

人工智能应用何以赋能制造业企业 绿色生产力发展*

贾红叶

摘要:绿色生产力以高效能和绿色底蕴赋予了新质生产力形成和发展的质态特征。作为新一轮技术革命的核心驱动,人工智能在提升制造业生产力水平和加快绿色转型方面逐渐展现出巨大潜力。本文从企业层面出发,通过理论建模与实证分析相结合的方法,系统考察了人工智能技术应用的微观绿色效应。基于2009—2023年中国A股制造业上市公司年报文本及专利等多维指标,构建了企业人工智能技术应用水平的综合测度体系,并从绿色劳动者、绿色劳动对象、绿色劳动资料以及要素组合优化等多个角度对企业绿色生产力水平进行科学评估,以考察二者之间的因果联系。研究发现:人工智能技术应用能够显著提升制造业企业的绿色生产力水平,且这种提升效应具有动态累积性。进一步分析显示,人机匹配度改善与劳动技能结构升级会强化人工智能的绿色生产力提升效应。此外,在异质性方面,人工智能对绿色生产力的促进效果在国有企业、数字化水平较高的企业、实施技术并购的企业以及劳动保障完善的企业样本中更为明显。研究为理解数智化时代下的绿色发展微观机制及新质生产力提升路径提供了参考和启示。

关键词:人工智能;绿色生产力;新质生产力;人机匹配;劳动力技能结构

一、引言与文献综述

在全球经济格局深刻变革与资源环境约束日益趋紧的背景下,以“天人合一”的绿色治理观推动经济可持续与高质量发展已成为国际共识。2024年1月,习近平总书记在中央政治局第十一次集体学习时指出,“绿色发展是高质量发展的底色,新质生产力本身就是绿色生产力”。这一论断清晰地阐明了绿色生产力是新质生产力的重要内核,道出新质生产力所内蕴

*贾红叶,西北工业大学马克思主义学院,邮政编码:710072,电子邮箱:1368257237@qq.com。

本文获得国家社会科学基金重大项目“推进文化自信自强的时代背景与现实途径研究”(23ZDA082)的资助。感谢匿名审稿人和编辑部提出的宝贵意见。文责自负。

的绿色发展逻辑,即二者之间不是简单的属性附加,而是有机统一的整体。作为对马克思主义生产力理论的创新发展,绿色生产力可被定义为基于绿色科技创新、绿色经济和可持续发展的综合生产能力,其核心是通过高科技、高效能、低能耗、低污染的手段,实现人与自然和谐共生的发展目标(黄群慧,2024)。党的二十届三中全会进一步强调了生产活动中保护、尊重和顺应自然的重要性,“中国式现代化是人与自然和谐共生的现代化。必须完善生态文明制度体系,协同推进降碳、减污、扩绿、增长,积极应对气候变化,加快完善落实绿水青山就是金山银山理念的体制机制”。从发展哲学视角审视,新质生产力突破了工业文明时期依赖资源消耗的传统发展模式,将生态价值内化为经济系统的核心要素。这种结合并非简单叠加环保手段,而是对生产方式进行深层次重构,表现为技术革新与生态保护的深度融合。当前生产力演进的核心议题,在于平衡经济增长与生态可持续性的关系,而新质生产力恰是对这一全球性课题的系统回应。新质生产力通过革新能源体系、构建循环型经济架构以及推动数智化转型升级,将生态环境承载力整合进生产决策机制。由此可见,在这一框架下,绿色生产力原则上不仅是对新质生产力某一侧面的补充或描述,更是其与传统生产力形态本质差异所在直接体现,标志着人类文明演进的新阶段和现代化进程的高级形式(齐承水,2024)。换言之,新质生产力之所以具有“新质”,就在于其在生产过程和发展理念上都必须以绿色化为基础,通过对劳动者、劳动资料和劳动对象的绿色规定,以系统集成思维推进三者优化组合的跃升,进而实现经济与环境的协同发展。

从现实层面来看,绿色生产力作为我国经济高质量发展的核心引擎,当前在微观企业层面的培育仍面临三大核心困境:一是绿色转型与效率提升的协同困境,多数企业仍未摆脱“环保投入增加经营成本”的传统路径,难以实现生态效益与经济效益的统一,如何破解绿色与效率的矛盾成为新质生产力发展的核心难题;二是微观企业培育的动力存在不足,绿色生产力具备强正外部性特征,单纯依赖市场机制易出现市场失灵(邓云峰等,2025),故而亟需找到有效的微观驱动路径;三是技术创新与生产力转化的脱节问题,表现为大量前沿技术未能有效融入企业绿色生产全流程,致使新质生产力的“创新驱动”特征未能充分发挥(唐萍萍等,2025)。根据Grossman和Krueger(1995)的开创性理论框架,技术进步和清洁技术的应用是降低污染的核心路径。随着新一轮科技革命和产业变革的加快推进,以人工智能为代表的新一代信息技术为新质生产力的发展与跃迁提供了新窗口。2025年政府工作报告明确提出要深入实施“人工智能+”行动,推动人工智能与经济社会各行业各领域广泛深度融合,促进生产力革命性跃迁和生产关系深层次变革。在新时代背景下,企业尤其是作为碳排放主要来源的制造业企业,是实体经济中最活跃的组成部分,已逐渐成为生产率迭代升级的关键力量,亦是提升绿色生产力的重要微观载体。而人工智能具备深度学习、人机协同、智能优化、精准管控等特征,恰恰能够针对性破解绿色生产力培育的三大困境,即通过智能能耗管控、绿色工艺优化

实现绿色转型与效率提升的统一,通过技术溢出效应降低企业绿色创新成本,通过生产要素的智能化重构实现技术创新向生产力的转化。从产业链层面看,人工智能呈现出跨界融合、人机协同、群智开放等新特征,将会形成绿色技术溢出效应,从前端迈进和后续延伸两极并向驱动行业整体绿色改造(周杰琦等,2023a)。对此,习近平总书记在全国生态环境保护大会上强调,深化人工智能等数字技术应用,建设绿色智慧的数字生态文明。

人工智能的指数级发展引发学术界对其经济效应的广泛讨论。过往研究表明,人工智能应用在重塑经济系统时呈现显著的“创造性破坏”特征。在积极影响方面,人工智能应用通过深度融入产业流程显著提升生产效率与产出,减少人工操作误差,促进流程再造(Ciarli et al., 2021)。同时,人工智能应用还能促进研发投入与高技能人才团队形成,可有效提升全要素生产率(姚加权等,2024;何涌、李家杰,2026)。虽然多数研究基于生产要素优化配置、生产经营流程赋能,以及减少信息不对称的视角证实了人工智能技术的长期积极作用,但仍有部分学者指出其消极方面的影响。如过度依赖人工智能可能导致生产效率下降,尤其当部分企业未能及时采用智能技术时,可能损害行业整体表现(Acemoglu et al., 2020;傅颖等,2021)。此外,人工智能技术发展轨迹通过人机匹配的制度同形性还可能会引发职业分布的结构性调整,表现为劳动力技能结构的偏向性需求重构(张轩铭、田甜,2024)。值得注意的是,人工智能应用的双重性质在环境治理中展现出更复杂的态势。既有研究表明,新一代人工智能技术正克服环境管理中的传统“索洛悖论”,推动工业生产方式的数字化绿色转型,通过优化资源配置提升产业环境绩效,进而促进经济的可持续发展(周杰琦等,2023b;侯建、康围,2024)。但是,在实证研究方面仍存在一定的分歧,除“促进假说”外还形成“非线性假说”与“不确定性假说”等多种观点。例如,Fang等(2022)基于区域异质性的研究提出“倒U型”关系,认为人工智能绿色发展的催化效应仅在欠发达地区跨越特定发展阈值后才会显现。Zhao等(2022)研究发现我国东部沿海地区因技术设施优势呈现直接促进效应,而中西部则因资源配置扭曲或制度滞后呈现非线性关系。随着“新质生产力”概念的提出,近年来开始有学者关注到人工智能与新质生产力之间的关系,主要围绕以下两个方面:一是从宏观理论层面探讨人工智能赋能新质生产力形成与发展的内涵、理论逻辑和实践路径(戚聿东、沈天洋,2024;李兴腾等,2025);二是基于创新、产业等路径定量考察人工智能影响微观企业新质生产力的机制链条(陈凯鸣等,2025;何新江等,2025)。此外,还有部分学者探讨了人工智能技术与战略新兴、专精特新等特定类型企业新质生产力发展的内在关联(张轩铭、田甜,2024;任优生、于津平,2024)。

纵观现有文献,虽然在人工智能的经济效应、绿色效应以及其与生产力关系方面的相关研究已有了一定积累,但仍存在研究的深化空间:首先,现有关于经济和绿色效应的研究大多侧重宏观视角,而微观企业的深入研究仍较为匮乏。宏观层面的省级或地级市数据虽能反映总体趋势,但因未能有效控制企业异质性如技术采用意愿、管理能力差异等,易产生聚合偏

差,从而扭曲人工智能的真实影响。这种宏微观尺度的脱节,限制了现有文献对微观传导机制的探讨,特别是忽视了企业内部人力资本配置与劳动力技能结构升级的作用。其次,考察人工智能对新质生产力影响的文献多聚焦理论分析,且在为数不多的定量研究上,学者们侧重于将人工智能与科技创新和产业变革纳入统一分析框架来探讨微观内在机制,鲜有结合新质生产力的绿色内涵特征,致使无法全面反映出生产力跃迁的多维性和时代性。鉴于此,本文尝试将人工智能应用纳入企业污染排放或负面产出的生产与成本函数中,从人机匹配与劳动技能结构变迁视角出发构建理论模型,并利用2009—2023年中国A股制造业上市公司面板数据,基于微观视角系统探究人工智能应用对企业绿色生产力的影响、作用机制以及其异质性。本研究不仅为制造业企业借助人工智能培育并提升其新质生产力水平提供了理论依据,还对推进我国制造业绿色智慧进程,实现新时代下的制造强国战略和“双碳”目标具有积极的现实意义。

