

人工智能赋能何以助推新质生产力提升： 基于企业绿色全要素生产率视角

余东升^{1,2}, 余娟娟³, 陈梦园¹

- (1. 中南财经政法大学统计与数学学院, 湖北 武汉 430073;
2. 中南财经政法大学统计学博士后流动站, 湖北 武汉 430073;
3. 中南财经政法大学经济学院, 湖北 武汉 430073)

摘要: 基于2011—2023年A股上市企业数据, 以绿色全要素生产率作为新质生产力的微观代理变量, 通过文本分析法构建企业层面人工智能应用指标, 发现人工智能应用显著提升企业绿色全要素生产率, 通过绿色技术创新、要素配置优化和降低制度性交易成本3条路径实现, 且对国企、东部、劳动密集型和高污染企业效果更强。“数字中国”与“双碳”政策能够与人工智能形成正向协同效应, 放大绿色赋能效果。研究结果为数字经济与绿色发展融合提供政策参考。

关键词: 人工智能; 新质生产力; 绿色全要素生产率; 制度性交易成本; 数字中国

中图分类号: F270 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0566(2026)02-0137-12

AI empowerment and new quality productivity: Evidence from enterprises' green total factor productivity

YU Dongsheng^{1,2}, YU Juanjuan³, CHEN Mengyuan¹

- (1. School of Statistics and Mathematics, Zhongnan University of Economics and Law, Wuhan 430073, China;
2. Postdoctoral Station of Statistics, Zhongnan University of Economics and Law, Wuhan 430073, China;
3. School of Economics, Zhongnan University of Economics and Law, Wuhan 430073, China)

Abstract: Based on the data of A-share listed companies from 2011 to 2023, this paper takes green total factor productivity as the micro proxy variable of new quality productivity, and constructs the index of artificial intelligence application at the enterprise level through text analysis. It is found that the application of artificial intelligence significantly improves the green total factor productivity of enterprises, which is realized through three paths: green technology innovation, factor allocation optimization and reduction of institutional transaction costs, and has a stronger effect on state-owned enterprises, eastern, labor-intensive and highly polluting enterprises. The 'Digital China' and 'Double Carbon' policies can form a positive synergistic effect with artificial intelligence and amplify the green empowerment effect. The research provides policy reference for the integration of digital economy and green development.

Key words: artificial intelligence; new quality productivity; green total factor productivity; institutional transaction costs; Digital China

基金项目: 博士后科学基金面上资助项目“‘一带一路’区域价值链驱动绿色全要素生产率增长的机制与路径研究”(2023M743938); 湖北省高等学校哲学社会科学研究重大项目“长江经济带数字化绿色化协同发展的评价体系构建与推进策略研究”(2023ZD242)。

作者简介: 余东升(1988—), 男, 湖北随州人, 中南财经政法大学统计与数学学院讲师, 博士, 研究方向为人工智能、新质生产力、数字经济。通信作者: 余娟娟。

当第四次工业革命的浪潮以不可阻挡之势席卷全球,人工智能技术正从实验室的前沿探索加速渗透到实体经济的毛细血管,成为重构生产函数、撬动生产力跃迁的核心杠杆^[1-2]。习近平总书记深刻指出,“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”,而绿色发展作为新质生产力的核心底色,其与数字技术的深度融合正在开辟一条兼顾效率提升与生态友好的新型工业化道路。在“双碳”目标的刚性约束与数字经济的战略机遇交汇点上,人工智能如何打破传统“高投入、高排放、低效率”的增长路径依赖,通过全要素生产率的绿色升级为新质生产力注入持久动能,已经成为事关中国经济高质量发展全局的时代命题。

从现实图景看,新质生产力的核心突破在于破解传统增长模式下“经济发展与环境保护”的二元悖论。改革开放 40 余年的高速增长创造了举世瞩目的中国奇迹,也让我们付出了资源过度消耗、生态环境恶化的沉重代价,绿色转型的紧迫性不言而喻。在此背景下,AI 作为通用目的技术的典型代表,其赋能效应早已超越单纯的生产自动化范畴。然而,这一颠覆性技术的绿色价值释放并非自动实现,我们在实践中观察到显著的“AI 生产率悖论”现象:同等投入下,不同企业应用 AI 后的绿色全要素生产率提升幅度差异较大,部分企业甚至出现“技术投入增加而排放水平不降反升”的倒挂现象^[3]。这一现实矛盾直指一个亟待解答的核心问题:人工智能能否促进企业绿色全要素增长,从而赋能新质生产力提升? 内在机制是什么?

关于人工智能技术量化测度的文献中,前沿研究早期以技术内生属性为核心逻辑,形成了任务模型的经典测度框架,Acemoglu 等^[4]将人工智能明确定义为资本增强型技术革新的典型形态,提出以自动化生产任务在整体生产活动中的占比作为人工智能发展水平的核心衡量指标,该范式首次将人工智能的“任务替代”特征纳入量化分析体系,为后续研究奠定了重要的理论基准。针对

宏观层面的应用规模测度需求,Borland 等^[5]从国民经济投入产出的统计逻辑出发,采用“信息传输、计算机服务与软件行业固定资产投资占 GDP 的比例”作为人工智能技术整体应用程度的代理变量,凭借数据可得性强、跨区域跨时期可比性高的优势,该方法被广泛应用于国家、区域层面的人工智能发展水平评估及其经济效应研究。随着文本挖掘技术与中文语料处理方法的成熟,微观企业层面的人工智能测度研究取得突破性进展,姚加权等^[6]创新性地构建了适配中文制度语境的人工智能专业词典,借助机器学习算法对中国上市公司年报等公开文本进行语义识别与关键词提取,通过人工智能相关关键词词频统计结合对数字化标准化处理的方式,实现了企业个体层面人工智能技术应用水平的精准量化,该范式能够有效捕捉不同企业的技术布局异质性特征,为微观主体创新行为、绩效影响等细分领域的实证研究提供了更具针对性的测度工具。

