

人工智能可以降低企业环境成本吗?

王积田, 米沛雨, 金 钊, 肖毅宁, 于健鸿

(东北农业大学经济管理学院, 哈尔滨 150030)

摘要:当前中国大量企业环境成本居高不下,探讨引入人工智能能否有效控制企业环境成本具有重要意义。利用2013—2023年沪深A股上市公司财务数据,实证检验企业人工智能水平与环境成本的关系。研究发现,人工智能技术的引入与企业的环境成本呈显著负相关关系。作用机制表明,企业发展人工智能通过缓解融资约束、提高内部控制质量、提高创新质量的中介效应来降低自身环境成本。异质性分析表明,不同企业规模和行业属性下人工智能对环境成本的影响存在差异。

关键词:人工智能;环境成本;创新质量;内部控制

中图分类号: F275.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-1807(2025)15-0278-07

党的二十大报告着重强调了要推进碳达峰碳中和与生态文明建设,而双碳目标的实现离不开对环境成本的控制^[1]。当下中国企业环境成本问题不容小觑,“污染天堂”困境使得发展中国家承担了严峻的环境成本^[2]。中国嵌入全球价值链低端带使得环境成本问题更加严重^[3]。碳排放权交易试点政策在各个地区逐步落实使企业面临着更加高昂的环境成本^[4]。严格的环境规制法律也会导致企业面临更严峻的环境成本^[5]。在此背景下,一些企业引入了人工智能技术进行绿色发展^[6],以期降低环境成本。

人工智能对企业的环境成本有着复杂的影响。人工智能具有“生成式机器学习”功能,可进行自主学习并训练出与环境成本管理相关的语言模型,助力企业降低环境成本^[7]。人工智能算法可以为企业的环境成本控制设计、构建出更健全的系统,从而更好地提高企业环境成本管理效率,有效控制环境成本^[8]。但是,人工智能的开发使用也有可能增加环境成本。生成式算法通常需要大量计算资源使得生成式人工智能技术的发展伴随着巨大的环境成本^[9]。此外,人工智能所需要的大规模数据基础设施也具有显著的环境成本^[10]。

综上所述,已有文献对于企业发展人工智能的利弊深入分析仍显不足,而对于企业引入人工智能对自身环境成本的影响则很少有人研究。为此,本文利用

2013—2023年沪深A股上市公司财务数据,实证检验企业人工智能水平与环境成本的关系。本文可能的研究贡献包括:①丰富了企业引入人工智能的后果的研究;②探究了人工智能影响环境成本的可能路径;③为企业改善自身经营管理提供了新思路。

1 理论分析与研究假设

1.1 企业引入人工智能对环境成本的影响

人工智能是一种模拟人类智能、实现自主学习、推理、判断和决策的技术。其核心理念在于使计算机具备感知、理解、思考、交互和创造等能力,从而完成各种智能化任务^[11]。环境成本可以细分为强制性环境成本和自愿性环境成本。强制性环境成本是企业为遵守法规而必须承担的支出,自愿性环境成本则是企业为了提升市场竞争力和品牌形象而自发投入的支出^[12]。已有文献关于人工智能对企业的环境成本的影响研究包括以下两个方面。

(1)人工智能为核算、跟踪、预测企业环境成本提供技术支持。人工智能算法为企业环境成本控制设计和构建了科学有效的实施系统^[13]。环境成本控制系统中利用人工智能的决策树算法进行设计,最后能够实现环境成本内在化的转变^[14]。人工智能的决策树算法运用到环境成本控制系统当中去,通过人工智能对外部环境成本进行准确计量,有效解决了外部环境成本归集难的问题^[15]。人工

收稿日期: 2025-02-13

作者简介:王积田(1969—),男,黑龙江望奎人,博士,副教授,硕士研究生导师,研究方向为财务管理;通信作者米沛雨(2000—),男,河南襄城人,硕士研究生,研究方向为财务管理;金钊(2001—),女,江苏吴江人,硕士研究生,研究方向为财务管理;肖毅宁(2002—),男,黑龙江密山人,硕士研究生,研究方向为财务管理;于健鸿(2000—),男,山东潍坊人,硕士研究生,研究方向为财务管理。

智能还可以提升企业的新质生产力水平^[16],有助于企业采用更加绿色的生产方式。运用人工智能不仅可以监测当前环境成本,也可以精准地预测将会发生的环境成本^[17]。

