略行为, 长期面临技术路线不确定、市场前景模糊以及创新研发失败等多重风险^[48-49]。高管风险治理能力作为企业应对不确定性的重要动态能力, 能够通过有效识别、评估与控制机制应对人工智能技术应用赋能企业突破性创新中可能存在的相关风险。从理论逻辑来看, 高管风险治理能力对人工智能技术赋能企业突破性创新的交互作用主要体现在两个维度。其一, 风险感知与战略决策维度。人工智能技术应用涉及大规模数据采集与图像识别, 设备可能存在碳排放污染问题, 企业长期面临隐私规制、环境规制风险等多重挑战^[47,50]。具备较强风险治理能力的高管能够准确识别人工智能技术应用中的潜在风险, 有效降低决策过程中的认知偏误与短视行为, 为企业突破性创新营造长期稳定的战略环境^[12]。其二, 风险评估与资源配置维度。突破性创新具有高投入、长周期特征, 人工智能技术应用进一步加剧了突破性创新研发投入的沉没成本与不确定性风险^[23,32]。高管通过建立科学的创新容错机制与动态资源调配体系, 评估技术应用障碍, 有效缓解突破性创新中的资源约束压力, 确保人工智能技术能够持续, 高效赋能企业突破性创新研发。本文主要探讨风险感知与战略决策维度的作用机制^[47], 在此基础上, 进一步区分风险治理类型^[51]: 环境规制风险治理主要应对企业生产运营中存在的碳排放污染等外部合法性问题, 而隐私规制风险治理则直接关系人工智能技术应用核心生产要素。数据获取、处理以及应用的合规性决定人工智能系统是否可以持续运转与迭代^[52], 因此, 具备较强高管隐私规制风险治理能力的企业, 不

仅能够有效保障数据资源的持续供给,还能确保数据符合隐私规制要求,规避因触犯隐私合规红线导致的处罚风险,进而从根本上释放人工智能技术应用赋能企业突破性创新潜力。基于上述分析,本文提出如下假设。

假设3:高管风险治理能力在人工智能技术应用赋能企业突破性创新中发挥正向交互作用,且相较于环境规制风险治理能力,隐私规制风险治理能力对人工智能技术赋能企业突破性创新激励效果明显。

三、实证设计

(一) 数据来源

为确保数据可得性,本文选取2015—2024年中国沪深A股制造业上市企业作为研究样本。将2015年作为人工智能技术应用研究起点,原因在于:一是同年7月国务院《关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》首次将“人工智能+互联网”正式纳入国家重点战略布局,明确指出要全面推动人工智能技术在经济社会各领域渗透;二是自2015年起,上市企业开始系统披露人工智能技术应用领域与投入,相关数据序列较为完整。企业年报选自新浪财经网站,专利数据信息选自经济金融数据库(CCER),企业基本信息选自深圳希施玛数据科技有限公司CSMAR中国经济金融研究数据库(CSMAR)及中国研究数据服务平台数据库(CNRDS)。本文对样本进行如下处理以确保数据质量:(1)剔除数据缺失严重的样本;(2)剔除当年处于ST或*ST状态的样本;(3)剔除非制造业行业企业样本;(4)对所有连续变量在1%水平上缩尾处理以消除极端值影响。最终整理得出8244个观测值。

(二) 模型设定

本文基于2015—2024年中国沪深A股上市企业数据,采用固定效应模型实证检验人工智能技术应用如何赋能制造业企业突破性创新,具体模型设定如下:

$$Innovation_{itd} = \alpha_0 + \alpha_1 AIT_{itd} + X' \delta + \lambda_i + \mu_t + \gamma_d + \varepsilon_{itd} \quad (5)$$

其中, i 、 t 、 d 分别代表企业、年份及省份; $Innovation$ 为企业突破性创新产出; AIT 表示企业人工智能技术应用水平,涵盖文本型人工智能技术(*Textual AI*)、交互型人工智能技术(*Interactive AI*)、功能型人工智能技术(*Functional AI*)、分析型人工智能技术(*Analytical AI*)以及视觉型人工智能技术(*Visual AI*);向量 X' 为控制变量; λ_i 、 μ_t 和 γ_d 分别表示企业固定效应、年份固定效应及省份固定效应; ε_{itd} 为随机扰动项,并将标准误聚类到行业-年份层面。

(三) 变量选取及说明

1. 被解释变量

企业突破性创新(*Innovation*)。现有研究大多将上市企业发明专利申请或授权数量直接等同于企业突破性创新水平^[5-6,31,53]。本文未采用上述方法测度企业突破性创新水平,主要原因在于:突破性创新强调技术范式根本性变革及颠覆性价值创造,而发明专利授权量仅体现出企业创新规模水平,很可能将一般性创新一并归类为突破性创新,无法准确反映企业实际突破性创新水平。基于此,本文采用Sentence-BERT模型,通过开创性技术创新识别与重要性技术创新识别双维度共同测算企业突破性创新水平^[24,34]。主要思路如下:基于专利引用与被引用信息构建网络,并将每项专利均作为独立的技术节点,分别从该节点的前向与后向视角考察该细分路径上的技术演进趋势,即 $N = (P_b, P_n, P_f)$,其中, P_b 、 P_n 、 P_f 分别表示专利网络中后向专利、中心专利和前向专利集合。基于前向专利视角,本文将突破性技术创新节点定义为在现有技术 P_f 存在开创性的中心专利 $P_{innovation}$,而基于后向专利视角,本文将突破性技术创新节点定义为该技术路径上具有重要性的中心专利 P_{value} ^[24,54-55]。本文选取前后双向视角下的交集作为本文测算的突破性技术创新节点 P_{bi} ,采用当年上市企业实现的突破性创新专利数量加1取对数作为本文的被解释变量。

2. 解释变量

人工智能技术应用(*AIT*)。现有研究主要采用人工智能发明专利申请数、工业机器人渗透度以及问卷调查数据构建人工智能技术应用指标^[56-62]。本文未采用上述方法测度人工智能技术应用指标主要基于

以下原因。(1) 人工智能发明专利申请数与本文被解释变量存在高度关联, 存在较强反向因果关系导致内生性问题。(2) 工业机器人渗透度基于行业或地区层面数据构建, 难以精准刻画微观企业层面人工智能技术应用水平。此外, 工业机器人渗透度难以有效区分人工智能技术应用类型异质性, 难以探究不同类型人工智能技术应用对制造业企业突破性创新影响效果。(3) 问卷调查易受问题次序等其他因素干扰, 且调查样本量往往受限, 难以准确反馈人工智能技术应用水平。有鉴于此, 本文基于上市企业年报, 采用文本分析方法构建微观企业层面人工智能技术应用指标, 以此克服工业机器人渗透度和人工智能专利指标在模型设定适配性方面的不足与内生性问题。