二、理论模型与研究假说

(一)理论模型

为了探讨人工智能技术应用影响制造业企业绿色生产力的理论机制,本文试图扩展任务模型并构建一个综合考虑人工智能应用、能源投入与环境因素的数理模型。参照Acemoglu和Restrepo(2018)的研究思路,假设整个经济系统由各种任务组成,则总产出可以表示为所有任务产出的加总:

$$Y = \sum_{n=1}^n y(x) \quad (1)$$

为简化分析,对式(1)两端取对数并将加总形式改写为积分形式,即:

$$\ln Y = \int_{n=1}^n \ln y(x) dx \quad (2)$$

其中, Y 表示总产出, $y(x)$ 代表各任务产出,任务区间为 $[n-1, n]$ 。为反映企业实践中人工智能与劳动力之间的混合使用及动态调整特征,本文引入如下任务协同函数:

$$\lambda(x) = \frac{1}{1 + e^{\eta(x-c)}} \quad (3)$$

式(3)中, $\lambda(x) \in [0, 1]$,表示任务 x 中人工智能与劳动力的协作比例,该比例由任务复杂度决定; η 表示调整参数($\eta > 0$), c 为任务阈值。当 $x < c$ 时,技术价值链低端任务(如流水线生产)主要涉及标准化、重复性简单作业,适合人工智能自动化处理,此时 $\lambda(x) \rightarrow 1$;当 $x > c$ 时,高端任务涉及技术密集型活动(如精密制造、算法优化),虽需人工智能与先进技术融合,但仍需人类决策与创新,此时劳动力主导主要工作流程,即 $\lambda(x) \rightarrow 0$ 。同时,基于企业投入端,假设每项任务需要劳动、资本、人工智能技术与能源四类要素,可推导得到企业单项任务的柯

布-道格拉斯生产函数为:

$$y(x) = f(x) \left[\lambda(x) \alpha(x) + (1 - \lambda(x)) l(x) \right]^\beta \cdot k(x)^\alpha \cdot e(x)^{1-\alpha-\beta} \quad (4)$$

式中, $f(x)$ 代表效率函数, $f_a(x)$ 和 $f_l(x)$ 分别表示在生产活动中实施人工智能应用与劳动力的生产效率(通常 $f_a(x) > f_l(x)$)。 $f_a(x) = \Phi \cdot A^\gamma$, 其中 γ ($\gamma > 0$) 代表技术溢出弹性系数, 而 A 则表示人工智能总需求。相应的经济含义可解释为, 较高的任务位置 x (表明技术复杂性更高) 对应于人工智能的边际贡献更大(在 $A > 1$ 时, $\frac{\partial f_a(x)}{\partial x} = \gamma \ln A \cdot f_a(x) > 0$)。此外, 在式(4)中, $k(x)$ 、 $\alpha(x)$ 、 $l(x)$ 和 $e(x)$ 分别表示完成任务 x 所需的资本、人工智能技术投入、劳动及对应能源的数量。 α 与 β 为系数, 其大小反映既定投入量所能实现的生产能力。

假设市场在完全竞争下运行, 投入要素的价格等于其边际产品。给定总劳动需求 $L = \int_{n-1}^n l(x) dx$, 可计算均衡状态下的工资率及对应的劳动收入份额为:

$$W = \frac{\partial y(x)}{\partial l(x)} = \beta \cdot \frac{y(x)}{l(x)} \cdot (1 - \lambda(x)) \Rightarrow \frac{WL}{Y} = \beta \int_{n-1}^n (1 - \lambda(x)) dx \quad (5)$$

同理, 可得资本、人工智能应用与能源的份额表达式如下所示:

$$\frac{P_k K}{Y} = \alpha \quad (6)$$

$$\frac{P_a A}{Y} = \beta \int_{n-1}^n \lambda(x) dx \quad (7)$$

$$\frac{P_e E}{Y} = 1 - \alpha - \beta \quad (8)$$

式(5)——(8)中: W 表示劳动工资, L 为劳动力总需求, E 表示能源总需求, K 为总资本需求。 P_k 表示资本回报率, P_a 表示人工智能资产价格, P_e 表示能源价格。

制造业企业需选择生产要素投入 $k(x)$ 、 $\alpha(x)$ 、 $l(x)$ 和 $e(x)$ 以实现成本最小化, 并受生产函数 $y(x)$ 给定产出水平的约束。由此, 可得引入拉格朗日乘数 μ 后的目标函数为:

$$L = P_k k + P_a \alpha + P_l l + P_e e + \mu \left[y - f(x) (\lambda \alpha + (1 - \lambda) l)^\beta k^\alpha e^{1-\alpha-\beta} \right] \quad (9)$$

对 k 、 α 、 l 和 e 分别求偏导并令其为零, 得到一阶条件: $k = \frac{\alpha y}{\mu P_k}$, $\frac{\alpha}{l} = \frac{P_a}{P_l} \cdot \frac{1 - \lambda}{\lambda}$, $e = \frac{(1 - \alpha - \beta) y}{\mu P_e}$ 。在求解拉格朗日乘数 μ 后, 可得企业总成本函数表达式为:

$$C(x) = \frac{y(x)}{f(x)} \left(\frac{P_k}{\alpha} \right)^\alpha \left(\frac{\lambda(x) P_a + (1 - \lambda(x)) P_l}{\beta} \right)^\beta \left(\frac{P_e}{1 - \alpha - \beta} \right)^{1 - \alpha - \beta} \quad (10)$$

根据完全竞争市场下企业利润最大化原则: $P = MC$, 每个任务的价格函数可表示为:

$$p(x) = \frac{\partial C(x)}{\partial y(x)} = \frac{1}{f(x)} \left(\frac{P_k}{\alpha} \right)^\alpha \left(\frac{\lambda(x)P_\alpha + (1-\lambda(x))P_l}{\beta} \right)^\beta \left(\frac{P_e}{1-\alpha-\beta} \right)^{1-\alpha-\beta} \quad (11)$$

基于迪克西特-斯蒂格利茨模型,中间品生产及其在最终品生产函数中的作用具有对称性,故均衡条件下各中间品产量相同,即:

$$y(x) = \frac{Y}{p(x)} \Rightarrow Y = \beta \int_{n-1}^n y(x) dx = \int_{n-1}^n \frac{Y}{p(x)} dx \quad (12)$$

对式(12)两端取对数并在任务区间内积分,相应表达式为:

$$\ln Y = \int_{n-1}^n \ln \left(\frac{Y}{p(x)} \right) dx = \ln Y \int_{n-1}^n dx - \int_{n-1}^n \ln p(x) dx \quad (13)$$

简化式(13)可得:

$$\int_{n-1}^n \ln p(x) dx = 0 \quad (14)$$

将式(11)代入式(14)得:

$$\int_{n-1}^n \left[\alpha \ln \frac{P_k}{\alpha} + \beta \ln \frac{\lambda(x)P_\alpha + (1-\lambda(x))P_l}{\beta} + (1-\alpha-\beta) \ln \frac{P_e}{1-\alpha-\beta} - \ln f(x) \right] dx = 0 \quad (15)$$

在上述基础上,进一步分离常数项与积分项:

$$\alpha \ln \frac{P_k}{\alpha} + \beta \ln \frac{\bar{P}}{\beta} + (1-\alpha-\beta) \ln \frac{P_e}{1-\alpha-\beta} = \int_{n-1}^n \ln f(x) dx \quad (16)$$

其中, $\bar{P} = \exp \left(\int_{n-1}^n \ln [\lambda(x)P_\alpha + (1-\lambda(x))P_l] dx \right)$ 为综合要素价格指数。

结合式(5)至(8),将要素价格代入总产出函数可得加总生产函数,表示如下:

$$Y = A_0 K^\alpha \left(A \int_{n-1}^n \lambda(x) dx L^{\int_{n-1}^n (1-\lambda(x)) dx} \right)^\beta E^{1-\alpha-\beta} \quad (17)$$

其中, $A_0 = \exp \left(\int_{n-1}^n \ln f(x) dx \right)$ 是技术效率的总项,而非线性技术效率函数 $f_\alpha(x) = \Phi \cdot A^{\gamma x}$ 通过积分形式作用于 A_0 。

新质生产力视角下绿色生产力概念的提出,推动了学术界在资源约束与生态外部性加剧条件下对绿色发展范式的探讨。资源与环境不再仅是经济增长的内生影响因素,而已成为其可持续性的刚性约束。与仅关注预期产出的传统生产力不同,绿色生产力通过考虑劳动三要素的绿色改造与优化组合,来协调化解实际产出等物质财富与碳减排等生态财富的矛盾与冲突,从而为生产水平提供了一个更全面和客观的衡量标准。在新质生产力是以全要素生产率大幅提升为核心标志的情境下,遵循 Forslid 等(2018)提出的方法论,假设企业同时生产预期产出和非预期产出 Z (碳排放)。该非预期产出的生产函数可表述为:

$$Z = \varpi(\theta, x, f_x)Y \quad (18)$$

在绿色发展理念下进一步将上述函数进行扩展,表示如下:

$$\varpi(\theta, x, f_x) = \frac{L^{-\alpha_2} T^{-\beta_2} (1-\theta)^{\frac{1}{\gamma}}}{H(f_x)(1+\kappa A)} \quad (19)$$

