人工智能应用对企业关键技术核心技术突破的影响

——基于战略性新兴产业上市企业的经验证据

任恬恬，戚 湧

（南京理工大学知识产权学院，南京 210094）

摘要：关键核心技术是国之重器，对推动我国经济高质量发展、保障国家安全都具有十分重要的意义。人工智能作为一项颠覆性技术，正在深刻改变人类社会的生产生活方式。本文基于资源基础理论和动态能力理论，分析人工智能技术应用对企业关键核心技术突破的影响作用，以及动态能力的中介作用，并聚焦战略性新兴产业，研究不同战略性新兴产业间的异质性。研究发现：人工智能应用能显著促进战略新兴产业企业关键核心技术突破，创新能力和吸收能力发挥了中介作用，而适应能力没有发挥中介作用。异质性分析发现人工智能应用对企业关键核心技术突破的促进作用在新一代信息技术产业与高端装备制造产业更为显著。

关键词：人工智能应用；关键核心技术突破；战略性新兴产业；动态能力；资源基础理论

中图分类号：F272 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)06－0236－13

关键核心技术作为国之重器，对驱动中国经济高质量发展、筑牢国家安全屏障具有不可替代的战略意义[1]。与此同时，战略新兴产业已成为推动各国经济增长与社会进步的关键力量。瞄准战略新兴产业体系中的关键核心技术突破，关系到发展的主动权，为科技自立自强注入强大动力。然而，企业在进行关键核心技术突破时始终面临技术复杂性高、攻关周期长、研发投入高等突破难点[2]，存在“突破瓶颈”，从而陷入“突破窘境”和“突破困境”。

在这一背景下，涌现出以人工智能为代表的新型数字技术等一批颠覆性技术，逐步成为促进关键核心技术攻关、助力战略新兴产业高效成长、推动科技进步的“源头活水”[3]，深刻改变人类社会的生产生活方式。人工智能技术的应用建立起科技成果转化的快速通道[4]。通过技术创新与产业应用的有机联动[5]，逐步孕育具有时代特征的产业形态和商业模式，成为新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量[6-7]。在人工智能技术深度渗透企业运营各环节的当下，动态能力作为企业适应技术革新的关键要素，通过持续的资源整合与战略重构，推动企业在技术应用实践中实现创新突破。

现有对关键核心技术突破的影响因子研究中，从宏观上来看涉及政府引导基金[8]、机会窗口[9]、知识重组[10]等驱动因素，从微观来看包括商业模式创新[11]、产学研融合质量[12]、创新体系化能力[13]等。在现有人工智能技术对企业创新的研究重点聚焦在人工智能如何影响研发投入[14]、信息处理能力[15]、知识产生方式[16]、产品与工艺创新[17]等维度。总体而言，现有研究对企业关键核心技术突破的成因已有一定研究，但对于人工智能在其中的作用却鲜有关注，同时，将人工智能技术作为一个整体，并未具体拆分人工智能技术内部的技术类型。虽然有越来越多的对于人工智能对企业创新的影响研究，包括提高企业生产效率、赋能企业研发进程增强企业信息处理能力等，但对于人工智能应用对企业关键核心技术突破影响的路径却缺乏实证分析。

鉴于此，本文以战略新兴产业为背景，聚焦人工智能技术应用对关键核心技术突破的影响，深入剖析动态能力在其中所起的中介作用。通过理论分析和实证分析方法，旨在揭示三者之间的内在联系与作用机制。因此，人工智能能否促进关键核心技术突破？人工智能应用对企业关键核心技术突破的作用机制是什么？是通过创新催化，通过吸收加速，还是通过适应稳定？这些问题成为理论与产

收稿日期：2025-09-01

基金项目：国家社会科学基金重点项目(23AZD038)

作者简介：任恬恬(2000—)，女，河南新乡人，硕士研究生，研究方向为创新管理、战略新兴产业；通信作者戚湧(1970—)，男，江苏泰州人，博士，教授，博士研究生导师，研究方向为创新管理、知识产权管理。

业界共同关注的议题。

本文的边际效应贡献在于:①弥补关于人工智能影响企业关键核心技术突破机理研究的不足,结合资源基础理论和动态能力理论,从战略维度与技术维度出发,分析人工智能如何助力企业实现关键核心技术的突破;②剖析人工智能技术影响企业关键核心技术突破机制,深入探究动态能力在其中所发挥的中介作用;③拓展在战略性新兴产业背景的研究视角,不同产业特征所导致的人工智能赋能效果的异质性;④细化人工智能技术的内涵,将其划分为感知与交互技术、分析与决策技术、专用硬件与系统技术三类应用形式。

1 文献综述与研究假设

1.1 人工智能应用与关键核心技术突破

资源基础理论(resource-based theory, RBT)由 Penrose[18]提出,强调企业内部资源的独特性是推动其绩效表现与构建持续竞争优势的核心因素;Barney[19]进一步阐述,当企业手握有价值、稀缺、难以模仿且无可替代的资源时,就拥有了构建长期竞争优势的潜在能力。RBT 建立在两个基本假设之上:①资源异质性(resource heterogeneity),即不同企业拥有差异化资源,这种资源配置的差异将直接影响其在特定业务活动中的表现;②资源不完全可转移性(resource immobility),即某些关键资源由于其专属性、路径依赖性或因果不明性,难以在企业之间自由流动,从而使竞争优势具有可持续性。

在该理论视域下,关键核心技术通常具有“高门槛、高复杂度、强依赖”的特征,既受到外部封锁制约,也受到内部资源禀赋与组织能力的限制,面对这一现实挑战,人工智能技术的多维度应用正为其突破提供了新的路径。

整体来看,人工智能作为通用技术,凭借高效信息处理与认知扩展功能,为关键核心技术的自主创新突破提供有效支撑。从战略维度来看,关键核心技术通常掌握在少数领先企业或国家手中,并因技术封锁与制度壁垒而难以通过常规渠道实现获取,形成“技术卡脖子”[20]问题。人工智能技术的应用,可有效拓展研发主体在知识搜索与信息整合方面的边界,尤其在跨领域知识融合场景中,人工智能技术能够高效整合异质知识资源,降低知识获取成本,进而为突破关键核心技术提供丰富的认知支持与知识储备[21]。从技术维度来看,关键核心技术呈现体系化复杂结构,其技术架构包含多个关键技术分支,这些子技术通常跨越不同学科领域。各子技术之间存在强耦合关系,形成技术依赖网络[1]。这种技术特性要求构建跨主体协同机制,需要整合产业链上下游企业、科研机构、高校及政府部门等创新主体[22]。在产学研联合攻关过程中,人工智能技术可以提升各方的信任水平[23]。人工智能技术构建了系统化的知识管理体系,既促进新知识的产生,又加快技术知识在企业内部的传递、共享和应用[24]。