(2)人工智能的开发带来资源、能源消耗,增加了环境成本控制的难度。高性能计算机集群的生成式算法通常需要大量计算资源,尤其是大规模预训练模型的训练和运行使得生成式人工智能技术的发展伴随着巨大的环境成本,生成式人工智能最主要的两个阶段是模型训练和模型推断,均会消耗大量能源并产生碳排放。生成式人工智能主要通过数字基础设施对能源和气候变化产生影响,其中,计算硬件和基础设施是隐含碳排放的主要来源。生成式人工智能系统教育应用也存在环境成本,尤其是模型训练的耗电和水耗等因素^[18]。

基于上述分析,提出如下假设。

H1a:企业发展人工智能会降低环境成本;

H1b:企业发展人工智能会提高环境成本。

1.2 企业引入人工智能影响环境成本的机制

(1)人工智能提高企业内部控制质量,从而降低环境成本。智能化、自动化的内部控制体系可以对业务流程、财务报告、信息系统及合规性等方面进行全面、持续、动态的监控与管理^[19]。人工智能还可以根据企业的实际情况和业务需求,为企业量身定制内部控制方案,从而提高内部控制的针对性、有效性^[20]。人工智能算法还可以赋能内部控制,可以让内部控制从被动的事后处理转变为主动的事前预警和实时监控^[21]。大数据分析与人机智能技术也能为应收账款内部控制提供强有力的技术支持,显著提升风险管理的效率与质量^[22]。有效的内部控制能够及时追踪并降低环境成本。在环境成本较高时有效的内部控制是一种积极的监督管理机制,可以通过增加环境信息披露的可靠性来遏制企业漂绿行为^[23],进而控制环境成本。内部控制包括建立环境成本核算制度、设立环境成本管理部门等,以确保环境成本的准确核算和有效管理,推进企业对环境成本的控制^[24]。

(2)人工智能提高企业创新质量,从而降低环境成本。人工智能对创新的影响主要体现为创新质量提高^[25]。人工智能通过规模效应和结构效应影响科技创新质量。人工智能有利于企业增加产出规模和研发投入规模,也有利于企业优化要素结构和员工结构^[26]。在政策层面,负责任创新提升到了国家发展战略高度并纳入创新驱动发展框架体系,使人工智能产业发展模式转向了创新质量优先。此外人工智能

等数字技术还能提高绿色技术创新效率,在行业内部形成绿色创新的先发优势^[27],而绿色创新又可以通过数字化转型来减少环境成本的方式来实现^[28],有助于约束企业的环境成本。

(3)人工智能缓解融资约束,从而降低环境成本。人工智能对融资约束有显著的负向影响,人工智能的发展能够降低实体企业的资金约束^[29],人工智能“赋能”金融也可以改善实体企业面临的融资约束^[30]。还有学者认为,小型企业和非国有企业应用人工智能技术后可以更大程度上缓解其融资约束^[31]。融资约束会直接影响到环境成本^[32],缓解融资约束能够加速企业数字化转型^[33],而数字化转型能够降低企业环境成本^[34]。此外,对融资约束进行调整还可以部分抵消因环境成本上升带来的不利影响^[35]。

综上所述,提出如下假设。

H2a:人工智能通过提高内部控制质量降低环境成本;

H2b:人工智能通过提高创新质量降低环境成本;

H2c:人工智能通过缓解融资约束降低环境成本。

2 研究设计

2.1 数据来源

选取2013—2023年沪深A股上市公司为研究样本。采用的上市公司年报来自新浪财经官网;专利数据来自IRPDB知识产权数据库;企业基本信息和财务数据来自国泰安数据库(CSMAR)。对样本数据进行如下清理:①剔除ST、*ST股样本;②剔除金融行业样本数据;③剔除存在缺失值的样本;④对连续型变量进行1%~99%首尾缩尾。经处理后共计得到24 945个样本。

2.2 变量定义

2.2.1 被解释变量

综合借鉴张琦等^[36]衡量企业环境支出的方法,同时考虑到企业经营规模的差距,采用企业财报中的绿化费、环卫费等环境治理支出除以营业收入得出的结果作为衡量环境成本的指标。

2.2.2 解释变量

参考姚加权等^[37]的做法,根据上市公司年报文本内容,对73个人工智能的相关词频进行统计,用词频总和加1取对数衡量上市公司人工智能水平。

2.2.3 控制变量

借鉴以往研究环境成本的文献,使用企业规模(Size)、企业性质(SOE)、上市年龄(Age)、账面市值比(Mratio)、净资产收益率(ROE)、现金流比率(Cashflow)、第一大股东持股比例(Top1)作为控制变量。变量定义见表1。

