人工智能赋能视角下制造企业创新绩效提升机制研究

李洁净，刘 宇

（渤海大学管理学院，锦州 121013）

摘要：基于2013—2022年中国A股制造业上市公司的面板数据，运用负二项回归方法探究人工智能技术对制造企业创新绩效的影响，并结合知识流动的中介作用以及知识多元化的调节作用。研究发现：人工智能技术与知识多元化能促进制造业企业创新绩效提升；在人工智能对制造企业创新绩效的影响过程中，知识多元化起到负向调节作用，知识流动起到部分中介作用，且知识流出比知识流入的中介效应更强。研究结论为数智化时代下人工智能赋能制造企业创新绩效提升提供有益启示。

关键词：人工智能；企业创新绩效；知识多元化；知识流动

中图分类号：C931.2 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)06－0090－08

近年来，制造业正经历着以数字化技术为核心驱动力的范式转型，人工智能技术的深度渗透不仅引发制造系统运行逻辑与价值创造机制的根本性重构，更成为推动中国制造业转型升级的关键技术变量。2025年8月《国务院关于深入实施“人工智能＋”行动的意见》中强调，深入实施“人工智能＋”行动，推动人工智能与经济社会各行各业各领域广泛深度融合。以打造以人为本、可持续发展的智能新生态。2025年10月召开的党的二十届四中全会中明确提出，“加快高水平科技自立自强，引领发展新质生产力”“建设现代化产业体系，巩固壮大实体经济根基”。坚持以实体经济为核心，坚持科技自立自强。同时，将科技自立自强水平大幅提高列入“十五五”规划中，并对制造业的智能化与创新能力提出更高要求。在这一宏观背景下，中国将人工智能技术在制造业中的应用与创新置于重要地位，旨在通过强化人工智能科技创新、深化实体经济赋能以及推进人工智能伦理建设等多维度举措，加速科技领域的技术进步。

创新是企业生命与不竭发展的动力。因此提升企业创新绩效对于推进中国现代化建设至关重要。创新绩效作为衡量企业在创新活动方面表现和成果的关键指标，是企业创新能力与综合实力的重要体现，对企业的可持续发展具有深远意义。在企业创新绩效的研究领域，众多学者从不同角度探讨了影响企业创新绩效的机制。就外部因素而言，政府[1]、法律[2]、市场环境以及技术环境[3]等因素被视为影响企业创新的关键因素。在内部而言，企业的规模、年龄、组织架构与文化[4]、企业研发费用与研发人员数量[5]、技术水平[6]、治理范畴[7]及人力资本等因素，同样视为对企业创新活动产生显著影响的关键因素。

随着人工智能技术的飞快发展，其对企业创新绩效的影响也日益凸显。学者们围绕人工智能与创新绩效两个主题展开了一系列研究，探究了人工智能如何助力企业提升创新绩效，以及这一过程中可能面临的挑战与机遇。在人工智能技术与企业创新绩效的研究中，从作用路径的角度观察，人工智能技术通过强化企业的自主研发能力、提升技术水平[8-9]、发挥动态能力的中介作用[10]、提高企业在知识产权研发和管理方面的效能、加强技术研发过程中的协同效应、促进从实践中学习的干中学效应以及扩大技术的外部溢出效应来提升企业创新绩效水平[11]。还有学者探究了人工智能采用强度对企业创新绩效的影响[12]。此外，还有部分文献聚焦于智能制造或自动化机器人如何影响企业的创新

收稿日期：2025-10-14

基金项目：辽宁省社会科学基金(L24BJY001)

作者简介：李洁净(2001—)，女，河南新乡人，硕士研究生，研究方向为创新管理；通信作者刘宇(1982—)，女，辽宁锦州人，博士，副教授，研究方向为产业发展与企业创新。

产出进行了深入探讨[13-14]。

尽管上述研究在揭示人工智能对提升创新绩效的路径方面提供了丰富的理论洞见和实证依据,但仍有待进一步拓展和深化。在知识经济时代背景下,知识的有效管理、整合与利用是驱动企业创新的关键要素,且独特的知识体系是企业获得核心竞争力与持续创新能力的基石,而人工智能技术不仅能够提升企业知识的获取和管理效率,同时能够推动知识创新与决策优化。因此,基于知识基础理论,从知识流动与知识多元化的双重视角分析人工智能提升企业创新绩效水平的路径,为推动制造业高质量发展,加速企业创新转型提供深远的意义。

1 理论分析与研究假设

整合资源基础理论和知识基础理论,人工智能技术通过降低生产成本、优化资源配置、提升信息处理能力和促进知识积累与整合,影响企业创新与竞争力。因此,以知识流动作为人工智能技术影响企业创新绩效水平的作用路径,知识多元化在这其中发挥调节作用(图 1)。

