

文章编号: 1673-1646(2026)04-0134-10

人工智能采用与制造业绿色创新增量提质 ——基于融资约束倒“U”型调节作用

赵项鑫, 申丹虹*

(中北大学 经济与管理学院, 山西 太原 030051)



摘要: 我国《“十四五”智能制造发展规划》明确提出,要推动人工智能技术在绿色制造领域的创新应用,发展智能绿色装备和产品。制造业采用人工智能技术后是否能实现增量提质?为了回答并验证这一问题,本文选取2012—2023年中国A股制造业上市公司的面板数据作为研究样本,采用固定效应模型探讨人工智能应用对制造业企业绿色创新增量提质的影响及作用机制。结果发现:人工智能能够促进企业绿色创新的增量提质;作用机制表明,人工智能通过缓解信息不对称和帮助企业获得政府补助来促进企业绿色创新的增量提质;调节效应表明,融资约束在人工智能和企业绿色创新质量之间发挥倒“U”型调节作用;异质性分析表明,人工智能对企业绿色创新数量效应在低污染、低环境规制和高技术企业中更显著,而人工智能对企业绿色创新质量在低污染、高环境规制以及高技术企业中更为显著。本文为企业实现绿色创新的规模经济与质量突破提供理论依据,并为政策制定者优化人工智能赋能路径提供决策参考。

关键词: 人工智能; 绿色创新; 信息不对称; 政府补助; 融资约束

中图分类号: F273; F425 **文献标识码:** A **doi:** 10.62756/xbsk.1673-1646.2026093

引用格式: 赵项鑫, 申丹虹. 人工智能采用与制造业绿色创新增量提质: 基于融资约束倒“U”型调节作用[J]. 中北大学学报(社会科学版), 2026, 42(4): 134-143.

Adoption of Artificial Intelligence and the Quantity & Quality Improvement of Green Innovation in Manufacturing ——Based on the Inverted U-shaped Moderating Effect of Financing Constraints

Zhao Xiangxin, Shen Danhong*

(School of Economics and Management, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: China's 14th Five-Year Plan for Intelligent Manufacturing Development clearly states the need to promote the innovative application of artificial intelligence (AI) technology in the field of green manufacturing and develop intelligent green equipment and products. Can the adoption of AI technology in the manufacturing industry achieve incremental quantity and quality improvement? To answer and verify this question, this paper selects panel data from Chinese A-share listed manufacturing companies from 2012 to 2023 as the research sample and employs a fixed-effects model to explore the impact and mechanism of AI application on the incremental quantity and quality improvement of green innovation in manufacturing enterprises. The results show that AI can promote the incremental quantity and quality improvement of corporate green innovation; the mechanism indicates that AI promotes the incremental quantity and quality improvement of corporate green innovation by alleviating information asymmetry and helping enterprises obtain government subsidies; the moderating effect shows that financing constraints play an inverted U-shaped moderating role between AI and the quality of corporate green

收稿日期: 2025-08-27

作者简介: 赵项鑫(1998—), 女, 硕士生, 从事专业: 工商管理。E-mail: s202309010@st.nuc.edu.cn。

* 通信作者: 申丹虹(1969—), 女, 教授, 博士, 硕士生导师, 从事专业: 政治经济学。E-mail: danhongshen@nuc.edu.cn。

innovation; heterogeneity analysis indicates that the quantity effect of AI on corporate green innovation is more significant in low-pollution, low-environmental regulation, and high-tech enterprises, while the quality effect of AI on corporate green innovation is more significant in low-pollution, high-environmental regulation, and high-tech enterprises. This paper provides a theoretical basis for enterprises to achieve economies of scale and quality breakthroughs in green innovation, and offers decision-making references for policymakers to optimize the path of AI empowerment.

Key words: artificial intelligence; green innovation; information asymmetry; government subsidies; financing constraints

中国高度重视人工智能(artificial intelligence, AI)在制造业绿色创新领域的应用。2025年,《“人工智能+制造”专项行动实施意见》强调,加快AI技术在制造业融合应用,推动绿色低碳转型^[1]。2026年,《“十五五”规划纲要》提出,坚持智能化、绿色化、融合化方向,发展智能制造、绿色制造^[2]。持续释放的政策红利为AI赋能制造业绿色创新营造了良好的发展环境。数据表明,AI技术正在制造业绿色创新实践中发挥着越来越重要的作用。据世界经济论坛预测,到2030年,AI技术有望为全球制造业减少15%至20%的碳排放。具体到企业层面,AI应用已涵盖绿色产品设计、清洁生产、能源管理、污染防控等多个环节。

围绕人工智能与绿色创新的关联性研究也成为热点。人工智能通过释放“数字红利”,显著促进了产业链中各企业间绿色创新资源的流通与创新知识的溢出^[3]。借助大数据、物联网和智能算法,AI技术有效降低了信息不对称性,提升了资源配置效率^[4],为绿色技术、人才、资金与数据等关键资源在产业链内的快速流动开辟了高效途径^[5]。数字化转型可通过技术进步、人力资本提升与内部控制优化三条路径,显著推动制造业绿色发展水平提升^[6]。这一过程不仅增强了企业间的互动与合作,还通过平台化、网络化的协同机制,形成了积极的辐射效应与带动作用。例如,领先企业的绿色技术成果可通过AI驱动的知识共享平台迅速扩散至上下游关联企业,甚至实现跨行业赋能,推动创新要素在区域间双向互惠流通^[7]。由此,人工智能不仅提升了单个企业的绿色创新绩效,更促进了区域内部和区域之间协同创新网络的构建,从而有力推动了整个区域绿色创新体系的高质量与可持续发展。此外,值得注意的是,已有学者指出,人工智能等核心数字技术的影响效果呈现较为复杂的非线性关系,而非简单的线性关系^[8,9]。现有研究多聚焦于宏观产业分析或单一技术场景应用,缺乏对制造