表 1 变量定义

变量类型	变量符号	变量名称	变量定义
被解释变量	EC	环境成本	企业财报中的绿化费、环卫费等环境治理支出除以营业收入
解释变量	AI	人工智能水平	上市公司年报文本中 73 个人工智能相关词频总和加一取对数
控制变量	Size	企业规模	对期末总资产取自然对数
	SOE	企业性质	若为国有企业取值为 1, 否则为 0
	Age	上市年龄	企业已上市年份的自然对数
	BM	账面市值比	账面价值 / 市场价值
	ROE	净资产收益率	净利润 / 净资产
	Cash-flow	现金流比率	经营活动现金流量净额 / 期末总资产
	Top1	第一大股东持股比例	第一大股东持股数量 / 总股数

2.3 模型构建

根据研究假设,为检验人工智能对环境成本的影响,构建如下回归模型:

$$EC_{it} = \beta_0 + \beta_1 AI_{it} + \sum Control_{it} + \sum Year + \sum Industry + \epsilon_{it} \quad (1)$$

式中:*i* 为企业;*t* 为年份;被解释变量 EC_{it} 为企业在第 *t* 年的环境成本;解释变量 AI_{it} 为企业在第 *t* 年的人工智能水平; $Control_{it}$ 为一系列控制变量;此外,还控制了行业(Industry)和年份(Year)固定效应; ϵ 为随机误差项; β_0 为常数项; β_1 为回归系数。

3 实证分析

3.1 变量描述性统计

表 2 呈现了模型中各变量的描述性统计结果。环境成本 (EC) 的均值为 0.214 988, 标准差达 0.792 794, 其最小值为 0, 最大值为 6.162 258, 这表明不同企业在环境成本方面存在较为显著的差异, 部分企业环境成本支出相对较低, 而部分企业则面临着较高的环境成本压力。人工智能水平 (AI) 的均值是 0.993 855, 标准差为 1.257 731, 取值范围为 0~4.875 197, 反映出样本企业在人工智能应用程度上参差不齐, 一些企业可能处于人工智能应用的初步阶段, 而另一些企业则已达到较高水平。其他控制变量数值在合理范围内, 与现有研究无明显差异。

3.2 基准回归

采用普通最小二乘法 (OLS) 对模型 (1) 进行回归, 以检验人工智能水平与环境成本之间的关系, 回归结果见表 3。

表 2 变量描述性统计

变量	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
EC	24 945	0.214 988	0.792 794	0.000 000	6.162 258
AI	24 945	0.993 855	1.257 731	0.000 000	4.875 197
Size	24 945	22.368 930	1.322 919	18.591 980	27.467 720
SOE	24 945	0.337 877	0.472 996	0.000 000	1.000 000
Age	24 945	10.765 490	7.576 747	0.000 000	29.000 000
BM	24 945	0.611 461	0.255 508	0.064 933	1.245 837
ROE	24 945	0.052 284	0.142 999	-1.229 690	0.503 623
Cashflow	24 945	0.049 562	0.067 054	-0.203 390	0.292 475
Top1	24 945	33.308 970	14.685 270	8.060 000	76.070 000

表 3 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
	EC	EC	EC
AI	-0.074*** (-23.77)	-0.071*** (-22.01)	-0.039*** (-10.08)
Size		-0.016*** (-4.18)	-0.005 (-1.34)
SOE		0.014 (1.35)	0.042*** (3.98)
Age		0.001** (2.50)	0.002*** (3.02)
BM		-0.003 (-0.15)	0.066*** (3.16)
ROE		-0.105*** (-3.45)	-0.111*** (-3.65)
Cashflow		0.454*** (7.38)	0.191*** (3.06)
Top1		-0.000 (-0.29)	0.000 (0.56)
常数项	0.271*** (54.30)	0.585*** (7.85)	0.353*** (3.98)
Year/Industry	No	No	Yes
样本数	24 945	24 945	24 945
adj. R ²	0.015	0.017	0.051

