人工智能对中国企业关键核心技术突破的影响研究

荣奎桢[1]，陆奇斌[2]

（1. 河南工程学院商学院，郑州 451191；2. 北京师范大学政府管理学院，北京 100875）

摘要：在数字时代背景下，人工智能已成为影响中国企业关键核心技术突破的重要驱动力量。选取 2009—2023 年 A 股企业进行研究，探究人工智能应用与企业关键核心技术突破的影响及作用机制。研究发现：人工智能应用显著促进企业关键核心技术突破，该结论经过一系列稳健性检验后仍然成立；在作用机制方面，人工智能应用有助于企业增强动态能力、优化人力资本结构与获取政府补助，从而驱动企业关键核心技术突破；融资约束和行业竞争程度在人工智能应用与企业关键核心技术突破之间起到负向调节作用；异质性分析发现人工智能应用能同时驱动国有企业与非国有企业的关键核心技术突破，在中小企业和高新技术企业中人工智能发挥的作用更强；经济后果检验发现人工智能应用驱动关键核心技术突破有助于推动企业高质量发展。研究结论有助于深入理解人工智能应用驱动中国企业关键核心技术突破的内在机制，为政府制定企业的创新突破发展政策，提供理论参考。

关键词：人工智能应用；关键核心技术突破；动态能力；人力资本；政府补助

中图分类号：F812.45；F273.1 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)16－0031－10

面对欧美对中国高科技领域持续实施的“小院高墙”封锁，关键核心技术突破难题已成为亟待破解的重大现实问题，也是实现科技自立自强和 2035 远景目标的必然要求[1]。党的二十大报告指出：“以国家战略需求为导向，集聚力量进行原创性引领性科技攻关，坚决打赢关键核心技术攻坚战。”关键核心技术对于推动经济高质量发展，塑造国际竞争优势及抢占全球科技发展先机起到至关重要的作用[2]。作为新一波科技变革和产业转型的尖端技术，人工智能已经成为推动企业持续发展的关键因素，为企业关键核心技术突破开辟了新的突破点。在此背景下，本文探究人工智能应用驱动企业关键核心技术突破的作用机制，对推动企业破解关键核心技术难题，加快形成和发展新质生产力，实现中国科技自立自强具有深远意义。

关键核心技术是指需要持续高额研发投入且具备关键性与独特性的技术体系[2]。关键核心技术有别于一般创新，原因在于其短期难以找到替代方案，且具备知识缄默性、复杂性及国家战略性等特征[3]。现有研究从环境、组织与技术层面探讨了关键核心技术突破的影响因素。环境层面，现有文献发现产业战略[4]、市场机制[5]、政府引导基金[6]与机会窗口[7]有利于关键核心技术突破。组织层面，学者发现自主创新能力[8]、研发基础[4]、产学研融合管理[9]、动态资源管理策略[10]、互补资产链接能力[11]等对关键核心技术突破具有积极影响。技术层面，现有文献发现重大科技工程能驱动企业关键核心技术突破[12]。

早期的人工智能的经济后果研究多聚焦宏观维度，实证检验人工智能技术扩散对经济增长[13]及劳动力市场重构[14]的影响。随着微观主体智能化转型加速，学者开始解构人工智能对微观企业层面的作用。沈坤荣等[15]揭示智能制造通过信息整合、人力资本、资金配置三维通道提升全要素生产率；徐红丹和王玖河[16]论证人工智能技术对新质生产力的赋能乘数效应。然而，人工智能驱动核心技术突破的微观机理研究仍有待深化，部分学者探讨了人工智能的创新赋能效应。刘斌和潘彤[17]发现人工智能驱动企业研发效率提升与场景创新加速；王钰和唐要家[18]发现人工智能应用有利于拓宽企业专利宽度；姚加权等[19]、Babina 等[20]分别聚焦人工智能与生产效率与新产出的关联。

综上所述，现有文献大多停留在理论分析和案例研究上，另外虽有少数文献开始采用定量方法，

收稿日期：2026-04-12

基金项目：河南省哲学社会科学规划项目(2025BJJ042)

作者简介：荣奎桢(1984—)，男，满族，河北唐山人，博士，讲师，高级经济师，研究方向为制造业创新；通信作者陆奇斌(1971—)，男，湖南岳阳人，博士，副教授，研究方向为创新管理。

但主要关注人工智能应用对企业关键核心技术突破的整体驱动效应，未能深入考察其中间机制、边界条件，不同企业特征情境下的异质性以及经济后果等问题。因此，本文以沪深A股上市公司为样本，对人工智能应用与企业关键核心技术突破的关系、中间机制、边界条件、异质性及经济后果进行检验，为理解人工智能驱动企业关键核心技术突破提供新的实证证据。

1 理论分析与研究假设

1.1 人工智能应用与企业关键核心技术突破

基于资源基础理论视角，企业异质性战略资源作为稀缺且难以复制的核心资产，构成持续竞争优势的根基。在内部资源约束条件下，企业需通过效率提升或外部资源获取实现资源存量增值。人工智能应用赋能关键核心技术突破体现在以下三个方面。①针对技术攻关的长期性与资源密集性特征[2]，人工智能驱动研发流程革新。人工智能工具和平台不仅显著压缩试错周期、降低资源损耗，更突破人类认知边界，依托远程搜索能力实现跨域知识整合[21]，保障关键技术创新的资源供给。②面对多主体协同中知识泄露风险与信任构建难题[9]，人工智能建立可信协作生态。基于历史行为的大数据合作方评估结合区块链分布式知识共享，强化创新联合体间的风险共担机制[22]。③针对高密度知识体系构建与研发过程不确定性[23-24]，人工智能重构知识管理范式。人工智能加速隐性知识传递与重构[25]，同时通过海量数据实时解析预判技术路径风险，为原创性技术突破提供决策支持。据此提出以下假设。