新质生产力的核心要义,在于以科技创新驱动全要素生产率提升,尤其是实现绿色全要素生产率(green total factor productivity, GTFP)的持续增长^[7-8]。与传统全要素生产率不同,绿色全要素生产率将能源消耗、环境污染等非期望产出纳入生产函数核算框架,能够更为真实地反映经济增长的质量和可持续性^[9-10],是衡量新质生产力发展水平的重要指标之一。受限于微观企业层面能源投入和污染物(如工业废水、工业废气、二氧化硫、烟尘等)排放量数据的收集难度,现有关于绿色全要素生产率的研究大多聚焦于省级^[11-12]、城市^[10,13-14]和行业层面^[15-16],缺乏从微观企业层面考察我国绿色全要素生产率的变动趋势以及作用机制的文献。更重要的是既有文献多关注数字经济^[17-18]、环境规制^[9,12,16]、技术创新^[19]等传统影响因素,尚未系统揭示人工智能这一新型技术范式的独特作用。

梳理现有文献,研究局限在于:其一,机制分析未充分揭示人工智能通过绿色技术创新、要素

资源配置、制度性交易成本三重路径影响绿色全要素生产率的内在逻辑,仍存在“黑箱”问题;其二,异质性分析缺乏对不同行业、区域、产权性质企业 AI 赋能差异化表现的系统比较,难以解释“数字鸿沟”与“绿色鸿沟”重叠现象;其三,政策评估欠缺“数字中国”“双碳”政策与人工智能协同放大绿色赋能效果的经验证据。

基于此,本文以 2011—2023 年中国 A 股上市公司为研究样本,将企业绿色全要素生产率作为新质生产力的微观代理变量,通过文本分析法构建企业层面人工智能应用程度指标,运用中介效应模型与调节效应模型系统检验人工智能赋能新质生产力的影响效应、作用机制。与现有研究相比,本文的边际贡献如下:①理论层面,将绿色发展维度纳入人工智能与新质生产力分析框架,突破传统研究“重效率轻环境”局限,拓展新质生产力理论的微观应用场景;②实证层面,从“技术效应—配置效应—减负效应”三维度系统揭示人工智能影响企业绿色全要素生产率的传导路径,打开 AI 绿色赋能“黑箱”;③实践层面,通过异质性分析与政策效应评估,明确人工智能绿色价值释放的适用场景与制度条件,为企业绿色转型战略制定及政府相关政策完善提供可操作的决策参考。

一、理论机制和研究假设

(一)人工智能与企业 GTFP

绿色全要素生产率是在传统全要素生产率核算框架基础上,纳入能源消耗、污染物排放等非期望产出的综合生产率指标,能够更科学地反映经济增长的质量与绿色发展水平^[10,20]。AI 作为新一轮科技革命和产业变革的核心驱动力,其对企业 GTFP 的影响本质上是技术进步对期望产出与非期望产出的双向重塑过程。一方面,AI 技术通过生产流程智能化改造、预测性维护、智能调度等功能,能够显著提升生产效率、产品质量与资源利用效率^[21-23],扩大经济价值层面的期望产出;另一方面,AI 的规模化应用也可能因算力消耗、生产规模扩张等效应增加能源需求,若能源结构未同

步清洁化,反而可能推高碳排放与污染物排放等非期望产出^[24-25]。因此,AI 对企业 GTFP 的净效应取决于期望产出提升与非期望产出控制之间的动态平衡。

从技术属性来看,AI 具有典型的绿色技术赋能特征,其对生产体系的改造本质上是精准化、低碳化、高效化的演进过程^[26-27]。首先,AI 的精准感知与实时优化能力能够实现对生产全流程的能耗监测与动态调节,通过工艺参数智能优化、废弃物产生前的精准管控等方式,从源头降低能源消耗与污染排放^[28-29]。其次,AI 技术的渗透能够推动企业数字化管理体系升级,通过智能供应链管理、产品全生命周期碳足迹追溯等功能,提升运营效率的同时减少全链条的环境负外部性^[30]。黄贻琳等^[31]研究发现 AI 技术的应用不仅能够直接提升企业生产效率,还能够通过激励企业增加研发投入、加速技术迭代,推动生产体系向低碳化方向演进。Kang 等^[32]研究发现 AI 技术能够通过加速知识创造、提升企业技术吸收能力、引导资源向研发环节倾斜等路径,推动企业技术进步,为绿色全要素生产率提升奠定技术基础。由此,本文提出研究假设 1。

假设 H1:人工智能能够显著提升企业绿色全要素生产率。

(二)人工智能影响企业 GTFP 的作用机制

1. 绿色技术创新

绿色技术创新是兼顾经济价值创造与环境成本控制的核心驱动力,也是破解资源环境约束、提升 GTFP 的关键抓手^[33]。AI 技术能够从创新效率、创新方向、创新转化 3 个维度强化企业绿色技术创新能力:首先,AI 通过机器学习、模拟仿真等技术能够大幅缩短绿色技术的研发周期,降低研发试错成本,提升绿色技术突破的概率^[34];其次,AI 的大数据分析能力能够精准识别生产流程中的能耗痛点与减排潜力,引导企业研发资源向清洁生产、循环利用、碳捕集利用与封存等绿色技术领域倾斜,优化创新资源配置^[19];最后,AI 与绿色技

术的融合能够加速创新成果的产业化应用,通过智能化改造提升绿色技术的适用场景与减排效果^[35]。Wu 等^[36]认为绿色技术创新能够显著提升能源使用效率与环境绩效,是驱动 GTFP 增长的核心因素。Wang 等^[37]也从区域层面验证了绿色技术创新对 GTFP 的正向促进作用。

2. 要素资源配置

要素资源配置效率是决定生产率水平的重要因素,传统生产体系中存在的要素错配、结构失衡等问题是制约 GTFP 提升的重要障碍^[38]。AI 技术能够从资本配置、劳动配置、能源配置 3 个维度优化企业要素资源配置结构:在资本配置层面,AI 的应用能够提升企业投资决策的精准性,引导资本向高效率、低排放的生产环节流动,同时推动企业加大对数字基础设施、绿色低碳设备的投资,优化资本存量结构^[39];在劳动配置层面,AI 对低技能、高污染、高危险岗位的替代效应,以及对高技能研发、数字化管理、绿色运营等岗位的创造效应,能够推动企业劳动力结构向高技能、低碳化方向升级,提升人力资本配置效率^[40];在能源配置层面,AI 的智能调度与需求响应能力能够优化能源消费结构,提升清洁能源使用比例,降低单位产出的能源消耗与碳排放^[41]。刘备等^[42]研究发现 AI 通过驱动技术突破式创新、要素配置优化与企业转型升级,进而推动企业高质量发展。

