

人工智能应用如何影响企业创新

——来自在线招聘的证据

马百超^{1,2} 廖科智³

(1.江苏科技大学 经济管理学院,江苏 镇江 212100;2.南开大学 经济学院,天津 300071;

3.浙江工业大学 管理学院,浙江 杭州 310014)

摘要:本文基于2014—2020年中国A股上市公司在线招聘公告,从人工智能人力资本储备视角构建企业层面的人工智能应用变量,研究人工智能应用对企业创新的赋能效应。研究表明,人工智能应用对企业创新具有显著的促进效应,该结论在一系列稳健性检验后仍成立。机制检验结果表明,人工智能应用能够通过强化探索式学习、拓宽知识宽度以及优化人力资本结构促进企业创新。资本投入和机构投资者持股能够强化人工智能应用的创新效应。异质性分析结果表明,人工智能应用的创新效应在高新技术企业、规模大的企业中更为显著;人工智能应用对国有企业颠覆式创新的边际影响更大,对非国有企业渐进式创新的边际影响更大。进一步分析显示,人工智能应用切实提高了企业的创新质量。本文证实了企业人工智能应用的创新效应并揭示了其作用机制,对推进企业高质量发展具有重要启示。

关键词:人工智能;企业创新;人力资本;在线招聘

中图分类号:F272 **文献标识码:**A **文章编号:**1003-5230(2025)06-0132-14

一、引言

技术进步和创新是经济持续增长的关键驱动要素,也是推动社会进步和国家发展的重要动力。随着创新驱动发展战略的实施,中国的科技创新能力得到了显著提升。根据世界知识产权组织数据,2024年中国PCT(专利合作条约,Patent Cooperation Treaty)国际专利申请数量为70160件,连续5年位居世界第一,在全球创新指数中的排名位列第10位,是10年来创新力上升最快的经济体之一。然而,企业创新过程中的“低质低效”问题仍然普遍存在,在一定程度上制约了经济的高质量发展^[1]。因此,如何实现企业创新的提质增效,是当前亟待解决的现实问题。

收稿日期:2024-11-21

基金项目:江苏高校哲学社会科学重大研究项目“数据基建赋能传统制造业数智化转型的机制和路径研究”(2025SJD063);国家自然科学基金青年项目“企业ESG表现与供应链专用性人力资本投资:基于在线招聘大数据的分析”(72402213)

作者简介:马百超(1992—),男,江苏徐州人,江苏科技大学经济管理学院讲师,南开大学经济学院博士后,本文通讯作者;

廖科智(1994—),男,贵州安顺人,浙江工业大学管理学院讲师。

人工智能作为一种新型生产要素,被认为是引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,得到了政府和企业的高度重视。根据《2023 全球人工智能创新指数报告》,中国人工智能创新指数综合得分已连续四年保持世界第二,在全球范围内处于领先地位。2024 年中国人工智能核心产业规模近 6000 亿元,生成式人工智能企业采用率达到 15%。2025 年政府工作报告提出持续推进“人工智能+”行动,实现人工智能技术和行业的深度融合,培育高质量发展的新动能。已有研究表明,人工智能在优化企业人力资本结构^{[2][3]}以及提高企业全要素生产率^{[4][5]}等方面发挥了重要作用。当然,也有研究关注了人工智能的创新效应^[6],但主要侧重于揭示人工智能技术应用战略规划对企业创新的影响,鲜有研究从人工智能人力资本储备视角探析人工智能应用水平对企业创新的影响及实现机制。那么,如下现实问题值得深入思考:人工智能应用究竟能否为企业创新赋能?如果能,这种赋能效应通过何种渠道实现?如何进一步释放人工智能对企业创新的赋能效应?人工智能应用能否切实促进企业创新提质增效?鉴于此,本文以 2014—2020 年中国 A 股上市公司为样本,使用上市公司在线招聘大数据,通过理论分析和实证检验回答上述问题。探讨上述问题,对切实提高企业创新能力具有重要的现实意义。

本文可能的边际贡献主要包括两点。第一,探析人工智能人力资本储备对企业创新的影响,丰富了人工智能影响企业行为的研究视角。现有研究主要通过 MD&A (管理层讨论与分析, Management Discussion and Analysis)文本对人工智能的关注程度和工业机器人应用水平两种方式测算企业人工智能应用水平,并探讨其对生产效率^[4]、技术创新^[6]等方面的影响。然而,相关研究忽视了员工专业技能在企业人工智能应用过程中的关键作用。本文从人工智能人力资本储备视角出发,基于上市公司在线招聘大数据度量企业人工智能应用水平,并检验其对企业创新的赋能效应,为客观认识人工智能如何引领新一轮科技革命和产业变革提供了新的证据。第二,基于缓解信息约束和优化人力资本结构双重视角,揭示了人工智能应用赋能企业创新的微观实现机制。现有关于人工智能与创新关系的研究,尚未充分关注缓解信息约束和优化人力资本结构的传导作用。本文从探索式学习、知识宽度和人力资本结构三个方面分析人工智能应用影响企业创新的渠道,有助于认识和理解人工智能应用赋能企业创新的微观实现机制。

二、文献回顾与理论分析

(一)文献回顾

1. 人工智能应用对企业的影响研究。随着大数据、机器学习等技术的快速发展,人工智能的应用范围不断扩展,对个体决策行为和企业发展产生了深远影响。首先,从对个体决策行为的影响来看,现有研究表明人工智能能够实现过去仅与人相关联的认知功能,对人的工作具有一定的替代性和互补性^[7],具有较强的预测能力^[8],且能够表现出更强的决策理性^[9]。事实上,人工智能预测能力及辅助决策能力的形成,主要得益于人工智能在信息获取和处理等方面具有优势,包括信息获取和处理效率提高^[8]、知识搜寻成本下降等^[10]。其次,随着人工智能的决策辅助作用不断拓展,企业人力资本结构必然会受到影响。由于不同技能和教育背景的员工在企业中的可替代性存在差异,人工智能对员工需求的影响是非对称的^{[11][12]}。从员工技能视角来看,人工智能应用会导致企业减少非人工智能职位的招聘^[1]。不仅如此,人工智能应用会使得企业增加非常规高技能劳动力数量,减少常规低技能劳动力数量^[5]。在制造业内部,人工智能应用会推动岗位从生产领域向服务领域变迁^[13]。从员工教育背景来看,人工智能应用会降低企业对具有本科及以上学历员工的需求占比^[14]。最后,从对企业发展的影响来看,现有研究从多个维度探讨了人工智能应用的赋能效应。一是人工智能应用能够重塑企业行为,如促进企业参与全球价值链分工^[15],强化专业化分工^[10],增强供应链韧性^{[16][17]}。二是人工智能应用能够提高企业绩效,如提高企业生产效率^{[4][5][18]},促进企业增长^[19],提高企业盈利能力^[20]。