业企业微观层面绿色创新行为及其异质性的系统考察。此外,对于制造业企业而言,人工智能应用对其绿色创新的数量和质量的影响是否一致?影响是线性还是非线性?其作用路径是什么?企业的选择的偏好是否会导致影响差异?这些问题需要进一步探索。为此,本文选取2012—2023年中国A股上市企业数据,采用双向固定效应模型,检验人工智能对制造业企业绿色创新增量提质的影响以及作用机制。研究结果为推动人工智能与制造业绿色创新的深度融合、促进企业绿色创新提供了参考。

本文的边际贡献如下:第一,研究视角创新。现有研究多将绿色创新视为单一维度,并以专利数量为主要衡量指标。本文则构建了数量与质量相结合的二维分析框架,揭示了人工智能在推动绿色创新过程中存在的不对称效应;第二,研究内容创新。本文摒弃了以工具为中心的人工智能视角,转而从企业内部(信息对称性)和外部(政府补助)两个维度,系统阐释人工智能赋能绿色创新的作用机制,并进一步从企业污染属性、环境规制及科技水平等角度切入,分析其对绿色创新增量提质效果的异质性影响;第三,研究方法创新。本文采用机器学习方法构建企业级人工智能采用指标,并运用双向固定效应模型,实证检验人工智能对企业绿色创新增量提质的影响效应,为相关领域研究提供新的方法支持和经验证据。

1 理论分析与研究假设

1.1 人工智能应用与制造业企业绿色创新

绿色创新是指在可持续发展背景下,企业通过开发或改良技术、工艺流程、产品服务或管理模式,以减少对环境的负面影响并提升资源利用效率的创新活动^[10],其具有双重价值属性^[11]。人工智能的应用可能从两个方面对绿色创新有促进作用:一

方面,人工智能应用有利于增加企业绿色创新数量。它通过降低企业绿色创新的边际成本^[12]缓解绿色创新面临的资金约束^[13],来增加绿色创新数量。另一方面,人工智能应用可能有助于提高企业绿色创新质量:通过大数据分析与机器学习算法实现生产过程的实时监控与动态优化,显著提升资源利用效率;通过多源数据融合与复杂系统建模,构建环境风险的动态识别与响应机制;同时,人工智能通过提升信息透明度与决策科学性,为绿色创新构建制度保障。总而言之,人工智能不仅增加绿色创新数量,更推动企业绿色创新质量提升。基于此,文章提出如下研究假设:

H1: 人工智能能够促进制造业企业绿色创新的增量提质。

1.2 人工智能对企业绿色创新增量提质的影响效应

1.2.1 信息赋能绿色创新效应

从信息赋能角度来看,人工智能有助于企业提升内外部信息的收集、整合以及处理应用能力,降低因信息不对称所带来的成本和风险^[14],进而推动企业绿色创新的增量提质。从企业内部视角来看,传统科层制易导致部门间信息隔离,隐性知识难以流动。人工智能通过构建统一数据中台,借助自然语言处理与知识图谱技术,整合分散的部门数据^[15],这种非竞争性知识要素的重新组合,为绿色创新增量提质提供新的知识组合可能。从企业外部来看,人工智能可对全球气候变化政策、ESG披露标准等制度文本进行语义解构,通过对信息的结构化处理,降低企业绿色创新面临的规制不确定性,使企业能够预判政策演化趋势,主动调整绿色技术的投资组合。此外,人工智能能够捕捉消费者社交媒体数据与碳足迹标签,揭示绿色偏好背后的隐性逻辑,助力企业突破“认知锁定”,实现环保属性与功能价值的最优组合,破解绿色产品市场中的“柠檬市场”困境^[16]。综上,人工智能赋予企业高效获取信息的能力,缓解其在生产经营和销售过程中的信息不对称问题,推动企业从被动合规向主动创新的战略转型,从而促进绿色创新的增量提质。基于此,文章提出如下研究假设:

H2: 人工智能通过缓解企业信息不对称来促进企业绿色创新的增量提质。

1.2.2 政府补助赋能绿色创新效应

为激励企业开展绿色创新,政府补助成为一种有效的推动方式,通过向企业提供必要的资助,政府旨在减轻企业在融资方面所受的限制^[17]。从政策逻辑

角度看,人工智能能够帮助企业获得政府补助,缓解环境治理成本压力并降低不确定性风险,推动企业绿色创新实现增量提质。首先,政府补助的分配具有明确的政策导向性。人工智能作为国家战略科技领域,其发展通常被纳入产业扶持政策框架^[18]。依据资源基础理论,企业人工智能技术积累构成“战略性资源”,与政府重点支持的创新方向形成匹配。同时,从市场失灵理论角度来看,人工智能研发具有高固定成本、长回报周期以及强不确定性等特征,企业需持续投入算力、数据与人才资源;政府为了弥补企业研发投入不足,会通过补助分担企业前期成本。其次,根据信号理论,企业投资人工智能的行为,可向政府传递技术领先性信号和社会责任承诺。政府将此类信号视为企业可信度以及执行力的体现,倾向于通过补助强化其示范效应。因此,人工智能能够帮助企业获取政府补助,并且与其形成协同效应,最终推动绿色创新的效率提升和结构优化。据此,本文提出如下研究假设:

H3: 人工智能通过帮助企业获取政府补助来促进企业绿色创新的增量提质。

1.2.3 融资约束调节绿色创新效应

根据资源基础理论,企业资源禀赋决定其技术应用效能^[19]。在低融资约束阶段,当企业融资约束较低时,宽松的资金条件可能导致资源冗余和管理低效,如过度投资或技术滥用^[20]。适度的融资约束可通过“预算硬约束效应”,迫使企业优化AI技术的配置优先级,聚焦绿色创新的核心环节,提升技术投入的边际产出率。而当融资约束超过临界值时,企业将面临流动性短缺,与研发投入的“阈值效应”,融资约束从“效率提升器”异化为“资源瓶颈”,抑制AI与绿色创新的协同发展。基于前景理论,适度的融资约束会增强企业的危机意识,促使其通过AI技术寻求绿色创新的“突破性收益”,以摆脱资源困境;而在高融资约束下,企业进入“生存优先”模式,管理层倾向于削减长周期长、高不确定性的人工智能技术和绿色创新项目。基于社会网络理论,适度的资金压力会促使企业主动利用AI技术构建绿色创新联盟,通过资源互补降低单个企业的创新成本^[21];而当企业现金流濒临断裂时,其信用评级与技术合作可信度下降,难以吸引外部投资者或合作伙伴参与AI绿色项目。综上所述,文章提出以下假设:

H4: 人工智能通过融资约束与企业绿色创新之间存在非线性调节效应。

2 研究设计

2.1 基准计量模型

本文建立以下计量模型来检验人工智能对制造业企业绿色创新的影响:

$$\text{Innovation}_{i,t}/\ln\text{Cite}_{i,t}=\alpha_0+\alpha_1\text{AI-Application}_{i,t}+\alpha_2\text{Control}_{i,t}+\text{id}+\text{year}+\epsilon_{i,t}\quad(1)$$

其中 $\text{Innovation}_{i,t}$ 和 $\ln\text{Cite}_{i,t}$ 为被解释变量, 分别表示企业 i 在第 t 年的绿色创新数量和绿色创新质量; $\text{AI_Application}_{i,t}$ 为解释变量, 表示企业 i 在第 t 年的人工智能应用水平; $\text{Control}_{i,t}$ 表示控制变量。此外, 为了排除企业个体特征以及年份对企业绿色创新产生的影响, 在回归模型中还增加了企业和年份固定效应, $\epsilon_{i,t}$ 表示随机扰动项。

2.2 变量选取和数据来源

解释变量: 人工智能应用(AI-Application)。现有文献对人工智能的测度方式主要包括机器人数量、调查问卷、年报相关关键词词频以及人工智能专利申请数量等。结合研究需要以及数据的可得性, 本文的核心解释变量人工智能应用(AI-Application)采用上市公司年报中人工智能技术相关词汇的词频加1取自然对数衡量。参考姚加权等^[22]的研究方法, 构建包含73个词语的人工智能词典。然后, 运用Python软件对上市公司年报进行分词处理, 统计其中人工智能词汇的词频数。

被解释变量: 绿色创新数量(Innovation)和绿色创新质量($\ln\text{Cite}$)。本文选取绿色专利申请数量衡量企业绿色技术创新的数量水平。同时, 借鉴Rong等^[23]的做法, 采用绿色专利引用量衡量绿色技术创新的质量水平, 分别对绿色专利申请数量与绿色专利引用数量进行“加1取自然对数”处理。

控制变量: 为进一步提高实证检验中回归结果的准确性, 本文参考现有相关文献, 纳入以下控制变量: 企业负债水平(Leverage , Lev)、盈利能力(Return on Assets , ROA)、成长性(Growth)、现金流动率(CashFlow)、企业成立时间(Age)与董事会规模(Board)。

2.3 样本选取及数据来源

本文选取2010—2023年作为研究区间, 该时段完整覆盖了中国人工智能产业从技术萌芽、政策布局

到规模化应用的快速崛起阶段; 同时, 制造业是人工智能技术落地应用的主战场, 也是实现绿色转型和“双碳”目标的关键部门。因此, 本文选取2010—2023年中国A股上市公司中的制造业企业为研究样本, 为了确保实证检验结果的可靠性, 本文对样本进行了如下筛选处理: 1) 剔除金融业与保险行业; 2) 剔除非正常上市企业(ST 、 ST^* 、 PT^*); 3) 剔除关键变量存在缺失值的样本; 最终得到10 344个样本观测值。本文实证分析所使用的数据主要来自上市公司年报、国泰安数据库、万得数据库及中国研究数据服务平台。主要变量的描述性统计结果如表1所示。

表1 描述性统计结果

变量名称	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
AI-Application	10 344	0.742	1.071	0	4.220
Innovation	10 344	0.443	0.868	0	3.970
$\ln\text{Cite}$	10 344	0.921	1.212	0	4.174
Lev	10 344	0.420	0.182	0.061	0.804
ROA	10 344	0.038	0.054	-0.165	0.187
Growth	10 344	0.215	0.510	-0.610	3.109
CashFlow	10 344	0.054	0.061	-0.105	0.227
Age	10 344	2.992	0.298	2.079	3.584
Board	10 344	2.141	0.181	1.609	2.639

3 基准回归与稳健性检验

3.1 基准回归分析

本文基于双向固定效应模型对研究假设进行检验。人工智能应用对企业绿色创新的回归结果, 详见表2。

表2 基准回归结果

变量	Innovation	$\ln\text{Cite}$	Innovation	$\ln\text{Cite}$
AI-Application	0.032** (0.013)	0.064*** (0.013)	0.032** (0.013)	0.061*** (0.013)
Lev			0.007 (0.084)	0.289*** (0.095)
ROA			0.036 (0.160)	-0.015 (0.171)
Growth			-0.011 (0.012)	-0.000 (0.015)
CashFlow			-0.202* (0.119)	0.068 (0.131)
Age			-0.020 (0.222)	0.235 (0.215)
Board			-0.029 (0.063)	0.022 (0.073)
Constant	0.419*** (0.010)	0.874*** (0.010)	0.549 (0.690)	0.001 (0.656)
Observations	10 344	10 344	10 344	10 344
$R\text{-squared}$	0.705	0.807	0.706	0.807
year	YES	YES	YES	YES
id	YES	YES	YES	YES

注: 括号内为聚类标准误的 t 值, **、*、* 分别表示 1%、5%、10% 的显著性水平, 下同。

列1和列2控制了年份固定效应和企业固定效应的回归结果,列3和列4在此基础上添加控制变量。列1和列3显示 *Innovation* 系数均通过5%水平上的显著性检验;与此同时,列2和列4中 *lnCite* 的系数均在1%水平上显著为正。回归结果表明,人工智能应用对企业绿色创新数量和创新质量的影响均为正向显著,回归结果支持假设H1。进一步对比列3和列4发现,人工智能应用对企业绿色创新质量的驱动效应强于对绿色创新数量的影响。

