人工智能对制造业企业绿色创新影响研究

郝志军，李 策

（河北地质大学经济学院，石家庄 052160）

摘要：人工智能是新一代技术革命的关键动力，对制造业转型升级与绿色创新发展意义深远。基于 2014—2023 年沪深 A 股中制造业上市公司为样本展开实证研究，结果显示，人工智能显著促进制造业企业绿色创新；资源配置效率、知识溢出效应在二者关系中发挥中介作用；该正向作用在东部地区、非重污染企业、非公有制企业中更明显。研究从微观企业层面揭示了人工智能驱动制造业企业绿色创新的内在逻辑，为相关主体提供了决策参考和实践建议。

关键词：人工智能；制造业；绿色创新；资源配置效率；知识溢出

中图分类号：F273.1 **文献标志码**：A **文章编号**：1671－1807(2026)16－0041－08

党的二十大报告将绿色低碳发展提升为中国式现代化的重要内涵，明确指出“推动经济社会发展绿色化、低碳化是实现高质量发展的关键环节”。2025 年《政府工作报告》进一步强调，协同推进降碳、减污、扩绿增长，加快经济社会发展全面绿色转型。在这一宏观战略框架下，如何在保持经济增长动力的同时实现环境约束下的效率提升，已成为当前中国经济发展面临的核心命题。

制造业作为国民经济的基础性与支柱性产业，一方面贡献了约四分之一的国内生产总值，另一方面也是能源消耗与碳排放的主要来源，其碳排放占比超全国碳排放总量的 60%。因此，制造业既是绿色转型的重点领域，也是实现“双碳”目标的关键突破口。传统通过要素投入与规模扩张的发展模式已难以为继，需要通过技术进步与生产方式变革来实现绿色转型。绿色创新作为兼顾环境绩效与经济绩效的重要路径，逐渐成为推动制造业高质量发展的核心机制。

在国家持续推进“人工智能＋”行动与数字中国建设的政策背景下，以人工智能为代表的新一轮科技革命正逐渐向实体经济渗透。人工智能依托数据要素与算法模型，通过优化信息处理能力与决策支持功能，逐渐成为新质生产力的重要载体。人工智能的应用有助于缓解信息不对称、优化企业决策结构并提升创新效率，为企业开展绿色创新提供关键支撑。现有研究已经证实人工智能对企业绿色创新的正向赋能作用，但对其传导机制的挖掘仍不充分，难以全面揭示人工智能赋能制造业绿色创新的场景差异与适用边界，相关研究仍有深化拓展空间。

在此背景下，本文选取 2014—2023 年沪深 A 股制造业上市公司为研究样本，从理论和实证两个层面分析人工智能对制造业企业绿色创新的影响。本文在检验了人工智能对制造业企业的直接效应的同时，还进一步从资源配置效率与知识溢出两个维度探讨其内在传导机制，并从产业属性、行业和区域三个方面考察其异质性特征。本文的边际贡献主要体现在三个方面：一是从微观企业视角出发，将人工智能纳入绿色创新分析框架，丰富了数字技术与绿色转型融合领域的研究；二是通过引入资源配置效率与知识溢出机制，拓展了人工智能影响制造业企业创新行为的理论解释路径；三是基于异质性分析，为理解人工智能驱动制造业企业绿色创新的情境异质性提供了经验证据。

1 文献综述

随着数字经济的深入发展，人工智能作为能够灵活学习复杂数据并实现毫秒级分析与决策的通用技术[1]，正深刻改变企业的生产方式与创新模式。现有研究普遍证实，人工智能能够显著促进企业绿色创新。基于企业层面数据的实证分析[2]与数字化视角的研究[3]均证明了人工智能对企业绿色创新的

收稿日期：2026-04-15

基金项目：河北省社会科学基金项目（HB23YJ016）

作者简介：郝志军（1969—），男，河北晋州人，硕士，教授，硕士研究生导师，研究方向为金融理论与政策；李策（2003—），女，安徽淮北人，硕士研究生，研究方向为绿色金融。