1.1 调节作用:知识多元化的影响机制

知识多元化表示企业内部知识领域的覆盖程度,体现了知识基础的多样性与差异性[15],知识基础是企业拥有的所有知识元素的总和[16]。基于知识基础理论可知,企业的创新活动本质上是对知识进行整合、运用和再创新的过程,其中,企业所掌握的知识类型及其结构特征在知识整合与应用的过程中扮演着至关重要的角色[17]。知识多元化主要从以下两个方面影响企业创新绩效水平:一方面,知识多元化有利于企业进行知识整合与再创造;另一方面,知识多元化推动企业间的合作与交流,为企业带来了广泛的信息渠道与多元化的思考角度。通过企业间的合作创新,能够增强企业产品的新颖性与市场竞争力,进而提高企业的创新绩效水平,为持续获取竞争优势奠定坚实基础[18]。据此,提出以下假设。

H1:人工智能技术促进制造业企业创新绩效提升;

H2:知识多元化程度对企业创新绩效具有积极作用;

H3:知识多元化正向调节人工智能技术赋能制造业企业创新绩效。

1.2 中介作用:知识流动的作用机制

知识流动是指知识在参与创新活动的不同主体之间的扩散和转移[19]。企业高效获取并整合知识资源,是推动创新的重要途径[20]。而人工智能技术应用为企业间知识流动注入了新的动力源。一方面,人工智能技术拓宽了创新知识的获取渠道,打破了企业在获取知识时所面临的时间与空间壁垒,增强了知识流动的效率与广度,为企业创新提供不竭动力;另一方面,人工智能技术能够拓展知识资源获取的广度与深度,并降低知识在传递过程中出现失真与遗失风险,从而有力促进企业创新。与知识流出相比,知识流入的过程需要企业消化的时间,并且可能存在知识壁垒,同时被动接受知识可能会导致企业缺乏创新的积极性和主动性,在一定程度上会削减企业自身创新潜能和竞争优势。故而,制造业企业在应用人工智能技术时,通过对知识流动效率的优化,企业创新能力得到显著增强。据此,提出以下假设。

H4:人工智能技术赋能对知识流动具有正向的促进作用;

H5:人工智能技术通过提高知识流动效应提升制造业企业创新绩效水平,且知识流出的中介效应相较于知识流入更为显著。

综上所述,构建理论模型如图 1 所示。

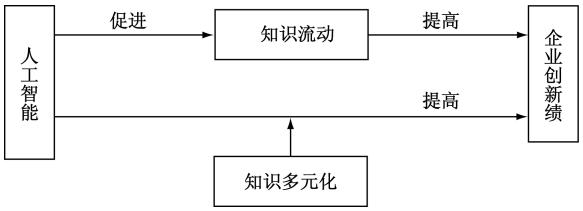


图 1 理论模型

2 研究设计

2.1 样本选取与数据来源

鉴于中国人工智能领域自 2013 年起步入稳定发展轨道,故选取 2013—2022 年 A 股市场的制造业上市企业的数据作为分析样本。数据的采集渠道:上市公司年报数据源自新浪财经,专利数据源自中国研究数据服务平台(CNRDS),而其余数据则来自马克数据网。

2.2 变量测量

(1)核心解释变量:人工智能技术(AI)。采用年报文本分析测量制造业企业人工智能技术指标。同时,使用上市公司年报管理层讨论与分析(management's discussion & analysis,MD&A)部分中人工智能关键词数量进行稳健性检验。

(2)被解释变量:企业创新绩效(Inv)。使用企业发明专利申请总量度量企业的创新绩效,为排除

表 1 变量的选取与测量

变量类型	变量名称	符号	变量测量
被解释变量	制造业企业创新绩效	Inv	企业发明专利申请量加 1 后取自然对数
解释变量	人工智能赋能	AI	年报中的人工智能关键数加 1 后取自然对数
中介变量	知识流入	KI	企业专利引用次数之和
	知识流出	KO	专利被引用次数之和
调节变量	知识多元化	KD	样本企业所获专利的前四位分类号个数
控制变量	企业规模	Size	企业总资产的自然对数
	企业年龄	Age	样本年份减去企业上市年份加 1
	企业所有权	Soe	虚拟变量,国有企业为 1,非国有为 0
	总资产利润率	Roa	净利润/总资产
	资产负债率	Lev	总负债/总资产
	流动资产占比	Cash	流动资产/总资产
	两职兼任	Dual	董事长兼任总经理为 1,否则为 0
	股权集中度	TOP1	第一大股东持股比例