注: **、*** 分别表示 $P < 0.05$ 、 $P < 0.01$; 括号内为 *t* 值。

在表 3 列 (1) 中, 仅加入人工智能水平 (AI) 作为解释变量, 结果显示 AI 的系数为 -0.074, 且在 1% 的水平上显著, 表明人工智能水平与环境成本呈显著负相关关系, 初步支持了假设 H1a, 证明了企业引入人工智能技术与环境成本呈负相关关系, 即人工智能能够降低企业的环境成本。列 (2) 列示了未控制行业和年份固定效应后的回归结果, AI 的系数变为 -0.071, 依然在 1% 的水平上显著, 说明在控制了这些企业特征因素后, 人工智能对环境成本的降低作用仍然显著。进一步的, 加入全部控制变量集之后的结果见列 (3), AI 的系数为 -0.039, 仍在 1% 的水平上显著, 且模型的拟合优度有所提高 (adj. R² 从 0.015 提高到 0.051), 再次验证了人工智能水平的提高有助于降低企业环境成本。

3.3 稳健性与内生性检验

3.3.1 替换被解释变量

为排除变量的不同测量方式导致回归结果存在的差异,借鉴柯善淦等^[38]的研究,采用环境绩效指数(EPI2)替代环境成本作为被解释变量进行回归,EPI2数据来源于马克数据网。回归结果见表4列(1),人工智能水平的系数为-0.034,在1%的水平上显著,说明人工智能水平的提高有助于提升企业的环境绩效,进一步支持了人工智能对企业环境方面的积极影响。

3.3.2 解释变量滞后1期

考虑到企业引入人工智能对环境成本的影响可能存在时间滞后性,将解释变量人工智能水平滞后1期(L. AI)进行回归,结果见表4列(2)。滞后1期的人工智能水平(L. AI)系数-0.051,均在1%的水平上显著,这表明人工智能水平对企业环境成本的降低作用在滞后1期时仍然显著,进一步说明企业引入人工智能后,随着时间推移,其对环境成本的积极影响持续存在,再次支持了假设H1a。

3.3.3 倾向得分匹配法(PSM)

为了克服人工智能水平不同的企业间存在一些可观测固有特征引致的内生性问题,使用倾向得分匹配法(PSM)进行稳健性检验。首先,基于人工智能水平的均值构造虚拟变量(AI_dum),若人工智能水平高于均值则AI_dum取值为1,否则取值为0,将样本划分为实验组、对照组。其次,按照1:1最近邻匹配原则(无放回),以前文所有控制变量作为企业特征变量进行匹配。匹配结果显示ATT(average treatment effect on the treated,接受治疗组的平均处理效应)的 t 统计量为-3.88,在1%的水平上显著,说明处理组与控制组的样本均值在统计学上已无显著差异,匹配效果较好。最后,将匹配后的样本重新放入模型进行回归,回归结果见表4列(3),人工智能水平对环境成本的回归系数为-0.046且在1%的水平显著,说明数据结果很好的排除了样本自选择偏差问题。

3.3.4 Heckman 两阶段回归模型检验

为进一步提升实证检验的稳健性,采用Heckman两阶段回归模型进行检验。具体而言,在第1阶段,将表示人工智能水平高低的虚拟变量作为因变量,利用probit模型,利用工业机器人渗透度作为外生变量并加入前文所述控制变量进行回归,结果见表4第(4)列,计算得到逆米尔斯比率(imr)。将得到的imr作为控制变量加入模型(1)中进行回归,结果见表4第(5)列,AI的系数为-0.050且在

表4 稳健性与内生性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	EPI2	EC	EC	AI_dum	EC
AI	-0.034*** (-5.64)		-0.046*** (-11.58)		-0.050*** (-11.54)
L. AI		-0.051*** (-10.56)			
RBT				0.014*** (7.80)	
imr					-0.068 (-0.68)
Size	0.041*** (6.57)	-0.003 (-0.63)	0.003 (0.57)	0.176*** (24.12)	-0.010 (-0.80)
SOE	0.014 (0.92)	0.033*** (2.76)	0.025** (2.03)	-0.253*** (-12.90)	0.045** (2.12)
Age	-0.004*** (-4.36)	0.003*** (3.35)	0.002*** (2.69)	-0.018*** (-15.56)	0.004** (2.41)
BM	0.149*** (4.70)	0.064*** (2.59)	0.009 (0.38)	-0.501*** (-13.41)	0.095** (2.29)
ROE	0.011 (0.25)	-0.084** (-2.43)	-0.002 (-0.06)	-0.173*** (-3.02)	-0.094*** (-2.72)
Cashflow	-0.244*** (-2.62)	0.262*** (3.45)	0.239*** (3.22)	-0.585*** (-4.90)	0.237*** (2.96)
Top1	-0.001* (-1.69)	-0.000 (-0.47)	-0.001 (-1.64)	-0.008*** (-15.32)	0.000 (0.30)
常数项	-0.814*** (-6.13)	0.194* (1.81)	0.204* (1.85)	-3.439*** (-23.19)	0.439 (1.34)
样本数	24 945	23 962	13 485	24 945	24 945
adj. R ²	0.083	0.057	0.052	—	0.057