H1：人工智能应用正向影响企业关键核心技术突破。

1.2 作用机制

1.2.1 动态能力提升效应

现有研究强调动态能力作为中国企业差异化竞争优势，在创新生态中持续发挥战略杠杆作用[20]。人工智能通过动态能力重构机制赋能技术代际跨越。①人工智能应用有利于突破组织创新刚性。当企业困于技术路径依赖形成的创新陷阱时，人工智能触发的管理模式颠覆性变革，如敏捷开发、数据驱动决策，有效瓦解组织惯例桎梏，推动企业跨越传统认知边界探索新兴技术领域，实现核心技术突破能力的代际进化[26]。②人工智能应用加速企业知识吸收。在数字生态消融组织边界的背景下[27]，人工智能构建跨主体知识融合网络，通过智能语义解析实时捕获消费者需求图谱、竞合动态及科研前沿，显著提升内外源知识耦合效率[25]，使企业能够将海量异构信息转化为高阶吸收能力，进而催化核心技术突破。③人工智能重构企业资源适配体系。基于深度学习的技术适配引擎可动态解构业务模型、工艺流程与创新链架构，通过智能仿真预测环境变动下的资源重组路径[28]。据此，提出以下研究假设。

H2：人工智能应用通过增强企业动态能力从而驱动关键核心技术突破。

1.2.2 人力资本优化效应

人力资本在增强企业的竞争力和推动其可持续发展方面发挥着不可或缺的作用[21]。一方面，高技能的劳动者拥有出色的创新思维，他们可以完成逻辑严密、分析深入、认知深刻的任务，这为企业在人工智能应用中提供了坚实的人才支撑。另一方面，随着人工智能技术与企业业务深度融合，大量新知识被创造出来并应用于生产生活中，使得企业所需人才数量激增[14]。特别值得注意的是，海量的数据使得提取核心信息变得更为困难，这进一步加剧了对高技能劳动者的需求。同时，高技能劳动力还具备一定的管理能力，能够有效整合生产要素，实现资源优化配置。因此，高技能的劳动者可以更深入地理解和使用人工智能进行企业关键核心技术突破。据此，以下提出研究假设。

H3：人工智能应用通过优化人力资本结构从而驱动关键核心技术突破。

1.2.3 政府补贴获取效应

人工智能作为战略性颠覆性技术，其产业化进程始终嵌套于国家创新政策生态之中。产业政策通过定向补贴、税收抵免等财政工具重塑市场资源配置，其中政府补助构成关键制度杠杆。①金融杠杆效应。政府补贴直接缓解企业技术融合的资本约束，同时释放政策认证信号[29]，撬动社会资本跟投形成融资乘数。②风险缓释功能。针对核心技术突破固有的高风险特质[30]，财政资金通过风险社会化分摊降低创新边际成本，尤其化解死亡之谷阶段的试错风险。③正外部性补偿。人工智能研发具有知识溢出属性，政府补助实质是对创新正外部性的制度性补偿。当企业面临资源瓶颈与不确定性叠加时，政策赋能显著强化人工智能技术向突破性创新的转化效率，既突破前景未知困境中的先期投入阻滞，又激活技术跃迁的战略主动性。据此，提出以下中介传导假设。

H4:人工智能应用通过获取政府补贴驱动关键核心技术突破。

1.3 调节作用

行业竞争烈度表征企业所处市场的结构张力,其通过组织-管理者双重压力传导路径深刻塑造创新战略选择[31]。在组织场域层面,白热化竞争将企业置于生存性高压环境,为维系市场份额被迫承担超额研发负担[32]。在决策认知层面,竞争威胁触发高管团队风险规避倾向,尤其面对关键核心技术突破固有的长周期、高不确定性特征时,管理者倾向于削减探索性资源投入。这种双重约束形成创新资源错配,人工智能技术本应释放的突破效能,资源配置更趋向短期生存适配,被竞争压力扭曲为渐进式技术改良,而非长期技术跃迁。据此提出以下调节假设。

H5:行业竞争强度负向调节人工智能应用与关键核心技术突破的关系。

当企业深陷融资约束困境时,人工智能驱动核心技术突破的边际效能将系统性衰减。这一抑制效应源自双重金融摩擦:①风险溢价抑制。关键核心技术攻关固有的长周期、高风险属性[2]显著提升外部融资风险溢价,债权人要求超额回报补偿不确定性,导致突破性创新面临资本供给断层。②信息不对称效应。由于核心技术知识的高度私有化特征[33],企业被迫构筑信息防火墙,或完全隐匿研发进展,或披露模糊化技术路线。这种策略性信息屏蔽在资本市场形成技术估值盲区。投资者无法有效甄别项目质量与进度,进而触发融资成本惩罚性上升。资本短缺迫使企业缩减人工智能技术融合深度,而技术解耦又进一步弱化突破预期,最终削弱人工智能与核心技术突破的协同演化路径。据此,提出以下调节效应假设。

H6:融资约束负向调节人工智能应用与关键核心技术突破的关系。

逻辑框架如图1所示。

2 研究设计

2.1 样本选取与数据来源

选取2009—2023年A股上市公司为研究样本,相关研究数据主要来源于国泰安数据库、中国研究数据服务平台(CNRDS)及巨潮资讯网等权威专业数据平台。同时可以保证实证检验的科学性与可靠性及研究结论的客观性与普适性,样本数据在选取的过程中借鉴唐荣和顾乃华[34]的做法,主要遵循以下原则:排除被中国证监会ST、*ST、PT处置的上市公司;去除数据缺失严重的样本;剔除金融行业的企业;对所有连续变量都在1%和99%分位数上做了缩尾处理。