本文对上市企业年报文本进行文本清洗、分词、去停用词及同义词合并等预处理, 参考斯坦福大学以人为本人工智能研究所 (Stanford HAI) 2025 年人工智能指数报告, 采用 Word2vec 语义扩展方法生成人工智能技术应用词典, 依据萨卡尔 (Sarker) 人工智能技术应用类型划分标准, 将人工智能技术应用词典 (限于篇幅, 本文的人工智能词典详情不再展示, 留存备索) 进一步归类: (1) 侧重自然语言处理的文本型人工智能技术 (*Textual AI*); (2) 侧重人机交互的交互型人工智能技术 (*Interactive AI*); (3) 侧重智能控制的功能型人工智能技术 (*Functional AI*); (4) 侧重预测分析的分析型人工智能技术 (*Analytical AI*); (5) 侧重图像识别的视觉型人工智能技术 (*Visual AI*)^[28,63]。据此, 分别统计企业年报中各类人工智能关键词的出现频次, 采用关键词词频加 1 取对数的方式构建微观企业层面人工智能技术应用指标。

3. 控制变量

为尽可能克服遗漏变量影响, 本文结合已有研究^[3,5,23,26] 纳入多个微观企业层面变量。其中, 企业规模 (*Size*) 采用总资产自然对数进行衡量; 资产回报率 (*ROA*) 采用税后净利润与总资产比值进行衡量; 企业年龄 (*Age*) 采用上市年限加 1 取自然对数进行衡量; 营业收入增长率 (*Growth*) 采用年末营业收入变化与上一期营业收入之比进行衡量; 资产负债率 (*DAR*) 采用负债合计与企业资产总和之比进行衡量; 研发强度 (*RD*) 采用研发投入占营业收入的比值衡量; 企业所有权性质 (*SOE*) 对样本非国有企业取值为 0, 国有企业取值为 1; 生产要素类型 (*Ind*) 对样本劳动密集型、资本密集型、技术密集型企业分别取值为 0、1、2。

有关变量设定如表 1 所示。

表 1 变量设定

变量类型	变量名称	变量符号	变量描述
被解释变量	企业突破性创新	<i>Innovation</i>	基于开创性技术创新识别与重要性技术创新识别双维度共同测算企业突破性创新水平, 上市企业实现的突破性创新专利数量加 1 取对数
解释变量	人工智能技术应用	<i>AIT</i>	上市企业年报人工智能技术应用关键词数量加 1 取对数, 同时依据人工智能技术应用类型分类将关键词进一步归类为文本型人工智能技术 (<i>Textual AI</i>)、交互型人工智能技术 (<i>Interactive AI</i>)、功能型人工智能技术 (<i>Functional AI</i>)、分析型人工智能技术 (<i>Analytical AI</i>)、视觉型人工智能技术 (<i>Visual AI</i>)
控制变量	企业规模	<i>Size</i>	企业总资产的自然对数
	资产回报率	<i>ROA</i>	企业净利润/企业总资产
	企业年龄	<i>Age</i>	(观测年度-公司成立年份+1) 的自然对数
	营业收入增长率	<i>Growth</i>	年末营业收入变化/上一期营业收入
	资产负债率	<i>DAR</i>	总负债/总资产

表1(续)

变量类型	变量名称	变量符号	变量描述
控制变量	研发强度	<i>RD</i>	研发支出/营业收入
	企业所有权性质	<i>SOE</i>	非国有企业取值为0, 国有企业取值为1
	生产要素类型	<i>Ind</i>	劳动密集型企业取值为0, 资本密集型企业取值为1, 技术密集型企业取值为2

四、实证结果与分析

(一) 描述性统计

上述模型主要变量描述性统计结果如表2所示。企业突破性创新产出 (*Innovation*) 均值为20.3800, 标准差为101.4795, 最大值达到2855.0000, 表明样本期内制造业上市企业间突破性创新水平存在明显差异, 少数龙头企业创新产出远超行业平均水平。人工智能技术应用水平 (*AIT*) 均值为0.0531, 标准差为0.2356, 表明当前多数制造业企业人工智能技术应用仍处于起步探索阶段, 仅有少数企业达到较高人工智能技术应用水平。从细分维度来看, 各类型人工智能技术应用水平均值相差不大, 表明当前各类型人工智能技术均在制造业企业得到广泛应用。其中, 交互型人工智能技术应用 (*Interactive AI*) 均值最高为0.0114, 最大值为2.2841, 反映出人机交互、技术协同等交互型人工智能技术应用, 更符合当前制造业企业实现突破性创新的实际需求。

表2 主要变量的描述性统计结果

变量	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>Innovation</i>	8244	20.3800	101.4795	1.0000	2855.0000
<i>AIT</i>	8244	0.0531	0.2356	0.0000	3.7971
<i>Textual AI</i>	8244	0.0109	0.0639	0.0000	1.7512
<i>Interactive AI</i>	8244	0.0114	0.0677	0.0000	2.2841
<i>Functional AI</i>	8244	0.0100	0.0551	0.0000	1.9544
<i>Analytical AI</i>	8244	0.0106	0.0625	0.0000	1.6962
<i>Visual AI</i>	8244	0.0101	0.0549	0.0000	1.3960
<i>Size</i>	8244	1.1270×10^{10}	3.8350×10^{10}	5.8177×10^7	9.9010×10^{11}
<i>ROA</i>	8244	0.0471	0.0743	-0.6617	1.2848
<i>Age</i>	8244	21	6	7	69
<i>Growth</i>	8244	0.2338	3.9076	-0.9184	260.2340
<i>DAR</i>	8244	0.3911	0.1821	0.0143	1.1654
<i>SOE</i>	8244	0.1215	0.3268	0	1
<i>Ind</i>	8244	1.3332	0.8362	0	2

(二) 基准回归

表3报告了人工智能技术应用对企业创新影响基准回归结果。结果表明, 在逐步控制固定效应与控制变量后, 人工智能技术应用 (*AIT*) 对制造业企业突破性创新产出 (*Innovation*) 仍存在正向影响且在1%水平下显著为正, 假设1得证。

表3 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
<i>AIT</i>	1.667 0*** (0.143 4)	0.568 8*** (0.094 6)	0.568 1*** (0.093 9)
<i>Size</i>	0.335 9*** (0.021 7)	0.135 2*** (0.037 3)	0.133 8*** (0.037 4)
<i>ROA</i>	2.012 2*** (0.232 7)	0.610 4*** (0.176 7)	0.611 9*** (0.178 4)
<i>Age</i>	-0.375 2*** (0.053 6)	0.091 0 (0.279 6)	0.128 4 (0.281 6)
<i>Growth</i>	0.001 3 (0.004 1)	-0.000 8 (0.001 2)	-0.000 8 (0.001 2)
<i>DAR</i>	0.620 2*** (0.119 0)	-0.143 8 (0.100 1)	-0.150 1 (0.097 4)
常数项	-4.965 1*** (0.501 9)	-1.501 3 (1.058 7)	-1.580 4 (1.062 4)
控制变量	控制	控制	控制
年份固定效应	未控制	控制	控制
企业固定效应	未控制	控制	控制
省份固定效应	未控制	未控制	控制
样本量	8 244	8 169	8 169
R^2	0.261 7	0.761 4	0.761 8