正向作用;后续的元分析研究进一步确认了该结论的稳健性[4];针对能源企业的跨行业研究同样提供了佐证[5]。与此同时,人工智能对绿色创新的影响并非简单的线性关系,其赋能效应呈现边际递增后逐渐减弱的非线性特征[6];融资约束在二者之间发挥倒U形调节作用,即适度的融资约束有助于强化人工智能的促进效应,而过强或过弱的约束均可能削弱这一作用[7]。

相较于直接效应,学界日益关注人工智能影响绿色创新的内在机制。现有研究已初步揭示,人工智能主要通过优化资源配置效率和提高知识溢出水平两条路径作用于企业绿色创新。在资源配置效率方面,研究经历了从宏观机制识别到微观路径检验的深化。早期研究主要从理论层面论证人工智能对资源配置的优化作用[8];随后,发现人工智能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,从而提高资源利用效率[7],并能促进企业获取知识、人力和信贷等关键资源,有效缓解资源约束[9]。资源配置的优化减少了要素错配与资源浪费,提高了绿色研发资源的利用效率。在知识溢出方面,知识溢出已被证实是人工智能促进绿色创新的重要渠道[10];企业通过引进机器人等智能设备,在“干中学”与研发投入中吸收先进技术,形成知识溢出效应并推动技术创新[11]。此外,制造业集聚所形成的知识溢出为绿色创新提供了外部动力,而人工智能的应用进一步放大了这一溢出效应[12]。随着信息传播效率提升与技术联系增强,知识溢出有效降低了绿色创新的边际成本,拓展了企业获取外部绿色技术的渠道。

综上所述,现有文献从直接效应与作用机制两个层面揭示了人工智能与企业绿色创新之间的内在逻辑,但仍存在不足。一是机制分析多为分散探讨,缺乏将资源配置与知识溢出纳入同一框架的系统性风险,因而未能识别资源配置与知识溢出对企业绿色创新的差异化机制;二是研究样本多覆盖全行业,专门聚焦制造业企业的实证研究相对匮乏,而制造业高耗能、高排放的特征决定了人工智能对企业绿色创新的影响可能存在行业差异。因此,将资源配置效率与知识溢出纳入统一分析框架,系统检验二者在人工智能影响绿色创新中的中介作用。

2 理论分析与假设

2.1 人工智能对制造业企业绿色创新的直接影响

新一轮科技革命背景下,人工智能作为核心驱动力,正深刻重塑制造业的生产方式,赋能其创新能力实现质的提升。人工智能可以通过大数据分析、机器学习、自然语言处理技术来提升企业对绿色技术识别、研发方向选择和创新资源配置的精准度,快速分析海量文献、专利数据和市场信息,识别出具有潜力的绿色技术路径和环保产品需求,显著降低了绿色技术研发的不确定性,更好地进行风险形势判断和风险控制,提高企业风险管理效率[13]。在创新层面,人工智能的模拟仿真和智能优化算法,能够快速生成并筛选出效率更高、污染更少的产品设计与生产方案,直接优化企业的绿色创新过程,推动企业将研发资源精准投向高回报、低污染的创新领域,显著缩短绿色产品的研发周期,提升创新效率[14]。

H1:人工智能应用能够促进制造业企业绿色创新。

2.2 资源配置效率的间接影响

资源配置效率在要素重置、优化成本和分散风险三个方面对企业绿色创新产生影响。林晨等[15]提出人工智能通过资本结构优化改善企业资源配置效率,有助于缓解绿色创新所面临的资金瓶颈。在要素重置方面,人工智能凭借大数据与算法对价格、产能、技术精准评估,引导资本、人才、技术等生产要素从高污染、低附加值的传统制造环节,转向绿色技术研发与生产工艺改进等创新领域,形成要素的集约化配置,这不仅能降低企业绿色创新的边际成本,还能加速环保技术的商业化转化;在优化成本方面,人工智能可以对市场需求进行预测,减少绿色原材料采购成本和库存浪费,使企业有更多的资金投入绿色实验,进而提高企业的绿色创新效率;此外,在分散风险方面,人工智能可以对项目回报和投资风险进行精确评估,支持多元化投资组合和优先级筛选,使得金融机构更愿意为高回报、高潜力的绿色项目提供资金,既缓解了企业绿色创新的融资约束,又有效分散了创新投资风险。