3.2 稳健性检验

3.2.1 倾向得分匹配结果法检验

由于企业采用人工智能技术对企业绿色创新数量和质量的影响受到多重因素的影响,为了纠正样本选择可能存在的偏误,本文使用倾向得分匹配结果法对样本进行匹配筛选。分别以 *Innovation* 和 *lnCite* 为被解释变量,使用影响被解释变量的控制

变量进行Logit回归计算倾向得分值,将倾向得分值最接近的企业作为匹配企业,进而分别采用一对一匹配、半径匹配以及核匹配三种方式进行匹配,并重新回归,详见表3。回归结果表明原模型不存在严重的样本选择偏误问题,进一步佐证了基准回归结果的稳健性。

3.2.2 工具变量法

为了解释变量与被解释变量之间互为因果的问题,本文采用工具变量法进行检验。本文参考戴翔和王如雪^[24]的研究方法,选取解释变量滞后一期作为工具变量。第一阶段回归结果表明,工具变量对内生变量的回归系数均显著为正,并且Cragg-Donald Wald F统计值远超弱工具变量检验的最大临界值,说明工具变量选择合理;第二阶段回归结果显示,即使在考虑内生性之后,人工智能的应用仍显著提高企业绿色创新数量和质量,模型结论稳健,详见表4。

表 3 倾向得分匹配结果表

	一对一匹配模型		半径匹配		核匹配	
	<i>Innovation</i>	<i>lnCite</i>	<i>Innovation</i>	<i>lnCite</i>	<i>Innovation</i>	<i>lnCite</i>
<i>AI-Application</i>	0.198 4*** (6.355 6)	0.320 7*** (9.955 4)	0.186 5*** (7.323 7)	0.332 0*** (11.880 6)	0.186 5*** (7.323 7)	0.332 0*** (11.880 6)
<i>Lev</i>	1.362 6*** (7.370 5)	2.226 1*** (10.340 9)	1.103 6*** (8.793 7)	1.908 9*** (12.325 9)	1.103 6*** (8.793 7)	1.908 9*** (12.325 9)
<i>ROA</i>	2.023 1*** (3.794 3)	2.819 9*** (5.027 7)	1.336 5*** (4.176 9)	2.066 0*** (5.323 0)	1.336 5*** (4.176 9)	2.066 0*** (5.323 0)
<i>Growth</i>	0.018 7 (0.442 7)	0.088 5 (1.545 9)	0.026 9 (0.828 5)	0.107 4** (2.438 4)	0.026 9 (0.828 5)	0.107 4** (2.438 4)
<i>CashFlow</i>	0.495 9 (1.274 7)	-0.445 2 (-0.969 7)	0.152 6 (0.667 9)	-0.511 2* (-1.735 0)	0.152 6 (0.667 9)	-0.511 2* (-1.735 0)
<i>Age</i>	-0.126 5 (-0.939 2)	0.146 3 (0.772 4)	-0.217 1** (-2.282 4)	-0.145 2 (-1.018 8)	-0.217 1** (-2.282 4)	-0.145 2 (-1.018 8)
<i>Board</i>	0.434 5** (2.480 5)	0.361 8* (1.695 4)	0.447 8*** (3.558 5)	0.401 6** (2.523 0)	0.447 8*** (3.558 5)	0.401 6** (2.523 0)
固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	-0.998 5* (-1.899 3)	-1.684 0** (-2.539 8)	-0.612 3 (-1.644 8)	-0.851 5* (-1.672 5)	-0.612 3 (-1.644 8)	-0.851 5* (-1.672 5)
<i>N</i>	4 467	4 467	10 314	10 314	10 314	10 314
<i>adj. R2</i>	0.123	0.266	0.115	0.240	0.115	0.240

3.2.3 更多稳健性检验

本文从以下三个方面对基准回归模型进行稳健性检验,回归结果均支持基准回归结论,即人工智能应用显著赋能企业绿色创新的增量提质。1) 更换解释变量的衡量。年报中的MD&A描述了报告期内企业的经营状况、财务情况、投入研发以及公司的发展战略,这些内容直接或间接地涉及企业关于人工智能应用的讨论。因此,本文采用上市公司年报MD&A中人工智能关键词数量加1取自然对数来衡量企业人工智能应用水平;此外,考虑到年报文本关键词词频

衡量可能无法准确捕捉AI技术的实际应用深度和资本投入,因此,采用人工智能专利申请数量加1取自然对数来衡量企业人工智能应用水平。2) 更换被解释变量。将被解释变量更换成企业当年独立申请绿色创新发明数量加1取自然对数后进行回归。3) 剔除北上广地区的影响。考虑到大城市在资源集中、基础设施、政策倾斜以及创新环境等方面具有明显优势,为了避免这些因素的干扰,故剔除北上广地区的数据,对其余数据进行回归,详见表5。

表 4 工具变量法结果表

变量	第一阶段	第二阶段	第二阶段
	<i>AI-Application</i>	<i>Innovation</i>	<i>lnCite</i>
IV	0.492 6*** (36.34)		
<i>AI-Application</i>		0.217 6*** (22.89)	0.382 8*** (31.10)
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份 FE	控制	控制	控制
<i>Constant</i>	0.804 5 (1.44)	-0.767 6*** (-5.01)	-1.666 8*** (-8.41)
<i>Observations</i>	9,417	9,417	9,417
<i>R-squared</i>	0.820	0.118	0.241
F 值	26 315.25		26 315.25
LM 值	497.38 (0.00)		877.59 (0.00)