企业专利申请数过多和无专利申请数造成的干扰,借鉴李梅等[21]、钟凤英和冷冰洁[22]、张羽飞等[23]的做法,将企业发明专利申请总量进行加 1 取自然对数处理。同时,在稳健性检验中使用企业全部专利申请数替代企业发明专利申请数衡量企业创新绩效。

(3)调节变量:知识多元化。在参考已有研究成果方法的基础上[24],以专利分类号作为标识,将相同分类号的知识元素归类,通过计算相异分类号的数量来衡量企业的知识多元化程度。

(4)中介变量:知识流动。采用专利的引用情况衡量知识流入,专利的被引用情况衡量知识流出[25]。知识流入(knowledge inflow,KI):以企业每年专利引用总次数为衡量标准;知识流出(knowledge outflow,KO):以企业每年专利被引用总次数为度量依据。

(5)控制变量。采用企业规模、企业年龄、企业所有权、总资产利润率、资产负债率、流动资产占比、两职兼任、股权集中度作为控制变量。具体变量的选取与测量如表 1 所示。

2.3 描述性统计

描述性统计结果如表 2 所示。经观察,企业创新绩效的最小值是 0.000,最大值为 6.038,其标准差为 1.369,这表明在发明专利申请的数量上,样本企业间存在显著的差异性。此外,人工智能技术最小值为 0.000,最大值为 4.431,标准偏差为 1.187,表明不同样本企业的人工智能技术水平存在差异。

2.4 相关性分析

各变量之间的相关系数如表 3 所示。经分析,企业人工智能技术水平与创新绩效之间的 Pearson 相关系数为 0.227,且通过了 1%的显著性水平检验,表明企业人工智能技术水平与创新绩效之间具有正相关性,H1 得到初步证明。此外,人工智能与知识多元化的 Pearson 相关系数为 0.166,并通过了 1%的显著性水平检验,说明人工智能技术对知识多元化有积极促进作用,H3 得到初步验证。同时,人工智能与知识流入、知识流出的 Pearson 相关系数分别为 0.191、0.131,同样通过了 1%的显著性水平检验,揭示人工智能技术与知识流动具有正向关联,H5 得到初步支持。

表 2 主要变量的描述性统计结果

变量	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
lnv	11 571	2.049	1.369	0.000	6.038
AI	11 571	0.949	1.187	0.000	4.431
KI	11 571	381.9	1 006.000	0.000	7 619.000
KO	11 571	137.000	392.200	0.000	3 021.000
KD	11 571	4.151	4.468	1.000	27.000
Size	11 571	22.180	1.203	19.290	27.620
Age1	11 571	9.236	6.987	1.000	33.000
Soe	11 571	0.257	0.437	0.000	1.000
Roa	11 571	0.047	0.059	−0.192	0.211
Lev	11 571	0.390	0.187	0.060	0.868
Cash	11 571	0.210	0.141	0.027	0.669
Dual	11 571	0.341	0.474	0.000	1.000
TOP1	11 571	33.480	14.050	3.390	89.990

表 4 展示了变量的方差膨胀因子(VIF)统计结果,可发现,所有变量的 VIF 均处于较低水平。据此得出解释变量与控制变量之间不存在显著的多重共线性问题。

2.5 计量模型设定

鉴于解释变量(人工智能技术应用)属于计数型变量,采用泊松模型进行估计是合理的选择。然而,值得注意的是,该解释变量表现出高度离散特性(如表 2 所示,AI 的标准差大于平均值),在此情况下,选择使用负二项回归模型进行分析。

表 3　主要变量的相关性统计

变量	lnv	AI	KI	KO	KD	size	age1	Soe	Roa	Lev	Cash	Dual	top1
lnv	1												
AI	0.227***	1											
KI	0.449***	0.191***	1										
KO	0.393***	0.131***	0.863***	1									
KD	0.515***	0.166***	0.591***	0.487***	1								
Size	0.298***	0.042***	0.475***	0.393***	0.483***	1							
Age1	0.076***	−0.042***	0.232***	0.175***	0.254***	0.548***	1						
Soe	0.136***	−0.087***	0.214***	0.204***	0.227***	0.366***	0.567***	1					
Roa	0.063***	−0.031***	0.013	0.025***	−0.043***	−0.029***	−0.178***	−0.142***	1				
Lev	0.151***	0.012	0.221***	0.190***	0.249***	0.523***	0.380***	0.300***	−0.417***	1			
Cash	0.064***	0.160***	−0.033***	−0.056***	−0.059***	−0.170***	−0.217***	−0.128***	0.301***	−0.434***	1		
Dual	−0.026***	0.072***	−0.053***	−0.057***	−0.070***	−0.175***	−0.274***	−0.299***	0.059***	−0.127***	0.096***	1	
TOP1	0.045***	−0.080***	0.040***	0.049***	0.071***	0.106***	−0.055***	0.107***	0.134***	−0.001	0.040***	−0.006	1