2. 企业创新影响因素的相关研究。创新是企业获取核心竞争力的重要方式,如何驱动企业创新

一直是公司金融领域关注的热点话题。现有研究主要从制度要素、企业资源禀赋及公司治理等多个方面进行了广泛而深入的探讨,并取得了一系列具有启发性的研究结论。随着科学技术的不断进步,数字化、工业机器人等新兴技术对企业创新的影响引起了学者们的关注。关于数字化技术对企业创新的影响,现有研究认为数字化转型在驱动企业创新“提质增量”中发挥了积极作用^{[21][22]}。而关于工业机器人使用对企业创新的影响,现有研究并未形成统一的结论。一类观点认为工业机器人使用会对企业创新产生显著的促进效应^[23],另一类观点则指出过度依赖工业机器人会对企业创新产生挤出效应^[24]。

3.人工智能影响企业创新的相关研究。人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,其对企业创新的影响也逐渐得到学术界的关注。从人工智能对创新过程的影响来看,人工智能应用能够提高员工的创造力,在人工智能的辅助下,具有更高技能的员工更容易产生创新思维^[25],进而对企业创新产生促进作用。从人工智能对创新结果的影响来看,现有研究表明人工智能应用对技术创新存在促进效应^{[6][26]}。其中,李玉花等从企业 MD&A 文本对人工智能的关注程度出发,测度了企业人工智能应用水平,并揭示了人工智能主要通过增加知识多样性、打破组织惯例和提高资源配置效率促进企业创新^[6]。段云龙等则采用机器人渗透度量“专精特新”企业的人工智能应用水平,并验证了人工智能应用对“专精特新”企业创新韧性的促进作用^[26]。

基于上述分析可知,国内外关于企业创新和人工智能的相关研究较为丰富,这为本文提供了重要的理论基础,但关于人工智能影响企业创新的研究仍有拓展空间。第一,相关研究主要基于企业 MD&A 文本对人工智能的关注程度和工业机器人渗透度两种方式测度企业人工智能应用水平,忽视了企业人工智能应用实践过程中员工专业技能的关键作用。第二,虽然有研究关注人工智能与创新之间的关系,但鲜有研究能够结合缓解信息约束和优化人力资本结构的视角,探索人工智能应用赋能企业创新的微观实现机制。因此,本文基于上市公司在线招聘大数据测算企业人工智能应用水平,并从缓解信息约束和优化人力资本结构双重视角,探析人工智能应用对企业创新的影响和作用机制,是对现有研究成果的有益补充。

(二)理论分析

信息处理是创新过程的关键构成部分,会对创新结果产生重要影响^[27],而人工智能应用能够帮助企业解决创新过程中的信息约束问题。同时,人力资本作为知识创造的重要载体,是推动企业创新的关键力量,而人工智能应用会对企业人力资本结构的优化升级产生促进效应。基于此,本文从缓解信息约束和优化人力资本结构双重视角出发,探究人工智能应用如何通过影响企业探索式学习、知识宽度及人力资本结构,进而作用于企业创新。

首先,人工智能应用能够强化企业探索式学习,进而对创新产生积极影响。探索式学习是企业创新的关键驱动要素^[28],一方面有助于企业更好地研判技术与市场的变化趋势,提高创新效率;另一方面能够帮助企业摆脱创新过程中的路径依赖问题,进而推动产品和技术的推陈出新^[29]。然而,探索式学习的开展需要企业能够高效获取、处理并分析多维信息,包括结构化信息、半结构化信息和非结构化信息等,并从中寻找对公司有益的创新性解决方案。作为新兴技术,人工智能在信息获取、处理和分析等方面具有显著优势,能够帮助企业有效缓解探索式学习过程中面临的信息约束。一是人工智能可以降低信息获取和处理成本,进而强化企业开展探索式学习的意愿;二是人工智能可以提高信息获取和处理速度,进而提高企业开展探索式学习的效率。综上所述,人工智能应用会通过强化探索式学习,为企业创新赋能。

其次,人工智能应用能够拓宽企业知识宽度,进而为创新赋能。创新过程中的一个潜在障碍源自无效搜索或本地搜索,决策者在创新决策过程中往往容易受到其自身现有知识储备的约束。也就是说,创新能力与创新主体的知识异质性程度密切相关。创新主体通过对跨技术领域知识元素的组合,可能产生新颖程度较高的组合^[30]。不仅如此,知识的异质性程度越高,越有利于创新主体突破已有的知识组合路径并形成更加新颖的问题解决方案,避免陷入知识组合的路径依赖陷

阱^[31]。因此,知识是创新主体产生创意和完善创意的关键资源。然而,拓宽知识宽度也需要增加投入,主要表现为创新主体需要支付更高的知识搜索成本和知识处理成本,且这种成本会随着知识宽度的提高而不断增加。人工智能应用能够显著降低企业的知识获取成本和知识处理成本,有效缓解企业拓宽知识宽度面临的成本约束。综上所述,人工智能应用能够有效拓宽企业知识宽度,解决创新过程中的知识约束问题。

最后,人工智能应用能够促进企业人力资本结构优化升级,进而促进企业创新。现代经济增长理论认为,人力资本作为知识创造的重要载体,是实现技术进步和创新的基础,高素质人力资本的积累和有效配置对创新具有显著的促进作用^[32]。一方面,创新对知识及技能的依赖程度较高,人力资本结构高级化意味着企业拥有更多的专业知识和专业技能,可以为创新提供知识和技能支持;另一方面,创新不仅依赖现有知识和技能,而且高度依赖对新知识、新技能的学习和接受速度。人力资本结构高级化意味着员工对新知识和新技能具有更高的学习效率,有助于企业实现知识和技能的更新。基于上述分析,人力资本结构高级化能够为企业创新提供知识和技能的积累及更新。由于人工智能对人的工作具有一定的替代性和互补性^[7],现有研究认为人工智能应用会增加企业对非常规高技能劳动力的需求,降低对常规低技能劳动力的需求^[3]。不仅如此,人工智能应用会降低企业对具有本科及以上学历员工的需求占比^[14]。综上所述,人工智能应用能够通过促进企业人力资本结构的优化升级,进而为创新提供知识和技能支持。

