引用格式：马郑玮，莫金铭. 人工智能政策何以赋能企业可持续发展绩效？——来自国家新一代人工智能创新发展试验区的证据[J]. 技术经济，2026，45(8)：1-14.

Ma Zhengwei，Mo Jinming. How can artificial intelligence policy enable corporate sustainable development performance? Evidence from the national new generation artificial intelligence innovation and development pilot zones[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(8)：1-14.

AI时代的金融与会计问题研究：历史、制度与开放的视角

人工智能政策何以赋能企业可持续发展绩效？

——来自国家新一代人工智能创新发展试验区的证据

马郑玮[1,2]，莫金铭[1]

（1. 中国石油大学（北京）克拉玛依校区工商管理学院，克拉玛依 834000；2. 中国石油大学（北京）经济管理学院，北京 102249）

摘 要：随着新一轮科技革命与绿色低碳转型深度推进，如何依托产业智能化政策协同提升经济效益与环境表现，已成为企业长期高质量可持续发展的重要命题。基于2013—2024年中国A股上市公司数据，以国家新一代人工智能创新发展试验区为准自然实验，采用多期双重差分法探讨人工智能政策对企业可持续发展绩效的影响。研究发现，人工智能政策提升了企业可持续发展绩效。机制检验表明，人工智能政策通过推动绿色创新、优化资本配置效率提升企业可持续发展绩效。人力资本水平正向调节人工智能政策对企业可持续发展绩效的赋能效应。异质性分析发现，在高科技行业、非重污染行业、低环境规制强度地区，人工智能政策提升企业可持续发展绩效的效应更为突出。拓展性分析发现，人工智能政策存在溢出效应，能够带动同行业、同城市内其他企业提升可持续发展绩效。研究结论不仅揭示了人工智能政策提升企业可持续发展绩效的微观机制，而且为优化人工智能战略布局、推动企业高质量发展提供了政策启示。

关键词：人工智能；可持续发展绩效；高质量发展；国家新一代人工智能创新发展试验区；企业创新；资本配置

中图分类号：F49；F279.2 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)08-0001-14

DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26031701

一、引言

2026年的《政府工作报告》将国内生产总值增长4.5%~5%、单位国内生产总值二氧化碳排放降低3.8%左右列为年度发展主要预期目标，强调深化拓展“人工智能+”，同时加快推动全面绿色转型。国家在战略层面设定了经济增长与碳减排的双重任务。企业作为微观经济主体，在追求利润的同时需承担相应的环境责任[1]。然而，中国钢铁工业协会数据显示，2025年上半年，重点统计钢铁企业节能环保投资占比达28.9%，同比提高4.3个百分点，同期行业平均利润率仅为1.97%。国家知识产权局统计显示，2025年绿色低碳发明专利产业化率为52.2%，近半数创新成果未能转化为实际生产力与经济效益。可见，环保投入的增加未能带来相应的经济回报。如何在经济发展与环境保护之间寻求有效平衡，是企业长期面临的现实困境[2]。企业可持续发展绩效，是指企业实现经济可持续与环境可持续的综合目标，用于衡量企业可持续发展的整体水平[3]。如何避免因履行环保责任而过多牺牲经济利益，或因追求经济增长而付出较高的环境代价，进而有效提升财务绩效与环境绩效协同的可持续发展绩效，是本文尝试回应的核心命题。

收稿日期：2026-03-17

基金项目：国家社会科学基金一般项目“低收入群体网络借贷风险识别、评估与防范研究”(18BJY251)；新疆维吾尔自治区自然科学基金项目“新疆原油生产碳排放与碳埋存测算研究”；中国石油大学（北京）克拉玛依校区科研启动基金(XQZX20240022)

作者简介：马郑玮(1980—)，博士，中国石油大学（北京）克拉玛依校区工商管理学院副院长，中国石油大学（北京）经济管理学院教授，博士研究生导师，研究方向：公司金融；(通信作者)莫金铭(2002—)，中国石油大学（北京）克拉玛依校区工商管理学院硕士研究生，研究方向：公司金融。

人工智能是以数据、知识、算力和算法为基础的通用目的技术,具备预测与优化资源配置的功能[4-6]。人工智能技术的应用能够提升全要素生产率、促进产品创新,推动企业利润增长[6-8]。然而,其大规模算力运行伴随的高耗电特征也会增加碳排放,对环境产生负面影响[9-10]。这意味着,人工智能促进的经济增长可能以牺牲环境为代价。若缺乏有效的政策干预,企业可能难以有效兼顾经济效率提升与环境成本控制。人工智能相关政策的出台,为破解上述困境提供了重要的制度支撑。2019年,中国启动并分批推进新一代人工智能创新发展试验区试点政策(以下简称人工智能政策)。人工智能政策配套了算力补贴、公共数据平台、产业投资基金等工具,从成本分担、信息共享与资金支持等方面降低了企业采纳人工智能技术的初始门槛与长期运营成本。这不仅能提升企业的生产效率,也能兼顾减排要求,为实现经济与环境的双赢提供了重要契机。同时,人工智能政策由科技部组织评审并分批认定,企业是否入选主要取决于国家战略布局与区域产业基础,相对外生于企业的经营决策。这一制度特征为检验人工智能政策如何提升财务绩效与环境绩效协同的可持续发展绩效提供了准自然实验场景,对于推动企业高质量发展具有重要的理论意义与现实价值。

与本文较为相关的研究包括两个方面。第一,企业可持续发展绩效的影响因素。已有文献从投资者情绪[11]、碳排放权交易[12]等外部市场与制度环境视角,以及企业绿色创新[2]、技术多样性[13]、人力资本水平[14]、数字金融[3]、数字化转型[15]等内部要素层面进行了探讨。第二,人工智能的经济后果。经济绩效方面,人工智能能够促进企业创新[5,16-17],提高员工工作效率[18]与企业生产率[6],增强企业盈利能力[19],推动高质量发展[20]。环境绩效方面,人工智能能够改善企业环境信息披露质量[21],推动清洁能源转型[22],减少污染物排放[23],促进绿色转型[24],但其大规模应用也可能增加碳排放,对企业环境绩效产生负面影响[9-10]。此外,人工智能在促进经济增长的同时[4],也可能带来就业冲击[25]与道德风险[26]。

尽管现有研究已取得较为丰富的成果,但仍存在可拓展之处。第一,虽有研究关注到人工智能可能引发的环境代价与社会风险,但鲜少从政策干预视角探讨化解路径。同时,现有文献多聚焦于探讨人工智能技术对单一绩效维度的影响。部分研究虽采用ESG综合评分作为可持续发展绩效的代理变量[27-28],但该评分未涵盖企业核心的财务绩效,且不同评级机构间的评分标准存在一定差异,在评估政策综合效应时存在局限。因此,现有研究尚未系统回答“如何通过政策干预高效兼顾企业财务绩效与环境绩效”这一核心问题。第二,关于人工智能政策影响企业可持续发展绩效的研究尚处于起步阶段,相关文献较为匮乏。有研究初步检验了人工智能技术与企业可持续发展绩效的关系[29-30],但对人工智能政策的关注相对不足。同时,人工智能的测度多依赖词频统计或问卷调查[6,17,30]。前者易受策略性信息披露干扰,且面临内生性问题;后者则可能存在样本选择偏误与主观判断偏差,结论的普适性受限。第三,现有文献多关注人工智能技术本身的微观或宏观效应,对人工智能政策外部性的考察较为欠缺,难以综合评估人工智能政策的辐射带动作用。