H2:人工智能应用通过提升资源配置效率间接促进制造业企业绿色创新。

2.3 知识溢出效应的间接影响

绿色创新本质上是知识密集型活动,其实现高度依赖新知识的创造与有效应用。制造业企业内部的知识溢出水平决定了知识要素的活力和创新潜力。谢家智和张馨月[16]认为知识溢出效应将对创新产生促进作用,有助于企业吸收外部前沿技术、优化市场运行效率、整合优质资源和提升创新能力。一个由高水平研发人员构成、知识能够有效

应用的组织,更易于产生突破性的绿色技术构想,能够有效地将这些构想转化为切实可行的创新解决方案。因此知识溢出效应水平的提升,能够直接增强企业的绿色技术吸收能力、重构能力以及创造能力,这也是人工智能驱动制造业企业绿色创新的核心路径之一。

H3:人工智能应用通过知识溢出效应间接促进制造业企业绿色创新。

3 研究设计

3.1 数据来源

选取沪深A股制造业上市公司2014—2023年的企业年报数据作为研究样本。为保障实证分析的科学性、数据的合理性以及结果的可靠性,对初始数据进行了以下处理:剔除ST、*ST及退市的企业;剔除存在数据缺失的样本;为避免极端数值对回归结果产生的偏差,对所有研究变量进行缩尾处理。经过上述处理后,最终得到了12 660个有效观测值。

3.2 变量说明

3.2.1 被解释变量

制造业企业绿色创新水平从绿色创新投入(GI)和绿色创新产出(Patent)两个方面进行衡量。绿色创新投入是用当年企业的研发投入与营业收入之比来衡量的;绿色创新产出参考邓玉萍等[17]的做法,采用企业当年独立申请的绿色发明专利数量作为衡量指标。绿色发明专利的申请过程,要求企业投入相应的研发力量,对绿色技术进行研发、推广与实际应用,进而实现产品性能的优化升级,该指标能够较为精准地反映高层次的绿色创新能力。

3.2.2 核心解释变量

核心解释变量是人工智能(lnAI)。衡量方式是根据企业年报中出现人工智能词频数进行加1处理并取自然对数。借鉴姚家权等[18]的做法,依据对制造业上市公司年报进行文本分析得到人工智能词频数,同时考虑到词频类数据通常存在右偏分布特征,采取加1取对数的处理方式,可有效改善数据的分布特征,使企业人工智能水平的衡量结果具有合理性。

3.2.3 中介变量

选取以下两个中介变量:①资源配置效率(RAE)。人工智能可通过智能化管理模式,有效降低企业内部协调成本,缓解资源错配问题,从而释放更多资源用于绿色创新投入。资源配置率是利用管理费用率与资产周转率之比进行衡量。②知识溢出效应水平(PDPR):研发人员的数量规模在一定程度上能够体现企业的研发投入强度与技术研发活力,因此,选用研发人员占企业总员工的比例,作为衡量知识溢出效应水平的中介变量。

3.2.4 控制变量

选取了以下控制变量:总资产收益率(ROA)、资产负债率(lev)、前十大股东比率(Top10)、企业增长率(growth)、企业年龄(age)、融资约束程度(sa)。具体变量定义如表1所示。

表1 变量定义

变量符号	变量度量
GI	当年企业的研发投入与营业收入之比
Patent	当年企业绿色专利申请数量
lnAI	当年企业年报中出现人工智能词频数加1取自然对数
REA	管理费用率与资产周转率之比
PDPR	研发人员占比
ROA	净利润与总资产之比
growth	企业营业收入增长率
lev	总负债与总资产之比
age	企业成立年数加1取对数
Top10	前十大股东比例之和
sa	财务指标建模并进行组合计算得出的SA指数

3.3 模型构建

为检验人工智能对制造业企业绿色创新的影响,创建基准回归模型如下。

$$GI_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln AI_{it} + year + id + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$Patent_{it} = \alpha_0 + \alpha_2 \ln AI_{it} + Controls_{it} + year + id + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

式中:α_0为截距项;α_1、α_2为相应变量估计系数;i为企业;t为年份;year、id分别为固定年份和个体效应;Controls表示一系列控制变量;ε_{it}为随机扰动项。