基于上述分析,本文提出如下研究假设:人工智能应用对企业创新具有促进作用。

三、研究设计

(一)样本选择与数据来源

本文以中国沪深两市 A 股上市公司为研究对象,样本区间为 2014—2020 年。CnOpendata 数据库提供了自 2014 年以来中国上市公司在线招聘岗位的详细信息,是构建本文核心变量的重要依据,因此,本文将样本区间的起点设置为 2014 年。此外,本文使用企业在 t 期新申请专利获得授权数的自然对数作为创新的代理变量,考虑到专利从申请到获得授权平均需要 3~4 年时间,本文将样本区间的终点设置为 2020 年。

本文采用的上市公司基本信息和财务数据等均来自希施玛(CSMAR)数据库,在线招聘公告信息来自 CnOpendata 数据库,上市公司专利信息来自国家知识产权局。在剔除金融业、ST、退市样本及存在异常值或缺失值的样本后,获得 3581 家 A 股上市公司,共计 17470 个企业一年度观测样本。为消除极端值对结果的影响,本文对连续变量在 1%水平上进行了双向缩尾处理。

(二)变量定义及度量

1.人工智能应用。参考 Babina 等的研究^[19],本文使用 CnOpendata 数据库提供的中国 A 股上市公司在 2014—2020 年发布的 5052455 条在线招聘公告信息,构建企业的人工智能应用变量。具体的测度过程分为如下四个步骤:首先,使用结巴分词工具包处理上市公司在线招聘公告中的岗位描述文本,结合谷歌发布的 Lightcast Open Skills Library 技能列表,识别上市公司在线招聘公告对技能的需求;其次,结合现有文献提供的人工智能相关单词列表^[19],从 Lightcast Open Skills Library 技能列表中识别人工智能专业技能,共获取 77 个与人工智能密切相关的专业技能词条组成词库^①;再次,根据获取的专业技能词库,匹配在线招聘公告,当上市公司发布的招聘公告中存在一个及以上与人工智能密切相关的专业技能,就将其认定为招聘公告有对人工智能专业技能的需求;最后,通过对发布的包含人工智能专业技能需求的在线招聘公告进行计数,构造企业层面的人工智能应用变量(AINum)。

2.企业创新的度量。本文的被解释变量是企业创新,使用企业新申请专利获得授权数加 1 的自然对数作为其代理变量。同时,本文参考古志辉等的研究^[33],划分了创新类型:一是新申请专利获得授权数(Patent);二是新申请发明专利获得授权数,表征企业的颠覆式创新(Invention);三是新申请

非发明专利获得授权数,表征企业的渐进式创新(Genpatent)。在度量企业创新时,对数据缺失的样本用0替换。

3.控制变量。参考现有文献^{[5][6]},本文选取如下控制变量:资产负债率(LEV)、资产回报率(ROA)、董事会独立性(indep)、董事会规模(boardsize)、董事长与总经理两职合一(dua)、企业规模(size)、托宾Q值(Q)以及产权性质(SEO)。

表1报告了本文涉及变量的定义及度量方法。

表1 变量定义及度量

变量名称	变量符号	变量描述及计算方法
新申请专利获得授权数	Patent	新申请专利获得授权数加1的自然对数
新申请发明专利获得授权数	Invention	新申请发明专利获得授权数加1的自然对数
新申请非发明专利获得授权数	Genpatent	新申请非发明专利获得授权数加1的自然对数
人工智能应用	AINum	对人工智能专业技能员工需求数加1的自然对数
资产负债率	LEV	负债/总资产
资产回报率	ROA	净利润/总资产
董事会独立性	indep	独立董事人数/董事会人数
董事会规模	boardsize	董事会人数加1的自然对数
两职合一	dua	两职合一取1,否则取0
企业规模	size	总资产加1的自然对数
托宾Q值	Q	TobinQ值加1的自然对数
产权性质	SEO	国有企业取1,否则取0

(三)回归模型构建

为识别企业人工智能应用的创新效应,本文构建了如下回归模型:

$$\text{Innovation}_{i,t} = \alpha + \beta \text{AINum}_{i,t} + \gamma \text{CVs}_{i,t} + \text{year} + \text{industry} + \epsilon_{i,t} \quad (1)$$

模型(1)中,i和t分别表示公司和年份;Innovation为企业创新的代理变量,包括新申请专利获得授权数(Patent)、新申请发明专利获得授权数(Invention)以及新申请非发明专利获得授权数(Genpatent);AINum表示企业人工智能应用水平;CVs表示控制变量;year和industry分别代表年度固定效应和行业固定效应,ε为随机误差项。

四、实证结果及分析

(一)描述性统计

表2报告了本文主要变量的描述性统计结果。统计结果显示,AINum的均值为0.281,标准差为0.671,说明企业对具有人工智能专业技能员工的需求在不同观测样本之间存在较大差异。同时,AINum的均值大于其中位数,这表明对具有人工智能专业技能员工的需求仅集中于少数上市公司,与现有研究结果基本保持一致^[5]。其他变量的描述性统计结果也与已有文献基本一致,不再赘述。

(二)基准回归结果与分析

表3报告了本文基准回归结果。回归结果显示,人工智能应用对企业创新的回归系数在1%的显著性水平上为正。从经济意义来看,人工智能应用每提高一个标准差,会使新申请专利获得授权数(Patent)提高14.41%(0.671×0.377/1.755)个标准差,会使新申请发明专利获得授权数(Invention)提高20.19%(0.671×0.358/1.190)个标准差,会使新申请非发明专利获得授权数(Genpatent)提高8.88%(0.671×0.333/2.516)个标准差。上述结果表明,人工智能应用能够为企业创新提供支持,进而产生赋能效应,这与本文研究假设相符。