3. 制度性交易成本

制度性交易成本是企业因遵循各类监管要求、履行合规义务而产生的成本,过高的制度性交易成本会挤占企业研发与生产投入,制约 GTFP 提升^[43]。AI 技术能够从合规效率、监管响应、信息披露 3 个维度降低企业制度性交易成本:首先,AI 的智能合规系统能够自动识别生产流程中的环境合规风险,实时对接环保、税务、碳交易等监管要求,提升合规管理效率,降低合规成本与违规风险^[44];其次,AI 能够提升企业对环境规制、碳减排要求的响应速度,通过精准核算碳排放数据、优化减排路径,降低碳交易成本与减排履约成本^[45];最

后,AI 的信息自动化采集与披露功能能够提升企业环境信息披露的准确性与及时性,降低信息不对称带来的外部沟通成本与监管成本^[46]。Du 等^[47]研究发现制度性交易成本的降低能够显著释放企业创新活力,强化企业绿色发展的内生动力,进而推动 GTFP 提升。由此,本文提出研究假设 2。

假设 H2:人工智能能够通过推动绿色技术创新、优化要素资源配置、降低制度性交易成本三重路径提升企业绿色全要素生产率。

(三) 宏观政策与人工智能的协同效应

1. “数字中国”战略的协同效应

“数字中国”战略的实施为 AI 技术的规模化应用提供了完善的数字基础设施、良好的政策环境与广阔的应用场景。一方面,“数字中国”建设推动的 5G 网络、工业互联网、大数据中心等数字基础设施普及,能够降低企业 AI 应用的门槛与成本,提升 AI 技术的渗透率与赋能效果^[48-49];另一方面,“数字中国”战略配套的产业扶持政策、数字化转型补贴、数据要素市场建设等举措,能够引导企业加大 AI 与绿色技术融合的投入^[50],加速生产体系的数字化、绿色化转型进程。数字基础设施的完善还能够强化企业间的技术溢出效应,推动 AI 技术与绿色发展经验的共享^[51],放大 AI 的绿色赋能效果。

2. “双碳”目标的协同效应

“双碳”目标的提出明确了刚性的环境约束与明确的绿色发展导向,能够与 AI 技术形成政策与技术的双向赋能。一方面,“双碳”政策下的环境规制、碳定价机制、绿色金融支持等举措,能够强化企业节能减排的内生动力,引导企业利用 AI 技术开展绿色技术创新、优化能源配置、降低碳排放^[52-53],增强 AI 的减排效应;另一方面,AI 技术的应用能够提升企业对“双碳”政策的响应能力,通过精准碳核算、智能减排路径规划、碳资产智能化管理等功能,降低企业实现碳减排目标的成本^[24],提升“双碳”政策的实施效果。两者的协同作用能够形成“政策引导—技术赋能—绩效提升”的良性循环,共同推动企业 GTFP 提升。由此,本

文提出研究假设 3。

假设 H3:“数字中国”和“双碳”宏观政策能够与人工智能形成正向协同效应,显著加强人工智能对企业绿色全要素生产率的提升作用。

二、研究设计

(一)模型设定

为验证人工智能对企业 GTFP 的影响效应,构建基准模型为:

$$GTFP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{i,t} + \alpha_2 Controls_{i,t} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

式(1)中, i 为样本个体; t 为时间; $\varepsilon_{i,t}$ 为随机扰动项; $GTFP_{i,t}$ 代表企业绿色全要素生产率; $AI_{i,t}$ 代表企业人工智能水平; $Controls_{i,t}$ 为一系列控制变量; μ_i 和 λ_t 分别代表企业固定效应和年份固定效应。

(二)变量定义

被解释变量:企业绿色全要素生产率($GTFP$)。本文借鉴余东升等^[8]的方法,采用非径向 SBM 模型和 GML 指数测算企业 GTFP,表达式为:

$$GML_t^{t+1} = \frac{1 + S_V^G(x^t, y^t, b^t; g)}{1 + S_V^G(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1}; g)} \quad (2)$$

式(2)中, GML_t^{t+1} 指数大于 1、等于 1 和小于 1 分别表示从 t 到 $t+1$ 时期 GTFP 增长、不变和下降; S_V^G 为考虑污染排放的全域 SBM 方向性距离函数,是投入、“好”产出、“坏”产出的函数,其中资本投入采用企业固定资产净值来衡量。劳动投入采用企业职工总数来衡量。能源投入,先计算出每个上市企业营业成本占该企业所属行业的主营业务成本的比重,再基于这一比重将各个行业的能源消费数据匹配到行业对应的各个上市企业,从而得到完整的企业能源消费数据。“好”产出采用企业主营业务收入来衡量。“坏”产出,我们借鉴马茜等^[54]的方法,计算出每个上市企业营业成本占该企业所属行业的主营业务成本的比重,再基于这一比重将各个行业的废水排放量、废气排放量、SO₂排放量匹配到行业对应的各个上市企业,从而得到完整的上市企业污染排放数据。

核心解释变量:人工智能(AI)。本文借鉴姚加权等^[6]的测算思路,基于 jieba 分词对上市公司年报进行文本分析,将年报中人工智能相关关键词的统计数量加 1 后取自然对数,作为衡量企业人工智能应用水平的核心指标。具体构建流程如下:首先参考 Chen 等^[55]的研究成果,初步筛选出 52 个人工智能基础词汇;随后运用 Word2Vec 算法与 Skipgram 模型,对上市公司年报披露文本展开训练学习;最后通过剔除重复词汇、不相关表述及词频过低的词语,最终确定 73 个有效词汇,共同构成本研究的人工智能专属词典。

中介变量:绿色技术创新(GI)。本文借鉴陈瑞华等^[56]的方法,使用企业当年独立申请的绿色发明专利数量占其全部专利申请数量的比例来衡量;要素资源配置(TFP_{OP})。借鉴鲁晓东等^[57]的方法,采用 OP 法测算的企业全要素生产率来衡量。制度性交易成本(IC)。本文主要借鉴李慧等^[58]的方法,借助公司总利润中,公司销售、管理和财务费用之和占比重来评估公司非生产性成本。

控制变量:①企业规模($Size$),总资产取对数表示;②企业年龄($FirmAge$),以(当年年份 - 成立年份 + 1)取对数;③资产收益率(Roa),用净利润/总资产表示;④现金流比率($Cashflow$),以现金流量净额/资产总计表示;⑤独立董事占比($Indep$),以独立董事人数/监管层人数测度。

