

引用格式: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.

Chen Yanping, Shao Yunfei, Huang Leyi. The impact of artificial intelligence capabilities on breakthrough technological innovation in enterprises[J]. Journal of Technology Economics, 2025, 44(6): 28-39.

人工智能能力对企业突破性技术创新的影响

陈燕萍,邵云飞,黄乐仪

(电子科技大学经济与管理学院,成都 611731)

摘要:在当前全球技术竞争愈发激烈的环境下,突破性技术创新已成为我国获得长期竞争优势和推动行业变革的关键动力。数字时代如何通过人工智能来促进突破性技术创新的实现成为企业战略中的重要议题。基于社会技术系统理论和动态能力理论,本文构建了“人工智能能力-知识动态能力-突破性技术创新”的理论模型,并深入探讨了其内在作用机制。通过对312家企业的问卷数据进行实证分析,研究结果显示:①人工智能能力能够直接推动企业实现突破性技术创新;②知识动态能力在人工智能能力与突破性技术创新之间起到部分中介作用,特别是在知识创造和知识整合方面,表现出显著的正向影响;③数据驱动文化作为调节变量,能够加强人工智能能力对突破性技术创新的影响,使得在数据驱动文化较强的企业中,进一步推动突破性技术创新。本文有助于更深入的理解数字化时代突破性技术创新实现的内在机理,为企业如何有效利用人工智能以实现突破性技术创新提供了理论支持和实践指导。

关键词:人工智能能力;突破性技术创新;知识动态能力;数据驱动文化

中图分类号: A270 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-980X(2025)06-0028-12

DOI:10.12404/j.issn.1002-980X.J24080909

一、引言

突破性技术创新是应对西方国家“脱钩断链”战略、实现科技自主自强的关键举措,是企业、产业及国家获得长期竞争优势的核心要素^[1]。相较于其他创新,突破性技术创新促使技术架构发生根本性变革,有助于摆脱关键核心技术受制于人的局面^[2-3]。然而,突破性技术创新从“0到1”的过程充满了挑战^[4],通常涉及突破现有技术瓶颈,且伴随高成本、长周期和高度不确定性,要求企业具备更强的创新能力^[1]。因此,如何实现突破性技术创新,成为当前我国亟待解决的核心问题。

深度数字化背景为突破性技术创新带来了新的机遇^[5]。在数字时代,人工智能能力日益影响企业的创新方式^[6-8]。人工智能能力指组织利用认知计算技术、专有数据分析、机器学习算法和交互式仪表板来增强跨功能领域的战略决策,促进对复杂信息的解释,并使流程管理员和经理能够无缝访问关键见解,从而做出明智的决策^[8-9]。人工智能能力具有关键的认知技能^[10],其自学习与自适应能力有助于企业在不断变化的环境中培养更强的适应性和创新能力。例如,谷歌旗下的Waymo通过深度学习算法和计算机视觉技术,模拟大量驾驶场景,提前识别并解决技术障碍,成功开发出全球领先的自动驾驶系统。这一技术不仅颠覆了汽车行业,还为未来交通系统带来了变革性潜力。此外,基于人工智能的研发模式大幅提升了研发效率与成功率,显著降低了突破性技术创新的失败风险。因此,本文认为,在数字时代下,人工智能能力可能对企业实现突破性技术创新发挥关键作用。

已有研究探讨了人工智能能力对创新、市场进入和战略行为的影响^[11-13]。随着技术升级的加速和市场竞争的加剧,突破性技术创新已经成为企业保持长期竞争优势的关键驱动因素。深入研究人工智能能力如

收稿日期:2024-08-09

基金项目:国家自然科学基金“组织竞合影响传统企业数字化转型:解构、演化和重塑”(72172024);国家自然科学基金“创新生态系统视角下‘卡脖子’技术破解机制研究:资源共享、价值共创、协同共生”(72372017)

作者简介:陈燕萍(1996—),电子科技大学经济与管理学院博士研究生,研究方向:技术创新;(通信作者)邵云飞(1963—),博士,电子科技大学经济与管理学院教授,研究方向:创新管理;黄乐仪(2001—),电子科技大学经济与管理学院硕士研究生,研究方向:创新管理。

何影响突破性技术创新,不仅能够填补现有研究的空白,对理解人工智能在企业创新中的战略作用也具有重要意义。虽然现有文献研究了人工智能对突破性创新的影响^[14],但尚未深入分析人工智能能力对突破性技术创新的影响机制。突破性技术创新的研发路线相对复杂,知识积累与掌握难度相对更高。这意味着突破性技术创新的知识复杂度及技术开发过程中的知识嵌入程度更高,企业短期内无法获取或者完全掌握。一方面,企业的知识需要与创新策略相适应,通过有效的知识管理,进而提高企业的创新能力。由于突破性技术创新需要知识的多元与自生长^[5],人工智能能力也深刻影响了创新的流程及其核心特性,涵盖了从知识生成到应用的整个过程,同时涉及知识供需的多个方面^[15]。因此,本文引入知识动态能力作为人工智能能力与突破性技术创新的作用机制。另一方面,社会技术系统理论认为,企业的技术能力与组织结构、文化和流程的有效整合是实现创新的关键^[16]。人工智能能力作为一种先进的技术能力,其应用不仅限于技术层面,更需要与企业的文化等社会系统要素紧密结合。数据驱动文化强调基于数据的决策和运营,使企业更能够利用数据分析和智能技术来支持创新决策^[17]。因此,本文认为在当前数字化的商业环境下,数据驱动文化可能会影响人工智能能力对突破性技术创新的直接作用。

综上,本文基于社会技术系统理论与动态能力理论,探讨人工智能能力对企业突破性技术创新的直接作用,以及知识动态能力和数据驱动文化的中介作用和调节作用。本文为企业合理提升企业人工智能能力,推动企业突破性技术创新的实现提供理论参考,助力我国关键核心技术攻关。

二、理论基础与研究假设

(一) 人工智能能力与突破性技术创新

人工智能被定义为“在机器中创造类似人类行为,用于感知、推理和行动”的系统,其核心在于模仿和增强人类智能。通过复杂算法和数据分析,人工智能实现了高效的自动化和智能化处理^[18]。然而,对于企业而言,突破性技术创新是企业竞争优势的重要来源^[1],需要企业进行多次创新决策。基于此,本文提出,人工智能能力作为一种关键的技术和管理资源,可能会促进企业的突破性技术创新。

