

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

洪元元 王宁 刘晓康

摘要:在“卡脖子”技术制约持续加剧与高质量发展要求不断提升的背景下,提升企业在关键核心技术领域的突破能力已成为亟待回应的核心议题。本文选取2009—2024年沪深A股上市公司数据,基于动态能力理论,对人工智能影响企业关键核心技术突破的机理进行理论分析与实证检验。研究表明,人工智能有助于促进企业关键核心技术突破,且该结论在内生性分析与稳健性检验后依然成立。机制检验结果表明,人工智能通过提升企业创新能力、知识吸收能力与适应能力,从而推动企业实现关键核心技术突破。异质性分析发现,人工智能的促进效应在东部地区、非高技术密集型行业、处于成长期以及大型企业中更为明显。进一步分析结果显示,人工智能的经济后果表现为明显提升企业的市场竞争力。本文不仅为理解人工智能技术赋能关键核心技术突破提供了新的理论视角,也为相关政策制定与实践推进提供了有益参考。

关键词:人工智能 关键核心技术突破 创新能力 吸收能力 适应能力

中图分类号:F273.1

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2026)04-0049-15

一、问题提出

近年来,随着逆全球化、单边主义和保护主义持续抬头,中国在现代化强国建设进程中面临日益严峻的外部环境冲击,部分关键领域暴露出“卡脖子”的技术困境。能否实现关键核心技术自主突破,是关系到产业安全、国家安全与经济高质量发展的核心问题。突破关键核心技术、实现自主可控与高水平科技自立自强,已刻不容缓。党的二十大报告明确指出,要“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。加快实施一批具有战略性全局性前瞻性的国家重大科技项目,增强自主创新能力”。党的二十届四中全会进一步强调,“要加强原始创新和关键核心技术攻关,推动科技创新和产业创新深度融合”,将突破关键核心技术上升为企业发展的核心目标与国家战略方向。与此同时,人工

收稿日期:2026-01-28;修回日期:2026-03-17

基金项目:河南省软科学研究计划重大项目“河南省进一步深化科技体制改革提升创新体系整体效能对策研究”(252400411003);河南省教育科学规划重大课题项目“智能化时代教育变革问题研究”(2025-JKZB-01);河南省高校哲学社会科学研究重大项目“城市收缩的社会需求抑制效应及应对策略研究”(2026-JCZD-09)

作者简介:洪元元 郑州大学商学院博士研究生,郑州,450001;

王宁 郑州大学商学院教授、博士生导师;

刘晓康 郑州大学商学院博士研究生,通信作者。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

智能技术的迅速崛起与“人工智能+”行动计划的深入实施,正推动人工智能与企业生产经营深度融合,带来生产力的革命性跃迁与生产关系的深层次变革。在这一战略与技术发展的双重背景下,厘清人工智能对企业关键核心技术突破的影响与作用机制,具有重要的理论价值与现实意义。

与本文相关的研究主要从两个方面展开:一是围绕关键核心技术突破的内涵界定及其影响因素;二是探讨人工智能对企业的影响及其作用机制。在关键核心技术突破的相关研究中,现有研究主要聚焦于其内涵、特征及识别方式等问题,而对其突破路径的系统性探讨仍处于起步阶段,且研究多集中于对头部企业的个案分析^[1]。与一般性技术创新相比,关键核心技术通常由多个关键子技术相互依存并共同支撑,因而具有更高的复杂性和研发难度。同时,此类技术往往嵌入在较高的市场壁垒之中,市场结构呈现出集中度较高的特征,进一步加大了技术突破的难度^[2]。此外,关键核心技术突破具有高技术专业化特征,体现为企业在特定知识领域中的长期积累。在这一情境下,关键核心技术突破不仅依赖持续的研发投入,而且更加强调企业在特定领域的长期深耕与专业化发展。企业只有在特定知识领域中不断沉淀经验、深化理解,并逐渐形成独特的技术优势,才能在关键技术上取得实质性进展。在实证研究方面,既有文献从宏观与微观两个层面探讨了影响企业关键核心技术突破的因素。在宏观层面,专利审批体制改革^[3]、政府引导基金建立^[4]以及地区数字基础设施发展^[5]等因素,均对企业关键核心技术突破具有重要作用。在微观层面,数字创新网络嵌入^[6]、新型研发机构^[7]以及数字化转型^[8]等因素,均有利于企业实现关键核心技术突破。

人工智能作为一种通用技术,其在企业层面的应用有助于企业提升学习能力、适应能力和执行能力^[9],从而深刻重塑企业发展模式。现有研究主要从企业内部效率提升与外部竞争优势塑造两个维度,对人工智能的经济效应展开分析。在企业内部效率方面,人工智能技术与生产经营活动的深度融合,使企业能够更高效地处理与利用大数据资源,加速知识吸收与转化,降低创新活动中的沉没成本,进而提高创新资源配置效率,以增强企业创新积极性^[10]。相关研究表明,人工智能在一定程度上能够改善企业创新绩效^[11],同时,人工智能技术的提升强化了企业数据挖掘与预测能力,使管理层能够更加准确地识别市场趋势和投资机会,从而纠正低效率决策并提升企业投资效率^[12]。在外部竞争优势方面,人工智能通过推动产品与工艺技术变革,帮助企业扩大市场规模、提升产品附加值并增强市场竞争力^[13],进而巩固企业在市场中的竞争地位^[14]。尽管现有研究揭示了人工智能在提升企业效率与竞争优势方面的重要作用,但关于其如何推动企业关键核心技术突破的研究仍较为有限,尚缺乏对二者之间作用机制与内在逻辑的系统分析^[15]。

基于此,本文基于2009—2024年沪深A股上市公司数据,构建企业层面的人工智能指标,系统考察人工智能对企业关键核心技术突破的影响及其作用机制,并进一步分析其经济后果。本文的边际贡献主要体现在四个方面。第一,在指标构建层面,本文对人工智能的测度方法进行了系统完善。在借鉴既有人工智能词典的基础上,进一步对人工智能指标构建方法加以改进,剔除负向语境词、宏观趋势性描述及意向性表达,构建经净化处理的人工智能指标,从而提升了对企业人工智能测度的精准性。第二,在研究视角层面,本文拓展了人工智能与关键核心技术突破之间关系的研究范畴,重点探讨人工智能如何助力企业在高壁垒、高复杂度的关键核心技术领域实现实质性突破,深化了人工智能的相关研究。第三,在作用机制层面,基于动态能力理论构建人工智能影响企业关键核心技术突破的理论分析框架,实证检验人工智能通过提升企业创新能力、知识吸收能力与适应能力,进而促进关键核心技术突破的内在机制路径。第四,在经济后果层面,本文拓展了人工智能经济效应的研究,研究发现人工智能不仅促进企业关键核心技术突破,还有助于提升企业市场竞争力。上述结论为相关政策的制定与完善提供了坚实的理论依据与有益的政策启示。