从功能视角出发,Orynbay 等[25]将人工智能技术的应用划分为三大层级,即感知与交互、分析与决策,以及专用硬件与系统。这三类功能不仅构成人工智能系统的基本结构,也在关键核心技术突破过程中展现出增效作用。感知与交互层包括语音识别、自然语言处理(NLP)和计算机视觉等,用于实现人机之间的信息输入输出与语义交互。大语言模型支持多模态输入,广泛用于对话生成和语义理解,有效推动跨语言、跨专业的知识获取与共享[26]。分析与决策层涵盖机器学习、推理算法和知识图谱,借助大语言模型的上下文理解能力,可对多源异构数据建模、预测,并辅助企业制定技术演进策略,这类系统能识别因果关系、技术耦合及路径优化,在系统化复杂技术体系中提升创新科学性与前瞻性[27]。专用硬件与系统层支撑人工智能的运行效率与部署能力,涵盖人工智能芯片、推理加速器和边缘计算平台,在面对大模型对算力的高需求时,该层的基础设施直接决定人工智能系统在复杂工业场景的可行性,构建技术壁垒与持续竞争优势[28]。综上所述,提出如下假设。

H1:人工智能技术应用对企业关键核心技术突破具有显著正向影响;

H1a:感知与交互技术应用对企业关键核心技术突破具有显著正向影响;

H1b:分析与决策技术应用对企业关键核心技术突破具有显著正向影响;

H1c:专用硬件与系统应用对企业关键核心技术突破具有显著正向影响。

1.2 动态能力的中介作用

作为资源基础理论的重要延伸,动态能力理论聚焦企业在动态环境下整合、重构内外部资源以获取竞争优势的核心能力。Winter[29]将动态能力定义为企业特有的无形资产,其价值在于能够协调组织对资源进行持续重组,形成具备价值性、稀缺性、难以模仿与不可替代性的资源组合,进而驱动组织战略的迭代更新。Wang 和 Ahmed[30]进一步将动态能力解构为吸收、适应与创新三个核心维度:吸收能力强调企业依托现有知识体系,识别外部信息

价值并实现知识转化应用的能力;适应能力体现为企业捕捉市场机遇、快速调整资源配置的敏捷性;创新能力则关注企业在产品研发与市场开拓领域的资源储备与实践能力。在关键核心技术突破中,动态能力帮助企业整合多学科知识,吸收和转化外部技术信息,快速调整资源配置以适应技术变革,进而产生在关键核心领域的技术突破。

根据动态能力理论,创新能力有助于构建技术转化路径。李玉花等[31]通过整合多学科知识、运用系统化的创新方法,将基础研究成果逐步转化为可应用的核心技术,这种转化能力直接影响关键技术的成熟度。

企业创新能力表现为整合外部吸收数据与内部自有数据的能力,这种能力通过渐进式创新或颠覆式创新实现。人工智能技术的应用可以驱动的企业内部创新方式有两类,第一类为渐进式创新,基于人工智能技术的智能化处理开展技术改良[32],使成熟技术体系沿既定轨迹实现模式优化,或对产品性能与生产工艺完成微小改进,这种创新支撑企业短期发展;第二类为突破式创新,企业通过知识重构和人工智能智能化的不断迭代打破原有技术路径依赖,新技术体系实现根本性突破。人工智能技术推进这两种创新方式协同,形成一种分布式创新模式体系。据此,提出如下假设。

H2a:创新能力在人工智能技术应用影响关键核心技术突破的过程中发挥中介作用。

企业吸收能力体现为将外部信息转化为内部知识并实现应用的核心能力。人工智能凭借强大的大数据处理和知识整合功能,与企业业务深度融合后,借助人机协同技术革新信息传递模式。张树满等[33]表明,该技术有效打破部门间信息孤岛,构建起数据集成共享体系,显著拓宽企业外部资源获取渠道。企业外部资源获取渠道因此得到扩展。人工智能同时提升信息处理效率。数据采集与分析速度加快促进知识传播。组织学习效率提升强化企业信息处理能力。吸收能力理论揭示人力资本的关键作用[34]。外部知识为企业创新提供双重价值,不仅能补充现有知识储备,增强环境感知能力,还为企业注入创新思维要素[35]。企业获取外部知识后,完成知识内化与转化,这个过程优化研发流程结构,创新模式与价值创造路径得到重塑,进而促进关键核心技术突破。综上,提出如下假设。

H2b:吸收能力在人工智能技术应用影响关键核心技术突破的过程中发挥中介作用。

人工智能技术的应用能够扩大企业信息的搜寻和获取渠道,实时监控行业发展新动态,提高对前沿技术动态和市场机会的洞察力[36]。人工智能技术的深度融合,显著增强了制造企业生产运营系统的智能分析与决策效能,促使制造企业构建起具备自我感知、自主执行与智能决策功能的闭环管理体系,进而推动生产运营模式向智能化、高效化方向转型升级。企业的适应能力越强,就越能感知全球范围内的技术动态,适应外部环境的激烈竞争,并有效应对面临的机遇和威胁。适应能力的提高还能使企业在整合、配置和协调内外部知识资源方面更具效率,并进一步促进人工智能技术与企业内部组织管理、创新方式、资源配置方式和生产流程的有效适配[37]。综上,提出如下假设。

H2c:适应能力在人工智能技术应用影响关键核心技术突破的过程中发挥中介作用。

本文的研究假设框架如图1所示。

2 研究设计

2.1 样本选择与数据来源

参考王欢芳等[37]、孙理军等[38]的研究方法,选取中国战略性新兴产业综合指数所列的战略性新兴产业上市公司作为研究对象。战略性新兴产业产业处于科技发展的前沿,具有较高的技术含量和创新性,是新技术、新产品、新模式的集中体现,人工智能作为前沿技术之一,在战略性新兴产业中有着广泛的应用场景和深度融合的潜力。

选取A股六类战略性新兴产业上市公司作为样本,具体包括新一代信息技术、高端装备制造、新材料、生物医药、新能源及节能环保领域。为确保数据的有效性和一致性,对样本进行以下处理:剔除关键指标缺失严重的样本;删除样本期内被ST、*ST、PT处理的企业。最终,共获得1 830家企业的11 295个观测值,数据的时间跨度为2014—2023年。

相关数据来源于国泰安数据库(CSMAR),专利数据来自中国研究数据服务平台(Chinese Research Data Services Platform,CNRDS),人工智能应用数据通过对企业年报进行关键词文本分析获取。

2.2 变量测度

2.2.1 因变量

因变量是企业的关键核心技术突破(kctb),根据杨壮等[39]的方法,采用发明授权专利被引次数测度技术突破水平。孙晓华等[40]指出该指标存在时间维度与行业异质性问题,因此对原始数据进行了修正。具体做法是选取2014—2023年的上市公司