人工智能能力通过提供市场洞察、提高研发效率、增强知识管理等多种途径促进企业突破性技术创新。首先,技术系统的作用在于人工智能的自学习和深度学习能力,使得企业从海量的科学数据中自动识别出隐藏的模式和规律,加速科学研究进程。社会技术系统理论指出,技术系统的有效性取决于与社会系统的协同作用^[16]。在突破性技术创新的模糊前端,通过对历史数据的自学习,企业可以从大量复杂数据中提取有价值的信息^[19],有助于识别和评估潜在的突破性技术创新机会。其次,传统的研发模式主要依赖于科学家的专业经验和逐步试验的积累,通常面临较高的时间成本和资源消耗。然而,在人工智能驱动的研发模式中,企业通过模拟和仿真,在研发的早期阶段识别并解决潜在问题^[20],提升企业决策准确性和及时性^[21],降低突破性技术创新的失败率。最后,突破性技术创新不仅体现为技术取得的突破性发展,还体现为技术对市场的重要影响^[22]。人工智能技术可以帮助企业根据实时市场需求、竞争对手的行为和库存情况,最大化市场渗透率和利润率^[23]。同样,人工智能的认知能力使得企业不仅局限于描述信息特征,还能够预测和引导消费者的行为,为产品和服务的创新提供了新的指导和依据^[24],确保突破性技术创新被市场广泛接受。

因此,本文提出以下研究假设:

人工智能能力对突破性技术创新具有正向影响(H1)。

(二) 知识动态能力的中介作用

知识资源是企业获取竞争优势的核心战略资源^[15]。结合知识基础观与动态能力理论,学者们提出了知识动态能力是指为了感知、探索和应对环境变化,通过获取、创造和整合知识所具备的能力^[24],并将其分为知识获取能力、知识创造能力和知识整合能力三个维度。其中,知识获取能力指企业在动态环境中有效获取外部知识资源的能力^[25]。知识创造能力指企业基于现有知识,通过创新活动生成新知识的能力^[26]。知识整合能力指企业将分散的知识系统化整合,以形成新的知识和创新思路的能力^[27]。从知识的角度出发,企业创新活动是指企业对新旧知识的重新组合。一方面,突破性技术创新具有高度的复杂性与不确定性,其成功依赖于知识的动态管理能力。人工智能能力能够辅助企业生成、整合与重构知识^[28]。另一方面,人

工智能能力可以增强企业对知识的管理,促进知识的积累和共享,提升企业的知识动态能力^[29]。因此,本文认为知识动态能力可能是人工智能能力与突破性技术创新之间的传导机制。

1. 人工智能能力与知识动态能力

知识动态能力在推动企业实现突破性技术创新的过程中具有至关重要的作用。首先,知识获取能力使企业能够在动态环境中有效获取外部的前沿知识资源,如新市场需求、新产品和新技术,从而为创新活动提供必要的支持^[30]。在突破性技术创新过程中,通过自动化手段收集并处理企业内部系统的创新数据,利用机器学习算法提取有价值的知识^[31],进而增强了企业的知识获取能力。

不仅如此,人工智能还通过数据分析、模式识别和预测模型,推动新知识的产生。具体而言,人工智能技术通过模拟和分析复杂系统,帮助企业发现新的关系和规律,生成新的见解和理论,促进知识创造^[32]。另外,人工智能能够对已有知识进行挖掘,并实现知识的重组与创新^[14],进一步强化了企业的知识创造能力。同时,人工智能能力通过对已有知识和信息的再分析,可以将知识进行有效分类,为企业创造出更符合当前发展需求的知识^[28]。

此外,人工智能组件之间的连接性通过共享和传递内外部数据,将各个步骤紧密相连,推动企业创新资源的流动与共享^[24]。这些系统不仅能够存储和管理大量的知识,还通过高效的检索和分析功能,支持知识的整合^[33]。同时,依托人工智能驱动的知识管理系统,企业可以自动整理和分类来自不同来源的知识,减少人为错误,进而提高知识整合的准确性和效率^[15]。

因此,本文提出以下研究假设:

人工智能能力对知识获取能力具有正向影响(H2a);

人工智能能力对知识创造能力具有正向影响(H2b);

人工智能能力对知识整合能力具有正向影响(H2c)。

2. 知识动态能力与突破性技术创新

企业通过获取外部关于新市场需求、新产品和新技术的知识,为突破性技术创新注入前沿的知识资源。知识获取能力帮助企业在快速变化的环境中保持灵活性和适应性,使其能够及时调整战略并捕捉新的创新机会^[34]。通过持续获取并更新外部知识,企业能够为突破性技术创新提供必要的支持。因此,知识获取能力不仅为企业提供了及时、准确且多样化的知识资源,还有效拓宽了知识来源的深度与广度,形成了有利于突破性技术创新的知识基础。

多样化的知识是突破性技术创新发生的核心条件^[35],知识创造能力在这一过程中起到了重要作用。一方面,知识创造能力促使企业对现有知识进行改进和更新,扩充了企业的知识库,为突破性技术创新提供了稳固的知识支撑^[36]。另一方面,知识创造能力驱动企业持续探索和发掘新的技术与市场机会,形成具有前瞻性和创新性的解决方案,帮助企业在技术创新与市场颠覆中取得双重突破。因此,知识创造能力不仅推动企业生成新的知识和创新思路,还使其能够在快速变化的市场环境中保持竞争优势,进一步促进突破性技术创新的实现^[11,37]。

知识整合能力帮助企业融合内外部知识、构建独有的和有价值的知识体系从而影响突破性技术创新,还能够推动企业在市场竞争中的颠覆与占有。单个企业所拥有的知识难以实现突破性技术创新和市场颠覆^[1],因此需要在现有知识基础上,整合多渠道获取的外部知识并对其进行重塑,与企业内部已有的知识架构相结合。这种整合为企业在研发初期捕捉市场机会提供了基础,同时也为企业后续的技术创新和市场占有奠定了重要支撑。此外,通过系统化和协同化的知识管理,知识整合能力不仅推动技术创新,还能够帮助企业在复杂环境中实现市场的突破,最终推动突破性创新的全面实现。

因此,本文提出以下假设:

知识获取能力对突破性技术创新具有正向影响(H3a);

知识创造能力对突破性技术创新具有正向影响(H3b);

知识整合能力对突破性技术创新具有正向影响(H3c)。

由上述分析可知,企业通过利用人工智能能力将知识转化为创新,生成知识动态能力,进而促进突破性

技术创新。

因此,本文提出以下研究假设:

知识获取能力在人工智能能力与突破性技术创新之间的关系具有中介作用(H4a);

知识创造能力在人工智能能力与突破性技术创新之间的关系具有中介作用(H4b);