注: *、**、***分别表示 $P < 0.1$ 、 $P < 0.05$ 、 $P < 0.01$; 括号内为 t 值。

1%的显著性水平上显著,并且imr的系数不显著,说明不存在明显的样本选择偏差问题,通过此方法进一步验证了实证结果的稳健性。

4 进一步分析

4.1 机制检验

基于前文的理论分析,分别从内部控制质量、创新质量与融资约束3个渠道检验人工智能水平对企业环境成本的影响机制。采用江艇^[39]的两步法,在原假设的基础上,构建机制路径进行机制检验模型:

$$M_{it} = \beta_0 + \beta_1 AI_{it} + \sum Control_{it} + \sum Year + \sum Industry + \epsilon_{it} \quad (2)$$

式中: M 为中介变量,回归时用IC、lnCit和KZ作为中介变量分别代表内部控制质量、创新质量和融资约束。其中:内部控制质量(IC)参考王露萌等^[40]的研究,采用的内部控制数据来自迪博公司编制的“中国上市公司内部控制指数”,该指标能够较为全面地刻画上市公司的内部控制水平。由于该指数采用千分制,取该指数取自然对数得到内部控制质量(IC),数值越大,表明企业内部控制质量越高。

创新质量(lnCit)参考雷国雄和杨黎^[41]的研究,采用企业的专利数、专利被引次数等综合得分来衡量;融资约束(KZ)采用 KZ 指数,该指标数值越高,表明企业面临的融资约束问题越严重。机制检验回归结果见表 5,第(1)列显示人工智能水平对内部控制指数的系数为 4.708,在 1% 的水平上显著为正,结果证明了人工智能的发展通过提高企业的内部控制质量进而降低了环境成本。假设 H2a 得以证明。第(2)列显示人工智能水平(AI)对 lnCit 的系数为 0.292,在 1% 的水平上显著为正,说明人工智能通过提高企业创新质量进而降低企业环境成本,假设 H2b 得以证明。最后,融资约束的中介效应结果见列(3),人工智能水平对企业融资约束的抑制作用为-0.154且在 1% 的显著性水平上显著,说明人工智能水平能够通过缓解企业融资约束问题,进而降低企业的环境成本,假设 H2c 得以证明。通过以上机制检验,全面验证了人工智能分别通过提高内部控制质量、创新质量以及缓解融资约束这 3 条路径,有效降低了企业的环境成本,为深入理解人工智能在企业环境成本管理中的作用提供了有力的实证支持。

4.2 异质性分析

为了更深入地探究人工智能对企业环境成本的影响在不同企业特征下的差异表现,本节着重从行业竞争度高低和 ESG 得分高低两个维度展开异质性分析。

4.2.1 行业竞争度异质性

在行业竞争度方面,将样本企业依据行业竞争程度的量化指标进行分组,划分为高竞争度组和低竞争度组。回归结果见表 6 列(1)、列(2)。对于高竞争度组,回归结果显示人工智能水平的系数为-0.041,在 1% 的显著性水平下显著为负。这表明在竞争激烈的行业环境中,企业面临着更大的市场压力和成本控制需求,人工智能技术在降低环境成本方面发挥着极为关键的作用。企业为了在竞争中脱颖而出,会积极利用人工智能的优势,对生产流程、资源管理等环节进行精细化优化,从而有效减少环境成本的支出。而在低竞争度组,人工智能水平的系数为-0.029,在 1% 的显著性水平下显著为负。虽然同样呈现出显著的降低作用,但相比高竞争度组,系数的绝对值较小。这可能是由于低竞争度行业的企业环境成本压力相对较小,对人工智能技术的应用动力和投入程度相对较低,导致其在降低环境成本方面的效果相对较弱。

4.2.2 ESG 表现异质性

从 ESG 得分维度来看,按照 ESG 综合得分的中位数将样本企业分为高 ESG 得分组和低 ESG 得分组。回归结果见表 6 列(3)、列(4),在高 ESG 得分组中,人工智能水平的系数为-0.059,在 1% 的显著性水平下显著为负。高 ESG 得分的企业通常具有更强的环保意识和社会责任感,更注重可持