注:***、**、* 分别表示 1%、5%、10%的显著性水平。

表 4　方差膨胀因子

变量	VIF	1/VIF
KI	4.89	0.204 623
KO	4.01	0.249 160
Size	2.36	0.423 268
Age1	1.99	0.501 338
Lev	1.99	0.502 395
KD	1.70	0.588 064
Soe	1.63	0.614 182
Roa	1.37	0.732 241
Cash	1.33	0.754 586
Dual	1.12	0.889 574
AI	1.12	0.894 922
TOP1	1.08	0.922 884
VIF 均值	2.05	

$$Inv = \beta_0 + \beta_1 AI + \beta_2 KD + \beta_3 AI \times KD + \beta_4 KI + \beta_5 KO + \beta_6 control + \varepsilon \quad (1)$$

式中:lnv 为被解释变量,即制造业企业创新绩效水平;AI 为核心解释变量,即制造业企业人工智能技术水平;KD 是调节变量;AI×KD 是核心解释变量和调节变量的交互项,用于考察调节效应;KI、KO 为中介变量;Control 为一系列控制变量(Size、Age1、Soe、Roa、Lev、Cash、Dual、TOP1);ε 为随机扰动项;β_0 为常数项;$\beta_1 \sim \beta_{13}$ 为对应变量的回归系数。

3　实证结果分析

3.1　回归分析

运用 STATA18.0 版本对数据进行统计分析。表 5 是负二项回归的最终结果。由 Hausman 检验发现,在 $P<0.1$ 的显著性水平下,所有模型均不支持固定效应模型的假设,故决定采用随机效应模型进行后续分析。同时,似然比在检验 $P<0.01$ 的显著性水平下拒绝泊松分布的原假设,据此进一步说明采用负二项回归分析的适用性和有效性。由 LR chi2 检验每个模型都具有较高的显著性水平。

3.1.1　主效应分析

由表 5 可知,人工智能赋能(AI)的系数显著为正,这意味着企业人工智能技术对制造业创新绩效有正向积极作用,因此 H1 得到有效验证。

3.1.2　调节效应分析

由表 5 列(3)可知,知识多元化(KD)系数显著为正,表明知识多元化对企业创新绩效有着正向影响,验证了 H2 的正确性。在进一步扩展至列(4),引入交互项,并对所有变量进行中心化处理,以避免多重共线性。经分析,交互项 KD×AI 系数显著为负($\beta=-0.006\ 6$, $P<0.01$),揭示了知识多元化(KD)削弱了人工智能技术(AI)对企业创新绩效的积极作用,故 H3 验证不成立。原因可能是,知识多元化意味着企业内部存在多种不同类型、不同领域的知识。在知识多元化(KD)水平较高时,虽然多样性知识会为企业提供丰富的知识资源,但同样也增加了知识管理的复杂性。在人工智能技术应用于企业创新的过程中,由于知识多元化程度过高,导致企业在处理信息时出现认知负载过重及知识整合困难的问题。此外,知识多元化意味着企业需要在多个领域进行创新与探索,而人工智能技术难以在所有领域的知识中实现完美匹配,从而影响其在企业创新过程中的作用。

3.1.3　中介效应

根据表 6 列(10)~列(12)的结果可知,人工智能技术应用(AI)的系数均显著为正,显示人工智能技术(AI)对知识流入(KI)、知识流出(KO)具有积极促进作用,H4 成立。为探究知识流动在人工智能(AI)赋能制造业企业创新绩效中的中介作用,借