知识整合能力在人工智能能力与突破性技术创新之间的关系具有中介作用(H4c)。

(三)数据驱动文化的调节作用

组织文化是指反映在组织实践和目标中的共同假设、价值观和信念的集合,这些因素帮助组织成员理解和执行组织功能^[38]。组织文化被形象地描述为“企业人格”,包含了组织成员的集体价值观、信仰、行为和原则^[39]。社会技术系统理论强调,企业创新不仅依赖于技术能力,还依赖于社会系统的有效支持^[16]。该理论认为,企业的技术能力只有与其社会系统有效整合,才能推动创新的发展。在这种理论框架下,组织文化被视为社会系统中至关重要的一部分,它在技术能力的运用和创新过程中的作用不可忽视。人工智能改变了传统的创新管理模式,将以往主要依靠个人经验的产品创新决策转变为数据驱动的产品创新决策,突破了创新决策者的有限理性,提高了创新成功的可能性,从而释放内部创新动力,激发创新积极性^[40]。在数字化时代,数据驱动文化作为一种新兴的组织文化形式,受到了广泛关注。数据驱动文化指的是在管理实践和运营流程中,基于数据驱动决策的信念、态度和行为方式^[41]。这种文化强调通过系统化的数据收集、分析和应用,来支持和优化组织的各项决策。其核心目标是通过数据提升决策的科学性和精确性,从而减少决策过程中的主观偏见和不确定性。

当数据驱动文化强时,企业的社会系统为人工智能技术的应用提供了良好的基础。数据驱动文化提升了企业对数据的依赖,通过增强数据利用效率、提升决策质量、促进跨部门协作和增强组织适应性^[42],最大化地利用人工智能技术的潜力,促进更具创新性的技术突破。同时,人工智能技术通过提供深刻的市场洞察和技术趋势预测,帮助企业更科学地评估和选择创新项目,减少决策中的不确定性和风险^[32],促进跨部门数据共享和协作,确保创新策略的快速调整和成功实施。因此,数据驱动文化强的企业中,人工智能能力对突破性技术创新的正向影响更加显著。相反,当数据驱动文化弱时,企业在其社会系统对数据的依赖性较低,更倾向于依赖直觉、经验或个人判断,使得技术系统中的人工智能技术难以发挥其最大效用^[43]。由于缺乏系统性的数据收集、分析和利用,企业在创新过程中的知识获取、创造和整合效率较低。社会系统与技术系统的失衡会导致技术潜力无法充分释放。因此,在数据驱动文化弱的企业中,人工智能能力对突破性技术创新的正向影响较弱。

因此,本文提出如下假设:

数据驱动文化正向调节人工智能能力与突破性技术创新之间的正向关系(H5)。

本文的理论模型如图1所示。

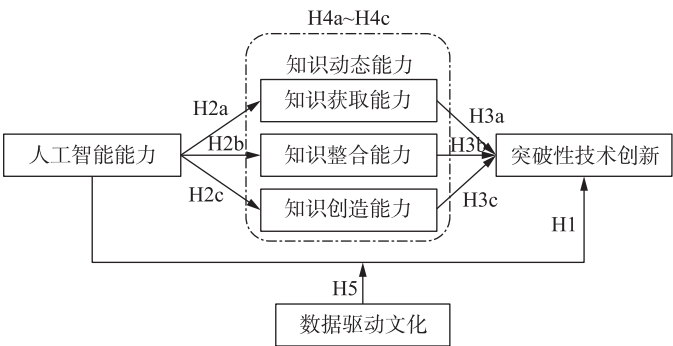


图1 理论模型

三、研究设计

(一)样本选择与数据收集

为了保证样本的多样性和代表性,本文选取了北京、上海、成都、重庆、西安等创新活跃地区的高新技术

企业进行调查。这些地区的高新技术企业在创新能力和技术应用方面具有较高水平,能够为研究提供丰富的数据支持。高新技术企业通常专注于高技术领域,如信息技术、生物技术、新能源、先进材料等,他们往往具备强大的研发能力和创新驱动,这使得他们在突破性技术创新方面具有很大的优势。这些企业通过持续的技术研发、对新技术的快速应用及在新兴市场中的探索,能够在行业内实现突破性创新,推动技术进步,并形成新的市场或改变现有市场格局。因此,高新技术企业确实是突破性技术创新的重要载体。由此,本文确定了研究对象为高新技术企业中的中高级管理人员和技术人员,这些人员在企业的创新活动中起着关键作用。为了确保样本的代表性和数据的可靠性,采用线上和线下相结合的多阶段分层随机抽样方法进行问卷发放。数据收集时间跨度为 2023 年 12 月—2024 年 4 月。

数据收集分为以下几个阶段进行:

第一阶段,线下问卷发放。首先,为了确保数据的有效性,研究进行了预调研,研究团队通过实地走访和联系,选取了京东方科技集团股份有限公司、极米科技等 6 家具有代表性的高新技术企业进行问卷调查。共发放问卷 59 份,全部收回并确认有效,确保数据的高质量和高可信度。其次,在研究团队所在高校的工商管理硕士(master of business administration, MBA)项目中,研究团队针对来自上海、北京、重庆、西安等地区的 MBA 学员进行了问卷发放。共发放问卷 142 份,收回有效问卷 99 份。MBA 学员多为企业高层管理人员,能够提供有价值的管理视角。

第二阶段,线上问卷发放。一是,在 MBA 学员及其毕业校友企业的支持下,研究团队采用线上“滚雪球”方式,通过校友推荐和企业内部网络,向更多的高新技术企业进行问卷发放。此阶段共发放问卷 82 份,收回有效问卷 45 份。二是,通过专业的在线问卷平台,研究团队向高新技术企业管理者和技术人员发放问卷。此阶段共发放问卷 200 份,收回有效问卷 109 份。本文最终分发问卷 483 份,收回有效问卷 312 份,有效回收率为 64.60%。问卷样本特征的描述性统计结果如表 1 所示。

表 1 样本特征的描述性统计

变量	类别	样本量	占比(%)	变量	类别	样本量	占比(%)
企业年龄	5 年及以下	76	24.36	企业规模	100~500 人	65	20.83
	5~10 年以下	67	21.47		501~1000 人	75	24.04
	10~20 年以下	75	24.04		1000 人以上	90	28.85
	20 年及以上	94	30.13		电子信息	95	30.45
R&D	<1%	47	15.06	行业性质	先进制造业	72	23.08
	1%~3%以下	102	32.69		能源环保行业	46	14.74
	3%~6%	163	52.25%		新材料行业	74	23.72
企业规模	100 人以下	82	26.28		其他	25	8.01