2.2 变量定义

2.2.1 关键核心技术突破(Keypatent)

关键核心技术指标衡量参考了吴超鹏和严泽浩[6]的做法,专利的原始数据来源于中国国家知识产权局,具有权威性。《产业基础创新发展目录(2021年版)》列出21个关键核心技术领域的1 047项技术,通过将1 047个关键技术关键词与国际专利分类号(international patent classification, IPC)的五级代码专利描述进行比对,确定了这些核心技术领域专利申请的相应IPC代码。并进一步汇总了企业每年在这些关键技术领域的专利申请数量,通过加1进行对数转换,构建连续型指标。该变量反映企业在核心领域的技术突破能力,数值越高代表其技术创新越突出。

2.2.2 人工智能应用(AI)

采用机器学习方法构建人工智能词典,并据此测量企业人工智能应用水平。词典构建步骤如下:

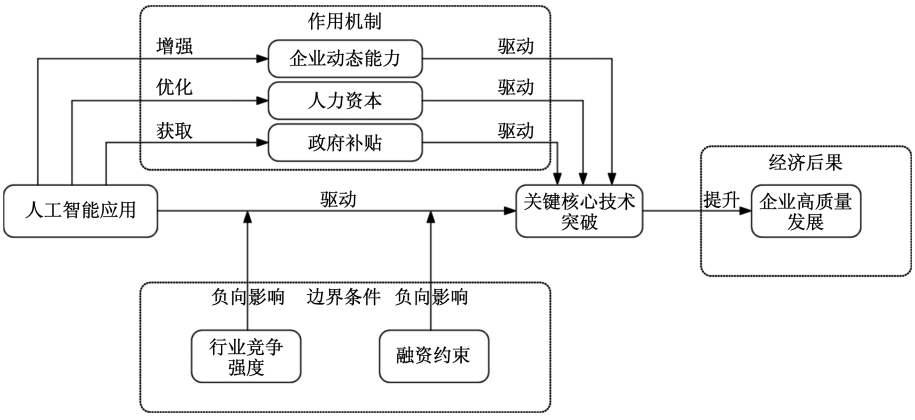


图1 逻辑框架

①数据预处理。②设定种子词。依据人工智能技术的四类划分，并参考艾瑞咨询、德勤咨询等权威行业报告及国际货币基金组织（IMF）的词汇表，确定相应类别的核心种子词。③词向量训练与扩展。参考姚加权等[19]的方法，利用 Word2vec 的 Skip-gram 模型，基于维基百科和随机抽取的 20%上市企业年报语料进行训练。根据与种子词的余弦相似度，为每类技术筛选出语义最相近的前 10 个词汇。④词典精炼。移除重复项及与各类别关联度低的词汇，补充语义相同或相近的词汇，最终形成专用词汇库。⑤应用水平测量。文本分析统计企业年报中人工智能关键词数量，并对其加 1 后取对数，作为企业人工智能应用水平的度量指标。

2.2.3　控制变量

参考以往相关研究，选取影响企业关键核心技术突破的变量作为控制变量。上述变量的测量如表 1 所示。

2.3　模型构建

实证模型设定如下。

$$Keypatent_{it}=\beta_0+\beta_1\ AI_{it}+\beta_{it}X_{it}+\alpha_i+\varepsilon_t+\epsilon_{it} \quad (1)$$

表 1　变量测量

变量类型	变量名称	变量符号	变量测量
被解释变量	关键核心技术突破	Keypatent	关键核心技术领域专利申请数量加 1 后取对数
解释变量	人工智能应用	AI	企业年报中人工智能关键词的总频次加 1 后取自然对数
控制变量	企业规模	Size	企业总资产的自然对数
	资产负债率	Lev	期末负债/期末总资产
	两职合一	Dual	董事长兼任总经理则赋值 1，否则赋值 0
	固定资产比例	Fix	企业固定资产占总资产的比例
	净资产收益率	ROE	净利润/总资产
	股权集中度	Top10	前十大股东所持股份占总股本的比例

式中：$Keypatent_{it}$ 为企业 i 在年份 t 的关键核心技术突破水平；AI_{it} 为企业 i 在年份 t 的人工智能应用水平；X_{it} 为一系列控制变量；ϵ_{it} 为随机误差项，代表未被模型解释的部分；α_i、ε_t 分别是企业固定效应和年份固定效应。

3　实证分析

3.1　描述性统计与相关性分析

3.1.1　描述性统计

表 2 列示了本文所有变量的描述性统计结果。企业关键核心技术突破（Keypatent）的最小值为 0.000，最大值为 5.421，说明样本企业在关键核心技术突破方面表现出相当大的差异。

3.1.2　相关性分析

如表 3 所示，通过相关性分析发现各变量均通过了显著性水平检验，变量之间的最大相关系数不超过 0.8，不存在多重共线性问题。以上均与本文的假设相符，为进一步的假设验证提供了初步支持。

3.2　基准回归

表 4 为人工智能应用与企业关键核心技术突破的基准回归结果。列（1）仅纳入企业及年份固定效应，未加入控制变量。在此基础上，列（2）引入完整控制变量集。结果显示，人工智能应用的回归系数由基准模型的 0.098 降至 0.062，仍保持 1%统计水平的显著正相关性，系数为 0.062，P 小于 0.01，H1 获得实证支持。