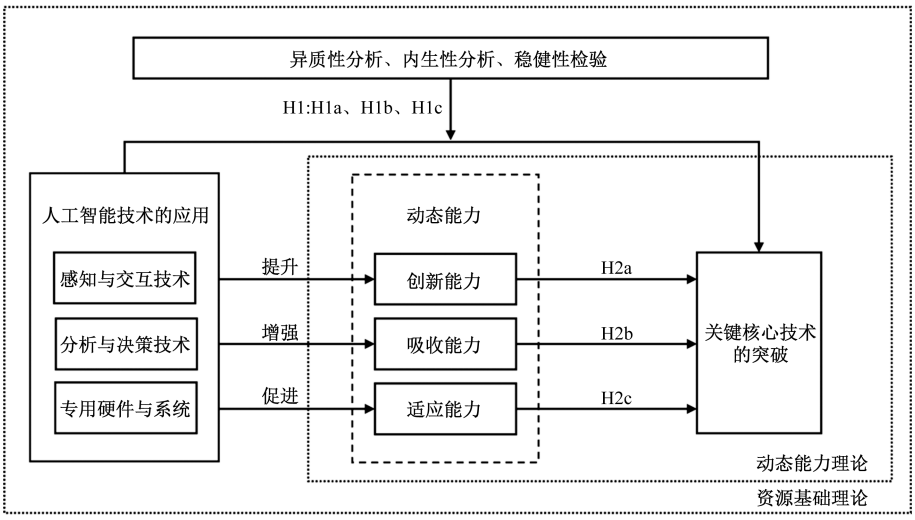


图 1　研究假设框架

发明授权专利数据,对每项专利的累计被引次数进行调整[41]。修正后的累计被引次数计算方法为

$$KCTB = \ln(\text{修正后的累计被引次数}+1) = \ln\frac{\text{原始累计被引次数}}{\text{该专利所在产业在同一年度内所有授权专利的平均被引发次数}}+1 \quad (1)$$

2.2.2　自变量

人工智能(AI)技术应用(lnAI),参考李玉花等[31]的做法,通过机器学习方法生成四类 AI 技术的词典,并基于此构建 AI 技术应用水平。生成 AI 词典的步骤包括:首先,将企业年报进行预处理,为了克服中文文本分析中的新词和歧义词识别难题,将 AI 专有名词词典加入 Jieba 分词模块,使用 Jieba 库进行分词处理。其次,根据 AI 技术的分类,参考艾瑞咨询发布的《中国人工智能产业研究报告(V)》和德勤咨询的《中国与全球企业人工智能应用现状调研(2020)》等,以及国际货币基金组织(IMF)提供的 AI 词汇表,将种子词设置为"机器学习""自然语言处理""计算机视觉"和"知识表示"。再次,参考姚加权等[7]的做法,采用 Word2vec 技术,使用 Skip-gram 模型,利用维基百科和随机抽取的 20% 上市企业数据作为语料进行训练。通过计算种子词与输出词之间的余弦相似度,找到与每个种子词语义最相似的 10 个词。然后,去除重复的词汇和与 AI 技术分类不相关的词汇,同时添加具有相似或相同语义的词汇,最终构建一个专门用于分析 AI 技术应用的词汇库。最后,通过文本分析,计算上市企业年报中不同 AI 技术关键词的数量,使用加 1 取对数的方法来衡量 AI 技术的应用水平。

根据 Orynbay 等[25],将 AI 技术的应用分为三类,分别是感知与交互技术应用(lngz)、分析与决策技术应用(lnfx)、专用硬件与系统技术应用(lnyj)。关键词如表 1 所示。

表 1　人工智能技术应用关键词

一级指标	二级指标	关键词
人工智能技术的应用	感知与互交技术应用	计算机视觉、图像识别、声纹识别、人脸识别、智能传感器、智能搜索、机器翻译、问答系统、智能体等
	分析与决策技术应用	人工智能、知识图谱、商业智能、智能养老、支持向量机(SVM)、长短期记忆(LSTM)、大数据运营、智能监管、智能投顾、大数据处理、神经网络等
	专用硬件与系统技术应用	物联网、AI 产品、智能芯片、大数据平台、智能计算、分布式计算等

2.2.3　中介变量

以赵丽和胡植尧[42]、杨林等[43]的方法为基础,构建面板数据,从创新能力、吸收能力、适应能力三个维度对企业动态能力进行量化分析。

在创新能力(inno)测度方面,整合样本企业年度研发投入强度与技术人员占比两项指标构建综合评价体系。具体操作时,先对原始数据进行标准化处理,消除量纲差异,再通过加总计算得出综合值,分子分母的差值运算实现了数据归一化,确保不同量级指标可加性。具体公式为

$$inno = \frac{X_{RD}-\min_{RD}}{\max X_{RD}-\min X_{RD}}+\frac{X_{IT}-\min X_{IT}}{\max X_{IT}-\min X_{IT}} \quad (2)$$

关于吸收能力(absorb),直接采用企业研发支出强度作为核心指标,研发支出强度越高,表示企

业的吸收能力越强，借鉴焦豪等[44]的研究思路，研发支出强度的具体公式为

$$\text{absorb} = \text{研发支出强度} = \frac{\text{本公司年度研发支出}}{\text{本公司年度营业收入}} \tag{3}$$

对于适应能力(adapt)，评估采用研发支出强度、资本支出强度、广告支出强度三项指标的调整变异系数。考虑到变异系数与适应能力存在反向关系，通过取负运算实现指标正向化，具体公式为

$$\text{adapt} = -\frac{\sigma}{\text{mean}} \tag{4}$$

式中：σ 为上述三个指标的标准差；mean 为三个指标的均值；adapt 值越大，企业的适应能力越强。

2.2.4　控制变量

根据安琪等[45]、Zhou 等[46]的做法，选取以下控制变量：企业规模(Size)，以企业期末总资产额的自然对数表示；企业年限(Age)，即观察年份与上市年份的差值；资产负债率(Lev)，即负债总额与资产总额的比值；资产收益率(ROA)，通过净利润与平均资产总额之比来表示，其中平均资产总额为期末资产总额的平均值；股权集中度(Top1)，即第一大股东持股比例。

2.3　模型设定与实证策略

为检验人工智能应用与企业关键核心技术突破之间的关系及动态能力的中介作用，设定回归模型如下。

$$\text{kctb}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{lnAI}_{it} + \text{Controls}_{it} + \text{Year} + \text{Industry} + \varepsilon_{it} \tag{5}$$

$$\text{DC}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{lnAI}_{it} + \text{Controls}_{it} + \text{Year} + \text{Industry} + \varepsilon_{it} \tag{6}$$

$$\text{kctb}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{lnAI}_{it} + \beta_2 \Delta C_{it} + \text{Controls}_{it} + \text{Year} + \text{Industry} + \varepsilon_{it} \tag{7}$$

式中：kctb 为关键核心技术突破(key core technology breakthrough)；lnAI 为人工智能应用；DC 为动态能力；i 为企业；t 为时间；β 为回归系数；Controls 为控制变量；Year 为年份固定效应；Industry 为行业固定效应；ε 为误差项。回归分析采用固定效应模型，以有效控制企业在时间变化和行业特征方面的差异，确保回归结果的准确性。

3　实证分析

3.1　描述性统计及相关性分析

通过 Stata18 软件对研究变量进行描述性统计分析(表 2)和相关性检验(表 3)。方差膨胀因子(VIF)的均值为 2.12，且各自变量的 VIF 均远低于临界值 10(表 4)。因此，解释变量和控制变量之间的多重共线性较弱，未出现严重的多重共线性问题。