(二) 变量测量

人工智能能力(AIC)。根据 Dubey 等^[9]和 Mikalef 等^[44]的研究,共 4 个题项进行测量。包括:“贵企业在认知计算技术和基础设施方面进行了投资,这有助于我们在所有功能领域改进我们的战略领域”“贵企业拥有专有的数据分析和机器学习算法,用于在流程中断的情况下提取信息并对收集的数据进行认知解释”“贵企业开发仪表盘,帮助流程管理员理解多方信息的认知计算输出,以便做出明智的决策”“贵企业规定在我们的管理人员的通信设备上安装仪表盘应用程序,以方便访问关键信息”。其因子载荷均在 0.794~0.821。

知识动态能力(KDC)。参考 Zheng 等^[45]的量表,包含知识获取能力(KAC)、知识创造能力(KGC)、知识整合能力(KCC),共 16 个题项。其中,用 5 个题项测量 KAC,包括“贵企业可以利用人工智能获得技术知识”“贵企业可以利用人工智能获得市场知识”“贵企业可以利用人工智能获得管理知识”“贵企业可以利用人工智能获得制造和工艺知识”“贵企业可以利用人工智能获得其他的知识和专长”。其因子载荷均在 0.851~0.871。用 5 个题项测量 KGC,包括“贵企业可以利用人工智能创造更多技术知识”“贵企业可以利用人工智能创造更多营销知识”“贵企业可以利用人工智能创造更多管理知识”“贵企业可以利用人工智能创造更多制造和工艺知识”“贵企业可以利用人工智能创造更多其他方面的知识”。其因子载荷均在 0.859~0.904。用 6 个题项测量 KCC,包括“贵企业可以利用人工智能把内部知识和外部知识结合起来”“贵企业可

以利用人工智能整合来自不同部门、团队和个人的知识”“贵企业可以利用人工智能整合不同技术或市场领域的知识”“贵企业可以利用人工智能把新知识和原有知识结合起来”“贵企业可以利用人工智能调整内部结构和流程来有效地整合知识”“贵企业可以利用人工智能协调内部和外部网络有效地整合知识”。其因子载荷均在 0.825~0.849。

数据驱动文化(*DDC*)。根据 Gupta 和 George^[41]的研究,采用 4 个题项测量。包括“贵企业认为数据是一种有形资产”“贵企业的决定是基于数据而不是直觉”“当数据与贵企业的观点相矛盾时,我们愿意放弃自己的直觉”“贵企业不断地指导我们的员工根据数据做出决策”。其因子载荷均在 0.728~0.822。

突破性技术创新(*BTC*)。参考 Zhou 等^[22]的研究,共 4 个题项进行测量。包括“贵企业的产品结构发生了重大变化”“贵企业的工艺流程发生了重大变化”“贵企业的产品采用了全新的技术理念”“贵企业的产品具有很高的创新性,可以很好地替代现有同类产品”。其因子载荷均在 0.781~0.882。

控制变量。根据以往突破性技术创新相关研究^[46-47],本文将可能对突破性技术创新行为产生影响的企业特征作为控制变量纳入到研究模型中,包括企业年龄(*EA*)、企业规模(*ES*)、企业研发投入(*RD*)。*EA* 由企业成立年份到调查问卷回收的年份测量;*ES* 由企业员工的数量测量;*RD* 由企业研发投入占当年销售总额的比重测量。

(三) 共同方法偏差

本文可能存在共同方法偏差的问题。在问卷调研前期,确保问卷设计简洁明了且无引导性问题。在调研过程中,通过线上和线下结合的方式收集问卷数据。在问卷调研完成后,本研究通过 Harman 单因素检验方法进行检验。根据检验可知,本文所用问卷提取的单个因子的总方差解释占比为 32.467%,低于标准值 50%。因此,本文的问卷数据所存在的共同方法偏差对研究结果不具有严重影响,可以进行数据分析。

(四) 信度与效度分析

本文采用 SPSS 27.0 软件对各变量的信度和效度进行了检验。*AIC* 的 Cronbach's α 是 0.821;*KAC* 的 Cronbach's α 是 0.809;*KGC* 的 Cronbach's α 是 0.822;*KCC* 的 Cronbach's α 是 0.812;*DDC* 的 Cronbach's α 是 0.832;*BTC* 的 Cronbach's α 是 0.877。且所有变量的 *AVE* 值在 0.536~0.710,*CR* 值在 0.724~0.914,*AVE* 值全部均大于 0.5,且 *CR* 值全部均高于 0.7,符合信度和效度检验的要求。通过实证检验结果可知,本文所采用量表的所有数据分析指标均符合要求,表明量表具有良好的信度与效度。

对变量之间的区分效度进行检验。验证性因子分析结果如表 2 所示,与其他两个模型相比,单因子模型的拟合效果最差,六因子模型的拟合效果最佳。其中,卡方自由度比值(χ^2/df)为 2.655,比较拟合指数(*CFI*)为 0.957,对立模型拟合指数(*TLI*)为 0.961,对立模型拟合指数(*RMSEA*)为 0.044,对立模型拟合指数(*SRMR*)为 0.037,说明本文的测量具有较好的区分效度。

表 2 验证性因子分析结果

测量模型	χ^2/df	<i>CFI</i>	<i>TLI</i>	<i>RMSEA</i>	<i>SRMR</i>
六因子模型	2.655	0.957	0.961	0.044	0.037
五因子模型	8.943	0.946	0.923	0.068	0.045
四因子模型	12.893	0.935	0.931	0.072	0.051
三因子模型	14.426	0.920	0.943	0.079	0.062
二因子模型	16.864	0.909	0.893	0.096	0.074
单因子模型	19.245	0.825	0.795	0.111	0.082

四、数据分析与假设检验

(一) 相关性分析

本研究对自变量人工智能能力,因变量突破性技术创新,中介变量知识获取能力、知识创造能力、知识整合能力,调节变量数据驱动文化,以及控制变量进行了描述性统计与相关性分析,见表 3。变量之间的相关系数均未超过 0.5,不存在高度相关性,分析结果符合理论预期,为后续假设检验提供了初步证据。

表3 描述性统计与相关系数($n=312$)

变量	平均值	标准差	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1. 企业年龄	2.426	1.157	1								
2. 企业规模	2.506	1.123	-0.028	1							
3. R&D 占比	1.949	0.820	0.118*	-0.010	1						
4. AIC	4.060	0.928	-0.034	0.038	0.034	1					
5. KAC	3.817	0.943	0.004	0.050	-0.002	0.346**	1				
6. KGC	4.094	1.065	-0.009	0.052	0.024	0.258**	0.362**	1			
7. KCC	4.006	0.930	0.012	0.073	-0.054	0.362**	0.344**	0.229**	1		
8. BTC	3.554	1.408	-0.015	0.071	0.018	0.223**	0.308*	0.384**	0.243**	1	
9. DDC	3.850	0.954	0.010	0.007	-0.020	0.222	0.224	0.274	0.261	0.341**	1