表 5　负二项回归结果 1

变量	lnv							
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
AI		0.108 3***		0.087 7***			0.081 4***	0.091 0***
		(0.004 5)		(0.004 4)			(0.004 5)	(0.004 4)
KD			0.048 3***	0.048 3***				
			(0.001 2)	(0.001 2)				
AI×KD				−0.006 6***				
				(0.000 6)				
KI					0.000 1***		0.000 1***	
					(0.000 0)		(0.000 0)	
KO						0.000 3***		0.000 2***
						(0.000 0)		(0.000 0)
Size	0.161 0***	0.147 1***	0.037 9***	0.039 5***	0.076 0***	0.102 3***	0.076 7***	0.098 4***
	(0.006 6)	(0.006 5)	(0.006 6)	(0.006 5)	(0.007 0)	(0.007 0)	(0.007 0)	(0.006 9)
Age1	−0.014 0***	−0.013 1***	−0.012 1***	−0.011 5***	−0.011 8***	−0.011 1***	−0.011 4***	−0.010 8***
	(0.001 2)	(0.001 2)	(0.001 1)	(0.001 1)	(0.001 2)	(0.001 2)	(0.001 2)	(0.001 2)
Soe	0.154 0***	0.179 9***	0.106 9***	0.123 1***	0.114 6***	0.106 2***	0.138 3***	0.133 2***
	(0.016 8)	(0.016 4)	(0.015 5)	(0.015 4)	(0.016 1)	(0.016 3)	(0.016 0)	(0.016 1)
Roa	0.792 6***	0.949 1***	1.072 3***	1.221 1***	0.756 5***	0.688 1***	0.864 5***	0.818 9***
	(0 .120 6)	(0 .117 4)	(0.114 4)	(0.112 4)	(0.117 0)	(0.117 0)	(0.115 5)	(0.115 1)
Lev	0.348 3***	0.310 5***	0.402 7***	0.368 1***	0.373 9***	0.357 1***	0.341 5***	0.322 2***
	(0.044 0)	(0.043 4)	(0.040 5)	(0.039 9)	(0.042 8)	(0.043 4)	(0.042 4)	(0.042 8)
Cash	0.549 2***	0.350 7***	0.495 5***	0.362 4***	0.487 9***	0.546 4***	0.347 5***	0.378 9***
	(0.045 5)	(0.045 2)	(0.041 9)	(0.042 0)	(0.043 3)	(0.043 8)	(0.043 4)	(0.043 9)
Dual	0.017 6	0.004 3	−0.001 5	−0.007 0	−0.001 9	0.006 6	−0.008 5	−0.002 4
	(0.012 9)	(0.012 5)	(0.012 2)	(0.011 9)	(0.012 4)	(0.012 5)	(0.012 2)	(0.012 2)
TOP1	−0.001 2***	−0.000 2	−0.001 0**	−0.000 8**	−0.000 3	−0.000 6	0.000 3	0.000 1
	(0.000 4)	(0.000 4)	(0.000 4)	(0.000 4)	(0.000 4)	(0.000 4)	(0.000 4)	(0.000 4)
常数项	−3.045 8***	−2.839 7***	−0.561 1***	−0.662 1***	−1.243 7***	−1.811 7***	−1.324 8***	−1.802 5***
	(0.131 3)	(0.128 8)	(0.131 9)	(0.130 1)	(0.142 0)	(0.142 0)	(0.141 4)	(0.139 3)
LR chi^2	1 529.26	2 314.46	4 594.06	5 577.86	2 741.23	2 605.48	2 966.51	2 881.55
Log likelihood	−19 024.542	−18 822.736	−18 390.753	−18 259.928	−18 710.499	−18 792.798	−18 601.66	−18 653.47

注：***、**、* 分别表示 1%、5%、10%的显著性水平；括号内为标准误；变量系数与标准误差均经过四舍五入处理，N=11 571。

鉴 Baron 和 Kenny[26]的研究方法，采用层级回归分析进行检验。表 5 列(5)表明，知识流入(KI)对企业创新绩效具有正向积极作用(β=0.000 1，P<0.01)。在列(7)引入知识流入(KI)后得出，知识流入(KI)在人工智能(AI)赋能制造业企业创新绩效的过程中发挥部分中介作用，因为人工智能技术应用(AI)的系数仍显著为正(β=0.081 4，P<0.01)，但其值由 0.108 3 下降为 0.081 4。类似地，列(6)和列(8)显示知识流出(KO)在人工智能(AI)赋能企业创新绩效的过程中同样起到部分中介作用，此外，通过对比引入中介变量后人工智能技术(AI)系数的变化幅度，可以发现知识流出(KO)的中介效应相较于知识流入(KI)更为突出。因此，验证了 H5 的正确性。

3.2　稳健性检验

3.2.1　应对内生性问题

构建的回归模型可能存在内生性问题。一是存在遗漏变量的问题；二是有双向因果关系的潜在影响。为有效缓解内生性问题对研究结果的影响，采用工具变量法进行验证，以确保实证分析结果的稳健性。在选择工具变量的过程中，必须确保其满足相关性和外生性的基本条件，据此，选取滞后一期和滞后两期的人工智能技术水平作为工具变量，并采用 2SLS 进行回归分析。估计结果如表 7 所示。

表 7 列(1)为工具变量第一阶段的回归结果，滞后一期和滞后两期的人工智能技术水平系数分别为 0.739 5、0.181 5，且均通过了 1%的显著性水平，具备工具变量的相关性。此外，第一阶段 F 大于 10，通过了弱工具变量检验。通过过度识别检验可以发现，Sargan 检验的 chi^2 为 2.113 96，对应的 P 为 0.146；而 Basmann 检验的 chi^2 为 2.110 61，对应的 P 为 0.146 3，P 大于显著性水平，无法拒绝工具变量是外生的这一原假设，故模型设定恰当。列(2)为第二阶段的回归分析结果，得出核心解释变量

