

DOI:10.3969/j.issn.1674-8131.2026.02.001

人工智能缓解“内卷式”创新： 理论机制与实证检验

刘旭东¹, 刘维奇^{1,2}

(1. 山西财经大学 金融学院, 山西 太原 030006; 2. 山西大学 管理与决策研究中心, 山西 太原 030032)

摘要:人工智能应用能够重塑企业创新的资源配置、能力结构及决策过程,进而有效缓解以创新同质化为主要特征的“内卷式”创新。采用沪深 A 股上市公司 2011—2024 年的数据,以基于专利 IPC 分类号的创新同质化水平衡量企业“内卷式”创新程度,从文本表征、技术产出、资本投入 3 个维度综合测度企业人工智能应用水平,分析发现:人工智能应用显著降低了企业“内卷式”创新程度,并能通过提升人力资本水平、促进专业化分工、扩大战略差异性 3 条路径缓解企业“内卷式”创新,其中扩大战略差异性路径的中介效应最强;人工智能应用显著缓解了国有企业、劳动密集型企业、竞争性行业企业、高技术行业企业的“内卷式”创新,但对非国有企业、资本密集型企业、非竞争性行业企业、非高技术行业企业“内卷式”创新的影响不显著;此外,“内卷式”创新还加剧了企业的价格竞争强度。上述研究结论为科学推进人工智能应用、有效治理“内卷式”创新提供了有益的经验证据与政策启示。

关键词:“内卷式”竞争;创新同质化;差异化创新;人力资本;专业化分工;战略差异性

中图分类号:F273.1;F270.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1674-8131(2026)02-0001-16

引用格式:刘旭东,刘维奇.人工智能缓解“内卷式”创新:理论机制与实证检验[J].西部论坛,2026,36(2):1-16.

Liu Xudong, Liu Weiqi. Artificial intelligence alleviating “involutionary” innovation: theoretical mechanisms and empirical tests[J]. West Forum, 2026, 36(2): 1-16.

一、引言

当前,全球科技竞争日趋白热化,我国关键核心技术领域的“卡脖子”困境凸显。与此同时,技术创

* 收稿日期:2026-01-23;修回日期:2026-03-22

基金项目:国家自然科学基金项目(72372093);教育部人文社会科学青年基金项目(23YJC790155);教育部人文社会科学青年基金项目(24YJC790094)

作者简介:刘旭东(1997),男,山西临汾人;博士研究生,主要从事企业创新管理研究。刘维奇(1963),男,山西忻州人;教授,博士生导师,主要从事金融工程与风险管理研究。

新活动中原创性缺失问题愈发突出,创新成果同质化现象普遍存在,市场竞争也因此深陷“重价格、轻技术”的低层次陷阱。作为创新和生产的关键主体,企业进行以低水平重复、同质化为典型特征的“内卷式”创新,忽视了产品升级与服务优化的核心方向,不仅侵蚀了自身通过突破性创新获取超额利润的空间,而且阻碍了社会整体技术进步,不利于经济高质量发展。2025年《政府工作报告》提出,加快建立健全基础制度规则,破除地方保护和市场分割,打通市场准入退出、要素配置等方面制约经济循环的卡点堵点,综合整治“内卷式”竞争。创新是企业提升核心竞争力、赢得市场竞争的关键路径,“内卷式”创新则是企业“内卷式”竞争的重要手段。因此,有必要深入探究企业“内卷式”创新的形成机制、影响因素与治理路径。然而,现有文献对此关注不足,尤其缺乏相关实证研究。

企业创新范式的演进与技术进步密切相关。作为新一轮科技革命与产业变革的核心通用技术,人工智能的发展和运用正深刻重塑着企业的创新行为。在创新活动中,相比以人为主导的经验积累与直觉判断,人工智能在获取新知识、识别市场趋势和潜在风险、提高资源配置效率等方面展现出不可替代的优势(李玉花等,2024)^[1]。既有研究普遍证实,人工智能的应用显著提升了企业创新绩效(李果等,2024)^[2]、创新效率(赵剑波等,2025)^[3]、创新质量(潘宏亮等,2025)^[4]、创新韧性(李斌等,2025)^[5]以及创新宽度(王钰等,2024)^[6]。人工智能对企业创新的赋能是全方面的:从创新需求看,能够帮助企业精准捕捉并深度挖掘客户潜在需求(邢霖等,2025;叶阳平等,2025)^[7-8],从而驱动企业产品与服务创新;从创新资源看,能够通过改变知识的生成与存储方式,促进分散化知识的关联与重组,加速缄默知识的创新与应用(Wu et al.,2020;Rammer et al.,2022)^[9-10];从创新过程看,能够提升企业的信息处理能力(谢康等,2020)^[11],缩短研发周期(李晓华等,2020)^[12],并降低企业内部的信息壁垒与协调成本(杜传忠等,2024)^[13]。

总体来看,当前关于人工智能与企业创新的关系研究日益丰富,但相关实证文献在考察人工智能对企业创新的影响时,大多聚焦企业自身,而对企业之间的创新关联关注不足。同时,在对企业创新的刻画方面,尽管部分研究基于专利引用和创新合作等关系构建了企业创新网络(Wang et al.,2019;黄先海等,2024)^[14-15],但鲜有文献从企业之间在创新方向与技术路径上的相似性角度展开研究,尤其是对于企业“内卷式”创新的识别还未引起重视。

鉴于已有文献对企业“内卷式”创新的研究较为薄弱,还缺乏人工智能影响企业“内卷式”创新的经验证据,本文试图在探究人工智能应用影响企业“内卷式”创新的理论机制的基础上,以沪深A股上市公司为样本进行实证检验。本文的边际贡献主要包括:第一,从“内卷式”创新角度拓展和深化了人工智能与企业创新的关系研究,并为利用人工智能缓解“内卷式”创新提供了经验证据;第二,基于资源基础观、交易成本理论、动态竞争理论,从“资源-能力-战略”三个层面揭示了人工智能应用影响企业“内卷式”创新的内在机制,有助于深入认识“内卷式”竞争的形成机制与治理路径;第三,从专利相似度角度刻画了企业“内卷式”创新程度,并结合文本信息和财务数据构建了企业人工智能应用水平的综合测度指标体系,为相关实证研究提供了方法借鉴。

二、理论分析与假说提出

1. 企业“内卷式”创新的形成与人工智能应用的影响

企业“内卷式”创新是指不同企业在同一领域内进行低水平重复创新,导致创新资源配置扭曲与效率损失,主要表现为创新同质化,并具有长期性(孙永波等,2026)^[16]。企业“内卷式”创新推出的创新

产品、技术路线与同行业企业高度相似,缺乏实质性差异,导致产品与技术难以形成区隔,本质上是企业“内卷式”竞争的关键手段和重要表现。这一现象并非源于企业的短视行为,而是企业创新资源配置、创新能力形成与竞争战略选择共同作用的结果。