注:***、**和*分别表示1%、5%和10%显著性水平,括号内数值为聚类到行业-年份层面标准误,后表同。

进一步地,本文将人工智能技术应用分为文本型人工智能技术 (*Textual AI*)、交互型人工智能技术 (*Interactive AI*)、功能型人工智能技术 (*Functional AI*)、分析型人工智能技术 (*Analytical AI*) 以及视觉型人工智能技术 (*Visual AI*), 以此考察不同类型人工智能技术应用对企业突破性创新的影响程度, 回归结果如表4所示。不难看出, 无论是文本型、交互型、功能型、分析型还是视觉型人工智能技术, 均对制造业企业突破性创新存在显著正向影响, 有效证明了基准结论的稳健性。在此基础上, 相较于其他人工智能技术应用, 文本型人工智能技术应用对制造业企业突破性创新产出系数更高, 主要原因在于: (1) 文本型人工智能技术通过自然语言处理等技术, 有效帮助企业处理技术报告、行业资讯等非结构化文本数据, 突破传统知识搜寻边界, 增加知识多样性, 进而提高突破性创新产出; (2) 突破性创新关键在于技术可行性与市场需求的有效匹配, 文本型人工智能技术通过社交媒体分析、用户评论挖掘等手段, 能够实时捕捉消费者潜在需求, 帮助企业明确市场需求导向, 进而促进突破性创新技术研发。

表4 不同类型人工智能技术应用回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Textual AI</i>	0.825 2*** (0.208 0)				
<i>Interactive AI</i>		0.729 0*** (0.232 1)			
<i>Functional AI</i>			0.584 9** (0.249 9)		

表4(续)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Analytical AI				0.648 9*** (0.215 1)	
Visual AI					0.542 4** (0.255 4)
常数项	-1.720 7 (1.056 6)	-1.819 9* (1.068 1)	-1.778 7* (1.060 5)	-1.715 8 (1.060 5)	-1.765 0 (1.071 1)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	8 169	8 169	8 169	8 169	8 169
R ²	0.760 4	0.760 3	0.759 9	0.760 1	0.759 8

(三) 内生性处理

1. 遗漏变量偏误检验

为检验企业是否存在遗漏变量引起的内生性问题,本文参考已有研究^[64-65],通过控制有限可观测变量集合,计算解释变量系数差异比率(Selection Ratio),并以此评估遗漏变量对基准回归结果产生偏误的可能性。有关遗漏变量偏误检验公式如下所示:

$$\delta = \frac{\hat{\beta}^{OLS}}{\frac{\text{Var}(\varepsilon)}{\text{Var}(\tilde{D})} \left(\frac{\text{Cov}(X'\gamma, D)}{\text{Var}(X'\gamma)} \right)} \quad (6)$$

一般而言,当 δ 大于1时,核心系数估计越不可能是不可观测变量造成的。

表5、表6分别报告了遗漏变量偏误检验回归及检验结果。表5列(1)为全集模型,引入控制变量及年份、企业、省份固定效应;列(2)—列(4)为有限集模型,分别引入相应控制变量及固定效应。表6列(1)的结果表明,人工智能技术应用对企业突破性创新依旧存在正向影响,与基准回归结果一致。在此基础上,列(2)未引入控制变量及固定效应时,差异比率(Selection Ratio)为0.352 1远小于1,有充分理由认为当前结果受遗漏变量影响较大,存在估计偏误,表明本文纳入控制变量及固定效应的合理性。列(3)引入年份、企业及省份固定效应,此时差异比率(Selection Ratio)提升至30.941 0,结果受遗漏变量影响逐渐降低,而在列(4)引入控制变量及年份、企业固定效应后,差异比率(Selection Ratio)达799.099 8,说明已纳入的控制变量很好地解释绝大部分潜在相关性,估计结果具有较高稳健性。

表5 遗漏变量偏误回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
AIT	0.568 1*** (0.093 9)	2.181 6*** (0.185 1)	0.586 5*** (0.090 9)	0.568 8*** (0.094 6)
常数项	-1.580 4 (1.062 4)	1.649 1*** (0.038 4)	1.735 6*** (0.009 1)	-1.501 3 (1.058 7)
控制变量	控制	未控制	未控制	控制
年份固定效应	控制	未控制	控制	控制

表5(续)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
企业固定效应	控制	未控制	控制	控制
省份固定效应	控制	未控制	控制	未控制
样本量	8 169	8 244	8 169	8 169
R^2	0.761 8	0.150 6	0.760 4	0.761 4

表6 遗漏变量偏误检验结果

有限集控制变量	有限集回归系数	全集回归系数	差异比率 (Selection Ratio)
无控制变量、无固定效应	2.181 6	0.568 1	0.352 1
无控制变量、有固定效应	0.586 5	0.568 1	30.941 0
有控制变量、有双向固定	0.568 8	0.568 1	799.099 8

2. 样本选择偏误检验

由于企业规模、地区基础设施水平及外部政策冲击等客观因素差异,可能引发样本选择偏误问题。为此,本文采用倾向得分匹配(PSM)方法来处理样本选择偏误问题。根据年报中是否存在人工智能技术应用关键词,将企业分为对照组和处理组,通过执行1:1有放回的最近邻匹配来减少变量标准化偏误。在样本匹配完成后,大部分协变量的标准化偏误均小于5%,同时t检验结果表明对照组与处理组之间特征差异已降低,匹配效果良好。匹配后的样本回归结果如表7所示。不难看出,在逐步控制固定效应与控制变量后,人工智能技术应用对企业突破性创新仍存在正向影响,且在1%水平下显著,表明在控制样本选择偏误问题后,本文研究结论依旧稳健。

3. 反向因果问题处理

一般而言,创新水平较高的企业往往具备更强的人工智能技术应用能力,存在反向因果问题。鉴于此,本文通过工具变量法(IV)缓解模型中可能存在的反向因果问题,采用同一年度、同一规模其他企业人工智能技术应用水平作为工具变量,该工具变量与企业人工智能技术应用水平相关,但与残差项不相关,回归结果如表8所示。列(1)至列(4)报告了二阶段最小二乘法(2SLS)是否控制控制变量回归结果,列(5)报告了广义矩估计法(GMM)回归结果。研究表明,在排除弱工具变量识别问题后,人工智能技术应用依旧对企业突破性创新存在正向影响,与基准回归结论一致,再次证明基准研究结论的稳健性。