表 2　主要变量的描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
Age	11 295	9.281	7.199	1.000	34.000
Size	11 295	22.109	1.194	19.312	27.638
Lev	11 295	0.362	0.185	0.014	1.223
Roa	11 295	0.040	0.073	−1.199	0.759
Roe	11 295	0.054	0.174	−5.801	0.820
Top1	11 295	29.971	13.547	1.840	84.730
inno	11 295	0.629	0.403	0.000	2.000
absorb	11 295	0.083	0.068	0.000	0.310
adapt	11 295	−1.027	0.278	−1.732	−0.013
kctb	11 295	0.727	0.759	0.000	14.366
lnAI	11 295	1.590	1.502	0.000	6.497

表 3　主要变量的相关性分析

变量	kctb	lnAI	inno	absorb	adapt	Age	Size	Lev	Roa	Top1
kctb	1.000									
lnAI	−0.050* (0.000)	1.000								
inno	−0.024* (0.011)	0.559* (0.000)	1.000							
absorb	−0.063* (0.000)	0.383* (0.000)	0.854* (0.000)	1.000						
adapt	0.024* (0.011)	−0.051* (0.000)	−0.010 (0.284)	0.069* (0.000)	1.000					
Age	0.005 (0.609)	−0.087* (0.000)	−0.168* (0.000)	−0.223* (0.000)	0.036* (0.000)	1.000				
Size	0.035* (0.000)	−0.041* (0.000)	−0.167* (0.000)	−0.193* (0.000)	0.000 (0.966)	0.515* (0.000)	1.000			
Lev	0.027* (0.004)	−0.055* (0.000)	−0.254* (0.000)	−0.313* (0.000)	−0.073* (0.000)	0.320* (0.000)	0.476* (0.000)	1.000		
Roa	0.069* (0.000)	−0.091* (0.000)	−0.130* (0.000)	−0.169* (0.000)	0.049* (0.000)	−0.088* (0.000)	0.028* (0.003)	−0.290* (0.000)	1.000	
Top1	0.030* (0.002)	−0.149* (0.000)	−0.160* (0.000)	−0.149* (0.000)	0.009 (0.313)	−0.072* (0.000)	0.077* (0.000)	0.011 (0.235)	0.143* (0.000)	1.000

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

表 4　主要变量的方差膨胀因子

变量	VIF	1/VIF
inno	4.94	0.202 589
absorb	4.36	0.229 306
Size	1.71	0.583 440
Lev	1.67	0.598 966
lnAI	1.55	0.643 945
Age	1.47	0.680 147
Roa	1.27	0.784 347
Top1	1.07	0.932 038
adapt	1.03	0.966 357
VIF 均值	2.12	

3.2　基准回归结果

基于计量模型(1),通过引入行业与年份固定效应,结合稳健标准误差估计方法,系统考察人工智能应用对关键核心技术突破的影响。具体估计结果如表 5 所示,列(1)呈现了未纳入自变量的回归结果,列(2)展示了完整模型设定下的回归结果。从列(2)可知,核心解释变量人工智能技术应用(lnAI)的估计系数为正,且在 1%的显著性水平下通过检验。这一结果表明,人工智能应用与企业关键核心技术突破间存在显著正向影响,验证了 H1。

为进一步分析人工智能技术对关键核心技术突破的具体影响,将人工智能技术分为感知与交互技术应用(lngz)、分析与决策技术应用(lnfx)、专用硬件与系统技术应用(lnyj)。研究表明,三种技术应用的估计系数均为正,并且在 1%的统计显著性水平下具有显著性,均对企业关键核心技术突破具有显著正向影响,H1a、H1b、H1c 成立。其中,分析与决策技术应用的影响系数最高,表明其在促进企业识别关键问题、优化研发路径和提升技术创新效率方面作用最为显著;感知与交互技术应用次之,通过提升数据获取与处理能力,为企业技术进步提供了信息支持;专用硬件与系统技术应用虽然系数相对较小,但作为 AI 运行的基础设施。

3.3　中介效应

基于中介效应分析框架,系统检验人工智能应用(lnAI)影响企业关键核心技术突破(kctb)的作用机制。如表 6 所示,基准回归[模型(1)]显示人工智能应用对关键核心技术突破具有显著正向影响(β=0.068,P<0.01),验证了总效应存在。在机制检验中,创新能力(inno)与吸收能力(absorb)展现出显著的中介传导作用:人工智能应用通过提升企业创新能力[模型(2),β=0.026,P<0.01]间接促进关键核心技术突破[模型(3),β=0.182,P<0.01];同时通过增强吸收能力[模型(4),β=0.004,P<0.01]

表 5　基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
lnAI		0.068***			
		(9.895)			
lngz			0.065***		
			(6.996)		
lnfx				0.071***	
				(10.049)	
lnyj					0.031***
					(2.807)
Age	−0.003***	−0.003**	−0.003**	−0.003**	−0.003**
	(−2.804)	(−2.458)	(−2.541)	(−2.315)	(−2.536)
Size	0.068***	0.063***	0.066***	0.062***	0.067***
	(6.314)	(5.712)	(6.067)	(5.642)	(6.327)
Lev	−0.106*	−0.096	−0.091	−0.080	−0.102*
	(−1.764)	(−1.579)	(−1.498)	(−1.315)	(−1.714)
Roa	0.170*	0.231**	0.209**	0.250***	0.180**
	(1.863)	(2.495)	(2.267)	(2.698)	(1.977)
Top1	−0.002***	−0.002**	−0.002***	−0.002**	−0.002***
	(−2.944)	(−2.360)	(−2.650)	(−2.499)	(−2.850)
常数项	0.090	0.030	0.081	0.116	0.080
	(0.430)	(0.141)	(0.385)	(0.543)	(0.380)
时间固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	11 295	11 295	11 295	11 295	11 295
R^2	0.327	0.336	0.319	0.318	0.320

注:*、**、*** 分别表示 10%、5%、1%的显著性水平;括号内为 t 值。

实现关键核心技术突破[模型(5),β=0.913,P<0.01]。然而,适应能力(adapt)的中介路径未通过显著性检验[模型(6)和模型(7),P>0.1]。因此 H2a、H2b 成立,H2c 不成立。

综上可得,在战略新兴产业中,人工智能技术应用对企业关键技术突破的效能被产业政策、算力基建与数据要素协同放大;而适应能力因与核心技术积累的弱关联性,尚未成为有效中介。人工智能技术应用通过自动化重复任务释放研发资源、辅助生成新设计/工艺,以及数据驱动识别技术机会,显著提升了企业的创新能力,这成为 AI 推动核心技术开发与突破的关键桥梁。人工智能技术应用通过高效处理海量外部信息、利用知识图谱和文本挖掘等工具筛选整合有价值知识以及促进协同创新机制,显著增强了企业的吸收能力,使其能更有效地将外部知识转化为自身技术能力,从而支持技术突破。尽管人工智能技术应用理论上可以提升企业对外部环境变化的适应能力,但这种能力核心技术突破本身关联性不强;实证数据也表明,人工智能技术应用并未显著增强企业的适应能力,这可能是由于当前人工智能技术应用主要聚焦于生产和研发场景。