由于高端人才、技术知识以及研发资金等关键创新资源具有显著的稀缺性,在竞争加剧的情形下,企业往往会围绕有限资源展开竞争,这会促使企业在创新活动初始阶段倾向于选择相似的技术方向(马宗国等,2019)^[17]。这种资源约束也使企业难以在不同技术领域形成差异性的专业化优势,导致创新能力的积累逐渐集中于少数技术轨道。与此同时,由于创新活动通常具有高投入、高不确定性与高沉没成本的特征(Jalonen,2012)^[18],企业在创新决策中普遍具有较强的风险规避倾向。因此,若某种技术路径或商业模式已被市场验证,企业会倾向于围绕既有技术方向持续加大研发投入。这种沿既有路径进行的创新活动在短期内能够降低技术不确定性并加快商业化进程(朱有为等,2006;Leary et al.,2014;朱德胜等,2016)^[19-21]。随着越来越多的企业在同一技术方向上持续投入,企业在创新资源配置、能力结构以及技术路径选择上逐渐趋同,产品与技术的差异化程度不断下降,形成创新投入持续增加而创新成果趋于同质化的“内卷式”创新(郭馨馨,2025)^[22]。

人工智能作为一种具有通用技术属性的新兴技术,能够通过重塑企业创新资源配置、能力结构以及战略决策过程对企业创新行为产生深刻影响,进而有效缓解“内卷式”创新。首先,人工智能的应用打破了传统创新范式的边界(王菁菁,2025)^[23],催生出对高质量数据、算法模型、人机协同人才等新型创新资源的需求,推动企业创新资源结构从“传统要素主导”向“数字要素引领”转型(张奕辉等,2025)^[24],而新型创新资源往往具有更强的价值性、稀缺性、难以模仿性与不可替代性,并构成企业独特的创新基础,有助于企业避免陷入同质化创新资源竞争陷阱。其次,人工智能降低了企业面临的外部交易成本,有利于企业专业化发展(施炳展等,2020)^[25],进而促进企业形成差异化的创新能力。最后,人工智能凭借强大的数据处理与分析能力,可快速整合内外部海量信息,突破传统决策模式下的信息壁垒与认知局限,提升企业创新决策的智能化与最优化水平(Nambisan et al.,2017;陈国青等,2020)^[26-27],为企业精准定位差异化的创新方向奠定基础。

基于此,本文提出假说 H1:人工智能应用显著缓解了企业“内卷式”创新。

2. 人工智能应用缓解企业“内卷式”创新的机制

从资源基础观视角看,企业创新差异产生的根源在于其拥有排他性创新资源组合。相较于知识和信息等高度可扩散的创新要素(杨国超等,2020)^[28],人力资本具有更强的不可替代性,是企业形成持续竞争优势的重要基础。人工智能等数字技术的应用显著提升了企业对高技能、高学历与复合型人才的需求,并推动企业人力资本结构的优化升级(孙早等,2019)^[29]。当企业人力资本水平较低时,其对复杂技术与前沿知识的吸收能力受限,更倾向于通过模仿行业主流技术路径降低创新风险(马野青等,2025)^[30]。人力资本水平的提升将增强企业处理复杂创新任务的能力,并有助于将知识与技术内化为企业专属资源,为企业进行差异化创新提供资源基础,从而减少企业对外部可模仿创新路径的依赖(Breyer et al.,2024)^[31],有效缓解企业“内卷式”创新。

根据交易成本理论,企业专业化分工程度取决于外部交易成本与内部管控成本之间的平衡。当外部交易成本下降时,企业更倾向于通过市场分工而非内部组织来配置资源,从而推动专业化分工的形成(范合君等,2025)^[32]。人工智能作为一种通用技术能够显著降低信息搜寻、协调与监督等交易成本,重塑企业边界与产业分工结构,使企业能够将非核心业务外包或嵌入专业化网络,自身则聚焦于具有比较

优势的技术领域与应用场景,推动专业化分工的进一步深化(袁淳等,2021)^[33]。专业化程度的提升有助于企业在特定领域持续积累专有知识、隐性技能与路径依赖,能够增强企业对复杂创新任务的应对能力(冯志坚等,2016)^[34],并提高创新成果被竞争对手模仿的难度,进而缓解企业“内卷式”创新。

动态竞争理论指出,为了在激烈的竞争中谋求生存,企业需要通过实施差异化战略获取竞争优势(Lee et al.,2021)^[35],其战略选择取决于不同竞争路径下的相对收益与风险。人工智能通过重塑竞争的成本与收益结构,促使企业进行更具革命性的创新活动以获取竞争优势,并推动企业采取差异化战略(张恒等,2026)^[36]。一方面,人工智能强大的数据处理、模式识别与模拟预测能力,使企业能够在复杂且高度不确定的技术环境中更精准地识别非主流技术路径与潜在细分市场机会,提高企业差异化创新的成功概率与商业化可行性,从而提升企业开展差异化创新的预期边际收益。另一方面,人工智能的应用高度依赖于特定业务场景下的数据积累、算法训练与持续优化,其形成过程具有明显的路径依赖与技术粘性,使得竞争对手难以通过简单模仿实现快速复制,显著提高了差异化创新成果的模仿成本与进入壁垒(张建宇等,2025)^[37]。随着差异化创新的预期收益上升和模仿难度加大,企业的竞争逻辑发生转变:原本“低风险、低回报”的同质化跟随策略吸引力下降,而“高回报、高壁垒”的差异化竞争成为占优策略。因此,企业不再局限于在存量市场中进行零和博弈,而是转向通过技术与模式创新开辟增量市场,从而有效缓解企业“内卷式”创新。

据此,本文提出以下研究假说:

H2a:人工智能应用通过提高人力资本水平缓解企业“内卷式”创新。

H2b:人工智能应用通过促进专业化分工缓解企业“内卷式”创新。

H2c:人工智能应用通过扩大战略差异性缓解企业“内卷式”创新。

需要指出的是,上述三条路径并非彼此独立,而是构成“资源-能力-战略”的递进传导链条(见图1),并在动态过程中相互强化。具体而言,人力资本水平的提升不仅会直接增强企业对复杂技术与前沿知识的吸收与转化能力,也为企业专业化分工的深化提供了必要条件(肖静华等,2026)^[38]。高技能与复合型人才能够更有效地嵌入专业化协作网络,降低跨组织协作中的沟通成本与组织摩擦,使企业有条件将非核心环节外包,把资源集中配置于自身具有比较优势的技术领域,从而深化专业化分工(桑瑞聪等,2025)^[39]。企业专业化分工的深化通过持续积累专有知识(李施宇,2024)^[40],形成独特的竞争优势,并逐步固化企业在特定技术领域或细分市场中的定位与市场地位(刘惠好等,2025)^[41]。这种动态过程内生性地改变了企业的最优战略选择,使其更倾向于围绕自身优势展开差异化布局,而非简单跟随行业主流技术路径,进而推动企业战略差异化程度的提升。因此,人工智能应用能够通过“人力资本升级-专业化分工深化-战略差异化扩大”的递进机制多层次缓解企业“内卷式”创新。