表 2　描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
Keypatent	9 690	1.559	1.227	0.000	5.421
AI	9 690	1.306	1.370	0.000	5.037
Size	9 690	22.484	1.313	20.256	26.765
Lev	9 690	0.425	0.193	0.058	0.859
Dual	9 690	0.304	0.460	0.000	1.000
Fix	9 690	0.186	0.135	0.006	0.636
ROE	9 690	0.066	0.119	−0.515	0.350
Top10	9 690	0.148	0.106	0.013	0.560

表 3　主要变量的相关系数

变量	Keypatent	AI	Size	Lev	Dual	Fix	ROE	Top10
Keypatent	1							
AI	0.266***	1						
Size	0.396***	−0.097***	1					
Lev	0.170***	−0.138***	0.560***	1				
Dual	−0.050***	0.119***	−0.206***	−0.153***	1			
Fix	−0.104***	−0.357***	0.205***	0.187***	−0.087***	1		
ROE	0.055***	−0.040***	0.091***	−0.172***	0.0140	−0.076***	1	
Top10	0.006	−0.186***	0.214***	0.087***	−0.064***	0.134***	0.108***	1

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平。

表 4　基准回归

变量	(1)	(2)
	Keypatent	Keypatent
AI	0.098***	0.062***
	(0.016)	(0.016)
Size		0.525***
		(0.031)
Lev		−0.430***
		(0.121)
Dual		−0.005
		(0.034)
Fix		−0.280
		(0.176)
ROE		−0.053
		(0.102)
Top10		0.024
		(0.249)
常数项	1.431***	−10.092***
	(0.023)	(0.683)
企业固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
观测值	9 685	9 685
R^2	0.638	0.652

注:*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平;括号内为稳健标准误。

3.3　稳健性检验

(1)工具变量法。参照茹慧超等[35]的实证设计,采用同行业同期企业人工智能应用水平均值(AI_indmean)作为工具变量,执行两阶段最小二乘(2SLS)估计。表 5 列(1)和列(2)呈现 2SLS 结果:第一阶段列(1)显示工具变量与内生变量显著正相关($\beta=0.653$,$P<0.01$),通过不可识别检验(LM=738.530,$P<0.01$)及弱工具变量检验(Wald $F=623.582>16.38$ 临界值)。第二阶段列(2)证实人工智能应用对关键核心技术突破保持显著促进效应($\beta=0.144$,$P<0.05$)。

(2)倾向性得分匹配法。参照聂兴凯等[14]的计量设计,采用倾向得分匹配法修正样本选择性偏误。具体实施流程:处理组定义,依据企业人工智能应用指标是否为零划分应用组与对照组;协变量匹配,以全部控制变量为协变量,执行 1∶1最近邻匹配;平衡样本回归,基于匹配后平衡样本重新估计模型。表 5 结果显示,匹配后回归中人工智能应用系数仍然显著为正,证实核心结论在控制选择偏误后依然稳健成立。

(3)赫克曼两阶段法。针对主样本中企业人工智能应用状态(应用组/非应用组)的非随机分布问题,为克服由此引发的估计偏差,采用 Heckman 两步法进行纠偏。具体操作流程:选择方程(第一阶段),构建虚拟因变量 AI_Dum,当企业 AI 应用水平高于行业中位数时赋值为 1,否则为 0;估计模型,纳入工具变量、控制变量及行业-年份双固定效应;通过 Probit 模型生成逆米尔斯比率(IMR);结果方程(第二阶段)。在基准回归模型中引入 IMR 作为纠偏项使用全样本进行再估计。表 5 显示,纳入 IMR 后的估计结果中,人工智能应用系数保持统计显著性与方向一致性,证实基准结论在控制样本自选择问题后仍具稳健性。

(4)替换被解释变量。为验证结论对测度方式的敏感性,构建未取对数的人工智能应用指标进行再检验。如表 5 列(5)所示,基于原始数值的回归结果进一步支持核心发现的稳健性。

(5)考虑结果产出的滞后性。为捕捉人工智能应用的跨期创新效应,构建滞后一期处理变量进行检验。实证证据表 5 列(6)表明,人工智能技术不仅对当期关键核心技术突破存在显著促进效应,其创新驱动力还具有持续性,对后续周期的技术突破同样产生积极影响。

(6)剔除异常年份。考虑到 2008 年的金融危机与 2020 年暴发的全球新冠疫情对企业发展的异常影响。因此,截取 2009—2019 年的数据进行回归。检验结果如表 5 列(7)所示,研究假设依旧成立。

3.4　机制检验

前文理论分析表明,人工智能应用能够增强企业动态能力、优化人力资本结构与帮助企业获得政府补助,进而促进企业关键核心技术突破。采用江艇[13]的建议,构建如下模型进行机制检验。

$$Mediator_{it}=B_0+B_1AI_{it}+B_{it}X_{it}+\alpha_i+\varepsilon_t+\in_{it} \quad (2)$$

式中:Mediator 为机制变量。

3.4.1　*动态能力(DC)提升效应*

参考李果和白云朴[28]的做法,将标准化后的吸收能力、创新能力、适应能力加总用于度量企业动态能力。其中,吸收能力为研发投入占营业收入比例;创新能力为研发投入强度与研发人员占比两个指标标准化的和;适应能力为研发支出、资本支出与广告支出的变异系数,取负值。表 6 列(1)对动态能力提升效应进行了检验。人工智能应用的估计系数显著为正($\beta=0.012$,$P<0.01$),说明人工智能应用对企业的动态能力具有显著的提升作用,H2 得到验证。