(三)数据来源及说明

本文选用 2011—2023 年 A 股上市企业微观数据进行统计分析。企业绿色全要素生产率投入产出指标、人工智能词频、中介变量以及控制变量的企业数据源自上市企业财务数据、国泰安数据库、Wind 数据库以及 CNRDS 数据库等。为了保证数据质量,本文对原始数据采取以下处理措施:①剔除 ST、ST* 类以及 PT 类的企业数据;②排除金融保险等类型企业;③进行连续变量的上下 1% 的缩尾处理;④剔除数据大量缺失的企业。根据以上筛选与处理,最终得到 39 989 个样本。

三、实证分析

(一) 基准回归

表 1 报告了 AI 对企业 GTFP 的基准回归结果。结果表明, AI 应用对企业 GTFP 具有显著的正向促进作用, 且该结论在逐步控制企业特征变量与双向固定效应后依然稳健。当加入控制变量并同时控制年份与企业固定效应后, AI 的系数虽有所下降, 但仍在 5% 的水平上显著为正, 这意味着在排除了企业异质性特征、时间趋势等干扰因素的影响后, AI 依然能够促进企业绿色全要素生产率增长, 验证了研究假设 H1。这说明 AI 作为通用目的技术能够通过生产流程优化、资源效率提升等路径, 同时实现期望产出增加与非期望排放控制, 最终推动企业绿色发展效率提升, 为新质生产力的微观落地提供了实证支撑。

表 1 基准回归

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	GTFP	GTFP	GTFP	GTFP
AI	0.833 6*** (0.030)	0.839 7*** (0.030)	0.061 1** (0.028)	0.065 3** (0.026)
Constant	2.649 9*** (0.010)	2.646 9*** (0.009)	1.578 9*** (0.431)	0.840 5 (0.668)
Controls	否	否	是	是
Year	否	是	否	是
Firm	否	是	否	是
R ²	0.149	0.489	0.797	0.840
Observations	39 989	39 989	39 989	39 989

注: ***、**、* 分别表示在 $p < 0.01$ 、 $p < 0.05$ 、 $p < 0.10$ 时有统计学意义。括号中的数值代表稳健性标准误。下同。

(二) 稳健性检验

1. 替换被解释变量

为了进一步验证模型结论的稳健性, 本文借鉴 Yanwei 等^[13]的方法, 采用 ML 指数测算企业 GTFP, 并对所有样本重新进行回归分析, 回归结果见表 2 列(1)。不难发现, AI 估计系数在 1% 水平上正向显著, 表明在替换被解释变量之后, 人工智能依然显著促进企业 GTFP, 证明了基准回归结果的稳健性。

2. 替换解释变量

年报中的 MD&A 部分内容直接或间接地论及企业的人工智能技术应用。据此, 本文借鉴姚加权

等^[6]的研究思路, 将上市公司年报 MD&A 部分中人工智能相关关键词的数量加 1 后取自然对数, 作为企业 AI 的替代衡量变量。表 2 列(2)的回归结果显示, 该替代变量对企业 GTFP 的回归系数仍显著为正, 这表明即便更替了解释变量的测算方式, AI 对企业 GTFP 所产生的积极影响依然稳健存在。

3. 剔除样本

考虑到 AI 的发展和新冠疫情等现实因素, 截取了 2011—2019 年的样本进行回归检验。由表 2 列(3)的回归结果所知, AI 对企业 GTFP 具有显著正向作用。这说明即使缩短考察年限, 基准回归得出的结论依然成立。

表 2 稳健性检验

变量	替换被解释变量	替换解释变量	2011—2019 年
	GTFP (1)	GTFP (2)	GTFP (3)
AI	0.072 9*** (0.020)	0.025 6*** (0.009)	0.109 5*** (0.015)
Constant	2.292 3 (1.542)	0.701 2 (0.669)	0.575 2*** (0.216)
Controls	是	是	是
Year	是	是	是
Firm	是	是	是
R ²	0.587	0.839	0.798
Observations	39 989	39 989	27 921

(三) 内生性检验

本文借鉴何小钢等^[59]的方法, 利用同一年度同一行业内其他企业的平均 AI 作为工具变量, 以此来评估特定企业的 AI 技术水平。该工具变量之所以合理, 一是因为个体的 AI 水平与相同年份、相同行业的整体 AI 水平相关, 满足了工具变量的相关性要求; 二是因为 AI 的行业平均水平与单独某个企业的 GTFP 关联较小, 满足外生性要求。

表 3 的内生性检验结果表明, 在使用同年度同行业其他企业平均 AI 水平作为工具变量控制内生性问题后, AI 对企业 GTFP 的正向促进效应依然在 1% 的统计水平上显著成立。

从检验指标来看, 第一阶段回归中工具变量的估计系数为 0.474 2 且在 5% 水平上显著, 满足工具变量与内生解释变量的相关性要求; Kleibergen-Paap Wald 统计量为 554.60、LM 统计量为 409.33,

均在1%水平上显著,分别拒绝了弱工具变量和工具变量识别不足的原假设,说明工具变量选择具备合理性。第二阶段回归中,AI的估计系数为0.0671且在1%水平上显著,意味着基准回归得到的“AI应用能够显著提升企业GTFP”的核心结论不受反向因果、遗漏变量等内生性问题的干扰,AI作为新一代通用技术,其对企业生产效率提升、能耗排放管控的赋能作用具备因果层面的稳健性,从实证层面确认了AI技术是驱动企业绿色转型、赋能新质生产力提升的重要动力来源。

表3 内生性检验

变量	第一阶段回归	第二阶段回归
	(1) AI	(2) GTFP
IV	0.4742** (0.215)	—
AI	—	0.0671*** (0.176)
Controls	是	是
R ²	0.598	0.832
Observations	39 989	39 989
Kleibergen-Paap Wald	554.60*** [0.000]	
Kleibergen-Paap LM	409.33*** [0.000]	