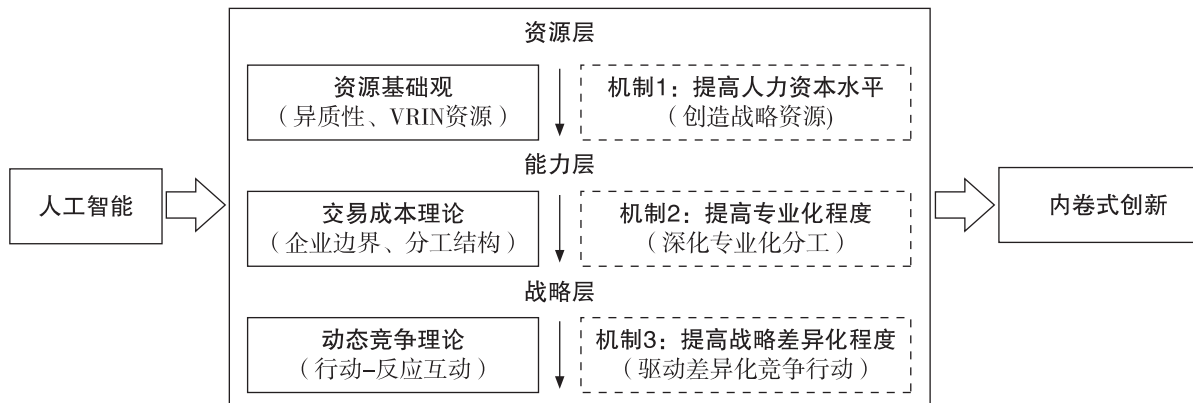


图1 人工智能应用缓解企业“内卷式”创新的理论机制

三、实证研究设计

1. 基准模型设定

为考察人工智能应用对企业“内卷式”创新(Involutional Innovation)的影响,构建基准模型如式(1)所示:

$$\ln In_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{i,t} + \gamma X_{i,t} + \theta_c + \eta_j + \mu_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中, i 代表企业, t 代表年份,被解释变量($\ln In_{i,t}$)“内卷式创新”为*i*企业在*t*年的“内卷式”创新程度,核心解释变量($AI_{i,t}$)“人工智能”为*i*企业在*t*年的人工智能应用水平, $X_{i,t}$ 表示一系列控制变量, θ_c 、 η_j 、 μ_t 分别代表省份、行业、年份固定效应, $\varepsilon_{i,t}$ 为随机误差项。为提高模型的准确性,本文模型回归的标准误均聚类到企业层面。

(1)企业“内卷式”创新程度的测度。本文使用创新同质化水平衡量样本企业的“内卷式”创新程度。借鉴Byun等(2021)^[42]、沈坤荣等(2023)^[43]的研究,采用企业发明专利与实用新型专利信息构建企业技术分布向量(由于外观设计专利与发明专利和实用新型专利的分类标准不一致,予以剔除),计算同行业企业间技术分布的余弦相似度,以此衡量企业创新同质化水平。根据《上市公司行业分类指引》(2012年修订)进行行业划分,采用大类行业代码对企业进行分组。基于国际专利分类IPC划分专利所属领域,提取IPC分类号的前三位(即“部-大类”层级信息),如专利号为“A01B01/00”的专利仅保留“A01”作为向量构成要素,从而构建企业*i*在*t*年由125个技术大类构成的技术分布向量 $T_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,k})$ 。其中 $x_{i,k}$ 表示企业*i*当年新增的*k*类专利申请数量,采用流量指标(非历史累计专利存量)能够刻画企业在当期的技术布局与创新取向,避免存量累积带来的路径依赖与规模效应对创新同质化测度的干扰。当单项专利对应多个IPC大类且大类信息不一致时,分别计入对应类别;对于当年无专利申请的企业,各技术大类的专利申请数量记为0。基于上述技术分布向量,计算企业*i*与同行业其他企业在*t*年的技术向量余弦相似度,再取均值得到变量“内卷式创新”: $\ln In_{i,t} = \frac{1}{N_t - 1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N_t} \frac{T_{i,t} T_{j,t}}{\|T_{i,t}\| \|T_{j,t}\|}$ 。该指标越大,企业的技术布局与同行业企业越趋同,即创新的内卷程度越高。

(2)企业人工智能应用水平的测度。为弥补既有研究中仅以单一指标衡量企业人工智能应用水平的不足,本文借鉴张远和李焕杰(2022)^[44]、姚加权等(2024)^[45]的研究,从“文本表征”“创新产出”“资本投入”三个维度构建评价指标体系(见表1),采用熵值法进行客观赋权,计算得到样本企业人工智能应用水平综合指数。

表1 企业人工智能应用水平测度指标

变量	维度	指标	权重
人工智能应用水平	文本表征	年报全文中人工智能关键词总词频数	22.391%
		年报的管理层讨论与分析部分(MD&A)人工智能总词频数	26.143%
	创新产出	人工智能专利数量	31.432%
	资本投入	人工智能相关无形资产总额+人工智能相关固定资产总额	20.034%

注:年报全文词频涵盖技术风险、研发投入、业务布局与市场环境等多个章节,强调人工智能信息披露的覆盖面;MD&A词频集中于管理层倾向,强调人工智能的战略聚焦度;将两者结合,可以更完整地刻画企业从被动披露信息到主动战略布局的多维特征,避免单一指标可能带来的片面性。

(3)控制变量的选取。参考郭馨馨(2025)^[22]、李青原和肖泽华(2020)^[46]的研究,并结合“内卷式”创新的特性,本文选取以下企业层面的控制变量:一是“资产规模”,用总资产的自然对数值衡量;二是“资产负债率”,用总负债与总资产之比衡量;三是“净资产收益率”,用净利润与股东权益平均值之比衡量;四是现金流比率,用经营活动产生的现金流量净额与总资产之比衡量;五是“成长性”,用营业收入增长率衡量;六是“股权集中度”,用第一大股东持股比例衡量;七是“两权分离”,用实际控制人拥有的控制权比例与所有权比例之差衡量;八是“托宾 Q 值”,用市场价值与资产重置成本之比衡量。

2. 样本选择与数据处理

本文选取 2011—2024 年沪深 A 股上市公司为研究样本,剔除数据缺失严重的样本、ST 和 *ST 企业样本,最终得到 3 673 家上市公司的 27 667 个有效观测值。企业基本信息和财务数据主要来自万得数据库(Wind)、中国经济金融研究数据库(CSMAR),专利数据来自中国研究数据服务平台、国家知识产权局专利检索及分析数据库,城市层面的数据来自国家统计局。为消除极端值影响,对连续变量进行 1% 和 99%分位上的双边缩尾处理。

主要变量的描述性统计结果见表 2。“内卷式创新”的均值为 0.420 1、中位数为 0.473 2,表明样本企业的“内卷式”创新程度呈左偏分布,即多数样本的“内卷式”创新程度略高于均值;同时,最小值为 0、最大值为 0.961 6,反映出样本企业的“内卷式”创新程度存在显著差异。“人工智能”的均值为 0.013 0、中位数为 0.000 5、标准差为 0.034 7,表明大多数样本的人工智能应用水平较低,而少数样本偏高的人工智能应用水平拉高了整体均值;最小值为 0、最大值为 0.574 9,说明样本企业间的人工智能应用水平差异较大。核心变量的较大变异为研究人工智能应用对内卷式创新的影响提供了良好的数据基础。