因此,本文以国家新一代人工智能创新发展试验区(以下简称试验区)的设立为准自然实验,采用多期双重差分法考察人工智能政策对企业可持续发展绩效的影响。相较于现有研究,边际贡献主要体现在以下方面:第一,在研究视角上,区别于现有研究主要关注人工智能技术对单一绩效维度的影响,本文聚焦于分析人工智能政策如何高效兼顾企业财务绩效与环境绩效这一现实难题。第二,利用试验区分批设立的外生冲击,从绿色创新、资本配置效率视角揭示人工智能政策赋能企业可持续发展绩效的内在逻辑,并识别了人力资本水平的调节作用。这不仅深化了对人工智能政策微观作用机制的理论认知,也为因果识别提供更为稳健的证据。同时,基于行业科技属性、行业污染程度及地区环境规制强度进行异质性分析,为差异化的政策设计提供依据。第三,拓展分析人工智能政策的溢出效应,考察人工智能政策对同行业、同城市内其他企业提升可持续发展绩效的作用,更全面地评估人工智能政策的综合赋能效果,为跨区域、跨行业的政策协同与经验扩散提供参考。

二、政策背景与理论分析

(一)政策背景

随着国际竞争日趋激烈,人工智能等前沿技术的研发与转化已成为主要国家的战略博弈焦点。面对新一轮科技革命带来的机遇与挑战,中国于2017年发布《新一代人工智能发展规划》,首次将人工智能发展上

升至国家战略高度，旨在抢占技术制高点、构筑先发优势，为经济发展注入新动能。为探索人工智能赋能经济社会发展的可行路径，中国自 2019 年起分批设立试验区，以促进技术迭代与制度创新的协同演进。2026 年的《政府工作报告》进一步提出打造智能经济新形态，强调深化拓展“人工智能+”，推动人工智能商业化、规模化应用。上述政策部署表明，人工智能已从技术工具上升为重塑经济形态、培育新质生产力的重要力量，在赋能企业高质量发展中发挥着愈加重要的作用。

试验区由省级科技管理部门组织申报，科技部组织专家评审并择优分批认定，以确保入选城市具备相应的技术基础与制度实施能力。2019 年首批批复北京、上海等 7 个城市。2020 年新增重庆、成都等城市。2021 年第三批将苏州、长沙等城市纳入试点范围。截至 2025 年底，全国共设立 18 个试验区，覆盖东、中、西及东北地区，体现了国家对人工智能发展梯度推进、区域协同的布局。政策工具体系层面，人工智能政策从多个维度展开部署。资金支持方面，通过算力补贴（如深圳“训力券”对智能算力租用给予最高 50%的资助）和关键技术研发财政补助（如北京对单个项目最高补助 500 万元），直接降低企业前期投入成本，使其以更低的研发支出同步推进生产效率提升与减排技术开发。要素配置方面，产业投资基金与公共数据平台推动资本、数据、人才等资源向绿色技术领域配置，缩短清洁生产技术的研发与转化周期，提升单位投入的减排效率。成果转化方面，人工智能政策支持建设概念验证中心和中试平台，降低绿色创新成果从实验室到产业化应用的试错成本，不仅有助于改善企业环境表现，而且为企业开发差异化产品、增强市场竞争力创造了条件。制度环境方面，人工智能政策涉及数据开放与保护、知识产权保护及人才引进与留用等配套安排。上述措施为企业兼顾财务绩效与环境表现奠定了制度基础。此外，试验区分批设立且相对外生于单个企业的经营决策，为本文采用多期双重差分法识别人工智能政策对企业可持续发展绩效的影响提供了可靠的识别条件。

（二）理论分析

1. 人工智能政策与企业可持续发展绩效

人工智能政策从生产运营、市场响应、供应链协同与风险管控层面推动企业财务绩效与环境绩效的改善。生产运营层面，人工智能政策借助算力补贴推动生产自动化与智能化升级[3]，减少重复性劳动与管理冗余，优化运营效率，提升企业财务回报。智能控制系统则依据实时数据调节原料与能源投入，减少废弃物排放与能源浪费，降低环保处罚风险，改善企业环境绩效[31]。市场响应层面，人工智能政策支持企业运用算法模型分析消费需求与市场变化，动态调整产品定位与营销策略，推动产品创新，拓展利润空间[8]。基于需求预测的精准排产则有助于避免过量生产与库存积压，减少资源浪费与废弃物处置负担，改善企业环境表现。供应链协同层面，人工智能政策推动企业构建智能物流与库存管理系统，实现上下游信息共享与动态调度，降低采购与配送成本，加速资金周转，提升财务绩效。智能调度系统优化了运输路线与装载方案，减少燃油消耗与包装材料使用，降低碳排放与废弃物生成，减轻环境负荷。风险管控层面，人工智能政策鼓励企业部署环境合规预警平台，实时监测排污数据与法规变动。通过早期识别潜在的环保违规风险，企业可提前采取改进措施，避免高额罚款与停产损失，保障财务稳健性。同时，平台亦能及时发现环境隐患并触发应急响应，降低污染事故概率，维护生态安全。此外，依据资源基础观[32]，人工智能政策引导企业加大人工智能技术应用力度，提升内外部资源的协同配置效率，帮助企业形成具有价值性、稀缺性、不可模仿性与组织嵌入性特征的战略性资产[32]，进一步增强企业可持续发展能力。

基于上述分析，本文提出假设：

人工智能政策可以提升企业可持续发展绩效（H1）。

2. 绿色创新的中介效应

与传统创新相比，绿色创新不确定性更高，更依赖长期资源投入，易受资源约束与激励不足的限制[33]。人工智能政策从资金、人才与知识共享层面为绿色创新提供良好条件。资金层面，人工智能政策通过算力补贴、产业投资基金及财政贴息，降低绿色技术研发的初始投入成本与风险敞口，缓解企业绿色创新的资金约束[5,34]。人才层面，人工智能政策推动校企共建人才培养基地，依托试验区人才引进计划，增加环境科学、数据算法及清洁技术领域的专业人才供给[22]，为企业绿色创新提供人力资本支持。知识共享层面，人工智

能政策推动产学研协同创新与知识共享平台建设,促进知识传播模式由“点对点”线性传递转向“网络化”多节点并行共享,加速绿色创新思路与技术成果的交流融合,提升绿色创新的效率与成功率[16]。

依据内生增长理论,技术进步是经济长期增长的内生动力[35]。人工智能政策驱动的绿色创新主要体现在绿色产品开发与清洁技术应用层面。绿色产品开发将环保理念融入产品设计、包装等环节,提升产品附加值,帮助企业树立“绿色”的市场形象,赢得利益相关者认可[8],进而扩大市场份额,提升财务绩效[2,36]。同时,绿色产品生产对原材料选择、生产制造及末端处置的全生命周期实施管控,能够减少对环境的负面影响,降低环境违规处罚风险,改善企业环境绩效[37]。清洁技术应用则着眼于生产工艺改进与能源利用效率提升,降低单位产出能耗与废弃物排放强度,帮助企业满足环境规制要求,减少因违规产生的罚款支出与合规成本,协同提升财务绩效与环境绩效[38]。此外,绿色创新作为异质性资源,能进一步增强企业的市场竞争优势与盈利能力[2],提升环境治理水平[39],从而改善企业可持续发展绩效。

基于上述分析,本文提出假设:

人工智能政策通过促进绿色创新,提升企业可持续发展绩效(H2)。

3. 资本配置效率的中介效应

委托代理理论指出,信息不对称可能导致管理层盲目扩张或错失投资机会[40]。人工智能政策通过公共数据平台与机器学习模型,降低企业对市场需求、供应链波动及投资回报的预测偏差,抑制过度投资与投资不足[8]。依据融资约束理论,资金短缺可能迫使企业放弃净现值为正的项目。人工智能政策通过算力补贴等政策工具,降低技术应用的前期成本,缓解企业现金流压力,使企业能够把握高回报的投资机会,减少因资金限制导致的投资不足[41]。此外,管理者过度自信可能引发过度投资[42]。人工智能政策推动企业加大对自然语言处理技术的应用力度,自动分析行业报告、政策文件和竞争对手动态,为管理层提供客观的决策依据,抑制主观判断导致的投资冲动[43]。智能预警系统则帮助企业识别产能过剩风险,前瞻性调整投资计划,进一步提升资本配置效率。

资本配置效率是影响全要素生产率的重要因素[44]。从要素配置结构来看,资本由低效、高污染环节向高效、清洁环节转移,有助于提升全要素生产率。这意味着,企业以同等投入获得更高产出,有助于摊薄固定成本,拓展利润空间,提升财务绩效。同时,也减少了因资源错配导致的过度能耗与排放,改善环境绩效[45]。从存量资本效率来看,企业处置长期闲置或产出不足的固定资产,可提升设备运转率,增加合格产品产出,增强企业盈利能力。同时,设备空转带来的额外排放亦随之减少,有助于改善企业环境表现[46]。此外,资本配置效率提升使企业能够识别并投资于节能降耗、减排增效的技术设备,实现绿色生产,获得差异化产品溢价与更高的利润率,并从源头削减污染物排放,进一步改善环境绩效[47]。

基于上述分析,本文提出假设:

人工智能政策通过优化资本配置效率,提升企业可持续发展绩效(H3)。

4. 人力资本的调节效应

依据吸收能力理论,企业对外部新知识的识别、吸收与转化效率,取决于其既有知识基础和人力资本积累[48]。人力资本水平较高的企业,对人工智能政策所提供资源的吸收能力更强,能够将外部知识有效应用于生产优化与绿色管理,进而提升财务绩效与环境绩效[8]。资本-技能互补理论指出,人工智能作为通用目的技术,需与高技能劳动力形成互补关系,才能充分释放技术红利[6,49]。高技能劳动力能够较好地适配人工智能系统,增强企业对先进技术的吸收与整合效率。当人力资本水平较高时,人工智能政策所释放的资源更易于转化为绿色治理效能,降低环境合规成本,减少资金无效占用。凭借较强的技术吸收能力,高水平人力资本有助于企业更有效地利用人工智能政策提供的技术支持,促进绿色技术创新与生产流程清洁化,从而提升生产效率并改善环境表现,增强企业可持续发展能力[14]。相比之下,人力资本水平较低的企业在技术适配、知识吸收与创新转化方面存在制约,难以充分吸收人工智能政策红利,政策赋能效应相对有限。

基于上述分析,本文提出假设:

企业人力资本水平越高,人工智能政策对企业可持续发展绩效的赋能效应越强(H4)。

三、研究设计

（一）样本选取与数据来源

选取2013—2024年中国A股上市公司样本，剔除资产负债率大于1的企业、被标记为ST（special treatment）、*ST、PT（particular transfer）的企业，金融和房地产行业中的企业，关键变量数据缺失的企业，并对所有连续型变量进行了上下1%的缩尾处理，最终得到20510条观测值。其中，试验区数据来自科技部官方网站；企业环境绩效数据来自和讯网企业社会责任评级；ESG数据来自华证ESG评级；绿色创新数据来自国家知识产权局和中国研究数据服务平台（CNRDS）；环境规制强度数据根据《政府工作报告》收集；其余变量数据均来自国泰安（CSMAR）数据库和上市公司年报。

（二）变量说明

1. 被解释变量

企业可持续发展绩效（*SDP*）。企业可持续发展绩效反映了企业在经济目标与环境目标上的综合表现，用于衡量企业的可持续发展水平[50-51]。依据组织双元理论[52]，双元绩效是指在资源约束条件下，企业实现财务绩效与环境绩效的有效平衡与联合价值[3]。因此，参考Alexopoulos等[53]、解学梅和朱琪玮[2]、王博和康琦[3]、王元芳和杨利[54]的研究，从财务绩效与环境绩效两个维度构建双元绩效指标，以测算企业可持续发展绩效。财务绩效以总资产收益率衡量，即净利润与总资产的比值；环境绩效采用和讯网企业社会责任评级的环境得分衡量。测算步骤如下所示：

第一，分别对财务绩效与环境绩效进行极差标准化，以消除量纲差异，如式（1）和式（2）所示。

$$Roa^{*}=\frac{Roa-Roa_{\min}}{Roa_{\max}-Roa_{\min}} \tag{1}$$

$$Env^{*}=\frac{Env-Env_{\min}}{Env_{\max}-Env_{\min}} \tag{2}$$

其中：*Roa*为财务绩效；*Env*为环境绩效。

第二，将标准化后的财务绩效与环境绩效转化为双元绩效，即企业可持续发展绩效，如式（3）所示。

$$SDP=\left[\left(1-\left|Roa^{*}-Env^{*}\right|\right)\sqrt{Roa^{*}\times Env^{*}}\right] \tag{3}$$

其中：*SDP*为企业可持续发展绩效；$1-\left|Roa^{*}-Env^{*}\right|$为财务绩效与环境绩效的平衡程度；$\sqrt{Roa^{*}\times Env^{*}}$为财务绩效与环境绩效的综合水平。只有当财务绩效与环境绩效均处于较高水平且二者差距较小时，可持续发展绩效才能取得较大值。这种构造使*SDP*能够有效识别人工智能政策是否促进了企业财务绩效与环境绩效的协同改进。*SDP*越大，代表企业在追求经济效益的同时，在环境保护方面也表现越佳。

2. 核心解释变量

人工智能政策（*AI*）。人工智能政策于2019年开始分批实施。参考权小锋和李静蕾[16]的研究，若企业*i*所在城市第*t*年纳入试验区，则*AI*在第*t*年及之后年份赋值为1，否则为0。

3. 控制变量

参考权小锋和李静蕾[16]、Xu和Fang[14]、姚加权等[6]的研究，选取了企业层面常用的控制变量。变量说明及描述性统计见表1。企业可持续发展绩效的均值为0.564，标准差为0.113，表明样本企业可持续发展水平存在差异。人工智能政策的均值为0.357，说明样本中约35.7%的企业属于处理组。其余变量描述性统计结果与现有研究相符。

表1　变量说明及描述性统计

变量名称	变量符号	变量定义	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
可持续发展绩效	*SDP*	包含财务绩效和环境绩效	20510	0.564	0.113	0.264	0.840
人工智能政策	*AI*	若企业*i*在第*t*年纳入试点，则*AI*在第*t*年及之后年份赋值为1，否则为0	20510	0.357	0.479	0	1
企业规模	*Size*	ln（企业总资产）	20510	22.244	1.216	20.155	26.186

续表

变量名称	变量符号	变量定义	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
企业年龄	*Age*	ln(企业上市年数)	20510	2.023	0.745	0.693	3.555
资产负债率	*Lev*	总负债/总资产	20510	0.384	0.183	0.052	0.817
企业价值	*Tq*	市值/资产总计	20510	2.055	1.205	0.836	7.646
营业总收入增长率	*Growth*	(本期营业总收入-上期营业总收入)/上期营业总收入	20510	0.133	0.294	-0.467	1.485
账面市值比	*Btm*	账面价值/市场价值	20510	0.605	0.242	0.131	1.196
自由现金流	*Cash*	经营活动产生的现金流量净额/资产总计	20510	0.053	0.063	-0.202	0.267
股权集中度	*Top*1	第一大股东持股比例	20510	0.329	0.141	0.083	0.721
股权结构	*Inst*	机构投资者持股比例	20510	0.393	0.254	0.001	0.920
管理层持股比例	*Mshare*	董监高持股数量/总股数量	20190	0.182	0.204	0	0.703