为进一步检验人工智能提升制造业企业绿色创新水平的内在作用机制,明确二者之间的传导路径,采用逐步回归法,在上述基准回归模型(1)和模型(2)的基础上,构建相应的中介效应模型,用于实证检验中介变量的传导作用。

$$REA_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{it} + Controls_{it} + year + id + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

$$GI_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln AI_{it} + \gamma_2 REA_{it} + Controls_{it} + year + id + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

$$PDPR_{it} = \beta_0 + \beta_2 \ln AI_{it} + Controls_{it} + year + id + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$Patent_{it} = \gamma_0 + \gamma_2 \ln AI_{it} + \gamma_3 PDPR_{it} + Controls_{it} + year + id + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

式中:REA、PDPR为中介变量;β、γ为估计系数。

4　实证分析

4.1　基准回归

表 2 呈现了人工智能对制造业企业绿色创新的基准回归结果。在仅控制行业与年份固定效应、尚未引入其他控制变量的设定下，人工智能对绿色创新产出的回归系数为 0.221，对绿色创新投入的回归系数为 0.108，二者均在 1%的水平下显著。初步说明人工智能能够有效推动企业绿色创新，且集中体现在产出端。进一步纳入控制变量并保持双向固定效应后，回归结果显示，人工智能对绿色创新产出与投入的回归系数分别为 0.125、0.216，依旧保持 1%的统计显著性。表明了人工智能对制造业企业绿色创新产出和投入均呈正向影响，即人工智能能够促进制造业企业的绿色创新，既有助于增加绿色创新产出，也能推动企业加大绿色创新投入。整体来看，基准回归结果一致支持 H1，即人工智能对制造业企业绿色创新具有显著的正向作用。

4.2　稳健性检验

为说明研究结果具有稳健性，做了以下几种稳健性检验。

4.2.1　内生性检验

采用人工智能滞后一期作为工具变量，该工具变量的设定能够充分满足工具变量选取的相关性和排他性两大核心要求。表 3 列示了工具变量回归的具体结果，其中第一阶段回归结果显示，工具变量与内生变量之间存在显著关联。第二阶段的估计结果显示，在控制内生性问题之后，人工智能对制造业企业绿色创新的投入与产出仍具有显著的正向作用，验证了研究结论的稳健性。

表 2　人工智能影响绿色创新的回归分析

变量	(1)	(2)	(1)	(2)
	GI	GI	Patent	Patent
lnAI	0.108***	0.125***	0.221***	0.216***
	(3.56)	(4.25)	(3.29)	(3.22)
ROA		−7.658***		0.197
		(−15.83)		(0.38)
lev		−2.226***		0.183
		(−10.01)		(0.58)
Top10		−0.003		0.005
		(−0.89)		(0.95)
growth		−0.019		−0.149*
		(−0.33)		(−1.95)
age		−0.388***		0.069
		(−3.29)		(0.31)
sa		−0.899**		4.354***
		(−2.08)		(2.68)
常数项	4.497***	3.271**	1.894***	18.460***
	(151.85)	(1.97)	(28.18)	(2.97)
R^2	0.808	0.819	0.748	0.748
id	YES	YES	YES	YES
year	YES	YES	YES	YES
观测值	12 660	12 660	12 660	12 660

注：*、**、***分别表示在 1%、5%、10%的水平上显著；括号内为 t 值。

4.2.2　剔除异常年份

研究发现，重大突发公共事件会影响企业的发展策略选择，2020—2021 年的新冠肺炎疫情对企业经营发展造成了重大影响。为避免该突发因素干扰研究结论的可靠性与准确性，在实证分析过程中，剔除 2020—2021 年期间的制造业企业样本进行分析，以确保研究结果的稳健性。根据表 4 列(1)可知，剔除异常年份后，人工智能仍对制造业企业的绿色创新呈现正向显著影响。