表7 样本选择偏误检验(PSM)

变量	(1)	(2)	(3)
AIT	1.861 4*** (0.187 5)	0.615 0*** (0.067 2)	0.606 2*** (0.070 3)
常数项	1.810 4*** (0.048 1)	1.919 5*** (0.011 5)	-2.167 1 (1.535 7)
控制变量	未控制	未控制	控制
年份固定效应	未控制	控制	控制
企业固定效应	未控制	控制	控制
省份固定效应	未控制	控制	控制
样本量	3 775	3 549	3 549
R^2	0.110 6	0.745 2	0.747 1

表8 工具变量法(IV)分析结果

变量	AIT	Innovation	AIT	Innovation	Innovation
IV	3.458 6*** (0.807 1)		3.449 4*** (0.807 4)		

表8(续)

变量	AIT	Innovation	AIT	Innovation	Innovation
AIT		0.870 2*** (0.327 0)		0.860 6*** (0.324 4)	1.517 2*** (0.116 7)
常数项					-5.146 6*** (0.528 3)
Kleibergen-Paap rk LM	10.387***		10.391***		14.197***
Kleibergen-Paap rk Wald F statistic	18.364		18.250		66.518
控制变量	未控制	未控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	8 169	8 169	8 169	8 169	8 244

(四) 稳健性检验

本文进行了如下稳健性检验。(1) 聚类至企业层面。为解决模型设定偏误问题,将原有的行业-年份层面聚类调整到企业层面。(2) 调整样本范围。为解决因样本选择导致的估计偏误问题,将样本范围缩小至2020—2024年。(3) 替换核心解释变量。由于企业年报本身篇幅较长,人工智能技术应用相关词频提及较多可能导致潜在的测量误差,同时突破性创新测度也有可能存在估计偏误。基于此,针对可能出现的变量估计偏误问题,本文对被解释变量、核心解释变量进行替换,分别采用企业人工智能专利申请数1取对数作为新的被解释变量以及人工智能技术应用关键词总数与企业年报总字数的占比作为新的解释变量。(4) 考虑滞后效应。由于人工智能技术应用对企业突破性创新的影响可能存在滞后性,因此本文对人工智能技术应用进行滞后1期处理。上述稳健性检验结果(因篇幅所限,不再详细展示,备案)均与基准回归结论一致,进一步验证了本文的核心结论。

五、作用机制检验

前文理论分析表明,人工智能技术应用通过优化劳动力技能结构,增加知识多样性以及提高管理效率促进企业突破性创新,而高管风险治理能力在其中发挥正向交互作用。有鉴于此,为进一步探究人工智能技术应用赋能企业突破性创新作用机制,本文借鉴已有研究^[66],构建如下模型:

$$M_{id} = \beta_0 + \beta_1 AIT_{id} + \mathbf{X}'\boldsymbol{\delta} + \lambda_i + \mu_t + \gamma_d + \varepsilon_{id} \quad (7)$$

$$Innovation_{id} = \chi_0 + \chi_1 AIT_{id} + \chi_2 (AIT \times Capability)_{id} + \mathbf{X}'\boldsymbol{\delta} + \lambda_i + \mu_t + \gamma_d + \varepsilon_{id} \quad (8)$$

其中, M 表示机制变量,涵盖劳动力技能结构优化(*High-skilled*、*Low-skilled*)、增加知识多样性(*Diversity*)以及提高管理效率(*Efficiency*); $AIT \times Capability$ 为高管风险治理能力对人工智能技术应用的交互效应,涵盖环境规制风险治理能力(*Envircapability*)以及隐私规制风险治理能力(*Pricapability*);其余变量设定与基准回归式(1)保持一致。

(一) 劳动力技能结构

人工智能技术应用通过优化企业劳动力技能结构进而促进创新研发产出^[67]。因此,为准确把握上市企业人工智能技术应用对劳动力技能结构的动态影响,本文采用前程无忧(51job)招聘平台公开披露的上市企业招聘信息与现有数据进行匹配,并将本科及以上学历人员定义为高技能劳动力(*Highskilled*),大专及以下学历人员定义为低技能劳动力(*Lowskilled*),分别对其加1取对数以此观测人工智能技术应用如何优化企业劳动力技能结构从而促进企业突破性创新。回归结果如表9所示。结果表明,人工智能技术

应用通过降低企业高技能劳动力与低技能劳动力数量进而促进企业突破性创新产出,且在1%水平下显著,同时人工智能技术应用对低技能劳动力的替代效应明显强于高技能劳动力替代效应。可能的原因在于:(1)人工智能技术应用有效替代标准化、程序化的生产任务,促使企业削减常规性、重复性低技能劳动力岗位,进而将释放出的资源投入核心创新研发,为企业突破性创新提供充足的资金与设备支持;(2)高技能劳动力虽具备一定专业知识基础,但数据分析、财务核算等大数据分析高技能岗位同样存在替代风险;由于高技能劳动力知识储备更多、创新学习能力以及自主适应性更强,因此人工智能技术应用对高技能劳动力替代效应要低于低技能劳动力。

表9 劳动力技能结构分析结果

变量	Highskilled	Lowskilled	Highskilled	Lowskilled
AIT	-0.182 9*** (0.050 4)	-0.538 0*** (0.048 6)	-0.176 5*** (0.049 5)	-0.527 1*** (0.048 3)
常数项	4.865 0*** (0.003 1)	4.982 3*** (0.010 4)	6.914 7*** (0.306 4)	0.560 6 (1.247 7)
控制变量	未控制	未控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	8 169	8 169	8 169	8 169
R ²	0.871 6	0.797 6	0.873 2	0.799 1

(二) 知识多样性

为精准测度企业人工智能技术应用的知识多样性特征,本文借鉴相关学者研究思路^[5,23,9],通过国际专利分类号(IPC)大组信息内部差异度衡量知识多样性,采用赫芬达尔指数测算企业人工智能技术应用多样性水平。专利IPC广度不仅可以判断企业是否涉足多个技术领域,更反映出其在复杂异质性空间进行系统性探索与组合的潜力,计算公式如下:

$$Diversity_{id} = 1 - \sum_{i=1}^n \left(\frac{\alpha_i}{A} \right)^2 \quad (9)$$

其中, $\left(\frac{\alpha_i}{A} \right)$ 表示专利IPC号中各大组分类所占比重,并根据“企业-年份”将企业单位资源搜寻多样性信息加总到企业层面,采用中位数方法最终得到企业知识多样性指标。即 *Diversity* 数值越大,表明企业在各大组层面IPC号之间的差异越显著,技术分布越分散,反映出企业获取该发明专利所采用的知识越丰富,知识搜寻活动的多样化程度越高,分析结果如表10所示。结果表明,人工智能技术应用通过增加知识多样性以提高企业突破性创新产出,说明人工智能技术应用有效强化大数据挖掘、语言检索及跨域重组能力,促使企业在降低知识搜寻成本的同时拓宽资源搜寻边界,进而提高知识组合水平以促进突破性创新产出提升。