(三)模型构建

为检验人工智能政策对企业可持续发展绩效的影响,设立多期双重差分模型如式(4)所示。

$$SDP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \alpha_2 Controls_{it} + Firm + Year + v_{it} \quad (4)$$

其中:SDP_{it} 为企业 i 在第 t 年的可持续发展绩效;AI_{it} 为人工智能政策;$Controls_{it}$ 为一系列控制变量;i、t 分别为企业、年份;$Firm$、$Year$、v_{it} 分别为企业固定效应、年份固定效应、随机误差项;α 为待估系数。

四、实证分析

(一)基准回归结果

在基准回归前,本文进行了多重共线性检验,方差膨胀因子 *VIF* 的均值为 2.22,说明模型变量间不存在严重的多重共线性问题。基准回归结果见表 2,(1)列未加入控制变量和固定效应。(2)列加入控制变量,未加入固定效应,人工智能政策的系数均在 1%水平上显著为正。(3)列同时加入控制变量和固定效应,人工智能政策的系数依然在 1%水平上显著为正,表明人工智能政策显著提升了企业可持续发展绩效,假设 H1 成立。人工智能政策借助算力补贴与智能控制系统提升企业生产运营效率,依托算法技术支持优化市场响应能力,利用智能物流与库存管理提升供应链协同水平,并通过环境合规预警平台强化风险管控,协同提升企业财务绩效与环境绩效。

表 2　基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
	SDP	*SDP*	*SDP*
AI	0.023***	0.019***	0.007***
	(0.002)	(0.001)	(0.003)
Size		0.033***	0.036***
		(0.001)	(0.003)
Age		-0.008***	-0.009**
		(0.001)	(0.004)
Lev		-0.032***	-0.069***
		(0.005)	(0.009)
Tq		-0.005***	0.003**
		(0.001)	(0.001)
Growth		0.008***	0.026***
		(0.003)	(0.002)
Btm		-0.042***	-0.033***
		(0.006)	(0.008)
Cash		0.241***	0.113***
		(0.013)	(0.013)
*Top*1		-0.038***	-0.014
		(0.007)	(0.016)
Inst		0.020***	-0.000
		(0.005)	(0.010)
Mshare		0.053***	0.042***
		(0.006)	(0.010)
常数项	0.556***	-0.134***	-0.193***
	(0.001)	(0.019)	(0.056)
企业固定效应	No	No	Yes
年份固定效应	No	No	Yes
N	20510	20190	20034
Adj-R^2	0.009	0.122	0.481

注:*、**、*** 分别表示 10%、5%、1%的显著性水平;括号内为稳健标准误。

(二)稳健性检验

1. 平行趋势检验

在基准回归前,以人工智能政策实施前一期为基期,采用事件研究法进行平行趋势检验。从图 1 可以看出,在人工智能政策实施前,各期估计系数的 95%置信区间均包含零,表明处理组与控制组企业的可持续发展绩效无显著差异,平行趋势检验通过。在人工智能政策实施后的多个时期,估计系数显著为正,表明人工智能政策显著提升了企业可持续发展绩效。

2. 安慰剂检验

为排除不可观测因素的潜在干扰,通过随机抽样 1000 次生成虚假处理组,进行安慰剂检验。从图 2 可

以看出，虚假处理组的估计系数集中分布于零附近，近似呈正态分布，且与虚线处基准回归的真实估计系数（0.007）存在一定差距。这表明，人工智能政策对企业可持续发展绩效的提升效应并非由不可观测的随机因素所致，验证了基准回归结论的稳健性。

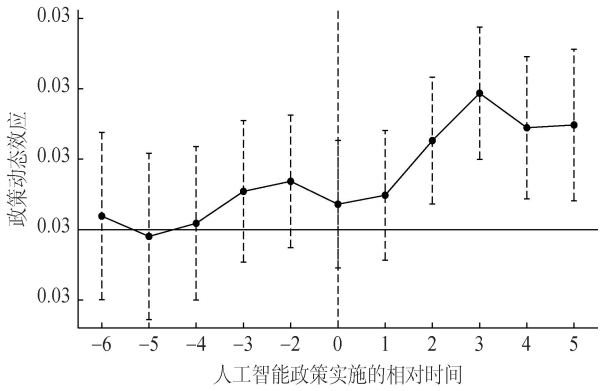


图 1　平行趋势检验动态效应

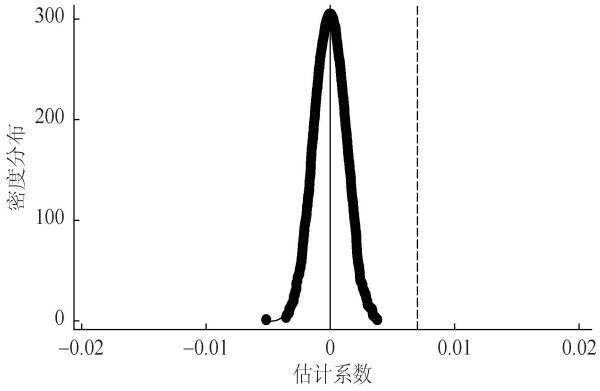


图 2　安慰剂检验

3. PSM-DID 检验

为缓解处理组与控制组企业在人工智能政策实施前可能存在差异所导致的样本选择偏差，进一步采用 PSM-DID 方法进行稳健性检验。具体而言，以全部控制变量为协变量，分别采用最近邻匹配（1∶1）、半径匹配与核匹配三种方式，为处理组企业匹配特征相近的对照组样本，并基于匹配后的数据重新进行双重差分估计。从表 3 的（1）列～（3）列可以看出，在控制样本选择偏差后，人工智能政策依然能提升企业可持续发展绩效，排除了政策效应由组间固有特征差异所驱动的替代性解释。

4. 替换被解释变量

为检验被解释变量测算方法对估计结果的潜在影响，采用两种方法进行处理。第一，采用华证 ESG 环境维度得分（E）替换原环境绩效指标，财务绩效指标保持不变，重新测算企业可持续发展绩效（SDP_1）[29]。第二，考虑到部分研究采用 ESG 综合评分作为企业可持续发展绩效的代理变量[28]，为检验核心结论是否对更广义的可持续发展测算敏感，本文进一步以华证 ESG 综合评分作为被解释变量进行回归。从表 4 的（1）列和（2）列可以看出，人工智能政策的系数均显著为正，说明本文的核心结论不太可能依赖于特定的被解释变量测度方式，基准回归结论具有很好的稳健性。

表 3　PSM-DID 检验

变量	（1）	（2）	（3）
	SDP	*SDP*	*SDP*
AI	0.009***	0.009***	0.009***
	（0.003）	（0.003）	（0.003）
常数项	−0.201***	−0.200***	−0.200***
	（0.065）	（0.065）	（0.065）
控制变量	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes
N	16382	16378	16377
Adj-R^2	0.468	0.468	0.468

注：*、**、*** 分别表示 10%、5%、1%的显著性水平；括号内为稳健标准误。

5. 剔除直辖市样本

直辖市在行政层级、资源配置及政策执行力度等方面与非直辖市存在差异，可能影响基准回归结果。因此，剔除直辖市企业样本后重新进行估计。从表 4 的（3）列可以看出，人工智能政策的系数仍显著为正，表明人工智能政策对企业可持续发展绩效的赋能效应并非由直辖市特殊因素所驱动。

