

人工智能应用与企业环境绩效

李旭超 陈东晖

摘要 实现碳达峰与碳中和目标,是我国经济迈向高质量发展的核心战略。在此关键转型时期,人工智能发展所释放的“技术红利”正成为驱动企业绿色低碳转型的关键力量。在此基础上,以 2014–2023 年 A 股上市企业为研究对象,实证检验人工智能应用对企业环境绩效的具体影响及其作用机制,结果发现人工智能应用能够有效提高企业环境绩效。从作用路径来看,人工智能通过增强企业产能利用效率、降低绿色创新风险以及缓解绿色转型不确定性感知来共同推动企业提高环境绩效;异质性分析发现,人工智能应用对企业环境绩效的正向影响在财务信息质量较低、规模较小的企业以及东部地区的企业中更为显著。由此可见,人工智能不仅是推动企业绿色低碳转型的重要技术支撑,更是实现“双碳”战略与高质量发展目标的关键动力。

关键词 人工智能应用;企业环境绩效;大语言模型;企业产能利用效率;绿色创新风险;绿色转型不确定性感知

中图分类号 F832;F276 **文献标识码** A **文章编号** 1672-7320(2026)02-0104-13

基金项目 国家自然科学基金面上项目(72273097)

近年来,绿色低碳转型已成为推动经济高质量发展的核心议题。我国在“双碳”目标的指引下,将提升企业环境绩效作为实现绿色转型的重要抓手,不仅关系到减污降碳与绿色增长的战略任务的实现,也直接影响产业升级和国际竞争力^[1](P131-149)。从现实层面看,企业是能源消耗和污染排放的主体,提高其环境绩效既是落实政策目标的关键环节,也是增强社会可持续发展的必要条件^[2](P192-208)。然而,企业在实践中仍面临诸多困境:一方面,绿色生产往往需要高额的技术改造和设备投入,加之绿色创新的不确定性,使得企业在短期利润与长期绿色收益之间存在权衡压力^[3](P52-104);另一方面,环境信息披露和治理成本较高,部分企业可能采取选择性披露甚至“漂绿”行为,导致环境绩效提升动力不足,整体绿色发展水平呈现出结构性分化^[4](P90-111)。这些问题表明,如何在保证经济效益的同时提升企业环境绩效,仍然是政策制定与企业管理共同面临的挑战。

在这一背景下,人工智能的快速发展为企业突破绿色发展困境提供了新的契机。人工智能技术在数据挖掘、模式识别以及预测分析等方面具有独特优势,能够帮助企业实现生产环节的流程优化与资源配置效率提升,从而减少污染物排放^[5](P155-173)。同时,人工智能在风险管理和信息披露中也发挥着重要作用,它不仅能通过智能监测与预警机制降低环境治理的不确定性,还能提高环境信息的透明度和准确性,从而弥补外部监督不足并缓解内部治理困境^[6](P92-93)。2022 年,科技部等六部门印发《关于加快场景创新以人工智能高水平应用促进经济高质量发展的指导意见》,要求充分发挥人工智能赋能经济社会发展的作用;2024 年中共中央、国务院发布《中共中央 国务院关于加快经济社会发展全面绿色转型的意见》,强调要深化人工智能应用,实现数字技术赋能绿色转型。可见,人工智能应用能否以及如何赋能企业绿色转型并提高环境绩效,是具有深刻理论意义和实践价值的问题。基于此,文章将从企业层面

切入,就人工智能对企业环境绩效的影响及其内在机理展开深入探讨。

一、文献综述与边际贡献

目前,新一轮工业革命推动了全球各国生产技术的变革,人工智能正成为破解转型瓶颈的关键因素,其突破性应用为企业摆脱“高成本—低收益”的绿色治理悖论提供了新的技术支点^[7](P38-54)。波特假说强调,适度的环境规制可激发更高层次的创新,并以成本节约与效率提升抵消合规负担,实现经济收益与环境绩效的双重增益^[8](P14-24)。人工智能恰好强化了上述“创新补偿”机制:借助机器学习的快速迭代,企业在产品设计阶段即可精确识别高排放节点并重塑工艺路线,显著降低单位能耗和排放强度。并且,智能决策系统通过整合多源数据,可对减排效果与经济效益进行动态评估,为资本市场提供可验证的价值信号^[9](P100-111)。由此,人工智能将技术进步在污染治理中的内生促进作用进一步加速,不仅缓解了绿色投资的资金压力,也赋予企业新的竞争势能,为“双碳”目标下的企业升级奠定坚实基础。

目前人工智能相关研究主要集中于两个方面:一是人工智能定义及衡量方法^[10](P74-93)^[11](P618-635);二是人工智能对企业生产、经营的具体影响^[5](P155-173)^[12](P2731-2751)。如部分文献发现,人工智能可以增强组织对市场变化的适应性反应,从而为组织带来更高价值,以及通过调整劳动力技能结构来提升企业资源配置效率^[13](P101-116)。

关于企业环境绩效研究,现有文献主要聚焦于代理成本^[14](P102-122)、ESG评级^[4](P90-111)、环境规制^[2](P192-208)、绿色信贷政策^[15](P173-188)、数字化转型^[16](P96-112)、气候风险^[17](P440-441)、金融科技^[18](P51-62)等因素对企业环境绩效的影响。此外,虽有研究发现人工智能可能具有环境效应,可以实现绿色发展^[19](P112-130),但上述研究主要集中在城市等宏观经济层面,对微观企业的研究并不充分,并未深入考虑人工智能对企业环境绩效的全面影响及其内在机制,上述文献同样没有进行探讨。

因此,以2014-2023年我国A股上市企业为研究对象,创新性地利用GPT-4.0与MacBERT大语言模型构建企业人工智能指数与环境绩效指标,实证检验人工智能应用对企业环境绩效的影响作用,不仅可为我国实体企业智能化发展提供新思路,还可以为实现经济社会低碳化发展提供关键实证依据,揭示智能经济赋能绿色经济的内在路径。