(四) 异质性检验

1. 产权性质

本文将样本划分为国有和非国有企业,并以SOE作为产权属性的虚拟变量。如果企业是国有企业,则赋值为1,否则赋值为0,并对企业GTFP进行回归。根据表4列(1)和(2)的回归结果揭示,AI的回归系数在国有企业样本中显著为正,其中的原因可能是国有企业作为国民经济的压舱石和战略科技力量的核心载体。一方面,天然承担着落实国家创新驱动发展、“双碳”目标等战略任务的公共职能,在AI与绿色技术融合的长期投入上具有更强的战略耐心,不会因短期盈利压力放弃对高投入、长周期的绿色智能技术的布局,且能够凭借更低的融资成本、更充足的研发资源和更完善的数字基础设施储备,更快实现AI技术在全流程的规模化落地;另一方面,国有企业在环境规制、数字化转型等政策执行上通常具备

更强的响应力度,能够更好地将数字中国、智能制造等政策红利转化为实际的技术应用效能,同时其普遍分布的重资产、高排放的制造业属性也使得AI在能耗管控、流程优化上的边际减排效应更为突出。

2. 区域分布

本文进一步将样本按企业所在区域分为东部与中西部两组。如果企业属于东部地区,则赋值为1,否则赋值为0。根据表4列(3)和(4)的回归结果揭示,AI的回归系数在东部地区企业样本中显著为正,其中的原因可能是东部地区作为我国数字经济发展的先行区,不仅拥有更完善的5G基站、工业互联网、大数据中心等新型数字基础设施,能够降低企业AI应用的落地成本与技术门槛,还集聚了大量AI研发人才、数字服务供应商和绿色技术创新资源,形成了成熟的数字经济产业生态,充分释放技术赋能价值。相较而言,中西部地区数字基础设施建设相对滞后,AI相关的人才、技术、产业配套供给不足,企业应用AI实现绿色转型的外在约束与内在激励均偏弱,同时产业结构整体偏重化、同质化的特征也使得AI技术的适配场景有限,最终导致AI的绿色赋能效应尚未得到充分发挥,形成了区域层面的“数字—绿色鸿沟”。

表4 异质性检验(一)

变量	GTFP			
	产权性质		区域分布	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	国有企业	非国有企业	东部	中西部
AI	0.1101** (0.045)	0.0305 (0.031)	0.0739** (0.031)	0.0681 (0.060)
Constant	0.9311 (1.035)	0.4648 (0.922)	0.3788 (0.788)	0.2456 (1.943)
Controls	是	是	是	是
Year	是	是	是	是
Firm	是	是	是	是
R ²	0.826	0.856	0.840	0.855
Observations	13 854	26 135	28 561	11 428

3. 要素密集度

本文依据要素密集度标准,将样本企业划分为劳动密集型、资本密集型与技术密集型三类。表5前三列的结果显示,劳动密集型企业与资本密

集型企业对应的回归系数均显著为正,而技术密集型企业的系数虽为正值,但数值相对较小且未通过统计显著性检验。这表明,AI 对不同要素密集度企业 GTFP 的推动效应存在异质性,其中对劳动密集型企业的促进作用最为突出,资本密集型企业次之,对技术密集型企业的推动作用则相对有限。这主要是因为:劳动密集型企业存在生产标准化低、人力成本高、能耗管控粗放等痛点,AI 通过自动化生产、智能排班、能耗实时监测等场景,可快速替代低效率人工,显著降低能耗与人力成本,绿色效率提升边际空间最大,故赋能效应最突出;资本密集型企业虽具备一定自动化基础,但面临设备运营成本高、产能利用率不足、碳排放压力大等问题,AI 通过预测性维护、生产调度优化、碳足迹管控等方式优化资本要素利用效率、降低能耗排放,仍能产生显著正向效应;技术密集型企业数字化基础、创新效率、生产精细化程度已处于较高水平,且能耗本就偏低,AI 在生产端的效率提升与减排边际空间有限,叠加 AI 在研发创新场景的应用尚处探索阶段、技术成熟度不足,故难以对其 GTFP 形成显著推动。

4. 行业污染程度

本文进一步根据中国证监会 2012 年修订的《上市公司行业分类指引》为标准,将上市企业样本区分高污染行业企业与低污染行业两类,考察 AI 对高、低污染行业企业 GTFP 的异质性影响。表 5 中方程(4)和方程(5)的估计结果显示 AI 对高污染行业企业 GTFP 的影响显著为正,而对低污染行业企业的正向影响不显著。这主要是因为:高污染行业具有生产流程长、能耗排放占比高、环境合规压力大的特征,AI 通过生产流程智能优化、能耗动态管控、污染排放实时监测与精准治理等场景,可有效降低单位产出能耗与污染物排放量,绿色效率提升边际空间远大于低污染行业;低污染行业本身能耗排放水平低、环境合规压力小,AI 在减排层面边际贡献有限,且生产流程精细化管理水平较高,AI 在生产端的效率提升空间狭窄,应用多集

中于运营、销售等非生产环节,难以显著拉动 GTFP。

表 5 异质性检验(二)

变量	GTFP				
	要素密集度			行业污染程度	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	劳动密集型	资产密集型	技术密集型	高污染	低污染
AI	0.074 2 *** (0.024)	0.034 4 ** (0.016)	0.038 1 (0.089)	0.098 6 *** (0.034)	0.027 5 (0.047)
Constant	2.879 4 *** (0.008)	0.141 4 (0.324)	0.013 7 (0.043)	0.264 0 (0.852)	4.205 8 *** (1.257)
Controls	是	是	是	是	是
Year	是	是	是	是	是
Firm	是	是	是	是	是
R ²	0.832	0.829	0.836	0.859	0.834

(五) 中介效应检验

根据前文理论分析,对 AI 影响企业绿色全要素生产率的三重路径进行验证。表 6 报告了 AI 影响企业 GTFP 的作用机制检验结果,表 6 回归结果显示三条传导路径的中介效应均成立。具体地,绿色技术创新路径:方程(2)中 AI 对 GI 的估计系数为 0.032 2(1% 水平显著),表明 AI 可显著提升企业绿色发明专利申请占比、增强绿色技术创新能力;方程(3)中 GI 系数为 0.020 4(1% 水平显著),验证了 AI 通过提高绿色技术研发水平、加速成果转化,从技术端赋能企业绿色转型。要素资源配置路径:方程(4)中 AI 对 TFP_OP 的估计系数为 0.029 6(5% 水平显著),说明 AI 可优化资本、劳动、能源等生产要素配置结构;方程(5)中 TFP_OP 系数为 0.063 5(1% 水平显著),说明 AI 精准识别低效率、高排放环节,引导要素向清洁高效领域流动,提升要素利用效率并推动 GTFP 增长。制度性交易成本路径:方程(6)中 AI 对 IC 的估计系数为 -0.053 7(5% 水平显著),表明 AI 可降低企业环境合规、监管响应、信息披露等非生产性成本;方程(7)中 IC 系数显著为负,验证成本降低直接促进企业 GTFP 提升。这说明 AI 通过智能合规系统、自动化信息披露等功能能够降低企业非生产性负担,释放更多资源投入到绿色研发与生产环节,促进绿色全要素生产率提升。综上所述,三重传导路径的存在共同解释了 AI 赋能绿色发展的内在逻辑,打破了 AI 技术的“黑箱”,说明 AI 并非单纯的生产效率工具,而是能