6. 排除其他政策干扰

为排除同期其他相关政策对估计结果的潜在干扰，本文将人工智能创新发展先导区（$Policy_1$）与国家大数据综合试验区（$Policy_2$）两项政策变量纳入回归模型。从表 4 的（4）列可以看出，人工智能政策的系数仍保持正向显著。这一结果表明，企业可持续发展绩效的提升并非源自其他相关政策的混杂效应，进一步支持基准回归结论的稳健性。

表4 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	SDP_1	*ESG*	*SDP*	*SDP*	*SDP*	*SDP*	*SDP*	*SDP*
AI	0.012***	0.181***	0.010***	0.011***			0.010*	0.008**
	(0.003)	(0.024)	(0.003)	(0.003)			(0.005)	(0.003)
$Policy_1$				−0.013***				
				(0.003)				
$Policy_2$				0.012**				
				(0.005)				
AI_{t-1}					0.011***			
					(0.004)			
AI_{t-2}						0.013***		
						(0.004)		
常数项	−0.666***	−3.774***	−0.143**	−0.139**	−0.096	−0.082	−0.143	−0.094
	(0.072)	(0.519)	(0.063)	(0.063)	(0.078)	(0.096)	(0.090)	(0.063)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应×年份固定效应	No	No	No	No	No	No	No	Yes
城市固定效应	No	No	No	No	No	No	No	Yes
省份固定效应	No	No	No	No	No	No	No	Yes
N	20034	20034	15929	15929	13163	10638	15929	15829
Adj-R^2	0.491	0.420	0.484	0.485	0.471	0.468	0.484	0.533

注：*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平；括号内为稳健标准误。

7. 考虑政策传导时滞

图1的平行趋势检验结果显示，人工智能政策赋能企业可持续发展绩效存在时滞效应。因此，本文将人工智能政策分别滞后一期（AI_{t-1}）与两期（AI_{t-2}）后重新进行回归。从表4的（5）列和（6）列可以看出，滞后一期与两期的人工智能政策依然能提升企业可持续发展绩效，基准回归结论不因核心解释变量滞后期的设定而改变。

8. 调整标准误

考虑到同一企业不同年度的观测值可能存在序列相关及组内异方差问题，本文将标准误聚类到企业层级重新回归。从表4的（7）列可以看出，在调整标准误后，人工智能政策赋能企业可持续发展绩效的效应依然稳健。

9. 吸收多维固定效应

为剥离行业层面时变冲击及城市、省份层面固有特征对估计结果的潜在干扰，进一步引入行业与年份交互固定效应、城市固定效应及省份固定效应，重新进行回归估计。从表4的（8）列可以看出，人工智能政策依然能提升企业可持续发展绩效，本文的核心结论具有很好的稳健性。

五、进一步分析

（一）中介机制

为检验人工智能政策赋能企业可持续发展绩效的路径，参考江艇[55]的研究，采用两步法进行中介机制检验，模型设定如式（5）所示。

$$M_{it} = \beta_0 + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 Controls_{it} + Firm + Year + v_{it} \quad (5)$$

其中：M_{it}为中介变量，包括绿色创新（*Gi*）和资本配置效率（*Invf*）；β为待估系数。

1. 绿色创新

依据内生增长理论，研发投入与知识积累是驱动技术进步的核心因素[35]。参考刘海建等[56]的研究，以企业当年绿色发明专利授权数量加1后的自然对数衡量绿色创新（*Gi*）。从表5的（1）列可以看出，人工智能政策的系数在1%水平上显著为正，表明人工智能政策显著推动了企业绿色创新，提升企业可持续发展绩

效，假设 H2 成立。人工智能政策通过绿色信贷优惠缓解企业资金压力，借助人才引进计划提供人力资本，并依托知识共享平台促进创新思路的交流，从而推动企业绿色创新。绿色创新集中于绿色产品开发与清洁技术应用两条路径。绿色产品开发通过全生命周期的绿色属性降低对环境的负面影响，并将环保理念融入产品设计等环节增加产品附加值，协同提升企业财务绩效与环境绩效。清洁技术应用则降低单位产出能耗与废弃物排放强度，有效响应环境规制要求，减少因违规产生的罚款支出，进而提升企业可持续发展绩效。

2. 资本配置效率

参考 Richardson[57] 的研究，构建资本配置效率（*Invf*）指标，计算方式如式（6）所示。

$$INV_{it} = \omega_0 + \omega_1 SG_{i,t-1} + \varepsilon_{it} \tag{6}$$

其中：INV_{it} 为投资总额；SG_{it} 为销售收入增长率，以营业收入增长率来衡量；ω 为待估系数；ε 为残差项，表示企业投资偏离最优水平的程度，ε 为正表示过度投资，为负表示投资不足。本文采用残差绝对值 $|\varepsilon|$ 衡量企业整体的资本配置效率，$|\varepsilon|$ 越大表示资本配置效率越低。

从表 5 的（2）列可以看出，人工智能政策的系数在 1%水平上显著为负，说明人工智能政策减少了企业过度投资和投资不足，优化了企业的资本配置效率，进而提升企业可持续发展绩效，假设 H3 成立。人工智能政策借助公共数据平台与机器学习模型降低信息不对称，抑制过度投资与投资不足；利用算力补贴与绿色信贷缓解资金限制造成的投资不足；运用自然语言处理技术抑制管理层过度自信导致的投资冲动，从而提升企业的资本配置效率。资本配置效率的改善引导资本向高效清洁领域转移，推动企业盘活存量资产，增加绿色技术投资，协同提升企业的财务绩效与环境绩效，增强企业可持续发展能力。

表 5　中介机制

变量	（1）	（2）
	Gi	*Invf*
AI	0.072***	−0.009***
	（0.015）	（0.002）
常数项	−4.818***	−0.061
	（0.338）	（0.052）
控制变量	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes
N	20034	18622
Adj-R^2	0.676	0.627

注：*、**、*** 分别表示 10%、5%、1%的显著性水平；括号内为稳健标准误。

（二）调节效应

为检验人工智能政策赋能企业可持续发展绩效的调节效应，设立模型如式（7）所示。

$$SDP_{it} = \lambda_0 + \lambda_1 AI_{it} + \lambda_2 Edu_{it} + \lambda_3 AI_{it} \times Edu_{it} + \lambda_4 Controls_{it} + Firm + Year + v_{it} \tag{7}$$

其中：Edu_{it} 为调节变量人力资本水平；λ 为待估系数。

依据吸收能力理论，企业只有具备足够的高技能人才，才能充分利用人工智能技术带来的发展机遇[6,48]。参考李玉花等[17]的研究，以企业硕士研究生及以上学历员工占员工总数的比值衡量人力资本水平。从表 6 的（1）列可以看出，人工智能政策与人力资本水平交互项 *AI*×*Edu* 的系数在 1%水平上显著为正，表明人力资本水平正向调节人工智能政策对企业可持续发展绩效的赋能效应，假设 H4 成立。高技能劳动力能够提升企业对人工智能政策资源的吸收效率，推动人工智能技术与生产流程及绿色管理的有效结合，从而增强企业可持续发展能力。同时，高水平人力资本更能帮助企业将环境科学知识转化为环境治理效能，降低合规成本，进一步强化人工智能政策对企业可持续发展绩效的赋能效果。

表 6　调节效应

变量	（1）
	SDP
AI×*Edu*	0.158***
	（0.050）
常数项	−0.541***
	（0.129）
控制变量	Yes
企业固定效应	Yes
年份固定效应	Yes
N	5252
Adj-R^2	0.480

