

人工智能技术应用如何影响企业创新

李玉花, 林雨昕, 李丹丹

[摘要] 人工智能(AI)技术应用是提高企业创新进而催生新质生产力的关键引擎。本文使用2009—2022年中国A股上市企业数据,深入考察AI技术应用对企业创新的影响。本文将AI技术分为基于逻辑的AI技术和基于学习的AI技术两个方面,运用机器学习方法生成AI词典,并对上市企业年报文本分析,测度AI技术应用水平,进而研究AI技术应用对企业创新的影响。研究发现,AI技术应用通过增加知识多样性、打破组织惯例、提高资源配置效率三个作用机制促进企业创新。同时,吸收能力强化AI技术应用对企业创新的促进作用。与基于逻辑的AI技术相比,基于学习的AI技术应用在促进企业创新方面表现得更加显著。此外,AI技术应用对企业创新的促进作用在高生产率和人力资本企业中的解释力更强。进一步,AI技术应用可以显著促进企业的渐进式创新,而在短期内对企业突破式创新的促进作用并不显著,但从长期看,AI技术应用仍然有助于推动企业突破式创新。本文为AI技术应用提升企业创新提供了新的经验证据。

[关键词] AI技术应用; 知识多样性; 组织惯例; 资源配置效率; 企业创新

[中图分类号] F272 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2024)10-0155-19

一、引言

2024年政府工作报告提出,深化大数据、人工智能等研发应用,开展“人工智能+”行动。人工智能(AI)作为一种革命性的通用技术,已成为当今技术创新的关键推动力,并在众多工业领域得到广泛应用(Brynjolfsson et al., 2019; 姚加权等, 2024)。AI技术应用使企业能够迅速获取新知识,打破传统操作模式的局限,并优化资源配置。通过从大量数据中提取有价值的信息,AI技术应用帮助企业提升知识储备,识别市场趋势和潜在风险,从而使企业能够及时调整战略和创新方向,避免因信息滞后而失去竞争力。此外,AI技术应用通过智能化手段优化传统业务流程和操作方式,不仅提高资本配置效率,还释放人力资源,使员工能够专注于更具创造性的任务。因此,对于企业而言,充分利用AI技术并将其应用于创新活动,是形成新质生产力和促进高质量

[收稿日期] 2024-05-26

[基金项目] 国家社会科学基金重点项目“百年未有之大变局下从引进技术向科技自立自强转型的动力、机制与治理体系研究”(批准号21AZD006)。

[作者简介] 李玉花,浙江财经大学经济学院教授,博士生导师,经济学博士;林雨昕,浙江财经大学经济学院博士研究生;李丹丹,浙江财经大学经济学院博士研究生。通讯作者:林雨昕,电子邮箱:linyuxin6002@163.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

发展的关键。

然而,由于缺乏企业层面AI技术应用的全面数据,验证AI技术应用促进企业创新的实际效果面临挑战。为了弥补这一不足,现有研究开始借助与AI密切相关的特定技术,主要包括工业机器人和大数据分析,探讨AI技术应用在创新中的作用。例如,Liu et al.(2020)研究发现,工业机器人应用能够促进研发投入和技术扩散,从而推动技术创新。谢康等(2020)认为,大数据分析通过改变信息的生成和关联方式,强化企业的信息处理能力,进而显著提高产品创新绩效。进一步,部分学者尝试利用更直接的指标来衡量企业的AI技术应用水平。例如,Rammer et al.(2022)利用问卷调查表征企业的AI技术应用水平,发现AI技术作为一种预测技术,可以加快研发过程,影响知识的产生方式,进而在产品和工艺创新中起到关键作用。同时,Babina et al.(2024)分析了企业招聘广告和员工简历中的AI相关技能,发现AI技术应用通过提高产品和流程创新,降低运营成本等方式推动企业增长。这些研究均突出AI技术应用在促进企业创新方面的重要性。

但是,现有关于AI技术应用对企业创新影响的研究并没有充分捕捉到AI的技术特征,缺少对AI技术特征更细粒度的划分,也未充分探讨不同AI技术应用如何影响企业创新。对AI技术进行分类有助于理解不同技术在创新中的独特作用。虽然不同AI技术之间有交叉的应用领域,但每种技术都有其特定的应用场景。^①这表明,不同AI技术应用在提高知识组合效率和推动产品创新等方面可能具有不同的影响力。在此背景下,学者们尝试从不同维度来理解AI技术。Townsend et al.(2024)将基础AI分为逻辑AI和机器学习两类。其中,逻辑AI使用符号逻辑系统和规则库进行形式推理,强调命题推理;而机器学习通过数据驱动的学习进行预测和决策,无需显式编程。这为本文的AI技术分类提供重要基础。

基于此,本文利用2009—2022年中国上市企业数据,深入分析AI技术应用对企业创新的影响及作用机制。研究结果显示,AI技术应用对企业创新具有显著的提升作用,并且基于学习的AI技术应用对企业创新的促进作用更为明显。经过一系列内生性处理和稳健性检验后,本文的研究结论依然成立。作用机制检验发现,AI技术应用对企业创新的促进作用主要通过提高知识多样性、打破组织惯例和提升资源配置效率等渠道实现。同时,吸收能力增强AI技术应用对企业创新的正向影响。进一步分析发现,企业的高生产率和高人力资本强化AI技术应用对企业创新的促进作用;技术密集型行业的AI技术应用对企业创新的提升作用显著高于其他行业;在应用初期,AI技术应用主要促进企业的渐进式创新,随着时间积累,AI技术应用能够推动企业的突破式创新。

本文的创新之处在于:①现有文献主要利用工业机器人的数据来衡量AI技术应用水平(Liu et al., 2020)。还有学者利用上市企业年报(姚加权等, 2024)、企业招聘数据(Babina et al., 2024)来衡量企业AI技术投入。然而,现有研究对于AI技术特征的挖掘较少,不同AI技术有其鲜明的技术特点以及特定的应用场景。本文在Rammer et al.(2022)、Townsend et al.(2024)研究的基础上,将AI技术分为基于逻辑的AI技术和基于学习的AI技术。基于逻辑的AI技术侧重于符号逻辑和规则推理,主要涵盖知识表示与推理技术;而基于学习的AI技术侧重于数据驱动的学习,包括自然语言处理、计算机视觉和机器学习技术。同时,本文采用机器学习方法生成AI词典,以此测算企业层面的AI技术应用水平。此外,本文检验不同AI技术应用对企业创新产生的异质性影响。②现有文献主

^① 不同AI技术应用具体的流程图参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

要从技术扩散、增加研发投入等机制入手,不能捕捉AI技术的特点。本文认为,不同AI技术应用在丰富企业知识库、优化业务流程和提升资源配置效率方面发挥关键作用,从而促进企业创新。这在一定程度上拓展AI技术应用影响创新的内在作用机制。③现有研究主要考察AI技术应用对整体创新的影响,缺少对不同创新类型更为细致的分析。而根据创新新颖程度的不同,创新可以分为渐进式创新和突破式创新(张峰等,2019)。本文探讨AI技术应用对不同类型创新的影响,与渐进式创新相比,突破式创新往往面临更长的周期和更大的风险,通过比较AI技术应用对企业渐进式和突破式创新的影响可以进一步丰富现有文献,并为理解AI技术应用在企业创新中的作用提供新的视角。

余文安排如下:第二部分是理论基础和研究假说;第三部分为研究设计;第四部分是实证分析;第五部分为作用机制检验;第六部分为进一步分析;最后是结论与启示。

二、理论基础和研究假说

本文参考 Rammer et al.(2022)、Townsend et al.(2024)的做法,根据AI技术是否侧重于数据驱动的学习,将AI技术分为基于逻辑的AI技术和基于学习的AI技术两个方面。基于逻辑的AI技术主要包括知识表示与推理技术;基于学习的AI技术主要包括自然语言处理、计算机视觉、机器学习技术。具体地,知识表示与推理技术依赖预定义规则进行知识整合和推理。自然语言处理技术强调对语言数据的深度学习和语义分析。计算机视觉技术强调对视觉信息的精确学习与识别。机器学习技术强调从数据中学习规律和通过模型的精确训练来优化决策。