表 5 机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	IC	lnCit	KZ
AI	4.708*** (6.84)	0.292*** (40.57)	-0.154*** (-4.83)
Size	12.629*** (17.86)	0.706*** (92.75)	-0.194*** (-18.15)
SOE	9.007*** (5.11)	0.171*** (8.84)	7.912*** (137.75)
Age	-1.907*** (-17.52)	0.007*** (6.16)	0.852*** (11.89)
BM	0.996 (0.27)	-0.970*** (-25.05)	-0.0641 (-1.29)
ROE	298.039*** (58.17)	-0.067 (-1.19)	-0.00253** (-2.03)
Cashflow	23.439** (2.18)	-0.277** (-2.34)	-0.0845*** (-3.47)
Top1	0.328*** (6.69)	-0.003*** (-6.49)	-0.0300*** (-37.93)
常数项	335.724*** (21.91)	-13.051*** (-78.02)	1.623*** (6.31)
样本数	24 945	24 945	24 945
adj. R ²	0.168	0.542	0.569

注:**、***分别表示 $P < 0.05$ 、 $P < 0.01$;括号内为 t 值。

表 6 异质性分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	EC	EC	EC	EC
AI	-0.041*** (-5.67)	-0.029*** (-4.10)	-0.059*** (-6.55)	-0.045*** (-7.91)
Size	-0.003 (-0.41)	-0.011 (-1.51)	0.002 (0.23)	-0.004 (-0.71)
SOE	0.002 (0.14)	0.040** (2.25)	0.054** (2.41)	0.019 (1.30)
Age	0.008*** (7.72)	-0.002** (-2.07)	0.001 (0.74)	0.004*** (3.90)
BM	0.142*** (4.06)	0.038 (0.97)	-0.006 (-0.13)	0.126*** (4.13)
ROE	-0.044 (-0.92)	-0.178*** (-3.14)	-0.053 (-1.00)	-0.145*** (-2.69)
Cashflow	0.338*** (3.25)	0.135 (1.21)	0.104 (0.75)	0.351*** (3.80)
Top1	0.000 (0.11)	0.000 (0.37)	0.001 (1.26)	-0.000 (-0.49)
常数项	0.187 (1.36)	0.404** (2.05)	0.076 (0.34)	0.328** (2.50)
样本数	12 016	12 929	8 604	16 341
adj. R ²	0.049	0.086	0.070	0.060

注:**、***分别表示 $P < 0.05$ 、 $P < 0.01$;括号内为 t 值。

续发展战略的实施,因此在人工智能技术的投入和应用上更为积极主动,能够充分发挥人工智能在环境成本管控方面的潜力,实现环境成本的大幅降低。在低 ESG 得分组,人工智能水平的系数为-0.045,在1%的显著性水平下显著为负。尽管也能体现出人工智能对环境成本的降低效果,但相较于高 ESG 得分组,其作用程度稍显逊色。这说明低 ESG 得分企业在利用人工智能技术降低环境成本方面还有较大的提升空间,需要进一步加强对环保和可持续发展的重视与投入。

5 结论与政策建议

利用2013—2023年沪深A股上市公司财务数据,实证探究了企业人工智能水平与环境成本的关系。结果显示,人工智能技术的引入与企业环境成本呈显著负相关,即企业发展人工智能能够有效降低环境成本,且在经过替换被解释变量、解释变量滞后一期、PSM和Heckman两阶段等一系列稳健性与内生性检验后,该结论依然稳健。机制检验表明,人工智能主要通过提高内部控制质量和创新质量,以及缓解融资约束3条中介路径实现环境成本的降低。在异质性分析方面,从行业竞争度和ESG得分两个维度来看,不同企业特征下人工智能对环境成本的影响存在显著差异。在高竞争度行业和高ESG得分企业中,人工智能降低环境成本的作用更为突出。基于上述研究结论,提出以下建议。

(1)企业应积极引入人工智能技术。鉴于人工智能在降低环境成本方面的显著作用,企业应充分认识到其应用价值,加大在人工智能领域的投入与研发力度,将其深度融入生产、管理等各个环节,借助人工智能的优势优化环境成本管理体系,提升企业的绿色发展能力与竞争力。例如,制造业企业可利用人工智能技术优化生产流程,精准控制原材料使用和废弃物排放,从而降低环境成本;服务业企业可通过人工智能实现资源的智能调配,减少不必要的能源消耗。