注：*、**、*** 分别表示 10%、5%、1%的显著性水平；括号内为稳健标准误。

（三）异质性分析

1. 行业科技属性

参考彭红星和毛新述[58]的研究，依据 2012 年修订的《上市公司行业分类指引》，将样本划分为高科技行业

和非高科技行业进行分组回归①。从表7的(1)列和(2)列可以看出，人工智能政策对高科技行业中企业可持续发展绩效的赋能效应更为显著。依据吸收能力理论，企业的知识存量、人力资本水平及技术基础条件，会影响其对外部政策资源与技术外溢的吸收与转化效率[48]。高科技行业在技术积累、数字化设施和人才供给方面具备显著优势，与人工智能技术的应用场景具有更高的契合度，能够有效整合政策资源推进流程优化与生产调整，提升可持续发展绩效[6,21]。相比之下，非高科技行业的技术基础较为薄弱，高端人才与数字化设施不足，转型条件相对受限。同时，非高科技行业对传统生产模式的依赖程度较高，技术适配与改造成本相对高昂，导致其难以借助人工智能政策的契机实现可持续发展绩效的实质性改善。

2. 行业污染程度

参考王永贵和李霞[59]的研究，依据2012年修订的《上市公司行业分类指引》，将样本划分为重污染行业和非重污染行业进行分组回归②。从表7的(3)列和(4)列可以看出，人工智能政策对非重污染行业中企业可持续发展绩效的提升效应更为显著。这一差异可从资源挤占与创新灵活性两个维度加以解释。就资源挤占而言，重污染行业面临更为严格的环境合规约束，企业为满足监管要求，可能将算力补贴等政策激励优先配置于末端治理，而非投向绿色技术创新[47]。因此，合规导向的资源使用方式削弱了人工智能政策对重污染行业中企业可持续发展绩效的赋能效应。从创新灵活性来看，非重污染行业面临的环境规制压力相对较小，企业能够更灵活地利用人工智能政策所支持的公共数据平台共享、产学研协同创新等渠道，将研发资源投向绿色产品开发与工艺优化[60]。资源向创新活动的有效配置，使非重污染行业能够增强清洁生产能力，培育差异化产品优势，从而增加财务回报并改善环境绩效，实质性提升可持续发展绩效。

3. 地区环境规制强度

依据波特假说，适度的环境规制可通过激励企业技术创新产生创新补偿效应，部分抵消环境合规带来的治理成本上升[61]，从而增强企业的可持续经营能力。过高的环境规制强度则可能使企业将资源配置重心偏向末端治理，挤占绿色创新与数字化转型等长期战略性投资，削弱企业竞争力。基于此，参考邵帅等[62]的研究，以各城市政府工作报告中环保相关词汇所在句子的字数占比衡量地区环境规制强度，并按年度中位数将样本划分为高环境规制强度、低环境规制强度地区进行分组回归。从表7的(5)列和(6)列可以看出，人工智能政策对低环境规制强度地区企业可持续发展绩效的提升效应更为显著。在环境规制强度较低的地区，企业面临的合规压力较小，制度遵循成本较低，能够将人工智能政策提供的资金、人力和技术资源更灵活地配置于人工智能技术的研发与应用，从而推动生产效率提升与绿色工艺改进，增强可持续发展能力。相比之下，高环境规制强度地区的企业需承担较高的制度遵循成本和污染治理负担，资金被大量挤占，难以将政策资源用于绿色创新[63]。同时，为满足严格的环保监管要求，企业往往被迫采取短期末端治理措施，难以形成长期技术积累，从而限制了人工智能政策对企业可持续发展绩效的赋能效应。

表7　异质性分析

变量	行业科技属性		行业污染程度		地区环境规制强度	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	SDP	*SDP*	*SDP*	*SDP*	*SDP*	*SDP*
AI	0.024***	0.001	−0.000	0.008**	0.005	0.014***
	(0.005)	(0.003)	(0.007)	(0.003)	(0.004)	(0.005)
常数项	−0.053	−0.211***	−0.121	−0.224***	−0.007	−0.319***
	(0.102)	(0.069)	(0.113)	(0.066)	(0.085)	(0.091)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	5784	14236	4225	15792	9213	9626
Adj-R^2	0.558	0.463	0.482	0.481	0.510	0.490

注：*、**、*** 分别表示10%、5%、1%的显著性水平；括号内为稳健标准误。

① 高科技行业代码包括C25、C26、C27、C28、C29、C31、C32、C34、C35、C36、C37、C38、C39、C40、C41、I63、I64、I65、M73，其余行业为非高科技行业。
② 重污染行业代码包括B06、B07、B08、B09、C17、C19、C22、C25、C26、C28、C29、C30、C31、C32、D44；其余行业为非重污染行业。

六、拓展性分析

人工智能政策作为区域性试点，兼具外部性与辐射效应，其影响可通过激励效应与竞争效应向同行业或同地区的非试点企业扩散。依据社会学习理论，企业在面临技术不确定性时，倾向于观察并借鉴先行者的成功实践[64]。试点企业借助算力补贴、公共数据平台及产业投资基金等政策工具，实现了生产效率与绿色治理水平的提升。非试点企业通过行业交流、供应链合作或公开信息等渠道得知相关改进成效后，倾向于模仿试点企业的智能化改造与清洁工艺，以获取类似的政策支持，从而提升自身可持续发展绩效。依据竞争理论，同一行业或地区内的企业存在相互追赶的动机[65]。当企业发现主要竞争对手借助人工智能政策实现了财务绩效与环境绩效的协同提升时，为避免市场份额下降或竞争地位受损，会主动加快技术升级与绿色转型进程，相应加大资源投入，从而提升可持续发展绩效。

为检验人工智能政策的溢出效应，参考 Leary 和 Roberts[66] 及孙洪锋等[67] 的研究，分别将同行业其他企业可持续发展绩效均值和同城市其他企业可持续发展绩效均值纳入基准回归模型。从表 8 的(1)列和(3)列可以看出，人工智能政策的系数显著为正，表明人工智能政策在行业与地区层面均存在正向溢出效应，能够带动同行业、同城市内其他企业提升可持续发展绩效。为缓解可能存在的反向因果关系导致的内生性问题，表 8 的(2)列和(4)列采用未来一期的企业可持续发展绩效(SDP_{t+1})进行检验，人工智能政策的系数仍显著为正，验证了结果的稳健性。在行业层面，人工智能政策所产生的技术成果、行业经验及治理模式沿产业链与知识网络向外扩散。同行企业通过吸收这些外部资源，能够优化生产流程、提升资源利用效率、强化环境治理能力，从而改善自身的可持续发展绩效。在区域层面，人工智能政策推动地方政府完善数字基础设施、优化创新要素配置、提升监管效能，加速区域数字化与绿色化转型，进而提升区域内企业的可持续发展绩效。

表 8　溢出效应分析

变量	行业溢出效应		地区溢出效应	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	SDP	SDP_{t+1}	SDP	SDP_{t+1}
AI	0.008***	0.008***	0.007**	0.007**
	(0.003)	(0.003)	(0.003)	(0.003)
常数项	−0.541***	0.269***	−0.237***	0.455***
	(0.056)	(0.069)	(0.060)	(0.072)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
N	19959	16431	19405	15934
Adj-R^2	0.513	0.478	0.477	0.460

注：*、**、*** 分别表示 10%、5%、1%的显著性水平；括号内为稳健标准误。

七、结论与启示

本文以国家新一代人工智能创新发展试验区为准自然实验，采用多期双重差分法，考察人工智能政策对企业可持续发展绩效的影响、内在机制、异质性特征与溢出效应。主要发现如下：第一，人工智能政策能够提升企业可持续发展绩效。第二，人工智能政策通过促进绿色创新和优化资本配置效率，提升企业可持续发展绩效。人力资本水平能强化人工智能政策提升企业可持续发展绩效的效应。第三，在高科技行业、非重污染行业及低环境规制强度地区，人工智能政策对企业可持续发展绩效的赋能效应更为突出。第四，人工智能政策存在溢出效应，能够带动同行业及同地区内其他企业提升可持续发展绩效。基于研究结论，提出以下建议。