本文的边际贡献主要体现在以下两方面:第一,已有研究多从宏观环境规制、行业政策或企业治理结构等角度探讨环境绩效的影响因素^[2](P192-208),但基于人工智能这一新兴通用目的技术在微观层面系统分析其环境效应的文献仍较为稀缺。事实上,随着人工智能在生产、运营等环节的快速渗透,其对企业绿色战略的支撑作用日益凸显。忽视人工智能对企业环境绩效的驱动效应,容易导致关于绿色转型动因的研究缺乏技术创新视角,难以揭示新一代数字技术如何改变企业环境行为的内在逻辑。鉴于此,笔者把人工智能纳入企业绿色转型的研究框架,结合“导向型技术变革”理论^[20](P200-207),从能源效率提升、绿色创新风险降低及转型不确定性缓解三条路径系统探讨人工智能对企业环境绩效的赋能作用,拓展了环境绩效影响因素研究的理论边界。第二,在测度方法上,同时对企业人工智能应用水平与企业环境绩效两个核心变量进行创新性构建,构建了基于深度语义识别与回归预测的统一测度框架。现有文献在人工智能测度上多依赖关键词计数或专利数量,在环境绩效测度上多依赖绿色专利数或年报关键词频率,这两类方法均存在对语义信息利用不足、难以识别真实技术或实质性绿色行为的缺陷^[21](P60-77)。针对这些局限,我们首先利用GPT-4.0对抽样文本(专利文本与年报收集了2014-2023年中国A股上市公司年报管理层讨论与分析部分的全文)进行人工智能相关性与环境绩效语义评分,并通过人工盲审验证标签质量;随后,以评分结果作为标签,训练MacBERT预训练语言模型的回归版本,对全文本进行语义预测,得到最终指标。

二、理论分析与研究假设

立足于人工智能作为通用目的技术的基本属性,系统阐释其如何通过重塑生产函数、优化要素配置以及弱化外部不确定性等多重路径,最终促进企业环境绩效的提升。本节将分别从人工智能对企业环境绩效的直接影响及其内在作用机制展开论述,并提出相应的研究假设。

(一) 企业人工智能应用与企业环境绩效

人工智能作为通用目的技术,具备跨行业、跨领域的广泛适用性,其核心价值在于信息处理、预测优化与自主决策能力的持续迭代。从生产理论视角看,人工智能不仅扩展了企业的生产可能边界,还重塑了生产函数的技术偏好。当外部制度与市场信号倾向于低碳与环保时,人工智能能够在成本可控的条件下推动企业生产方式向资源节约和减排导向转变。这种导向型技术进步,使得环境改善不再是产出扩张的替代,而是可以与经济增长并行不悖的互补性目标,从而为环境绩效提升提供技术基础^[22](P608-626)。

此外,从动态竞争与长期均衡的视角看,人工智能的持续应用会在行业内部形成技术扩散与模仿压力,使得环境绩效较高的生产模式逐渐成为竞争基准^[23](P50-67)。当绿色生产成为市场准入、品牌形象和资本获取的重要条件时,企业在采用人工智能提升生产效率的同时,也必须在环境绩效上维持或超越行业水准,以确保长期竞争力。这种由技术引导、市场驱动和行业收敛共同作用的过程,使人工智能应用与企业环境绩效的提升在长期内具有内生一致性,并在宏观层面推动环境改善与经济增长的协同演化^[24](P36-40)。根据上述分析,可以提出如下假设:

假设1:企业人工智能应用能够有效提高企业环境绩效。

(二) 企业人工智能应用提高企业环境绩效的机制分析

人工智能在能源利用环节的核心优势在于其高维数据处理能力。通过传感器网络、物联网与实时监测平台,人工智能能够精确捕捉能源消耗的时序数据、设备运行状态及环境条件,并基于机器学习模型持续预测能源需求。相比传统的事后调整,人工智能可在生产过程中即时优化能源分配,减少闲置损耗与峰值负荷,确保能源在不同生产单元间实现边际效率最大化,从而显著降低单位产出所需的能源投入^[25](P1-24)。

在此基础上,人工智能可将产能效率提升内生化为企业运营的长期特征。一方面,能源浪费的减少直接降低了排放强度与资源成本,形成环境绩效与经济效益的双重收益;另一方面,能源利用效率的持续优化,使企业在应对能源价格波动与碳排放约束时更具韧性,避免因能源浪费导致的合规成本上升^[1](P131-149)。这种基于人工智能驱动的能源效率提升,不仅改善了当前的环境表现,还为未来的绿色转型积累了技术与数据基础,形成可持续的环境竞争优势^[22](P608-626)。根据上述分析,可以提出如下假设:

假设2:人工智能可以通过提高企业产能利用效率来提高企业环境绩效。

绿色创新通常面临研发周期长、技术不确定性高与商业化转化难度大的风险,这些因素容易削弱企业的投资动力。人工智能凭借其大规模数据挖掘与模式识别能力,可在技术研发前期快速筛选可行方案,预测不同工艺路线的技术成熟度和市场接受度,从而缩短试错周期、降低研发失败的概率。同时,人工智能可通过仿真模拟提前识别潜在的技术瓶颈,使绿色创新在立项阶段即具备更高的可行性与可控性。

在创新过程的后期,人工智能可以对试验数据进行实时分析,动态调整研发路径和资源配置,提升研发效率与成果转化率。这不仅减少了绿色创新的沉没成本,还提高了其预期收益,使企业能够在更低风险的条件持续推进环保技术应用^[26](P1847-1871)。由此,绿色创新的投入回报比得到优化,企业更有动力扩大绿色技术的研发动力,最终转化为环境绩效的可持续改善^[14](P102-122)。根据上述分析,本