二、理论分析与研究假设

(一) 人工智能与企业关键核心技术突破

关键核心技术突破是企业的关键技术环节实现自主可控的重要体现,意味着企业在“卡脖子”领域完成从技术引入到技术引领的转变^[16]。作为具有广泛适用性的通用技术,人工智能在企业内部的应用将深刻影响其生产方式、组织结构与创新模式^[17]。在动态能力理论框架下,企业能否在高度不确定的环境中实现关键核心技术突破,取决于企业能否有效嵌入新兴技术并将其转化为持续竞争优势的能力^[18]。人工智能等新兴技术的引入,为企业突破既有技术边界提供了重要支撑。首先,人工智能具有强大的数据处理能力,有助于企业在庞杂信息中快速识别潜在技术路径与创新机会,缩短企业的研发周期并降低研发的风险^[11]。其次,凭借在知识发现和整合方面的优势,人工智能有助于企业更广泛地获取信息,拓展研发边界,提升关键技术领域形成突破的可能性^[19]。再次,人工智能在智能设计、虚拟仿真和算法优化等方面的应用,有助于降低企业研发的试错成本,提高研发成果转化效率,使企业内部有限的资源得到更高效的利用^[12]。最后,人工智能在预测建模与趋势分析方面存在优势,有助于增强企业在内部技术研发方面的前瞻性与方向性,避免其在关键技术探索中出现路径依赖或战略误判等问题。

基于上述分析,本文提出假设 1:人工智能能够促进企业关键核心技术突破。

(二) 人工智能、创新能力与企业关键核心技术突破

人工智能作为通用目的技术,正逐步嵌入企业研发活动与组织运行体系,并深刻改变企业的知识生产方式与技术演进路径。从动态能力视角看,人工智能技术引入并非简单的工具替代,而是通过重塑企业研发流程与能力结构,改变既有创新资源配置方式与知识积累路径,进而对企业创新能力的提升产生深远影响^[19]。具体而言,人工智能技术在数据处理、信息分析与算法优化方面的技术优势,使企业能够更高效地识别技术需求与研发方向,缓解研发决策中的信息不对称问题,缩短研发周期并提升决策的理性程度^[20]。与此同时,人工智能有助于促进企业内部知识整合与跨部门协同,弱化传统研发组织中的知识壁垒,提升创新活动在组织层面的协同性与系统性^[21]。此外,人工智能通过智能仿真与算法优化等方式,降低研发过程中的不确定性与试错成本,使企业能够在相对可控的风险水平下开展探索性研发活动,从而提升整体研发效率与创新产出水平^[22]。既有研究表明,创新能力是企业实现关键核心技术突破的重要内在基础。创新能力不仅影响企业知识积累和技术迭代的速度,也决定企业在高壁垒技术领域形成自主研发优势的可能性^[10]。具备较强创新能力的企业,能够通过持续的研发投入和组织学习,在技术追赶过程中逐步摆脱既有技术路径依赖,实现从模仿式创新向原创性突破的转变^[23]。进一步而言,创新能力通过提升研发资源配置效率和研发活动组织协同性,使企业在关键核心技术领域更容易形成稳定的技术积累,并实现跨越式突破^[24]。

基于上述分析,本文提出假设 2:人工智能通过提升企业的创新能力促进企业关键核心技术突破。

(三) 人工智能、知识吸收能力与企业关键核心技术突破

在技术复杂性不断提升和知识外部性日益增强的背景下,企业关键核心技术突破愈发依赖于对外部知识资源的有效获取与整合。随着技术体系日趋高度专业化与交叉化,单个企业内部知识存量往往难以支撑关键核心技术的持续攻关,外部知识逐渐成为企业技术创新的重要来源。人工智能技术的引入在一定程度上重塑了企业获取、筛选与处理外部知识的方式,为企业在复杂技术环境中持续推进关键核心技术研发提供了重要支持。具体而言,依托数据采集、模式识别与语义分析等方面的技术优势,人工智能有助于企业从外部环境中识别具有潜在价值的技术信息,降低知识搜索与筛选成本,从而帮助企业精准锁定关键核心技

术领域,并提高研发活动的有效性。同时,人工智能通过提升信息处理效率与分析精度,增强企业对技术演进方向及知识关联结构的理解能力,进而提高关键核心技术突破的成功概率。知识吸收能力是指企业对外部知识进行识别、吸收、转化并加以利用的能力,是连接外部知识环境与内部创新活动的重要机制^[25]。较强的知识吸收能力不仅有助于拓展企业获取外部知识的广度和深度,还增强了企业将外部知识内化为自身技术积累和创新成果的能力。相关研究表明,高知识吸收能力的企业,更容易将分散、碎片化的外部技术信息整合为系统化的知识储备,并在持续学习过程中形成稳定的技术积累路径,从而在高度不确定的环境中实现关键核心技术突破^[26]。此外,知识吸收能力通过提升外部知识向创新成果的转化效率,有效缓解企业在关键核心技术研发中面临的信息不对称与认知局限问题,为其在关键核心技术领域实现跨越式发展提供重要支撑^[27]。