表 6　中介效应结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	kctb	inno	kctb	absorb	kctb	adapt	kctb
lnai	0.068***	0.026***	0.048***	0.004***	0.058***	0.000	0.068***
	(9.895)	(8.366)	(6.552)	(6.920)	(8.407)	(0.090)	(9.819)
inno			0.182***				
			(7.280)				
absorb					0.913***		
					(6.132)		
adapt							0.028
							(0.858)
Age	−0.003**	−0.006***	−0.002*	−0.002***	−0.002	0.001	−0.003**
	(−2.458)	(−5.339)	(−1.798)	(−7.828)	(−1.248)	(0.611)	(−2.459)
Size	0.063***	0.008	0.061***	−0.000	0.059***	0.012*	0.063***
	(5.712)	(1.107)	(5.578)	(−0.143)	(5.321)	(1.917)	(5.699)
Lev	−0.096	−0.232***	−0.009	−0.057***	0.007	−0.052*	−0.094
	(−1.579)	(−8.327)	(−0.142)	(−8.731)	(0.112)	(−1.955)	(−1.542)
Roa	0.231**	−0.586***	0.381***	−0.168***	0.432***	−0.026	0.229**
	(2.495)	(−13.070)	(4.202)	(−14.040)	(4.574)	(−0.600)	(2.478)
Top1	−0.002**	−0.001*	−0.001*	−0.000	−0.001*	0.000	−0.002**
	(−2.360)	(−1.649)	(−1.868)	(−1.415)	(−1.857)	(0.173)	(−2.363)
常数项	0.030	0.658***	−0.080	0.127***	−0.008	−1.296***	0.064
	(0.141)	(4.563)	(−0.385)	(4.271)	(−0.037)	(−10.189)	(0.304)
时间固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	11 295	11 295	11 295	11 295	11 295	11 295	11 295
R^2	0.319	0.379	0.342	0.322	0.341	0.137	0.336

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平；括号内为 t 值。

3.4　异质性

通过产业异质性分析揭示了人工智能应用(lnAI)对关键核心技术突破(kctb)影响的显著行业差异(表 7)。结果显示，在新一代信息技术产业[模型(1)，$\beta=0.081$，$P<0.01$]与高端装备制造产业[模型(2)，$\beta=0.058$，$P<0.01$]中，人工智能技术应用对关键核心技术突破具有显著促进作用；在新能源产业[模型(3)，$\beta=0.075$，$P>0.1$]、新材料产业[模型(4)，$\beta=0.029$，$P>0.1$]、生物产业[模型(5)，$\beta=0.025$，$P>0.1$]中，人工智能技术应用对关键核心技术突破有正向影响，但是结果不显著；在节能环保产业[模型(6)，$\beta=-0.055$，$P>0.1$]中，人工智能技术对关键核心技术突破有负向影响，且未通过显著性检验。

究其原因，新一代信息技术产业本身技术积累丰富，与人工智能技术高度兼容同时拥有海量的数据资源，可为人工智能技术的应用提供充足的数据支持，进而带动关键核心技术的突破；人工智能技术作为先进的生产工具，能够帮助高端装备制造产业中的产业实现智能化生产和管理，实现制造过程的智能调控，进而为关键核心技术创新突破提供数据支撑与技术路径；新能源产业其核心技术主要集中在能源的转化和存储等方面，与人工智能技术的关联度相对较低，人工智能在这些领域的应用场景和作用有限，因此对其关键核心技术突破的促进作用不显著；新材料产业和生物产业的研发通常需要较长的周期，人工智能技术在该领域的应用还处于起步阶段，尚未形成成熟 AI for Science 研发模式，因此对关键核心技术突破的促进作用暂不显著；节能环保技术的多样性和复杂性使得人工智能技术在该产业中的适用性受到一定影响，不同节能环保技术对人工智能技术的需求和应用场景存在差异，需要针对具体技术进行定制化开发和应用，这增加了技术研发的难度和成本，导致人工智能技术在节能环保产业中的应用效果不明显。

3.5　内生性

为应对反向因果引发的内生性偏差，采用工具变量两阶段最小二乘法(IV-2SLS)。在工具变量选取方面，基于现有文献的方法论框架，选择同期同产业其他企业人工智能应用水平的均值(OtherAI)作为工具变量。该变量的合理性在于：产业层面 AI 应用程度会显著影响企业对 AI 技术的重视程度，但不会直接作用于单个企业的关键技术突破(kctb)。表 8 模型(1)和模型(2)报告了两阶段回归结果：模型(1)显

表 7　异质性分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	kctb	kctb	kctb	kctb	kctb	kctb
lnAI	0.081***	0.059***	0.075	0.029	0.025	−0.055
	(13.72)	(7.46)	(1.49)	(1.20)	(0.82)	(−1.23)
Age	0.003**	−0.004***	0.006	−0.008***	−0.012***	−0.000
	(2.08)	(−2.79)	(0.98)	(−3.39)	(−5.02)	(−0.06)
Size	0.029***	0.073***	−0.007	0.041**	0.162***	0.125***
	(3.36)	(6.32)	(−0.12)	(2.56)	(6.14)	(3.49)
Lev	−0.041	−0.144*	0.218	0.211*	−0.178	0.043
	(−0.79)	(−1.81)	(0.65)	(1.71)	(−1.35)	(0.43)
Roa	0.209**	0.149	−0.151	1.249***	0.393**	0.478
	(2.16)	(1.01)	(−0.15)	(3.11)	(2.05)	(0.83)
Top1	−0.002**	−0.002***	0.010**	0.001	−0.005***	−0.003
	(−2.42)	(−3.35)	(2.33)	(1.23)	(−3.85)	(−1.08)
常数项	−0.130	−0.772***	0.191	−0.199	−2.630***	−2.288***
	(−0.75)	(−3.56)	(0.20)	(−0.62)	(−5.00)	(−2.95)
时间固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	4 624	3 477	148	1 628	1 379	37
R^2	0.378	0.363	0.347	0.333	0.230	0.940

注:*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平;括号内为 t 值。

表 8　内生性分析结果

变量	两阶段最小二乘法		倾向性得分匹配法		
	第一阶段	第二阶段	一对一匹配	半径匹配	核匹配
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	lnai	kctb	kctb	kctb	kctb
OtherAI	−174.857***				
	(−9.430)				
lnAI		0.058***	0.068***	0.068***	0.068***
		(7.418)	(6.12)	(9.89)	(9.89)
Age	−0.008***	−0.003***	−0.006***	−0.003**	−0.003**
	(−4.768)	(−3.714)	(−2.97)	(−2.45)	(−2.46)
Size	0.066***	0.064***	0.098***	0.063***	0.063***
	(6.192)	(10.250)	(5.09)	(5.71)	(5.71)
Lev	−0.198***	−0.098**	−0.148	−0.096	−0.096
	(−2.898)	(−2.461)	(−1.34)	(−1.58)	(−1.58)
Roa	−0.805***	0.223***	0.330*	0.231**	0.231**
	(−5.239)	(2.864)	(1.77)	(2.43)	(2.50)
Top1	−0.005***	−0.002***	−0.002**	−0.002**	−0.002**
	(−7.365)	(−3.738)	(−2.04)	(−2.36)	(−2.36)
常数项	471.088***	0.035	−1.283***	−0.682***	−0.683***
	(9.446)	(0.277)	(−3.47)	(−3.22)	(−3.23)
观测值	11 295	11 295	11 289	11 293	11 295
R^2	0.508	0.336	0.315	0.336	0.336
F	688.219	343.066			
Kleibergen-Paaprk	518.50				
LMStatistic	[0.000]				
Kleibergen-Paaprk	88.92				
WaldFStatistic	[16.38]				