上式中, $0 < \gamma < 1$ 且 $\kappa > 0$ 。 θ 代表制造业企业配置于生态环境友好型的生产要素比例。 $f_x (f_x \geq 0)$ 代表企业在末端绿色治理技术相关资产上的投资。 $H(f_x)$ 反映企业的末端绿色治理能力,具体设定为 $H(f_x) = f_x^\rho (1 + \omega A)$ 。其中 $\rho > 0$ 且 $\omega > 0$, 故而 $H'(f_x) > 0$, 即绿色资产投资越高,企业绿色治理能力越强。 $\frac{\partial H}{\partial A} > 0$ 表明人工智能投资的增加提升了末端绿色治理效率。此外, $\frac{\partial \varpi}{\partial f_x} < 0$ 表示绿色资产投资的增加可减少污染排放; $\frac{\partial \varpi}{\partial A} < 0$ 反映人工智能应用通过优化生产流程降低污染强度。按照肖凯元(2025)的观点,人工智能应用会提升长期资本回报率。因此,人工智能应用在价值链任务区间的前沿边界拓展将促使企业增加绿色投资 ($f'_x > 0, \frac{\partial \varpi}{\partial x} < 0$)。最后, T 代表企业的核心工业技术水平。借鉴基于任务的生产技术应用模型,本文设定:

$$T = \bar{B}(\varsigma) I^* \quad (20)$$

其中, ς 为希克斯技术进步参数,为简化起见,设定为固定乘数。 I^* 表示人工智能与劳动力协同的自动化技术应用水平,与任务协同系数 $\lambda(x)$ 及人工智能总投资 A 相关,即:

$$I^* = \int_{n-1}^n \lambda(x) A dx \quad (21)$$

其中, $\lambda(x)A$ 反映人工智能在任务 x 中的有效贡献,积分项体现整体自动化水平。因此,企业的实际产出可表示为:

$$Y_0 = Y - Z = Y \cdot \left[1 - \frac{L^{-\alpha_2} T^{-\beta_2} (1-\theta)^{\frac{1}{\gamma}}}{f_x^\rho (1 + \omega A)(1 + \kappa A)} \right] = Y \cdot \left[1 - \frac{\varpi_0}{(1 + \omega A)(1 + \kappa A)} \right] \quad (22)$$

其中, $\varpi_0 = \frac{L^{-\alpha_2} T^{-\beta_2} (1-\theta)^{\frac{1}{\gamma}}}{f_x^\rho}$ 反映企业在传统生产模式下基于现有劳动力技能结构、技术水平、

减排投资及末端处理能力所形成的绿色治理水平。 $\varpi = \frac{\varpi_0}{(1 + \omega A)(1 + \kappa A)}$ 进一步反映人工智能应用对绿色治理的强化作用。在生产函数基础上,将式(22)两边除以 $F(K, L, E)$, 并代入总产出 Y 后化简得到绿色生产力 (GPF) 的表达式为:

$$GPF = \frac{Y_0}{F(K, L, E)} = A_1 \cdot \left(\frac{A}{\Gamma_A} \right)^{\beta \Gamma_A} \cdot \left(\frac{L}{\Gamma_L} \right)^{\beta \Gamma_L} \quad (23)$$

其中, $A_1 = \left[1 - \frac{\varpi_0}{(1 + \omega A)(1 + \kappa A)} \right] A_0$ 表示绿色治理效果与技术效率的乘积。 $\Gamma_A = \int_{n-1}^n \lambda(x) dx$ 以及 $\Gamma_L = \int_{n-1}^n (1 - \lambda(x)) dx$ 分别表示人工智能应用和劳动力的有效任务覆盖率。可见, 式(23)计算所得的具体数值部分取决于人工智能投入, 表明了二者之间会存在一定的关联关系。

(二) 研究假说提出

1. 人工智能应用对企业绿色生产力的直接影响

基于前文构建的理论模型, 对式(23)两边关于人工智能应用总需求进行偏导数运算, 可得: $\frac{\partial GPF}{\partial A} = \beta \Gamma_A \cdot \frac{GPF}{A} + GPF \cdot \frac{\varpi_0(\kappa + \omega + 2\kappa\omega)}{(1 + \kappa A)^2(1 + \omega A)^2} > 0$ 。其中 $\beta \Gamma_A \cdot \frac{GPF}{A}$ 为直接技术溢出效应, $GPF \cdot \frac{\varpi_0(\kappa + \omega + 2\kappa\omega)}{(1 + \kappa A)^2(1 + \omega A)^2}$ 代表绿色治理的加速效应。这表明制造业企业绿色生产力水平随着人工智能应用总需求增长而提升。进一步地, 对式(23)求二阶偏导数可得到: $\frac{\partial^2 GPF}{\partial A^2} = \beta \Gamma_A \cdot \frac{GPF}{A} (\beta \Gamma_A - 1) + R^n > 0$, 其中 R^n 表示高阶正项。这表明人工智能应用对制造业企业绿色生产力的边际效应随着应用规模的扩大而逐步增强。基于此, 本文提出以下假说:

H1: 人工智能技术应用能够有效提升制造业企业的绿色生产力水平。

2. 人工智能技术应用对企业绿色生产力的影响机制

人工智能应用展现出独特的属性, 包括深度学习能力、跨领域集成机制、人机协同框架、群体智能架构和自主控制系统。Remes等(2018)基于人工智能应用对生产效率的影响, 提出了“人机匹配”的概念, 认为当劳动力技能结构无法满足人工智能应用的运行要求与深度融合时, 将难以实现有效的人机协同而导致匹配失衡与生产力损失。这一观点得到张秀武和韦江英(2024)的进一步佐证, 他们强调只有具备与智能设备协同能力的劳动者才能充分发挥人工智能应用的社会经济效益。在本文理论模型中, 人机匹配程度由任务协同系数 $\lambda(x)$ 的调节参数 η 决定。对式(23)分别就人工智能应用总需求 A 与 η 求交叉偏导可得: $\frac{\partial^2 GPF}{\partial A \partial \eta} = \beta \cdot \frac{GPF}{A} \cdot \frac{\partial \Gamma_A}{\partial \eta} \cdot \left[1 + \frac{\varpi_0(\kappa + \omega)}{(1 + \kappa A)(1 + \omega A)} \right]$, 并且 $\frac{\partial \Gamma_A}{\partial \eta} = \int_{n-1}^n \frac{e^{\eta(x-c)}(c-x)}{[1 + e^{\eta(x-c)}]^2} dx > 0$ 。具体而言, 当 $x < c$ (低复杂度任务) 时, $c-x > 0$ 且 $\lambda(x) \rightarrow 1$, 其中 η 的增加会显著提升 Γ_A 。当 $x > c$ (高复杂度任务) 时, $c-x < 0$, 但低复杂度任务占主导地位。函数 $g(x) = \frac{e^{\eta(x-c)}(c-x)}{[1 + e^{\eta(x-c)}]^2}$ 在 $x=c$ 处连续, 并在该点

两侧发生符号变化;在上述低复杂度任务占主导地位的设置下,正值区间的积分贡献更大,因而 $\frac{\partial \Gamma_A}{\partial \eta} = \int_{n-1}^n g(x)dx > 0$ 成立。因此, $\frac{\partial^2 GPF}{\partial A \partial \eta} > 0$ 成立。这意味着随着 η 增大(人机匹配程度提高), Γ_A 会显著上升,即当人工智能应用的有效任务覆盖率扩大的情况下,其对提升制造业企业绿色生产力的边际效应会随之增强。由此,本文提出如下假说:

H2: 人机匹配程度能够影响人工智能技术应用对制造业企业绿色生产力的提升效应。

基于企业内部劳动力技能视角,本文进一步从劳动技能结构维度分析人工智能应用与制造业企业绿色生产力的关系。首先,企业劳动结构向非常规高技能劳动转型提升了人工智能应用效率。非常规高技能劳动主要包括研发人员、程序员、工程师等技术研发类岗位,这类劳动者具备较强的认知能力、创新思维和复杂问题的解决能力。相较于低技能劳动,非常规高技能劳动能够与人工智能技术形成更高效的协同,推动技术创新与生产率提升(姚加权等, 2024)。这种结构性转变为人工智能的广泛应用奠定基础,进而强化其提升企业绿色生产力的潜力。其次,非常规高技能劳动转型促使人工智能在更高阶的知识与技术基础上开展应用,加速企业绿色转型进程。绿色转型与人工智能应用存在互补关系,人工智能应用释放大量劳动力资源以满足绿色转型需求。在此过程中,技术研发人员既是人工智能的受益者,更是其创新应用的主导力量。作为专业化的技术创新活动,绿色技术创新需要高质量人力资本投入(梅冬州等, 2025)。非常规高技能劳动者凭借更强的创新能力与适应性,能够充分发挥人工智能对绿色技术创新的推动作用,助力企业快速调整内部资源配置以适应外部环境变化。当技术创新型人力资本与人工智能应用的结构规模相匹配时,将激发环保信息、知识、思想与创意的生产、扩散与积累,引致社会绿色创新活力并产生显著正外部性,从而增强对绿色生产力的贡献。本文将高技能劳动占比 S 引入理论模型,将其嵌入技术溢出弹性 γ 和绿色治理效率 ω 中。其中, $\gamma = \gamma_0 + \gamma_1 S (\gamma_1 > 0)$, 对应技术效率函数表示为 $f_a(x) = \Phi \cdot A^{(\gamma_0 + \gamma_1)Sx}$; $\omega = \omega_0 + \omega_1 S (\omega_1 > 0)$, 对应绿色治理强度函数可表示为 $\varpi = \frac{\varpi_0}{(1 + \kappa A)[1 + (\omega_0 + \omega_1 S)A]}$ 。对嵌入 GPF 的方程求关于 S 的偏导可得: $\frac{\partial GPF}{\partial S} = \gamma_1 \ln A \cdot GPF \cdot \int_{n-1}^n x \lambda(x) dx + GPF \cdot \frac{\varpi_0 \omega_1 A}{(1 + \kappa A)(1 + \omega A)^2} > 0$ 。其中, $\gamma_1 \ln A \cdot GPF \cdot \int_{n-1}^n x \lambda(x) dx$ 表征增强的技术溢出, $GPF \cdot \frac{\varpi_0 \omega_1 A}{(1 + \kappa A)(1 + \omega A)^2}$ 则用以量化强化的绿色治理效率。