无论是基于逻辑的AI技术还是基于学习的AI技术,都能通过自动化的知识提取和持续更新等方法,不断整合和扩展企业的知识库,促进知识迁移,从而减少实验过程中的不确定性。相比于人类认知限制所导致的有限搜索范围,AI技术应用能够智能化地探索更多选项,显著加快问题解决的速度(Davenport and Kirby,2016)。尤其在早期阶段能够减少人类干预,有助于企业打破路径依赖,革新传统工作流程和惯例,从而推动更多实验和新产品的创造。同时,AI技术应用为管理者提供深入的洞察力和决策支持,帮助企业识别市场机会和风险,实现资源的高效分配,释放更多资源用于创新性项目的开发。然而,由于AI技术缺乏人类的感官、感知、情感及社交技能,其在处理复杂管理任务方面存在局限性。基于逻辑的AI技术难以理解“隐性知识”,而基于学习的AI技术则面临模型脆弱性和泛化问题(Townsend et al.,2024)。为克服这些挑战,AI技术通过算法迭代和知识库更新,不断增强其对不同情境的适应性。因此,AI技术应用不仅在常规任务中实现智能化处理,而且在不断迭代中提升智能化水平,进而促进企业创新。基于以上分析,本文提出:

假说1:AI技术应用能够促进企业创新。

进一步,本文从知识资源、组织惯例、资源配置三个角度出发,分析不同AI技术应用通过增加知识多样性、打破组织惯例、提升资源配置效率,促进企业创新。同时,吸收能力强的企业能够更好地应对AI技术应用带来的变化,有效识别、理解并整合来自行业内外多样化知识,摆脱组织惯例的限制,提高资源配置效率,从而加速企业创新活动的实施。AI技术应用影响企业创新的作用机制具体如图1所示。

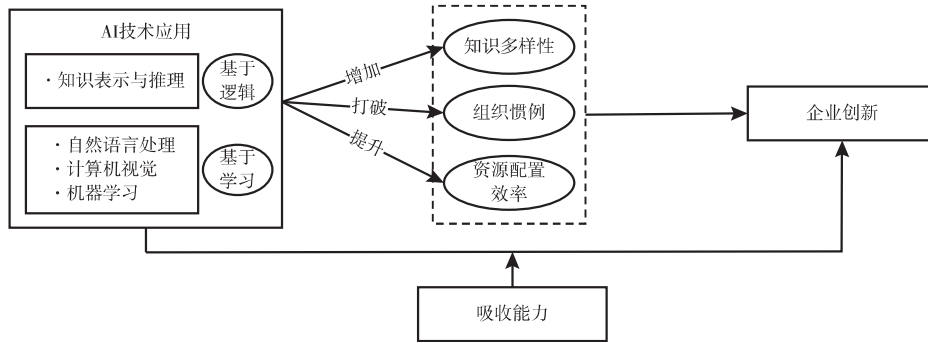


图1 AI技术应用影响企业创新的作用机制

1.AI技术应用、知识多样性与企业创新

知识多样性被认为是企业知识库类别的多样性水平,反映从事不同技术领域专业知识的广度(Bonner and Walker, 2004)。AI技术应用通过智能化,处理和分析各种相关和不相关的数据,从而丰富和扩展企业知识库,促进知识多样性。基于知识基础视角,知识是企业获得可持续竞争优势和促进创新的关键战略资源(Nemet and Johnson, 2012; 刘岩等, 2015)。企业的创新需要建立在共享的科学原理或相似的搜索启发式的知识体系之上。这样的共享基础使企业能够有效利用来自不同领域和行业的多样化知识,识别知识组合的可能性并整合跨领域知识(Gruber et al., 2013)。此外,知识多样性中蕴含的互补优势显著促进跨领域间的合作,进而增强知识整合的有效性。

知识表示与推理技术汇集多个领域和多个专家的广泛知识,通过符号表示、逻辑推理和知识图谱,系统地组织和管理知识,发现新的关系和模式,显著增强知识库和规则集的多样性。进一步,知识图谱支持员工、客户和其他利益相关者的协作,使他们能够基于知识搜索找到相关的想法、合作伙伴、潜在用户以及涉及的知识领域,从而促进产品创新。自然语言处理技术从大量文本数据中自主学习和整合多样化知识,形成丰富的语言模式和概念网络,显著提高知识多样性。通过语义搜索估算文本之间的相似性,将技术与相关企业或其他专利技术匹配起来。同时,创新寻求者结合不同的学科和信息来源,克服对主导概念的倾向(Just, 2024)。在人与技术相互协作的过程中,自然语言处理技术帮助企业更高效地发现新的技术组合和应用场景,从而开发出更具竞争力和创新性的产品。计算机视觉技术通过自主学习和分析大量图像和视频数据,提取视觉特征和模式,从而增强知识多样性。计算机视觉能够识别和理解图像内容,生成详细的视觉信息。将视觉数据与其他类型的数据结合,企业能够实现更全面的知识整合和应用,推动跨领域创新。机器学习技术自主识别复杂的模式和规律,增加知识多样性。机器学习算法通过持续学习和改进,不断优化模型,发现潜在的知识结构和预测未来趋势。这种学习性特征使企业能够获取和整合大量异质性数据,帮助研发人员更快理解和发现行业间各知识元素的关联性。同时,机器学习技术是被训练来执行特定任务的,其知识通常不能泛化(Brynjolfsson and McAfee, 2017)。因此,研发人员必须持续参与其中,利用直觉和判断力,在选择解决方案时将机器学习技术的输出与现实结合,从而提升决策的准确性和有效性(Raisch and Fomina, 2024)。通过将这些知识元素应用于不同领域,企业可以开发出创新产品。基于以上分析,本文提出:

假说 2a: AI技术应用通过增加知识多样性促进企业创新。

2.AI技术应用、组织惯例与企业创新

基于“干中学”和经验积累,惯例本质上是通过结构嵌入和反复使用而加强的反应模式(简泽等,2020)。组织惯例有助于降低生产成本,然而这些惯例也可能成为创新的障碍。例如,全面质量管理会排挤更多的探索性举措,进而限制企业利用新机会的能力(Benner and Tushman,2003)。而打破组织惯例对企业创新具有重要意义,能够鼓励创新思维、促进团队协作、增加市场洞察力,为企业创造更加灵活、开放和竞争力强的创新环境。AI技术应用正在改变众多行业的“游戏规则”,重新定义企业内部活动所需遵循的惯例。不同的AI技术,基于逻辑推理或数据驱动学习,在特定应用场景中展现独特的优势,有效帮助企业突破传统操作模式的局限,推动创新。

知识表示与推理技术通过构建复杂的知识图谱和执行逻辑推理,重塑知识管理流程。通过逻辑推理,企业能够自动分析和评估现有知识,识别潜在的问题和未被充分利用的市场机会,推动新产品开发。这种技术提供多维度的知识视角和分析框架,取代依赖单一专家经验的传统方式,鼓励团队突破传统思维框架,探索创新的解决方案与策略,从而推动企业创新。自然语言处理技术凭借其自主学习特性,彻底改变传统的人机交互方式。通过智能客服聊天机器人,减少对大量人工客服的依赖,并迅速捕捉市场需求信息,为产品创新提供关键的市场洞察力。企业利用自然语言处理工具实现文档摘要、关键词提取和语义搜索自动化,大幅提高信息检索效率,使企业能够更快适应市场变化,发现新的技术创新方向。此外,机器翻译技术的应用使企业能够有效进行跨语言交流,减少对人工翻译资源的依赖,降低成本并加快国际市场的响应速度(Brynjolfsson et al.,2019)。通过优化复杂的语言任务,自然语言处理技术突破传统的思维模式和操作惯例,激发创造性思维,发现新的市场机会,从而推动创新。计算机视觉技术借助先进的学习机制,能够智能识别和分类图像中的复杂信息,优化生产线的质量控制流程,避免传统人工检查的不准确性和低效率。同时,通过智能追踪库存物品,实现精准的库存控制,减少人为操作的误差和成本支出,释放人力资源。这些释放的资源可以被重新分配到更具创造性和战略性的领域,如产品研发和设计。此外,计算机视觉技术在图像分析方面的应用为企业提供了新的视角和洞察力,帮助企业更好地理解市场趋势和消费者偏好,从而推动产品创新。机器学习技术通过自适应数据分析,识别复杂关系和模式,为企业提供深层次的洞察力(George et al.,2016)。这不仅突破传统手动分析的局限,还打破组织内长期存在的思维定式,促使企业重新审视其产品开发和创新策略。借助机器学习技术,企业能够更精确地理解市场需求,发掘潜在的创新机会。新的决策方式和数据导向思维激发企业创造力,推动产品创新。基于以上分析,本文提出:

假说2b:AI技术应用能够打破企业的组织惯例,进而促进企业创新。

3.AI技术应用、资源配置效率与企业创新

AI技术可以用于整合和连接内部各部门,促进跨部门的协作和信息共享,更高效地完成集体任务(Briscoe and Rogan,2016)。这种协同工作方式能够减少重复劳动和资源浪费,从而优化资源配置效率。通过更精确的资源分配,企业能够将更多的资源投入创新活动中,加速新产品开发并提升市场竞争力。基于逻辑或学习的AI技术应用通过提高资源配置效率,从而促进企业创新。

知识表示与推理技术通过构建智能决策系统,整合并分析大量知识,以符号逻辑和规则推理为基础,提供优化的解决方案。在研发中,该技术能够迅速整合跨领域的知识,优化资源配置,进而加速创新过程和提高产品开发效率。此外,知识表示与推理技术有效优化企业内部的知识管理和信息共享流程,提高员工间的协作效率 and 创新能力,从而推动企业创新。自然语言处理技术通过自动化处理客户服务和市场调研,学习大量文本数据,帮助企业更准确预测市场需求,避免过度投资(Antoncic,

2020)。自然语言处理技术能够优化内部信息流动,确保各部门准确及时地获取所需信息,加快决策过程,提高组织响应速度,迅速推出符合市场需求的创新产品。此外,在招聘和人力资源管理中,自然语言处理技术自动筛选候选人,提高匹配效率,减少招聘成本,并为创新项目组建更合适的团队。计算机视觉技术在生产线监控和质量控制中发挥关键作用,通过实时学习和分析生产过程中的数据,识别并解决潜在问题,减少资源浪费和生产损失。这种基于学习的特征使得计算机视觉技术能够自动适应生产环境的变化,持续提高产品质量的一致性,降低返工率和报废率。此外,计算机视觉技术还通过自动化检测和分类系统,在库存管理和供应链优化中减少对人工监控的依赖,确保资源的高效利用和合理配置,提升资源配置效率,使企业能够更专注于核心业务和创新活动。机器学习技术通过分析历史数据和构建预测模型,帮助企业优化资源配置。通过从市场和运营数据中学习,机器学习技术可以预测需求波动,优化生产计划,避免库存积压和资源浪费(Abaku et al.,2024)。这不仅提升资源配置效率,还加速决策过程,使企业能够更迅速地适应市场变化。同时,机器学习技术用于员工绩效分析可以识别低效的工作流程和冗余职位,提高人员配置的合理性。通过持续的学习和改进,机器学习技术能够不断优化企业的资源配置,最终促进企业创新。基于以上分析,本文提出:

假设 2c:AI技术应用通过提高企业资源配置效率以促进企业创新。

4.吸收能力强化 AI 技术应用对企业创新的影响

虽然 AI 技术在处理海量数据和提供数据洞察力方面非常出色,但将这些知识有效应用于解决实际问题,即在“知道如何行动”的层面上,往往并不那么直接或容易实现(Lebovitz et al.,2021)。这需要企业在面对高度智能化的 AI 技术应用时,具备一定的吸收能力。吸收能力不仅指企业对知识的获取、消化能力,还包括企业利用这些知识的能力(Cohen and Levinthal,1990)。这种能力使企业可以有效地识别、整合行业内的知识,并和企业内部知识结合,进而促进企业创新。

当 AI 技术应用增加企业知识多样性时,强大的吸收能力使企业能够更有效地利用知识资源并促进跨部门协作,为企业创新创造条件。首先,企业的吸收能力不仅体现在快速识别由 AI 技术应用带来的新机会和趋势上,还包括迅速吸收和实际应用这些新知识的能力。这意味着企业能够充分利用高技能员工的专业知识和学习能力,通过整合他们的技能持续优化产品开发(王靖宇等,2023)。其次,强大的吸收能力推动企业跨部门合作和知识共享。在 AI 技术应用增加企业知识多样性的情况下,具备强大吸收能力的企业能够更充分地利用各部门的专业知识,快速将这些知识融入创新项目中,推动创新的形成。

当 AI 技术应用打破企业的组织惯例时,强大的吸收能力赋予企业主动拥抱变革和开拓新路径的能力,为企业实现创新创造有利条件。一是强吸收能力使企业能够迅速识别和吸收 AI 技术应用带来的外部创新理念和实践,例如自动化流程、智能决策系统和数据驱动的运营模式,并将这些元素融入内部创新过程中。这种灵活性使企业更容易调整现有的操作方式,以充分利用 AI 技术应用带来的新机会。二是具备强吸收能力的企业更能推动内部创新文化的转变,特别是在面对 AI 技术应用驱动的变革时,这些企业能够挑战传统的惯例和程式化思维,鼓励员工采用创新思维和技术实践。这样的变革有助于营造一种更开放和鼓励创新的企业文化。

当 AI 技术应用提高资源配置效率时,强大的吸收能力进一步增强企业在资源利用和创新方面的优势。首先,强大的吸收能力使企业能够及时识别和应用 AI 技术,优化资源配置。通过自动化和智能化的生产流程和供应链管理,企业能够减少浪费,提高生产效率(宋华等,2024)。其次,强大的吸收能力促进企业内部的知识共享和跨部门协作,企业能够更灵活地重新分配资源,迅速响应市场需求的变化,支持多样化的创新项目实施。这种能力不仅提高资源配置的灵活性和效率,还推动

企业在新产品开发方面的快速迭代。因此,本文提出:

假说3:吸收能力强化AI技术应用对企业创新的促进作用。

三、研究设计

1. 数据来源

本文以中国沪深A股上市企业为研究对象,样本时间为2009—2022年。上市企业年报来自巨潮资讯网;专利数据来源于经济金融数据库(CCER);企业基本信息和财务数据取自国泰安数据库(CSMAR)。为确保数据的质量,进行以下处理:①剔除金融行业的企业;②排除当年企业处于ST和*ST状态的样本;③剔除数据缺失严重的样本;④为消除极端值的影响,本文对连续变量在1%和99%的水平上进行缩尾处理。

2. 变量选取与说明

(1)解释变量:AI技术应用(*AI_utilize*)。本文采用机器学习方法生成四类AI技术的词典,进而构造AI技术应用水平。AI词典的生成步骤为:①将从巨潮资讯网上爬取的企业年报进行预处理,包括将企业年报数据转为txt格式,并利用Jieba库进行分词处理,为克服中文文本分析中新词、歧义词识别的难点,本文将AI专有名词词典也一并加入Jieba的分词模块中。②根据本文对AI技术的分类,并参考艾瑞咨询《中国人工智能产业研究报告(V)》、德勤咨询《中国与全球企业人工智能应用现状调研》(2020)等研报信息以及国际货币基金组织(IMF)提供的AI词汇表,将种子词设为“机器学习”“自然语言处理”“计算机视觉”和“知识表示”。③参考姚加权等(2024)的做法,使用Word2vec技术,采用Skip-gram模型,将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。基于种子词与输出词的余弦相似度,为每个种子词找到语义上最相似的10个词。④通过移除重复和与各AI技术分类不直接相关的词汇,并添加具有相同或相似语义的词汇,最终构建出一个专门用于分析AI技术应用的词汇库。⑤利用文本分析,将上市企业年报中AI技术关键词数量加1取对数来测量AI技术应用。

(2)被解释变量:企业创新(*Innov*)。本文从经济金融数据库(CCER)中获取中国上市企业的发明专利信息,包括申请日期、国际专利分类号、主分类号、专利类型以及页数等数据。本文使用上市企业当年发明专利申请量加1取对数来衡量企业创新。

(3)控制变量。本文在分析中控制可能对企业创新产生显著影响的企业层面因素,具体包括:企业规模(*Size*),以企业总资产的自然对数表示;企业年龄(*Age*),通过从企业成立至研究年份的时间跨度的自然对数来衡量;盈利能力(*ROA*),采用净利润与总资产之比来衡量;资产负债率(*Leverage*),以总负债与总资产之比表示;营业收入增长率(*Growth*),以每年年末营业收入变化与上一期营业收入的比率来衡量;研发强度(*Rdintensity*),以研发投入占营业收入的比例表示。