文提出如下假设：

假设3：人工智能可以通过降低绿色创新风险来提高企业环境绩效。

此外，绿色转型往往伴随政策方向、市场需求与技术路线的不确定性，这种不确定性感知会抑制企业在环保领域的投资规模。人工智能凭借其预测分析与情景模拟能力，可整合政策文件、市场趋势、产业链数据等多维信息，形成对外部环境的动态监测与趋势预判。通过机器学习模型，企业能够及时识别环境政策的变化窗口、绿色消费需求的波动区间以及供应链的潜在风险，从而在战略层面减少信息不对称对决策造成的干扰^[27](P5753-5775)。

具体而言，人工智能能够将外部信息与企业内部运营数据结合，构建多情景风险评估方案，使企业在面对不确定性时具备更高的响应速度。这不仅降低了因信息滞后或判断失误导致的市场损失，也增强了企业在转型过程中的战略稳定性。当不确定性感知降低，绿色投资的预期风险溢价随之降低，企业更易于将绿色表现纳入长期发展规划，从而持续提升环境绩效^[28](P1045-1072)。根据上述分析，可以提出如下假设：

假设4：人工智能可以通过降低绿色转型不确定性感知来提高企业环境绩效。

三、模型设定与变量选取

为对前述研究假设进行严谨的实证检验，上文基于我国上市公司数据，构建计量模型，并对核心变量的度量方法进行详细阐述与创新性改进。接下来将依次说明研究数据的来源与处理过程、基准回归模型的设定、以及各变量的定义与计算方法。

(一) 数据来源与处理

笔者首先以2014-2023年间我国A股上市公司为研究对象^①，探讨人工智能应用对企业环境绩效的具体影响及影响机制，并对样本进行如下筛选：1. 考虑到样本合理性，剔除当年交易状态为ST类企业；2. 剔除财务数据异常样本；3. 考虑到金融类企业通常不涉及绿色战略，剔除金融类企业样本；4. 剔除参与回归的变量包含缺失值的样本。随后，笔者对所有连续变量进行了1%缩尾处理。上市公司财务数据来源于CSMAR数据库，上市公司专利数据来源于国家知识产权局，上市公司年报数据来源于巨潮资讯网。

(二) 实证模型设定

我们设定如下基准模型来考察人工智能应用对企业环境绩效的影响作用：

$$EP_{i,t} = \alpha_0 + \beta_1 AIAP_{i,t} + \sum_{k=1}^k \lambda_k COMPANY_{i,t} + \delta_i + \tau_h + \mu_d + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中， $AIAP_{i,t}$ 表示企业*i*在*t*年份的人工智能应用水平； $EP_{i,t}$ 为企业*i*在*t*年份的环境绩效水平；在控制企业($COMPANY$)层面特征变量的同时，我们在模型中控制时间固定效应 δ_i 和行业固定效应 τ_h 和城市固定效应 μ_d 。

(三) 变量选取与定义

为准确度量核心变量并确保研究的科学性与可比性，可以分别对企业环境绩效、人工智能应用水平及一系列控制变量进行如下的定义与构建。所有变量的构建均充分考虑了现有研究的局限，并致力于通过方法论创新提升测度的精确性与有效性。

1. 被解释变量：企业环境绩效(EP)

在已有文献中，衡量企业环境绩效的方法主要集中在两个维度：一是通过绿色专利数量衡量企业绿色创新程度^[2](P192-208)；二是基于企业年报中出现的绿色相关关键词的频率进行统计^[29](P100-118)。

① 2014年被业界普遍认为是人工智能领域的“成熟元年”，谷歌公司(Google)团队发布了深度学习模型，该模型在图像识别任务上达到了人类专家的水平，此后众多主流计算机研究方向开始转向深度学习，即AI领域。从学术界来看，清华大学发布的《人工智能发展报告2011-2020》显示，2014年我国开始大规模成立人工智能类型企业，人工智能领域高水平论文发表量呈现稳步增长态势。

这两类方法虽然具有一定代表性,但存在显著局限。第一,专利指标高度依赖企业技术产出,容易低估非技术导向型绿色行为,尤其在服务业、重资产行业或处于绿色初期阶段的企业中误差较大。并且,绿色专利分类标准不一,容易出现绿色分类泛化的技术判断问题。第二,关键词频率法缺乏语义理解能力,仅统计词频,无法判断企业是在实质性表述环境绩效,还是仅出于政策合规而进行的表面表述,存在显著的选择性披露与漂绿风险(如“存在绿色转型的困难”与“积极践行绿色转型”被一视同仁)。为突破上述瓶颈,笔者借助大语言模型(GPT-4.0)与预训练机器学习模型(MacBERT),提出一种融合语义识别与回归评分的企业绿色表现量化方法,系统挖掘企业年报文本中涉及环境绩效主题的句子,从“内容表达强度”而非“词汇出现频次”的角度,刻画企业的环境绩效。该方法兼顾内容深度与语义立场,从而有效降低传统方法的噪声问题与漂绿误识。指标具体构建步骤如下所示:

(1) 年报文本整理与环境句子识别

我们首先基于“管理层讨论与分析”板块,收集了2014-2023年中国A股上市公司年报MD&A部分全文。随后,基于《中国上市公司ESG发展白皮书》《新时代的中国绿色发展白皮书》等相关政策文件和已有研究,构建环境绩效关键词词表共26个,包括“碳”“节能”“环保”“可持续”“低碳”“绿色”等上位概念词(具体关键词如表1所示)。

表1 环境绩效关键词

| 分类 | | 关键词 |
|----------|----------|---------------------------------------|
| 环境绩效直接定义 | | 绿色、生态、环保、低碳、可持续、清洁、ESG、环境治理、环境披露、环境审计 |
| 表现维度 | 能源与排放控制 | 节能、减排、降耗、能效、碳 |
| | 资源利用与循环 | 循环、节约、再利用、节水、水资源 |
| | 能源转型与新技术 | 可再生、新型能源、能源转型、储能、生物质、氢能 |

(2) 语义抽样与人工智能评分集构建

考虑到大语言模型API调用成本高昂、时间较长,我们从所有句子中随机抽样(抽样比例为百分之一),构建绿色语义识别训练集,并通过GPT-4.0模型进行评分,给出一个0-1之间的分数,0表示完全无关,1表示强相关。从而,每个句子获得一条环境表现语义得分,并与其原始文本进行关联,形成标注样本集。