进一步地,人工智能影响绿色生产力的作用机制可通过创新扩散理论与情境学习理论的融合框架进行阐释。在扩散维度,人工智能沿任务复杂度梯度渗透生产系统:当处于技术价值链的低端时, $\lambda(x) \rightarrow 1$ 标志着标准化替代扩散,通过算法优化能源如智能调度减少设备空

转,直接降低污染强度;当处于技术价值链的上端时, $\lambda(x) \rightarrow 0$ 触发协同创新扩散,其中人机交互重构绿色技术方案如人工智能辅助清洁工艺研发,提升技术溢出弹性 γ 并推动生产前沿面外移。这种双重效应在 GPF 表达式中通过 A_1 项实现能源效率提升(ϖ 增加)与技术激活(A_0 增强)得以体现。在情境学习维度,人机匹配参数 η 体现劳动者对人工智能技术的实践内化能力:低复杂度任务中 η 提升加速“干中学”如操作智能监测系统,缩短适应周期并显著扩大人工智能的有效覆盖范围 Γ_A ;而在高复杂度任务中,高技能劳动力可实现知识情境化如将人工智能适应本地环境标准,同时强化技术溢出效应 γ 与末端绿色治理效率 ϖ ,从而共同优化 A_1 和 Γ_A 。据此,本文提出如下假说:

H3:企业劳动力结构向非常规高技能劳动转型有助于进一步强化人工智能应用对绿色生产力的提升作用。

三、研究设计

(一)模型设定

本文采用以下基准回归模型来考察人工智能应用与企业绿色生产力之间的关系:

$$GPF_{it} = \alpha + \beta \ln AI_1_{it} + \gamma Controls_{it} + \delta_i + \pi_t + \varepsilon_{it} \quad (24)$$

其中, GPF 为本文的被解释变量,代表企业的绿色生产力水平; $\ln AI_1$ 为核心解释变量,表示基于企业年度报告构建的人工智能应用指数的对数变换值。 δ 、 π 分别为企业固定效应和年份固定效应; ε 表示随机误差项。 $Controls$ 代表一系列控制变量的集合。

(二)变量测度

1. 人工智能技术应用水平测度

(1)基于企业年报文本的测度。本文通过构建企业年报人工智能指数来测算人工智能应用水平,具体步骤如下:第一步,通过巨潮资讯网(CNINFO)获取2009—2023年企业年报文本数据,该平台作为证券市场法定信息披露渠道,涵盖企业公告、财务报表、股东大会决议、重大事项披露等多维度信息,其中年报文本具有易获取、可解析性强、内容全面覆盖广等特点;第二步,将原始报告文本整理为面板数据;第三步,测算年报文本总长度;第四步,统计年报中英文部分篇幅;第五步,参照Chen和Srinivasan(2024)提供的人工智能术语中文译法及世界知识产权组织(WIPO)发布的人工智能术语表,筛选73个人工智能相关关键词构建专用词典(表1所示);第六步,将生成的人工智能词典作为默认专名词典集成至Python中的jieba分词模块,量化年报中人工智能术语出现频次;最后,在剔除停用词后,将企业年报中人工智能相关术语出现次数加1取自然对数($\ln AI_1$)定义为人工智能应用指标。

表 1 人工智能相关关键词的分类与词项

分类	词项
智能技术	人工智能(AI)、AI 产品、增强智能、智能芯片、AI 芯片、智能代理、深度学习、机器学习、强化学习、支持向量机(SVM)、长短期记忆网络(LSTM)
视觉感知与模式识别	图像识别、语音识别、生物识别、语音特征识别、计算机视觉、特征提取、特征识别、卷积神经网络、人脸识别、深度神经网络、神经网络
语言处理与音频技术	语音合成、语音交互、人机对话、人机交互、机器翻译、问答系统、语音识别、智能语音、智能客服
计算平台与架构	云计算、边缘计算、分布式计算、智能计算
自动化与智能控制	自动驾驶、无人驾驶、机器人流程自动化
大数据与分析	大数据营销、大数据分析、大数据风险控制、大数据平台、大数据处理、大数据运营、大数据管理、数据挖掘、商业智能
智能工具	知识图谱、模式识别、人机协作、虚拟现实、知识表示、增强现实、物联网、可穿戴设备
智能服务	智能教育、智能医疗、智能家居、智能零售、智能保险、智能养老、智能搜索、智能环保、智能投资顾问、智能音箱、智能交通、智能传感器、智能监管、智慧银行、智能金融、智慧农业、智能政务、智能物流

(2)基于企业专利的测度。企业人工智能专利表征其技术储备水平,反映人工智能技术产出成果,可作为企业人工智能发展程度的有效标识。具体测度步骤如下:首先,从 Incopat 全球专利数据库获取企业专利名称、摘要、申请日期、申请人、分类号等信息,该数据库作为整合全球专利、商标、版权与技术标准等知识产权数据的大型平台,提供权威的查询、分析与研究服务;接着,根据申请人信息将专利与企业匹配,通过检索企业当年申请专利名称与摘要中是否含有人工智能关键词来识别 AI 相关专利;最后,将企业当年申请的 AI 专利数量加 1 取自然对数,重新测度企业人工智能应用水平($\ln AI_2$)。

(3)基于机器人渗透率的测度。本研究构建企业层面机器人渗透率指标(CHF)作为人工智能应用水平的替代测度,具体步骤如下。首先,计算行业层面机器人渗透率指数 PR_{jt}^{CH} , 其计算公式如下:

$$PR_{jt}^{CH} = \frac{MR_{jt}^{CH}}{L_{jt=2009}^{CH}} \quad (25)$$

式中, MR_{jt}^{CH} 代表行业 j 在年份 t 时的机器人存量, $L_{jt=2009}^{CH}$ 代表行业 j 在 2009 年(基期)的就业人数, PR_{jt}^{CH} 即为行业 j 在 t 年的机器人渗透率。其次,根据以下计算公式构建企业机器人渗透率指数:

$$CHF_{jit} = \frac{PWP_{jit=2009}}{TotalPWP_{t=2009}} \times \frac{MR_{jt}^{CH}}{L_{jt=2009}^{CH}} \quad (26)$$

在式(26)中, CHF_{jit} 刻画行业 j 中企业 i 在第 t 个财政年度的机器人应用强度。

$\frac{PWP_{jit=2009}}{TotalPWP_{t=2009}}$ 通过将企业 2009 年基准(行业 j)与行业横截面中位数进行比较,来量化生产

劳动力结构的偏差,具体计算方式具体计算方式为:企业2009年生产员工占员工总数的比重,除以同一行业内全部样本企业2009年生产员工占比的横截面中位数。

(4)基于人工智能投资规模的测度。参照金祥义和张文菲(2023)的做法,本文通过手工整理企业财务报表附注中披露的固定资产与无形资产科目名称及对应资本金额,筛选包含人工智能相关关键词的科目,构建企业层面人工智能相关无形资产投资与固定资产投资指标。人工智能投资规模(AI_Invest)以两类投资金额之和占企业当年总资产的比例衡量。

(5)基于人工智能应用强度的测度。企业生产流程中人工智能技术的应用强度与劳动力规模、用工结构及劳动报酬密切相关。借鉴孙文远和刘于山(2023)的做法,本文采用机械设备人均价值作为人工智能应用强度(AI_Adopt)的代理变量,具体计算方法为固定资产明细表中机械设备账面价值与员工总数的比值,并对计算结果进行标准化处理以提高数据的可比性。

2. 绿色生产力指标构建

本文被解释变量为企业的绿色生产力水平(GPF)。企业绿色生产力是新质生产力的重要内容,是先进生产力发展的关键动能,也是要素组合优化的革新方向,更是新时代新阶段经济高质量发展的重要抓手。习近平总书记指出:“新质生产力以劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合的跃升为基本内涵,以全要素生产率大幅提升为核心标志,特点是创新,关键在质优,本质是先进生产力。”^①故而,在构建指标体系时,有必要将三大基础要素所衍生出的“绿色劳动者”“绿色劳动资料”“绿色劳动对象”以及各要素的组合优化作为企业绿色生产力形成和发展的动力源泉。其中:绿色劳动者反映掌握绿色技能的高学历人才以及具有绿色背景和理念的企业高层管理者;绿色劳动资料包括企业在生产过程中能够提升生产效率与减少污染排放的先进技术工具与设备,出于数据可获取性,此处以具有代表性的绿色发明专利的形式呈现;绿色劳动对象作为达成绿色转型目标的物质基础,直接体现在对原材料、能源以及其他资源和产品的选择之上,而这恰恰是企业参与环境管理、积极承担社会环保责任的良好表现,可借助华证ESG评级中的E得分、环保投资规模以及整体层面企业对于绿色转型的重视程度来进行衡量。此外,由于新质生产力表现为创新要素起主导作用的先进生产力,在此鲜明特质之下本文更为突出强调“新技术研发”的重要作用,可从多个研发支出(成本)维度来补充。鉴于此,借鉴向海凌等(2025)、邓云峰等(2025)的研究,本文构建企业绿色生产力的指标体系如表2所示,并采用熵值法对各指标数据进行合并。其中,绿色劳动者、绿色劳动资料、绿色劳动对象直接对应马克思主义生产力理论的三大核心实体,是绿色生产力的基础要素层;绿

^①习近平.发展新质生产力是推动高质量发展的内在要求和重要着力点[J].求是,2024(11):4-8.