4.2.3　剔除汽车制造业的影响

汽车行业是制造业中人工智能使用最为密集

表 3　稳健性检验：内生性检验

变量	(1)	(2)	(2)
	第一阶段	第二阶段	第二阶段
	lnAI	GI	Patent
L1_lnAI	0.403***		
	(0.013)		
lnAI		0.282***	0.529***
		(0.077)	(0.189)
控制变量	YES	YES	YES
id	YES	YES	YES
year	YES	YES	YES
观测值	11 394	11 394	11 394
F	1 020.620	49.885	6.187
CD Wald F	2 052.085		
Kleibergen-Paap_LM_S	681.076		
	(0.000)		

注：*、**、***分别表示在 1%、5%、10%的水平上显著；括号内为稳健标准误；；Cragg-Donald Wald F 统计量为 2 052.085，远大于 Stock-Yogo 临界值，不存在弱工具变量问题；Kleibergen-Paap rk LM 统计量在 1%的水平上显著，不存在工具变量识别不足问题。

表 4　稳健性检验：剔除异常年份、汽车制造业样本

变量	(1)		(2)	
	GI	Patent	GI	Patent
lnAI	0.155***	0.190***	0.117***	0.166**
	(4.67)	(2.66)	(3.79)	(2.54)
控制变量	YES	YES	YES	YES
常数项	3.098*	13.871*	2.478	13.334**
	(1.66)	(1.92)	(1.45)	(2.13)
R^2	0.818	0.742	0.823	0.709
id	YES	YES	YES	YES
year	YES	YES	YES	YES
观测值	10 128	10 128	11 920	11 920

注：*、**、***分别表示在 1%、5%、10%的水平上显著；括号内为 t 值。

的行业。若将该行业样本纳入研究范围,可能导致回归结果过度凸显汽车行业的自身特殊性,难以反映制造业整体的发展特征与普遍规律,因此剔除汽车制造业相关样本,进一步验证研究结论在一般制造业场景的实用性与稳健性。根据表 4 列(2)结果显示,在剔除汽车行业后,人工智能仍对制造业企业的绿色创新呈现正向显著影响。

4.3 异质性分析

4.3.1 产权属性异质性

考虑到不同所有制企业在治理机制、资源禀赋、创新动机方面存在不足,因此按照所有制形式划分国有企业和非国有企业,检验产权属性对核心关系的影响。蒋樟生和魏影[9]发现,由于私营企业具有更强的市场敏感度、创新活力和对 AI 效率提升的追求动力,人工智能对非国有企业的绿色创新作用更加显著。结果如表 5 所示,国有企业受政策保护较多,市场竞争压力相对较小,绿色创新的"被动合规性"大于"主动竞争性",对人工智能技术的投入周期较长,且风险承担意愿降低,最终导致其人工智能对企业绿色创新的影响显著性弱于非公有制企业。

4.3.2 行业异质性

制造业企业的发展受其所属行业特性的影响,不同行业类别的制造业,在能源利用效率和碳排放强度上存在明显差异。因此,参考潘爱玲等[19]的做法,将制造业中行业代码为 C17、C19、C22、C25、C26、C28、C29、C30、C31、C32 的企业界定为重污染企业,其余为非重污染企业。李萌[20]发现人工智能在低污染行业中对提升企业创新绩效的作用更为显著。结果如表 5 所示,人工智能应用在非重污染企业中的系数在 1%的水平下正向显著,表明人工智能对制造业企业绿色创新的助力主要集中在非重污染企业中。重污染企业受强环保规制,需优先投入资源满足合规要求,绿色创新多为被动合规,其污染治理技术复杂,人工智能与绿色创新的融合难度高、适配性弱,同时资源分散于治污与生产,故影响不显著。

4.3.3 区域异质性

朱冠平和王琨[10]发现,人工智能的绿色创新效应在东部地区最为显著。不同地区在经济基础、产业结构、政策环境、创新生态等方面存在明显异质性。为规避单一区域特征的干扰,确保研究结论的普适性与可靠性,将研究样本划分为东、中、西部三大区域。表 6 的回归结果表明,东部地区人工智能对制造业企业绿色创新的影响在 1%的水平下显著为正,说明人工智能应用能够有效促进东部地区制造业企业绿色创新。西部地区受国家区域发展战略及制造业绿色化发展相关政策的引导与支持,人工智能对制造业企业绿色创新投入具有显著正向作用,但受技术转化能力不足制约,绿色创新产出呈现显著效果。中部地区制造业数字基础设施相对薄弱、智能化与绿色化融合尚处于起步阶段,加