注:*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平;括号内为 t 值;方括号内为 P 值。

示工具变量对人工智能应用(lnAI)存在显著负向影响($\beta=-174.857$, $P<0.01$),满足相关性要求;不可识别检验(LM=518.50,$P<0.01$)与弱工具变量检验(Wald $F=88.92>16.38$)均通过,验证了工具变量有效性。模型(2)第二阶段结果表明,AI 应用对关键技术突破仍具显著正向作用($\beta=0.058$,$P<0.01$)。

针对可能存在的样本选择偏误,进一步采用倾向性得分匹配法(PSM)检验。具体步骤如下:依据企业是否应用人工智能技术划分为实验组(Treat)和控制组(Control),设置 0～1 哑变量;通过 Logit

回归计算分组变量的倾向性得分；采用一对一匹配、半径匹配和核匹配三种方式对样本进行匹配，并重新回归。表 3 中模型(3)～模型(5)展示了回归结果。在三种匹配方式下，人工智能应用(lnAI)对关键核心技术突破(kctb)的系数均为 0.068，且显著性水平为 $P<0.01$，表明人工智能应用对关键核心技术突破的正向影响在考虑样本选择偏误后依然稳健。

通过工具变量两阶段最小二乘法和倾向性得分匹配法的双重检验，验证了人工智能应用对关键核心技术突破的显著正向影响，同时排除了内生性问题和样本选择偏误的干扰。

3.6　稳健性检验

在稳健性检验中，分别采用以下方法进行验证，结果均显著，进一步验证了研究结果的稳健性和可靠性，如表 9 所示，具体过程如下。

(1)针对自变量的替换，对解释变量的测度方式进行了调整。具体而言，模型(1)将企业人工智能技术应用程度减去所处行业人工智能应用的均值，以此剔除行业层面的共同影响，重新构建了人工智能技术应用的测度指标[47]。通过这种方法，进一步验证了人工智能技术应用对企业关键核心技术突破的影响。

(2)针对因变量的替换，参考郑世林等[48]的做法，对关键核心技术的测度方式进行调整。专利数据采集于中国国家知识产权局。依据国家制造强国建设战略委员会发布的《产业基础创新发展目录(2021 年)》，该目录列出了 21 个关键核心技术领域的 1 047 项技术。将这些关键技术关键词与国际专利分类号(IPC)五级代码专利描述进行匹配，提取关键核心技术领域专利对应的 IPC 代码，并加总得到企业年度关键核心技术领域专利申请数量，为避免零值问题，对专利总数加 1 后取自然对数，作为替换的因变量，结果如模型(2)所示。

(3)由于专利申请至授权之间存在时间差，这可能导致人工智能技术应用与关键核心技术突破之间存在一定的时滞。为了更准确地捕捉这种时滞效应，将人工智能技术应用进行滞后 1 期和滞后 2 期的处理，如模型(3)和模型(4)所示。这种处理方式能够更好地反映人工智能技术应用在关键核心技术突破过程中实际发挥作用的时间规律，避免因时间差导致的估计偏差。

(4)考虑到滞后效应，还对解释变量进行了替换。具体来说，由于人工智能技术应用对关键核心技突破新的影响可能需要超过 1 年的时间才能显现，因此，将人工智能技术应用变量分别进行滞后 1 期和滞后 2 期处理后，再作为解释变量纳入模型进行分析，如模型(5)和模型(6)所示。

表 9　稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	kctb	lnkctb	kctb	kctb	F. kctb	F2. kctb
lnAI		0.140***			0.061***	0.055***
		(6.92)			(8.704)	(7.538)
lnAI_mean	0.068***					
	(14.89)					
L. lnAI1			0.062***			
			(8.878)			
L2. lnAI1				0.056***		
				(7.796)		
Age	−0.004***	−0.007*	−0.003***	−0.003***	−0.003**	−0.003**
	(−4.72)	(−1.75)	(−2.828)	(−2.745)	(−2.517)	(−2.077)
Size	0.060***	0.629***	0.055***	0.053***	0.052***	0.047***
	(9.66)	(23.76)	(5.191)	(5.110)	(4.664)	(3.918)
Lev	−0.028	0.211	−0.072	−0.088	−0.104*	−0.120*
	(−0.70)	(1.62)	(−1.210)	(−1.485)	(−1.661)	(−1.818)
Roa	0.262***	0.366*	0.224**	0.223***	0.106	0.219**
	(3.38)	(1.78)	(2.566)	(2.791)	(1.220)	(2.368)
Top1	−0.002***	0.001	−0.001**	−0.002***	−0.001**	−0.001**
	(−3.70)	(0.60)	(−2.273)	(−2.670)	(−2.051)	(−2.214)
常数项	−0.511***	12.980***	0.119	0.090	0.190	0.232
	(−4.18)	(−23.62)	(0.585)	(0.451)	(0.894)	(1.034)
时间固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值	11 295	11 295	9 458	7 762	9 458	7 762
R^2	0.329	0.395	0.341	0.363	0.340	0.361

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1%的显著性水平；括号内为 t 值。

4 结论和启示

4.1 结论

本文基于资源基础理论和动态能力理论,以2014—2023年中国战略新兴产A股上市公司为研究对象,实证检验人工智能应用对企业关键核心技术突破的影响效应、中介效应及异质性作用。主要结论可归纳为以下三点。

(1)在战略新兴产业中人工智能应用对企业关键核心技术突破具有显著正向影响。人工智能技术的出现,助力企业获取异质性资源,提高资源利用效率不仅为企业开辟了更广阔的资源获取渠道,还可以对海量的异质性资源进行高效筛选和整合。具体来看,分析与决策类技术应用对企业关键核心技术突破的推动作用最为显著,说明该类技术有助于企业精准识别技术瓶颈、优化创新路径并提升研发效率;感知与交互技术的应用紧随其后,通过增强数据采集和信息处理能力,为技术开发提供了坚实的数据基础;尽管专用硬件与系统技术的影响相对较弱,但作为AI技术实现的基础平台,依然对企业实现技术突破发挥了关键支撑作用。人工智能各类技术在数据获取、智能分析和系统执行等多个环节协同作用,形成合力,成为企业实现关键核心技术突破的重要引擎。