色要素组合优化维度是三大基础要素从简单地叠加到通过动态调整和系统优化以产生最大化协同效应的关键环节,决定了生态效益、经济效益和社会效益紧密结合程度,对应新质生产力“以全要素生产率大幅提升为核心标志”的核心要求;新技术研发维度对应新质生产力“创新起主导作用”的本质特征,是驱动三大基础要素升级、要素组合效率提升的根本内在动力,能够使各要素具备更高的生态友好性,从而可有效应对传统生产方式中存在的资源低效利用与环境负担问题。

表 2 企业绿色生产力指标体系

一级指标	二级指标	衡量方式	政策依据
绿色劳动者	高管环保绿色认知	采用文本分析法,从绿色竞争优势认知、社会责任认知、外部环境压力感知维度统计关键词词频	新质生产力以劳动者、劳动资料、劳动对象及其优化组合的跃升为基本内涵
	CEO 绿色背景	手工查找 CEO 以前是否接受过“绿色”相关教育和工作	
	高学历人员背景	本科及以上学历员工占比	
绿色劳动资料	绿色发明专利	上市公司当年申请的绿色发明专利数量(对数值)	
	绿色实用新型专利	上市公司当年申请的绿色实用新型专利数量(对数值)	
绿色劳动对象	华证 ESG 中 E 得分 环保投资	华证 ESG 评级指数中 E 得分 企业环保投资额(对数化)	
	企业绿色转型	利用企业年报披露的文本关键词词频测度企业绿色转型	
绿色要素组合优化	绿色全要素生产率	基于 SBM 模型测算所得的企业绿色全要素生产率	
新技术研发	研发折旧摊销占比	研发折旧摊销/营业总收入	新质生产力是创新起主导作用,摆脱传统经济增长方式、生产力发展路径,具有高科技、高效能、高质量特征,符合新发展理念的先先进生产力质态
	研发租赁费占比	研发租赁费/营业总收入	
	研发直接投入占比	研发直接投入/营业总收入	

3. 调节变量测度

(1)企业人机匹配。借鉴张秀武和韦江英(2024)的研究,本文运用修正的耦合协调度模型来评估企业的人机匹配程度。计算原理为:

$$HA_{match} = \sqrt{N_AI \times V_AI} \tag{27}$$

其中, $N_AI = 2\sqrt{AI \times Human} / (AI + Human)$ 以及 $V_AI = a \times AI + b \times Human$ 分别表示企业的人工智能水平和人力资本水平。人力资本指标通过职业类别和教育水平两个维度来进行界定。本文将这两个指标均标准化至[0, 1]区间。参数 a 和 b 均设为 0.5,表明人工智能和人力资本对企业而言具有同等重要性。

(2)劳动力技能结构。参照姚加权等(2024)的研究,本文将劳动力指数分为 R_Labor 和

N_Labor 。其中 R_Labor 代表常规低技能劳动力,可通过生产、业务、营销和财务人员与总员工人数的比率来量化。 N_Labor 代表非常规高技能劳动力,可通过技术人员比例和研发人员与总劳动力的比率来进行衡量。

4. 控制变量

本文参照张轩铭和田甜(2024)、陈凯鸣等(2025)的研究设定控制变量,具体包括:企业规模($Size$),采用企业年末总资产的自然对数进行衡量;资产负债率(Lev),为总负债与总资产之比;资产回报率(ROA),通过净利润除以总资产计算得到;企业成长性($Growth$),采用年度营业收入增长率衡量;存货比率(Inv),为存货与总资产之比;企业现金流($Cashflow$),通过经营现金流除以总资产计算所得;市净率(PB),为每股市场价值与账面价值之比;企业价值($TobinQ$),通过托宾Q值即流通股市场价值、非流通股账面价值与总负债之和除以总资产来衡量;董事会规模($Board$),采用董事会成员数量的自然对数来表征。

(三)样本选择与数据来源

本研究以中国沪深A股制造业上市公司为主要研究对象,样本区间为2009—2023年。选择2009年作为基准年份主要基于以下考量:第一,《2017年中国人工智能产业专题研究报告》指出,当前人工智能的发展浪潮始于2008年深度学习算法的突破,该技术推动了大模型计算能力的实现,标志着技术代际跃迁,2008年后人工智能的技术优势逐步显现;第二,《2019年中国人工智能行业市场前景研究报告》显示,2008年后中国人工智能专利进入成长期,这为本研究采集人工智能专利数据提供了可行性。企业年报与社会责任报告数据来自巨潮资讯网(CNINFO),专利信息源自Incopat全球专利数据库(IRPDB),企业层面相关信息和财务数据来自国泰安CSMAR数据库。为确保数据准确性,本文进行如下处理:(1)剔除当年被标记为ST和*ST的企业样本;(2)排除同时发行A股与B股的企业;(3)对连续变量进行1%分位缩尾处理以排除异常值的干扰。

(四)特征事实

首先,本文对企业人工智能技术应用水平的不同测度指标进行相关性检验。这五类指标分别从不同维度反映企业人工智能发展水平,通过多源数据交叉验证可确认企业人工智能应用的整体表现。Pearson相关性检验结果显示(限于篇幅未予列示),各指标间相关系数均在1%水平上显著为正,表明基于年报文本的人工智能关键词指数($\ln AI_1$)、专利数量($\ln AI_2$)、机器人渗透率、人工智能投资规模(AI_Invest)以及人工智能应用强度(AI_Adopt)等测度方法均能有效表征企业人工智能应用水平。其次,本文对前文主要变量的分布特征开展描述性统计,结果如表3所示。可以看到,在制造业企业年度报告中, $\ln AI_1$ 的平均频率为0.867,标准差为1.241; $\ln AI_2$ 的平均值为0.223,标准差为0.693,这表明不同企业的人工智

能应用水平存在显著差异(标准差大于平均值)。另外, R_Labor 的取值范围为 0.100 至 0.900, 而 N_Labor 的范围区间为 0.100 至 0.800, 证实了我国制造业上市企业在劳动力技能结构上存在显著差异。

表 3 主要变量的描述性统计

变量符号	平均值	标准差	最小值	最大值
GPF	0.034	0.019	0.008	0.125
$\ln AI_1$	0.867	1.241	0.000	7.902
$\ln AI_2$	0.223	0.693	0.000	7.140
AI_Invest	0.141	0.173	0.000	0.815
AI_Adopt	-0.011	0.142	-0.054	4.860
R_Labor	0.622	0.197	0.100	0.900
N_Labor	0.319	0.195	0.100	0.800
$HAmatch$	0.227	0.288	0.000	0.996
$Size$	22.170	1.332	12.080	26.440
Lev	0.444	0.209	0.025	0.950
ROA	0.027	0.082	-0.696	0.249
$Growth$	0.407	1.277	-1.000	17.110
Inv	0.147	0.138	0.000	0.797
$Cashflow$	0.044	0.082	-0.399	0.350
PB	0.331	0.173	0.000	0.900
$TobinQ$	2.017	1.545	0.000	17.850
$Board$	2.125	0.210	0.000	2.799

四、实证结果分析

(一)基准回归结果分析

表 4 和表 5 分别列示了基于年报文本和专利数据测度的制造业企业人工智能应用水平对绿色生产力影响的回归结果。两表中第(1)列显示, $\ln AI_1$ 和 $\ln AI_2$ 的回归系数分别为 0.080 和 0.051;第(2)列表明在控制其他变量后, $\ln AI_1$ 和 $\ln AI_2$ 的系数仍保持显著正向关系。就经济意义而言,基于年报文本和专利数据测度的企业人工智能应用水平每提高 1 个标准差,将分别带动绿色生产力水平提升 4.10%(1.241×0.033)和 1.32%(0.693×0.019),该结果支持了假说 H1。此外,本文还考察了人工智能应用的滞后效应,两表中第(3)—(7)列显示,当采用滞后 1—5 期变量替代当期变量时,回归系数均保持统计显著性,且呈现随滞后期延长而逐步增强的正向关系。这表明人工智能技术应用对制造业企业绿色生产力的促进作用具有

持续性和累积性特征。

表 4 基准回归结果：基于年报文本的 AI 测度

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	无控制变量	含控制变量	滞后 1 期	滞后 2 期	滞后 3 期	滞后 4 期	滞后 5 期
<i>ln AI_1</i>	0.080*** (0.001)	0.033*** (0.001)	0.035*** (0.001)	0.037*** (0.001)	0.040*** (0.001)	0.042*** (0.001)	0.043*** (0.001)
<i>Size</i>		0.106*** (0.001)	0.103*** (0.001)	0.094*** (0.001)	0.090*** (0.001)	0.086*** (0.001)	0.082*** (0.001)
<i>Lev</i>		-0.087*** (0.004)	-0.073*** (0.005)	-0.046*** (0.005)	-0.050*** (0.005)	-0.052*** (0.005)	-0.039*** (0.005)
<i>ROA</i>		-0.262*** (0.006)	-0.241*** (0.007)	-0.208*** (0.007)	-0.194*** (0.007)	-0.178*** (0.007)	-0.153*** (0.007)
<i>Growth</i>		-0.002 (0.001)	-0.002 (0.001)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)
<i>Inv</i>		-0.097 (0.058)	-0.105* (0.053)	-0.114* (0.052)	-0.126* (0.060)	-0.129* (0.060)	-0.123* (0.066)
<i>Cashflow</i>		0.038*** (0.006)	0.034*** (0.006)	0.035*** (0.006)	0.051*** (0.007)	0.052*** (0.007)	0.039*** (0.007)
<i>PB</i>		0.011** (0.004)	0.047*** (0.004)	0.104*** (0.004)	0.101*** (0.005)	0.094*** (0.005)	0.102*** (0.005)
<i>TobinQ</i>		0.010*** (0.000)	0.010*** (0.000)	0.009*** (0.000)	0.008*** (0.000)	0.008*** (0.000)	0.007*** (0.000)
<i>Board</i>		-0.107* (0.052)	-0.104* (0.053)	-0.094 (0.058)	-0.086 (0.060)	-0.079 (0.059)	-0.072 (0.062)
常数项	0.930*** (0.001)	-1.117*** (0.017)	-1.068*** (0.018)	-0.926*** (0.019)	-0.836*** (0.020)	-0.766*** (0.021)	-0.684*** (0.023)
企业固定	是	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是	是
样本量	47110	43626	40187	36187	32237	28638	25207
R ²	0.258	0.573	0.552	0.532	0.511	0.486	0.455