表10 知识多样性分析结果

变量	Diversity	Diversity
AIT	0.033 9*** (0.011 4)	0.031 5*** (0.011 4)
常数项	0.572 9*** (0.002 5)	-0.257 8 (0.331 2)
控制变量	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制
企业固定效应	控制	控制
省份固定效应	控制	控制
样本量	8 169	8 169
R ²	0.524 4	0.525 1

(三) 管理效率

为检验人工智能技术应用是否通过提高企业管理效率以促进企业突破性创新, 本文采用上市企业销售费用、管理费用与财务费用总和与营业收入的比值, 即三项费用率衡量企业管理效率水平。三项费用率综合反映企业在市场拓展、日常运营和资金调配等多维度的资源配置效率, 相较于单一费用指标, 能够更全面地刻画企业期间费用控制能力与管理水平, 具体计算公式如下:

$$\text{三项费用率} = \frac{\text{销售费用} + \text{管理费用} + \text{财务费用}}{\text{营业收入}} \quad (10)$$

作为反向指标, 三项费用比率越低, 意味着企业单位收入所承担的管理成本越少, 管理效率 (*Efficiency*) 越高, 有关人工智能技术应用、管理效率以及企业突破性创新分析结果如表 11 所示。研究表明, 人工智能技术应用可以降低上市制造业企业三项费用率, 提高管理效率进而促进企业突破性创新产出, 可能的原因在于: (1) 人工智能技术通过自动化流程再造和智能决策支持系统, 大幅削减重复性管理工作的人力成本, 降低管理费用进而促使更多资源投入突破性创新研发; (2) 人工智能技术中的智能营销系统与精准客户画像技术有效提升销售转化率, 在推动企业营业收入增长的同时, 控制销售费用的边际增速; (3) 智能财务管理与风险预警系统优化了企业资源配置结构, 降低融资成本与财务风险, 进而减少财务费用支出以提高企业管理效率。

(四) 高管风险治理能力

高管风险治理能力作为企业应对不确定性的核心动态能力, 对人工智能技术应用赋能制造业企业突破性创新成果产出具有重要正向交互作用。同时, 由于高管风险治理能力难以直接量化, 为此, 本文构建高管风险治理能力词典用于测量高管风险治理能力。具体如下: 提取上市公司管理层讨论与分析 (MD&A) 文本数据进行分词处理, 去除停用词、标点符号及非中文字符并进行同义词合并处理, 建立关键词词典 (限于篇幅, 不再详细展示, 备案)。在此基础上, 统计每个企业年报中涉及高管风险治理能力关键词出现频次, 计算原始词频总和, 并根据环境规制风险治理能力与隐私规制风险治理能力相关词频进行分类统计, 对关键词词频进行加 1 取对数测算高管风险治理能力, 分析结果如表 12 所示。结果表明, 人工智能技术应用对企业突破性创新依旧存在正向

表 11 管理效率分析结果

变量	<i>Efficiency</i>	<i>Efficiency</i>
<i>AIT</i>	-0.008 6* (0.004 7)	-0.010 7** (0.004 2)
常数项	0.079 3*** (0.000 9)	0.167 2*** (0.058 1)
控制变量	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制
企业固定效应	控制	控制
省份固定效应	控制	控制
样本量	4 518	4 518
<i>R</i> ²	0.737 3	0.749 2

表 12 高管风险治理能力分析结果

变量	<i>Innovation</i>	<i>Innovation</i>	<i>Innovation</i>
<i>AIT</i>	0.404 6*** (0.123 6)	0.404 1*** (0.124 0)	0.397 5*** (0.124 4)
<i>AIT</i> × <i>Capability</i>	0.009 2*** (0.001 8)		
<i>AIT</i> × <i>Envircapability</i>		0.010 2*** (0.002 0)	
<i>AIT</i> × <i>Pricapability</i>			0.014 9*** (0.003 0)
常数项	-1.575 7 (1.057 7)	-1.571 2 (1.057 9)	-1.570 7 (1.058 5)
控制变量	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制
样本量	8 169	8 169	8 169
<i>R</i> ²	0.763 6	0.763 6	0.763 5

影响,再次验证基准结论的稳健性。同时,高管风险治理能力在人工智能技术赋能企业突破性创新中发挥正向激励作用。相较于高管环境规制风险治理能力,高管隐私规制风险治理能力带来的正向激励效果更强,主要原因在于:(1)人工智能技术应用驱动的突破性创新,本质上是一项高投入、高风险、长周期的战略活动,长期面临技术路线不确定、市场前景模糊、研发失败率高等多重风险,而具备较强风险治理能力的高管团队能够准确识别人工智能技术应用过程中潜在的政策合规、技术伦理与市场接受风险,进而保障人工智能技术持续赋能突破性创新成果产出;(2)相较于环境规制中涉及的企业污染排放与资源浪费问题,隐私规制涉及人工智能技术如何获取、存储以及处理海量数据要素,具备较强隐私规制风险治理能力的高管能够有效在治理框架内最大化释放数据要素价值,构建合规、安全、高效的数据治理体系以提供持续、稳定的数据来源,进而支撑突破性创新成果产出。

六、进一步分析^①

(一) 企业所有权异质性

人工智能技术应用对企业突破性创新影响在国有企业与非国有企业中可能存在差异。与国有企业相比,非国有企业在人工智能技术应用上资源配置更灵活且试错成本低,有效促进企业“探索型”创新,形成数据要素与人力资本规模报酬递增优势,进而提高企业突破性创新产出成效。有鉴于此,本文根据企业实际控制人属性,将样本企业划分为国有企业与非国有企业,分别取值为1和0。研究表明,人工智能技术应用对企业突破性创新产出存在显著正向影响,再次证明基准结论稳健性。相较于国有企业,非国有企业人工智能技术应用对企业突破性创新影响系数更大。

(二) 地区算力设施水平异质性

地区算力基础设施作为人工智能技术运行的底层硬件支撑,直接决定企业在模型训练、数据处理等环节的执行效率。一般而言,强算力设施水平地区拥有更高性能计算资源,能够有效支撑企业部署大规模深度学习模型,开展高频次数据分析迭代,从而促使人工智能技术应用有效赋能生产流程一体化。因此,为准确测度地区人工智能算力设施水平,本文根据“中国海关统计数据查询平台”各省份显卡进口金额,取对数衡量各地区人工智能算力设施水平。同时,由于中国海关数据库未披露2015年、2016年显卡进口数据,因此将上述年份数据剔除,并将算力设施水平大于均值的地区定义为强算力设施水平地区,算力设施水平小于均值的地区定义为弱算力设施水平地区。结果表明,相较于算力设施水平较弱地区的企业,算力设施水平高的地区企业应用人工智能技术赋能突破性创新产出激励效果更强。