注:***、**、* 分别表示在 $p<0.001$ 、 $p<0.01$ 、 $p<0.05$ 水平下显著。

(二) 假设检验

本文采用分层回归分析法对假设进行验证。

1. 主效应分析及中介效应检验

模型 M1 是加入了控制变量的基础模型,模型 M2 在模型 M1 的基础上引入自变量人工智能能力。回归分析结果如表 4 所示,在模型 M2 中,人工智能能力对突破性技术创新具有显著的正向影响($\beta=0.322$, $p<0.001$),假设 H1 成立。模型 M7、模型 M9、模型 M11 分别表示自变量人工智能能力对知识获取能力、知识创造能力、知识整合能力具有显著正向影响($\beta=0.313$, $p<0.01$; $\beta=0.374$, $p<0.001$; $\beta=0.352$, $p<0.001$),因此,假设 H2a、假设 H2b、假设 H2c 成立。在模型 M3 中,知识动态能力的三个维度对突破性技术创新具有显著正向影响($\beta=0.313$, $p<0.01$; $\beta=0.374$, $p<0.001$; $\beta=0.352$, $p<0.001$)。由相关系数可以看出,知识创造能力对突破性技术创新的正向影响最大,知识整合能力次之,知识获取能力最小。假设 H3a、假设 H3b、假设 H3c 成立。与此同时,人工智能能力的回归系数下降,由此可知,知识动态能力在人工智能能力与突破性技术创新之间起到部分中介作用,假设 H4a、假设 H4b、假设 H4c 成立。

表4 主效应与调节效应检验回归结果

变量	BTC					KAC		KGC		KCC	
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
EA	-0.016 (-1.193)	0.015 (1.141)	-0.020 (-1.289)	0.011 (1.115)	0.024 (1.340)	0.006 (0.791)	0.030 (1.354)	-0.011 (-1.122)	0.017 (1.030)	0.020 (1.294)	0.045 (1.565)
ES	0.071 (1.231)	0.040 (1.089)	0.035 (1.587)	0.038 (1.772)	0.037 (1.740)	0.050 (1.648)	0.026 (1.205)	0.052 (1.193)	0.024 (1.098)	0.073 (1.773)	0.049 (1.605)
RD	0.021 (0.248)	-0.011 (-0.153)	0.023 (0.446)	-0.003 (-0.474)	-0.011 (-0.746)	-0.002 (-0.752)	-0.027 (-1.192)	0.026 (1.149)	-0.003 (-0.759)	-0.055 (-1.274)	-1.081 (-1.875)
AIC		0.322*** (4.449)	0.246*** (3.958)	0.415** (2.973)	0.314** (2.717)		0.347*** (4.468)		0.358*** (4.516)		0.264*** (4.385)
KAC			0.313** (2.449)								
KGC			0.374*** (4.578)								
KCC			0.352*** (4.454)								
DDC				0.329 (1.654)	0.326** (2.902)						
AIC $\times$ DDC					0.115** (2.659)						
R^2	0.048	0.679	0.745	0.783	0.796	0.069	0.420	0.065	0.576	0.072	0.448
Adj- R^2	0.039	0.675	0.739	0.779	0.792	0.060	0.412	0.056	0.570	0.063	0.441
F	5.176	162.35***	126.880***	220.828***	198.350***	7.609	55.578***	7.713	104.264***	7.966	62.290***

注:***、**、* 分别表示在 $p<0.001$ 、 $p<0.01$ 、 $p<0.05$ 水平下显著;括号内为 t 值。

2. 调节效应分析

表 4 模型 M4 与模型 M5 分别表示数据驱动文化和其与人工智能能力的交互项对突破性技术创新的影响。数据驱动文化与人工智能能力交互项对突破性技术创新显著正向影响($\beta=0.115, p<0.01$)。因此,假设 H5 成立。

为了进一步展示数据驱动文化对人工智能能力与突破性技术创新之间正向关系的调节作用,绘制了调节效应图(图 2)。由图 2 可知,对于数据驱动文化较高的企业,人工智能能力与突破性技术创新的正向作用更加明显;反之,两者之间的关系保持不变或被削弱。

(三) 稳健性检验

参照以往研究^[48],本文采用 Bootstrap 法对中介效应和调节效应进行再检验,将置信区间设置为 95%,样本量为 5000,选择模型 M4 重新检验主效应与中介效应(表 5)。直接效应与中介效应的所有路径效应值均为正,并且在 95%置信区间均不包含 0,从而再次验证了假设 H1a~假设 H2c。再选择模型 M1 对调节效应进行再检验,将数据驱动文化的均值分别加减一个标准差(SD)分为高、中、低三组。根据表 5 的结果,数据驱动文化对人工智能能力与突破性技术创新之间的影响效应为正,假设 H6 再次得到验证。综上,本研究的结论较为稳健。

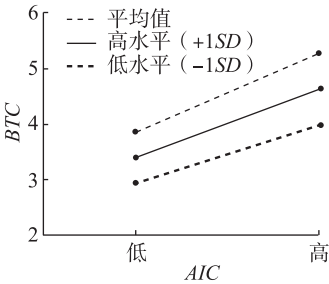


图 2 数据驱动文化的调节效应

表 5 直接效应与中介效应 Bootstrap 法检验结果

路径	效应类型	效应值 β	标准误	95%置信区间	
				下限	上限
$AIC \rightarrow BTC$	直接效应	0.208	0.013	0.233	0.183
$AIC \rightarrow KCC$	直接效应	0.253	0.041	0.173	0.333
$AIC \rightarrow KGC$	直接效应	0.232	0.043	0.148	0.316
$AIC \rightarrow KAC$	直接效应	0.278	0.012	0.254	0.302
$KCC \rightarrow BTC$	直接效应	0.344	0.017	0.311	0.377
$KGC \rightarrow BTC$	直接效应	0.112	0.034	0.045	0.179
$KAC \rightarrow BTC$	直接效应	0.335	0.047	0.243	0.427
$AIC \rightarrow KCC \rightarrow BTC$	间接效应	0.250	0.025	0.201	0.299
$AIC \rightarrow KGC \rightarrow BTC$	间接效应	0.304	0.030	0.245	0.363
$AIC \rightarrow KAC \rightarrow BTC$	间接效应	0.217	0.025	0.168	0.266
$AIC \times DDC \rightarrow BTC$	直接效应	0.234	0.039	0.167	0.371