(3) 构建语义评分回归模型

在标注集的基础上,我们采用预训练中文语言模型进行回归微调。模型结构为:

$$Score_i = f(MacBERT_{cls}(input_i)) + \varepsilon_i \tag{2}$$

其中, $input_i$ 为句子输入, MacBERT 模型对其进行编码后提取向量,送入全连接回归层,输出句子绿色表现得分 P_i 。

(4) 企业环境绩效指标构建

以企业一年份为单位对所有评分句子得分进行求和,我们最终构建了如下的环境绩效指标:

$$GreenScore = \sum_{j \in S_i} \hat{P}_{ij} \tag{3}$$

其中, S_i 表示企业 i 在 t 年份的所有环境句子集合。 \hat{P}_{ij} 为企业 i 的句子 j 的环境表现得分,该得分反映了企业在年报中展现出的环境绩效强度,具备较强的连续性、可比性与语义可信度。若某企业某年度无包含环境关键词的句子,则环境绩效指标赋值为0。

2. 解释变量:企业人工智能应用(AIAP)

现有研究在人工智能构建上仍较为模糊,因而我们借助大语言模型(GPT-4.0)与预训练机器学习模型(MacBERT),提出一种融合语义识别与回归评分的企业人工智能应用水平测度方法,该方法依托于生

成式人工智能的语言理解能力与预训练语言模型的语义建模能力,能够有效识别复杂、多样、跨领域的人工智能技术表达形式,进而构建高质量、连续型的企业人工智能指标。该指标与被解释变量(企业绿色表现)的构建步骤类似。

在第一阶段,我们采用GPT-4.0模型对2014-2023年间的企业专利文本进行语义评分。具体而言,从原始企业专利库中分层随机抽取10%的样本(涵盖各行业、各年份),以每条专利的标题、摘要、IPC分类号、专利类型为输入,让GPT-4判断该专利与人工智能的相关性,并输出0至1之间的概率型得分。

在第二阶段,我们使用GPT评分作为监督信号,训练中文预训练语言模型MacBERT的回归版本,以实现专利人工智能相关性的全量预测。在完成全量企业专利的AI评分预测后,本文按“企业一年份”粒度进行聚合,构建连续型企业人工智能指数。具体做法为:对每家企业在每一年度所申请的全部专利,对其人工智能相关性评分 P_i 进行加权汇总。

$$AIAP_{b,t} = \ln\left(\sum_{i=1}^{N_{b,t}} P_i + 1\right) \quad (4)$$

其中, $AIAP_{b,t}$ 表示企业 b 在年份 t 的人工智能指数, P_i 为第 i 件专利的人工智能相关性概率评分, $N_{b,t}$ 为企业 b 在年份 t 的全部专利数量。每项专利的人工智能相关性得分 P_i 均来源于MacBERT模型对专利文本的语义预测分值,数值越高代表该专利与人工智能技术的关联度越强。通过聚合评分而非仅仅计数,可以实现对企业人工智能水平的更准确刻画。

3. 控制变量

参考胡洁等的研究^[4](P90-111),我们选取如下变量作为控制变量进行回归,包含企业规模、资产负债率、总资产收益率、应收账款占比、营业收入增长率、现金流比率、托宾Q值、融资约束、股权集中度、员工规模、企业年龄、管理层持股比例等一系列体现企业基本财务信息、治理情况、市场表现的控制变量。

四、实证结果分析

在理论分析与研究设计的基础上,本部分将对人工智能应用影响企业环境绩效的基准回归结果进行系统呈现,并综合运用多种计量经济学方法与稳健性检验,以确保核心结论的可靠性与因果推断的严谨性。

(一) 人工智能应用对企业环境绩效的影响

表2展示了人工智能应用对企业环境绩效的影响,第(1)(2)列回归未加入控制变量,且第(1)列仅控制了年份固定效应,后续回归均加入控制变量,第(3)列仅控制了行业固定效应和时间固定效应,第(4)列仅控制了城市固定效应和时间固定效应,第(5)(6)列则控制了行业固定效应、城市固定效应与时间固定效应。

其中第(1)-(5)列报告了人工智能应用($AIAP$)对企业环境绩效的回归结果,用以反映人工智能在企业生产经营活动中应用时,是否能够有效提高其环境绩效;同时,为进一步检验人工智能影响环境绩效的作用是否仅仅来源于创新产出的数量效应,而非人工智能特有的赋能效果,本节另将企业专利申请数量作为新的解释变量($INNO$:企业专利申请数量除以100)进行回归,结果如第(6)列所示。

从表2可见,第(1)-(5)列中人工智能应用($AIAP$)的系数均为正且在1%显著性水平上显著,在逐步加入控制变量和不同固定效应组合后,这一结论均保持稳健,说明人工智能应用能够显著提升企业环境绩效。第(6)列将企业专利申请数量($INNO$)作为核心解释变量,结果显示系数虽为正,但数值极小且不显著,表明专利数量本身(即单纯的创新)对企业环境绩效的直接影响有限。

(二) 内生性处理与稳健性检验

1. 工具变量法。为缓解人工智能应用与企业环境绩效之间可能存在的内生性问题,本节引入企业

表2 人工智能应用对企业环境绩效的影响

| Variables | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
|------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-----------------------|-------------------------|-------------------------|
| | EP | EP | EP | EP | EP | EP |
| AIAP | 0.0332*** (6.4838) | 0.0655*** (13.3085) | 0.0249*** (4.9319) | 0.0357*** (6.6599) | 0.0275*** (5.3943) | |
| INNO | | | | | | -0.0008 (-0.4426) |
| Control | No | No | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Constant | 1.5849*** (257.6936) | 1.5621*** (291.6514) | -0.9056*** (-5.7484) | -0.1085 (-0.6059) | -0.7595*** (-4.7365) | -0.8333*** (-5.2134) |
| Year fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Iid fixed | No | Yes | Yes | No | Yes | Yes |
| Cid fixed | No | Yes | No | Yes | Yes | Yes |
| N | 32253 | 32238 | 32253 | 32238 | 32238 | 32238 |
| Adj. R2 | 0.1315 | 0.4172 | 0.4142 | 0.2458 | 0.4420 | 0.4415 |