够从技术升级、结构优化、成本降低多个维度协同发力,为企业实现“降本、增效、减碳”的多重目标提供系统性解决方案。这一结果也为企业精

准布局 AI 应用场景、政府制定针对性的数字经济与绿色发展融合政策提供了经验支撑,验证假设 H2。

表 6 作用机制检验回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	<i>GTFP</i>	<i>GI</i>	<i>GTFP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>GTFP</i>	<i>IC</i>	<i>GTFP</i>
<i>AI</i>	0.065 3 ** (0.026)	0.032 2 *** (0.009)	0.066 3 ** (0.032)	0.029 6 ** (0.015)	0.059 1 *** (0.018)	-0.053 7 ** (0.025)	0.070 9 *** (0.027)
<i>GI</i>	—	—	0.020 4 *** (0.006)	—	—	—	—
<i>TFP_OP</i>	—	—	—	—	0.063 5 *** (0.019)	—	—
<i>IC</i>	—	—	—	—	—	—	-0.046 7 *** (0.008)
<i>Constant</i>	0.840 5 (0.668)	0.222 8 (1.869)	1.527 2 ** (0.767)	0.034 8 (0.035)	0.117 2 (0.090)	1.452 5 (1.190)	0.794 8 (0.704)
<i>Controls</i>	是	是	是	是	是	是	是
<i>Year</i>	是	是	是	是	是	是	是
<i>Firm</i>	是	是	是	是	是	是	是
<i>R²</i>	0.840	0.869	0.848	0.565	0.866	0.827	0.843
<i>Observations</i>	39 989	39 989	39 989	39 989	39 989	39 989	39 989

(六) 拓展性研究

根据前文的理论分析,本文借鉴罗磊^[48]的方法,通过构建各地区数字经济发展度、数字政府成熟度、数字文化繁荣度、数字社会发展度、数字生态投入度五个纬度综合评价水平来衡量数字中国建设(DC)。本文根据《关于开展国家低碳城市试点工作的通知》文件,借鉴陶惟等^[53]的方法,采用低碳城市试点政策(Policy)来衡量“双碳”目标的政策效果。表 7 报告了“数字中国”和“双碳”宏观政策的协同效应回归结果。前两列是“数字中国”政策的协同效应,结果显示 AI 与数字中国建设的交互项系数显著为正,这表明数字中国建设水平越高的地区,AI 对企业 GTFP 的提升效应越强,这一结果从实证层面印证了“数字中国”战略的技术赋能价值——其推动的数字基础设施普及、产业扶持政策落地和数据要素市场建设,不仅降低了企业 AI 应用的落地成本,还通过优化数字生态提升了 AI 技术的适配性与渗透效率,为 AI 与绿色技术的融合提供了良好的制度环境,奠定了技术基础。后两列是“双碳”宏观政策的协同效应,结果显示 AI 与低碳城市试点政策的交互项系数显著为正,这说明“双碳”目标下的环境规制约束与绿色

发展导向能够显著强化企业应用 AI 实现绿色转型的内生动力,引导企业将 AI 技术投向节能减排、绿色创新等领域,放大了 AI 的绿色价值释放空间。综上所述,二者的共同作用形成了“技术落地有支撑、应用方向有引导”的制度环境,为 AI 赋能 GTFP 提升构建了完善的政策保障体系,也为后续进一步推动数字经济与绿色发展深度融合的政策制定提供了经验证据,验证假设 H3。

表 7 “数字中国”和“双碳”宏观政策的协同效应回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>GTFP</i>	<i>GTFP</i>	<i>GTFP</i>	<i>GTFP</i>
<i>AI × DC</i>	0.108 4 *** (0.005)	0.048 1 *** (0.003)	—	—
<i>AI × Policy</i>	—	—	0.068 1 *** (0.007)	0.029 6 *** (0.004)
<i>DC</i>	0.013 4 ** (0.006)	0.003 2 (0.004)	—	—
<i>Policy</i>	—	—	0.043 6 *** (0.004)	0.019 2 *** (0.003)
<i>AI</i>	0.090 8 *** (0.022)	0.039 7 *** (0.011)	0.020 1 *** (0.005)	0.081 6 *** (0.016)
<i>Controls</i>	否	是	否	是
<i>Year</i>	是	是	是	是
<i>Firm</i>	是	是	是	否
<i>R²</i>	0.352	0.879	0.443	0.787
<i>Observations</i>	39 989	39 989	39 989	39 989

四、结论与建议

本文基于 2011—2023 年中国 A 股上市公司

样本,以企业绿色全要素生产率作为新质生产力的微观代理变量,系统探究人工智能对新质生产力的赋能效应与作用机制。研究发现:人工智能应用能够显著提升企业绿色全要素生产率。机制检验揭示推动绿色技术创新、优化要素资源配置、降低制度性交易成本,三者共同构成了人工智能释放绿色价值的传导链条,打开了技术赋能的“黑箱”。异质性分析结果表明人工智能的绿色赋能效应在国有企业、东部地区企业、劳动密集型企业及高污染行业企业中更为突出。拓展性研究证实“数字中国”与“双碳”宏观政策均能与人工智能形成正向协同效应,二者均增强了人工智能的绿色赋能效应。