3. 计量模型设定

本文采用中国上市企业面板数据,研究AI技术应用对企业创新的影响。本文选择固定效应模型进行回归,具体模型设定如下:

$$Innov_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_utilize_{it} + \delta X + \lambda_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,下标*i*和*t*分别代表企业和年份。*AI_utilize*表示AI技术应用,*Innov*为企业创新。向量*X*为控制变量。 λ_i 、 μ_t 分别是企业固定效应和年份固定效应。 ε_{it} 为随机扰动项,并将标准误聚类到行业—年份层面。^①

① 描述性统计结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

四、实证分析

1. 基准回归

表1汇报了式(1)的估计结果。第(1)列为不控制任何控制变量和固定效应的回归结果, *AI_utilize*的系数显著为正,表明AI技术应用能够提高企业创新水平;第(2)列加入企业层面的控制变量, *AI_utilize*的估计系数在1%的水平上显著为正,进一步说明AI技术应用促进企业创新;第(3)、(4)列逐步增加年份和企业固定效应, *AI_utilize*系数仍显著为正。就其经济意义而言, AI技术应用每提高1%,会使企业创新水平提高约0.07%。

表1 基准回归结果

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|--------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | <i>Innov</i> | <i>Innov</i> | <i>Innov</i> | <i>Innov</i> |
| <i>AI_utilize</i> | 0.4480*** (0.0317) | 0.2097*** (0.0293) | 0.1999*** (0.0286) | 0.0671*** (0.0207) |
| 控制变量 | 否 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 否 | 否 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 否 | 否 | 否 | 是 |
| N | 20241 | 20236 | 20236 | 19637 |
| R ² _adjusted | 0.0245 | 0.2283 | 0.2314 | 0.6785 |

注:***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著性水平,括号内的数值为聚类到行业一年份层面的标准误,以下各表同。

2. 不同AI技术应用对企业创新的影响

本文将知识表示与推理(*KRR*)归为基于逻辑的AI技术;自然语言处理(*NLP*)、计算机视觉(*CV*)、机器学习(*ML*)归为基于学习的AI技术,将这三类AI技术得到的关键词词频总数加1取对数处理,变量名设为*Learning-based*。同时,本文将不同AI技术得到的关键词词频数加1取对数处理。表2为不同AI技术应用对企业创新的回归结果。其中,第(1)、(2)列结果表明,相比于基于逻辑的AI技术应用,基于学习的AI技术应用对企业创新的促进作用更为明显。第(2)、(3)列结果显示,知识表示与推理技术、自然语言处理技术的应用并未对企业创新产生显著影响。而第(4)、(5)列结果说明,计算机视觉技术和机器学习技术的应用显著促进企业创新。检验结果验证了不同AI技术应用可能对企业创新产生异质性影响的观点。

这背后可能的原因是:①基于学习的AI技术,具备强大的自适应性和灵活性,能够从动态数据中不断学习。相比之下,基于逻辑的AI技术主要依赖于预定义的规则和逻辑推理,缺乏自适应性,可能在一定程度上限制其在快速变化和不确定市场环境中的创新潜力。②计算机视觉和机器学习技术在商业应用中已经相对成熟,许多现有的解决方案可以直接应用于创新项目中。然而,自然语言处理和知识表示与推理技术尽管具有较大潜力,但其应用可能还不够广泛或易于集成到现有业务流程中。③计算机视觉和机器学习技术的成功应用往往依赖于大量高质量的训练数据,这样的数据在医疗影像、制造业质量控制和自动驾驶等行业中相对容易获得。相比之下,高质量的自然语言数据和知识库较难获取,并且建立和维护这些数据需要更多专业知识和资源。

表2 基于不同AI技术应用对企业创新的影响

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
|--------------------------|-----------------------|---------------------|--------------------|-----------------------|---------------------|
| | <i>Innov</i> | <i>Innov</i> | <i>Innov</i> | <i>Innov</i> | <i>Innov</i> |
| <i>Learning-based</i> | 0.0713*** (0.0227) | | | | |
| <i>KRR</i> | | -0.0057 (0.0701) | | | |
| <i>NLP</i> | | | 0.0498 (0.0346) | | |
| <i>CV</i> | | | | 0.1284*** (0.0325) | |
| <i>ML</i> | | | | | 0.0575* (0.0345) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 19637 | 19637 | 19637 | 19637 | 19637 |
| R ² _adjusted | 0.6785 | 0.6783 | 0.6784 | 0.6786 | 0.6784 |

3. 内生性处理

(1) 遗漏变量偏误检验。由于影响企业创新的因素多样且复杂,这可能导致遗漏变量引起的内生性问题。本文对遗漏变量偏误进行检验,并据此推断遗漏变量会在多大程度上对基准结果产生影响。参考 Altonji et al.(2005)的做法,利用可观测变量度量不可观测变量的偏误程度,即通过控制有限可观测变量的集合,计算解释变量系数的差异比率,并以此评估遗漏变量对基准结果产生偏误的可能性。比率越高,估计值受观测选择的影响越小,不可观测变量(遗漏变量)的选择需要比观测变量更强,才能解释整个效应。根据表3可知,当不进行任何变量和固定效应的控制时,差异比率小于1,远小于其他情况下的差异比率,此时遗漏变量带来的偏误较大,这在一定程度上表明本文纳入控制变量和固定效应的合理性;进一步发现,当无控制变量但有企业和年份固定效应,以及仅控制变量和企业固定效应时,差异比率介于2.65—10.83之间,说明基于不可观测变量的自选择至少要比基于可观测因素的自选择大2.65倍以上,才会导致基准结果有偏。因此,遗漏不可观测变量造成估计结果偏误的可能性较小。

表3 内生性处理 I :遗漏变量偏误检验

| 有限集控制变量 | 有限集回归系数 | 全集回归系数 | 差异比率 |
|------------------|---------|--------|---------|
| 无控制变量和无固定效应 | 0.4480 | 0.0671 | 0.1762 |
| 无控制变量和有企业、年份固定效应 | 0.0924 | 0.0671 | 2.6510 |
| 仅控制变量和企业固定效应 | 0.0733 | 0.0671 | 10.8265 |

(2) 选择偏误问题。AI技术应用可能并非随机,而是受到行业特性、数据基础设施、外部政策冲击等因素的影响。这种选择过程可能导致自选择偏误问题。同时,本文的研究样本为沪深A股上市企业,中国的一些中小企业并未包含在内,使得样本不能完全代表总体特征,从而引发样本选择偏误问

题。因此,本文采用倾向得分匹配(PSM)方法和 Heckman 两阶段模型来处理选择性偏误问题。①倾向得分匹配方法克服自选择偏误问题。本文根据年报中是否存在 AI 技术应用关键词,将企业分为对照组和处理组。本文通过执行 1:1 有放回的最近邻匹配来减少变量标准化偏误。在样本匹配完成后,大部分协变量的标准化偏误均小于 5%。此外,t 检验的结果未能拒绝实验组与对照组间系数无显著差异的原假设,表明两组间的特征差异已显著降低,显示出匹配效果的良好性。①匹配后样本的检验结果如表 4 第(1)列所示, *AI_utilize* 的回归系数显著为正,说明本文研究结果的稳健性。②本文进一步使用 Heckman 两阶段模型对样本选择问题的估计偏误进行控制。第一阶段使用 Probit 模型估计企业是否创新的概率,同时参考李雪松等(2022)的做法,引入董事、监事和高级管理人员的海外背景 (*Overseaback*) 作为排他性约束变量,并计算出逆米尔斯比率 (*IMR*),回归结果见表 4 第(2)列。第二阶段,将逆米尔斯比率引入基准回归模型中,以缓解企业非随机行为造成的样本选择性偏误。表 4 第(3)列为考虑样本选择偏误后的回归结果,可以看到,加入 *IMR* 后, *AI_utilize* 的回归系数在 1% 水平下显著为正,该结果表明在控制样本选择问题后,本文的研究结论依旧保持稳健。