此外,表3列(1)~(6)的方差膨胀因子(VIF)远小于临界值10,可以认为表3中报告的回归结果并未受到多重共线性问题的干扰,初步验证了上述研究结论的有效性。

表 2

描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值	p25	p75
Patent	17470	2.756	1.755	0.000	2.944	9.387	1.386	3.951
Invention	17470	1.190	1.311	0.000	0.693	7.990	0.000	1.946
Genpatent	17470	2.516	1.783	0.000	2.708	9.257	1.099	3.784
AINum	17470	0.281	0.671	0.000	0.000	5.147	0.000	0.000
LEV	17470	0.414	0.201	0.008	0.405	0.998	0.253	0.559
ROA	17470	0.044	0.087	-0.987	0.042	4.489	0.017	0.076
indep	17470	0.378	0.056	0.167	0.364	0.800	0.333	0.429
boardsize	17470	2.228	0.175	1.386	2.303	2.944	2.079	2.302
dua	17470	0.308	0.462	0.000	0.000	1.000	0.000	1.000
size	17470	22.264	1.319	14.942	22.090	28.416	21.333	22.977
Q	17470	2.118	1.373	0.872	1.681	8.719	1.273	2.423
SEO	17470	0.309	0.462	0.000	0.000	1.000	0.000	1.000

表 3

基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Patent	Patent	Invention	Invention	Genpatent	Genpatent
AINum	0.521 *** (26.84)	0.377 *** (22.88)	0.470 *** (32.72)	0.358 *** (27.58)	0.453 *** (22.84)	0.333 *** (19.46)
CVs	NO	YES	NO	YES	NO	YES
Year FE	NO	YES	NO	YES	NO	YES
Industry FE	NO	YES	NO	YES	NO	YES
观测值	17470	17470	17470	17470	17470	17470
R ²	0.040	0.442	0.058	0.379	0.029	0.417
VIF	1.000	3.150	1.000	3.150	1.000	3.150

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为对应的t值；限于篇幅，控制变量和常数项的结果未展示，留存备索；下表同。

(三)内生性检验

本文通过工具变量法、Heckman两阶段检验以及增加个体固定效应修正潜在的内生性问题。在工具变量检验中，使用各省级政府对人工智能的关注水平(AI-attention)作为工具变量，具体测算方式为：提取上市公司所在省份当年政府工作报告中与人工智能相关的词汇，并计算人工智能词频在报告中的占比。在Heckman两阶段检验中，使用具有工程技术背景的董事在董事会成员中的占比(enratio)作为选择变量。表4报告了工具变量检验和Heckman两阶段检验结果，表5报告了增加个体固定效应(Firm)的检验结果。上述检验结果表明，在修正内生性问题的影响后，本文研究结论仍然成立。

表 4

工具变量检验和 Heckman 两阶段检验

	工具变量检验				Heckman 两阶段检验			
	第一阶段	第二阶段			第一阶段	第二阶段		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	AINum	Patent	Invention	Genpatent	D	Patent	Invention	Genpatent
AINum		1.598 *** (4.70)	1.036 *** (4.12)	1.668 *** (4.66)		0.296 *** (19.59)	0.292 *** (21.36)	0.263 *** (14.04)
AI-attention	0.082 *** (7.34)							
Enratio					0.927 *** (16.09)			
IMR						1.303 *** (11.45)	0.538 *** (6.16)	0.380 *** (3.21)
CVs	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	17470	17470	17470	17470	17470	17470	17470	17470
Cragg-Donald Wald F	53.880							
Anderson Conon. LM	53.816							

注：D表示企业当年新申请专利获得授权的虚拟变量(有=1,无=0)。

表 5

增加个体固定效应的检验结果

	(1)	(2)	(3)
	Patent	Invention	Genpatent
AINum	0.037 ** (2.57)	0.050 *** (3.96)	0.042 *** (2.77)
CVs	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES
观测值	17470	17470	17470
R ²	0.219	0.109	0.282

(四)稳健性检验

1. 剔除专利数据缺失样本。为进一步验证回归结果的有效性,本文将专利数据缺失的样本剔除,再次检验人工智能应用与企业创新之间的关系,检验结果如表 6 列(1)~(3)所示。回归结果表明,在剔除专利数据缺失的样本后,企业人工智能应用具有创新效应的研究结论保持稳健。

2. 替换被解释变量。为验证上文研究结论的有效性和稳健性,本文使用企业新申请专利数加 1 的自然对数(apply)、新申请发明专利数加 1 的自然对数(iapply)和新申请非发明专利数加 1 的自然对数(gapply)作为被解释变量的替代变量,对基准回归模型进行检验,检验结果如表 6 列(4)~(6)所示。回归结果表明,人工智能应用水平对企业创新的回归系数均显著为正,验证了上文研究结论的有效性。

表 6 稳健性检验结果:调整样本范围和替换被解释变量

	剔除专利数据缺失样本			替换被解释变量		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Patent	Invention	Genpatent	apply	iapply	gapply
AINum	0.290 *** (19.64)	0.288 *** (21.17)	0.244 *** (16.09)	0.435 *** (26.51)	0.477 *** (31.32)	0.333 *** (19.46)
CVs	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	14762	10830	13872	17470	17470	17470
R ²	0.369	0.354	0.354	0.474	0.440	0.417

3. 替换解释变量。本文参考姚加权等(2024)的研究^[5],基于 MD&A 文本,构建企业层面人工智能应用的替代变量(AIWords),检验结果如表 7 列(1)~(3)所示。同时,本文还构建人工智能应用虚拟变量(AIDummy)作为替代变量,检验结果如表 7 列(4)~(6)所示。回归结果表明,在替换解释变量的度量方式后,人工智能应用对企业创新具有促进效应的研究结论仍然成立。

表 7 稳健性检验结果:替换解释变量

	替换解释变量			替换解释变量		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Patent	Invention	Genpatent	Patent	Invention	Genpatent
AIWords	0.351 *** (27.18)	0.261 *** (25.45)	0.346 *** (25.84)			
AIDummy				0.618 *** (22.79)	0.518 *** (24.13)	0.570 *** (20.28)
CVs	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	17470	17470	17470	17470	17470	17470
R ²	0.449	0.375	0.426	0.442	0.373	0.418

五、进一步研究

(一)机制检验

1.探索式学习。如上所述,探索式学习有助于企业识别高质量创新机会以及摆脱创新决策过程中的路径依赖,通过缓解信息约束为创新赋能。与此同时,人工智能应用能够有效强化企业探索式学习意愿、提高企业探索式学习效率,也就是说,人工智能应用对企业开展探索式学习具有促进效应。因此,本文推断,探索式学习可能是人工智能应用赋能企业创新的路径之一。