政府层面：第一，强化算力补贴与数据基础设施的普惠供给。进一步完善试验区智算中心与公共算力平台建设，推动算力资源跨区域调度与开放共享；依托行业知识图谱构建一体化服务体系，实现“算力可租赁、算法可调用、数据可共享”。通过上述举措，降低非试验区企业技术采纳门槛与试错成本，扩大人工智能

政策的覆盖面,使更多企业能够通过优化生产流程、减少资源浪费,提升可持续发展绩效。第二,因地制宜、因企施策,建立差异化的政策支持体系。对非高科技行业,开放预训练算法模块以降低技术适配成本,支持其开展渐进式智能化改造,帮助企业提升运营效率并降低能耗水平。对重污染行业,将算力补贴与减排成效挂钩,按实际减排比例给予税收优惠,引导企业将资源投向清洁技术研发,减少污染物排放并降低合规成本、获取绿色产品溢价。对高环境规制强度地区,推动项目补贴由事前拨付转向事后按减排绩效支付,避免合规成本挤占创新资源,倒逼企业将有限资金配置于高效减排技术,推动环境规制压力向技术升级动力转化。第三,借助区域试点安排,强化技术与经验的跨行业、跨地区溢出效应。依托知识共享平台与协同创新机制,推动试验区形成的技术成果、行业经验及治理模式沿产业链与知识网络扩散,带动更多企业在优化流程、降低成本的同时减少能耗与排放,推动区域内其他企业提升可持续发展绩效。

企业层面:第一,将人工智能政策资源优先配置于绿色创新领域,依托概念验证中心与中试平台推动创新成果产业化应用,通过清洁工艺改造与绿色产品开发减少对环境的负面影响,同时提升产品附加值与市场竞争力,改善可持续发展绩效。第二,运用机器学习与需求预测模型评估各业务单元的资本边际收益率,削减低效固定资产投入,并将释放的资本投向数据中台建设与绿色工艺改造,进而提升全要素生产率,协同改善财务绩效与环境绩效。第三,借助人才引进与技能培训资源,积极吸纳数据科学、算法工程等高技能人才,建立内部技能认证与晋升挂钩机制。通过高技能人才的配置与培养,提升技术吸收与创新转化效率,更充分地将政策红利转化为工艺改进与污染控制能力,以人力资本驱动可持续发展。第四,非试点企业应主动对接试验区技术资源,利用行业与区域溢出通道,加快数字化与绿色化转型,在降低运营成本的同时减少环境负荷,提升自身可持续发展绩效。

参考文献

[1] MAAS S, RENIERS G. Development of a CSR model for practice: Connecting five inherent areas of sustainable business[J]. Journal of Cleaner Production, 2014, 64: 104-114.

[2] 解学梅, 朱琪玮. 企业绿色创新实践如何破解"和谐共生"难题?[J]. 管理世界, 2021, 37(1): 128-149.

[3] 王博, 康琦. 数字金融与企业可持续发展绩效——异质性特征、微观机制与宏观调节作用[J]. 南开经济研究, 2024(5): 162-176.

[4] JONES C I. The AI dilemma: Growth versus existential risk[J]. American Economic Review: Insights, 2024, 6(4): 575-590.

[5] LIN B, ZHU Y. The impact of artificial intelligence policy on green innovation of firms[J]. Energy Economics, 2025, 148: 108524.

[6] 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.

[7] BRYNJOLFSSON E, ROCK D, SYVERSON C. The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2021, 13(1): 333-372.

[8] BABINA T, FEDYK A, HE A, et al. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation[J]. Journal of Financial Economics, 2024, 151: 103745.

[9] ZHANG A, DANISH, CHEN R. The paradox of artificial intelligence and environmental performance: The critical role of energy transition and institutional quality[J]. Journal of Environmental Management, 2025, 394: 127330.

[10] 左喜梅, 许凯. 人工智能的"效率陷阱": 对企业环境绩效的隐性抑制效应[J]. 金融发展研究, 2025(12): 3-17.

[11] HARTZMARK S M, SUSSMAN A B. Do investors value sustainability? A natural experiment examining ranking and fund flows[J]. The Journal of Finance, 2019, 74(6): 2789-2837.

[12] ZHANG W W, XI B. The effect of carbon emission trading on enterprises' sustainable development performance: A quasi-natural experiment based on carbon emission trading pilot in China[J]. Energy Policy, 2024, 185: 113960.

[13] GU J, DUAN Y. Technological diversity, digital finance, and corporate sustainable development performance[J]. Finance Research Letters, 2026, 98: 109872.

[14] XU P, FANG S. Advanced human capital, credit resource misallocation, and corporate sustainable development performance[J]. Finance Research Letters, 2026, 92: 109342.

[15] 杨冠华, 侯晓娟, 范秀成. 数字化转型、绿色创新与企业可持续发展绩效——环境动态性的调节作用[J]. 技术经济, 2026, 45(1): 77-93.

[16] 权小锋, 李静蕾. 人工智能与企业协同创新——基于国家新一代人工智能创新发展试验区的准自然实验[J]. 经济研究, 2025, 60(8): 72-93.

[17] 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[J]. 中国工业经济, 2024(10): 155-173.

[18] BRYNJOLFSSON E, LI D, RAYMOND L. Generative AI at work[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2025, 140(2): 889-942.

[19] HERNÁNDEZ-LAGOS P. The transparency of AI and the profits of the firm[J]. Journal of Corporate Finance, 2026, 99: 103002.