表 5　稳健性检验

变量	第一阶段	第二阶段	PSM	Heckman	替换被解释变量	滞后 AI	剔除异常年份
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	AI	Keypatent	Keypatent	Keypatent	Keypatent	Keypatent	Keypatent
AI		0.144**	0.062***	0.107***	1.009***		0.062***
		(0.058)	(0.016)	(0.021)	(0.290)		(0.022)
IMR				0.707***			
				(0.208)			
AI_indmean	0.653***						
	(0.026)						
Size	0.208***	0.506***	0.525***	0.599***	7.358***	11.958***	0.485***
	(0.021)	(0.034)	(0.031)	(0.038)	(0.561)	(1.224)	(0.044)
Lev	0.191**	−0.457***	−0.430***	−0.440***	−12.393***	−16.480***	−0.411**
	(0.084)	(0.123)	(0.121)	(0.121)	(2.198)	(4.647)	(0.174)
Dual	−0.003	−0.005	−0.005	−0.014	0.341	1.410	−0.029
	(0.024)	(0.034)	(0.034)	(0.034)	(0.620)	(1.181)	(0.050)
Fix	0.008	−0.277	−0.280	−0.508***	−0.798	−5.850	−0.439*
	(0.122)	(0.177)	(0.176)	(0.188)	(3.198)	(7.017)	(0.243)
ROE	−0.099	−0.038	−0.053	−0.076	−2.355	−4.443	0.053
	(0.070)	(0.102)	(0.102)	(0.102)	(1.844)	(3.404)	(0.140)
Top10	−0.151	0.044	0.024	−0.169	−10.136**	−14.567	0.485
	(0.172)	(0.249)	(0.249)	(0.255)	(4.511)	(9.974)	(0.339)
L2. AI						1.106**	
						(0.527)	
常数项	−4.272***		−10.092***	−12.003***	−148.292***	−247.878***	−9.238***
	(0.472)		(0.683)	(0.884)	(12.400)	(27.649)	(0.976)
Anderson canon. corr. LM 统计量		738.530***					
Cragg-Donald Wald *F* 统计量		623.582 {16.38}					
企业固定效应		是	是	是	是	是	是
年份固定效应		是	是	是	是	是	是
观测值	9 685	9 685	9 685	9 685	9 685	4 069	5 365
R^2	0.866	0.041	0.652	0.653	0.700	0.755	0.654

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平；圆括号内为稳健标准误；{16.38}是 Stock-Yogo 弱工具变量检验在 10%的显著性水平下的临界值，Cragg-Donald Wald *F* 统计量 623.582 大于 16.38 时，拒绝弱工具变量的原假设，表明工具变量与内生变量具有较强的相关性。

3.4.2　人力资本(HC)优化效应

以企业专科及以上学历员工占比衡量人力资本水平。表 6 列(2)对人力资本优化效应进行了检验。人工智能应用的估计系数显著为正(β=0.026，P <0.01)，说明人工智能应用对人力资本结构具有显著的提升作用，H3 得到验证。

3.4.3　政府补助(GRD)获取效应

对企业当年获得的政府研发类补助金额取对数衡量政府研发补助。表 6 列(3)对政府补助获取效应进行了检验。人工智能应用的估计系数显著为正(β=0.043，P<0.01)，说明人工智能应用对政府补助具有显著的提升作用，H4 得到验证。

3.5　调节效应检验

设定如下模型检验融资约束与行业竞争程度的调节作用。

$$\text{Keypatent}_{it}=B_0+B_1\text{AI}_{it}+B_2\text{Moderator}_{it}+B_2\text{Moderator}_{it}\times\text{AI}_{it}+B_{it}X_{it}+\alpha_i+\varepsilon_t+\in_{it} \quad (3)$$

式中：Moderator 为调节变量。

采用 Hadlock 和 Pierce[36] 提出的 SA 指标(基于企业规模、年龄等构建)来衡量融资约束程度。SA 越大代表融资受限程度越高。结果如表 7 所示，人工智能与融资约束的交互项系数显著为负(β=−0.743，P <0.01)，说明融资约束负向调节人工智能应用与关键核心技术突破之间的关系，H5 得到了支持。

采用赫芬达尔-赫希曼指数(HHI)衡量行业竞争程度，不同企业在行业内的市场份额平方和越高，竞争越不激烈。结果如表 7 所示，人工智能与行业竞争程度的交互项系数显著为负(β =−1.342，

表 6　机制检验

变量	(1)	(2)	(3)
	DC	HC	GRD
AI	0.012***	0.026***	0.043***
	(0.002)	(0.004)	(0.012)
Size	−0.008*	−0.024***	0.004
	(0.005)	(0.007)	(0.023)
Lev	−0.098***	0.093***	−0.455***
	(0.018)	(0.028)	(0.090)
Dual	−0.000	−0.003	−0.015
	(0.005)	(0.008)	(0.025)
Fix	0.007	0.064	0.247*
	(0.026)	(0.041)	(0.131)
ROE	−0.136***	−0.083***	−0.976***
	(0.015)	(0.024)	(0.076)
Top10	−0.036	0.094	−0.176
	(0.037)	(0.058)	(0.185)
常数项	0.279***	0.577***	1.191**
	(0.100)	(0.159)	(0.509)
企业固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
观测值	9 657	9 685	9 682
R^2	0.473	0.780	0.813