关于探索式学习(Explore)变量的度量,本文依据企业申请专利文本,通过析出申请人及IPC分类号(国际专利分类号)等关键信息构建。具体来说,探索式学习变量的度量,主要通过如下几个步骤实现:(1)基于国家知识产权局发布的专利公布公告文本,通过机器学习技术析出新申请专利涉及的IPC分类号、专利申请人等关键信息;(2)利用析出的专利申请人信息,将专利公布公告文本中报告的所有专利与上市公司匹配,构建上市公司申请专利涉及的IPC分类号池;(3)根据年份,动态构建企业的年度IPC分类号池,其中,t年IPC分类号池涉及t年及之前年份企业申请专利涉及的所有IPC分类号,以此类推;(4)比较上市公司t年IPC分类号池与t-1年IPC分类号池,在t年IPC分类号池出现而在t-1年IPC分类号池未出现的IPC分类号,被判定为探索式学习;(5)将被判定为探索式学习的IPC分类号按年度进行加总,并使用企业规模对加总数据进行标准化,作为探索式学习(Explore)的代理变量。表8列(1)~(4)报告了探索式学习机制的检验结果。第一阶段回归结果显示,人工智能应用显著促进了企业的探索式学习;第二阶段回归结果显示,探索式学习对创新的回归系数均显著为正。上述结果表明,人工智能应用通过强化探索式学习,促进了企业创新。

表8 机制检验:探索式学习和知识宽度

	探索式学习				知识宽度			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Explore	Patent	Invention	Genpatent	Knowledge	Patent	Invention	Genpatent
AINum	0.004*** (9.36)	0.308*** (20.84)	0.319*** (25.88)	0.265*** (17.06)	0.039*** (9.20)	0.310*** (20.92)	0.320*** (25.94)	0.269*** (17.16)
Explore		16.480*** (65.92)	9.432*** (45.23)	16.268*** (61.88)				
Knowledge						1.691*** (64.20)	0.975*** (44.54)	1.634*** (58.76)
CVs	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	17470	17470	17470	17470	17470	17470	17470	17470
R ²	0.162	0.554	0.444	0.522	0.216	0.549	0.442	0.513

2.知识宽度。随着知识宽度的提升,企业能够获取更多的互补性技术和创新机会。根据上文分析,人工智能应用能够提高知识搜索和学习效率,且能够降低复杂异质性知识的学习和组合成本,进而帮助企业突破现有知识宽度。因此,本文推断,知识宽度可能是人工智能应用赋能企业创新的另一条重要路径。

参考沈坤荣等的研究^[34],本文同时考虑企业专利的数量和种类,计算企业技术领域分布的赫芬达尔指数。该指数数值越大,意味着企业的知识宽度越广。具体计算公式为:

$$\text{Knowledge}_{i,t} = 1 - \sum \varphi^2 \quad (2)$$

式(2)中, φ 表示在当年企业申请的所有专利中某类IPC分类号数量所占的比重。

表8列(5)~(8)报告了知识宽度机制的检验结果。第一阶段回归结果显示,人工智能应用拓宽了企业的知识宽度;第二阶段回归结果显示,知识宽度对企业创新的回归系数显著为正。上述结果表明,人工智能应用会拓宽企业知识宽度,进而为企业创新赋能。

3.人力资本结构。人力资本作为企业重要的禀赋资源,是企业获取核心竞争力的关键。现有研究认为人力资本结构优化能够充分激发企业的创新潜能,包括为创新提供知识和技能支持等,进而对创新绩效产生积极影响^[32]。同时,企业为了采用人工智能技术,需要招聘具有人工智能专业技能的员工。事实上,企业招聘具有人工智能专业技能的员工,客观上使得人力资本结构实现了升级和优化,会对创新产生积极影响。因此,本文推断,人力资本结构升级可能是企业人工智能应用对创新产生积极效应的重要渠道。本文根据受教育程度,将硕士研究生及以上学历雇员认定为高层次人才,并根据硕士研究生及以上学历雇员人数占全部员工工数的比重衡量企业人力资本结构。表9报告了人力资本结构机制的检验结果。第一阶段回归结果显示,企业人工智能应用显著促进了人力资本结构升级;第二阶段回归结果显示,人力资本结构对企业新申请专利获得授权数和新申请发明专利获得授权数的回归系数均显著为正,对新申请非发明专利获得授权数的回归系数不显著。以上结果表明,人工智能应用通过促进人力资本结构优化升级,为企业创新提供知识和技能支持。

表9 机制检验:人力资本结构

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Talent	Patent	Invention	Genpatent
AINum	0.049 *** (19.04)	0.369 *** (22.17)	0.327 *** (25.10)	0.336 *** (19.43)
Talent		0.161 *** (3.35)	0.636 *** (16.95)	-0.062 (-1.23)
CVs	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES
观测值	17470	17470	17470	17470
R ²	0.214	0.443	0.389	0.417

(二)调节效应分析

1.资本投入的协同效应。作为新兴技术,人工智能赋能效应的充分释放,需要企业能够做出相应的补充性投资^[35],尤其是与人工智能密切相关的基础设施投资。从人机协同的视角来看,为具备人工智能专业技能的员工提供相应的机器设备,是实现人机协同的关键所在。通过加大资本投入强度,企业能够进一步完善与人工智能应用相匹配的基础设施建设。因此,本文推断,资本投入能够强化人工智能应用对企业创新的促进效应。为验证以上推断,本文参考田莉和张劼浩的研究^[36],采用固定资产与员工人数比值衡量资本投入(CAPI)。检验结果如表10所示,资本投入对人工智能应用与企业创新之间的关系具有显著的正向调节效应。上述结果表明,为充分释放人工智能应用的创新效应,企业需要重视加大资本投入,尤其是与人工智能技术密切相关的基础设施投资。

2.机构投资者持股的治理效应。充分释放人工智能应用的创新效应,需要企业不断优化人力资本结构和加大补充性投资力度。机构投资者持股能够有效缓解企业的融资约束问题^[37],为企业优化人力资本结构和加大补充性投资提供充足的资源支持。同时,机构投资者往往具有更高的风险容忍度,能够为企业进行前沿技术的探索提供稳定的资源支持。也就是说,机构投资者持股能够为企业人工智能应用赋能提供稳定的资源支持。因此,本文推断,机构投资者持股能够强化企业人工智能应用对创新的促进效应。

本文使用上市公司年末机构投资者持股数量占总股数的比重作为机构投资者持股的代理变量,并据此构建调节效应检验模型,识别机构投资者持股的治理效应。检验结果如表11所示。回归结果显示,机构投资者持股对企业人工智能应用与创新之间的关系具有显著的正向调节效应。对企业来说,机构投资者持股不仅能够缓解探索新技术过程中的资源约束问题,也能够发挥积极的治理效应,引导企业应用新技术获取竞争优势。