注:***、**和*分别表示回归结果1%、5%和10%的显著性水平上显著,括号内为t值,下同。

人工智能进入时间作为工具变量(AI_TIME)^①。此外,本节基于战略转型的同群效应理论构建相似规模水平的其他企业人工智能水平($AIAP_PRO$)再次作为工具变量,且剔除自身观测值,确保不引入内生污染。表3第(1)-(4)回归结果表明,在控制内生性偏误后,人工智能对企业环境绩效仍具有显著的正向影响,且结果在使用不同工具变量下均保持稳健,说明基准回归结论具有较强的因果识别力和可靠性。

2.PSM处理。具备更强绿色发展意识或资源优势的企业,往往更倾向于引入人工智能技术,同时也更可能主动推动绿色转型,从而造成因果关系的混淆。为缓解这一内生性风险,我们引入倾向匹配得分法(PSM),依据企业是否聘任具有环保背景的高管^②来划分处理组与对照组。平衡性检验结果显示,经过倾向得分匹配(PSM)后,处理组与对照组在所有协变量上的均值差异显著缩小,标准化偏差降至5%以下,且T检验结果不再显著,表明匹配有效地消除了处理组与对照组在可观测特征上的系统性差异。ATT结果为2.0827,且在1%水平上显著,说明在剔除可观测特征差异后,引入人工智能应用的企业环境绩效显著优于未引入的企业。匹配后回归结果进一步印证了这一结论。

3.Heckman两阶段检验。我们使用Heckman两阶段模型,通过引入反向米尔斯比率(IMR)校正非随机样本选择所带来的偏误,从而提升因果推断的准确性与稳健性。表3第(6)列结果显示,核心解释变量系数显著为正,再次验证了基准结论的稳健性。

4.双重机器学习法。为了进一步使用双重机器学习进行稳健性检验,我们在机器学习模型选择上,采用随机森林、Lasso回归与神经网络三种方法,并分别利用五折交叉验证和三折交叉验证进行模型训练与样本分割,确保预测残差估计的一致性。表4的结果表明,无论采用随机森林、Lasso回归还是神经网络等不同机器学习方法,人工智能应用对企业环境绩效均呈现显著的正向影响,且结果在不同交叉验证设定下保持稳健,说明在控制高维特征异质性的前提下,核心结论仍成立。

5.敏感性分析。为了检验基准模型是否受到遗漏变量偏误的干扰,我们选择企业总资产收益率(ROA)作为敏感性分析的检验指标。敏感性分析结果如图1和图2显示,在设定总资产收益率作为遗漏

① 首先在企业层面统计2012-2023年的AI专利数量,并将企业首次出现AI专利数量大于零的年份定义为标记年;对于样本期内始终未有AI专利的企业,将标记年设定为2024年。随后构造变量 AI_time =当前年份-标记年,反映企业自进入人工智能领域以来的时间跨度。

② 若企业当年高管团队中至少有一位具有环保背景的高管,则认定当年该企业具有环保背景高管。高管环保背景原始数据来源于新浪财经网站公布的个人简历信息,如高管个人简历中包含环境、环保、新能源、清洁能源、生态、低碳、可持续、节能、绿色等关键词的样本,就认定其具有环保背景,并在此基础上统计环保高管数量。

表3 内生性处理

| Variables | 工具变量法 | | | | PSM处理 | Heckman |
|--------------------|------------------------|------------------------|------------------------|------------------------|----------------------|-----------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| | AIAP | EP | AIAP | EP | EP | EP |
| AIAP | | 0.1330*** (11.8581) | | 0.1366*** (11.8367) | 0.0163** (2.0273) | 0.0258*** (4.7384) |
| IMR | | | | | | 0.5618*** (4.0543) |
| AIAP_TIME | 0.1217*** (91.7359) | | 0.1193*** (89.8020) | | | |
| AIAP_PRO | | | 0.0113*** (2.6835) | | | |
| Control | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| K-Prk LM statistic | 6752.999*** | | 6521.333*** | | | |
| CD Wald F | 8415.48 | | 4037.66 | | | |
| 10%临界值 | 16.38 | | 19.93 | | | |
| Year fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Iid fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Cid fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| N | 32238 | 32238 | 31874 | 31874 | 13823 | 26452 |

表4 双重机器学习法

| Variables | 随机森林 | | Lasso回归 | | 神经网络 | |
|------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| | 五折交叉 | 三折交叉 | 五折交叉 | 三折交叉 | 五折交叉 | 三折交叉 |
| AIAP | 0.0379*** (5.59) | 0.0396*** (6.02) | 0.0408*** (6.01) | 0.0244*** (4.35) | 0.0230*** (3.55) | 0.0320*** (4.88) |
| Control | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Year fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Iid fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Cid fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| N | 29541 | 29541 | 29541 | 29541 | 29541 | 29541 |