(2)强化人工智能与企业内部控制、创新及融资的协同发展。企业在应用人工智能时,应注重构建智能化内部控制体系,利用人工智能实现对环境成本相关业务的实时监控与风险预警,确保环境成本核算与管理的准确性与有效性;持续推动基于人工智能的创新活动,鼓励研发更多绿色环保技术与产品,以创新驱动环境成本的降低;同时,借助人工智能提升企业的融资能力与效率,缓解融资约束,为企业绿色发展提供充足资金支持。例如,金融机构可利用人工智能完善企业信用评估模型,使具有

良好环境效益的企业更易获得融资,助力企业扩大人工智能应用规模。

(3)对于不同行业竞争度的企业实施差异化策略。对于高竞争度行业,政府和行业组织应加大人工智能相关技术和资源的倾斜,鼓励企业开展联合研发项目,共同攻克人工智能在降低环境成本方面的技术难题,形成行业内的规模效应和协同效应,进一步强化人工智能在该领域的优势。对于低竞争度行业,应加强引导,通过政策激励、培训指导等方式,提升企业对人工智能技术的认知和应用能力,鼓励企业将人工智能融入日常运营,挖掘降低环境成本的潜力,逐步缩小与高竞争度行业在这方面的差距。

(4)依据企业ESG得分推动分类发展。针对高ESG得分企业,应该建立其示范标杆机制,宣传其在利用人工智能降低环境成本方面的成功经验,发挥其引领示范作用,带动更多企业提升环保水平。同时,应该给予这类企业更多在绿色金融、市场准入等方面的支持,激励其持续创新。对于低ESG得分企业,需要加强监管与督促,要求这些企业制定提升计划,加大对环保和人工智能应用的投入。

参考文献

- [1] 周信君, 杨小芳. 双碳目标背景下的环境成本管理与控制研究[J]. 山东纺织经济, 2023(10): 27-31.
- [2] 苑文华, 路玮孝. 贸易协定环境条款深度与贸易隐含碳[J]. 经济科学, 2023(5): 162-182.
- [3] 李煜华, 袁亚雯. 碳中和目标下制造业绿色转型机制研究: 基于ISM-MICMAC模型[J]. 管理现代化, 2021, 41(6): 100-104.
- [4] 于静. 乡村振兴战略下农村生态文明建设研究[J]. 农村经济与科技, 2023, 34(19): 23-25, 60.
- [5] 杨曼. 碳交易政策对高污染工业企业价值的影响研究[D]. 哈尔滨: 黑龙江科技大学, 2022.
- [6] 梁远, 唐立强, 毕文泰. 数智化背景下全周期农业创新人才培养模式与实践路径研究[J]. 安徽农业科学, 2024, 52(16): 276-278.
- [7] 李振杰, 徐庆凤. 基于ChatGPT的“专精特新”企业环境成本管理体系构建[J]. 财会通讯, 2024(22): 158-164.
- [8] 高慧敏. 基于内部价值链的N公司成本管理优化研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2024.
- [9] 陶婷婷, 李本乾. 基于算法机理的生成式人工智能伦理评价指标体系构建与治理研究[J]. 新闻与写作, 2024(11): 74-86.
- [10] 刘江华, 龚年姣. 人工智能对能源和气候变化的影响[J]. 财经智库, 2024, 9(2): 95-116, 138-139.
- [11] 张涛, 李林, 雷超. 基于人工智能的PLC编程应用研究[J]. 工业控制计算机, 2024, 37(11): 128-130.