表 4 内生性处理 II

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) |
|--------------------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|----------------------|
| | <i>Innov</i> | <i>Innov_dummy</i> | <i>Innov</i> | <i>AI_utilize</i> | <i>Innov</i> |
| <i>AI_utilize</i> | 0.1116** (0.0528) | 0.1055*** (0.0247) | 0.1033*** (0.0289) | | 0.4654** (0.1995) |
| <i>Overseaback</i> | | 0.0413** (0.0204) | -0.0043 (0.0174) | | |
| <i>IMR</i> | | | -1.0567* (0.5437) | | |
| <i>IV</i> | | | | -0.0689*** (0.0122) | |
| Kleibergen-Paap rk LM | | | | 12.819*** | |
| Cragg-Donald Wald F | | | | 245.708 | |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 否 | 是 | 是 | 是 |
| N | 7468 | 20236 | 19637 | 18375 | 18375 |
| R ² _adjusted | 0.7684 | | 0.6787 | 0.6369 | |

(3)工具变量法。除了上述提到的遗漏变量和选择偏误所引起的内生性问题,本文的研究样本可能还存在反向因果问题。即创新程度高的企业可能更愿意利用 AI 技术,这种反向因果也会使估计系数有偏。因此,本文进行工具变量回归以解决由反向因果关系、遗漏变量和选择偏误引起的内生性问题,进而加强基准结论的可信度。

本文借鉴 Enamorado et al.(2016)的做法,以分析单元初始份额构成和总体增长率作为工具变量 (*IV*),该工具变量和 AI 技术应用高度相关,但是与残差项不相关。具体地,本文以 2009 年企业 AI

① 匹配前后的核密度匹配图参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

技术应用水平作为初始份额,并计算除去该企业所在城市、全国其他城市第三产业增加值均值的实际变化率,将得到的增加值变化率与企业初始份额相乘,进而预测出AI技术应用的工具变量。一方面,第三产业增加值的变化反映服务行业的经济动态,这些变化会影响企业运营环境和市场需求,进而影响企业对新技术的采用,尤其是AI技术应用,这满足相关性要求;另一方面,全国其他城市的增加值均值变化难以影响当前企业所在城市的企业创新水平,满足排他性要求。

表4第(4)、(5)列为两阶段最小二乘估计方法(2SLS)的回归结果。结果显示,第一阶段回归系数在1%水平上显著相关。同时,基于Kleibergen-Paap rk LM检验,显著地拒绝“工具变量识别不足”的原假设,这证实模型不存在识别不足的问题。Cragg-Donald Wald F统计量约为245.71,显著超出Stock-Yogo弱工具变量检验的标准临界值。这说明,所采用的工具变量排除弱工具变量问题。此外,第二阶段回归结果显示,*AI_utilize*的回归系数在5%水平下显著为正,再次验证了AI技术应用能够促进企业创新。

4. 稳健性检验^①

为进一步确保研究结论的可靠性,本文分别从替换核心变量、考虑滞后效应、调整固定效应和控制变量、调整样本范围这四个方面进行稳健性检验。

(1)替换核心变量。针对可能的变量测度偏误问题:一方面,将被解释变量进行替换。参考孔东民等(2017)的做法,利用发明专利授权量来衡量企业创新,将发明专利授予量加1取对数处理。由于专利申请至授权之间存在时间差,本文将AI技术应用做滞后2期和3期处理。另一方面,替换解释变量。^②如果企业年报篇幅本身较长,则AI技术应用相关词频可能提及较多,导致潜在的测量误差。为保证结论的可信度,本文进一步使用AI技术应用关键词占年报总字数的占比对解释变量进行重新度量。结果并未发生实质性变化,证明基准结论的稳健性。

(2)考虑滞后效应。由于AI技术应用对企业创新的影响可能需要超过1年的时间才能显现,本文将AI技术应用作滞后1期和多期处理。估计系数仍然显著为正,结果依旧稳健。

(3)调整固定效应和增加控制变量。针对可能的模型设定偏误,本文分别对固定效应、聚类层面、控制变量进行调整:①增加企业—行业固定效应;②将聚类调整至企业层面;③增加行业和地区层面控制变量,包括赫芬达尔指数(HHI)^③和城市GDP增速。*AI_utilize*系数仍显著为正,这表明结果依然稳健。

(4)样本范围调整。2013年是AI技术发展的重要转折点,深度学习技术的突破使得AI在多个领域展现出巨大潜力。此后,世界各国尤其是发达国家,愈发关注AI对社会和经济可能产生的颠覆性影响,并陆续将AI发展提升至战略高度。因此,本文将样本范围设定为2014—2022年,回归结果依旧稳健。

五、作用机制检验

前文理论分析表明,AI技术应用能够提高知识多样性、打破组织惯例、提高资源配置效率,进而促进企业创新。本文采用江艇(2022)的建议,重点关注AI技术应用对这三条路径的影响,并构

① 稳健性检验结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

② 本文利用智联招聘中的企业AI技术应用劳动力需求数据构建AI技术应用指标做稳健性分析。相关分析结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

③ 利用每家上市企业总资产占行业总资产比例的平方和进行计算。

建如下模型进行作用机制的检验：

$$M_{it} = c_0 + c_1 AI_utilize_{it} + \delta X + \lambda_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中，下标 i, t 分别表示企业和年份； M 表示机制变量；其他变量设定与基准回归式(1)保持一致。

1. 机制I：知识多样性

本文利用国际专利分类号(IPC)来测算知识多样性。中国采用的IPC编码体系由五个层级构成，分别是部、大类、小类、大组和小组。一方面，本文借鉴沈坤荣等(2023)的测度方法，通过IPC号大组信息的内部差异度衡量知识多样性。IPC号信息差异越大，说明该专利涵盖的知识领域越广泛，企业的知识储备越多元。具体地，本文参考赫芬达尔指数的思路，测算企业每个专利的多样性水平。计算公式为：

$$P_diversity = 1 - \sum \alpha^2 \quad (3)$$

其中， α 表示IPC号中各大组分类所占比重。然后，根据“企业一年份”将企业单个专利的知识多样性信息加总到企业层面。由于企业专利分布不均且存在极端值问题，本文使用中位数方法最终得到企业知识多样性指标($K_diversity1$)。 $K_diversity1$ 数值越大，代表企业在各大组层面IPC号之间存在的差异越明显，也就是说企业为获得该发明专利所使用的知识越丰富。另一方面，本文参考Chatterjee and Blocher(1992)的做法，将IPC号主要依据小类进行分类，并应用熵值法衡量知识多样性，变量名设置为 $K_diversity2$ 。具体计算方法如下：

$$K_diversity2 = \sum_{i=1}^m p_i \ln(1/p_i) \quad (4)$$

其中，对于一个拥有 m 个不同小类等级发明专利的企业而言， P_i 是小类等级发明专利 i 中技术领域的专利比例。表5第(1)、(2)列回归结果表明，AI技术应用显著提高知识多样性。知识多样性的提升意味着企业在技术布局上更加多元化，这为其跨越技术壁垒、实现多领域创新奠定基础。已有研究证实，知识多样性通过增加知识广度，提高了知识组合的可能性，从而对企业创新产生积极影响(Bonner and Walker, 2004; 刘岩等, 2015)。AI技术应用不仅拓宽企业的知识储备，而且能够整合与转化不同技术领域的知识，进而增强企业创新。因此，该实证结果验证了假说2a，表明AI技术应用通过提高知识多样性促进企业创新。

2. 机制II：组织惯例

为验证假说2b，本文使用文本分析法来获取表征打破组织惯例程度的指标。参考张倩肖和段义学(2023)的做法，主要分为以下三个步骤：①利用Python从中国上市企业年报中提取有关经营情况的分析文本。同时，通过人工判读的方法，从中筛选出在打破组织惯例方面表现出色的企业样本。②对样本企业进行分词处理和词频统计，筛选出与打破组织惯例相关的高频词汇，并参考吕一博等(2016)的研究，补充相关关键词，形成涵盖企业架构、制度、流程等方面的打破组织惯例分词词典。具体关键词包括优化组织架构、组织架构变革、组织变革、变革组织、变革规章制度、变革流程管理、变革管理、变革文化意识、转变业务模式、转变运营模式、流程重构、业务流程再造等。③针对上市企业所有年报文本，统计上述关键词出现的频次，并采用加1取对数的方式来度量企业打破组织惯例的情况，变量名为 $B_routines$ 。表5第(3)列结果显示，AI技术应用可以显著打破企业组织惯例。现有研究指出，打破组织惯例能够有效降低创新阻力，增强企业对外部环境变化的响应能力，从而为企业创新提供更有利的条件(武建龙等, 2024)。因此，本文的实证结果支持假说2b，说明AI技术应用有助于企业打破组织惯例，进而提升创新水平。