基于上述分析,本文提出假设3:人工智能通过提升企业的知识吸收能力促进企业关键核心技术突破。

(四) 人工智能、适应能力与企业关键核心技术突破

在技术快速演进和竞争格局持续变化的环境下,企业关键核心技术的研发活动面临较强的不确定性与路径依赖风险。企业能否根据外部环境变化及时调整研发方向和资源配置结构,关系到关键核心技术攻关的持续性与成功概率。人工智能通过嵌入企业的信息处理与决策体系,为其在不确定环境中推进关键核心技术研发提供了重要支撑。一方面,依托对市场数据、技术演进信息及竞争态势的系统性分析能力,人工智能有助于企业及时识别潜在的技术需求与环境变化趋势,从而提升其对技术机会与风险的前瞻性认知水平。另一方面,人工智能通过提升信息处理效率和分析精度,增强企业在外部冲击下对研发重点和要素投入结构进行动态调整的能力,从而缓解决策滞后对关键核心技术研发进程的不利影响。适应能力是指企业在外环境不确定性加剧的背景下,通过动态调整资源配置、优化组织流程并适时重构战略方向,以维持和提升竞争优势的能力,是动态能力的重要体现^[28]。既有研究表明,具备较强适应能力的企业,更能够在技术迭代加快和竞争持续加剧的环境中把握关键技术演进的窗口期,通过对创新战略的持续修正与重构,提高研发活动在方向选择与实施过程中的灵活性与有效性^[6]。进一步来看,适应能力不仅有助于企业应对短期环境冲击,还通过提升其对外部变化的响应速度和组织调整能力,为关键核心技术的长期持续攻关提供稳定的组织基础与战略保障,是企业实现技术赶超和关键核心技术突破的重要条件^[29]。

基于上述分析,本文提出假设4:人工智能通过提升企业的适应能力促进企业关键核心技术突破。

三、实证设计

(一) 样本选取与数据来源

本文选取2009—2024年沪深A股上市企业作为研究样本。样本企业数据来源于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、万得(Wind)数据库、国家知识产权局。本文对初始样本进行以下处理:(1)剔除金融行业样本;(2)剔除ST与*ST样本;(3)剔除主要变量缺失的样本;(4)对样本数据进行1%的双侧缩尾处理。

(二) 模型设定

为检验人工智能对企业关键核心技术突破的影响,本文设定如下双向固定效应模型:

$$BCT_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + X'_{it} \beta + \sigma_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, BCT_{it} 表示第 t 年企业 i 在关键核心技术领域的突破数量; AI_{it} 为核心解释变量,代表第 t 年企业 i 的人工智能水平; X'_{it} 为控制变量向量; σ_i 为企业固定效应, δ_t 为年份固定效应, ε_{it} 为随机误差项。

为进一步探究人工智能通过何种机制对企业关键核心技术突破产生影响,本文借鉴江艇^[30]的做法,设定机制检验模型如下:

$$M_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + X'_{it} \beta + \sigma_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, M_{it} 为机制变量,其余变量含义同模型(1)。

(三) 变量说明

1. 被解释变量

企业关键核心技术突破(BCT):借鉴郑世林等^[16]的做法,从国家知识产权局获取全部专利文本数据,并提取企业名称及其所属关系。根据《产业基础创新发展目录》(2021年版)中列示的21个关键核心技术领域及1047项关键核心技术条目,将关键核心技术条目中关键词与国际专利分类(IPC)号中的五级代码进行匹配,筛选出企业内(涵盖子公司、母公司)属于关键核心技术范畴的专利申请数量(单位:百件),作为关键核心技术突破的代理变量。

2. 核心解释变量

人工智能(AI):本文采用文本分析方法刻画企业人工智能的实际应用程度。上市公司年报作为企业对外披露的重要正式文件,在技术投入、数字化转型以及智能化系统建设等方面通常包含较为丰富的信息,能够在一定程度上反映企业新技术的实际应用情况。企业在算法模型开发、智能制造、智能风控及自然语言处理等具体业务场景中的应用实践,往往以文字描述形式呈现,因此通过文本识别方法可以有效捕捉企业人工智能的相关信息。在具体测度过程中,本文首先对上市公司年报全文进行中文分词处理,并参考姚加权等^[31]构建的人工智能词典,识别上市公司年报中的关键词。随后,为避免不同企业年报篇幅差异所带来的规模偏误,本文以人工智能相关词汇的出现频次占年报总词频的比例作为企业人工智能的代理指标,并乘以100进行标准化处理。进一步考虑到年报文本中可能包含行业背景介绍、宏观趋势描述或企业未来战略规划等内容,这类表述未必能够真实反映企业人工智能技术的实际应用程度,若直接纳入统计可能导致测度偏误。因此,本文在文本识别过程中对负向语境词汇、宏观趋势性表述以及意向性表达进行了系统筛选与剔除,以提高指标测度的准确性^①。

3. 控制变量

参考已有研究^[32]的做法,选取以下控制变量:总负债率(Lev),用负债总额占企业总资产的比值表示;股权集中度(Ecd),用企业前五大股东的持股比例表示;两权分离度($Dstp$),用企业所有权与经营权的分离程度表示;管理费用率($Adexp$),用企业管理费用与主营业务收入的比值表示;固定资产($Fixase$),用企业固定资产占总资产的比值表示;董事会规模($Board$),用企业董事会成员的数量表示;总资产周转率(Tat),用主营业务收入与资产总额的比值表示;员工密集度($Empd$),用总资产与员工人数的比值表示;企业总收入($\ln Tre$),用企业总收入(单位为亿元)的对数值表示。

(四) 变量的描述性统计

本文对主要变量进行了描述性统计分析,结果如表1所示。可以看出,企业关键核心技术突破最大值为2.5400,最小值为0.0100,表明不同企业在关键核心技术突破能力方面存在较为明显的差异。与此同时,人工智能的最大值为0.4354,最小值为0,反映出当前企业在人工智能发展水平上仍存在较大的异质性。这也从侧面表明,人工智能可能在企业关键核心技术突破过程中发挥重要作用。

^① 有关人工智能词典的构建、文本清洗以及基于Word2Vec模型的扩展词库等具体技术过程,限于篇幅未在正文展开,如有需要,可向作者索取。

表 1 描述性统计结果

变量类型	变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	<i>BCT</i>	18 250	0.148 0	0.353 4	0.010 0	2.540 0
解释变量	<i>AI</i>	18 250	0.073 2	0.089 5	0.000 0	0.435 4
控制变量	<i>Lev</i>	18 250	0.440 3	0.204 7	0.060 9	0.924 6
	<i>Ecd</i>	18 250	0.531 5	0.161 5	0.181 9	0.916 9
	<i>Dstp</i>	18 250	4.642 8	7.138 0	0.000 0	27.915 7
	<i>Adexp</i>	18 250	0.079 2	0.056 0	0.011 3	0.280 5
	<i>Fixase</i>	18 250	0.216 8	0.166 2	0.001 7	0.707 7
	<i>Board</i>	18 250	8.547 1	1.789 4	5	15
	<i>Tat</i>	18 250	0.587 7	0.356 6	0.029 1	2.162 7
	<i>Empd</i>	18 250	14.628 2	0.867 5	12.826 5	17.838 8
	<i>Tre</i>	18 250	49.472 7	144.316 1	0.000 7	1 093.850 0