(三) 供应链韧性水平异质性

供应链韧性是影响企业数智化创新的重要因素,具体体现为企业在面对外部冲击与不确定性时,维持供应关系稳定、快速恢复常态甚至实现适应性升级的综合能力,这一能力往往直接决定人工智能技术应用能力边界,即供应链韧性较强的企业能够在需求波动、供给中断等情境下维持算法连续性,从而促使智能预测、动态调度、协同优化等功能有效发挥,提高数智化创新水平。因此,本文结合已有文献,从上市制造业企业恢复能力、运营能力、更新能力、抵抗能力、供需匹配能力5个维度采用熵值法构建供应链韧性水平。其中,抵抗能力采用应收账款与主营业务收入比值取自然对数进行衡量;恢复能力采用回归实际观测值与估计值残差进行衡量;运营能力采用应付账款周转率以及应收账款周转率进行衡量;供需匹配能力采用企业现期存货净值与上期存货净值变化的绝对值取自然对数进行衡量;更新能力采用发明专利授权总数加1后取自然对数进行衡量。通过熵值法进行测算以得出制造业企业供应链韧性水平。本文将供应链韧性水平大于均值的企业定义为强供应链韧性企业,小于均值的企业定义为弱供应链韧性企业。结果表明,人工智能技术应用依旧对企业突破性创新存在正向影响,再次证明基准结论稳健性。同时,相较于供应链韧性较弱的制造业企业,供应链韧性更强的企业人工智能技术应用赋能企业突破性

^① 注:因篇幅所限,具体结果不再详细展示,留存备索。

创新产出成效更强。

七、结论与建议

人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,已成为驱动经济高质量发展的核心引擎。为此,本文基于2015—2024年中国沪深A股上市制造业企业数据,运用神经网络模型等机器学习方法生成人工智能词典,实证检验人工智能技术应用对企业突破性创新的影响。本文的研究结果如下:(1)无论是文本型、交互型、功能型、分析型还是视觉型人工智能技术应用,均对企业突破性创新存在正向影响,其中文本型人工智能技术应用对制造业企业突破性创新产出系数更高,且在经过一系列内生性处理与稳健性检验后结论依然成立。(2)人工智能技术应用通过优化企业内部劳动力技能结构、增加知识多样性以及提高管理效率以促进企业突破性创新。(3)高管风险治理能力对人工智能技术应用赋能企业突破性创新影响发挥正向交互作用。同时,相较于环境规制风险治理能力,隐私规制风险治理能力对人工智能技术赋能企业突破性创新激励效果更为显著。(4)非国有企业、算力基础设施越强的地区内企业、供应链韧性水平越强的企业对人工智能技术赋能企业突破性创新产出效果更强。基于上述研究结论,本文提出如下政策建议。

第一,完善人工智能技术应用分类引导与精准施策。本文研究发现无论是文本型、交互型、功能型、分析型还是视觉型人工智能技术应用,均对企业突破性创新存在正向影响,其中文本型人工智能技术应用的赋能效果最为突出。建议在企业层面积极落实“人工智能+”行动,优先实现自然语言处理、大语言模型等文本型人工智能技术在制造业企业中的广泛应用,通过专项研发资金补贴、税收优惠等方式降低企业人工智能技术应用门槛,引导企业以新的应用需求牵引科技创新突破。

第二,引导企业优化劳动力技能结构以提高突破性创新产出能力。本文研究发现人工智能技术应用会降低企业对劳动力需求,且相较于高技能劳动力人才,对低技能劳动力人才替代效应更明显。基于此,建议在企业层面积极发挥人工智能在创造新岗位和赋能传统岗位方面的作用,加大人工智能领域高技能人才培养力度,着力提升全员人工智能素养与技能,探索人机协同与人工服务相结合新模式,完善符合人工智能人才职业属性和岗位特点的多元化评价体系。

第三,建立跨领域知识共享平台,推动技术普惠和成果共享。本文研究发现,人工智能技术应用通过增加知识多样性以促进企业突破性创新。因此,建议在企业层面成立跨领域知识共享平台,鼓励产学研协同创新,推动人工智能开源社区建设,促进模型、工具、数据集等汇聚开放以拓宽知识来源渠道,支持智能化研发工具和平台推广应用,推进技术普惠与成果共享。

第四,推动人工智能在提高管理效率等方面应用。本文研究发现人工智能技术应用通过提高企业管理效率促进企业突破性创新产出。建议在企业层面充分运用人工智能技术优化管理流程,降低组织运营成本,争取实现无纸化办公体系。同时,降低跨部门沟通协调成本,深化跨组织协同能力,打造精准识别需求、主动规划服务、全程智能办理的人机协同管理模式。

第五,强化高管风险治理能力在企业突破性创新上的应用。本文研究发现高管风险治理能力在人工智能技术赋能企业突破性创新上发挥正向交互作用,相较于环境规制风险治理能力,隐私规制风险治理能力对企业创新激励效果更强。基于此,建议在企业层面健全人工智能技术监测、风险预警、应急响应体系,推动模型算法、数据资源、基础设施、应用系统等安全能力建设,强化企业高管识别、评估以及治理不同类型风险能力,同时,深化企业人工智能技术在安全生产监管、企业环境治理等方面的应用。

参考文献:

[1]马鸿佳,林樾,苏中锋,等.人工智能可供性、智能制造平台价值共创与制造企业数字化转型绩效[J].中国工业经济,2024(6): 155-173.