表 10

资本投入的调节效应检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	patent	patent	invention	invention	Genpatent	Genpatent
AINum	0.346 *** (20.96)	- 0.329 ** (- 2.44)	0.343 *** (26.28)	0.076 (0.71)	0.299 *** (17.47)	- 0.534 *** (- 3.81)
CAPI	- 0.114 *** (- 14.54)	- 0.127 *** (- 15.39)	- 0.055 *** (- 8.84)	- 0.060 *** (- 9.19)	- 0.124 *** (- 15.18)	- 0.140 *** (- 16.30)
AINum×CAPI		0.056 *** (5.04)		0.022 ** (2.52)		0.070 *** (6.00)
CVs	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	17470	17470	17470	17470	17470	17470
R ²	0.449	0.450	0.381	0.382	0.425	0.426

表 11

机构投资者持股的调节效应检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	patent	patent	invention	invention	Genpatent	Genpatent
AINum	0.370 *** (22.48)	0.295 *** (9.63)	0.355 *** (27.30)	0.276 *** (11.39)	0.327 *** (19.11)	0.244 *** (7.65)
INSI	- 0.003 ** (- 6.15)	- 0.003 *** (- 6.74)	- 0.001 *** (- 3.84)	- 0.002 *** (- 4.83)	- 0.003 *** (- 5.25)	- 0.003 *** (- 5.94)
AINum×INSI		0.002 *** (2.90)		0.002 ** (3.89)		0.002 *** (3.09)
CVs	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	17470	17470	17470	17470	17470	17470
R ²	0.444	0.444	0.379	0.380	0.418	0.418

(三)异质性分析

1.产权异质性。产权性质决定了企业的资源禀赋差异,相较于非国有企业,国有企业在数据、资金等互补性资源积累方面更具优势,能够为充分释放人工智能应用的创新效应提供资源支持。同时,国有企业健全的劳动保障机制,能够吸引更多的高技能型人才,为释放人工智能的创新效应提供人力资本支持。因此,本文推断,人工智能应用的创新效应在国有企业样本中更为显著。本文根据企业实际控制人的属性,将样本划分为国有企业组(SEO)和非国有企业组(Non-SEO),检验人工智能应用的创新效应在不同产权性质样本中的异质性。检验结果如表 12 所示,不管是国有企业还是非国有企业,人工智能应用的创新效应均显著存在。但人工智能应用对国有企业新申请发明专利获得授权数量的影响更强,对非国有企业新申请非发明专利获得授权数量的影响更强。原因主要包括以下几点:一是国有企业具有相对健全的劳动保障机制,有利于国有企业吸引并积累具备人工智能专业技能的人力资本,从而释放人工智能应用的创新效应;二是国有企业通常拥有更雄厚的资金和资源,能够

表 12

产权异质性检验

	Patent		Invention		Genpatent	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	SEO	Non-SEO	SEO	Non-SEO	SEO	Non-SEO
AINum	0.363 *** (12.63)	0.387 *** (19.32)	0.391 *** (16.02)	0.348 *** (22.94)	0.323 *** (11.05)	0.342 *** (16.28)
CVs	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	5397	12073	5397	12073	5397	12073
R ²	0.575	0.366	0.491	0.295	0.548	0.348
组间差异检验	0.015		0.000		0.044	

注:组间差异检验通过自举法(Bootstrapping)1000次得到经验 p 值,下表同。该检验中控制变量删除了产权性质。

为国有企业采用人工智能赋能创新提供资金和资源支持；三是国有企业在其他资源要素整合方面更具优势，相关基础设施建设能够与人工智能形成互补效应，进而提升国有企业创新质量。

2. 规模异质性。人工智能技术的应用效果，往往会受到相关互补性资源的影响。首先，规模更大的企业在采用诸如人工智能这类新技术时，往往能够提供更多的资源支持，如数据资源和算力资源，抑或是开展更大规模的补充性投资，从而更好地释放人工智能应用的创新效应。同时，从人力资本的角度来看，相较于规模小的企业，规模大的企业一般更具人力资本优势，也为发挥人工智能应用的创新效应提供了必要条件。因此，本文推断，人工智能应用的创新效应在规模大的企业中可能更为显著。本文根据企业市值的年度行业中位数进行分组，若企业市值大于行业中位数，则为规模较大的子样本(Big)，否则为规模较小的子样本(Small)。在此基础上，检验人工智能应用的创新效应在不同规模样本中的异质性，检验结果如表 13 所示，人工智能应用的创新效应在两组样本中均显著存在。对比回归系数差异可知，人工智能应用对企业创新的边际贡献在规模较大的企业中更大。这是因为规模大的企业能够提供更为充分的资源支持，有助于释放人工智能的创新效应。

表 13 规模异质性检验

	Patent		Invention		Genpatent	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Big	Small	Big	Small	Big	Small
AINum	0.404 *** (19.46)	0.317 *** (11.03)	0.406 *** (23.16)	0.260 *** (13.00)	0.361 *** (16.82)	0.270 *** (8.98)
CVs	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	8732	8738	8732	8738	8732	8738
R ²	0.495	0.299	0.418	0.183	0.471	0.285
组间差异检验	0.000		0.000		0.000	

3. 行业异质性。人工智能的创新效应可能与企业技术要素密度、研发活动的活跃程度密切相关。从行业特征来看，高新技术行业和非高新技术行业在技术要素密度、研发活动的活跃程度以及产品的技术含量方面都存在显著差异。相较于非高新技术行业企业，高新技术行业企业具有更强的创新诉求，对新兴技术的接受程度也更高，往往更有意愿借助新兴技术开展创新活动。从技术要素密度来看，高新技术行业企业的技术要素密度更高，能够为释放人工智能应用的创新效应提供技术要素支持。因此，本文推断人工智能应用的创新效应在高新技术行业样本中更为显著。本文参考现有研究^[38]，将样本划分为高新技术行业子样本(HI)和非高新技术行业子样本(Non-HI)，检验人工智能应用的创新效应在不同行业特征样本中的异质性。检验结果如表 14 所示。回归结果显示，人工智能应用的创新效应在两组样本中均显著存在，但人工智能应用对高新技术行业企业创新的边际贡献更大。这是由于高新技术行业企业往往具备更高的技术要素密度和研发活动活跃度，有助于释放人工智能应用的创新效应。