表 5 作用机制检验

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) |
|--------------------------|---------------------|-----------------------|----------------------|------------------------|
| | <i>K_diversity1</i> | <i>K_diversity2</i> | <i>B_routines</i> | <i>O_resource</i> |
| <i>AI_utilize</i> | 0.0113* (0.0068) | 0.7881*** (0.2663) | 0.0215** (0.0084) | -0.0124*** (0.0046) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 19635 | 19637 | 19589 | 17086 |
| R ² _adjusted | 0.3933 | 0.5676 | 0.3507 | 0.2811 |

注:第(3)列括号内的数值为聚类到行业层面的标准误。

3. 机制III:资源配置效率

本文参考倪婷婷和王跃堂(2022)的做法,首先估算出企业当前年度的合理投资水平,然后通过计算过度投资程度来衡量企业的资源配置效率(*O_resource*)。过度投资导致企业将过多的资金和资源投入回报率低的项目,造成资源浪费,增加机会成本,并提高资本成本。这种资源浪费不仅降低企业的资源配置效率,还增加管理复杂性和财务风险,迫使企业在其他领域采取更保守的策略,从而限制其灵活性。表5第(4)列结果表明,AI技术应用显著减少企业过度投资,这意味着AI技术应用在提升资源配置效率方面具有积极作用。资源配置效率的提高意味着企业能够更有效地将资源导向创新性活动,减少无效投入。现有文献证实,资源配置效率的提升对企业创新具有正向推动作用(戴静等,2020)。因此,该实证结果为假说2c提供有力支持,说明AI技术应用通过提高资源配置效率促进企业创新。

4. 吸收能力对AI技术应用影响企业创新的强化作用

本文利用企业产学研合作情况和研发强度两种方法来衡量企业的吸收能力。一方面,本文参考周开国等(2017)的思路,利用企业产学研合作情况(*Absorptive1*)来衡量企业的吸收能力。产学研合作是指企业、高校和科研机构之间的合作,这种合作旨在将学术研究成果转化为实际的工业应用。在产学研合作中,企业需要将外部知识与内部已有的知识体系结合起来,这个过程促进企业内部知识结构的优化和扩展,在一定程度上代表企业的吸收能力。本文使用联合专利申请的方式进行测度(刘斐然等,2023)。具体地,本文通过对专利申请人的信息进行筛选,将上市企业与高校和科研机构联合申请的专利定义为产学研合作专利。进一步,构建出产学研合作虚拟变量,如果企业在当年具有产学研合作成果,赋值为1,否则赋值为0。另一方面,本文利用研发强度(*Absorptive2*)来衡量吸收能力,即年度研发投入占营业收入的比重。^①表6第(1)、(2)列结果显示,交互项系数均显著为正,这意味着强大的吸收能力使企业能够更有效地配置资源,并且赋予企业主动拥抱变革和开拓新路径的能力,从而为企业创新创造有利的条件。该检验结果验证了假说3,进一步说明吸收能力在AI技术应用促进企业创新中的关键作用。

① 即前文的控制变量 *Rdintensity*, 这里命名为 *Absorptive2*。

表 6 吸收能力的强化作用

| 变量 | (1) | (2) |
|--|-----------------------|-----------------------|
| | <i>Innov</i> | <i>Innov</i> |
| <i>AI_utilize</i> | 0.0369 (0.0339) | 0.0247 (0.0342) |
| <i>Absorptive1</i> × <i>AI_utilize</i> | 0.2448*** (0.0605) | |
| <i>Absorptive2</i> × <i>AI_utilize</i> | | 0.4427* (0.2644) |
| <i>Absorptive1</i> | 0.1449*** (0.0269) | |
| <i>Absorptive2</i> | | 1.8506*** (0.3043) |
| 控制变量 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 |
| 企业固定效应 | 是 | 是 |
| N | 8009 | 19637 |
| R ² _{adjusted} | 0.6871 | 0.6786 |

六、进一步分析^①

1.AI技术应用对不同企业的创新影响

生产率作为企业效率的核心指标,直接决定企业在 AI 技术应用时的应变和整合能力。高生产率的企业通常具备更强的资源整合和技术适应能力,预计能够在 AI 技术应用中受到更大的创新影响。同样地,人力资本是企业内部创新能力的重要支撑,其中,员工的技能储备和学习能力在 AI 技术应用过程中发挥重要作用。人力资本水平的高低影响企业对 AI 技术应用的接受度和转化效率,因而 AI 技术应用对创新的影响在不同人力资本水平的企业中可能有所不同。因此,本文从企业生产率和企业人力资本两个方面分析 AI 技术应用对创新的影响。具体如下:

(1)企业生产率。本文分别利用 LP 法、OP 法计算 2009—2022 年上市企业的全要素生产率。结果说明,企业生产率强化 AI 技术应用对企业创新的促进作用。可能的原因是,高生产率提供强大的资源支持,还使企业在资源配置上更加灵活,而 AI 技术则提供先进的工具和方法,推动企业在知识获取、整合与应用等方面的进步。因此,“高生产率+AI 技术应用”赋予企业突破现有路径的能力,提高知识多样性、打破组织惯例和提高资源配置效率,最终促进企业创新。

(2)企业人力资本。较高的人力资本意味着企业拥有更多高素质和高技能的员工,这些员工能够更快速地学习和掌握复杂的知识和技术,并将其转化为创新成果。同时,AI 技术应用不仅增加对高技能员工的需求,而且推动企业对这些技能的培训。随着 AI 技术应用与员工技能的不断融合,企业能够更有效地吸收多样化知识,优化人力资源配置,从而激发创新活力。本文参照张勋等(2019)的做法,以企业拥有研究生及以上学历员工占比来衡量企业人力资本。结果表明,高人力资本的企业能更有效地利用 AI 技术,进而促进企业创新。

^① 进一步分析检验结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

2.不同行业中AI技术应用的创新影响

AI技术在不同应用场景中有其特定的适用性,不同行业中,AI技术应用对企业创新的影响也可能有所不同。本文根据中国证券监督管理委员会2012年发布的《上市公司行业分类指引(2012年修订)》进行行业分类,并参考黄亮雄等(2023)的分类方法,将上市企业所属行业分为劳动密集型、资本密集型和技术密集型三类。结果证实,AI技术应用对企业创新的促进作用主要集中在技术密集型行业。这意味着,技术密集型行业因其自身的行业复杂性和对先进技术的依赖,通常具备较高的数据可获取性和处理需求,使得这些行业能够充分利用AI技术的智能化优势。此外,本文还探讨了技术密集型行业中不同AI技术应用对企业创新的影响,发现计算机视觉和机器学习技术应用对企业创新的促进作用更为显著。可见,这些技术在技术密集型行业中能够有效处理大量结构化和非结构化数据,提供更精确的预测、优化决策和智能化支持,从而提升企业创新。

3.AI技术应用对企业渐进式创新和突破式创新的影响

在创新过程中,根据创新新颖程度的不同,企业创新分为渐进式创新和突破式创新(张峰等,2019)。一方面,渐进式创新建立在现有产品和生产工艺的基础上,通常关注现有产品的持续改进(李玉花和简泽,2021);另一方面,突破式创新是指超越传统界限,为企业带来重大变革和新机遇的创新形式(王德胜等,2022)。在探索未知市场的过程中,AI技术应用尤为关键。相比于渐进式创新,突破式创新通常需要更长的时间来实现,并且面临更大的风险。因此,AI技术在不同创新类型中的应用可能表现出明显的异质性。