表 6　负二项回归结果 2

变量	KI			
	(9)	(10)	(11)	(12)
AI		0.261 8***		0.174 5***
		(0.012 1)		(0.016 6)
Size	0.674 1***	0.622 8***	0.573 7***	0.539 2***
	(0.025 3)	(0.026 0)	(0.034 2)	(0.034 5)
Age1	−0.006 5	−0.002 5	−0.014 4**	−0.011 8**
	(0.004 0)	(0.004 1)	(0.005 8)	(0.005 9)
Soe	0.360 7***	0.365 0***	0.586 6***	0.578 1***
	(0.043 0)	(0.042 8)	(0.057 2)	(0.055 5)
Roa	1.581 7***	1.712 2***	2.379 9***	2.419 8***
	(0.353 3)	(0.353 8)	(0.533 3)	(0.543 8)
Lev	0.342 0***	0.258 9**	0.157 1	0.085 2
	(0.121 6)	(0.116 7)	(0.158 9)	(0.151 5)
Cash	0.338 0***	−0.103 3	−0.778 2***	−1.025 7***
	(0.123 0)	(0.123 3)	(0.172 3)	(0.185 9)
Dual	0.085 0**	0.031 8	−0.005 0	−0.032 8
	(0.034 2)	(0.031 5)	(0.045 0)	(0.044 6)
TOP1	−0.000 3	0.002 8**	0.001 2	0.003 6**
	(0.001 2)	(0.001 2)	(0.001 6)	(0.001 6)
常数项	−9.850 7***	−9.013 7***	−8.306 4***	−7.745 4***
	(0.505 2)	(0.521 6)	(0.682 1)	(0.691 8)
LR chi²	3 839.46	4 708.91	2 052.67	2 170.55
Log likelihood	−73 968.581	−73 548.138	−60 033.327	−59 923.097

注:***、**、* 分别表示 1%、5%、10%的显著性水平;括号内为标准误;变量系数与标准误差均经过四舍五入处理,N=11 571。

表 7　内生性检验

变量	(1)	(2)
	AI	Inv
AI		0.260 9***
		(0.016 7)
L. AI	0.739 5***	
	(0.013 0)	
L2. AI	0.181 5***	
	(0.013 5)	
Size	0.005 2	0.355 3***
	(0.008 8)	(0.019 9)
Age1	−0.003 4**	−0.018 4***
	(0.001 6)	(0.003 6)
Soe	−0.026 5	0.403 8***
	(0.021 5)	(0.048 9)
Roa	0.103 1	2.500 4***
	(0.152 9)	(0.347 5)
Lev	0.123 3**	0.654 5***
	(0.059 5)	(0.135 4)
Cash	0.141 9**	0.603 1***
	(0.069 8)	(0.158 9)
Dual	0.021 8	0.041 4
	(0.017 7)	(0.040 3)
TOP1	−0.000 2	0.000 4
	(0.000 6)	(0.001 3)
常数项	0.050 2	−6.399 8***
	(0.176 7)	(0.401 8)
观测值	5 610	5 610
R^2	0.782 9	0.173 8

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

(AI)的回归系数为正,且通过 1%的显著性水平。该结论与基准回归的结果相一致,进一步验证了在控制潜在的内生性问题的情况下,人工智能赋能企业创新绩效的提升。

3.2.2　替换核心解释变量

将核心解释变量替换为上市公司年报 MD&A 部分中人工智能关键词数量进行稳健性检验。结果如表 8 列(4)所示,当核心解释变量替换为 MDA_AI时,人工智能对制造业企业创新绩效的影响系数为 0.113 2,且在 1%的水平上显著,表明回归结果具有稳健性。

3.2.3　替换被解释变量

将被解释变量替换为企业所有专利申请总量,以验证结果的稳健性。考虑到人工智能对创新绩效的影响可能存在时间滞后效应,因此对该指标进行一阶滞后处理。结果如表 8 列(3)所示,当被解释变量替换为企业所有专利申请总数时,人工智能对制造业企业创新绩效的影响系数为 0.098 0,在 1%的水平上显著,表明 H1 仍然成立。