- [2] JIA N, LUO X M, FANG Z, et al. When and how artificial intelligence augments employee creativity[J]. *Academy of Management Journal*, 2024, 67(1): 5-32.
- [3] 姚加权, 张锬澎, 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.
- [4] BABINA T, FEDYK A, HE A, et al. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation[J]. *Journal of Financial Economics*, 2024, 151: 103745.
- [5] 李玉花, 林雨昕, 李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新[J]. *中国工业经济*, 2024(10): 155-173.
- [6] 李琳娜, 吴一平, 王宇. 创新荣誉奖励能否激励企业突破性创新——来自中国专利奖的证据[J/OL]. *南开管理评论*, 2024[2025-09-15]. <https://link.cnki.net/urlid/12.1288.F.20241223.0936.002>.
- [7] 郑敬斌. 数智赋能意识形态风险治理能力现代化的效能、挑战与进路[J]. *人民论坛·学术前沿*, 2025(20): 102-111.
- [8] 谢卫红, 喻娟, 陈淑敏, 等. 制造业智能化转型中 AI 应用的风险传播机制与控制研究——AI 能力的双面效应[J]. *工业技术经济*, 2025, 44(10): 109-116.
- [9] 张新民, 陈德球. 移动互联网时代企业商业模式、价值共创与治理风险——基于瑞幸咖啡财务造假的案例分析[J]. *管理世界*, 2020, 36(5): 74-86.
- [10] SJÖDIN D, PARIDA V, KOHTAMÄKI M. Artificial intelligence enabling circular business model innovation in digital servitization: conceptualizing dynamic capabilities, AI capacities, business models and effects[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 197: 122903.
- [11] MARIANI M M, NAMBISAN S. Innovation analytics and digital innovation experimentation: the rise of research-driven online review platforms[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 172: 121009.
- [12] 戚聿东, 朱正浩, 赵志栋. 人工智能时代中国经济学自主知识体系建构的目标与路径刍议[J]. *中国工业经济*, 2025(8): 5-25.
- [13] 徐鹏, 徐向艺. 人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架[J]. *管理世界*, 2020, 36(1): 122-129.
- [14] 郑世林, 张容嘉. 产业链风险与中国企业自主创新突破[J]. *中国社会科学*, 2025(3): 60-78.
- [15] 李泽建, 何旭洋. 高管团队与组织环境如何驱动企业实现高水平颠覆性创新——来自 25 个互联网企业案例的组态分析[J]. *科技进步与对策*, 2024, 41(15): 74-83.
- [16] 张冷然, 刘开邦, 王捷, 等. 创新链与产业链如何通过深度融合促进种业创新? ——动态能力视角下农业龙头企业大北农的单案例研究[J/OL]. *南开管理评论*, 2025[2025-09-25]. <https://link.cnki.net/urlid/12.1288.f.20250819.2237.008>.
- [17] 刘林艳, 刘子祺, 桑莹. 创新网络视角下展览企业如何实现双元创新——一项单案例研究[J/OL]. *旅游学刊*, 2025[2026-01-04]. <https://link.cnki.net/urlid/11.1120.K.20251203.1140.002>.
- [18] 叶江峰, 麦冬琴, 甘清秋, 等. 单项冠军企业如何利用关键核心技术实现跨界创新? ——基于美亚光电的探索性案例分析[J/OL]. *南开管理评论*, 2025[2026-01-04]. <https://link.cnki.net/urlid/12.1288.F.20250912.0847.002>.
- [19] 周文辉, 张晓宇, 周依芳. 基于数字平台的科创企业如何实现价值创新? ——基于安克创新的案例研究[J/OL]. *科学学研究*, 2025[2026-01-04]. <https://doi.org/10.16192/j.cnki.1003-2053.20251211.001>.
- [20] 王林辉, 钱圆圆, 周慧琳, 等. 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J]. *管理世界*, 2023, 39(11): 74-95.
- [21] 潘珊, 李剑培, 顾乃华. 人工智能、产业融合与产业结构转型升级[J]. *中国工业经济*, 2025(2): 23-41.
- [22] 胡俊, 杜传忠. 人工智能推动产业转型升级的机制、路径及对策[J]. *经济纵横*, 2020(3): 94-101.
- [23] 安同良, 吴致洽. 企业人工智能技术水平的分层测度及其创新效应——基于全球知识网络视角[J]. *中国工业经济*, 2025(6): 81-100.
- [24] 黄先海, 孙涌铭, 陈梦涛. 企业数字化转型与颠覆性技术创新——来自专利网络与 SBERT 模型的微观证据[J]. *中国工业经济*, 2024(10): 137-154.
- [25] SHEN Y, ZHANG X W. The impact of artificial intelligence on employment: the role of virtual agglomeration[J]. *Humanities & Social Sciences Communications*, 2024, 11: 122.
- [26] 任英华, 刘宇钊, 李海彤. 人工智能技术创新与企业全要素生产率[J]. *经济管理*, 2023, 45(9): 50-67.
- [27] 黄亮雄, 林子月, 王贤彬. 工业机器人应用与全球价值链重构——基于出口产品议价能力的视角[J]. *中国工业经济*, 2023(2): 74-92.
- [28] SARKER I H. AI-based modeling: techniques, applications and research issues towards automation, intelligent and smart systems[J]. *SN Computer Science*, 2022, 3(2): 158.
- [29] GKINKO L, ELBANNA A. The appropriation of conversational AI in the workplace: a taxonomy of AI chatbot users[J]. *International Journal of Information Management*, 2023, 69: 102568.
- [30] BAHOO S, CUCCULELLI M, QAMAR D. Artificial intelligence and corporate innovation: a review and research agenda[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, 188: 122264.
- [31] 胡山, 余泳泽. 数字经济与企业创新: 突破性创新还是渐进性创新? [J]. *财经问题研究*, 2022(1): 42-51.
- [32] 林春培, 王世泽, 朱晓艳, 等. “赋能”vs“负能”: 人工智能应用对高科技企业突破性创新的影响研究[J]. *研究与发展管理*, 2025, 37(6): 66-79.