注：括号内为标准误差；***、**、*分别代表 1%、5%、10% 的显著性水平。下表同。

这一结论与既有研究中关于人工智能绿色效应的主流发现相吻合。尽管部分文献指出人工智能可能因算力能耗引发绿色悖论(Fang et al., 2022),但本文仍识别出其持续的正向效应。这种差异可能的解释在于本研究的样本构成：企业样本为我国 A 股制造业上市公司,其人工智能应用主要集中于生产过程的即时节能(如智能监测系统),而非全省域的技术改造。因此短期抑制效应(如设备更新成本)得以被快速抵消,初始能源成本也会被长期绿色收益所覆盖。在控制变量中,现金流比率(*Cashflow*)的正向系数凸显其在绿色情境下的关键作用：现金流充裕的企业更有能力投资人工智能驱动清洁技术(如智能废水处理系统),这与“波特假说”提出的环境规制与创新协同效应一致。资产负债率(*Lev*)的系数为负,反映高杠杆

企业在采用高固定成本的人工智能绿色技术(如碳捕集设备)时面临的融资约束。董事会规模(*Board*)在绿色决策中的负面效应被放大,源于大规模董事会往往规避长周期环境项目,而人工智能驱动的绿色技术需要持续投入,低效决策可能加剧技术滞后。

表5 基准回归结果:基于专利的AI测度

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	无控制变量	含控制变量	滞后1期	滞后2期	滞后3期	滞后4期	滞后5期
<i>ln AI_2</i>	0.051*** (0.001)	0.019*** (0.001)	0.019*** (0.001)	0.020*** (0.001)	0.021*** (0.001)	0.022*** (0.001)	0.024*** (0.001)
<i>Size</i>		0.124*** (0.001)	0.122*** (0.001)	0.113*** (0.001)	0.108*** (0.001)	0.104*** (0.001)	0.099*** (0.001)
<i>Lev</i>		-0.078*** (0.005)	-0.059*** (0.005)	-0.026*** (0.006)	-0.025*** (0.006)	-0.028*** (0.007)	-0.023*** (0.007)
<i>ROA</i>		-0.274*** (0.008)	-0.257*** (0.008)	-0.227*** (0.008)	-0.210*** (0.008)	-0.183*** (0.009)	-0.141*** (0.009)
<i>Growth</i>		-0.002 (0.001)	-0.002 (0.001)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)	-0.003 (0.002)
<i>Inv</i>		-0.074 (0.057)	-0.085 (0.073)	-0.092 (0.093)	-0.102 (0.093)	-0.101 (0.090)	-0.101 (0.090)
<i>Cashflow</i>		0.080*** (0.007)	0.078*** (0.008)	0.087*** (0.008)	0.100*** (0.008)	0.100*** (0.008)	0.083*** (0.008)
<i>PB</i>		0.010* (0.005)	0.052* (0.027)	0.112* (0.075)	0.119* (0.075)	0.121* (0.078)	0.123 (0.080)
<i>TobinQ</i>		0.010*** (0.001)	0.010*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.008*** (0.001)	0.009*** (0.001)	0.009*** (0.001)
<i>Board</i>		-0.102* (0.061)	-0.103* (0.071)	-0.098 (0.077)	-0.091 (0.075)	-0.086 (0.075)	-0.082 (0.075)
常数项	0.998*** (0.001)	-1.512*** (0.018)	-1.476*** (0.020)	-1.331*** (0.022)	-1.237*** (0.024)	-1.156*** (0.027)	-1.055*** (0.030)
企业固定	是	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是	是
样本量	35765	33851	30919	27623	24369	21436	18662
R ²	0.045	0.557	0.527	0.495	0.459	0.417	0.378

(二)内生性检验

1. 倾向得分匹配(PSM)检验

企业人工智能应用具有系统性特征,其部署深度受劳动力素质、管理体系和技术基础等内外部因素驱动。为缓解样本自选择导致的内生性问题,本文采用PSM方法进行检验。具体而言,根据企业年报是否包含人工智能关键词以及是否申请人工智能相关技术专利,将样本划分为处理组和对照组。匹配过程中以前文回归方程的协变量作为选择标准,采用可放回的近邻匹配法(k=1)进行1:1配对。匹配前首先进行平衡性检验,结果显示匹配后处理组与对照

组企业特征变量的绝对标准误差显著下降,所有协变量的标准化差异均控制在10%以内(限于篇幅未予列示)。表6第(1)—(2)列报告了匹配样本的回归结果。可以看到, $\ln AI_1$ 与 $\ln AI_2$ 的系数分别为0.033和0.016,均在1%水平上显著,表明在控制自选择偏差后本文的基准回归结果依然稳健。

2. PSM-DID 检验

本文进一步以《智能制造发展规划(2016—2020年)》提出的重点行业智能化改造政策作为准自然实验,采用PSM-DID方法缓解内生性问题。该政策要求基础条件完备、战略地位突出的重点行业率先实现数字化转型突破,为重点行业企业融合人工智能技术提供了战略支撑。双重差分模型设定如下:

$$GPF_{it} = \beta_0 + \beta_1 Treat_i \times Post_t + \beta_2 Controls_{it} + \delta_i + \pi_t + \varepsilon_{it} \quad (28)$$

根据政策文件要求,将高档数控机床、工业机器人、航空航天装备、海洋工程装备及高技术船舶等战略领域企业划入处理组($Treat=1$),其余企业作为对照组($Treat=0$)。政策颁布前样本定义为 $Post=0$,政策颁布后样本定义为 $Post=1$,控制变量设定与前文一致。具体实施过程分为三个阶段:首先基于上述回归方程协变量与处理变量进行Logit回归估计倾向得分;随后采用可放回的近邻匹配法($k=1$),以模型(27)控制变量作为匹配维度进行1:1配对;匹配后组间差异显著降低,继而进行无偏双重差分估计。表6第(3)—(4)列报告了匹配样本的回归结果。结果显示,PSM前后 $Treat \times Post$ 的回归系数均显著为正,且满足平行趋势假设(限于篇幅结果未列示)。这表明在控制内生性问题后,人工智能应用提升企业绿色生产力水平的基础研究结论依然成立。

3. 工具变量法

为更有效地缓解潜在的内生性问题,本文还采用工具变量法进行检验。具体选取我国省级光缆密度($Cable_Density$)作为工具变量,将企业注册地所在省份当年的光缆密度数据匹配至企业层面。该工具变量的合理性在于:首先,在相关性方面,光缆密度是地区数字基础设施建设水平的核心指标,是企业人工智能技术应用的前置性、基础性条件。人工智能技术的落地应用,高度依赖数据的高速传输、低延迟交互与广域连接,而光纤光缆网络正是数字信息传输的“高速公路”。对于制造业企业而言,无论是生产车间的智能设备联网、生产线的实时数据采集与智能优化,还是供应链的智能调度、能耗的智能管控,都需要稳定、高速、广覆盖的光缆网络作为基础。地区光缆密度越高,意味着当地的数字基础设施越完善,企业部署人工智能应用的技术门槛越低、使用成本越小、场景落地越便捷,其人工智能应用水平自然也会越高。其次,在外生性方面,省级光缆密度是宏观层面的基础设施规划结果,单个制造业企业无法对其产生反向影响,故而也满足外生性的基本要求。此外,从影响渠道来看,省级光缆密度会影响当地企业的技术应用水平,但不会直接影响其当期的绿色全要素生产率,满足工具变

量的排他性条件。表6列(5)—(6)报告了两阶段最小二乘(2SLS)估计结果,其中第(5)列显示 *Cable_Density* 的系数为0.184,且Wald F统计量达到1012.06,远超过16.38的临界值阈值;第(6)列第二阶段回归结果显示, *ln AI_1* 的估计系数依然保持显著正向特征。

表6 内生性检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	PSM	PSM	DID	PSM-DID	一阶段	二阶段
	<i>GPF</i>	<i>GPF</i>	<i>GPF</i>	<i>GPF</i>	<i>ln AI_1</i>	<i>GPF</i>
<i>ln AI_1</i>	0.033*** (0.001)					0.008*** (0.000)
<i>ln AI_2</i>		0.016*** (0.001)				
<i>Treat × Post</i>			0.086*** (0.005)	0.078*** (0.016)		
<i>Cable_Density</i>					0.184*** (0.004)	0.068*** (0.000)
控制变量	是	是	是	是	是	是
公司固定	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是
样本量	19927	5048	43854	1260	35518	35518
R ²	0.558	0.594	0.542	0.623	0.245	0.854

(三)稳健性检验

在稳健性检验方面,根据前文的指标构建方法,本文通过三个替代指标重新评估企业人工智能应用:机器人渗透率(*CHF*)、人工智能投资规模(*AI_Invest*)和人工智能采用强度(*AI_Adopt*)。从理论逻辑而言,机器人渗透率通过工业机器人与自动化技术的内在关联性,有效捕捉了企业基于人工智能驱动的自动化技术投入;人工智能投资规模反映了企业在人工智能发展方面的战略优先级设定和资源配置情况,更大的投资规模通常意味着更强的研发能力、应用部署和人才培养优势;而人工智能应用强度则系统性地评估了人工智能技术在企业核心职能包括运营框架、生产流程和管理规范等方面的融合程度,从而实现对技术功能化部署深度的测量。这三个指标共同构成了一个具有理论依据的企业人工智能应用水平多维评价体系。结果显示,无论是否纳入控制变量, *CHF*、*AI_Invest* 和 *AI_Adopt* 的回归系数均保持显著正相关^①,进一步验证了本文核心结论的稳健性。