表 8　稳健性检验结果

变量	lnv	lnv	lnP_sum	lnv
	(1)	(2)	(3)	(4)
AI		0.108 3***	0.098 0***	
		(0.004 5)	(0.011 3)	
MDA_AI				0.113 2***
				(0.005 0)
Size	0.161 0***	0.147 1***	0.105 6***	0.147 6***
	(0.006 6)	(0.006 5)	(0.016 8)	(0.006 5)
Age1	−0.014 0***	−0.013 1***	−0.015 1***	−0.013 1***
	(0.001 2)	(0.001 2)	(0.003 0)	(0.001 2)
Soe	0.154 0***	0.179 9***	0.173 6***	0.174 8***
	(0.016 8)	(0.016 4)	(0.040 5)	(0.016 6)
Roa	0.792 6***	0.949 1***	0.216 1	0.956 6***
	(0 . 120 6)	(0 . 117 4)	(0.280 4)	(0.118 7)
Lev	0.348 3***	0.310 5***	−0.081 4	0.328 6***
	(0.044 3)	(0.043 4)	(0.107 9)	(0.043 6)
Cash	0.549 2***	0.350 7***	0.198 1*	0.376 1***
	(0.045 5)	(0.045 2)	(0.117 2)	(0.045 6)
Dual	0.017 6	0.004 3	−0.020 2	0.003 8
	(0.012 9)	(0.012 5)	(0.032 4)	(0.012 6)
TOP1	−0.001 2***	−0.000 2	−0.000 0	−0.000 3
	(0.000 4)	(0.000 4)	(0.001 1)	(0.000 4)
常数项	−3.045 8***	−2.839 7***	−1.832 3***	−2.839 3***
	(0.131 3)	(0.128 8)	(0.339 5)	(0.130 0)
观测值	11 571	11 571	7 906	11 501
LR chi²	1 529.26	2 314.46	164.77	2 199.02
Log likelihood	−19 024.542	−18 822.736	−13 635.414	−18 731.943

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

4 结论与建议

4.1 结论

(1)基于资源基础理论和知识基础理论,人工智能技术具备降低生产成本、优化资源配置、提升信息处理能力和促进知识积累与整合的应用价值,能够显著提升制造企业创新绩效水平。这一结论经过内生性处理、稳健性检验之后仍然成立。

(2)丰富的知识来源与多元化的知识体系为企业带来更多的创新思路与解决方案,促进不同领域知识的相互融合,进而促进企业创新绩效的提升。但知识多元化会增加企业整合与应用人工智能技术的难度。

(3)知识流动是人工智能与制造业企业创新绩效之间的重要桥梁,同时,知识流出为企业带来更多的合作机会和创新资源,提升企业的知名度与声誉,加速新技术的扩散与应用。因此,相较于知识流入,知识流出更能够促进企业创新绩效的提升。

4.2 建议

基于研究结论,提出如下政策建议。

(1)增加在人工智能技术研发与创新方面的支持力度。在当前倡导“创新驱动发展战略、深化人工智能等前沿领域合作”的时代背景下,企业应聚焦于中国相关政策指引方向,坚持提高科技自立自强水平,专注于人工智能技术研发并积极与相关科研院所开展合作,引进先进技术与资源,以增强企业的研发能力与创新效率。同时,可以通过加大研发基金支持,投入丰富资源以及完善相应的法律法规,为企业创设具有最大化创新动力,最小化创新阻力的研发环境,以促进制造企业基于人工智能技术赋能提高创新绩效水平。

(2)科学平衡人工智能技术与知识多元化发展。企业在追求知识多元化的同时,需要注重与人工智能技术的融合。通过加强内部培训、外部合作等方式,提升员工对人工智能技术的认知与应用能力,确保知识多元化与人工智能技术能够相互协同,共同推动企业创新绩效的提升。鼓励经济市场多种科技技术范式共存,构建多元化数据生态;制定多元化评估体系,同时,在教育方面,鼓励交叉学科教育,积极培养社会所需的复合型人才。

(3)着力优化企业知识流动管理机制,积极促进合作创新。知识流动不仅加速了人工智能技术在制造业领域中的渗透,同时还对企业的创新产出有显著影响。制造业企业应深刻领悟知识流动在创新过程中的核心作用,加强知识管理,构建高效的知识共享与传播体系。企业在确保知识流入的同时,更加重视知识流出的价值,通过技术合作、专利申请、学术探讨等方式,将内部知识转化为外部可用资源。同时,系统优化企业知识流动管理机制,打破知识流动壁垒,并通过平台搭建,促进知识流通,营造开放合作的“生态”环境。

参考文献

[1] 余典范,王佳希. 政府补贴对不同生命周期企业创新的影响研究[J]. 财经研究,2022,48(1):19-33.

[2] 吴超鹏,唐苟. 知识产权保护执法力度、技术创新与企业绩效——来自中国上市公司的证据[J]. 经济研究,2016,51(11):125-139.

[3] 张杰,郑文平,翟福昕. 竞争如何影响创新:中国情景的新检验[J]. 中国工业经济,2014(11):56-68.

[4] 袁天荣,王霞. 董事会非正式层级与企业创新——关系契约理论视角[J]. 科技进步与对策,2022,39(20):81-91.