本文借鉴Wagner(2011)的方法,通过国际专利分类(IPC)编号,以四位数字的小类别别作为基准,来区分企业的渐进式创新和突破式创新。具体方法如下:①渐进式创新(*Incremental*):对于每个企业,本文检查其每5年内在同一IPC小类下的发明专利申请情况。如果近5年内企业在同一IPC小类下申请至少2项发明专利,则这些专利被认为是渐进式创新专利,并将每个企业每年的渐进式创新专利总数加1取对数以衡量渐进式创新。②突破式创新(*Breakthrough*):若企业近5年内未出现重复的专利,则这些专利被视为突破式创新专利。并将每个企业每年的突破式创新专利总数加1取对数处理以衡量突破式创新。结果表明,AI技术应用显著促进企业渐进式创新,但是对企业突破式创新并未有显著的促进作用。这意味着,尽管AI技术应用增加企业提升知识多样性、打破组织惯例和提高资源配置效率的可能性,但在开发全新技术或市场领域方面,仅依赖AI技术可能还不够。进一步,本文将解释变量进行滞后处理,结果显示,AI技术应用在滞后5期和滞后6期可以显著促进突破式创新。这意味着,AI技术应用对企业突破式创新的影响需要经过较长的周期才能显现出来。突破式创新通常涉及前沿技术,这些技术在初期阶段并不成熟,存在较高的风险和不确定性。企业在应用AI技术时,需要经过大量实验、不断调整和优化,才能逐步成熟并稳定运行。于是,初期的投入和应用并不会立刻转化为突破式创新成果,而是需要经过多个周期的试错与实验。当AI技术应用滞后5至6年时,标志着该技术已经相对成熟,企业在模型优化和实际应用方面都已达到较高水平。这时,AI技术不仅能够更稳定运行,还能更有效地支持企业在新技术领域实现重大创新突破。

七、结论与启示

AI技术应用如何推动企业创新,是新质生产力形成和发展的关键问题。深入探讨这一问题能够为当前的创新管理实践提供解决方案,从而推动中国经济高质量发展。本文使用2009—2022年

上市企业相关数据,检验AI技术应用对企业创新的影响。研究发现:①AI技术应用能显著促进企业创新,且这一结论在缓解内生性问题和进行稳健性检验后依然成立。②AI技术应用对企业创新的促进作用通过增加知识多样性、打破组织惯例、提高资源配置效率三个渠道得以实现。③吸收能力强化AI技术应用对企业创新的促进作用。④与基于逻辑的AI技术相比,基于学习的AI技术在促进企业创新方面的作用更为显著。⑤异质性分析表明,AI技术应用在高生产率企业和高人力资本企业中的解释力度更强。同时,AI技术应用对企业创新的提升作用主要集中在技术密集型行业。⑥AI技术应用可以显著促进企业的渐进式创新,但在初期对企业突破式创新的促进作用并不显著。当经过多个周期的积累后,AI技术应用在推动企业实现突破式创新方面才发挥出关键作用。本文提出如下政策建议:

(1)为充分发挥AI技术应用对创新的正向作用,政府应加大开放和共享多样化知识资源的力度,打造面向不同行业和企业的数据资源平台,以帮助企业在初期阶段快速获取和消化前沿知识,增强其技术吸收和转化能力,从而促进渐进式创新。同时,政府需制定和实施支持AI技术研发和应用的长期政策,确保企业获得稳定的资金、技术支持和必要的政策保障,给予企业充足的时间和资源进行技术试验,进而推动突破式创新。对于企业而言,应积极整合多种AI技术,结合机器学习、深度学习、知识图谱以及推理技术等不同的工具和算法,开发针对复杂业务需求的综合应用系统。企业还可通过提供跨领域的培训课程、学习资源及行业技术交流机会,提升员工的多样化知识和跨学科技能,这不仅能够提高创新能力,还能助力企业在竞争中抢占先机。

(2)为促使企业打破组织惯例,政府应鼓励并倡导跨界合作,推动企业与其他行业、高校及科研机构的广泛合作,形成产学研联动的创新生态体系。这一生态体系将有助于企业打破传统运作惯例,共同开发新的应用场景,如医疗健康、智能制造及智慧城市,从而激发不同行业在AI技术应用中的协同创新潜力。此外,政府可搭建跨部门、跨行业的交流平台,鼓励各方在平台上进行知识共享和经验分享,从而营造一种跨领域的知识交流环境,推动创新思维的碰撞与发展。企业则需构建更加开放和灵活的组织结构,通过鼓励跨部门合作、支持内部创新项目以及优化内部流程等手段,逐步消除组织惯性和制度障碍,激发员工在创新项目中的主动性和创造力。

(3)在提高资源配置效率方面,政府应优化现有财政支持和创新补贴政策,使资源投放更具针对性。例如,根据企业在AI技术研发和应用中的具体需求和阶段,政府可实施差异化的财政支持方案,确保中小企业和创新型企业获得针对性的资金和技术支持,从而缓解其在技术转化和规模化应用中的资源限制。同时,政府还应加大对数据基础设施的投入,包括支持数据中心、云计算、物联网等硬件设施建设,构建一个稳定、可靠的AI技术应用支撑环境,为企业在技术研发和业务场景创新中提供强有力的数据支持。企业方面,则需建立完善的投资评估体系,定期评估AI技术应用项目的投资效果,从而优先支持具有高回报潜力的创新项目。企业还可探索AI技术在客户服务自动化、智能知识管理、数据驱动决策支持等领域的新应用,以扩大AI技术的应用范围,进一步提升资源配置效率,最大化AI技术应用的投资回报,推动企业创新发展。

需要说明的是,本文主要基于上市企业年报数据表征其AI技术应用水平,尽管通过企业招聘数据进行佐证,但仍可能与企业实际的AI技术应用情况存在一定差距。因此,未来研究可进一步结合机器学习技术与实地调研数据,挖掘更高质量的数据,以更准确地衡量企业的AI技术应用水平。同时,本文验证了吸收能力在AI技术应用对企业创新影响中的强化作用,未来的研究可以扩展本文的理论框架,进一步关注外部约束的调节作用。例如,外部制度环境是否会影响AI技术应用对企业创新的作用。

〔参考文献〕

- [1]戴静,杨笋,刘贯春,许传华.银行业竞争、创新资源配置和企业创新产出——基于中国工业企业的经验证据[J].金融研究,2020,(2):51-70.
- [2]黄亮雄,林子月,王贤彬.工业机器人应用与全球价值链重构——基于出口产品议价能力的视角[J].中国工业经济,2023,(2):74-92.
- [3]简泽,徐扬,李玉花,黄莹珊.生产率困境的形成与治理机制:一个新的理论框架[J].管理世界,2020,(1):187-205.
- [4]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.
- [5]孔东民,徐茗丽,孔高文.企业内部薪酬差距与创新[J].经济研究,2017,(10):144-157.
- [6]李雪松,党琳,赵宸宇.数字化转型、融入全球创新网络与创新绩效[J].中国工业经济,2022,(10):43-61.
- [7]李玉花,简泽.从渐进式创新到颠覆式创新:一个技术突破的机制[J].中国工业经济,2021,(9):5-24.
- [8]刘斐然,胡立君,范小群.产学研合作如何影响企业的市场绩效[J].科研管理,2023,(1):155-163.
- [9]刘岩,蔡虹,向希尧.企业技术知识基础多元度对创新绩效的影响——基于中国电子信息企业的实证分析[J].科研管理,2015,(5):1-9.
- [10]吕一博,韩少杰,苏敬勤.企业组织惯性的表现架构:来源、维度与显现路径[J].中国工业经济,2016,(10):144-160.
- [11]倪婷婷,王跃堂.区域行政整合、要素市场化与企业资源配置效率[J].数量经济技术经济研究,2022,(11):136-156.
- [12]沈坤荣,林剑威,傅元海.网络基础设施建设、信息可得性与企业创新边界[J].中国工业经济,2023,(1):57-75.
- [13]宋华,韩梦玮,沈凌云.人工智能在供应链韧性塑造中的作用——基于迈创全球售后供应链管理实践的案例研究[J].中国工业经济,2024,(5):174-192.
- [14]王德胜,李婷婷,赵丽.渐进式还是突破式——老字号企业的跨界创新[J].科研管理,2022,(6):63-73.
- [15]王靖宇,刘长翠,张宏亮.产学研合作与企业创新质量——内部吸收能力与外部行业特征的调节作用[J].管理评论,2023,(2):147-155.
- [16]武建龙,刘禹彤,王珊珊,鲍萌萌.在位企业如何实现颠覆性技术创新?——基于组织惰性和动态创新能力的匹配性研究[J].科学学研究,2024,(11):2434-2444.
- [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]姚加权,张锟澎,郭李鹏,冯绪.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,(2):101-116.
- [19]张峰,刘曦苑,武立东,殷西乐.产品创新还是服务转型:经济政策不确定性与制造业创新选择[J].中国工业经济,2019,(7):101-118.
- [20]张倩肖,段义学.数字赋能、产业链整合与全要素生产率[J].经济管理,2023,(4):5-21.
- [21]张勋,万广华,张佳佳,何宗樾.数字经济、普惠金融与包容性增长[J].经济研究,2019,(8):71-86.
- [22]周开国,卢允之,杨海生.融资约束、创新能力与企业协同创新[J].经济研究,2017,(7):94-108.
- [23]Abaku, E. A., T. E. Edunjobi, and A. C. Odimarha. Theoretical Approaches to AI in Supply Chain Optimization: Pathways to Efficiency and Resilience[J]. International Journal of Science and Technology Research Archive, 2024, 6(1): 92-107.
- [24]Altonji, J. G., T. E. Elder, and C. R. Taber. Selection on Observed and Unobserved Variables: Assessing the Effectiveness of Catholic Schools[J]. Journal of Political Economy, 2005, 113(1): 151-184.
- [25]Antoncic, M. Uncovering Hidden Signals for Sustainable Investing Using Big Data: Artificial Intelligence, Machine Learning and Natural Language Processing[J]. Journal of Risk Management in Financial Institutions, 2020, 13(2): 106-113.