五、结论

(一) 研究结论

本文基于社会技术系统理论与动态能力理论,通过 312 家企业的问卷数据,实证检验了人工智能能力对企业突破性技术创新的影响,以及知识动态能力和数据驱动文化在其中起到的中介和调节作用。研究结果如下:

首先,在数字时代下,人工智能是推动企业突破性技术创新的重要因素,其影响效果会随着企业的人工智能能力的增强而增强。以往的研究表明,人工智能能够通过大数据分析、机器学习和自动化技术来提升企业的研发效率 and 创新能力^[8],从而实现技术突破。企业的人工智能能力通常体现在其数据处理能力、算法优化水平和智能化应用程度上,企业需要不断提升这些能力,以在激烈的市场竞争中获取领先优势。本文发现,当企业具备较高的人工智能能力时,能够更有效地利用数据分析和智能技术,从而更迅速地识别市场需求和技术趋势,制定突破性创新战略和实施创新行动。

其次,知识动态能力在人工智能能力与突破性技术创新之间具有中介作用。人工智能技术通过高效的数据处理和分析,帮助企业敏锐捕捉市场和技术趋势,识别创新机会,并提供智能化工具促进知识的创造与整合,使企业能够迅速生成新知识。本文研究表明,提升知识动态能力有助于推动突破性技术创新。具备

知识动态能力的企业,能够持续获取外部新知识,并通过对新旧知识的整合与重构,推动突破性技术创新的实现。其中,知识创造能力对突破性技术创新的促进作用最为显著,随后是知识整合能力,而知识获取能力的影响相对较小。这是因为实现突破性技术创新需要新的知识,知识创造能力可以为企业直接输送新的知识。知识整合能力则通过将分散的知识资源进行系统整合,优化资源配置,提高创新效率和效果,从而在创新过程中发挥重要作用。而知识获取能力主要是识别和获取外部信息,对突破性技术创新的直接影响相对较小。

最后,数据驱动文化强化了人工智能能力对企业突破性技术创新的直接作用。企业在拥有强大的数据驱动文化时,通过数据分析和洞察能力,可以更有效地利用人工智能技术,推动创新过程。数据驱动文化强调基于数据的决策和运营,促使企业在面对复杂和海量数据时,能够迅速筛选和提取有用信息,为突破性技术创新提供坚实的数据支持。此外,数据驱动文化促进了企业内部的透明度和数据共享,增强了跨部门协作,提升创新效率和效果。因此,数据驱动文化在人工智能能力与突破性技术创新之间起到了放大和强化的作用,进一步凸显了数据在现代企业创新中的关键地位。

(二) 理论贡献

首先,延申了突破性技术创新前因解释。本文基于社会技术系统理论与动态能力理论,深入探讨了人工智能能力对企业突破性技术创新的作用机制,并研究了知识动态能力和数据驱动文化在其中的中介和调节作用。虽然已有研究关注了数字创新能力、数字并购、数字科技革命等因素对突破性技术创新的影响^[5, 49-50],但如何通过人工智能能力促进企业突破性技术创新的研究鲜有涉及。随着数字经济的加速发展,人工智能技术在提升企业运营效率、优化企业间联系及增强创新能力等方面的作用愈发显著^[8]。本文通过整合社会技术系统理论和动态能力理论,构建了“人工智能能力-知识动态能力-突破性技术创新”的理论框架,揭示了人工智能能力如何通过知识动态能力推动企业的突破性技术创新。

其次,丰富了人工智能与企业创新的相关研究。已有文献对人工智能能力与企业创新的研究主要集中在知识共享^[51]、吸收能力^[52],鲜有从能力的视角考察人工智能能力对企业突破性技术创新的影响。值得注意的是,突破性技术创新对知识的要求更高^[53],本文通过引入知识动态能力作为中介变量,分析知识获取、知识创造和知识整合能力的中介效应,揭示了人工智能能力影响突破性技术创新的路径。这一发现不仅深化了对知识动态能力理论的理解,也为企业在实际应用人工智能技术时提供了指导,需要注重提升知识管理能力,以充分发挥人工智能的创新潜力。

最后,本文基于社会技术系统理论,强调了数据驱动文化在人工智能能力与突破性技术创新之间的调节作用,丰富了组织文化与技术系统互动方面的研究。虽然数据驱动文化的重要性在信息管理领域已有广泛讨论^[37],但其在推动企业技术创新中的具体作用尚未得到充分研究。本文通过构建理论模型并进行实证分析,揭示了数据驱动文化如何通过增强数据利用效率、提升决策质量和促进跨部门协作,进一步放大人工智能能力对突破性技术创新的影响。通过这一视角,本文深化了社会技术系统理论,阐明了技术系统与社会系统协同作用对企业创新的重要性。这不仅丰富了数据驱动文化与技术创新结合的理论体系,也为企业在数字化背景下如何实现技术与社会系统的有效融合,推动突破性技术创新,提供了实践指导和理论依据。

(三) 管理启示

本文研究的结果为企业提升突破性技术创新提供了以下管理启示:

首先,企业应重视并持续提升人工智能能力。企业可以通过加强数据处理能力、优化算法水平和智能化应用程度,充分发挥人工智能技术在实现突破性技术创新的作用。管理者应鼓励和支持企业内部开展人工智能相关的培训和项目,以在激烈的市场竞争中获取领先优势。当企业具备较高的人工智能能力时,能够更有效地利用数据分析和智能技术,从而更迅速地识别市场需求和技术趋势,制定创新战略和实施相应的突破性技术创新行动。例如,定期组织员工参加人工智能相关的培训和课程,提高员工的数据分析和人工智能应用技能;招聘具有丰富经验的人工智能专家和数据科学家,建立专业的人工智能团队;采购和部署最新的人工智能工具和平台,如大数据处理系统、机器学习算法库等。

其次,企业应注重提升知识动态能力,特别是知识创造能力和知识整合能力。人工智能技术通过高效

的数据处理和分析,增强了企业的知识获取能力,使企业能够更敏锐地捕捉市场和技术趋势,识别创新机会。然而,仅有知识获取能力是不足的,企业还需要通过提供智能化工具和平台,促进知识的创造和整合,形成系统的创新方案。因此,企业在提升人工智能能力的同时,也应注重知识动态能力的全面提升,以实现更高效的突破性技术创新。例如,开发或采购先进的知识管理系统,确保知识的高效存储、共享和利用;通过项目合作、工作坊等方式,促进不同部门之间的知识交流和协同创新等。