[5] 姚瑞娟,王尹超,张子怡,等. 高新区企业创新绩效影响因素研究[J]. 科技和产业,2025,25(15):271-277.

[6] WAEL A A. How big data-driven organizational capabilities shape innovation performance? an empirical study from small and medium manufacturing enterprises[J]. Kybernetes,2025,54(1):456-482.

[7] CHEN H,QIAO S,ZHANG K. Equity structure and corporate innovation performance:evidence from Chinese high-tech companies[J]. Heliyon,2024,10(24):39470.

[8] 巫强,黄孚,汪沛. 人工智能技术与企业创新绩效——兼论新质生产力的赋能作用[J]. 财经问题研究,2024(10):67-80.

[9] HONGNA T,LIYAN Z,LI Y,et al. Can enterprise green technology innovation performance achieve “corner overtaking” by using artificial intelligence? evidence from Chinese manufacturing enterprises[J]. Technological Forecasting and Social Change,2023,194:122732.

[10] 李果. 人工智能技术应用对制造企业创新绩效的影响研究[D]. 南京:南京邮电大学,2023.

[11] 杨倩. 人工智能对制造企业创新绩效的影响研究[D]. 郑州:河南理工大学,2023.

[12] 林晓玥. 人工智能采用强度对企业创新绩效的影响机理研究[D]. 长春:吉林大学,2023.

[13] 应里孟,阳杰,高曼如. 智能制造与企业绩效——基于PSM-DID方法的实证检验[J]. 财会月刊,2020(12):11-17.

[14] 李敏,黄海艳. 工业机器人应用与制造业企业创新绩效——基于研发投入和员工知识能力的中介效应[J]. 中国人事科学,2022(3):73-84.

[15] ZHOU Z K,LI B C. How knowledge affects radical innovation:knowledge base,market knowledge acquisition and internal knowledge sharing[J]. Strategic Management Journal,2012,33(9):1090-1102.

[16] 刘岩,蔡虹. 企业知识基础网络结构与技术创新绩效的

关系——基于中国电子信息行业的实证分析[J]. 系统管理学报,2012,21(5):655-661.
[17] FAGERBERG J, FOSAAS M, SAPPRASERT K. Innovation: exploring the knowledge base[J]. Research Policy, 2012, 41(7): 1132-1153.
[18] LOPEZ-VEGA H, TELL F, VANHAVERBEKE W. Where and how to search? search paths in open innovation[J]. Research Policy, 2016, 45(1): 125-136.
[19] 顾新,李久平,王维成. 知识流动、知识链与知识链管理[J]. 软科学,2006(2):10-12.
[20] WANG Z, WANG N. Knowledge sharing, innovation and firm performance [J]. Expert Systems With Applications, 2012, 39(10): 8899-8908.
[21] 李梅,朱韵,赵乔,等. 研发国际化、动态能力与企业创新绩效[J]. 中国软科学,2022(6):169-180.
[22] 钟凤英,冷冰洁. 员工持股计划、内部控制与创新绩效[J]. 经济问题,2022(8):120-128.
[23] 张羽飞,原长弘,张树满. 共建产学研创新联合体对科技中小企业创新绩效的影响研究[J]. 管理学报,2023,20(1):76-85.
[24] 王娟茹,杨苗苗,李正锋. 跨界搜索、知识整合与突破性创新[J]. 研究与发展管理,2020,32(3):111-122.
[25] 韩兆安,吴海珍,赵景峰. 数字经济驱动创新发展——知识流动的中介作用[J]. 科学学研究,2022,40(11):2055-2064.
[26] BARON R M, KENNY D A. The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: Conceptual, strategic and statistical considerations[J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1986, 51(6): 1173-1182.

Exploring the Mechanism for Improving Innovation Performance in Manufacturing Enterprises from the Perspective of AI Empowerment

LI Jiejing, LIU Yu

(School of Management, Bohai University, Jinzhou 121013, China)

Abstract: Based on the panel data of A-share manufacturing listed companies in China from 2013 to 2022, the impact of artificial intelligence technology on the innovation performance of manufacturing enterprises was explored using a negative binomial regression method, and the mediating effect of knowledge flow and the moderating effect of knowledge diversification were combined. The research findings indicate that artificial intelligence technology and knowledge diversification can promote the enhancement of innovation performance in the manufacturing industry. In the process of artificial intelligence's impact on the innovation performance of manufacturing enterprises, knowledge diversification plays a negative moderating role, knowledge flow has a partial mediating effect, and the mediating effect of knowledge outflow is stronger than that of knowledge inflow. The conclusions of the study provide valuable insights for enhancing the innovation performance of manufacturing enterprises empowered by artificial intelligence in the era of digital intelligence.

Keywords: artificial intelligence; enterprise innovation performance; diversity of knowledge; knowledge flow