四、实证结果与分析

(一) 基准回归

表 2 汇报了人工智能对企业关键核心技术突破影响的回归结果。列(1)为未控制企业固定效应与年份固定效应的回归结果,列(2)在此基础上进一步控制企业固定效应和年份固定效应。列(2)的结果显示,人工智能的回归系数为 0.536 9 且在 1%水平下显著为正,表明人工智能有效促进了企业关键核心技术突破。就其经济含义而言,每提高 1 单位标准差,人工智能使企业关键核心技术增加约 13.60%。一方面,人工智能技术的引入能够提升企业内部数据处理和知识积累效率,帮助其在复杂的研发过程中加快技术迭代,缩短研发周期,从而增加关键核心技术突破的可能性。另一方面,人工智能深度嵌入企业研发与生产流程,有助于增强其在前沿技术探索中的敏捷性和精准性,使其能够更快实现从技术引入到突破的跨越。

表 2 基准回归结果

变量	(1)	(2)
<i>AI</i>	2.226 4*** (0.093 2)	0.536 9*** (0.194 1)
<i>Lev</i>	0.037 0 (0.051 2)	-0.152 3 (0.092 8)
<i>Ecd</i>	0.028 2 (0.064 2)	0.616 3*** (0.149 0)
<i>Dstp</i>	-0.000 4 (0.001 3)	-0.000 1 (0.002 8)
<i>Adexp</i>	0.093 4*** (0.008 0)	0.058 4*** (0.018 6)
<i>Fixase</i>	0.147 0*** (0.007 1)	0.175 3*** (0.019 5)
<i>Board</i>	-0.009 3* (0.005 5)	0.001 3 (0.010 7)
<i>Tat</i>	-0.009 4 (0.023 9)	-0.017 8 (0.057 2)
<i>Empd</i>	0.110 6*** (0.012 5)	0.086 5*** (0.032 8)
<i>lnTre</i>	0.000 3 (0.004 0)	-0.001 9 (0.005 8)
常数项	-4.786 8*** (0.211 7)	-5.182 7*** (0.681 0)
企业固定效应	未控制	控制
年份固定效应	未控制	控制
样本量	18 250	18 250
R^2	0.172 8	0.147 6

注:***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著,括号内为聚类到企业层面的稳健性标准误,后表同。

(二) 内生性分析

1. 工具变量法与广义矩估计法

人工智能与企业关键核心技术突破之间可能具有潜在的反向因果关系,从而导致回归结果出现一定偏差。因此,为缓解内生性问题造成的干扰,本文借鉴易恩文等^[33]、郭家琛等^[34]的研究思路,构造 1984 年各地每万人固定电话数量和企业与同省份同行业其他企业人工智能差距的交互项(IV1),以及各城市到杭州市之间的球面距离和企业与同省份同行业其他企业人工智能差距的交互项(IV2)作为工具变量。对于 IV1 来说,1984 年各地每万人固定电话拥有量反映了地区早期的通信基础设施建设水平,对后续数字基础设施建设会产生持续影响。与此同时,企业与同省份同行业其他企业人工智能差距反映了企业在区域行业技术生态中的相对位置,差距越大,企业越容易受到同行模仿、技术追赶与扩散学习效应的影响。二者的交互项能够刻画历史通信基础差异在当前区域行业技术扩散中的异质性作用,因此与企业人工智能具有较强相关性,但其并不会直接作用于企业关键核心技术突破。对于 IV2,杭州作为全国数字经济先发地区,其在人工智能技术扩散方面具有明显的辐射效应。各地与杭州的距离可反映内部企业接触数字技术扩散前沿的便利度,但其与企业自身关键核心技术突破不存在直接因果关系。该变量和企业与同省份同行业其他企业人工智能差距的交互项能够捕捉由数字技术空间扩散导致的人工智能异质冲击。由此可见,上述工具变量均满足相关性与外生性要求。本文采用两阶段最小二乘(2SLS)法进行估计。回归结果见表 3。可以看出,Kleibergen-Paap rk LM 统计量在 1%水平下显著,拒绝了工具变量识别不足的原假设;Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量远大于 10%的临界值 16.38,拒绝了弱工具变量的原假设。同时,第二阶段的回归结果表明,AI 的回归系数仍在 1%水平下显著,表明在缓解可能存在的内生问题之后,基准回归结果仍可靠。

本文进一步将被解释变量的滞后一期纳入模型构建动态面板框架,并采用系统广义矩估计(SYS-GMM)方法,以校正潜在的动态内生性与遗漏变量偏误。回归结果如表 3 所示。从诊断性检验来看,AR(2)的 P 值不显著,意味着模型不存在二阶序列相关;同时,汉森(Hansen)过度识别检验未拒绝原假设,表明所使用的工具变量集合整体有效,未出现过度识别问题;AI 的回归系数仍在 1%水平下显著,进一步支持了本文的研究结果。

2. 样本选择偏差分析

为避免样本自选择偏差可能引致的基准回归估计偏误,借鉴陈妍玲等^[35]的研究思路,进一步采用倾向得分匹配法(PSM)进行检验。首先,以企业人工智能的中位数为划分标准,将高于中位数的企业划分为处理组(设定为 1),低于中位数的企业划分为控制组(设定为 0)。其次,采用 1:1 的最近邻匹配方法,并设定匹配半径为 0.01,以提高匹配质量。匹配结果表明,处理组与控制组之间的样本特征差异得到明显缓解,最终获得 8 226 个有效样本观测值。在此基础上重新进行回归分析,结果见表 3。可以看出,在有效控制系统性差异后,人工智能对企业关键核心技术突破仍具有明显的促进作用。

表 3 内生性检验结果

变量	IV-2SLS				SYS-GMM	PSM
	第一阶段		第二阶段			
	(1)	(2)	(3)	(4)		
IV1	0.024 0***					
	(0.004 8)					

表3(续)