变量的强度为1倍、2倍和3倍的情形下,人工智能应用对企业环境绩效的回归系数仍然在1%显著性水平上为正,结果稳健。

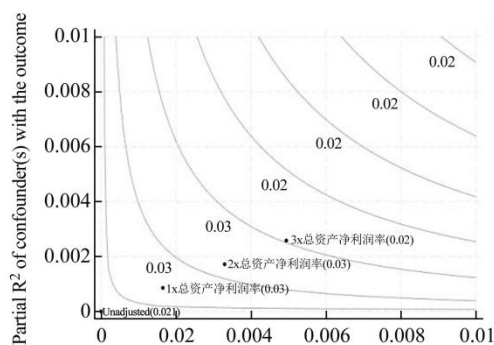


图1 系数β等值线图

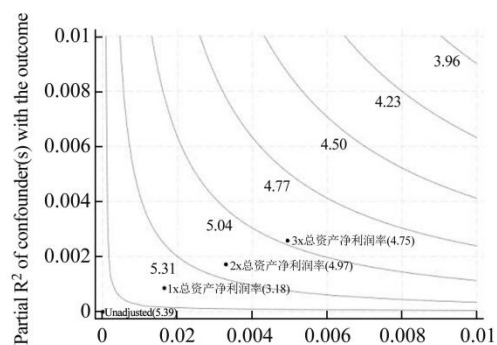


图2 T统计量等值线图

6. 滞后变量、更换样本、排除政策干扰等检验。首先,考虑到人工智能应用对企业环境绩效的影响可能存在滞后性,以及可能存在的双向因果问题,我们将核心解释变量——企业人工智能应用(AIAP)——进行滞后处理,分别滞后 1-3 期;其次,在基准回归基础上将行业、城市固定效应替换为企业个体固定效应,并对企业进行聚类;最后,为排除疫情以及 2015 年股灾的影响,分别将 2020 年之后的样本剔除、将 2015 年样本剔除。表 5 的结果显示,不论是解释变量滞后、更换模型,还是剔除可能异常样本,回归结果仍然显著为正,说明结论仍然成立。

表 5 滞后变量、更换样本、排除政策干扰等检验

| Variables | 滞后一期 | 滞后二期 | 滞后三期 | 更换模型 | 更换样本 | |
|------------|----------------------|-----------------------|-----------------------|----------------------|---------------------|-----------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (6) | (7) | (8) |
| | EP | EP | EP | EP | EP | EP |
| L.AIAP | 0.0234** (2.3759) | | | | | |
| L2.AIAP | | 0.0285*** (4.5609) | | | | |
| L3.AIAP | | | 0.0316*** (4.5365) | | | |
| AIAP | | | | 0.0178** (2.0093) | 0.0109* (1.6916) | 0.0302*** (5.7013) |
| Control | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Year fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Iid fixed | Yes | Yes | Yes | No | Yes | Yes |
| Cid fixed | Yes | Yes | Yes | No | Yes | Yes |
| Com fixed | No | No | No | Yes | No | No |
| N | 25897 | 21517 | 17768 | 31800 | 19351 | 29783 |

7. 替换解释变量、替换被解释变量。为进一步验证人工智能应用对企业环境绩效的促进作用的稳健性,我们首先在原有基于专利数据构建的人工智能应用指标之外,拓展使用关键词来识别企业人工智能专利。如果企业专利摘要文本中包含任意一个人工智能关键词,那么将该专利定义为人工智能专利,最终定义企业当年人工智能专利数量+1 取对数作为人工智能应用的代理变量(AIINNO)。其次,我们将企业年报中含有绿色关键词的数量(EP_WORD)以及含有关键词的句子数量(EP_SEN)作为企业环境绩效的代理变量,再次进行回归。最后,我们采用华证 ESG 得分取对数(ESG)以及华证 ESG 得分中的环境得分取对数(E)作为企业环境绩效的代理变量,再次进行回归。表 6 的结果显示,不论是替换解释变量还是替换被解释变量,系数依然显著为正。

五、进一步分析

在确认人工智能应用对企业环境绩效具有稳健促进作用的基础上,为深入揭示其内在作用路径与适用边界,本部分依次从影响机制、异质性特征等维度展开系统分析,以完善对人工智能环境效应的全面理解。

(一) 人工智能应用提升企业环境绩效的机制分析

前文理论分析指出,人工智能应用具有生产性、技术性和适应性三种典型特点,即通过增强企业产

表6 替换解释变量与被解释变量

| Variables | 替换解释变量 | | 年报关键词 | | 华证 ESG 指数 | |
|------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|------------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| | EP | EP | EP_WORD | EP_SEN | ESG | E |
| AIINNO | 0.0798*** (12.1490) | 0.0273*** (4.0382) | | | | |
| AIAP | | | 1.0556*** (3.8410) | 0.6797*** (6.0244) | 0.0102*** (23.6164) | 0.0109*** (14.6374) |
| Control | No | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Year fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Iid fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Cid fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| N | 32238 | 32238 | 31405 | 31405 | 31621 | 31621 |

能利用效率、降低绿色创新风险以及降低绿色转型风险不确定性感知来共同推动企业提高环境绩效^①。因此,此处针对这三种作用途径进行机制检验。考虑到现有研究已充分证明绿色创新^[161](P96-112)、生产要素资源配置以及风险感知^[251](P1-24)是企业提升环境绩效的重要影响因素,我们使用两步法进行机制分析,具体回归结果如表7所示。

表7 人工智能应用提升企业环境绩效的机制分析

| Variables | 产能利用效率 | 绿色创新风险 | | 转型不确定性 |
|------------|-----------------------|------------------------|--------------------------|------------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) |
| | CI | IR | GAC | AC |
| AIAP | 0.0009*** (3.8493) | 0.2295*** (82.0314) | -0.0849*** (-21.7772) | -0.0104** (-2.1772) |
| Control | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Year fixed | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Iid fixed | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Cid fixed | Yes | Yes | Yes | Yes |
| N | 32237 | 32220 | 32220 | 32238 |

表7的回归结果显示,人工智能应用(AIAP)对产能利用效率、绿色创新风险以及绿色转型风险不确定性均具有显著影响。具体而言,人工智能对产能利用效率的系数为0.0009,在1%水平上显著,表明人工智能应用能够提升企业的资源利用效率;对绿色创新风险的系数为0.2295,在1%水平上显著,说明人工智能应用有助于降低绿色创新的不确定性和失败风险;在绿色转型风险不确定性上,系数为-0.0104,并在5%水平上显著,表明人工智能应用能够显著降低企业在绿色转型过程中的风险不确定性感知。

(二) 异质性分析

在人工智能赋能企业提高环境绩效的过程中,不同企业特征可能显著影响人工智能技术应用的边际效应。基于此,本节从财务质量属性(公司是否由四大事务所审计)、企业规模(基于企业规模中位数