注:*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平;括号内为稳健标准误。

表 7　调节效应

变量	(1)	(2)
	Keypatent	Keypatent
SA×AI	−0.743***	
	(0.277)	
c_SA	1.790***	
	(0.219)	
HHI×AI		−1.342***
		(0.509)
c_HHI		0.107
		(0.152)
c_AI	0.062***	0.062***
	(0.016)	(0.016)
Size	0.484***	0.528***
	(0.031)	(0.031)
Lev	−0.237*	−0.434***
	(0.123)	(0.121)
Dual	−0.011	−0.005
	(0.034)	(0.034)
Fix	−0.332*	−0.275
	(0.176)	(0.176)
ROE	−0.001	−0.050
	(0.101)	(0.102)
Top10	−0.130	0.033
	(0.248)	(0.249)
常数项	−9.146***	−10.072***
	(0.690)	(0.688)
企业固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
观测值	9 685	9 685
R^2	0.655	0.652

注:*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平;括号内为稳健标准误。

$P<0.01$),说明行业竞争程度负向调节人工智能应用与关键核心技术突破之间的关系,H6 得到了支持。

3.6　异质性分析

不同产权性质、行业属性及规模会影响人工智能应用对关键核心技术突破的影响。

(1)根据企业产权性质将样本划分为国有与非国有。表 8 列(1)和列(2)显示了人工智能应用对国有企业和非国有企业关键核心技术突破的影响。可以看出,人工智能应用对国有企业与非国有企业的关键核心技术突破均有明显提升作用。

(2)不同行业在人工智能关键核心技术突破上可能存在差异。高技术行业以技术创新为核心竞争力,政府财税激励政策对其研发创新和产业增长具有积极影响。相较于非高技术行业,该行业通常拥有更多高技能劳动力、更先进的技术知识储备及更快的研发速度。这使得人工智能在高技术行业更能与高素质人力资本结合,从而促进关键核心技术的突破。为考察这一异质性影响,依据中国证监会《上市公司行业分类指引》,参考彭红星和毛新述[37]的方法,将样本划分为高技术与非高技术行业企业。分组回归结果[表 8 列(3)和列(4)]显示,人工智能对关键核心技术突破的推动作用在高技术企业中更为显著。

(3)与大型企业相比,中小企业通常面临更强的生存压力和市场不确定性,这迫使其依赖创新来增强竞争力。大型企业有稳定收入流,可能规避高风险项目以维持现状。将样本企业划分为大型企业与中小型企业。分组回归的结果如表 8 列(5)和列(6)所示,与大型企业相比,中小型企业人工智能应用更能推动企业关键核心技术突破。

3.7　经济后果检验

为检验人工智能应用能否促进企业高质量发展,对人工智能应用对企业全要素生产率的影响进行检验,结果如表 9 列(1)所示。人工智能应用显著正向影响企业全要素生产率。

4　结论与启示

4.1　结论

本文得到以下研究结论:人工智能应用显著促进企业关键核心技术突破;人工智能应用有助于企业增强动态能力、优化人力资本结构与获取政府补

表 8　异质性检验

变量	国有企业	非国有企业	高技术行业	非高技术行业	大型企业	中小型企业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Keypatent	Keypatent	Keypatent	Keypatent	Keypatent	Keypatent
AI	0.066**	0.048**	0.067***	0.015	0.040	0.051**
	(0.031)	(0.020)	(0.018)	(0.038)	(0.025)	(0.024)
Size	0.574***	0.550***	0.543***	0.483***	0.667***	0.434***
	(0.061)	(0.039)	(0.034)	(0.079)	(0.055)	(0.061)
Lev	−0.354	−0.349**	−0.435***	−0.643**	−0.727***	−0.008
	(0.247)	(0.152)	(0.135)	(0.303)	(0.217)	(0.180)
Dual	−0.097	−0.005	−0.028	0.111	0.020	0.019
	(0.078)	(0.040)	(0.037)	(0.088)	(0.056)	(0.048)
Fix	−0.157	−0.306	−0.311	−0.252	−0.337	−0.376
	(0.335)	(0.220)	(0.196)	(0.439)	(0.281)	(0.262)
ROE	0.022	−0.125	−0.048	−0.114	−0.238	0.112
	(0.190)	(0.127)	(0.111)	(0.270)	(0.146)	(0.157)
Top10	−1.316***	0.939***	0.030	0.049	−0.435	0.528
	(0.399)	(0.354)	(0.284)	(0.571)	(0.349)	(0.495)
常数项	−11.140***	−10.738***	−10.374***	−9.436***	−13.271***	−8.183***
	(1.389)	(0.852)	(0.754)	(1.780)	(1.273)	(1.307)
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	3 091	6 239	7 770	1 877	4 680	4 660
R^2	0.701	0.611	0.652	0.656	0.691	0.558

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平；括号内为稳健标准误。

表 9　经济后果检验

变量	(1)
	TFPop
AI	0.106***
	(0.028)
Size	1.088***
	(0.054)
Lev	−0.852***
	(0.212)
Dual	−0.008
	(0.060)
Fix	−0.713**
	(0.309)
ROE	0.177
	(0.178)
Top10	0.219
	(0.436)
常数项	−21.375***
	(1.198)
企业固定效应	是
年份固定效应	是
观测值	9 685
R^2	0.696

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平；括号内为稳健标准误；TFPop 表示以 OP 法测算的全要素生产率。

助，从而驱动企业关键核心技术突破；融资约束和行业竞争程度在人工智能应用与企业关键核心技术突破之间起到负向调节作用；异质性分析发现人工智能应用能同时驱动国有企业与非国有企业的关键核心技术突破，在中小企业和高新技术企业中人工智能发挥的作用更强；经济后果检验发现人工智能应用驱动的关键核心技术突破有助于推动企业高质量发展。