表 5 稳健性检验结果表

变量	<i>Innovation</i>	<i>lnCite</i>	<i>Innovation</i>	<i>lnCite</i>
<i>lnwords_mda</i>	0.036** (0.015)	0.039*** (0.014)		
<i>AI</i>			0.452*** (0.022)	0.097*** (0.018)
<i>Lev</i>	0.009 (0.084)	0.293*** (0.096)	-0.007 (0.070)	0.308*** (0.094)
<i>ROA</i>	0.060 (0.158)	-0.026 (0.172)	-0.196 (0.140)	-0.073 (0.174)
<i>Growth</i>	-0.010 (0.012)	0.001 (0.015)	-0.004 (0.011)	0.001 (0.015)
<i>CashFlow</i>	-0.189 (0.120)	0.051 (0.132)	-0.107 (0.099)	0.078 (0.131)
<i>Age</i>	-0.041 (0.221)	0.190 (0.215)	-0.009 (0.169)	0.192 (0.216)
<i>Board</i>	-0.035 (0.062)	0.028 (0.073)	-0.014 (0.054)	0.040 (0.073)
<i>Constant</i>	0.623 (0.687)	0.142 (0.659)	0.266 (0.515)	0.076 (0.658)
<i>Observations</i>	10 344	10 344	10 344	10 344
<i>R-squared</i>	0.706	0.807	0.770	0.807
<i>year</i>	YES	YES	YES	YES
<i>id</i>	YES	YES	YES	YES

4 作用机制检验

4.1 机制检验

为检验人工智能对企业绿色创新增量提质的机制效应,本文在模型(1)的基础上构建如下机制检验模型:

$$Interm_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AI_Application_{i,t} + \beta_2 Control_{i,t} + id + year + \epsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$Innovation_{i,t}/lnCite_{i,t} = \gamma_0 + \gamma_1 AI_Application_{i,t} + \gamma_2 Interm_{i,t} + \gamma_3 Control_{i,t} + id + year + \vartheta_{i,t} \quad (3)$$

其中, *Interm* 为中介变量,分别为企业信息不对称性指标(Asymmetric Information, ASY)和政府研发补助(Government Subsidy, Govsub)。本文借鉴于蔚等^[25]的研究方法,通过对原始指标进行主成分分

析,提取其共同变异信息,即非对称信息相关的成分,记为信息不对称指标(*ASY*),该值越大,意味着企业信息不对称程度越高。同时,借鉴王永贵和李霞^[26]的研究,基于上市公司年报中财务报告信息附注下的“营业外收入”项目,通过手工方式整理政府研发补助的金额并加1取自然对数,记为政府研发补助(*Govsub*)。

4.1.1 信息赋能机制检验

根据前文理论分析,企业应用人工智能可以缓解信息不对称性促进企业绿色创新的增量提质,信息赋能机制检验如表 6 列(1)–(3)所示。观察列 1 数据可知,人工智能应用在一定程度上缓解了信息不对称性。

表 6 更多稳健性检验表

变量	更换被解释变量	剔除北上广样本	
	<i>Innovation1</i>	<i>Innovation</i>	<i>lnCite</i>
<i>AI-Application</i>	0.035*** (0.011)	0.029* (0.015)	0.072*** (0.016)
<i>Lev</i>	0.027 (0.069)	-0.005 (0.091)	0.207* (0.113)
<i>ROA</i>	0.048 (0.134)	0.052 (0.170)	-0.163 (0.202)
<i>Growth</i>	-0.012 (0.010)	-0.012 (0.013)	-0.004 (0.017)
<i>CashFlow</i>	-0.113 (0.098)	-0.206 (0.134)	0.060 (0.152)
<i>Age</i>	-0.154 (0.186)	-0.240 (0.288)	0.127 (0.255)
<i>Board</i>	-0.036 (0.058)	-0.045 (0.061)	-0.021 (0.085)
<i>Constant</i>	0.825 (0.576)	1.226 (0.878)	0.373 (0.774)
<i>Observations</i>	10 344	7 550	7 550
<i>R-squared</i>	0.710	0.682	0.789
<i>year</i>	YES	YES	YES
<i>id</i>	YES	YES	YES

分析列 2 和列 3 发现,人工智能与企业绿色创新增量提质之间存在显著的正向关系,并且信息不对称性系数显著为负。说明人工智能通过缓解信息不对称性来促进企业绿色创新的增量提质,结果支持了假设 H2。

4.1.2 政府研发补助机制检验

基于前文的理论分析,人工智能可以帮助企业获得政府研发补助,进而促进企业绿色创新的增量提质,政府补助机制检验如表 7 列(4)–(5)所示。观察列(4)数据可得,人工智能应用在一定程度上可以帮助企业获得政府补助。列(4)和列(5)的结果进一步佐证了人工智能应用水平越高的企业能够释放出积极的信号,获得更多的政府补助,从而

提高企业绿色创新的增量提质,验证了假设H3。但相比企业绿色创新数量而言,政府补助在人工智能与企业绿色创新质量之间作用更为显著。因为政府补助通过聚焦核心技术、推动场景落地、降低

技术门槛、优化资源配置以及弥补市场失灵,更直接作用于人工智能与绿色创新质量的结合。而创新数量更多依赖企业短期市场行为或低门槛技术应用,受政策干预的边际效应较低。

表 7 机制检验回归结果

变量	ASY	Innovation	lnCite	Govsub	Innovation	lnCite
AI-Application	-0.028*** (0.007)	0.029** (0.013)	0.057*** (0.013)	0.118*** (0.033)	0.031** (0.013)	0.060*** (0.014)
ASY		-0.099*** (0.035)	-0.169*** (0.036)			
Govsub					0.008* (0.004)	0.013*** (0.004)
Lev	-0.192*** (0.050)	-0.019 (0.084)	0.282*** (0.094)	1.430*** (0.283)	-0.010 (0.085)	0.296*** (0.094)
ROA	-1.577*** (0.111)	-0.137 (0.166)	-0.221 (0.182)	1.687*** (0.582)	0.007 (0.163)	0.023 (0.174)
Growth	0.024*** (0.007)	-0.009 (0.012)	0.004 (0.015)	0.032 (0.035)	-0.012 (0.012)	-0.000 (0.015)
CashFlow	-0.316*** (0.060)	-0.241** (0.122)	-0.031 (0.133)	0.404 (0.424)	-0.213* (0.122)	0.017 (0.132)
Age	-0.403*** (0.112)	-0.062 (0.225)	0.162 (0.215)	0.167 (0.600)	-0.023 (0.226)	0.228 (0.214)
Dual	0.003 (0.013)	-0.026 (0.022)	0.024 (0.025)	-0.013 (0.083)	-0.027 (0.022)	0.023 (0.026)
Constant	1.093*** (0.332)	0.615 (0.671)	0.226 (0.639)	15.528*** (1.755)	0.390 (0.683)	-0.162 (0.642)
Observations	10 087	10 087	10 087	10 087	10 087	10 087
R-squared	0.773	0.706	0.810	0.523	0.705	0.809
year	YES	YES	YES	YES	YES	YES
id	YES	YES	YES	YES	YES	YES