五、进一步分析

(一)机制分析

作为一项新兴技术,人工智能的应用将使生产环境变得更加复杂且技术密集。只有当人

^①限于篇幅未列示,可向作者索取。

工智能得到恰当应用且劳动力能力达到充分水平时,劳动者才能有效利用智能机器支持生产,从而提高劳动生产率并促进企业绿色发展。为考察人工智能应用影响企业绿色生产力的作用机制,构建如下交互项模型进行机制检验:

$$GPF_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln AI_1_{it} + \gamma_2 Mod_{it} + \gamma_3 Mod_{it} \times \ln AI_1_{it} + \gamma_4 Controls_{it} + \delta_i + \pi_t + \varepsilon_{it} \tag{29}$$

其中, Mod_{it} 表示机制变量, $Mod_{it} \times \ln AI_1_{it}$ 代表各机制变量与人工智能应用的交互项,其余变量定义与前文基准回归方程保持一致。本文重点关注交互项系数的符号与显著性,若系数显著为正,则表明该机制变量有助于人工智能应用提升企业绿色全要素生产率。

表7报告了机制检验结果。第(1)―(3)列结果显示,人机匹配度($HAmatch \times \ln AI_1$)与非程序化高技能劳动力($N_Labor \times \ln AI_1$)的交互项系数均显著为正,表明人机协同与劳动力技能结构向非程序化高技能转型是人工智能提升企业绿色生产力水平的重要机制。第(2)列中,程序化低技能劳动力与人工智能的交互项($R_Labor \times \ln AI_1$)未通过显著性检验,且 $HAmatch$ 、 R_Labor 和 N_Labor 的系数分别为0.122、-0.010和0.012,证实人机匹配度越高、非程序化高技能劳动力占比越大的企业绿色生产力水平提升效果越显著,而依赖程序化低技能劳动力的企业提升效果较弱,由此假说H2和H3得证。

表7 机制检验结果

	(1)	(2)	(3)
	人机匹配	常规低技能劳动	非常规高技能劳动
$\ln AI_1$	0.012*** (0.001)	0.031*** (0.001)	0.030*** (0.001)
$HAmatch$	0.122*** (0.003)		
$HAmatch \times \ln AI_1$	0.008*** (0.002)		
R_Labor		-0.010*** (0.003)	
$R_Labor \times \ln AI_1$		0.002 (0.002)	
N_Labor			0.012*** (0.004)
$N_Labor \times \ln AI_1$			0.010*** (0.005)
控制变量	是	是	是
公司固定	是	是	是
年份固定	是	是	是
样本量	43546	40431	37387
R ²	0.586	0.564	0.561

(二)异质性分析

前文针对“人工智能应用—企业绿色生产力”的基准关系及其稳健性进行了系统性检验,然而值得注意的是,该“全景式”的回归无法有效回应政府在扶持政策制定和企业智能化转型实践中的多样性和差异化特征,致使所得结论可能产生钝化。因此,为进一步深化对人工智能赋能制造业企业绿色生产力作用机制的认知,精准识别赋能效应的边界条件,本文构建了“制度环境—技术基础—实现路径—内部保障”的四维分析框架,选取产权性质、数字化水平、技术并购、劳动保障四个维度开展异质性分析。

1. 产权异质性

人工智能应用对国有与非国有企业绿色生产力的影响可能存在差异。国有企业在政策执行效率方面具有显著优势,且人工智能应用需要大量硬件投入和专业人才支撑,会加剧企业的资金与人才压力。国有企业凭借更强的资源禀赋和风险承担意愿,更有能力强化对人工智能的互补性投资并提升绿色发展水平。基于此,本文根据企业实际控制人性性质划分产权类型。表8第(1)—(2)列显示,两类企业的 $\ln AI_1$ 系数均显著为正,但国有企业系数更大。通过 Bootstrap 法(1000次迭代)得到的经验 p 值为 0.000,证实不同产权类型的 $\ln AI_1$ 系数存在显著差异。这表明人工智能应用能普遍促进各类制造业企业绿色生产力发展,但对国有企业的促进作用更强。

2. 数字化水平异质性

人工智能应用对企业绿色生产力发展的影响存在显著的数字化水平异质性特征。在数字化转型过程中,企业面临的技术准备、资源投入和管理能力差异直接影响其人工智能应用效率与效果。数字化水平较高的企业通常具备更完善的技术基础设施、更丰富的数据资源和更先进的管理实践,为人工智能部署应用创造了更有利条件;而数字化水平较低的企业可能面临技术设备落后、数据资源匮乏和技术人才短缺等制约因素,导致人工智能应用效率不足,难以实现预期效益。本文参照 Li 等(2022)的方法测算企业数字化转型程度,通过主成分分析法将样本划分为高数字化与低数字化企业分别回归。表8第(3)—(4)列显示, $\ln AI_1$ 的回归系数均显著为正,但高数字化企业的系数明显大于低数字化企业,Bootstrap 法(1000次迭代)得到的经验 p 值为 0.000,证实不同数字化水平企业的 $\ln AI_1$ 回归系数存在显著差异。这表明人工智能应用能普遍提升不同数字化水平企业的绿色生产力水平,但对高数字化企业的促进作用更为显著。

3. 并购行为异质性

在数字经济时代,企业越来越多地通过并购突破传统边界,快速获取目标企业的资产、知识与人才。当劳动力技能结构难以满足数字化转型需求且面临较高劳动调整成本时,通过技术并购加速获取高技能劳动力,可有效促进劳动结构优化。为此,本文将样本划分为技术并

购企业与非技术并购企业,并设定3年窗口期:若企业在当年、前一年或前两年内发生过技术驱动型并购,则界定为技术并购企业,否则为非技术并购企业。表8第(5)—(6)列回归结果显示,两类企业的lnAI_1系数均显著为正,但技术并购企业的系数明显更大。Bootstrap法(1000次迭代)得到的系数差异经验p值为0.000,证实技术与非技术并购企业的lnAI_1系数存在显著差异。这表明技术驱动型并购能显著增强人工智能应用对绿色生产力的提升效应。

4. 劳动保障异质性

劳动保障对企业提升人工智能应用的绿色生产力效应同样至关重要。企业与员工之间的劳动争议能在一定程度上反映企业内部的劳动保障水平。人工智能技术研发与应用是企业技术创新的重要内容,具有内在风险性。提高劳动保障能增强员工创新意愿,激励企业投资高风险非程序化项目。此外,人工智能技术应用要求企业调整劳动力技能结构以提高生产效率。在劳动技能调整过程中,若劳动争议频发,表明企业未能提供充分劳动保障,导致员工对企业安排产生抵触情绪。此时,企业在劳动结构调整中会面临更大阻力,可能阻碍企业绿色发展转型的有效推进。本文根据企业当年是否涉及劳动诉讼进一步划分样本,回归结果见表8第(7)—(8)列。结果显示,无劳动诉讼历史企业的lnAI_1回归系数更大,且Bootstrap方法进一步验证了这一结果。上述结果表明,强化劳动保护有助于企业更顺利地完劳动技能结构调整,从而放大人工智能应用对企业绿色生产力的积极影响。

表8 异质性分析结果

	产权异质性		数字化水平异质性		并购行为异质性		劳动保障异质性	
	国有	非国有	较高水平	较低水平	技术并购	非技术并购	有劳动诉讼历史	无劳动诉讼历史
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
lnAI_1	0.043*** (0.001)	0.027*** (0.001)	0.034*** (0.001)	0.022** (0.002)	0.036*** (0.001)	0.025*** (0.001)	0.013* (0.008)	0.040*** (0.001)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
公司固定	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	16558	27068	21813	21813	27492	16134	3726	39722
R ²	0.610	0.571	0.567	0.448	0.574	0.583	0.270	0.595
P值	0.000***		0.000***		0.000***		0.000***	

六、结论与启示

(一)研究结论

本研究从企业微观视角出发,通过理论建模与实证分析相结合的方法,系统考察了人工智能的绿色效应。基于2009—2023年我国A股上市制造业企业的年报数据、专利文本数据、

机器人渗透率、人工智能投资规模及应用强度等多维指标,本文构建了企业人工智能应用水平的综合测度指标体系,并从绿色劳动者、绿色劳动对象、绿色劳动资料以及要素组合优化等多个角度对企业层面的绿色生产力水平进行科学评估。研究发现:我国制造业企业在人工智能应用水平与劳动技能结构方面存在显著异质性特征;人工智能应用能够显著提升制造业企业的绿色生产力水平,且这种提升效应具有动态累积性。进一步分析显示,人机匹配度改善与劳动技能结构向高技能劳动力升级会强化人工智能的绿色生产力提升效应。此外,异质性分析还表明,人工智能对绿色生产力的促进效果在国有企业、数字化水平较高的企业、实施技术并购的企业以及劳动保障完善的企业中更为明显。

(二)政策启示

基于上述研究结论,本文提出以下政策启示:

第一,锚定人工智能技术赋能绿色生产力的累积效应,构建长效政策激励与制度保障体系。本研究表明,人工智能技术应用对制造业企业绿色生产力的提升并非一次性效应,还存在滞后期越长促进效果越强的特征。这意味着企业在推进人工智能应用过程中,应摒弃追求短期立竿见影效果的急功近利心态,将智能化转型视为一项需要持续投入、长期坚持的系统工程。具体而言,制造业企业特别是战略新兴企业和专精特新中小企业有必要制定涵盖三至五年的智能制造与绿色发展协同推进规划,分阶段、分步骤地将人工智能技术深度嵌入生产流程的各环节。同时,在政府层面,各级政府可通过设立人工智能与绿色融合发展的专项支持基金、完善研发费用加计扣除等税收优惠政策以及提供低息贷款等金融工具,降低企业智能化改造成本的短期压力,使企业能够平滑度过技术导入期的成本高峰,从而充分释放人工智能的长期绿色效能。此外,相关部门还应建立科学的评估体系,重点考核企业智能化改造的持续性和系统性,并将政策支持与企业未来一段周期的绿色绩效挂钩,充分释放人工智能对绿色生产力的持续赋能作用。