(2)战略新兴产业中,人工智能应用对企业关键核心技术突破的影响机制中,创新能力与吸收能力发挥着中介效应,而适应能力未呈现中介效应。①人工智能作用于"知识创造-转化"促进关键核心技术突破,能够快速筛选和评估大量的技术方案和创新想法,帮助企业更快地找到可行的解决方案,从而缩短关键核心技术的研发周期。吸收能力较强的企业能够更好地利用人工智能技术获取和整合外部知识资源。人工智能可以帮助企业更高效地收集、筛选和分析外部信息,从而丰富企业的知识储备。②人工智能作用于"知识整合-重构"从而促进关键核心技术突破,企业可借助人工智能技术将获取的外部知识与自身内部知识进行有效的整合,形成更有价值的知识体系,为关键核心技术突破提供坚实的知识基础。适应能力主要体现在企业对环境变化的响应和调整能力上,而关键核心技术突破更多地依赖于企业的技术创新能力和知识吸收能力。③适应能力虽然可以帮助企业在一定程度上优化资源配置和提高运营效率,但无法直接解决技术突破中的关键问题,如技术难题的攻克、创新知识的获取等。因此,适应能力并未发挥中介作用。

(3)通过产业异质性分析发现,人工智能技术应用对关键核心技术突破的影响在不同战略新兴产业中存在显著差异。在新一代信息技术产业和高端装备制造产业中,人工智能技术对关键核心技术突破具有显著促进作用,主要得益于这些产业的技术兼容性、数据资源丰富性以及市场竞争驱动。在新能源产业、新材料产业和生物产业中,人工智能技术的促进作用不显著,可能与核心技术关联度低、研发周期长及应用起步晚有关。在节能环保产业中,人工智能技术对关键核心技术突破表现为负向影响,且未通过显著性检验,原因在于该产业技术的多样性和复杂性增加了人工智能技术的应用难度和成本。

综上,研究结论如图2所示。

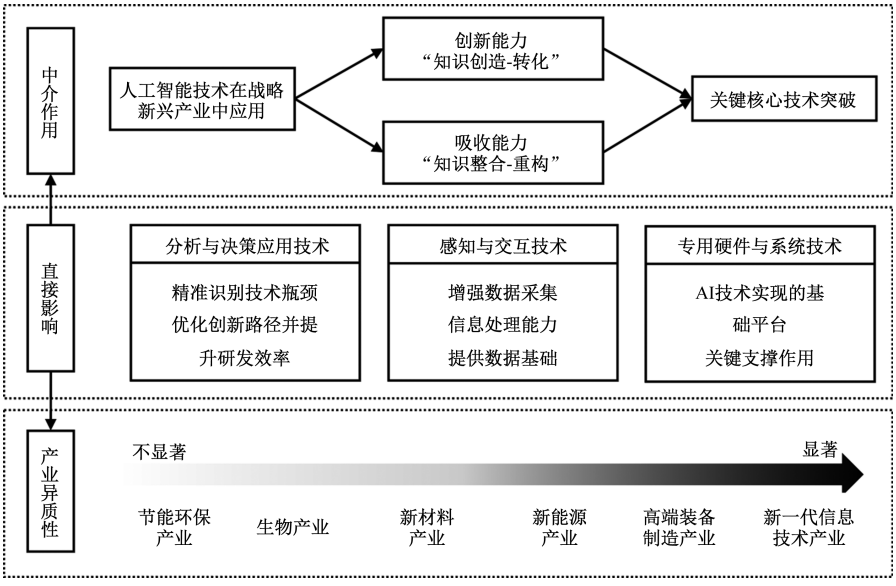


图2 人工智能对关键核心技术突破的影响

4.2 启示

(1)强化人工智能技术的协同应用,推动战略新兴产业突破关键核心技术。多维度构建支撑体系,在协同创新层面,打破企业、高校与科研机构间的壁垒,构建跨领域协同创新机制,促进各方深度合作。政府在这一进程中发挥关键作用:牵头搭建覆盖多领域的数据共享平台,通过制定数据分类分级标准、引入加密技术与权限管理机制,在整合分散数据资源的同时筑牢数据安全防线;扩大对人工智能基础设施的资本配置,构建分布式高性能计算中心、边缘计算节点及行业专属云平台,经由规模化部署压缩算力边际成本,使中小企业也能负担技术应用门槛,加速人工智能技术在产业中的渗透;构建AI大模型赋能核心技术攻关的揭榜挂帅机制,针对战略新兴产业的关键核心技术瓶颈,发布攻关任务榜单,吸引科研团队、企业等参与揭榜,以AI大模型为基础,提供强大的算力支持和算法优化服务,助力攻关团队快速突破技术难题。

(2)激活"双能力"中介引擎,驱动企业关键核心技术突破。强化企业与科研机构、高校的产学研合作,通过联合研发、技术转让等方式获取外部知识资源,同步完善企业内部学习机制,提升员工对前沿技术的吸收转化能力,夯实知识创造与整合的基础。加大创新专项基金投入,引导企业聚焦人工智能等领域的关键技术研发,并完善知识产权保护体系,激发企业创新动力。建立创新激励机制,推动吸收能力与创新能力的协同联动——以吸收能力整合外部技术信息,为创新能力提供知识储备;以创新能力重构知识体系,将外部知识转化为核心技术成果,进而突破技术瓶颈,提升企业在战略新兴产业中的竞争力。

(3)产业靶向精准施策,搭建战略新兴产业差异化政策体系。对于技术兼容性强、数据要素丰富的新一代信息技术与高端装备制造,强化政策供给,促进人工智能技术的深度融合与规模化应用,该类产业依托既有技术基础与数据资源优势,具备与人工智能技术高效耦合的条件,推出人工智能融合应用补贴,支持企业引进人工智能生产线或开展技术融合改造项目;搭建产业融合对接平台,定期组织人工智能技术企业与相关产业企业开展对接会、技术供需洽谈会,推动技术与产业精准匹配。对于技术复杂度高、研发周期长的新能源、新材料与生物产业,侧重加大研发支持与优化服务,制定阶梯式研发补贴政策,根据企业研发成果与投入情况给予补贴,并延长补贴期限,确保覆盖研发全周期。

参考文献

[1] 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.

[2] 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.

[3] 戚湧.以数字技术创新引领关键核心技术突破[J].中国科技论坛,2024(11):3.

[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] HELFAT C E,KAUL A,KETCHEN J,et al. Renewing the resource-based view:new contexts,new concepts and new methods[J]. Strategic Management Journal,2023,44(6):1357-1390.

[6] SHI J,JIANG Z,LIU Z. Digital technology adoption and collaborative innovation in Chinese high-speed rail industry:does organizational agility matter? [J]. IEEE Transactions on Engineering Management,2023,71:4322-4335.

[7] 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.

[8] 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.

[9] 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.

[10] 聂力兵,龚红,赖秀萍.唤醒"沉睡专利":知识重组时滞、重组频率与关键核心技术创新[J].南开管理评论,2024,27(8):86-97.

[11] 杏稼龙,吴福象.商业模式创新赋能企业关键核心技术突破:内在机制与经验证据[J].研究与发展管理,2023,35(6):112-124.

[12] 张羽飞,张树满,刘兵.产学研深度融合影响领军企业关键核心技术突破能力的理论分析与实证检验[J].管理学报,2024,21(4):568-576.