- [33] 李莉,王高森,程露,等. 数实技术融合、创新节奏与企业突破性创新——技术群嵌入的调节效应[J]. 科技进步与对策,2025,42(7): 115-125.
- [34] FUNK R J, OWEN-SMITH J. A dynamic network measure of technological change[J]. *Management Science*, 2017, 63(3): 791-817.
- [35] CHATTERJEE S, MOODY G, LOWRY P B, et al. Information technology and organizational innovation: harmonious information technology affordance and courage-based actualization[J]. *The Journal of Strategic Information Systems*, 2020, 29(1): 101596.
- [36] 陈琳,高悦蓬,余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析[J]. 管理世界,2024,40(6): 74-93.
- [37] 张丹丹,于航,李力行,等. 中国人工智能技术暴露度的测算及其对劳动需求的影响——基于大语言模型的新证据[J]. 管理世界,2025,41(7):59-75.
- [38] 胡耀锋,韦金洪,庞晶. 人工智能与就业效应:基于就业“量质齐升”的双重视角[J]. 统计与信息论坛,2025,40(7):114-128.
- [39] 史丹,叶云岭. 人工智能、就业结构与高质量发展[J]. 当代财经,2023(5):3-14.
- [40] 王林辉,胡晟明,董直庆. 人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J]. 中国工业经济,2020(4):97-115.
- [41] 王晓丹,周十同,石玉堂. 人工智能的就业效应——基于双重机器学习的因果推断[J]. 商业经济与管理,2025(7):32-49.
- [42] 尹志锋,曹爱家,郭家宝,等. 基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据[J]. 中国工业经济,2023(5): 137-154.
- [43] ARTS S, HOU J, GOMEZ J C. Natural language processing to identify the creation and impact of new technologies in patent text: code, data, and new measures[J]. *Research Policy*, 2021, 50(2): 104144.
- [44] 王忠,潘欣赞,谢卫红,等. 数字化创新、企业边界重塑与智能制造企业高质量发展——来自专利文本信息机器学习的经验证据[J]. 科技进步与对策,2024,41(21):87-97.
- [45] 刘淑春,闫津臣,张思雪,等. 企业管理数字化变革能提升投入产出效率吗[J]. 管理世界,2021,37(5):170-190.
- [46] ENHOLM I M, PAPAGIANNIDIS E, MIKALEF P, et al. Artificial intelligence and business value: a literature review[J]. *Information Systems Frontiers*, 2022, 24(5): 1709-1734.
- [47] QUACH S, THAICHON P, MARTIN K D, et al. Digital technologies: tensions in privacy and data[J]. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 2022, 50(6): 1299-1323.
- [48] 王梦凯,李英,王金东. 人工智能应用、高管认知水平与企业 ESG 表现[J]. 北京工商大学学报(社会科学版),2025,40(5):46-58.
- [49] 施锦诚,王国豫,王迎春. ESG 视角下人工智能大模型风险识别与治理模型[J]. 中国科学院院刊,2024,39(11):1845-1859.
- [50] DWIVEDI Y K, KSHETRI N, HUGHES L, et al. Opinion paper: “so what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy[J]. *International Journal of Information Management*, 2023, 71: 102642.
- [51] 毕文轩. 生成式人工智能的风险规制困境及其化解:以 ChatGPT 的规制为视角[J]. 比较法研究,2023(3):155-172.
- [52] 唐林垚. 数据合规科技的风险规制及法理构建[J]. 东方法学,2022(1):79-93.
- [53] 黎文靖,郑曼妮. 实质性创新还是策略性创新?——宏观产业政策对微观企业创新的影响[J]. 经济研究,2016,51(4):60-73.
- [54] 冉征,刘修岩,陈露. 技术集群结构与颠覆式创新——兼论关联性“陷阱”的突破路径[J]. 中国工业经济,2025(10):78-96.
- [55] 张岩松,衣长军,周文浩,等. “脱钩断链”背景下企业战略联盟能否促进创新突破[J]. 经济评论,2025(6):96-109.
- [56] 王永钦,董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究,2020,55(10):159-175.
- [57] 毛日昇. 工业机器人应用与就业再配置[J]. 管理世界,2024,40(9):98-122.
- [58] 王磊,蔡金鹏. 工业机器人应用与企业“高持现”治理[J]. 经济管理,2025,47(6):80-102.
- [59] 李健斌,周浩. 人工智能、资本-技能互补与企业全要素生产率[J]. 经济评论,2025(1):20-36.
- [60] 钞小静,沈路. 创新价值链视角下人工智能技术对制造业企业绿色创新效率的影响[J]. 经济动态,2025(4):50-67.
- [61] 陈燕萍,邵云飞,黄乐仪. 人工智能能力对企业突破性技术创新的影响[J]. 技术经济,2025,44(6):28-39.
- [62] 曹子雯,孙丰伟. 人工智能技术渗透、裁员预期偏差与劳动者工作内卷[J]. 人口与经济,2025(5):98-112.
- [63] SARKER I H. Data science and analytics: an overview from data-driven smart computing, decision-making and applications perspective[J]. *SN Computer Science*, 2021, 2(5): 377.
- [64] OSTER E. Unobservable selection and coefficient stability: theory and evidence[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2019, 37(2): 187-204.
- [65] ALTONJI J G, ELDER T E, TABER C R. Selection on observed and unobserved variables: assessing the effectiveness of Catholic schools[J]. *Journal of Political Economy*, 2005, 113(1): 151-184.
- [66] 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.
- [67] 关千浩,谢卫红,李忠顺,谷进华. 人工智能技术应用、劳动力技能结构优化与企业数智化创新——来自微观上市企业的经验证据[J]. 经济管理学报,2026, 5(1):103-132

The Impact Mechanism of AI Application Empowering Enterprise Breakthrough Innovation

XIE Weihong, GUAN Qianhao, LI Zhongshun
(Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520)

Abstract: This paper examines how artificial intelligence (AI) applications foster breakthrough innovation in Chinese manufacturing firms in the context of China's "AI+" initiative and the policy emphasis on moving AI from "1 to N" in large-scale industrial deployment. Although prior studies link AI to productivity, labor reallocation, and supply-chain outcomes, three issues limit cumulative knowledge on breakthrough innovation. First, many empirical proxies (AI patents or industrial-robot penetration) conflate AI "inputs" with firm-level AI applications, and cannot distinguish heterogeneity across application types. Second, breakthrough innovation is often measured using invention patent counts or citations, which primarily reflect innovation volume and may misclassify incremental inventions as breakthroughs. Third, the moderating role of executive risk governance capability remains inconclusive, partly because it is difficult to operationalize and quantify. Clarifying these issues matters for understanding how manufacturing firms transition from innovation "quantity accumulation" to "quality leapfrogging", while maintaining compliance and managing privacy, ethical, and regulatory risks.

To address these challenges, this paper assembles an unbalanced panel of China's A-share listed manufacturing firms from 2015 to 2024 and develops two key measures. This paper quantifies AI applications via annual-report text analysis rather than patents, robots, or surveys. After standard text preprocessing, this paper expands an AI keyword dictionary using Word2Vec with reference to Stanford HAI's The 2025 AI Index Report, then classifies AI applications into five types—textual, interactive, functional, analytical, and visual AI—and measures each as log (keyword frequency + 1). This paper measures breakthrough innovation more strictly using a patent-citation network approach.

This paper finds that AI applications significantly increase breakthrough innovation, and the effect is positive across all five AI types, with textual AI exhibiting the largest marginal impact. Mechanism evidence indicates that AI promotes breakthroughs by optimizing labor skill structure, enhancing knowledge diversity, and improving managerial efficiency. Executive risk governance capability positively moderates the AI application-innovation relationship, and privacy regulatory risk governance has a stronger moderating effect than environmental regulatory risk governance. The positive effects are stronger for non-state-owned enterprises, firms in regions with stronger computing infrastructure, firms with higher supply-chain resilience, and capital-intensive firms.

Based on these findings, this paper recommends differentiated "AI+" guidance by application type, parallel investments in workforce upskilling and human-AI collaboration, platforms for cross-domain knowledge sharing to sustain diversity and recombination, and deeper AI-enabled process reengineering to raise managerial efficiency. This paper suggests institutionalizing executive risk governance, especially privacy and data governance, to provide the compliance and data foundations necessary for continuous AI iteration and sustained breakthrough innovation.

Keywords: AI application; breakthrough innovation; executive risk governance capability; knowledge diversity; labor skill structure

(编校: 姚望春)