^① 我们使用随机前沿生产函数法,基于企业实际产出与前沿产出的比值来衡量企业产能利用效率(CUR);使用企业当年独立获得的绿色发明数量(即授权的绿色发明数量)+1后取自然对数作为绿色创新风险(GR)的代理变量,该指标越低,说明企业绿色创新风险越高。考虑到该指标不能完全体现企业绿色创新风险,我们进一步使用企业绿色专利申请成功概率(当年独立申请的绿色发明数量与当年独立获得的绿色发明数量之差除以当年独立申请的绿色发明数量)作为企业绿色创新风险的代理变量,该指标越高,说明企业绿色创新风险越高。最后,依据上市公司披露的MD&A文本,提取绿色关键词与风险关键词衡量企业感知到的绿色转型风险不确定性(GRU),如果企业年报中的一条独立句子同时含有绿色关键词与风险关键词,那么定义该句子反映了企业绿色转型风险不确定性,将上述句子数汇总取对数,作为企业绿色转型风险不确定性指数。

分为大型企业与中小企业)和地区属性(东部与中西部地区)三个维度开展异质性检验,以探究人工智能赋能企业环境绩效提升的差异性作用。

表8 异质性分析

| Variables | 高财务信息 | 低财务信息 | 大型企业 | 中小企业 | 东部地区 | 中西部地区 |
|------------|--------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|---------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| | EP | EP | EP | EP | EP | EP |
| AIAP | 0.0204 (1.2764) | 0.0275*** (5.0444) | 0.0355*** (4.0978) | 0.0195*** (3.0570) | 0.0322*** (5.5691) | 0.0189* (1.7373) |
| Control | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Year fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Ind fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| Cid fixed | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes | Yes |
| N | 1874 | 30357 | 16103 | 16112 | 23318 | 8905 |

表8结果表明,在财务信息质量方面,低财务信息质量组(四大审计以外企业)的系数显著高于高财务信息质量组,说明在财务信息质量较低、外部监督不足的情境下,人工智能通过提升信息处理与监测能力、降低信息不对称,能够更有效地改善企业环境绩效。在企业规模方面,大型企业的系数明显高于中小企业,表明资源禀赋充足、技术改造能力强的大企业能够更快、更大规模地嵌入人工智能技术,实现绿色生产与运营模式的优化。在地区层面,东部地区的促进作用显著强于中西部地区,这与东部地区数字基础设施完善、人才与资金密集、绿色创新需求强烈的现实条件相符。总体而言,人工智能赋能效应的发挥依赖于企业所处的治理环境、资源条件与区域发展水平:在财务信息质量更低、资源与基础设施更优越的场景下,人工智能技术能够更充分地内嵌到企业绿色转型过程之中,从而形成更显著的环境绩效提升。

六、研究结论与政策建议

本文基于2014–2023年A股上市企业的实证分析,创新性地利用GPT-4.0与MacBERT大语言模型构建企业人工智能指数与环境绩效指标,系统探讨了人工智能应用对企业环境绩效的影响及作用机制。研究发现,人工智能应用显著促进了企业环境绩效的提升,进一步的机制分析表明,人工智能通过提高产能利用效率、降低绿色创新风险和绿色转型的不确定性感知,形成了多路径的环境绩效提升机制。同时,异质性检验结果显示,这种正向作用在财务信息质量较低、企业规模较小及位于东部地区的企业中更为显著。总体而言,研究结果显示人工智能在促进企业环境绩效提升方面具有显著且可持续的作用,这为实现我国“碳达峰、碳中和”目标和推动经济高质量发展提供了新路径。

基于上述研究结论,为更好发挥人工智能对企业环境绩效的促进作用,有必要从技术推广、金融支持和制度保障等方面系统推进相关政策安排。

第一,在技术推广与能力建设方面,应更加注重人工智能在绿色生产领域的实际应用效果。政府部门和行业组织可围绕节能降耗、生产流程优化和排放管理等重点环节,总结并推广成熟经验,推动相关技术在不同行业和企业中的落地应用。同时,应关注中小企业在技术吸收能力方面的不足,通过提供针对性的培训、咨询和技术服务,帮助企业逐步建立起与人工智能应用相匹配的管理和运营能力,避免技术应用流于形式。进一步来看,还应鼓励企业在实际生产过程中开展持续改进,通过小规模试点和逐步推广的方式,降低技术应用初期的调整成本,提高企业长期采用相关技术的意愿。

第二,在绿色金融与投融资引导方面,应充分发挥金融体系在资源配置中的引导作用。通过在信

贷、投资和保险等环节中纳入企业人工智能应用及其环境绩效表现,有助于缓解企业在绿色转型过程中面临的融资约束。对积极运用人工智能改善环境绩效的企业,可通过差异化融资条件和长期资金支持,增强其持续投入绿色技术和管理改进的能力。同时,应提升金融支持的稳定性和连续性,减少政策和市场波动对企业绿色投资决策的影响,引导企业形成更加稳健和长期的环境投入预期。

第三,在制度保障与监管激励方面,应进一步完善与人工智能绿色应用相配套的制度环境。通过健全环境信息披露和评价机制,提高相关信息的透明度和可比性,引导企业更加重视人工智能在环境管理中的实际成效。同时,监管部门可通过正向激励与规范约束相结合的方式,鼓励企业将人工智能应用纳入长期发展战略,推动环境绩效改善由被动应对转向主动提升。此外,还应注重制度执行的一致性和可预期性,减少企业因政策不确定性而产生的观望行为。

综合而言,只有在技术扩散、金融支持和制度建设协同推进的条件下,人工智能才能持续释放其对企业环境绩效的促进潜力,为实现绿色低碳发展目标和经济高质量发展提供有力支撑。