4.2 融资约束的调节效应

为考察融资约束(Financing Constraints, FC)对企业人工智能应用与企业绿色创新增量提质之间的关系影响,本部分将融资约束(FC)作为调节变量,参考鞠晓生等^[27]的衡量方式对其进行衡量,使用SA指数的绝对值来表示,数值越大,企业面临的融资约束越大。同时,参考温素彬和周鑛鑒^[28]的研究加入融资约束作为调节变量及其平方项和交互项等进行影响机制检验。本文构建如下调节效应模型:

$$Innovation_{i,t}/lnCite_{i,t}=\delta_0+\delta_1AI-Application_{i,t}+\delta_2SA_{i,t}+\delta_3AI-Application_{i,t}*SA_{i,t}+\delta_4Control_{i,t}+id+year+\sigma_{i,t}\tag{4}$$

$$Innovation_{i,t}/lnCite_{i,t}=\pi_0+\pi_1AI-Application_{i,t}+\pi_2FC_{i,t}+\pi_3FC_{i,t}^2+\pi_4AI-Application_{i,t}*FC_{i,t}+\pi_5AI-Application_{i,t}*FC_{i,t}^2+\pi_6Control_{i,t}+id+year+\tau_{i,t}\tag{5}$$

表 8 呈现了融资约束影响机制的回归结果。从列 1 和列 2 可知,融资约束在人工智能应用与企业绿色创新数量的关系中不存在调节作用。列 3 结果表明,FC 的一阶系数为负,通过 1% 的显著性检验,而 FC 与 AI-Application 的交互项没有通过显著

性检验,说明融资约束在人工智能与企业绿色创新质量关系中的线性调节作用并不明显;列 4 结果则显示,FC 的二阶调节项系数为-0.397,并且通过 1% 显著性检验,说明融资约束在人工智能对企业绿色创新质量中发挥倒“U”型调节作用。

5 异质性分析

5.1 企业污染程度异质性

企业所处行业的污染程度,会使人工智能应用水平对企业绿色创新的影响程度存在差异。因此,本文将样本企业划分为高污染程度企业和低污染程度企业,企业污染程度异质性回归结果如表 9 所示。研究发现,人工智能仅对非高污染企业绿色创新的增量提质具有显著的促进作用;并且相较于绿色创新数量,人工智能应用对企业绿色创新质量的回归系数更高(0.050<0.054),与基准回归结果相符。原因可能在于:高污染企业所属传统行业技术更新缓慢,且治污成本高昂,挤占了企业技术升级资金;同时,可能出现管理层追求短期利润、缺乏长期战略眼光的问题,以及数据基础薄弱、缺乏高质量环境数据支撑 AI 模型的短板。因此,人工智

能对企业绿色创新增量提质的促进作用在非高污染企业中更为显著。

表 8 调节效应回归结果

变量	Innovation	lnCite	Innovation	lnCite
AI-Application	0.031** (0.013)	0.061*** (0.013)	0.040*** (0.015)	0.089*** (0.015)
FC	-0.595*** (0.225)	-0.585*** (0.210)	-0.602*** (0.226)	-0.619*** (0.210)
FC ²			0.425 (0.276)	0.824*** (0.293)
AI-Application*FC	0.002 (0.047)	-0.026 (0.045)	-0.002 (0.049)	-0.025 (0.043)
AI-Application*FC ²			-0.111 (0.104)	-0.397*** (0.107)
Lev	0.028 (0.084)	0.314*** (0.096)	0.034 (0.085)	0.330*** (0.096)
ROA	0.037 (0.160)	-0.018 (0.171)	0.046 (0.159)	0.001 (0.170)
Growth	-0.009 (0.012)	0.001 (0.015)	-0.008 (0.012)	0.003 (0.015)
CashFlow	-0.200* (0.119)	0.069 (0.131)	-0.195 (0.120)	0.080 (0.131)
Age	0.042 (0.222)	0.262 (0.210)	0.474 (0.363)	1.091*** (0.403)
Board	-0.030 (0.063)	0.020 (0.073)	-0.033 (0.063)	0.010 (0.073)
Constant	0.381 (0.691)	-0.040 (0.643)	-0.935 (1.111)	-2.556** (1.226)
Observations	10 344	10 344	10 344	10 344
R-squared	0.706	0.808	0.707	0.809
year	YES	YES	YES	YES
id	YES	YES	YES	YES

表 9 企业污染程度异质性

变量	高污染企业		非高污染企业	
	Innovation	lnCite	Innovation	lnCite
AI-Application	-0.014 (0.022)	0.053* (0.030)	0.050*** (0.016)	0.054*** (0.015)
Lev	0.076 (0.149)	0.291 (0.179)	-0.047 (0.106)	0.272** (0.115)
ROA	0.345 (0.345)	0.431 (0.311)	-0.141 (0.189)	-0.133 (0.212)
Growth	-0.006 (0.024)	-0.009 (0.037)	0.002 (0.016)	0.008 (0.018)
CashFlow	0.056 (0.186)	0.244 (0.219)	-0.312* (0.159)	-0.135 (0.168)
Age	-0.841** (0.408)	0.239 (0.427)	0.380 (0.313)	0.199 (0.287)
Board	0.056 (0.107)	0.099 (0.121)	-0.041 (0.086)	0.001 (0.097)
Constant	2.750** (1.219)	-0.327 (1.283)	-0.577 (0.984)	0.278 (0.891)
Observations	2 814	2 814	6 593	6 593
R-squared	0.636	0.763	0.744	0.831
year	YES	YES	YES	YES
id	YES	YES	YES	YES