表 6 异质性分析结果 2

变量	东部地区		西部地区		中部地区	
	GI	Patent	GI	Patent	GI	Patent
lnAI	0.114***	0.249***	0.429***	0.310	−0.082	0.039
	(3.46)	(3.20)	(3.63)	(1.39)	(−1.25)	(0.23)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
常数项	5.935***	15.584**	17.237***	49.652**	8.448**	7.533
	(2.83)	(1.97)	(−3.29)	(2.37)	(2.03)	(1.07)
R^2	0.823	0.754	0.799	0.548	0.826	0.811
id	YES	YES	YES	YES	YES	YES
year	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	8 658	8 658	1 477	1 477	2 364	2 364

注:*、**、***分别表示在 1%、5%、10%的水平上显著;括号内为 t 值。

表 5 异质性分析结果 1

变量	非重污染企业		重污染企业		国有企业		非国有企业	
	GI	Patent	GI	Patent	GI	Patent	GI	Patent
lnAI	0.116***	0.231***	0.023	0.133	0.051	0.265*	0.129***	0.181**
	(3.31)	(2.86)	(0.52)	(0.94)	(1.20)	(1.83)	(3.40)	(2.28)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
常数项	7.732***	16.090**	3.044	16.414**	3.119	10.578	5.527**	26.135***
	(3.41)	(1.97)	(1.55)	(1.98)	(1.31)	(1.10)	(2.20)	(2.83)
R^2	0.818	0.766	0.772	0.660	0.853	0.765	0.817	0.745
id	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
year	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	8 839	8 839	3 412	3 412	4 228	4 228	8 001	8 001

注:*、**、***分别表示在 1%、5%、10%的水平上显著;括号内为 t 值。

之转型期资源配置与应用能力限制，人工智能对制造业企业绿色创新未产生显著影响。

4.4　中介效应

通过资源配置效率、知识溢出效应两个中介变量为切入点，检验人工智能影响企业绿色创新的中介效应。借助温忠麟和叶宝娟[21]的中介效应检验方法，构建回归方程，并基于 Bootstrap 方法检验人工智能影响制造业企业绿色创新的机制路径。

相关回归结果如表 7 所示，在 bootstrap 检验下，两条中介路径的检验统计量均为 0.000，均小于 5%的显著性水平，且 95%的置信区间不包含 0，表明中介效应在统计层面具备有效性。人工智能对资源配置效率的回归系数为正值且高度显著，且资源配置效率通过要素重置、成本优化、风险分散机制，显著促进绿色创新投入，形成了“人工智能→优化资源配置→增加绿色创新投入”的传导机制；同时，人工智能对研发人员配置密度的正向影响显著，即研发人员配置密度通过规模扩张与质量升级路径，显著提升绿色创新产出，形成了“人工智能→提高知识溢出水平→提升绿色创新产出”的传导过程。综上所述，bootstrap 检验下中介效应显著成立，H2 和 H3 均成立。

5　结论与建议

5.1　结论

本文以 2014—2023 年沪深 A 股中制造业上市公司为样本，采用个体与年份双向固定效应，通过实证分析的方式，检验人工智能对制造业企业绿色创新的影响。研究通过内生性检验、剔除特殊年份与特定行业的方法开展稳健性检验；并从产权属性、行业污染类型、区域分布展开稳健性检验；运用中介效应检验和 Bootstrap 方法进行作用机制检验。得出以下结论。

(1)人工智能对制造业企业绿色创新具有显著的正向作用。基准回归结果显示，在固定年份与个体后，无论对控制变量是否进行控制，人工智能对绿色创新投入与产出都表现出高度显著的促进作用。经过多项稳健性检验验证，证明人工智能影响制造业企业绿色创新真实且稳健。

(2)人工智能可通过资源配置效率与知识溢出效应影响制造业企业绿色创新。一方面，人工智能通过优化生产要素与创新资源配置，降低要素错配与资源浪费，从而显著提升企业绿色创新投入；另一方面，人工智能能够强化知识共享、技术扩散与研发协同，提高知识溢出水平，进而有效推动企业绿色创新产出增长。