参考文献

- [1] 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.中国工业经济,2023,(2).
- [2] 李青原,肖泽华.异质性环境规制工具与企业绿色创新激励——来自上市企业绿色专利的证据.经济研究,2020,(9).
- [3] D. Acemoglu, U. Akcigit, D. Hanley et al. Transition to Clean Technology. *Journal of Political Economy*, 2016, 124(1).
- [4] 胡洁,于宪荣,韩一鸣.ESG评级能否促进企业绿色转型?——基于多时点双重差分法的验证.数量经济技术经济研究,2023,(7).
- [5] 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.中国工业经济,2024,(10).
- [6] 张骏,郭娜,刘彦迪.金融科技对银行风险的影响研究——基于流动性创造与经营效率的分析.南开经济研究,2023,(11).
- [7] 刘华珂,李旭超,聂禾等.AI时代:城市数字化转型与企业创新.中国软科学,2024,(2).
- [8] 陈东晖,李素梅,尚达等.贷款银行ESG实践与借款企业绿色技术创新.现代金融研究,2024,(11).
- [9] 吕越,马明会,陈泳昌等.人工智能赋能绿色发展.中国人口·资源与环境,2023,(10).
- [10] 陈琳,高悦蓬,余林徽.人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析.管理世界,2024,(6).
- [11] A. Kemp. Competitive Advantage Through Artificial Intelligence: Toward a Theory of Situated AI. *Academy of Management Review*, 2024, 49(3).
- [12] A. S. Shaik, S. M. Alshibani, G. Jain et al. Artificial Intelligence (AI) - Driven Strategic Business Model Innovations in Small-and Medium-sized Enterprises. Insights on Technological and Strategic Enablers for Carbon Neutral Businesses. *Business Strategy and the Environment*, 2024, 33(4).
- [13] 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.管理世界,2024,(2).
- [14] 丁杰,黄金波.银企数字化促进企业绿色转型的协同效应研究.系统工程理论与实践,2024,(1).
- [15] 王馨,王营.绿色信贷政策增进绿色创新研究.管理世界,2021,(6).
- [16] 曹裕,李想,胡韩莉等.数字化如何推动制造企业绿色转型?——资源编排理论视角下的探索性案例研究.管理世界,2023,(3).
- [17] Z. Sun, L. Zhao, A. Mehrotra et al. Digital Transformation and Corporate Green Innovation: An Affordance Theory Perspective. *Business Strategy and the Environment*, 2025, 34(1).
- [18] 陈东晖,于学伟,胡丽宁.金融科技能否赋能企业新质生产力发展——来自银行专利文本信息的经验证据.国际金融研究,2025,(7).
- [19] 吕越,张昊天,薛进军等.税收激励会促进企业污染减排吗——来自增值税转型改革的经验证据.中国工业经济,2023,(2).
- [20] 刘洋,董久钰,魏江.数字创新管理:理论框架与未来研究.管理世界,2020,(7).

- [21] 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动. 管理世界, 2019, (7).
- [22] P. Aghion, A. Bergeaud, M. Lequien et al. The Heterogeneous Impact of Market Size on Innovation: Evidence from French Firm-level Exports. *Review of Economics and Statistics*, 2024, 106(3).
- [23] 钞小静, 沈路. 创新价值链视角下人工智能技术对制造业企业绿色创新效率的影响. 经济学动态, 2025, (4).
- [24] 谭常春, 王卓, 周鹏. 金融科技“赋能”与企业绿色创新——基于信贷配置与监督的视角. 财经研究, 2023, (1).
- [25] C. Li, A. K. Sampene, A. Khan et al. Environmental Orientations to Innovation Ecosystem: The Role of Green Transition, Perceived Environmental Uncertainty and Green Transformational Leadership. *Operations Management Research*, 2024, 18(1).
- [26] S. Luo, N. Yimamu, Y. Li et al. Digitalization and Sustainable Development: How Could Digital Economy Development Improve Green Innovation in China? *Business Strategy and the Environment*, 2023, 32(4).
- [27] W. Wang, G. Gao, R. Agarwal. Friend or Foe? Teaming Between Artificial Intelligence and Workers with Variation in Experience. *Management Science*, 2024, 70(9).
- [28] Y. Deng, J. Zheng, L. Huang et al. Let Artificial Intelligence Be Your Shelf Watchdog: The Impact of Intelligent Image Processing-powered Shelf Monitoring on Product Sales. *MIS Quarterly*, 2023, 47(3).
- [29] 吴非, 黎伟. 税收激励与企业绿色转型——基于上市企业年报文本识别的经验证据. 财政研究, 2022, (4).

Applications of Artificial Intelligence and Enterprise Environmental Performance

Li Xuchao, Chen Donghui (Wuhan University)

Abstract Achieving the goals of peak carbon emissions and carbon neutrality is the core strategy for China's economy to move towards high-quality development. During this critical period of transformation, the "technological dividend" released by the development of artificial intelligence (AI) is becoming a key force driving the green and low-carbon transformation of enterprises. On this basis, taking A-share listed companies from 2014 to 2023 as research objects, this study conducts an empirical test on the specific impact of AI applications on corporate environmental performance and its underlying mechanisms, and results reveal that AI applications can effectively improve corporate environmental performance. From the perspective of its functional pathways, AI jointly promotes the improvement of environmental performance by enhancing their capacity utilization efficiency, reducing the risk of green innovation, and alleviating the uncertainty of green transformation; A further heterogeneity analysis finds that the positive impact of AI applications on corporate environmental performance is more significant in enterprises with lower financial information quality, smaller scale, and enterprises in the eastern region. It can thus be seen that AI is not only an important technological support for promoting enterprises' green and low-carbon transformation but also a key driving force for achieving the dual-carbon strategy and high-quality development goals.

Key words artificial intelligence applications; corporate environmental performance; large language model; enterprise capacity utilization efficiency; green innovation risk; perception of uncertainty in green transformation

-
- 作者简介 李旭超, 武汉大学经济与管理学院副教授, 湖北 武汉 430072;
陈东晖(通讯作者), 武汉大学经济与管理学院博士研究生。
- 责任编辑 李 媛