表 14 行业异质性检验

	Patent		Invention		Genpatent	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	HI	Non-HI	HI	Non-HI	HI	Non-HI
AINum	0.369 *** (20.32)	0.330 *** (9.63)	0.372 *** (23.95)	0.182 *** (8.23)	0.331 *** (16.95)	0.285 *** (8.29)
CVs	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Industry FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	10540	6930	10540	6930	10540	6930
R ²	0.389	0.442	0.400	0.335	0.369	0.434
组间差异检验	0.032		0.000		0.007	

(四)人工智能应用对企业创新质量的影响

上文探究了人工智能应用对企业创新的影响,与之相关的一个重要话题是,人工智能应用在促进企业创新的同时,是否切实提高了企业创新质量?进一步探析人工智能应用对企业创新质量的影响,有助于全面揭示人工智能应用对企业创新的赋能效应。本文基于企业层面的专利引用数据,构建了单个专利他引次数指标(pcite)和单个发明专利他引次数指标(ipcite)度量企业创新质量,以考察人工智能应用对企业创新质量的影响。回归结果如表 15 所示,人工智能应用对企业单个专利他引次数以及单个发明专利他引次数均具有正向影响,回归系数分别为 0.053 和 0.119,且均通过了 1%水平的显著性检验。上述研究结果证实了人工智能应用对企业创新质量具有显著的促进效应。从回归系数的大小来看,人工智能应用对单个发明专利他引次数的边际效应要大于对单个专利他引次数的边际效应。

六、研究结论与启示

人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,在推动企业高质量发展过程中的作用日益得到关注。对企业来说,人工智能应用在赋能创新方面具有重大潜力。本文基于中国沪深两市 A 股上市公司 2014—2020 年数据,实证检验了人工智能应用对企业创新的影响及其作用机制。

研究表明,人工智能应用对企业创新具有显著的促进效应。在使用工具变量检验、Heckman 两阶段检验及增加个体固定效应等方法处理潜在内生性问题后,上述研究结论依然稳健。机制检验结果表明,人工智能应用对企业创新的赋能效应体现在缓释信息约束和优化人力资本结构两个方面。从缓释信息约束视角来看,人工智能应用能够强化企业探索式学习,帮助企业摆脱创新过程中的路径依赖问题;同时,人工智能应用能够拓宽企业的知识宽度,为创意的生成和完善提供知识支持。从优化人力资本结构视角来看,企业招聘具有人工智能专业技能的员工,客观导致了人力资本结构升级,进而对创新产生促进效应。调节效应检验结果表明,企业资本投入和机构投资者持股能够强化人工智能应用对创新的赋能效应。此外,人工智能应用切实提高了企业创新质量,表现为企业新申请专利和新申请发明专利的被引次数显著增加。异质性研究表明,人工智能应用对企业创新的赋能效应在规模更大的企业以及高新技术行业企业中更加明显;人工智能应用对国有企业颠覆式创新的正向影响更强,对非国有企业渐进式创新的正向影响则更强。

本文揭示了人工智能应用对企业创新的赋能效应及相应的作用机制,为客观认识和理解人工智能等新质生产力在促进企业高质量发展中的作用机制提供了经验证据,也为企业进一步释放人工智能应用对企业发展的赋能效应提供了决策支持。首先,人工智能应用对企业创新具有赋能效应,意味着企业在发展过程中应当充分重视以人工智能为代表的新质生产力的运用。其次,缓释信息约束是企业人工智能应用赋能创新的重要路径,企业应当结合人工智能的特征,进一步优化创新过程,从而实现创新的“提质增效”;人力资本结构优化升级是企业人工智能应用赋能创新的又一重要路径,因此,企业应当重视人力资本储备,尤其是提高与新兴技术密切相关的专业技能员工占比。最后,资本投入能够强化企业人工智能应用对创新的促进效应,且人工智能的创新效应在规模大的企业中更明显,说明企业在采用人工智能的过程中,还应当充分重视人机协同问题,如加大设备更新力度、重视互补性投资等。此外,机构投资者持股能够强化人工智能应用的创新效应,说明包括机构投资者在内的利益相关主体应当发挥积极治理作用,重视引导和鼓励企业应用人工智能技术获取竞争优势。

注释:

①将获取的技能词翻译为中文,保留英文为开发软件或者开发平台的表述(部分招聘公告中直接使用),具体技能词包括:人工智能、计算机视觉、机器学习、自然语言处理、DeepLearning4j、核方法、CNTK、Xgboost、情感分析、长短期记忆、LBSVM、半监督学习、递

表 15 人工智能应用对企业创新质量的影响

	(1)	(2)
	pcite	ipcite
AINum	0.053*** (4.30)	0.119*** (6.63)
CVs	YES	YES
Year FE	YES	YES
Industry FE	YES	YES
观测值	17470	17470
R ²	0.170	0.148

神经网络、Word2Vec、MXNet、Caffe、自编码器、MLPACK、Keras、Theano、Torch、Wabbit、Boosting、TensorFlow、Vowpal Wabbit、卷积神经网络、Jung Framework、OpenNLP、Natural Language Toolkits、无监督学习、Dlib、Scikit-learn、潜语义索引、潜在德里希勒分配、随机梯度下降、梯度提升、降维、深度学习、基于密度的聚类算法、聊天机器人、推荐系统、随机森林、DeepLearning4j、支持向量机、非结构化信息管理架构、Apache UIMA、最大熵分类、隐马尔可夫模型、Pybrain、计算机语言学、朴素贝叶斯、H2O.ai、期望最大化算法、WEKA、聚类算法、矩阵分解、对象识别、分类算法、信息提取、图像识别、贝叶斯网络、监督学习、OpenCV、K-Means、情感分析、机器翻译、神经网络、对抗式机器学习、Transformer、NLTK、认知计算、观点挖掘、语音合成、生成式人工智能、自动机器学习、机器学习推断和活动识别。

参考文献:

[1] 诸竹君,黄先海,王毅.外资进入与中国式创新双低困境破解[J]. 经济研究, 2020(5):99-115.

[2] Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., et al. Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies[J]. Journal of Labor Economics, 2022, 40(1): 293-340.

[3] 陈琳,高悦蓬,余林徽.人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析[J]. 管理世界, 2024(6): 74-93.

[4] Czarnitzki, D., Fernández, G. P., Rammer, C. Artificial Intelligence and Firm-level Productivity[J]. Journal of Economic Behavior & Organization, 2023, 211: 188-205.

[5] 姚加权,张锬澎,郭李鹏,冯旭.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.

[6] 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.