4.2　建议

各企业紧紧抓住人工智能技术所带来的机会，并利用这一技术来推动关键核心技术的重大突破。企业在开展相关工作时应该充分重视对人工智能技术和关键技术研究开发成果的评价和推广应用情况，及时将研究成果向企业管理层反馈并进行跟踪，从而不断提升其核心竞争力。企业的领导者应当主动迎接技术创新所带来的各种机遇，增加对人工智能的资金投入，推广其广泛应用。同时，建立健全人工智能技术风险防控体系，聚焦技术应用过程中可能引发的社会安全、数据安全等潜在风险，构建事前预警、事中管控、事后处置的全流程风险治理机制，防范技术应用带来的各类风险隐患。此外，企业应着力提升人工智能技术应用熟练度，优化信息处理效率，降低资源配置损耗，充分释放人工智能技术的应用效能。一方面，加快构建稳固、高效的人工智能基础设施与技术支撑平台，夯实技术应用的硬件与软件基础，最大化挖掘人工智能技术在核心技术突破中的潜在价值；另一方面，完善人工智能专业人才引育体系，通过市场化引才、内

部培育等多元路径,吸引并培养一批兼具人工智能技术与行业专业知识的复合型人才,为关键核心技术突破提供坚实的人才支撑。

构建“人才-资金-能力”三位一体的协同赋能体系。本研究的机制检验揭示,人工智能应用通过优化人力资本结构、获取政府研发补贴与增强动态能力三条路径驱动关键核心技术突破。在人力资本维度,政策重心应从学历导向转向人机协同能力导向,着力培养能深度嵌入研发流程的复合型工程技术人才,化解技术落地中有平台无人用的结构性矛盾。在此基础上,政府补助的配置逻辑也需重塑,将补贴从普惠性资助转变为融合导向的信号甄别工具,优先投向具备人才储备与数据基础设施的人工智能融合研发项目,形成人才集聚吸引研发补贴,补贴深化催生高端人才需求的正反馈闭环。最终目标落位于企业动态能力的根本重塑,借助揭榜挂帅、跨企业数据共享与仿真验证平台等政策杠杆,倒逼企业在技术攻关实战中磨炼对外部环境变动的感知力、对冗余资源的重构力及对跨组织知识网络的整合力,将人工智能的潜在技术优势转化为可持续的内生突破能力。

企业增强对市场的敏感度,并积极寻找多样化的融资途径。随着中国人工智能产业进入新阶段,企业也面临越来越多的政策挑战和市场竞争风险,这就要求企业必须积极调整商业模式和经营模式,以应对未来可能出现的不确定性。此外,竞争的压力会提高人工智能在关键核心技术创新上的推动力。随着人工智能应用领域不断扩展,企业还需进一步优化商业模式和产品结构,提高产品质量,以实现更好地服务客户的目的。因此,各企业在面对外部市场时,特别是在竞争尤为激烈的市场环境中,应当迅速洞察并预测外部市场的动态。企业加大对人工智能技术的投资,以便更快地适应市场的变化,并在技术领域取得领先地位。同时,寻找更多的融资途径,如吸引战略投资者、使用政府的专项基金或采用创新金融工具,这样可以有效地减轻资金的压力并确保技术研发活动的连续性。

为了满足多元主体的技术研发需求,制定具有差异性的政策措施。研究表明,在非高污染企业和高科技企业中,人工智能的应用对关键核心技术的突破产生更为明显的积极影响。对于高污染企业应加强技术创新投入与管理能力建设,加大研发力度,培育核心人才,为其开展人工智能相关业务奠定基础。

4.3 研究局限

本文也存在一定局限,主要体现在以下两个方面:一是核心进展度量指标。尽管采用专利数据评估企业关键核心技术进展具有客观性优势,但当前度量指标本身存在针对性不足的问题。未来研究有潜力开发更为多元化、精准化的指标体系。二是边界条件的探讨范围。研究主要聚焦于资源相关的情境因素,深化对该主题的理解,后续研究可拓展考察其他维度(如组织、制度、市场等)的情境因素,以构建更为丰富和立体的理论框架。

参考文献

[1] 胡旭博,原长弘. 关键核心技术:概念、特征与突破因素[J]. 科学学研究,2022,40(1):4-11.

[2] 陈劲,阳镇,朱子钦. “十四五”时期“卡脖子”技术的破解:识别框架、战略转向与突破路径[J]. 改革,2020(12):5-15.

[3] 姚海琳,吴浩天,王文强,等. 国家重点实验室与企业“卡脖子”技术创新——基于沪深 A 股上市公司的证据[J]. 华东经济管理,2023,37(10):1-12.

[4] 张治河,高中一,檀润华,等. 突破“卡脖子”技术的思维模式——基于 TRIZ 的设计[J]. 科研管理,2022,43(12):54-68.

[5] 朱雪忠,胡成. 中国工业软件创新:驱动机制与路径选择[J]. 中国软科学,2022(7):38-47.

[6] 吴超鹏,严泽浩. 政府基金引导与企业核心技术突破:机制与效应[J]. 经济研究,2023,58(6):137-154.

[7] 王昶,彭佳琪,何琪. 机会窗口何以触发关键核心技术创新突破?[J]. 科学学研究,2024,42(10):2191-2205.

[8] 李连翔,田志龙,杨玲,等. 后发企业如何在“卡脖子”技术领域构建自主创新能力?———一个设计仿真软件中小企业的纵向案例研究[J]. 管理世界,2024,40(8):1-24.

[9] 王钰莹,原长弘. 产学研融合管理策略与关键核心技术突破[J]. 科学学研究,2023,41(11):2027-2037.