5.2 环境规制强度异质性

外部环境监管强度也会影响人工智能对企业绿色创新增量提质的促进程度。因此,本文采用工业治理投资完成额占第二产业比重衡量环境规制水平,并根据该指标的中位数,将企业划分为高环境规制和低环境规则两组,回归结果如表 10 所示。结果表明:在高环境规制下,人工智能应用对企业绿色创新质量促进作用更为显著,通过了 1% 的显著性检验;而在低环境规制下,人工智能对绿色创新数量的影响更强烈。原因可能在于:高环境规制通过强制标准升级、质量溢价激励、政策精准引导三重机制,引导企业借助人工智能聚焦绿色创新质量的提升;而在低环境规制下,企业更倾向于利用人工智能的规模化处理能力、风险分散效应以及宽松的政策空间,优先追求创新数量的扩张。

表 10 环境规制强度异质性

	高环境规制		低环境规制	
	Innovation	lnCite	Innovation	lnCite
AI-Application	0.033 (0.021)	0.101*** (0.020)	0.070*** (0.018)	0.019 (0.020)
Lev	0.114 (0.114)	0.262* (0.148)	-0.070 (0.123)	0.282* (0.148)
ROA	0.242 (0.228)	0.273 (0.256)	-0.237 (0.209)	-0.183 (0.237)
Growth	-0.006 (0.018)	-0.016 (0.021)	0.001 (0.018)	0.043 (0.029)
CashFlow	-0.228 (0.175)	0.061 (0.171)	-0.022 (0.166)	-0.207 (0.205)
Age	-0.424 (0.370)	-0.089 (0.376)	0.295 (0.340)	0.636 (0.386)
Board	-0.126 (0.077)	-0.183* (0.094)	0.042 (0.125)	0.124 (0.113)
Constant	1.893* (1.097)	1.408 (1.111)	-0.553 (1.072)	-1.367 (1.215)
Observations	4 566	4 566	4 781	4 781
R-squared	0.752	0.862	0.776	0.820
year	YES	YES	YES	YES
id	YES	YES	YES	YES

5.3 企业技术类型异质性

考虑到企业所属的技术类型会使人工智能应用水平对企业绿色创新的影响存在异质性,本文采用杨兴哲和周翔翼^[29]的分类方法,将样本内企业划分为高科技企业和非高科技企业进行分组回归。表 11 的结果显示,人工智能对高科技企业绿色创新增量提质具有显著的正向促进作用,而对非高科技企业的影响并不显著。原因可能在于:相较于非高科技企业,高科技企业通常具备更完善的技术基

基础设施以及更强的数据处理能力,研发投入较大,有更丰富的资源用于探索和整合人工智能技术到企业绿色创新中。此外,高科技企业在绿色创新上更容易受到市场需求和政策激励的双重驱动。

表 11 企业技术类型异质性

	高科技企业		非高科技企业	
	Innovation	lnCite	Innovation	lnCite
AI-Application	0.046*** (0.017)	0.061*** (0.015)	-0.002 (0.022)	0.002 (0.026)
Lev	0.001 (0.109)	0.251** (0.114)	-0.022 (0.095)	0.101 (0.155)
ROA	-0.041 (0.200)	-0.008 (0.199)	0.042 (0.229)	0.463 (0.313)
Growth	-0.008 (0.016)	-0.011 (0.018)	0.013 (0.018)	0.045 (0.029)
CashFlow	-0.126 (0.150)	-0.099 (0.164)	-0.255 (0.167)	0.205 (0.185)
Age	0.079 (0.292)	0.296 (0.273)	-0.168 (0.449)	0.004 (0.426)
Board	-0.012 (0.084)	0.080 (0.089)	-0.005 (0.099)	-0.143 (0.133)
Constant	0.292 (0.902)	-0.103 (0.831)	0.725 (1.427)	0.635 (1.382)
Observations	7 338	7 338	2 069	2 069
R-squared	0.727	0.823	0.519	0.743
year	YES	YES	YES	YES
id	YES	YES	YES	YES

6 研究结论与政策建议

6.1 研究结论

本文选取 2012—2023 年中国 A 股制造业上市公司的面板数据作为研究样本,实证检验人工智能应用对制造业企业绿色创新增量提质的影响及作用机制。主要结论如下:第一,人工智能能够促进企业绿色创新的增量提质,尤其对企业绿色创新质量的影响效果更为显著;第二,作用机制表明,人工智能通过缓解信息不对称和帮助企业获得政府补助来促进企业绿色创新的增量提质;第三,调节效应表明,融资约束在人工智能和企业绿色创新质量之间发挥倒“U”型调节作用;第四,异质性分析表明,人工智能对企业绿色创新数量效应在低污染、低环境规制和高技术企业中更显著,而人工智能对企业绿色创新质量在低污染、高环境规制以及高技术企业中更为显著。

6.2 政策建议

对企业而言:企业对人工智能的采用,既要注重增加绿色创新的数量,更要重视提高绿色创新的

质量。此外,对于技术水平相对较低且融资困难的中小企业,建议其利用政府提供的专项补贴或低息贷款,重点引进智能生产设备和研发绿色技术,以提升其基础能力。对于资金较为充裕且技术基础较好的大型企业,应利用自身优势,提高资金的利用率,深化人工智能在绿色制造中的应用,如自动化监控系统、智能预测性维护和绿色供应链管理,以保障绿色创新的效率和深度融合。