变量	IV-2SLS				SYS-GMM	PSM
	第一阶段		第二阶段			
	(1)	(2)	(3)	(4)		
<i>IV2</i>		0.005 9*** (0.001 2)				
<i>L. BCT</i>					0.036 3*** (0.000 5)	
<i>AI</i>			1.788 1*** (0.265 1)	1.319 4*** (0.326 4)	2.591 0*** (0.012 4)	0.110 3*** (0.031 6)
常数项	0.160 4*** (0.013 9)	0.153 1*** (0.013 7)	-4.239 4*** (0.217 6)	-4.109 1*** (0.218 1)	-8.126 3*** (0.040 6)	-5.739 6*** (0.902 8)
Kleibergen-Paap rk <i>LM</i>	65.065*** [0.000 0]	45.644*** [0.000 0]				
Kleibergen-Paap rk Wald <i>F</i>	24.316 {16.380 0}	44.410 {16.380 0}				
AR(1) <i>P</i> 值					0.005 0	
AR(2) <i>P</i> 值					0.158 0	
Hansen <i>P</i> 值					0.690 0	
控制变量	控制	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	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	18 250	18 250	18 250	18 250	18 250	8 226
<i>R</i> ²	0.254 2	0.313 8	0.152 4	0.774 9		0.149 5

注:方括号内为 Kleibergen-Paap rk *LM* 统计量对应的 *P* 值,大括号内为 Kleibergen-Paap rk Wald *F* 统计量在 10% 显著性水平下的临界值。

(三) 稳健性检验^①

为进一步检验基准回归结果的稳健性,本文从多个方面进行了系统检验。首先,考虑到部分子公司在研发决策与技术资源配置方面对母公司具有较强的依赖性,其专利产出可能受到母公司溢出效应的影响,因此进一步剔除子公司样本进行重新检验。其次,在核心解释变量测度方面,分别采用未经过语境净化的人工智能文本指标^[31]以及企业中与人工智能相关的无形资产与固定资产占资产总额的比重构建替代变量^[36],以检验不同测度方法下研究结论的稳健性。再次,为排除宏观冲击因素可能带来的影响,一方面,剔除受新冠疫情冲击较为明显的 2020—2022 年样本;另一方面,在模型中加入省份与年份交互固定效应,以控制区域层面随时间变化的创新环境差异。最后,考虑到人工智能对关键核心技术突破的影响可能存在一定的滞后性,本文进一步将核心解释变量滞后一期重新进行估计^[37]。上述稳健性检验结果均表明,人工智能对企业关键核心技术突破的促进作用仍然存在,说明本文的基准回归结论具有较强的稳健性。

(四) 机制检验

1. 创新能力

为揭示人工智能促进企业关键核心技术突破的内在机制,本文引入创新能力作为机制变量。借鉴杨林

^① 由于篇幅限制,稳健性检验结果未在正文中报告,留存备案。

等^[28]的做法,选取企业研发人员占比作为创新能力的代理变量(*RDCAP*),该指标能够较好地反映企业在研发投入、知识创造及技术整合方面的能力。回归结果见表4列(1)。可以看出,人工智能的回归系数显著为正,表明人工智能有助于企业创新能力的提升。这与前文理论分析一致,验证了假设2。从作用机制来看,创新能力在推动企业关键核心技术突破过程中发挥着关键作用。一方面,创新能力直接影响企业的知识积累和技术迭代路径;另一方面,具备较强创新能力的企业更容易实现从技术跟跑到领跑的转变;此外,创新能力通过优化研发资源配置和提升研发产出效率,提高了企业实现自主关键核心技术突破的可能性^[24]。

2. 知识吸收能力

人工智能为企业提升知识吸收能力提供了新的技术工具和组织条件。借鉴赵丽和胡植尧^[25]的做法,引入研发支出强度作为企业知识吸收能力的代理变量(*KAB*),该指标能够反映企业在知识识别、同化与应用环节的投入水平。回归结果见表4列(2)。可以看出,人工智能的回归系数显著为正,表明人工智能有助于企业更高效地识别外部知识、处理信息并实现知识转化的能力,验证了假设3。由动态能力理论可知,知识吸收能力提升了企业技术创新能力,是实现自主关键核心技术突破的重要前提。一方面,较强的知识吸收能力能够帮助企业在外部知识环境中保持开放性与敏锐性,从而更快地识别并利用关键知识溢出和技术外部性。另一方面,知识吸收能力提升有助于企业将外部异质性知识与内部知识进行有效融合,促进新知识的创造与应用,从而帮助企业形成差异化竞争优势。已有研究表明,具备较强知识吸收能力的企业更容易在不确定环境中实现从技术追赶到技术跨越的跃迁^[27]。

3. 适应能力

前文理论分析指出,适应能力可能是人工智能影响企业关键核心技术突破的重要机制路径。适应能力是指企业在外部环境不确定性的冲击下,及时调整资源配置、优化组织流程并重构战略方向的能力。借鉴刘帅^[38]的研究思路,选取企业研发支出、广告支出以及资本支出强度的调整变异系数的负值作为企业适应能力的代理变量(*ADAPT*)。该指标能够反映企业在外部环境变化下对关键投入结构的灵活调整程度,数值越高意味着企业在战略与资源配置上更具敏捷性与韧性。回归结果见表4列(3)。可以看出,人工智能的回归系数显著为正,表明人工智能的广泛应用能够有效增强企业的环境感知与快速调整能力,验证了假设4。从作用机制来看,适应能力反映企业在不确定环境中的动态调整能力,是企业维持竞争优势的重要保障^[18]。一方面,较强的适应能力使企业在技术迭代与市场竞争加剧的背景下,及时调整战略方向与研发路径,从而把握关键知识溢出与技术扩散带来的机会。另一方面,适应能力的提升使企业能够持续修正和优化其创新战略,提升研发活动的灵活性与有效性,从而在不确定环境下实现核心技术的迭代与突破^[29]。

表4 机制检验回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
<i>AI</i>	4.0974*** (0.3144)	2.8591*** (0.8934)	0.1144*** (0.0351)
常数项	-1.5285 (0.9289)	2.8118*** (0.4175)	-0.0440 (0.1298)
控制变量	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
样本量	18250	18250	18250
R^2	0.1864	0.1464	0.2530