[13] 孙中原,窦倩,楼旭明,等.科技创新体系化能力助力关键核心技术突破的机理研究[J].科研管理,2024,45(5):22-33.

[14] LIU J,CHANG H,FORREST Y L,et al. Influence of artificial intelligence on technological innovation:evidence from the panel data of china's manufacturing sectors[J]. Technological Forecasting and Social Change,2020,158:120142.

[15] RAMMER C,FERNáNDEZ G P,CZARNITZKI D. Artificial intelligence and industrial innovation:evidence from German firm-level data[J]. Research Policy,2022,51(7):104555.

[16] BABINA T,FEDYK A,HE A,et al. Artificial intelli-

gence, firm growth and product innovation[J]. Journal of Financial Economics, 2024, 151: 103745.
[17] 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.
[18] PENROSE E. The theory of the growth of the firm [M]. Landon: Oxford University Press, 2009.
[19] BARNEY J. Firm resources and sustained competitive advantage[J]. Journal of Management, 1991, 17(1): 99-120.
[20] 蔡跃洲. 中国共产党领导的科技创新治理及其数字化转型——数据驱动的新型举国体制构建完善视角[J]. 管理世界, 2021, 37(8): 30-46.
[21] 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.
[22] 宋娟, 谭劲松, 王可欣, 等. 创新生态系统视角下核心企业突破关键核心技术"卡脖子"——以中国高速列车牵引系统为例[J]. 南开管理评论, 2023, 26(5): 4-17.
[23] LIU J, CHANG H, FORREST J Y L, et al. Influence of artificial intelligence on technological innovation: Evidence from the panel data of china's manufacturing sectors[J]. Technology Forecast Sociaty, 2020, 158: 120142.
[24] POURNADER M, GHADERI H, HASSANZADEGAN A, et al. Artificial intelligence applications in supply chain management[J]. International Journal of Production Economics, 2021, 241: 108250.
[25] ORYNBAY L, RAZAKHOVA B, PEER P, et al. Recent advances in synthesis and interaction of speech, text and vision[J]. Electronics, 2024, 13(9): 1-25.
[26] BHUYAN B P, RAMDANE-CHERIF A, TOMAR R. Neuro-symbolic artificial intelligence: a survey[J]. Neural Computing and Applications, 2024, 36(21): 12809-12844.
[27] ÅLESKOG C, GRAHN H, BORG A. Recent developments in low-power AI accelerators: a survey[J]. Algorithms, 2022, 15(11): 1-28.
[28] TEECE D J, PISANO G, SHUEN A. Dynamic capabilities and strategic management[J]. Strategic Management Journal, 1997, 18(7): 509-533.
[29] WINTER S G. Understanding dynamic capabilities[J]. Strategic Management Journal, 2003, 24(10): 991-995.
[30] WANG C L, AHMED P K. Dynamic capabilities: a review and research agenda[J]. International Journal of Management Reviews, 2007, 9(1): 31-51.
[31] 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.
[32] 诸竹君, 袁逸铭, 焦嘉嘉. 工业自动化与制造业创新行为[J]. 中国工业经济, 2022(7): 84-102.
[33] 张树满, 张羽飞, 原长弘. 产学研联盟组合伙伴地理集中度如何影响企业创新绩效——中介效应与调节效应分析[J]. 管理工程学报, 2023, 37(2): 35-47.
[34] 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.
[35] 伍先福, 李欣宇. 工业互联网对制造企业创新绩效的影响机制[J]. 科技进步与对策, 2023, 40(23): 92-102.
[36] 李梅, 朱韵, 赵乔, 等. 研发国际化、动态能力与企业创新绩效[J]. 中国软科学, 2022(6): 169-180.
[37] 王欢芳, 张幸, 贺正楚, 等. 战略性新兴产业全要素生产率测度及影响因素研究[J]. 中国软科学, 2020(11): 143-153.
[38] 孙理军, 王慧, 田东山, 等. 触发模式、动态能力与战略性新兴产业企业绩效关系研究[J]. 宏观经济研究, 2024(8): 62-78.
[39] 杨壮, 吴福象, 龚恩泽. 网络基础设施建设、资源配置效率与关键核心技术突破[J]. 山西财经大学学报, 2023, 45(8): 86-99.
[40] 孙晓华, 翟钰, 冀浩正. 行业锦标赛激发了企业策略性创新吗[J]. 南开管理评论, 2024, 27(5): 186-197.
[41] 李杏, 高登云. 数据要素如何促进企业关键核心技术突破[J]. 山西财经大学学报, 2024, 46(12): 94-105.
[42] 赵丽, 胡植尧. 数据要素、动态能力与企业全要素生产率——破解"数据生产率悖论"之谜[J]. 经济管理, 2024, 46(7): 55-72.
[43] 杨林, 和欣, 顾红芳. 高管团队经验、动态能力与企业战略突变: 管理自主权的调节效应[J]. 管理世界, 2020, 36(6): 168-188.
[44] 焦豪, 杨季枫, 金宇珂. 企业消极反馈对战略变革的影响机制研究——基于动态能力和冗余资源的调节效应[J]. 管理科学学报, 2022, 25(8): 22-44.
[45] 安琪, 冯启良, 方炜. 合作网络双重嵌入与企业关键核心技术突破[J]. 科学学研究, 2025, 43(2): 394-405.
[46] ZHOU Y, XU J, LIU Z, et al. Digital transformation and innovation strategy selection: the contingent impact of organizational and environmental factors[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2023, 71: 9744-9763.
[47] 刘志迎, 林宇杰, 周洋. 人工智能应用对关键核心技术突破的影响研究[J/OL]. 科研管理, 1-16[2025-04-14]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1567.G3.20241211.1555.004.html.
[48] 郑世林, 汉馨语, 郭锡栋, 等. 国家战略科技力量与企业关键核心技术突破——来自国家和省级重点实验室的证据[J]. 中国工业经济, 2024(9): 62-80.

Impact of Artificial Intelligence Application on Enterprises' Key Core Technology Breakthroughs: Empirical Evidence from Listed Firms in Strategic Emerging Industries

REN Tiantian, QI Yong

(School of Intellectual Property, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Key core technologies are the cornerstones of national strength, vital for propelling China's high-quality economic development and safeguarding national security. As a disruptive force, artificial intelligence is profoundly reshaping the ways in which societies produce and live. Drawing on the resource-based view and dynamic-capability theory, how the application of AI technologies influences firms' breakthroughs in key core technologies, the mediating role of dynamic capabilities and the heterogeneity among strategic emerging industries, was examined. The findings show that AI adoption significantly accelerates breakthroughs in key core technologies among firms in strategic emerging sectors. Innovation capability and absorptive capacity serve as significant mediators, whereas adaptive capacity does not. Heterogeneity tests further reveal that the positive effect of AI adoption is most pronounced in the next-generation information-technology industry and the high-end equipment-manufacturing industry.

Keywords: artificial intelligence application; key core technology breakthrough; strategic emerging industries; dynamic capabilities; resource-based view