(3)人工智能对制造业企业绿色创新效应存在明显的异质性差异。异质性检验表明，人工智能对绿色创新的驱动作用在东部地区、非重污染行业及非国有企业中表现更为突出；西部地区仅在绿色创新投入端显著，产出转化效果有限；中部地区受到数字基础与融合阶段限制，整体效应尚不显著，产权属性、行业和区域差异形成了明显的效果分化。

5.2　建议

强化人工智能应用推广，夯实绿色创新核心基础。在政府层面，加大对制造业转型的扶持力度，扩大人工智能技术的覆盖面，重点向中西部地区、

表 7　中介效应：三步法和 Bootstrap 检验

变量	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
	GI	REA	GI	Patent	PDPR	Patent
lnAI	0.125***	0.012***	0.166***	0.216***	0.737***	0.192***
	(4.25)	(−4.30)	(5.81)	(3.22)	(7.82)	(2.84)
RAE			3.338***			
			(16.20)			
RDPR						0.032***
						(3.52)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
常数项	3.271**	0.581***	1.332	18.460***	6.063	18.264***
	(1.97)	(3.37)	(0.86)	(2.97)	(1.11)	(2.95)
IE	0.000 间接效应成立			0.000 间接效应成立		
95%CI	−0.009 912	−0.004 618		0.000 267	0.000 940	
R^2	0.819	0.664	0.838	0.748	0.815	0.749
id	YES	YES	YES	YES	YES	YES
year	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	12 660	12 660	12 660	12 660	12 660	12 660

重污染企业、国有企业倾斜,通过财政补贴、技术培训等方式,降低企业人工智能的应用门槛;在企业层面,各制造业企业应主动布局人工智能技术,结合自身生产经营状况,将人工智能融入生产的核心环节,推动人工智能技术与绿色创新深度绑定;在金融机构层面,利用区块链技术实现绿色金融资金流向全程追溯监管,严厉查处资金挪用、"漂绿"等行为,确保资金专款专用,破解制造业绿色创新的融资瓶颈。

聚焦双重传导机制,强化绿色创新路径支撑。在优化资源配置方面,制造业企业要以智能技术为突破口,搭建企业智能化资源管理平台,实现资本、人才、技术等生产要素的动态监控与精准配置。对高污染、低附加值的环节和项目逐步减少资金投入,将优质资源向绿色创新领域倾斜,提升资源利用效率;在知识溢出提升层面,制造业企业应高度重视研发人才队伍的建设和储备,吸引、培养复合型人才,面向高校开展定向招聘,与高等院校合作开设绿色智能制造相关专业,建立人才培养与输送合作机制,开展全岗位技术培训并配套创新激励机制,打造人工智能与绿色制造融合的专业人才队伍,切实提升自主绿色创新能力。

立足异质性特征,实施差异化精准扶持策略。在区域层面,东部地区重点推动人工智能与绿色创新高端融合,加大绿色发明专利研发扶持力度,发挥示范引领作用;西部地区聚焦于绿色创新投入端提升,加大人工智能技术转化能力培养,通过技术培训、产学融合等方式,推动创新投入向产出转化;中部地区加快布局数字基建,缩短融合起步周期。在行业与产权属性层面,非重污染企业、非国有企业简化智能与绿色融合项目的审批流程,加大信贷支持;针对重污染企业强化环保监管与绿色创新激励结合,倒逼其通过智能化改造提升绿色创新能力;对于国有企业需要将绿色创新绩效纳入企业考核体系,激发国有企业主动创新的内在动力。

参考文献

[1] KAPLAN A, HAENLEIN M. Rulers of the world, unite! the challenges and opportunities of artificial intelligence[J]. Business Horizons, 2020, 63(1): 37-50.

[2] 陈家乐,王小兵,李依纯. 人工智能与高科技企业绿色创新——基于新质生产力的中介作用[J]. 当代经济, 2025, 42(11): 41-51.

[3] 李刚,黄苗苗. "双碳"目标下政府补助对企业绿色技术创新的影响[J]. 山西大同大学学报(自然科学版), 2025, 41(4): 104-111.