注:列(1)—列(3)的被解释变量依次为 *RDCAP*、*KAB*、*ADAPT*。

(五) 异质性分析

1. 地区

中国幅员辽阔,各区域经济发展存在较大差距,东部地区在经济基础、产业集聚度与要素禀赋条件等方面整体优于中西部地区。因此,人工智能对关键核心技术突破的影响可能在不同区域的样本中呈现异质性。本文根据企业注册地,将样本划分为东部与中西部地区两个子样本,并分别代入模型(1)重新进行回归,回归结果见表5。可以看出,在东部地区的样本中,人工智能对企业关键核心技术突破存在正向影响;而在中西部地区样本中,该影响不明显。造成这一现象的原因可能是:一方面,东部地区产业链配套完善,研发基础设施健全,人工智能可以更快地嵌入企业生产和研发流程,进而促进企业关键核心技术突破;而中西部地区产业基础相对薄弱,人工智能与传统产业的融合度有限,导致人工智能的促进效应难以显现。

2. 行业技术密集度

不同技术密集度的行业在新技术采纳与应用程度上存在明显差异,这可能导致人工智能的作用效果呈现行业异质性。本文根据《高技术产业(制造业)分类(2017)》以及《高技术产业(服务业)分类(2018)》标准,将样本划分为高技术密集度与非高技术密集度两个子样本,并代入模型(1)重新进行回归。回归结果见表5。可以看出,在非高技术密集度行业中,人工智能对企业关键核心技术突破具有明显的促进作用。而在高技术密集度行业中,该影响不明显。造成这一现象的原因可能是:一方面,高技术密集度行业内部的企业已经在研发体系、技术储备和创新流程上具有较高成熟度,人工智能在这些企业中的应用更多表现为对既有研发体系的补充,边际提升空间有限,因此未能体现出明显的统计效应。另一方面,非高技术密集度行业内企业在传统工艺和管理环节存在效率瓶颈,人工智能有助于该类企业改善信息处理、资源配置和生产组织效率,从而更容易推动关键核心技术突破。

表5 地区与行业异质性分析回归结果

变量	地区		行业	
	东部地区	中西部地区	高技术密集度	非高技术密集度
AI	0.4487** (0.2175)	0.4861 (0.4323)	0.3276 (0.3090)	0.6342** (0.2565)
常数项	-5.6861*** (0.7741)	-4.1943 (1.4234)	-3.7299*** (0.9900)	-5.3533*** (0.9310)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	14295	3955	8144	10106
R ²	0.1539	0.1346	0.1354	0.1424

3. 企业成长周期

企业所处生命周期的阶段不同,其资源禀赋与战略目标存在明显差异,这可能会导致企业在关键核心技术突破上的意愿与能力呈现出明显分化,从而影响人工智能的作用效果。借鉴刘相锋等^[39]的划分方法,依据现金流状况将样本划分为成长期与成熟期两个子样本,并代入模型(1)重新进行回归。回归结果见表6。可以看出,在成长期的企业中,人工智能的回归系数显著为正。而在成熟期企业中,该回归系数并不显著。造成

这一现象的原因可能是:一方面,成长期企业处于快速扩张阶段,对技术突破与产品迭代的需求更为迫切。人工智能可以为其提供降本增效和创新驱动的双重支持,因此在这一阶段表现出更强的促进效应。相比之下,成熟期企业的技术体系与市场份额已相对稳定,其创新动力更多来自外部竞争压力,而非内部成长需求,因而人工智能在推动关键核心技术突破方面的边际效应较弱。另一方面,成长期企业在资源有限的情况下,更倾向于将资金、人力等要素集中投入到能够带来突破性进展的技术研发中,人工智能的应用能够明显提升研发效率和资源利用率,从而加速技术迭代;而成熟期企业则往往将资源更多投入市场维护、品牌建设和风险管理中,导致人工智能技术在研发中的应用深度不足。

4. 企业规模

不同规模的企业在资源禀赋、组织结构和创新路径上存在明显的不同,这种差异可能会影响人工智能对企业关键核心技术突破的作用效果。为此,本文依据企业总资产的中位数构建企业规模虚拟变量,大于中位数的企业定义为大型企业,低于中位数的企业定义为中小型企业,并分别代入模型(1)重新进行回归。回归结果见表6。可以看出,在大型企业样本中,人工智能的回归系数显著为正。而在中小型企业样本中,该回归系数不显著。造成这一现象的原因可能是:人工智能不仅需要前期的数据积累和系统部署,还需要持续地优化与调整,这对企业的资源禀赋提出了较高要求。大型企业通常具备更为雄厚的资金基础与研发投入能力,能够承担引入人工智能并持续应用所需的高昂固定成本和长期投入。相比之下,中小型企业由于资金约束较强,往往难以在短期内完成人工智能系统的部署与持续优化,从而难以形成系统化的人工智能应用能力。这在一定程度上限制了企业通过人工智能提升研发效率和技术积累的能力,进而在关键核心技术突破方面表现出相对滞后。

表6 企业成长周期与规模异质性分析回归结果

变量	成长周期		企业规模	
	成熟期	成长期	大型企业	中小型企业
AI	0.2179 (0.2698)	0.9033*** (0.2567)	0.8250*** (0.3107)	0.2199 (0.2081)
常数项	-4.5283*** (0.9860)	-6.0952*** (0.8454)	-6.6896*** (1.0600)	-2.0860** (0.9064)
控制变量	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	8392	9858	9129	9121
R ²	0.1575	0.1584	0.1919	0.0287

五、进一步分析

人工智能作为深度嵌入企业生产与管理流程的重要数字工具,其影响可能不仅局限于企业技术发展,还可能影响企业整体的市场竞争力。因此,在前文研究的基础上,进一步考察人工智能能否通过关键核心技术突破来提升企业的市场竞争力。本文在模型(1)的基础上,借鉴袁淳等^[40]的做法,设定经济后果检验

模型如下:

$$MCP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \alpha_2 BCT_{it} + X'_{it} \beta + \sigma_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, MCP_{it} 为企业市场竞争力,采用企业销售收入占同行业总收入的比值表示,其余变量含义同模型(1)。

从外部竞争结果的角度看,企业市场竞争力是衡量技术进步能否转化为市场优势的重要体现。具体检验结果见表7。列(1)的结果显示,企业市场竞争力对人工智能的回归系数显著为正,表明人工智能有助于提升企业在市场中的竞争优势与地位。列(2)的结果显示,企业关键核心技术突破对人工智能技术的回归系数显著为正。列(3)中, BCT 的回归系数在1%水平下显著为正,表明关键核心技术突破能够增强企业的市场竞争力;与此同时,人工智能的回归系数虽有所下降,但仍保持显著,表明关键核心技术突破在人工智能影响企业市场竞争力的过程中发挥了机制作用。综合来看,随着人工智能水平的持续提升,其能通过推动企业关键核心技术突破,强化企业技术供给能力并增强产品差异化优势,从而有效提升企业市场竞争力。