- [12] 张亚连,程天吉,蔡靖怡. 环境成本促进了企业高质量发展吗? 基于碳排放权交易的调节作用[J]. 商学研究, 2024, 31(5): 87-100.
- [13] 王薇,梁超. 人工智能对企业污染排放的影响效应研究[J]. 改革, 2024(11): 72-83.
- [14] 段晓晶. 基于价值链视角下的A钢铁公司成本控制研究[D]. 西安: 西安石油大学, 2023.
- [15] 于安泰. XG钢铁公司环境成本控制研究[D]. 邯郸: 河北工程大学, 2022.
- [16] 姜俊华. 实施“智改数转网联”, 推动常州制造业高质量发展[J]. 科技和产业, 2025, 25(3): 238-242.
- [17] 张馨升. “双碳”目标下化工企业环境成本管理[J]. 合作经济与科技, 2022(21): 106-107.
- [18] 苗逢春. 生成式人工智能及其教育应用的基本争议和对策[J]. 开放教育研究, 2024, 30(1): 4-15.
- [19] 吴小娥. 数字化时代的企业内部控制问题及建议[J]. 乡镇企业导报, 2024(22): 195-197.
- [20] 刘宁平. 人工智能时代企业财务会计向管理会计转型的路径[J]. 中国商界, 2024(11): 190-192.
- [21] 姚春吉. 会计信息化背景下企业内部控制成本分析[J]. 投资与创业, 2024, 35(20): 79-81.
- [22] 郑丽娜. 数字化时代下国有企业应收账款内部控制的优化路径[J]. 大陆桥视野, 2024(10): 74-76.
- [23] 宋宪萍,李焯. 数字金融与企业漂绿行为: 理论分析与实证检验[J]. 统计与决策, 2024, 40(20): 147-151.
- [24] 孟璐冰. 基于价值链的医药制造企业环境成本控制研究[J]. 广东经济, 2024(17): 69-71.
- [25] 王钰,唐要家. 人工智能应用如何影响企业创新宽度?[J]. 财经问题研究, 2024(2): 38-50.
- [26] 李猛,李涵. 人工智能对科技创新质量的影响: 基于中国A股上市公司的证据[J]. 社会科学, 2024(11): 122-137.
- [27] 郭娜,常云婷. 数字经济、绿色技术创新和制造业转型升级[J]. 创新科技, 2024, 24(9): 60-72.
- [28] 杨仁发,张曼玲. 数字技术创新对工业企业绿色转型的影响[J]. 广西财经学院学报, 2024, 37(5): 17-28.
- [29] 陈劲,彭刚东,韩卫冬,等. 人工智能对实体经济融资效率的影响研究: 理论机制与实证检验[J]. 中南大学学报(社会科学版), 2024, 30(6): 104-118.
- [30] 韩青江,李旭升,陈雁云. 人工智能与实体经济“脱虚向实”: 来自宏观和微观双视角的证据[J]. 产业经济评论, 2024(6): 5-26.
- [31] 辛大楞,邱悦. 人工智能对进口扩张的影响研究: 来自中国微观企业层面的证据[J]. 世界经济研究, 2023(11): 11-25, 135.
- [32] 翟冠雄. 数字金融对重污染企业环境成本的影响研究[D]. 保定: 河北金融学院, 2023.
- [33] SHI P, HUANG Q. Alignment of words and actions? government environmental attention and enterprise digital transformation[J]. Technological Forecasting & Social Change, 2025, 210: 123888.
- [34] 孙新亮,辛明. 数字化转型对企业环境成本的影响[J]. 商业会计, 2024(10): 23-29.
- [35] 李昭华,方紫薇. 环境信息披露与中国出口企业加税率: 影响机制与资源配置效应分析[J]. 国际贸易问题, 2021(11): 90-105.
- [36] 张琦,郑瑶,孔东民. 地区环境治理压力、高管经历与企业环保投资: 一项基于《环境空气质量标准(2012)》的准自然实验[J]. 经济研究, 2019, 54(6): 183-198.
- [37] 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.
- [38] 柯善淦,朱雪微,崔海莹,等. 中国海外耕地投资对东道国环境质量的影响及其传导机制[J]. 中国人口·资源与环境, 2024, 34(12): 75-84.
- [39] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济, 2022(5): 100-120.
- [40] 王露萌,顾子元,包晓岚. 银行竞争与实体企业影子银行化: 基于融资效应和信息效应的视角[J]. 统计与决策, 2025, 41(4): 144-149.
- [41] 雷国雄,杨黎. 主导合作、创新质量与企业全要素生产率[J]. 宏观质量研究, 2024, 12(5): 72-86.

Can Artificial Intelligence Reduce Enterprise Environmental Costs?

WANG Jitian, MI Peiyu, JIN Zhao, XIAO Yining, YU Jianhong

(School of Economics and Management, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

Abstract: At present, the environmental costs of a large number of enterprises in China remain high. Exploring can the introduction of artificial intelligence effectively control the environmental costs of enterprises has significant importance. The financial data of Shanghai and Shenzhen A-share listed companies from 2013 to 2023 was collected to empirically test the relationship between the artificial intelligence level of enterprises and environmental costs. The research findings are as follows there is a significantly negative correlation between the introduction of artificial intelligence technology and the environmental costs of enterprises. The mechanism of action shows that the development of artificial intelligence by enterprises reduces their environmental costs through the mediating effects of alleviating financing constraints, improving the quality of internal control, and enhancing the quality of innovation. The heterogeneity analysis indicates that the impact of artificial intelligence on environmental costs varies under different enterprise scales and industry attributes.

Keywords: artificial intelligence; environmental cost; innovation quality; internal control