表 2 主要变量描述性统计结果

变量类型	变量	样本量	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
被解释变量	内卷式创新	27 667	0.420 1	0.243 0	0.000 0	0.473 2	0.961 6
核心解释变量	人工智能	27 667	0.013 0	0.034 7	0.000 0	0.000 5	0.574 9
控制变量	资产规模	27 667	22.287 2	1.285 4	19.524 5	22.095 1	26.452 3
	资产负债率	27 667	0.423 9	0.200 7	0.027 8	0.417 8	0.907 7
	净资产收益率	27 667	0.051 4	0.159 7	-2.438 3	0.067 8	0.351 6
	现金流比率	27 667	0.049 3	0.067 9	-0.221 8	0.047 8	0.266 9
	成长性	27 667	0.169 3	0.412 2	-0.673 5	0.106 7	5.075 5
	股权集中度	27 667	0.342 5	0.145 2	0.078 0	0.320 0	0.757 9
	两权分离	27 667	0.047 4	0.073 2	-0.003 7	0.000 0	0.300 4
	托宾 Q 值	27 667	2.019 2	1.323 5	0.794 6	1.601 2	17.675 9

四、实证结果分析

1. 基准回归

表 3 汇报了基准回归结果。“人工智能”的系数显著为负,表明企业的人工智能应用水平越高,其“内卷式”创新程度越低。从经济意义看,根据纳入控制变量的回归结果,如果企业人工智能应用水平增

加一个标准差,“内卷式”创新程度则下降 0.003 9(-0.112 9×0.034 7),相对于“内卷式”创新的平均水平,这一下降幅度约为 0.928 4%(0.003 9/0.4201×100%)。因此,无论是在统计意义上还是在经济意义上,人工智能应用水平的提高都缓解了企业“内卷式”创新,假说 H1 得到验证。

表 3 基准回归结果

变量	内卷式创新	内卷式创新
人工智能	-0.094 4*(-1.954)	-0.112 9**(-2.127)
资产规模		0.039 9*** (18.065)
资产负债率		-0.010 1(-0.753)
净资产收益率		0.019 6**(2.118)
现金流比率		-0.036 4(-1.568)
成长性		-0.000 5(-0.182)
股权集中度		0.012 2(0.765)
两权分离		0.013 2(0.441)
托宾 Q 值		-0.003 1**(-1.966)
常数项	0.421 6*** (670.388)	-0.460 2***(-9.663)
行业/省份/年份固定效应	控制	控制
样本量	27 666	27 666
调整 R ²	0.653	0.455

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

2. 内生性检验

考虑到基准模型可能存在遗漏变量、反向因果及样本选择性偏差等内生性问题,本文使用以下 3 种方法进行内生性处理。

(1)工具变量法。借鉴陈琳等(2020)^[47]、王永钦和董雯(2024)^[48]的做法,构建两个工具变量:一是“人工智能”的滞后一期项($IV1$)。人工智能的应用具有路径依赖性与持续性,前一期的人工智能应用会显著影响当期的人工智能应用水平,满足工具变量的相关性要求;前一期的人工智能应用水平并不直接作用于当期企业创新行为,满足工具变量的外生性条件。二是美国同行业同时期的工业机器人渗透率($IV2$)。美国的工业机器人应用水平在较大程度上反映了全球范围内人工智能应用趋势,该趋势可通过技术扩散、跨国供应链联动以及竞争模仿等机制,对我国同行业企业的人工智能技术应用决策产生影响,从而满足相关性条件;美国工业机器人应用并不会直接影响我国企业的创新行为,满足外生性条件。同时采用两个工具变量的两阶段最小二乘法(2SLS)估计结果见表 4 的 Panel A。Kleibergen-Paap rk LM 统计量在 1%的水平上显著,表明不存在工具变量识别不足问题;Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量为 1 465.891,远高于 19.93 的临界值,排除了弱工具变量风险;Hansen J 检验结果未拒绝工具变量外生性的原假设;DWH 检验结果表明解释变量确实存在内生性偏误。第一阶段的回归结果显示,两个工具变量均与“人工智能”显著正相关;第二阶段的回归结果显示,在缓解内生性问题后,人工智能应用显著缓解了企业“内卷式”创新的结论依然成立。为进一步确保研究结论的稳健性,本文在前述工具变量设定下,进一步采用广义矩估计(GMM)方法进行估计,结果与 2SLS 检验结果高度一致。

(2)Heckman 两阶段回归。为排除样本选择偏差问题,进行 Heckman 两阶段回归。第一阶段,以样

本“人工智能”的中位数为标准构建虚拟变量(大于中位数取值为1,否则取值为0),以该虚拟变量为被解释变量,加入滞后一期控制变量,进行Probit模型回归,估算逆米尔斯比率(IMR);第二阶段,将逆米尔斯比率加入基准模型进行检验,回归结果见表4的Panel B。在加入IMR后,“人工智能”的回归系数显著为负,表明在纠正选择偏差后,本文的核心结论依然成立。

(3)倾向得分匹配法。以“人工智能”的中位数作为标准,将大于中位数的样本划为处理组,其余样本作为对照组,控制变量作为协变量,采用一对一最近邻匹配为处理组匹配特征相似的对照组。平衡性检验结果显示:Pseudo R^2 由0.075降至接近0,LR统计量不再显著,意味着协变量对处理组划分的解释力显著下降;平均标准化偏差由15.7%降至0.5%,中位数偏差降至0.4%,均远低于10%的经验阈值;Rubin's B由65.8降至1.7(显著低于25的参考阈值),Rubin's R为0.90(处于合理区间)。上述结果表明,匹配后处理组与对照组在协变量上的差异显著降低,实现了良好的平衡,匹配效果理想。采用匹配后的样本进行检验,回归结果见表4的Panel C,“人工智能”的回归系数依然显著为负。

表4 内生性检验结果

变量	Panel A(工具变量法)			Panel B	Panel C
	第一阶段	第二阶段		Heckman 两阶段回归	PSM 检验
	人工智能	内卷式创新	内卷式创新(GMM)	内卷式创新	内卷式创新
人工智能		-0.168 2** (-2.478)	-0.16 54** (-2.438)	-0.259 7*** (-4.574)	-0.113 5** (-2.087)
IV1	0.876 3*** (54.076)				
IV2	0.000 1** (2.356)				
KP rk LM		74.629***			
KP rk Wald F		1 465.891***			
Hansen J 检验 P 值		0.224			
DWH 检验 P 值		0.006			
逆米尔斯比率				0.027 1***(10.859)	
样本量	22 497	22 497	22 497	22 501	20 711
调整 R^2	0.686	0.051	0.051	0.463	0.481

注:所有模型均控制了控制变量和行业、省份、年份固定效应,限于篇幅,控制变量和常数项估计结果略,下表同。

3. 稳健性检验

为进一步验证本文分析结果的可靠性,进行如下稳健性检验:

(1)更换模型。一是调整固定效应,将基准模型的“行业/省份/年份”固定效应改为“个体/年份”固定效应,重新进行检验。二是增加控制变量,在基准模型中加入“经济发展水平”“对外开放程度”“产业结构”“城市化水平”4个地区层面的控制变量,重新进行检验。

(2)替换解释变量。一是考虑到企业的人工智能应用与其数字化水平显著正向相关,借鉴张永坤等(2021)^[49]的做法,用企业财务报告附注披露的年末无形资产明细项中与数字化技术相关部分占无形资

产总额的比例衡量“数字化水平”,以其替代“人工智能”变量重新进行回归。二是考虑到熵值法赋权可能存在弊端,采用等权法重新计算得到变量“人工智能 1”,以其为解释变量重新进行回归。