表7 经济后果检验回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
AI	0.0182*** (0.0055)	0.5369*** (0.1941)	0.0169*** (0.0054)
BCT			0.0012*** (0.0004)
常数项	-0.0933*** (0.0254)	-5.1827*** (0.6810)	-0.1037*** (0.0255)
控制变量	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
样本量	18250	18250	18250
R^2	0.2093	0.1476	0.1631

注:列(1)和列(3)的被解释变量为 MCP ,列(2)的被解释变量为 BCT 。

六、结论与建议

本文围绕人工智能与企业关键核心技术突破的关系展开系统研究。通过构建人工智能与企业关键核心技术突破的理论框架,并选取2009—2024年沪深A股上市公司数据进行实证检验。研究发现,人工智能促进了企业关键核心技术突破。在经过内生性检验和一系列稳健性检验后,该结论依然成立,表明人工智能已成为推动企业实现关键核心技术突破的重要驱动力。人工智能可以通过强化企业动态能力,进一步促进企业关键核心技术突破。具体表现为,人工智能通过提升企业创新能力、知识吸收能力与适应能力,从而促进企业关键核心技术突破。人工智能的影响存在非对称性。在东部地区、非高技术密集行业、成长期企业和大型企业中,其促进效应更为明显。此外,人工智能提升了企业的市场竞争力,表明其在强化企业技术供给能力、提升产品差异化水平以及巩固企业市场竞争优势方面具有积极影响。

基于上述研究发现,本文得出以下建议:

第一,加快推动人工智能推广应用,夯实企业关键核心技术突破的技术基础。政府应通过财政补贴、税收优惠、专项奖励等政策工具,引导企业加大对人工智能技术的研发、部署与应用投入,降低企业在人工智能应用初期面临的资金压力与试错成本,促进人工智能由局部应用向深度嵌入转变。同时,应加快人工智能基础设施建设,完善数据中心、算力平台、云计算平台等数字基础设施建设,提升企业获取、处理和利用数据资源的能力,为人工智能技术赋能关键核心技术突破提供基础支撑。此外,还应完善人工智能领域的人才培养与引进机制,通过强化高校、科研机构 and 职业院校的人才供给能力,培养既掌握算法、大数据处理技术和智能系统知识,又熟悉产业场景和企业需求的复合型人才,为企业持续推进关键核心技术攻关提供智力保障。

第二,针对人工智能的异质性影响,推动区域与行业协同发展。政策制定应更加注重分类施策与精准支持。在区域层面,应加大对中西部地区人工智能基础设施建设、数字公共服务平台建设和技术培训体系建设的力度,增强当地企业在数据获取、技术部署和应用转化方面的能力,逐步缩小与东部地区之间的技术赋能差距。在行业层面,应重点支持传统产业和非高技术密集行业开展智能化改造,通过设立专项资金、组织示范项目、推动场景开放等方式,引导企业将人工智能嵌入生产组织、质量控制、工艺优化和研发活动中,提升传统行业实现关键核心技术突破的能力。在企业层面,应对成长期企业给予更多融资支持、创新基金和政策倾斜,帮助其缓解资源约束,释放技术创新潜力;同时,应鼓励大型企业发挥技术、资金和平台优势,通过供应链协同、技术扩散和联合创新等方式,带动中小企业共享人工智能红利,形成大中小企业融通创新的良性格局,从而提升产业链整体技术水平。

第三,强化企业动态能力建设,充分释放人工智能的赋能效应。在创新能力方面,应引导企业持续加大研发投入,完善创新管理制度,增强企业在关键技术方向上的自主研发能力和持续迭代能力,推动人工智能由辅助工具转变为创新引擎。在知识吸收能力方面,应鼓励企业加强与高校、科研院所、上下游企业的协同合作,健全产学研用深度融合机制,提升企业对外部知识、前沿技术和行业信息的识别、吸收、整合与转化能力,推动外部知识资源更有效地转化为关键核心技术突破成果。在适应能力方面,应推动企业建立更加灵活的组织管理模式和资源配置机制,提高其在技术路线调整、研发方向重构和市场变化应对中的敏捷性,增强企业在复杂环境下持续推进技术攻关的韧性。通过强化动态能力建设,能够使人工智能的赋能效应更加充分地转化为企业关键核心技术突破的现实能力,进而提升企业的长期竞争优势。

参考文献:

- [1] 胡登峰,黄紫微,冯楠,等. 关键核心技术突破与国产替代路径及机制——科大讯飞智能语音技术纵向案例研究[J]. 管理世界,2022,38(5):188-209.
- [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] 韩先锋,郑酌基,朱承亮,等. 专利审批体制改革与企业关键核心技术突破:来自专利快速预审制度的经验证据[J]. 中国软科学,2025(6):122-131.
- [4] 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.
- [5] 元茹静,钞小静. 数字基础设施建设对关键核心技术突破的影响——来自专利文本机器学习的经验证据[J]. 经济与管理研究,2024,45(11):14-31.
- [6] 杨震宁,袁梓晋. 数字创新网络嵌入与关键核心技术攻关[J]. 中国工业经济,2025(5):156-173.
- [7] 张志朋,张好雨,朱丽. 新型研发机构驱动关键核心技术攻关的组织模式与机制——基于双案例的探索研究[J]. 商业经济与管理,2025(6):53-69.