最后,企业应积极培育和发展数据驱动文化,以充分发挥人工智能能力对突破性技术创新的放大效应。数据驱动文化强调基于数据的决策和运营,这使得企业在面对复杂和海量数据时,能够迅速筛选和提取有用信息,为突破性技术创新提供坚实的数据支持。此外,数据驱动文化促进了企业内部的透明度和数据共享,增强了跨部门协作,使得不同部门能够基于共同的数据资源进行协同创新,提升创新效率和效果。因此,管理者应倡导和建立数据驱动文化,通过制度建设和文化引导,推动企业全面提升创新能力。例如,在企业内部建立基于数据的决策流程,确保重大决策都以数据分析为基础;制定和实施数据共享政策,打破信息孤岛,促进企业内部数据的开放和共享等。

(四) 研究局限

尽管本文在探讨人工智能能力、数据驱动文化和知识动态能力对企业突破性创新的影响机制方面取得了一定的成果,但仍存在一些局限,需在未來研究中加以克服和改进。本文的数据来源主要是基于312家高新技术企业的调研样本,这可能导致研究结果的外部效度受到限制。尽管这些样本企业涵盖了信息技术、生物技术、新能源等多个行业,但样本量和行业分布的有限性可能影响结果的普遍性。未来研究应扩大样本规模,增加不同行业 and 不同规模企业的样本,以提高研究结论的普适性和代表性。此外,虽然本文引入了数据驱动文化作为调节变量,但未能充分考虑其他潜在的调节变量和干扰因素。未来研究可以进一步引入和控制这些变量,以全面探讨不同情境下的影响机制。

参考文献

- [1] 邵云飞,詹坤,吴言波. 突破性技术创新:理论综述与研究展望[J]. 技术经济, 2017, 36(4): 30-37.
- [2] 廉思秋,高山行,舒成利,等. 新型举国体制下构建触发中国高新技术突破的“扇形”模式研究[J]. 中国科技论坛, 2021(11): 149-157.
- [3] 蒋瑜洁,郭婷,王尚可,等. 新兴国家如何实现突破性技术创新——基于中美V2X专利数据对比分析[J]. 科学学研究, 2021, 39(10): 1882-1896.
- [4] 苏振东,刘明岩,刘后仁. 突破性制度创新能推动企业突破性技术创新?——以自贸试验区为例[J]. 科学学研究, 2025, 43(1): 125-136.
- [5] 孟庆时,余江,陈凤. 深度数字化条件下的突破性创新机遇与挑战[J]. 科学学研究, 2022, 40(7): 1294-1302.
- [6] KAKATKAR C, BILGRAM V, FÜLLER J. Innovation analytics: Leveraging artificial intelligence in the innovation process[J]. Business Horizons, 2020, 63(2): 171-181.
- [7] OOI K B, TAN G W H, AL-EMRAN M, et al. The potential of generative artificial intelligence across disciplines: Perspectives and future directions[J]. Journal of Computer Information Systems, 2025, 65(1): 76-107.
- [8] MIKALEF P, GUPTA M. Artificial intelligence capability: Conceptualization, measurement calibration, and empirical study on its impact on organizational creativity and firm performance[J]. Information Management, 2021, 58(3): 103434.
- [9] DUBEY R, BRYDE D J, BLOME C, et al. Facilitating artificial intelligence powered supply chain analytics through alliance management during the pandemic crises in the B2B context[J]. Industrial Marketing Management, 2021, 96: 135-146.
- [10] AMEEN N, TARBA S, CHEAH J H, et al. Coupling artificial intelligence capability and strategic agility for enhanced product and service creativity[J]. British Journal of Management, 2024, 35(4): 1916-1934.
- [11] MARIANI M M, NAMBIAN S. Innovation analytics and digital innovation experimentation: The rise of research-driven online review platforms[J]. Technological Forecasting Social Change, 2021, 172: 121009.
- [12] KOTLIKOFF L. Does prediction machines predict our AI future? A review[J]. Journal of Economic Literature, 2022, 60(3): 1052-1057.
- [13] BURSTRÖM T, PARIDA V, LAHTI T, et al. AI-enabled business-model innovation and transformation in industrial ecosystems: A framework, model and outline for further research[J]. Journal of Business Research, 2021, 127: 85-95.
- [14] 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.
- [15] PAPA A, DEZI L, GREGORI G L, et al. Improving innovation performance through knowledge acquisition: The moderating role of employee retention and human resource management practices[J]. Journal of Knowledge Management, 2020, 24(3): 589-605.