(3)调整时间区间。深度学习技术在 2013 年取得突破性进展,标志着人工智能进入快速发展阶段。基于这一技术发展背景,采用 2014—2024 年的样本重新进行检验。

上述稳健性检验结果均表明(见表 5),企业人工智能应用水平的提高显著缓解了其“内卷式”创新。

表 5 稳健性检验结果

变量	更换模型		替换解释变量		时间调整
	内卷式创新 ⁽¹⁾	内卷式创新	内卷式创新	内卷式创新	内卷式创新
人工智能	-0.143 1***(-3.648)	-0.125 1**(-2.306)			-0.124 1**(-2.081)
数字化水平			-0.038 8***(-3.757)		
人工智能 1			-0.009 5***(-2.778)		
经济发展水平		0.005 3(0.692)			
对外开放程度		0.001 3(0.812)			
产业结构		-0.003 3(-0.177)			
城市化水平		0.010 9(0.556)			
样本量	27 667	24 485	27 666	27 034	22 606
调整 R ²	0.112	0.465	0.455	0.455	0.427

注:(1)该列未控制行业和省份固定效应,控制了企业和年份固定效应。

4. 机制检验

为检验人工智能应用缓解企业“内卷式”创新的中介机制,构建模型如式(2)和式(3)所示:

$$M_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AI_{i,t} + \gamma X_{i,t} + \theta_c + \eta_j + \mu_i + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$\ln \ln_{i,t} = \delta_0 + \delta_1 AI_{i,t} + \delta_2 M_{i,t} + \gamma X_{i,t} + \theta_c + \eta_j + \mu_i + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中, $M_{i,t}$ 代表机制变量,其余变量与基准模型一致。根据理论分析,选取以下 3 个机制变量:一是“人力资本”,参考赵宸宇(2021)^[50]研究,采用本科及以上学历员工占比衡量企业的人力资本水平。二是“专业化”,借鉴袁淳等(2021)^[33]的做法,采用纵向一体化程度的反向指标来衡量企业的专业化水平。首先,计算企业的纵向一体化程度(VAS): $VAS = \frac{\text{增加值} - \text{税后净利润} + \text{净资产} \times \text{平均净资产收益率}}{\text{主营业务收入} - \text{税后净利润} + \text{净资产} \times \text{平均净资产收益率}}$;

再通过 $1 - VAS$ 得到“专业化”变量。三是“战略差异”,借鉴叶康涛等(2014)^[51]的做法,采用企业的广告和宣传投入(销售费用/营业收入)、研发投入(无形资产净值/营业收入)、资本密集度(固定资产/员工人数)、固定资产更新程度(固定资产净值/固定资产原值)、管理费用投入(管理费用/营业收入)和财务杠杆(短期借款与长期借款与应付债券之和/权益账面价值)6 个指标,按行业-年份对各指标进行标准

化处理并取绝对值($z_{it}^k = \left| \frac{x_{it}^k - \bar{x}_{jt}^k}{\sigma_{jt}^k} \right|$),再求平均值得到战略差异度指标($DS_{it} = \frac{1}{6} \sum_{k=1}^6 z_{it}^k$),其值越大则企业偏离行业常规模式的程度越高。机制检验结果见表 6。

从提升人力资本水平路径来看,“人工智能”对“人力资本”的系数显著为正,表明人工智能应用有助于提升企业对高技能人才的需求与配置水平;同时,“人力资本”对“内卷式创新”的系数显著为负,说明

人力资本积累能够增强企业创新能力和技术差异化,从而降低企业之间的创新内卷程度。由此,假说 H2a 得到验证,人工智能应用通过提升企业人力资本水平显著缓解了企业“内卷式”创新。

从促进专业化分工路径来看,“人工智能”对“专业化”的系数显著为正,表明人工智能应用有助于企业深化专业分工、强化在核心技术领域的布局;同时,“专业化”对“内卷式创新”的系数显著为负,说明随着专业化水平的提高,企业将资源与能力集中于核心业务环节,这种专注使企业倾向于通过强化在特定领域的知识技术优势构建独特的核心竞争力,进而降低企业之间在技术创新上的同质化程度。由此,假说 H2b 得到验证,人工智能应用通过促进企业专业化分工显著缓解了企业“内卷式”创新。

从扩大战略差异性路径来看,“人工智能”对“战略差异”的系数显著为正,表明人工智能应用有助于企业形成差异化的发展战略;同时,“战略差异”对“内卷式创新”的系数显著为负,说明企业战略的差异化程度越高,其技术创新路径越不相同,创新的内卷程度越低。由此,假说 H2c 得到验证,人工智能应用通过扩大企业战略差异性显著缓解了企业“内卷式”创新。

进一步计算各机制的作用比例,人力资本机制、专业化机制、战略差异机制的中介效应分别占总效应的 8.61%、1.36%、18.89%,三种机制合计解释了人工智能对企业“内卷式”创新约 28.85% 的影响。对比发现,战略差异路径的中介效应最为显著,是突破企业“内卷式”创新格局最直接、最有力的作用渠道。相对而言,人力资本与专业化路径的中介效应虽然显著,但影响强度较弱,这可能是由于二者属于更为基础性和长期性的机制,其作用的充分显现需要更长时间的积累与转化。

表 6 机制检验结果

变量	提升人力资本水平路径		促进专业化分工路径		扩大战略差异性路径	
	人力资本	内卷式创新	专业化	内卷式创新	战略差异	内卷式创新
人工智能	0.206 0*** (3.899)	-0.106 5** (-2.016)	0.063 3** (2.022)	-0.207 6*** (-3.168)	0.306 4*** (2.779)	-0.091 6* (-1.722)
人力资本		-0.047 2*** (-2.889)				
专业化				-0.024 2** (-2.009)		
战略差异						-0.069 6*** (-11.400)
样本量	27 353	27 353	20 385	20 385	27 666	27 666
调整 R ²	0.084	0.456	0.313	0.453	0.154	0.462

五、进一步分析

1. 内卷式创新与价格竞争

“内卷式”创新不仅体现为企业专利技术结构的高度相似,更会导致企业竞争范式由“质量竞争”和“技术竞争”向“价格竞争”转变。为刻画这一竞争后果,本文借鉴戴翔和马皓巍(2023)^[52]的研究,使用 DLW 方法计算企业价格-成本加成率(*Markupm*),作为企业价格竞争强度的代理变量。*Markupm* 越低,意味着企业在成本之上的定价溢价空间越小,企业更易通过价格战来获取市场份额。在创新同质化程

度较高、产品差异化空间受限的情形下,企业难以通过技术或质量优势获取溢价,竞争策略将转向价格维度,从而压缩利润空间。表7的回归结果表明,企业“内卷式”创新程度越高,其价格加成率越低,说明“内卷式”创新会加剧企业的价格竞争强度,是诱发价格战的重要因素之一。