- [26] Babina, T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson. Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation [J]. *Journal of Financial Economics*, <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745>, 2024.
- [27] Benner, M. J., and M. L. Tushman. Exploitation, Exploration, and Process Management: The Productivity Dilemma Revisited [J]. *Academy of Management Review*, 2003, 28(2): 238–256.
- [28] Bonner, J. M., and O. C. Walker Jr. Selecting Influential Business-to-Business Customers in New Product Development: Relational Embeddedness and Knowledge Heterogeneity Considerations [J]. *Journal of Product Innovation Management*, 2004, 21(3): 155–169.
- [29] Briscoe, F., and M. Rogan. Coordinating Complex Work: Knowledge Networks, Partner Departures, and Client Relationship Performance in a Law Firm [J]. *Management Science*, 2016, 62(8): 2392–2411.
- [30] Brynjolfsson, E., and A. McAfee. Artificial Intelligence, for Real [J]. *Harvard Business Review*, 2017, 1: 1–31.
- [31] Brynjolfsson, E., X. Hui, and M. Liu. Does Machine Translation Affect International Trade? Evidence from a Large Digital Platform [J]. *Management Science*, 2019, 65(12): 5449–5460.
- [32] Chatterjee, S., and J. D. Blocher. Measurement of Firm Diversification: Is It Robust [J]. *Academy of Management Journal*, 1992, 35(4): 874–888.
- [33] Cohen, W. M., and D. A. Levinthal. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation [J]. *Administrative Science Quarterly*, 1990, 35(1): 128–152.
- [34] Davenport, T. H., and J. Kirby. *Only Humans Need Apply: Winners and Losers in the Age of Smart Machines* [M]. New York: Harper Business, 2016.
- [35] Enamorado, T., L. F. López-Calva, C. Rodríguez-Castelán, and H. Winkler. Income Inequality and Violent Crime: Evidence from Mexico’s Drug War [J]. *Journal of Development Economics*, 2016, 120: 128–143.
- [36] George, G., E. C. Osinga, D. Lavie, and B. A. Scott. Big Data and Data Science Methods for Management Research [J]. *Academy of Management Journal*, 2016, 59(5): 1493–1507.
- [37] Gruber, M., D. Harhoff, and K. Hoisl. Knowledge Recombination Across Technological Boundaries: Scientists vs. Engineers [J]. *Management Science*, 2013, 59(4): 837–851.
- [38] Just, J. Natural Language Processing for Innovation Search—Reviewing an Emerging Non-Human Innovation Intermediary [J]. *Technovation*, <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2023.102883>, 2024.
- [39] Lebovitz, S., N. Levina, and H. Lifshitz-Assaf. Is AI Ground Truth Really True? The Dangers of Training and Evaluating AI Tools Based on Experts’ Know-What [J]. *MIS Quarterly*, 2021, 45(3): 1501–1525.
- [40] Liu, J., H. Chang, J. Y. L. Forrest, and B. Yang. Influence of Artificial Intelligence on Technological Innovation: Evidence from the Panel Data of China’s Manufacturing Sectors [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120142>, 2020.
- [41] Nemet, G. F., and E. Johnson. Do Important Inventions Benefit from Knowledge Originating in Other Technological Domains [J]. *Research Policy*, 2012, 41(1): 190–200.
- [42] Raisch, S., and K. Fomina. Combining Human and Artificial Intelligence: Hybrid Problem-Solving in Organizations [J]. *Academy of Management Review*, <https://doi.org/10.5465/amr.2021.0421>, 2024.
- [43] Rammer, C., G. P. Fernández, and D. Czarnitzki. Artificial Intelligence and Industrial Innovation: Evidence from German Firm-Level Data [J]. *Research Policy*, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104555>, 2022.
- [44] Townsend, D. M., R. A. Hunt, J. Rady, P. Manocha and J. H. Jin. Are the Futures Computable? Knightian Uncertainty and Artificial Intelligence [J]. *Academy of Management Review*, <https://doi.org/10.5465/amr.2022.0237>, 2024.
- [45] Wagner, M. To Explore or to Exploit? An Empirical Investigation of Acquisitions by Large Incumbents [J]. *Research Policy*, 2011, 40(9): 1217–1225.

How Does the Application of AI Technologies Affect Firm Innovation

LI Yu-hua, LIN Yu-xin, LI Dan-dan

(School of Economics, Zhejiang University of Finance and Economics)

Abstract: The application of artificial intelligence (AI) technologies is a key engine for enhancing firm innovation and thereby generating new quality productive forces. How can firms leverage AI technologies to drive innovation? Although AI technology is increasingly integrated into firms' production activities, our understanding of its role in enhancing innovation remains limited.

This study estimates the effects of AI technology applications on firm innovation using data from Chinese listed firms from 2009 to 2022. This study categorizes AI technologies into two dimensions: logic-based AI technologies and learning-based AI technologies. Furthermore, this study utilizes a machine learning method to generate an AI dictionary and conducts a textual analysis of annual reports from listed firms to build indicators of AI technology applications. Our findings indicate that the application of AI technologies significantly enhances firm innovation, and this effect is achieved through three channels: increasing knowledge diversity, breaking organizational routines, and improving resource allocation efficiency. Additionally, a firm's absorptive capacity enhances the positive impact of AI technology applications on innovation. Compared to logic-based AI technologies, the application of learning-based AI technologies has shown a more significant role in promoting firm innovation. According to the Oaxaca-Blinder decomposition results, AI technology applications are important factors in explaining differences in innovation among firms, with stronger explanatory power in firms with high productivity and high human capital. Furthermore, AI technology applications significantly promote incremental innovation in firms, while not having a significant impact on breakthrough innovation in the short term. However, they can promote breakthrough innovation in the long term.

The findings of this study indicate that to fully leverage the innovative effects of AI technologies, it is essential to strengthen support in knowledge resources, cross-sector collaboration, and resource allocation. The government should increase the openness and sharing of knowledge resources, actively promote cross-sector cooperation, and optimize financial support and subsidy policies by implementing differentiated support strategies. Firms should integrate various AI technologies to build intelligent application systems, establish flexible organizational structures to facilitate cross-departmental collaboration, and improve investment evaluation systems. Unlike existing literature, this study delves into the characteristics of AI technologies, theoretically analyzing how AI technology applications can foster firm innovation by enhancing knowledge diversity, breaking organizational routines, and improving resource allocation efficiency. This study examines the impact of AI technology applications on different types of innovation, thereby enriching existing literature. This study provides new empirical evidence on how the application of AI technologies can enhance firm innovation.

Keywords: AI technology applications; knowledge diversity; organizational routines; resource allocation efficiency; firm innovation

JEL Classification: D22 O31 O33

[责任编辑:张永坤]