对于政府而言,首先,政府应加大对人工智能的支持力度。应根据不同地区的融资环境和 AI 应用水平,制定差异化和精准的政策措施。在融资限制较多、AI 应用水平较低的地区,政府应优先提供专项补贴、税收优惠和低息贷款,以降低企业采用绿色智能技术的门槛。对于技术和经济条件较好的地区,可以推动示范项目、搭建创新平台、组织行业联盟,形成示范效应,带动整体水平提升。在推动人工智能与绿色产业深度融合的过程中,政府应率先倡导建立专门的产业联盟与技术交流平台,促进产学研用协同合作,推动标准共定与技术共享,共同探索绿色智能制造的新模式与新路径。此外,政府可依托数字经济和智能制造示范区等国家战略平台,为企业提供技术支持、政策咨询与市场对接服务,构建有利于创新的生态环境。为保障政策实施成效,应建立健全绩效评估机制,定期跟踪企业绿色智能化转型的实际效果,并结合地区差异灵活调整政策措施。

6.3 研究局限性及展望

基于人工智能对制造业绿色创新的影响研究,本文在撰写过程中受到数据获取条件的制约,仅选择 A 股制造业上市公司作为研究样本,希望未来研究能扩大样本容量,使研究结果更具普适性。

参考文献

- [1] 中华人民共和国工业和信息化部. 工业和信息化部等八部门关于印发《“人工智能+制造”专项行动实施意见》的通知: 工信部联科[2025]279 号[EB/OL]. 2026-01-07 [2026-06-09] https://www.miit.gov.cn/jgsj/kjs/wjfb/art/2026/art_5ea5b1663f264fcea69df0ab00d1f6f3.html.
- [2] 中华人民共和国国家发展和改革委员会. 中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划纲要[EB/OL]. 2026-03-17 [2026-06-09]. <https://www.ndrc.gov.cn/fggz/fzzlgh/gjfgzh/>.
- [3] 梅冬州, 张弘正, 程琳. 人工智能应用的绿色创新效应研究[J]. 经济学动态, 2025(6): 33-50.
- [4] 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
- [5] 周杰琦, 陈达, 夏南新. 人工智能对绿色经济增长的作用机制与赋能效果: 产业结构优化视角[J]. 科技进步与对策, 2023, 40(4): 45-55.
- [6] 张怡宁, 赵公民, 武勇杰. 数字化转型如何影响制造业绿色发展?: 基于 A 股上市公司的经验证据[J]. 中北大学学报(社会科学版), 2025, 41(1): 106-114.
- [7] 王寅, 李梦琦, 贾翠雪, 等. 人工智能应用如何促进企业双元数字创新: 基于资源编排理论[J]. 科技进步与对策, 2025, 42(15): 24-34.
- [8] 陈蓓, 江嘉欣. 数字技术影响湖南城市绿色发展的空间效应[J]. 经济地理, 2023, 43(11): 46-54.
- [9] 刘富华, 宋然. 数字经济是否促进了中国工业高质量发展?[J]. 当代经济管理, 2023, 45(6): 61-70.
- [10] Hojnik J, Ruzzier M. What drives eco-innovation? a review of an emerging literature [J]. Environmental Innovation and Societal Transitions, 2016, 19: 31-41.
- [11] Saunila M. Understanding innovation performance measurement in SMEs [J]. Measuring Business Excellence, 2017, 21(1): 1-16.
- [12] 祁乐, 唐健, 陈新和, 等. 新能源实时错误数据辨识与修正深度学习模型[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(11): 19-29.
- [13] 何筠, 熊孜贤. 人工智能技术应用对制造业企业创新绩效的影响[J]. 科研管理, 2025, 46(5): 13-22.
- [14] Erik B, Hill L M, Hellen K H. Strength in numbers: how does data-driven decisionmaking affect firm performance? [J]. SSRN Electronic Journal, 2011. DOI: 10.2139/ssrn.1819486.
- [15] Li S Y, Younas W M, Maqsood S U, et al. Tech for stronger financial market performance: the impact of AI on stock price crash risk in emerging market[J]. International Journal of Emerging Markets, 2025, 20(10): 4005-4030.
- [16] 施炳展, 熊治, 廖秋嫻. 境外人员流入与出口质量: 缓解贸易“柠檬市场”[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(11): 51-72.
- [17] 叶翠红. 融资约束、政府补贴与企业绿色创新[J]. 统计与决策, 2021, 37(21): 184-188.
- [18] 罗鸣令, 吴欣. 税收支持人工智能发展的机理分析与政策选择[J]. 税务研究, 2018(8): 76-79.
- [19] Barney J. Firm resources and sustained competitive advantage[J]. Journal of Management, 1991, 17(1): 99-120.
- [20] Richardson S. Over-investment of free cash flow [J]. Review of Accounting Studies, 2006, 11: 159-189.
- [21] Rene B, Martin C, Boris L. Cooperative R&D and firm performance [J]. Research Policy, 2004, 33: 1477-1492.
- [22] 姚加权, 张锟澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率?: 基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 101-116.
- [23] Zhao R, Wu X K, Boeing P. The effect of institutional ownership on firm innovation: evidence from Chinese listed firms [J]. Research Policy, 2017, 46: 1533-1551.
- [24] 戴翔, 王如雪. 人工智能条件下人口老龄化对全球价值链攀升的影响[J]. 经济管理, 2023, 45(3): 28-43.
- [25] 于蔚, 汪淼军, 金祥荣. 政治关联和融资约束: 信息效应与资源效应[J]. 经济研究, 2012, 47(9): 125-139.
- [26] 王永贵, 李霞. 促进还是抑制: 政府研发补助对企业绿色创新绩效的影响[J]. 中国工业经济, 2023(2): 131-149.
- [27] 鞠晓生, 卢荻, 虞义华. 融资约束、营运资本管理与企业创新可持续性[J]. 经济研究, 2013, 48(1): 4-16.
- [28] 温素彬, 周鑒鑒. 企业碳信息披露对财务绩效的影响机理: 媒体治理的“倒 U 型”调节作用[J]. 管理评论, 2017, 29(11): 183-195.
- [29] 杨兴哲, 周翔翼. 治理效应抑或融资效应? 股票流动性对上市公司避税行为的影响[J]. 会计研究, 2020(9): 120-133.