- [16] BOSTROM R P, HEINEN J S. MIS problems and failures: A socio-technical perspective. Part I: The causes[J]. MIS Quarterly, 1977, 1(3): 17-32.
- [17] GHASEMAGHAEI M, EBRAHIMI S, HASSANEIN K. Data analytics competency for improving firm decision making performance[J]. The Journal of Strategic Information Systems, 2018, 27(1): 101-113.
- [18] PREM E. Artificial intelligence for innovation in Austria[J]. Technology Innovation Management Review, 2019, 9(12): 5-15.
- [19] 肖海林, 董慈慈. 突破性技术创新研究: 现状与展望——基于 SSCI 和 CSSCI 期刊的文献计量分析[J]. 经济管理, 2020, 42(2): 192-208.
- [20] AMEEN N, SHARMA G D, TARBA S, et al. Toward advancing theory on creativity in marketing and artificial intelligence[J]. Psychology Marketing, 2022, 39(9): 1802-1825.
- [21] COCKBURN I M, HENDERSON R, STERN S. The impact of artificial intelligence on innovation[M]. Cambridge, MA, USA: National Bureau of Economic Research, 2018.
- [22] ZHOU K Z, YIM C K, TSE D K. The effects of strategic orientations on technology-and market-based breakthrough innovations[J]. Journal of Marketing, 2005, 69(2): 42-60.
- [23] CHOWDHURY S, DEY P, JOEL-EDGAR S, et al. Unlocking the value of artificial intelligence in human resource management through AI capability framework[J]. Human Resource Management Review, 2023, 33(1): 100899.
- [24] 杨伟, 刘嫣然, 李垣. 替代或互补: 人工智能应用管理对创新的影响[J]. 科研管理, 2021, 42(4): 46-54.
- [25] COHEN W M, LEVINTHAL D A. Absorptive capacity: A new perspective on learning and innovation[J]. Administrative Science Quarterly, 1990, 35(1): 128-152.
- [26] EISENHARDT K M, MARTIN J A. Dynamic capabilities: What are they?[J]. Strategic Management Journal, 2000, 21(10/11): 1105-1121.
- [27] GRANT R M. Prospering in dynamically-competitive environments: Organizational capability as knowledge integration[J]. Organization Science, 1996, 7(4): 375-387.
- [28] 束超慧, 王海军, 金姝彤, 等. 人工智能赋能企业颠覆性创新的路径分析[J]. 科学学研究, 2022, 40(10): 1884-1894.
- [29] JARRAHI M H, ASKAY D, ESHRAGHI A, et al. Artificial intelligence and knowledge management: A partnership between human and AI[J]. Business Horizons, 2023, 66(1): 87-99.
- [30] SHAMIM S, YANG Y, ZIA N U, et al. Mechanisms of cognitive trust development in artificial intelligence among front line employees: An empirical examination from a developing economy[J]. Journal of Business Research, 2023, 167: 114168.
- [31] WAMBA S F, GUNASEKARAN A, AKTER S, et al. Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities[J]. Journal of Business Research, 2017, 70: 356-365.
- [32] KRAKOWSKI S, LUGER J, RAISCH S. Artificial intelligence and the changing sources of competitive advantage[J]. Strategic Management Journal, 2023, 44(6): 1425-1452.
- [33] MIKALEF P, BOURA M, LEKAKOS G, et al. Big data analytics capabilities and innovation: The mediating role of dynamic capabilities and moderating effect of the environment[J]. British Journal of Management, 2019, 30(2): 272-298.
- [34] 侯佳雯, 马靖, 陈怀超. 基于 ADSE 知识循环系统的知识获取方式与企业创新绩效关系研究[J]. 系统科学学报, 2024, 32(1): 128-135.
- [35] 杨瑾, 王雪娇. 基于逆向研发外包的装备制造企业突破性技术创新影响因素研究[J]. 技术经济, 2022, 41(7): 48-61.
- [36] WANG E, KLEIN G, JIANG J J. IT support in manufacturing firms for a knowledge management dynamic capability link to performance[J]. International Journal of Production Research, 2007, 45(11): 2419-2434.
- [37] DUBEY R, BRYDE D J, DWIVEDI Y K, et al. Impact of artificial intelligence-driven big data analytics culture on agility and resilience in humanitarian supply chain: A practice-based view[J]. International Journal of Production Economics, 2022, 250: 108618.
- [38] LIU H, KE W, WEI K K, et al. The role of institutional pressures and organizational culture in the firm's intention to adopt internet-enabled supply chain management systems[J]. Journal of Operations Management, 2010, 28(5): 372-384.
- [39] KHAZANCHI S, LEWIS M W, BOYER K K. Innovation-supportive culture: The impact of organizational values on process innovation[J]. Journal of Operations Management, 2007, 25(4): 871-884.
- [40] 李逸飞, 苏盖美, 牛芮, 等. 智能化与制造业企业创新[J]. 经济与管理研究, 2023, 44(8): 3-16.
- [41] GUPTA M, GEORGE J F. Toward the development of a big data analytics capability[J]. Information Management, 2016, 53(8): 1049-1064.
- [42] CHATTERJEE S, CHAUDHURI R, VRONTIS D. Does data-driven culture impact innovation and performance of a firm? An empirical examination[J]. Annals of Operations Research, 2024, 333(2): 601-626.
- [43] CHEN V, LIAO Q V, WORTMAN VAUGHAN J, et al. Understanding the role of human intuition on reliance in human-AI decision-making with explanations[J]. Proceedings of the ACM on Human-computer Interaction, 2023, 7(CSCW2): 1-32.
- [44] MIKALEF P, ISLAM N, PARIDA V, et al. Artificial intelligence (AI) competencies for organizational performance: A B2B marketing capabilities perspective[J]. Journal of Business Research, 2023, 164: 113998.

- [45] ZHENG S, ZHANG W, DU J. Knowledge-based dynamic capabilities and innovation in networked environments[J]. *Journal of Knowledge Management*, 2011, 15(6): 1035-1051.
- [46] 刘业鑫, 吴伟伟. 技术管理能力对突破性技术创新行为的影响: 环境动荡性与竞争敌对性的联合调节效应[J]. *科技进步与对策*, 2021, 38(7): 10-18.
- [47] 吴言波, 邵云飞, 殷俊杰. 战略联盟知识异质性对焦点企业突破性创新的影响研究[J]. *管理学报*, 2019, 16(4): 541-549.
- [48] PREACHER K J, HAYES A F. Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models[J]. *Behavior Research Methods*, 2008, 40(3): 879-891.
- [49] 王宏起, 李雨晴, 李晓莉, 等. 数字创新能力对战略性新兴产业突破性创新的影响研究——环境动态性的调节作用[J]. *管理评论*, 2024, 36(5): 89-100.
- [50] 伍晨, 张帆. 数字并购如何影响企业突破性创新——基于知识宽度和创新效率的分析[J]. *财经论丛*, 2023(10): 103-113.
- [51] LI N, YAN Y, YANG Y, et al. Artificial intelligence capability and organizational creativity: The role of knowledge sharing and organizational cohesion[J]. *Frontiers in Psychology*, 2022, 13: 845277.
- [52] ABOU-FOUL M, RUIZ-ALBA J L, LÓPEZ-TENORIO P J. The impact of artificial intelligence capabilities on servitization: The moderating role of absorptive capacity—A dynamic capabilities perspective[J]. *Journal of Business Research*, 2023, 157: 113609.
- [53] 丁乐蓉, 石静, 吴柯烨, 等. 技术团队跨学科性对突破性创新的影响研究[J]. *情报学报*, 2024, 43(5): 503-515.

The Impact of Artificial Intelligence Capabilities on Breakthrough Technological Innovation in Enterprises

Chen Yanping, Shao Yunfei, Huang Leyi

(School of Economics and Management, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Amid increasingly intense global technological competition, the importance of breakthrough technological innovation for China's long-term competitive advantage and industrial transformation has been emphasized. How to promote such innovation through artificial intelligence (AI) in the digital era has become a key strategic issue for enterprises. Based on socio-technical system theory and dynamic capability theory, a theoretical model of "AI capability-knowledge dynamic capability-breakthrough technological innovation" was developed to examine the internal mechanisms. Questionnaire data were collected from 312 enterprises to conduct empirical analysis. The findings indicate that AI capability significantly promotes breakthrough technological innovation. Knowledge dynamic capability plays a mediating role, especially in the dimensions of knowledge creation and knowledge integration, where strong positive effects were observed. Furthermore, a data-driven culture serves as a moderating factor, strengthening the influence of AI capability on breakthrough innovation. These results contribute to a deeper understanding of how breakthrough technological innovation can be achieved in the digital era through AI.

Keywords: artificial intelligence capability; breakthrough technology innovation; knowledge dynamic capability; data-driven culture