表7 内卷式创新与价格竞争

变量	价格竞争
内卷式创新	-0.028 5*(-1.650)
<i>N</i>	26 785
调整 <i>R</i> ²	0.289

2. 企业异质性分析

本文从产权性质和要素密集两个方面分析人工智能应用影响企业“内卷式”创新的企业异质性。

将样本划分为“国有企业”和“非国有企业”两组,分别检验的结果见表8的Panel A。人工智能应用显著缓解了国有企业的“内卷式”创新,但对非国有企业“内卷式”创新的影响不显著。国有企业面临较强的行政约束与考核压力,创新决策过程相对谨慎,容易形成路径依赖和进行跟随式创新;人工智能的应用会显著提升国有企业的信息获取与决策效率,弱化行政指令式决策对其创新方向的约束,有助于其在技术选择和研发布局上形成差异化路径。同时,国有企业在数据资源、资金支持与基础设施等方面具有优势,更容易发挥人工智能的赋能作用,构建起难以被模仿的创新壁垒,进一步降低创新同质化的可能性。此外,国有企业更加注重长期战略价值而非短期效益,更倾向于利用人工智能进行差异化创新,以持续提升竞争力。相比之下,非国有企业受制于资源约束与生存压力,更多聚焦于降本增效与短期绩效改善,人工智能主要用于强化既有技术路径的效率而非推动差异化探索。同时,非国有企业的高端复合型数字人才相对不足,组织吸收能力有限,削弱了人工智能与核心技术能力的协同效应,导致人工智能应用对其“内卷式”创新的缓解作用不显著。

采用固定资产净值与从业人员的比值刻画企业的要素密集度,将大于中位数的企业划为“资本密集型企业”,小于中位数的企业划为“劳动密集型企业”,分组检验结果见表8的Panel B。人工智能应用显著缓解了劳动密集型企业“内卷式”创新,但对资本密集型企业“内卷式”创新的影响不显著。劳动密集型企业的创新模式更依赖经验积累与人力资源配置,信息处理能力与知识整合效率构成其创新绩效的重要约束。人工智能的引入通过强化数据分析与信息整合能力,降低劳动密集型企业对传统经验判断和单纯人力投入的依赖,并提升其对市场需求与技术机会的识别精度,进而推动其开展更具针对性和差异化的产品与服务创新,有效缓解“内卷式”创新。而资本密集型企业的创新高度依赖于既有设备体系、工艺流程与工程体系,技术锁定较强,组织惯性与系统复杂性也较强,因而创新活动更易沿既有技术路径展开。在此约束下,人工智能的引入通常需要经历较长的系统适配与整合周期,其作用更多体现为对既有生产流程与管理流程的效率型改进,而非对创新范式的结构性重构。因此,人工智能应用在短期内难以显著改变资本密集型企业的创新方向与竞争范式,缓解“内卷式”创新的边际效应相对有限。

3. 行业异质性分析

本文从竞争属性和技术属性两个方面分析人工智能应用影响企业“内卷式”创新的行业异质性。

根据行业赫芬达尔指数(HHI)的中位数,将样本划分为“竞争性行业”和“非竞争性行业”两组,分别检验的结果见表8的Panel C。人工智能应用显著缓解了竞争性行业企业的“内卷式”创新,但对非竞争性行业企业“内卷式”创新的影响不显著。竞争性行业的企业面临较大的市场生存压力,产品与服务的同质化容易引发激烈的价格战;人工智能的应用通过海量数据处理、市场需求精准预判等帮助竞争性行

业企业识别差异化的市场需求与潜在的创新机会,并引导其错位竞争,从而助力其突破内卷困境,避免与同行业企业在技术和产品层面的趋同。相比之下,非竞争性行业由于存在较高的市场进入壁垒与一定程度的行政管制,企业面临的竞争较弱,差异化创新的边际收益相对有限,人工智能更多用于流程优化与成本控制,而非重塑技术路线或产品结构,对企业创新方向的差异化引导作用受限。此外,长期稳定的市场地位与制度性保护强化了非竞争性行业企业的路径依赖,较高的组织惯性与合规成本则会进一步削弱人工智能应用缓解“内卷式”创新的边际效应。

依据《上市公司行业分类指引(2012年修订)》及《国家重点支持的高新技术领域》,将样本分为“高科技行业”与“非高科技行业”两组,分别检验的结果见表8的Panel D。人工智能应用显著缓解了高科技行业企业的“内卷式”创新,但对非高科技行业企业“内卷式”创新的影响不显著。一方面,高科技行业与人工智能应用场景高度契合。高科技行业企业聚焦于技术研发,具有较强的知识密集性、高投入性与技术不确定性,而人工智能在提升研发效率、缩短研发周期、加快技术搜索与组合、降低试错成本等方面具有独特优势,两者之间天然的互补融合为形成差异化的技术组合和创新路径提供了条件。另一方面,高科技行业的技术迭代速度快,市场对新技术、新产品的需求多元化,因而企业对差异化创新的诉求更强,人工智能的应用则有助于放大企业在知识积累、研发能力和技术吸收方面的异质性,有效抑制企业创新过程中的简单模仿与趋同。相比之下,非高科技行业企业的创新活动以工艺改进和渐进式优化为主,与人工智能在前沿技术探索方面的互补性有限,人工智能往往更多用于生产调度、质量控制与成本管理等环节。同时,技术迭代节奏较慢、市场需求相对稳定也使非高科技行业企业更易沿成熟路径开展跟随式创新,从而削弱了人工智能应对“内卷式”创新的缓解作用。

表8 异质性分析结果

变量	Panel A:企业产权性质异质性		Panel B:企业要素密度异质性	
	国有企业	非国有企业	资本密集企业	劳动密集企业
	内卷式创新	内卷式创新	内卷式创新	内卷式创新
人工智能	-0.4568***(-4.284)	0.0206(0.395)	-0.0216(-0.325)	-0.1300**(-1.979)
样本量	9450	18214	15580	12074
调整 R ²	0.551	0.412	0.454	0.477
变量	Panel C:行业竞争属性异质性		Panel D:行业科技属性异质性	
	竞争性行业	非竞争性行业	高科技行业	非高科技行业
	内卷式创新	内卷式创新	内卷式创新	内卷式创新
人工智能	-0.0981*(-1.789)	-0.0280(-0.196)	-0.1223**(-2.211)	0.1269(1.205)
样本量	21257	6404	16419	11241
调整 R ²	0.419	0.561	0.335	0.498

六、结论与启示

在实体经济与数字经济深度融合的时代背景下,如何借助人工智能推动企业开展差异化创新、破解“内卷式”创新困境,已成为经济实现高质量发展的重要议题。本文以2011—2024年沪深A股上市公司为研究样本,用创新同质化水平衡量企业“内卷式”创新,从“资源-能力-战略”三维视角考察了人工智能应用对企业内卷式创新的影响及其作用机制,研究发现:人工智能应用显著缓解了企业“内卷式”创

新,人力资本、专业化、战略差异在其中发挥了显著的中介作用,即人工智能应用通过提升人力资本水平、促进专业化分工、扩大战略差异性3条路径缓解了企业“内卷式”创新,其中扩大战略差异性路径的中介效应最强;人工智能应用显著缓解了国有企业、劳动密集型企业、竞争性行业企业、高技术行业企业的“内卷式”创新,但对非国有企业、资本密集型企业、非竞争性行业企业、非高技术行业企业“内卷式”创新的影响不显著。此外,“内卷式”创新加剧了企业的价格竞争强度。基于上述研究结论,得到如下启示:

对企业而言:第一,应将人工智能纳入企业长期发展与创新战略框架,充分发挥人工智能在激发人力资本潜能、重塑专业化分工结构与实施差异化战略中的赋能作用;同时,积极推进组织治理与激励机制的适配性改革,强化对探索性创新和差异化技术路径开拓的激励和投入,推动创新模式由“跟踪模仿”向“自主突破与领跑式创新”转型。第二,人工智能应用的推进应结合企业自身特征和发展条件,避免脱离资源禀赋与产业环境的盲目跟风式投入。具体而言,对于国有企业、劳动密集型企业以及竞争性和高技术行业企业,应将人工智能深度嵌入研发决策、生产组织与市场竞争环节,着力于探索差异化技术路径和塑造错位竞争优势;而对于非国有企业、资本密集型企业以及非竞争性和非高技术行业企业,则应在关键业务环节稳步推进人工智能应用,并循序扩展应用边界,避免形式化部署、同质化推进与低效率扩张。

对政府而言:第一,在制度与市场环境层面,应加快建设全国统一大市场,促进数字要素的积累与流动,提高数据等新型创新要素的配置效率,引导企业创新从低水平重复竞争的“存量博弈”转向以技术进步和价值创造为导向的“增量创造”。第二,在行业监管层面,应强化对“内卷式”竞争的治理,明确竞争“底线”和“红线”,支持以人工智能等新技术为基础的质量型创新和差异化发展。同时,应制定差异化的行业监管方案。在竞争性行业与高技术行业,加强对价格战、同质化扩产和低水平重复创新的监管,加大对基于人工智能开展差异化创新的项目支持力度;在非竞争行业与非高技术行业中,重点规范形式主义的智能化投入与同构式技术扩散,引导人工智能应用聚焦关键业务环节与质量提升。第三,在协调发展与产业布局层面,坚持因地制宜的发展思路,针对不同类型、不同区域的企业实施差异化、分层次的人工智能支持政策。

本文从专利相似度视角刻画同行业企业间的“内卷式”创新程度,但该测度方法存在一定局限。一方面,基于IPC分类刻画专利技术分布并计算相似度,难以充分捕捉专利文本层面的技术语义差异,可能低估或高估技术相似性。未来研究可结合自然语言处理方法,引入专利摘要的语义相似度指标,对“内卷式”创新进行更精细化测度。另一方面,单一的技术相似性指标难以反映“内卷式”创新所蕴含的“低水平重复”“边际效率递减”等效率损失特征。后续研究可从创新产出质量、技术突破性及经济绩效等视角构建多维度指标体系,综合刻画“内卷式”创新的结构特征及其经济后果。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 李果,白云朴. 人工智能应用如何影响制造企业创新绩效? [J]. 财经论丛, 2024 (12): 102-112.
- [3] 赵剑波,刘钊. 人工智能渗透率对企业创新效率的影响研究[J]. 经济学动态, 2025 (5): 55-69.
- [4] 潘宏亮,顾航,叶璐. 人工智能行业可供性对制造企业创新质量的影响[J/OL]. 科研管理, 1-17 (2025-12-12). <https://link.cnki.net/urlid/11.1567.G3.20251212.1314.002>.
- [5] 李斌,薛希萌,张琪睿,等. 人工智能对企业创新韧性的影响——基于技术能力适应性视角[J]. 研究与发展管理, 2025, 37 (6): 53-65.
- [6] 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.
- [7] 邢霖,陈东. 人工智能应用对企业战略差异度的影响: 加剧差异化还是趋同[J]. 中国流通经济, 2025, 39 (11):

- 98-111.
- [8] 叶阳平, 马文聪, 吴小节, 等. 人工智能与产业技术融合对制造业企业产品创新绩效的影响研究[J]. 中国工业经济, 2025 (11): 150-168.
- [9] Wu L, Hitt L, Lou B. Data analytics, innovation, and firm productivity[J]. *Management Science*, 2020, 66 (5): 2017-2039.
- [10] Rammer C, Fernández G P, Czarnitzki D. Artificial intelligence and industrial innovation: evidence from German firm-level data[J]. *Research Policy*, 2022, 51.
- [11] 谢康, 夏正豪, 肖静华. 大数据成为现实生产要素的企业实现机制: 产品创新视角[J]. 中国工业经济, 2020 (5): 42-60.
- [12] 李晓华, 王怡帆. 数据价值链与价值创造机制研究[J]. 经济纵横, 2020 (11): 54-62, 2.
- [13] 杜传忠, 曹效喜, 任俊慧. 人工智能影响我国全要素生产率的机制与效应研究[J]. 南开经济研究, 2024 (2): 3-24.
- [14] Wang L, Wang Y, Lou Y, et al. Impact of different patent cooperation network models on innovation performance of technology-based SMEs[J]. *Technology Analysis and Strategic Management*, 2019 (11): 1-15.
- [15] 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.
- [16] 孙永波, 罗兰, 王凤芹. 技术标准能否缓解企业“内卷式”竞争? [J/OL]. 科学学研究, 1-20 (2026-01-04). <https://doi.org/10.16192/j.cnki.1003-2053.20251231.001>.
- [17] 马宗国, 张辉. 推进国家自主创新示范区高质量发展的战略思考[J]. 宏观经济管理, 2019 (7): 47-54.
- [18] Jalonen H. The uncertainty of innovation: a systematic review of the literature[J]. *Journal of Management Research*, 2012, 4 (1): 1-47.
- [19] 朱有为, 徐康宁. 中国高技术产业研发效率的实证研究[J]. 中国工业经济, 2006 (11): 38-45.
- [20] Leary M T, Roberts M R. Do peer firms affect corporate financial policy? [J]. *Journal of Finance*, 2014, 69 (1): 139-178.
- [21] 朱德胜, 周晓珮. 股权制衡、高管持股与企业创新效率[J]. 南开管理评论, 2016, 19 (3): 136-144.
- [22] 郭馨馨. 反内卷背景下政府研发补贴对企业创新的多重效应研究[J]. 科学决策, 2025 (12): 170-183.
- [23] 王菁菁. 人工智能发展赋能创新价值链升级——基于新质生产力与知识产权保护的视角[J]. 技术经济与管理研究, 2025 (10): 153-158.
- [24] 张奕辉, 刘诚. 数字经济资源配置的理论解构与应用场景研究[J]. 价格理论与实践, 2025 (10): 69-75.
- [25] 施炳展, 李建桐. 互联网是否促进了分工: 来自中国制造业企业的证据[J]. 管理世界, 2020, 36 (4): 130-149.
- [26] Nambisan S, Lyytinen K, Majchrzak A, et al. Digital innovation management: reinventing innovation management research in a digital world[J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41 (1): 223-238.
- [27] 陈国青, 曾大军, 卫强, 等. 大数据环境下的决策范式转变与使能创新[J]. 管理世界, 2020, 36 (2): 95-105, 220.
- [28] 杨国超, 芮萌. 高新技术企业税收减免政策的激励效应与迎合效应[J]. 经济研究, 2020, 55 (9): 174-191.
- [29] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019 (5): 61-79.
- [30] 马野青, 耿媛媛, 郭淞辰. 进口竞争、数字化转型与企业创新——基于中国上市公司的实证研究[J]. 国际商务研究, 2025, 46 (6): 43-60.
- [31] Brey B, van der Marel E. The role of human capital in artificial intelligence adoption[J]. *Economics Letters*, 2024, 244: 111949.
- [32] 范合君, 曹小珂. 数字化转型对企业劳务外包的影响与机制[J]. 中国流通经济, 2025, 39 (3): 100-113.
- [33] 袁淳, 肖土盛, 耿春晓, 等. 数字化转型与企业分工: 专业化还是纵向一体化[J]. 中国工业经济, 2021 (9): 137-155.
- [34] 冯志坚, 刘长庚. 垂直专业化与外资溢出效应研究——基于中国工业企业数据的实证检验[J]. 经济经纬, 2016,