根据上述结论,本文给予如下建议。

第一,分层分类推进企业 AI 应用落地,精准释放技术赋能价值。针对不同产权、区域、行业的企业特征实施差异化引导政策:对国有企业进一步完善数字化转型考核机制,鼓励其发挥在绿色智能技术领域的“链主”作用;对中西部地区加大数字基础设施建设倾斜力度,通过专项补贴、税收减免等方式降低企业 AI 应用门槛,重点支持传统制造业企业开展智能化、绿色化改造;针对劳动密集型、资本密集型及高污染行业企业,发布 AI 绿色应用场景清单,推广能耗智能管控、生产流程优化、碳足迹追溯等成熟应用方案,推动 AI 技术在减排潜力大、效率提升空间足的领域优先落地,充分释放其绿色赋能价值。

第二,完善 AI 绿色技术创新支持体系,畅通技术传导路径。一方面,加大对 AI 与绿色技术交叉领域的研发投入,设立专项研发基金支持企业开展绿色智能技术攻关,重点突破生产流程智能优化、低碳工艺模拟仿真、碳捕集智能管控等共性技术瓶颈,降低企业绿色技术创新的试错成本;另一方面,健全绿色技术创新的激励机制,完善绿色发明专利的快速审查通道与转化扶持政策,鼓励企业依托 AI 技术提升绿色创新效率,同时推动数据要素市场建设,支持 AI 在能源调度、要素配置等场

景的应用,进一步放大 AI 对要素资源的优化配置效应。

第三,深化“放管服”改革降低制度性交易成本,为技术应用松绑。加快推动智慧监管体系建设,推广基于 AI 的智能合规、自动监测、环境信息自动披露等监管工具应用,统一不同区域、不同部门的环境合规数据标准,降低企业在环境合规、监管响应、信息披露等环节的非生产性成本;同时简化数字化转型相关的行政审批流程,针对企业开展 AI 绿色改造的项目实施“容缺受理”“并联审批”等便利化举措,减少制度性交易成本对企业创新资源的挤占,让企业能够将更多资源投入绿色智能技术研发与应用环节,强化绿色转型的内生动力。

第四,强化“数字中国”与“双碳”宏观政策的协同效应,构建良好制度环境。一方面,持续推进数字基础设施建设,加快 5G 网络、工业互联网、大数据中心等新型基础设施在产业园区、制造业集群的覆盖,完善 AI 产业生态配套,降低企业技术落地成本;另一方面,深化低碳城市试点建设,进一步完善碳定价、绿色金融、环境规制等政策工具,强化企业绿色转型的约束与激励,引导企业将 AI 技术应用到节能减排、绿色创新等领域,形成“数字基础设施支撑+绿色政策引导”的协同机制,为 AI 赋能企业 GTFP 提升、推动新质生产力发展提供完善的制度保障。

参考文献:

- [1]陈彦斌,林晨,陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. 经济研究,2019,54(7):47-63.
- [2]郭凯明,王钰冰,龚六堂. 劳动供给转变、有为政府作用与人工智能时代开启[J]. 管理世界,2023,39(6):1-21.
- [3] AHMED I, JEON G, PICCIALI F. From artificial intelligence to explainable artificial intelligence in industry 4.0: a survey on what, how, and where[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2022, 18(8): 5031-5042.
- [4] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Secular stagnation? the effect of aging on economic growth in the age of automation[J].

- American economic review, 2017, 107(5): 174-179.
- [5] BORLAND J, COELLI M. Are robots taking our jobs? [J]. The Australian economic review, 2017, 50(4): 377-397.
- [6] 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(2): 101-122.
- [7] 史丹, 孙光林. 数据要素与新质生产力: 基于企业全要素生产率视角[J]. 经济理论与经济管理, 2024, 44(4): 12-30.
- [8] 余东升, 李小平, 余娟娟. 贸易政策不确定性与新质生产力: 基于企业绿色全要素生产率视角[J]. 系统科学与数学, 2025, 45(9): 2859-2881.
- [9] 李小平, 余东升, 余娟娟. 异质性环境规制对碳生产率的空间溢出效应: 基于空间杜宾模型[J]. 中国软科学, 2020(4): 82-96.
- [10] 郭家堂. 公共数据开放与中国绿色全要素生产率: 数据要素的视角[J]. 经济研究, 2025, 60(2): 56-72.
- [11] 辛宝贵, 高菲菲. 生态文明试点有助于生态全要素生产率提升吗? [J]. 中国人口·资源与环境, 2021, 31(5): 152-162.
- [12] 戴翔, 华笑焯, 林金官. 环境规制、绿色全要素生产率与经济增长: 人与自然和谐共生的经济学逻辑[J]. 经济纵横, 2025(3): 66-86.
- [13] YANWEI L, WENQIANG W, YOU W, et al. How does digital economy affect green total factor productivity? evidence from China[J]. The science of the total environment, 2022, 857(P2): 159428.
- [14] 蔺鹏, 孟娜娜. 绿色全要素生产率增长的时空分异与动态收敛[J]. 数量经济技术经济研究, 2021, 38(8): 104-124.
- [15] 刘亦文, 欧阳莹, 蔡宏宇. 中国农业绿色全要素生产率测度及时空演化特征研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2021, 38(5): 39-56.
- [16] 黄和平, 周桂明, 李国民. 产业数字化对绿色全要素生产率的影响机制研究: 兼议环境规制的门槛效应[J]. 中国环境科学, 2025, 45(3): 1713-1730.
- [17] 徐紫嫣, 李涛, 赵显莉. 数字经济对城市绿色全要素生产率的影响及其作用机制[J]. 改革, 2025(9): 64-79.
- [18] 李兰冰, 吴京洪. 数字引领、低碳发展与城市“减排增效”: 基于“双试点”政策的准自然实验[J]. 当代经济科学, 2026: 1-18.
- [19] 李琨. 人工智能技术创新对省域绿色全要素生产率的影响及作用机制研究[J]. 中国科技论坛, 2025(12): 144-153.
- [20] 余泳泽, 曹瑞. 偏向性减排目标分配与区域间共同富裕[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(12): 27-48.
- [21] 朱承亮, 余雨辰. 工业机器人应用与城市全要素生产率提升[J]. 产业经济评论, 2026: 1-18.
- [22] 潘珊, 盖庆恩, 胡涟漪. 人工智能、职业技能结构与产业结构转型[J]. 管理世界, 2026, 42(2): 107-128.
- [23] WANG P, WONG N T. Artificial intelligence and technological unemployment[J]. Journal of monetary economics, 2026, 158: 103905.
- [24] 李计广, 官方茗, 王元彬. 人工智能技术创新如何影响制造业碳减排? [J]. 中国人口·资源与环境, 2025, 35(2): 14-24.
- [25] 潘紫燕, 高翰之. 人工智能渗透与全球碳减排: 基于61国面板数据的实证分析[J]. 经济问题探索, 2025(10): 73-90.
- [26] 王怡颖, 王娜. 生成式人工智能赋能产业智能化、绿色化、融合化发展的逻辑进路与实践路径[J]. 经济学家, 2026(2): 108-117.
- [27] 蒋为, 陈星达, 倪诗程. 人工智能、产业结构转型与跨越“中等收入陷阱”[J]. 经济研究, 2025, 60(10): 239-260.
- [28] 张阳, 梅国平, 王旭伟, 等. 人工智能促进工业碳减排的机制与经验证据: 基于任务模型的分析框架[J]. 计量经济学报, 2026, 6(1): 133-155.
- [29] 刘畅, 生世玉, 赵泽斌. 人工智能如何影响制造业碳排放: 来自中国城市的经验证据[J]. 研究与发展管理, 2026: 1-14.
- [30] 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.
- [31] 黄馥琳, 蒋鹏程. 数字低碳之路: 机器人与城市工业碳排放[J]. 财经研究, 2023, 49(10): 34-48.
- [32] KANG S, SHANG Y. How artificial intelligence drives industrial digitalization and greening synergies? evidence from China's AI innovation and development pilot zones [J]. Technology in society, 2025, 83: 102984.
- [33] 陈慧灵, 唐元华, 翟晓秀, 等. 绿色技术创新对城市工业碳生产率的影响: 基于空间溢出效应视角[J]. 中国环境科学, 2025, 45(12): 7059-7069.
- [34] 余正颖, 李宗洋, 李胜会. 数智赋能视角下人工智能发展对城市绿色技术创新的影响研究[J]. 经济问题探索, 2026(1): 54-70.