[7] Krakowski, S., Luger, J., Raisch, S. Artificial Intelligence and the Changing Sources of Competitive Advantage[J]. Strategic Management Journal, 2023, 44(6): 1425-1452.

[8] Agrawal, A., Gans, J. S., Goldfarb, A. Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 31-50.

[9] Murray, A., Rhymer, J., Sirmon, D. G. Humans and Technology: Forms of Conjoined Agency in Organizations[J]. Academy of Management Review, 2021, 46(3): 552-571.

[10] 王朔,熊凯军,邓国营.人工智能与企业专业化分工——基于文本分析法的研究[J]. 中南财经政法大学学报, 2024(5): 97-109.

[11] 王林辉,胡晟明,董直庆.人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据[J]. 管理世界, 2022(7): 60-79.

[12] 尹志锋,曹爱家,郭家宝,郭冬梅.基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据[J]. 中国工业经济, 2023(5): 137-154.

[13] 潘珊,郭凯明.人工智能、岗位结构变迁与服务型制造[J]. 中国工业经济, 2024(4): 57-75.

[14] Yang, C. H. How Artificial Intelligence Technology Affects Productivity and Employment: Firm-level Evidence from Taiwan[J]. Research Policy, 2022, 51(6): 104536.

[15] 吕越,谷玮,包群.人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J]. 中国工业经济, 2020(5): 80-98.

[16] 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.

[17] 肖立志,解维敏.人工智能与企业韧性——基于工业机器人应用的经验证据[J]. 系统工程理论与实践, 2024(8): 2456-2474.

[18] 程文.人工智能、索洛悖论与高质量发展:通用目的技术扩散的视角[J]. 经济研究, 2021(10):22-38.

[19] Babina, T., Fedyk, A., He, A., et al. Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation[J]. Journal of Financial Economics, 2024, 151: 103745.

[20] Mishra, S., Ewing, M. T., Cooper, H. B. Artificial Intelligence Focus and Firm Performance[J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2022, 50(6): 1176-1197.

[21] 李果,白云朴.人工智能应用如何影响制造企业创新绩效? [J]. 财经论丛, 2024(12): 102-112.

[22] 吴浩强,胡苏敏.数字化转型、技术创新与企业高质量发展[J]. 中南财经政法大学学报, 2023(1): 136-145.

[23] Wang, L., Zhou, Y., Chiao, B. Robots and Firm Innovation: Evidence from Chinese Manufacturing[J]. Journal of Business Research, 2023, 162: 113878.

[24] 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.

[25] Jia, N., Luo, X., Fang, Z., et al. When and How Artificial Intelligence Augments Employee Creativity[J]. Academy of Management Journal, 2024, 67(1): 5-32.

[26] 段云龙,田悦,彭丽娟,王墨林.人工智能应用驱动“专精特新”企业创新韧性提升研究[J/OL].系统工程理论

- [27] Haefner, N., Wincent, J., Parida, V., et al. Artificial Intelligence and Innovation Management: A Review, Framework, and Research Agenda[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 162: 120392.
- [28] Valaei, N., Rezaei, S., Ismail, W. K. W. Examining Learning Strategies, Creativity, and Innovation at SMEs Using Fuzzy Set Qualitative Comparative Analysis and PLS Path Modeling[J]. *Journal of Business Research*, 2017, 70: 224—233.
- [29] 付晓蓉, 栾睿, 庞晶. 渠道学习对创新能力的影响: 组织惰性的视角[J]. *科研管理*, 2019(1): 76—88.
- [30] 王萍萍, 王毅. 技术新颖性从何而来? ——基于纳米技术专利的分析[J]. *管理工程学报*, 2020(6): 79—89.
- [31] Kaplan, S., Vakili, K. The Double-edged Sword of Recombination in Breakthrough Innovation[J]. *Strategic Management Journal*, 2015, 36:1435—1457.
- [32] 张古, 张珂涵, 安虎森. 全球创新网络嵌入、人力资本结构与企业创新绩效[J]. *南开经济研究*, 2024(8): 127—144.
- [33] 古志辉, 曹廷求, 郝项超. 李约瑟之谜再思考: 儒家抑制创新了么? [J]. *管理科学学报*, 2023 (9): 1—22.
- [34] 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.
- [35] Lee, Y. S., Kim, T., Choi, S., et al. When does AI Pay off? AI-adoption Intensity, Complementary Investments, and R&D Strategy[J]. *Technovation*, 2022, 118: 102590.
- [36] 田莉, 张劭浩. CEO 创业经验与企业资源配置——基于烙印理论的实证研究[J]. *南开管理评论*, 2024(1): 190—201.
- [37] 李琰, 张立民, 邢春玉. 机构投资者、持续经营审计意见与融资约束——基于非国有企业的证据[J]. *中南财经政法大学学报*, 2016(6): 58—67.
- [38] 彭红星, 毛新述. 政府创新补贴、公司高管背景与研发投入——来自我国高科技行业的经验证据[J]. *财贸经济*, 2017(3):147—161.

How Does Artificial Intelligence Adoption Affect Corporate Innovation: Evidence from Online Job Postings

MA Baichao^{1,2} LIAO Kezhi³

(1. School of Economics and Management, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212100, China

2. School of Economics, Nankai University, Tianjin 300071, China

3. School of Management, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: This paper constructs a firm-level measure of artificial intelligence (AI) adoption from the perspective of AI human capital reserves, using online job postings of China's A-share listed companies from 2014 to 2020, and investigates the impact of AI adoption on corporate innovation. The results show that AI adoption significantly promotes corporate innovation, and this conclusion remains robust after a series of robustness tests. Mechanism analysis reveals that strengthening exploratory learning, expanding breadth of knowledge and optimizing human capital structure are three plausible channels through which AI adoption facilitates corporate innovation. Capital investment and institutional investors' shareholding can strengthen the positive effect of AI adoption on innovation. Heterogeneity analysis reveals that the impact of AI adoption on innovation varies by firm characteristics, with more pronounced effects observed in high-tech industries, and larger firms. The marginal effect of AI adoption is stronger for disruptive innovation in state-owned enterprises, while it is more pronounced for incremental innovation in non-state-owned enterprises. Additional test suggests that AI adoption has significantly improved corporation innovation quality. Overall, this study not only confirms the positive influence of AI adoption on corporate innovation but also sheds light on the underlying driving this relationship. These findings offer valuable insights for advancing China's high-quality development.

Key words: Artificial Intelligence; Corporate Innovation; Human Capital; Online Job Postings

(责任编辑:易会文)