- 33 (3): 54-59.
- [35] Lee C H, Hoehn-Weiss M N, Karim S. Competing both ways: how combining Porter's low-cost and focus strategies hurts firm performance[J]. *Strategic Management Journal*, 2021, 42 (12): 2218-2244.
- [36] 张恒, 龚冰琳. 大数据变革冲击下企业创新求同还是存异? ——基于最优区分理论视角[J/OL]. *管理工程学报*, 1-14 (2026-01-05). <https://doi.org/10.13587/j.cnki.jieem.2026.03.001>.
- [37] 张建宇, 杨旭, 鲁超冉, 等. 人工智能采用对企业竞争优势的影响研究[J]. *科研管理*, 2025, 46 (1): 95-105.
- [38] 肖静华, 盛君叶, 罗婷予. 行业大模型的构建: 从企业知识创造到行业知识积累[J]. *经济纵横*, 2026 (1): 70-80, 137.
- [39] 桑瑞聪, 范剑勇. 服务外包政策促进了数字产业集聚吗——来自示范城市的证据[J]. *国际贸易问题*, 2025 (12): 119-138.
- [40] 李施宇. 社会信用体系建设能促进企业专业化分工吗[J]. *当代财经*, 2024 (7): 152-164.
- [41] 刘惠好, 李嘉怡, 韦金洪. 专业化分工对企业商业信用融资的影响[J]. *山西财经大学学报*, 2025, 47 (8): 57-70.
- [42] Byun S K, Oh J M, Xia H. Incremental vs. breakthrough innovation: the role of technology spillovers[J]. *Management Science*, 2021, 67 (3): 1779-1802.
- [43] 沈坤荣, 林剑威, 傅元海. 网络基础设施建设、信息可得性与企业创新边界[J]. *中国工业经济*, 2023 (1): 57-75.
- [44] 张远, 李焕杰. 企业智能化转型对内部劳动力结构转换的影响研究[J]. *中国人力资源开发*, 2022, 39 (1): 98-118.
- [45] 姚加权, 张锐澎, 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.
- [46] 李青原, 肖泽华. 异质性环境规制工具与企业绿色创新激励——来自上市企业绿色专利的证据[J]. *经济研究*, 2020, 55 (9): 192-208.
- [47] 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.
- [48] 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.
- [49] 张永坤, 李小波, 邢铭强. 企业数字化转型与审计定价[J]. *审计研究*, 2021 (3): 62-71.
- [50] 赵宸宇. 数字化发展与服务化转型——来自制造业上市公司的经验证据[J]. *南开管理评论*, 2021, 24 (2): 149-163.
- [51] 叶康涛, 张姗姗, 张艺馨. 企业战略差异与会计信息的价值相关性[J]. *会计研究*, 2014 (5): 44-51, 94.
- [52] 戴翔, 马皓巍. 数字化转型、出口增长与低加成率陷阱[J]. *中国工业经济*, 2023 (5): 61-79.

Artificial Intelligence Alleviating “Involutionary” Innovation: Theoretical Mechanisms and Empirical Tests

LIU Xudong¹, LIU Weiqi^{1,2}

(1. School of Finance, Shanxi University of Finance and Economics, Taiyuan 030006, Shanxi, China;

2. Center for Management and Decision Research, Shanxi University, Taiyuan 030032, Shanxi, China)

Summary: In recent years, corporate innovation activities have increasingly exhibited characteristics of “involutionary” innovation. Specifically, R&D investment has continued to rise, yet innovation outputs have become highly homogeneous, product differentiation has remained insufficient, and firms have struggled to form effective competitive advantages. This phenomenon not only undermines firms' innovation efficiency but also distorts market competition mechanisms. Against this backdrop, whether the application of artificial intelligence (AI) can alleviate “involutionary” innovation and reshape innovation patterns has become an important research question. However, existing literature has largely focused on the impact of AI on firm-level

performance, with limited attention paid to its influence on innovation behavior from an inter-firm interaction perspective. To address this gap, this paper examines how AI application affects “involutionary” innovation from the perspective of inter-firm innovation relationships and explores the underlying mechanisms.

This study draws on data from Wind, CSMAR, the China Research Data Service Platform (CNRDS), the patent database of the China National Intellectual Property Administration, and the National Bureau of Statistics of China. Adopting the methodologies of Byun et al. (2021) and Shen Kunrong et al. (2023), it quantifies “involutionary” innovation by constructing patent similarity measures among firms. For the core explanatory variable, this study integrates AI-related keyword information extracted from corporate annual reports with relevant financial investment data and employs the entropy method to construct a composite index of firms’ AI application level, thereby providing a more comprehensive measure of digital technology adoption. The empirical results show that AI application significantly reduces patent similarity among firms, effectively alleviating “involutionary” innovation. Mechanism analysis reveals that AI alleviates “involutionary” innovation through three synergistic channels: enhancing human capital, promoting specialization, and increasing strategic differentiation. Further heterogeneity analysis indicates that the inhibitory effect is more pronounced in state-owned enterprises, labor-intensive firms, and firms operating in competitive and high-tech industries, highlighting the heterogeneous effects of AI empowerment under different factor endowments and market environments. In addition, extended analysis finds that “involutionary” innovation significantly intensifies price competition and induces price wars, suggesting that it not only fails to improve innovation quality but may also lead to inefficient competitive outcomes.

Compared with existing studies, the innovations and contributions of this paper are mainly fourfold. First, this study moves beyond a single-firm perspective by incorporating inter-firm interactions and introducing patent similarity into the measurement of “involutionary” innovation, thereby extending the analytical dimensions of corporate innovation research. Second, this study integrates text mining with financial data to construct a comprehensive index of AI application, thereby improving measurement accuracy and robustness. Third, this study develops a “resources-capabilities-strategy” analytical framework to systematically uncover the mechanisms through which AI influences “involutionary” innovation, enriching the theoretical understanding of the relationship between AI and corporate innovation. Fourth, this study, from the perspective of competitive consequences, reveals the reinforcing effect of “involutionary” innovation on price competition, further expanding the scope of related research.

This study demonstrates that AI serves not only as a key driver for enhancing firms’ innovation capabilities but also as a crucial force in alleviating “involutionary” innovation and optimizing competitive structures. However, its effects are subject to significant contextual constraints. Therefore, policymakers should avoid one-size-fits-all approaches and instead adopt targeted and differentiated policies. Meanwhile, firms should carefully promote AI adoption based on their resource endowments and development stages, in order to better unleash AI’s value in fostering differentiated innovation and enhancing competitive advantages.

Keywords: involutionary competition; innovation homogeneity; differentiated innovation; human capital; specialization and division of labor; strategic differentiation

CLC number: F273.1; F270.7

Document code: A

Article ID: 1674-8131(2026)02-0001-16

(编辑:朱德东;吴倩)