第二,以提升人机匹配度和非常规高技能劳动力占比为核心抓手,完善人力资本培育协同体系,夯实人工智能绿色赋能的底层支撑。本文机制分析结果揭示,低水平的人机匹配制约企业人工智能技术应用效能,而劳动技能结构向非常规高技能劳动力升级是人工智能提升企业绿色发展转型成效的关键前提。为此,政府层面,建议搭建校企协同的智能制造绿色人才培养平台,将人工智能技术应用与绿色制造技能融合纳入职业教育与高等工科教育核心课程体系,同时对企业开展的人机协同技能培训给予一定程度费用专项补贴来提高企业的积极性。企业层面,一方面应加强与高校、科研院所的产学研合作,联合培养既掌握人工智能技术又具备绿色生产专业知识的复合型人才,稳步提升非常规高技能劳动力占比,实现劳动力技能结构与先进技术应用需求的动态匹配;另一方面还可建立分层分类的员工技能提升机制,针对生产、研发、管理等不同岗位制定智能设备操作和技能应用与绿色生产融合的专项培训

体系,配套岗位创新激励制度,持续提升人机协同匹配效率,从而确保能够针对性地打通人工智能技术向绿色生产力转化的核心传导路径。

第三,实施差异化支持政策,推动不同特征企业智能化转型与绿色生产力发展的协同共进。对于国有企业而言,应通过治理结构优化与创新能力提升深化体制改革,重点发挥其在智能制造与绿色技术创新中的示范作用,特别是在绿色制造与能源管理优化等领域开展试点项目,以形成可复制、可推广的智能化绿色转型经验。对非国有企业特别是中小企业,需通过优惠贷款与信用担保等金融工具缓解资金与技术瓶颈,重点支持具有高成长性与绿色创新能力的民营企业。对于数字化水平较高的企业,建议政府引导其深化大数据、物联网与人工智能的融合应用,构建覆盖生产全流程的智能绿色管控体系,最大化其人工智能投资的绿色回报。对于实施技术并购的企业,可在并购审批和资源整合方面给予政策便利,支持其在关键绿色技术领域开展战略性并购,推动高技能劳动力与人工智能技术的协同联动。此外,为保障智能化转型过程中劳动者的合法权益,政府还有必要同步完善劳动力适应政策体系,包括提供职业再培训补贴和劳动力市场匹配服务,确保企业在调整劳动力技能结构过程中平稳有序,兼顾社会包容,从而在制度层面保障人工智能绿色生产力效应的持续释放。

参考文献:

- [1] 陈凯鸣,黄庆华,时培豪. 人工智能应用驱动企业新质生产力涌现——来自中国上市公司的微观证据[J]. 科研管理, 2025, 46(04): 34-43.
- [2] 邓云峰,钟永红,李华民. 财政环境支出与企业绿色生产力——影响机制与实现路径[J]. 山西财经大学学报, 2025, 47(04): 42-55.
- [3] 傅颖,徐琪,林嵩. 在位企业流程数字化对创新绩效的影响——组织惰性的调节作用[J]. 研究与发展管理, 2021, 33(01): 78-89.
- [4] 黄群慧. 新质生产力本身就是绿色生产力[J]. 生态文明研究, 2024(02): 26-28.
- [5] 何涌,李家杰. 人工智能应用与企业突破式创新——基于劳动力技能调整视角[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2026, 26(02): 71-92.
- [6] 何新江,王钦鹏,杨铭杰. 人工智能对新质生产力影响的研究:来自中国A股上市企业的经验证据[J]. 技术经济, 2025, 44(02): 97-114.
- [7] 侯建,康围. 智能化、产业转型升级与低碳技术创新[J]. 管理评论, 2024, 36(09): 96-106.
- [8] 金祥义,张文菲. 人工智能与企业污染减排:智能治理的环境效应[J]. 中国人口·资源与环境, 2023, 33(08): 138-145.
- [9] 李兴腾,黄鹂强,郭江江,等. 人工智能驱动新质生产力发展的实践路径研究[J]. 工业技术经济, 2025, 44(04): 60-69.
- [10] 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(06): 33-50.
- [11] 戚聿东,沈天洋. 人工智能赋能新质生产力:逻辑、模式及路径[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(07): 3-17.
- [12] 齐承水. 如何理解“新质生产力本身就是绿色生产力”[J]. 经济学家, 2024(07): 15-23.

- [13] 任优生,于津平. 人工智能何以催生专精特新小巨人企业新质生产力[J]. 现代经济探讨,2024(11): 102-112.
- [14] 孙文远,刘于山. 人工智能对劳动力市场的影响机制研究[J]. 华东经济管理,2023,37(03):1-9.
- [15] 唐萍萍,胡耀华,胡仪元. 人工智能赋能形成绿色生产力的机制与路径[J]. 山东财经大学学报,2025, 37(03):5-14.
- [16] 向海凌,车德欣,吴非. 节能减排财政政策对企业绿色生产力的影响研究——基于新质生产力视角的中国证据[J]. 生态文明研究,2025(01):86-108.
- [17] 肖凯元. 人工智能赋能耐心资本:现实价值和路径探索[J]. 经济学家,2025(03):56-66.
- [18] 姚加权,张锬澎,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(02):101-116,133,117-122.
- [19] 张秀武,韦江英. 存在数字化转型陷阱吗——基于中国上市企业数据的证据[J]. 中国经济问题,2024 (06):158-174.
- [20] 张轩铭,田甜. 人工智能与战略性新兴产业新质生产力——基于劳动力结构调整和要素增益技术变迁的视角[J]. 山西财经大学学报,2024,46(09):89-99.
- [21] 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,2023a,40(04):45-55.
- [22] 周杰琦,陈达,夏南新. 人工智能的绿色发展效应:技术赋能和结构优化[J]. 当代经济科学,2023b,45 (05):30-45.
- [23] Acemoglu, D., C. Lelarge, P. Restrepo. Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France[J]. AEA Papers and Proceedings, 2020, 110: 383-388.
- [24] Acemoglu, D., P. Restrepo. Modeling Automation[J]. AEA Papers and Proceedings, 2018, 108: 48-53.
- [25] Chen, W., S. Srinivasan. Going Digital: Implications for Firm Value and Performance[J]. Review of Accounting Studies, 2024, 29(2): 1619-1665.
- [26] Ciarli, T., M. Kenney, S. Massini, et al. Digital Technologies, Innovation, and Skills: Emerging Trajectories and Challenges[J]. Research Policy, 2021, 50(7): 104289.
- [27] Fang, Y., H. Cao, J. Sun. Impact of Artificial Intelligence on Regional Green Development under China's Environmental Decentralization System—Based on Spatial Durbin Model and Threshold Effect[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2022, 19(22): 14776.
- [28] Forslid, R., T. Okubo, K. H. Ulltveit-Moe. Why Are Firms That Export Cleaner? International Trade, Abatement and Environmental Emissions[J]. Journal of Environmental Economics and Management, 2018, 91: 166-183.
- [29] Grossman, G. M., A. B. Krueger. Economic Growth and the Environment[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1995, 110(2): 353-377.
- [30] Li, R., J. Rao, L. Wan. The Digital Economy, Enterprise Digital Transformation, and Enterprise Innovation[J]. Managerial and Decision Economics, 2022, 43(7): 2875-2886.
- [31] Remes, J., J. Mischke, M. Krishnan. Solving the Productivity Puzzle: The Role of Demand and the Promise of Digitization[J]. International Productivity Monitor, 2018, 35: 28-51.
- [32] Zhao, P., Y. Gao, X. Sun. How Does Artificial Intelligence Affect Green Economic Growth? —Evidence from China[J]. Science of the Total Environment, 2022, 834: 155306.

How Does Artificial Intelligence Application Empower the Development of Green Productivity in Manufacturing Enterprises?

Jia Hongye

(School of Marxism, Northwestern Polytechnical University)

Abstract: Green productive force endows the formation and development of new-quality productive force with characteristics of high efficiency and a green foundation. As the core driver of the new round of technological revolution, artificial intelligence is gradually demonstrating immense potential in enhancing manufacturing productivity and accelerating the green transition. From the enterprise level, this study systematically examines the micro-level green effects of artificial intelligence technology applications through a combination of theoretical modeling and empirical analysis. Based on multi-dimensional indicators, including annual reports and patents of A-share listed manufacturing companies from 2009 to 2023, we constructed a comprehensive measurement system for the level of AI technology application in enterprises. We then conducted a scientific assessment of corporate green productivity levels from multiple perspectives, including green laborers, green labor objects, green means of production, and the optimization of factor combinations, to examine the causal relationship between the two. The study found that the application of AI technology can significantly enhance the green productive force of manufacturing enterprises, and this enhancement effect exhibits dynamic cumulative properties. Further analysis indicates that improvements in human-machine matching and upgrades in the labor skill structure reinforce the positive impact of AI on green productive force. Additionally, in terms of heterogeneity, the promotional effect of AI on green productive force is more pronounced in state-owned enterprises, enterprises with higher digitalization levels, enterprises that have implemented technology-driven mergers and acquisitions, and enterprises with robust labor protection systems. This study provides valuable insights for understanding the micro-mechanisms of green development and pathways for enhancing new-quality productive force in the era of digital and intelligent transformation.

Keywords: Artificial Intelligence; Green Productive Force; New-Quality Productive Force; Human-Machine Matching; Labor Force Skill Structure

JEL Classification: O33, Q56

(责任编辑:卢 玲)