[4] 冯南平,吴亭洁,魏芬芬. 人工智能对企业创新的影响——基于元分析的证据[J/OL]. 经济与管理评论, 1-14. (2025-09-18) [2026-04-12]. https://link.net/urlid/37.1486.F.20250917.1112.002.

[5] WANG Z, ZHANG T, REN X, et al. AI adoption rate and corporate green innovation efficiency: evidence from Chinese energy companies[J]. Energy Economics, 2024, 132: 107499.

[6] 崔伟. 人工智能促进绿色创新了吗?[J]. 科学决策, 2024(4): 61-74.

[7] 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/OL]. 中北大学学报(社会科学版), 1-10. (2025-09-28) [2026-04-12]. https://link.cnki.net/urlid/14.1329.c.20250927.1941.008.

[8] 杜芳娟,程南洋. 人工智能驱动新质生产力的效应与机制研究——来自中国制造企业的经验证据[J]. 生产力研究, 2025(7): 91-97.

[9] 蒋樟生,魏影. 资源获取视角下人工智能对企业绿色创新的影响研究[J]. 工业技术经济, 2025, 44(6): 109-117.

[10] 朱冠平,王琨. 人工智能应用与制造业企业绿色创新[J]. 工业技术经济, 2024, 43(9): 73-81.

[11] 王磊,肖倩,邓芳芳. 人工智能对中国制造业创新的影响研究——来自工业机器人应用的证据[J]. 财经论丛, 2023(9): 14-24.

[12] 纪玉俊,宋皓. 制造业集聚如何赋能企业绿色创新?[J]. 南京审计大学学报, 2025, 22(5): 100-111.

[13] 耀友福,何相亿. 人工智能应用的公司治理作用——基于财务重述视角[J]. 工业技术经济, 2023, 42(3): 125-134.

[14] 韩宏华. 人工智能促进制造企业绿色创新的作用机制与实证检验[J]. 现代经济探讨, 2025(11): 92-101.

[15] 林晨,陈小亮,陈伟泽,等. 人工智能、经济增长与居民消费改善:资本结构优化的视角[J]. 中国工业经济, 2020(2): 61-83.

[16] 谢家智,张馨月. 双向直接投资、知识溢出效应与创新链协同发展——基于工业行业数据的实证研究[J]. 科技进步与对策, 2023, 40(22): 33-42.

[17] 邓玉萍,王伦,周文杰. 环境规制促进了绿色创新能力吗?——来自中国的经验证据[J]. 统计研究, 2021, 38(7): 76-86.

[18] 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.

[19] 潘爱玲,刘昕,邱金龙,等. 媒体压力下的绿色并购能否促使重污染企业实现实质性转型[J]. 中国工业经济, 2019(2): 174-192.

[20] 李萌. 人工智能增强技术创新绿色动力研究:动态优化、平衡与适配问题[J]. 中国软科学, 2025(8): 189-200.

[21] 温忠麟,叶宝娟. 中介效应分析:方法和模型发展[J]. 心理科学进展, 2014, 22(5): 731-745.

Research on the Impact of Artificial Intelligence on Green Innovation in Manufacturing Enterprises

HAO Zhijun, LI Ce

(School of Economics, Hebei GEO University, Shijiazhuang 052160, China)

Abstract: Artificial intelligence is a key driving force of the new generation of technological revolution, which is of far-reaching significance for the transformation and upgrading of the manufacturing industry and the development of green innovation. Based on the sample of manufacturing listed companies in the Shanghai and Shenzhen A-shares from 2014 to 2023, an empirical study was conducted. The research finds that AI significantly promotes green innovation of manufacturing enterprises. Resource allocation efficiency and knowledge spillover effect play a mediating role in the relationship between them. The positive effect is more pronounced in enterprises located in eastern China, non-heavy pollution enterprises and non-state-owned enterprises. The result reveals the internal logic of AI driving green innovation of manufacturing enterprises from the micro-enterprise perspective, and decision-making references and practical suggestions are provided for relevant subjects.

Keywords: artificial intelligence; manufacturing industry; green innovation; resource allocation efficiency; knowledge spillover