[10] 孙雨洁,闫淑敏,江蕙伶,等. 动态资源管理视角下科技企业关键核心技术突破路径研究[J]. 科研管理,2024,45(7):90-100.

[11] 郑刚,莫康,朱国浩. 互补资产链接能力、吸收速度与核心技术突破[J]. 科研管理,2024,45(9):21-32.

[12] 宋立丰,区钰贤,王静,等. 基于重大科技工程的“卡脖子”技术突破机制研究[J]. 科学学研究,2022,40(11):1991-2000.

[13] 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.

[14] 聂兴凯,王稳华,裴璇. 企业数字化转型会影响会计信息可比性吗[J]. 会计研究,2022(5):17-39.

[15] 沈坤荣,乔刚,林剑威. 智能制造政策与中国企业高质量发展[J]. 数量经济技术经济研究,2024,41(2):5-25.

[16] 徐红丹,王玖河. 人工智能与制造企业新质生产力——

基于双重机器学习模型[J]. 软科学，2025，39(5)：26-33.
[17] 刘斌，潘彤. 人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究[J]. 数量经济技术经济研究，2020，37(10)：24-44.
[18] 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.
[19] 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.
[20] BABINA T，FEDYK A，HE A，et al. Artificial intelligence，firm growth and product innovation[J]. Journal of Financial Economics，2024，151：103745.
[21] 洪元元，王宁，刘晓康. 从技术引进到自主突破：人工智能对企业关键核心技术突破的影响研究[J]. 经济与管理研究，2026，47(4)：49-63.
[22] 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.
[23] 余江，陈凤，张越，等. 铸造强国重器：关键核心技术突破的规律探索与体系构建[J]. 中国科学院院刊，2019，34(3)：339-43.
[24] 葛爽，柳卸林. 我国关键核心技术组织方式与研发模式分析——基于创新生态系统的思考[J]. 科学学研究，2022，40(11)：2093-101.
[25] LOU B，WU L. AI on drugs：can artificial intelligence accelerate drug development? evidence from a large-scale examination of bio-pharma firms[J]. Management Information Systems Quarterly，2021，45(3)：1451-1482.
[26] 魏江，刘洋，应瑛，等. 人工智能技术创新与中国企业高质量发展：能力基础观视角[J]. 外国经济与管理，2025，47(9)：86-105.
[27] 孙中元，窦倩，楼旭明，等. 技术创新体系化能力助力关键核心技术突破的机制研究[J]. 科研管理，2024，45(5)：22-33.
[28] 李果，白云朴. 人工智能应用如果影响制造企业创新绩效[J]. 财经论丛，2024(12)：102-112.
[29] 荣奎桢，陆齐斌. 中国政府创新补助对双元创新绩效的影响研究[J]. 科研管理，2024. 45(3)：64-73.
[30] 陈艳霞，张鹏. 人工智能产业政策的创新促进效应——来自企业专利数据的证据[J]. 科学学研究，2025，43(1)：112-124.
[31] 连燕玲，叶文平，刘依琳. 行业竞争期望与组织战略背离——基于中国制造业上市公司的经验分析[J]. 管理世界，2019，35(8)：155-72.
[32] 林春培，王世泽，朱晓艳，等. 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] 冯堃，李显君，熊昱，等. 关键核心技术研究综述：概念、结构、突破路径与机制[J]. 科研管理，2023，44(12)：21-30.
[34] 唐荣，顾乃华. 竞争兼容性政策、制度环境差异与企业价值链升级[J]. 经济与管理研究，2021，42(2)：12-27.
[35] 茹慧超，邓峰，肖鸿波. 数字技术锁定对经济增长质量的影响[J]. 软科学，2025，39(9)46-55.
[36] HADLOCK C J，PIERCE J R. New evidence on measuring financial constraints：moving beyond the KZ index[J]. Review of Financial Studies，2010，23(5)：1909-1940.
[37] 彭红星，毛新述. 政府创新补贴、公司高管背景与研发投入——来自我国高科技行业的经验证据[J]. 财贸经济，2017，38(3)：147-161.

Research on the Impact of Artificial Intelligence on Breakthroughs in Key Core Technologies

RONG Kuizhen[1]，LU Qibin[2]

(1. School of Business，Henan University ofEngineering，Zhengzhou 451191，China；
2. School of Government Management，Beijing Normal University，Beijing 100875，China)

Abstract：In the context of the digital era，artificial intelligence (AI) has become a significant driving force affecting breakthroughs in key core technologies of Chinese enterprises. Selecting A-share listed enterprises from 2009 to 2023 as the research sample，the impact and mechanism of AI application on breakthroughs in Chinese enterprises' key core technologies was investigated. The findings are as follows. AI application significantly promotes breakthroughs in enterprises' key core technologies，a conclusion that holds after a series of robustness tests. Regarding the mechanism，AI application helps enterprises enhance dynamic capabilities，optimize human capital structure，and obtain government subsidies，thereby driving breakthroughs in key core technologies. Financing constraints and the degree of industry competition play negative moderating roles between AI application and breakthroughs in enterprises' key core technologies. Heterogeneity analysis reveals that AI application can drive breakthroughs in key core technologies for both state-owned and non-state-owned enterprises，but its effect is stronger for small and medium-sized enterprises and high-tech enterprises. Tests on economic consequences show that breakthroughs in key core technologies driven by AI application contribute to promoting high-quality enterprise development. The research conclusions help deepen the understanding of the internal mechanism through which AI application drives breakthroughs in key core technologies in Chinese enterprises，providing theoretical reference for the government to formulate innovation and breakthrough development policies for enterprises.

Keywords：AI application；breakthrough in key core technologies；dynamic capabilities；human capital；government subsidy