- [8]周密,邢明强,许龙.面向新质生产力提升的数字化转型与制造业企业突破式创新研究[J].贵州财经大学学报,2024(4):99-109.
- [9]SHEPHERD D A, MAJCHRZAK A. Machines augmenting entrepreneurs: opportunities (and threats) at the nexus of artificial intelligence and entrepreneurship[J]. Journal of Business Venturing, 2022, 37(4): 106227.
- [10]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.
- [11]何筠,熊孜贤.人工智能技术应用对制造业企业创新绩效的影响[J].科研管理,2025,46(5):13-22.
- [12]文雯,肖瑶,牛煜皓.人工智能技术水平与企业投资效率[J].经济管理,2025,47(6):103-122.
- [13]杜传忠,曹效喜,刘书彤.人工智能与高新技术企业竞争力:机制与效应[J].商业经济与管理,2024(2):30-49.
- [14]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.
- [15]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,2024[2025-08-27].<https://link.cnki.net/urlid/11.1567.G3.20241211.1555.004>.
- [16]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.
- [17]ZHOU C B, ZHANG H K, YING J H K, et al. Artificial intelligence and green transformation of manufacturing enterprises[J]. International Review of Financial Analysis, 2025, 104: 104330.
- [18]TEECE D J. Explicating dynamic capabilities: the nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance[J]. Strategic Management Journal, 2007, 28(13): 1319-1350.
- [19]乔刚,钱圆圆.人工智能技术、创业生态与新企业进入[J].数量经济技术经济研究,2025,42(8):110-130.
- [20]王开科,何强,苏雪伟,等.人工智能提升企业资本利用率研究[J].经济科学,2025(4):185-210.
- [21]梅冬州,张弘正,程琳.人工智能应用的绿色创新效应研究[J].经济学动态,2025(6):33-50.
- [22]陈丽珊,傅元海.融资约束条件下技术创新影响企业高质量发展的动态特征[J].中国软科学,2019(12):108-128.
- [23]彭新敏,郑素丽,吴晓波,等.后发企业如何从追赶者到前沿?——二元性学习的视角[J].管理世界,2017(2):142-158.
- [24]蒲昆,刘伟.机会窗口、吸收能力模式与后发企业技术突破性创新——基于长安汽车的纵向案例研究[J/OL].南开管理评论,2025[2025-09-01].<https://link.cnki.net/urlid/12.1288.F.20250707.1113.002>.
- [25]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.
- [26]MELE G, CAPALDO G, SECUNDO G, et al. Revisiting the idea of knowledge-based dynamic capabilities for digital transformation[J]. Journal of Knowledge Management, 2024, 28(2): 532-563.
- [27]郑刚,朱国浩,邬爱其,等.专精特新企业产学研知识共创与工艺类关键核心技术突破——基于隶属集团型企业中集圣达因的案例研究[J].管理世界,2025,41(4):193-218.
- [28]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.
- [29]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.
- [30]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.
- [31]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.
- [32]朱小刚,刘博,刘春年.数字化提升企业绿色创新质量的机制研究[J].首都经济贸易大学学报,2024,26(1):18-33.
- [33]易恩文,姚常成,杨慧玲.数字经济发展何以塑造城市网络——基于社会分工的视角[J].经济评论,2024(3):126-141.
- [34]郭家琛,赵景峰,刘珊,等.数智化转型平抑了制造企业供应链风险吗?——基于供需关系的视角[J].经济评论,2025(1):70-86.
- [35]陈妍玲,郭文伟,简彤凌.迎“险”而上:城市气候风险与企业绿色创新[J].经济与管理研究,2025,46(11):127-144.
- [36]王宁,洪元元,刘晓康.人工智能技术应用对企业供应链稳定性的影响研究[J].财贸研究,2026,37(1):11-25.
- [37]任广乾,景曼,薛坤坤,等.数字化转型能否提升国有企业绩效?——基于“三重赋能”视角的研究[J].工程管理科技前沿,2025,44(3):76-82.
- [38]刘帅.人工智能技术对汽车制造企业供应链韧性的影响[J].中国流通经济,2025,39(4):42-56.
- [39]刘相铨,丁猛杰,金喧喧,等.激励性政策能否导致发电企业实施策略性绿色创新——兼论政策协同与内外监管效应[J].中国工业经济,2025(2):137-155.
- [40]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.

From Technology Introduction to Indigenous Breakthrough: Impact of AI on Firms' Breakthroughs in Core Technologies in Key Fields

HONG Yuanyuan, WANG Ning, LIU Xiaokang

(Zhengzhou University, Zhengzhou 450001)

Abstract: The bottleneck of core technologies in key fields has increasingly become a major constraint on China's industrial security, national security, and high-quality economic development. Meanwhile, artificial intelligence (AI) is profoundly reshaping firms' modes of production, knowledge acquisition patterns, and technological innovation paradigms. In this context, whether and how AI promotes firms' breakthroughs in core technologies in key fields has become an important research issue. Using panel data of Chinese A-share listed companies in Shanghai and Shenzhen from 2009 to 2024, this paper develops a firm-level measure of AI and empirically examines its impact on breakthroughs in core technologies in key fields.

The results show that AI can promote firms' breakthroughs in core technologies in key fields, and this conclusion remains robust after addressing potential endogeneity concerns and conducting a series of robustness tests. Mechanism analysis indicates that AI facilitates breakthroughs in core technologies in key fields primarily by strengthening firms' dynamic capabilities, particularly innovation capability, knowledge absorptive capacity, and adaptive capability. Further analysis reveals notable heterogeneity in this effect, with stronger impacts observed among firms located in eastern regions, firms operating in non-high-tech intensive industries, firms in the growth stage, and large-sized firms. Moreover, AI contributes to enhancing firms' market competitiveness, suggesting that breakthroughs in core technologies in key fields further consolidate firms' competitive advantages.

The marginal contributions are reflected in several aspects. First, this paper improves the measurement of firm-level AI by refining existing AI dictionaries and removing negative contextual terms, macro-trend descriptions, and intention-oriented expressions. Second, it integrates AI and breakthroughs in core technologies in key fields into a unified analytical framework, thereby enriching the literature on the determinants of breakthroughs in core technologies in key fields. Third, based on dynamic capability theory, this paper reveals the internal paths through which AI promotes breakthroughs in core technologies in key fields. Finally, it further examines the economic consequences of AI by analyzing its effects on firms' market competitiveness.

The findings suggest that policies should accelerate the diffusion and application of AI, improve AI-related infrastructure and public service platforms, and promote the deep integration of AI with firms' innovation activities. Meanwhile, differentiated policy support should be implemented according to regional conditions, industrial characteristics, and firm life-cycle stages. In addition, efforts should be made to enhance firms' innovation capability, knowledge absorptive capacity, and adaptive capability to fully unleash the empowering role of AI in facilitating breakthroughs in core technologies in key fields.

Keywords: artificial intelligence; breakthroughs in core technologies in key fields; innovation capability; absorptive capacity; adaptive capacity

编校:李 叶