- [35] 陆风芝,徐鹏,李仲武. 智能制造如何影响中国制造业企业绿色发展绩效:理论依据与经验事实[J]. 经济学动态,2025(11):59-78.
- [36] WU J, XIA Q, LI Z Y. Green innovation and enterprise green total factor productivity at a micro level: a perspective of technical distance[J]. Journal of cleaner production, 2022, 344:131070.
- [37] WANG J, WANG W, LIU Y, et al. Can industrial robots reduce carbon emissions? based on the perspective of energy rebound effect and labor factor flow in China[J]. Technology in society, 2023, 72:102208.
- [38] 闫东升,李平星,吴加伟. 经济增长目标对长三角城市绿色全要素生产率的影响:基于国土空间结构的机制研究[J]. 资源科学,2026,48(1):148-161.
- [39] 苑泽明,李曰春,张旺. 数据资产对企业绿色全要素生产率影响的实证检验[J]. 统计与决策,2025,41(22):166-171.
- [40] ABRAMITZKY R, BOUSTAN L P, ERIKSSON K. A nation of immigrants: assimilation and economic outcomes in the age of mass migration[J]. Journal of political economy, 2014, 122(3):467-506.
- [41] 何凌云,祁晓凤. 环境规制与绿色全要素生产率:来自中国工业企业的证据[J]. 经济学动态,2022(6):97-114.
- [42] 刘备,邱兆轩,任保平. 人工智能与企业高质量发展:来自国家新一代人工智能创新发展试验区的经验证据[J]. 中国软科学,2025(6):166-176.
- [43] 李慧. 制度性交易成本与“专精特新”:来自上市民营企业的经验证据[J]. 东南大学学报(哲学社会科学版),2024,26(5):61-76,149.
- [44] 李文钊,翟文康,刘文章. “放管服”改革何以优化营商环境:基于治理结构视角[J]. 管理世界,2023,39(9):104-124.
- [45] 谢烛光,陈百助,周茜. 环保合规成本会激励企业绿色创新吗:剖析企业人工智能水平与绿色发展意识的双调节效应[J]. 中国软科学,2025(增刊1):238-248.
- [46] 杜剑,黄松. 人工智能与企业碳信息披露质量[J]. 当代财经,2026:1-13.
- [47] DU J, ZHONG Z, SHI Q, et al. Does government environmental attention drive green total factor productivity? Evidence from China[J]. Journal of environmental management, 2024, 366:121766.
- [48] 罗磊. 要素市场化配置视角下数字中国建设对居民消费环境的影响[J]. 商业经济研究,2026(1):63-68.
- [49] 陆文力,卢盛荣. 人工智能企业空间布局的金融动因:基于银行竞争视角[J]. 财经论丛,2026:1-15.
- [50] 洪冰. 人工智能驱动组织蜂巢化:企业数字化转型的演进机制[J]. 江西社会科学,2026,46(1):60-72.
- [51] 邓丽,陆扬,钟章奇. 数字基础设施、空间溢出效应与全要素生产率[J]. 经济经纬,2025,42(1):16-27.
- [52] 王娇,孙慧,廖振良. 人工智能技术促进“双碳”目标实现的影响机制研究[J]. 科技进步与对策,2025,42(15):11-23.
- [53] 陶惟,梅煜臻,张峻峰. 低碳城市试点政策提升了长江经济带城市绿色全要素生产率吗? [J]. 长江流域资源与环境,2025,34(12):2673-2685.
- [54] 马茜,任晓松,张红兵,等. 碳交易政策、研发创新与污染性企业碳绩效[J]. 科研管理,2023,44(7):114-123.
- [55] CHEN W, SRINIVASAN S. Going digital: implications for firm value and performance [R]. Harvard business school working paper,2020:19-117.
- [56] 陈瑞华,钱一波,田瑞泽. 地方司法改革促进企业绿色技术创新:基于中国制造业上市公司的微观证据[J]. 南开经济研究,2025(10):168-185.
- [57] 鲁晓东,连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计:1999—2007[J]. 经济学(季刊),2012,11(2):541-558.
- [58] 李慧,余东升,余娟娟. 商事制度改革与企业全要素生产率:来自准自然实验的证据[J]. 科研管理,2023,44(3):151-157.
- [59] 何小钢,梁权熙,王善骞. 信息技术、劳动力结构与企业生产率:破解“信息技术生产率悖论”之谜[J]. 管理世界,2019,35(9):65-80.