[20] 程文. 人工智能、索洛悖论与高质量发展：通用目的技术扩散的视角[J]. 经济研究，2021，56(10)：22-38.
[21] ZHAO X，TONG Y，LEE H，et al. The role of artificial intelligence in enhancing corporate environmental information disclosure：Implications for energy transition and sustainable development[J]. Energy Economics，2025，148：108680.
[22] WANG S，WAN S，CHEN S. Promoting urban green transformation：Evidence from China's national artificial intelligence innovation application pilot zones on energy environmental performance[J]. Energy Economics，2026，158：109309.
[23] WANG X，KHAN M U，MIR F W. Artificial intelligence as heterogeneous agents in environmental performance：The mediating role of energy transition and the moderating effect of green technology adoption in Belt and Road Initiative countries[J]. Journal of Cleaner Production，2025，523：146331.
[24] SLIMANI S，OMRI A，JABEUR S B. When and how does artificial intelligence impact environmental performance?[J]. Energy Economics，2025，148：108643.
[25] ACEMOGLU D，RESTREPO P. The race between man and machine：Implications of technology for growth，factor shares，and employment[J]. American Economic Review，2018，108(6)：1488-1542.
[26] KÖBIS N，RAHMAN Z，RILLA R，et al. Delegation to artificial intelligence can increase dishonest behaviour[J]. Nature，2025，646(8083)：1-9.
[27] WANG Y，WANG Y，YANG P. Does artificial intelligence impact corporate ESG performance? Evidence from a quasi-natural experiment in China[J]. Energy Economics，2025，151：108963.
[28] 王寅，李梦琦. 人工智能应用与企业可持续发展——基于创新能力和吸收能力的检验[J]. 环境经济研究，2025，10(3)：47-72.
[29] 王珍珍，黄竣璇. 人工智能应用对制造企业可持续发展绩效的影响研究[J]. 调研世界，2025(11)：30-41.
[30] LI J，JIN X. The impact of artificial intelligence adoption intensity on corporate sustainability performance：The moderated mediation effect of organizational change[J]. Sustainability，2024，16(21)：9350.
[31] DONG X，ZHOU N，ZHAO X，et al. The impact of artificial intelligence on corporate green innovation：Can "increasing quantity" and "improving quality" go hand in hand?[J]. Journal of Environmental Management，2025，376：124439.
[32] BARNEY J. Firm resources and sustained competitive advantage[J]. Journal of Management，1991，17(1)：99-120.
[33] MANSO G. Motivating innovation[J]. The Journal of Finance，2011，66(5)：1823-1860.
[34] AMORE M D，SCHNEIDER C，ŽALDOKAS A. Credit supply and corporate innovation[J]. Journal of Financial Economics，2013，109(3)：835-855.
[35] ROMER P M. Endogenous technological change[J]. Journal of Political Economy，1990，98(5)：S71-S102.
[36] LI G，WANG X，SU S，et al. How green technological innovation ability influences enterprise competitiveness[J]. Technology in Society，2019，59：101136.
[37] LIN R J，TAN K H，GENG Y. Market demand，green product innovation，and firm performance：Evidence from Vietnam motorcycle industry[J]. Journal of Cleaner Production，2013，40：101-107.
[38] YU W，RAMANATHAN R，NATH P. Environmental pressures and performance：An analysis of the roles of environmental innovation strategy and marketing capability[J]. Technological Forecasting and Social Change，2017，117：160-169.
[39] 代昀昊，童心楚，贾潇，等. 绿色招聘与企业环境表现：来自互联网招聘大数据的证据[J]. 会计研究，2025(9)：106-119.
[40] JENSEN M C，MECKLING W H. Theory of the firm：Managerial behavior，agency costs and ownership structure[J]. Journal of Financial Economics，1976，3(4)：305-360.
[41] HADLOCK C J，PIERCE J R. New evidence on measuring financial constraints：Moving beyond the KZ index[J]. The Review of Financial Studies，2010，23(5)：1909-1940.
[42] MALMENDIER U，TATE G. CEO overconfidence and corporate investment[J]. The Journal of Finance，2005，60(6)：2661-2700.
[43] ANTONCIC M. Uncovering hidden signals for sustainable investing using big data：Artificial intelligence，machine learning and natural language processing[J]. Journal of Risk Management in Financial Institutions，2020，13(2)：106-113.
[44] HSIEH C，KLENOW P J. Misallocation and manufacturing TFP in China and India[J]. The Quarterly Journal of Economics，2009，124(4)：1403-1448.
[45] RESTUCCIA D，ROGERSON R. The causes and costs of misallocation[J]. Journal of Economic Perspectives，2017，31(3)：151-174.
[46] BLOOM N，SADUN R，REENEN J V. Americans do IT better：US multinationals and the productivity miracle[J]. American Economic Review，2012，102(1)：167-201.
[47] ACEMOGLU D，AGHION P，BURSZTYN L，et al. The environment and directed technical change[J]. American Economic Review，2012，102(1)：131-166.
[48] COHEN W M，LEVINTHAL D A. Absorptive capacity：A new perspective on learning and innovation[J]. Administrative Science Quarterly，1990，35(1)：128-152.
[49] 李健斌，周浩. 人工智能、资本-技能互补与企业全要素生产率[J]. 经济评论，2025(1)：20-36.
[50] KHALED R，ALI H，MOHAMED E K. The sustainable development goals and corporate sustainability performance：Mapping，extent and determinants[J]. Journal of Cleaner Production，2021，311：127599.
[51] ZAID M A，WANG M，ADIB M，et al. Boardroom nationality and gender diversity：Implications for corporate sustainability performance[J].

Journal of Cleaner Production, 2020, 251: 119652.
[52] RAISCH S, BIRKINSHAW J. Organizational ambidexterity: Antecedents, outcomes, and moderators[J]. Journal of Management, 2008, 34(3): 375-409.
[53] ALEXOPOULOS I, KOUNETAS K, TZELEPIS D. Environmental and financial performance. Is there a win-win or a win-loss situation? Evidence from the Greek manufacturing[J]. Journal of Cleaner Production, 2018, 197: 1275-1283.
[54] 王元芳, 杨利. 供应链持股对企业可持续发展绩效的影响研究[J]. 工业技术经济, 2026, 45(2): 67-76.
[55] 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.
[56] 刘海建, 胡化广, 张树山, 等. 供应链数字化的绿色创新效应[J]. 财经研究, 2023, 49(3): 4-18.
[57] RICHARDSON S. Over-investment of free cash flow[J]. Review of Accounting Studies, 2006, 11(2): 159-189.
[58] 彭红星, 毛新述. 政府创新补贴、公司高管背景与研发投入——来自我国高科技行业的经验证据[J]. 财贸经济, 2017, 38(3): 147-161.
[59] 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[J]. 中国工业经济, 2023(2): 131-149.
[60] HAO Y, GAI Z, WU H. How do resource misallocation and government corruption affect green total factor energy efficiency? Evidence from China [J]. Energy Policy, 2020, 143: 111562.
[61] PORTER M E, LINDE C V D. Toward a new conception of the environment-competitiveness relationship[J]. Journal of Economic Perspectives, 1995, 9(4): 97-118.
[62] 邵帅, 葛力铭, 朱佳玲. 人与自然何以和谐共生: 地理要素视角下的环境规制与环境福利绩效[J]. 管理世界, 2024, 40(8): 119-146.
[63] PALMER K, OATES W E, PORTNEY P R. Tightening environmental standards: The benefit-cost or the no-cost paradigm?[J]. Journal of Economic Perspectives, 1995, 9(4): 119-132.
[64] KAUSTIA M, RANTALA V. Social learning and corporate peer effects[J]. Journal of Financial Economics, 2015, 117(3): 653-669.
[65] AGHAMOLLA C, THAKOR R T. IPO peer effects[J]. Journal of Financial Economics, 2022, 144(1): 206-226.
[66] LEARY M T, ROBERTS M R. Do peer firms affect corporate financial policy?[J]. The Journal of Finance, 2014, 69(1): 139-178.
[67] 孙洪锋, 刘嫦, 郭娟娟. 政府绿色认证制度对制造业企业的环境激励效应与溢出效应[J]. 中国人口·资源与环境, 2024, 34(7): 76-87.

How Can Artificial Intelligence Policy Enable Corporate Sustainable Development Performance? Evidence from the National New Generation Artificial Intelligence Innovation and Development Pilot Zones

Ma Zhengwei[1,2], Mo Jinming[1]

(1. School of Business Administration, China University of Petroleum-Beijing at Karamay, Karamay 834000, China;
2. School of Economics and Management, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China)

Abstract: As the new round of scientific and technological revolution advances in tandem with the green and low-carbon transition, how to leverage industrial intelligence policies to simultaneously improve economic performance and environmental performance has become a critical issue for the long-term high-quality sustainable development of enterprises. Based on data from Chinese A-share listed companies from 2013 to 2024, and treating the National New Generation Artificial Intelligence Innovation and Development Pilot Zones as a quasi-natural experiment, a multi-period difference-in-differences method was employed to examine the impact of artificial intelligence policies on corporate sustainable development performance. The findings indicate that artificial intelligence policies significantly enhance corporate sustainable development performance. Mechanism tests show that artificial intelligence policies promote corporate sustainable development performance through two channels: stimulating corporate green innovation and optimizing capital allocation efficiency. Human capital positively moderates the enabling effect of artificial intelligence policies on corporate sustainable development performance. Heterogeneity analyses reveal that the enhancing effect of artificial intelligence policies on corporate sustainable development performance is more pronounced in high-tech industries, non-heavily polluting industries, and regions with low environmental regulatory intensity. Further analyses indicate that artificial intelligence policies generate spillover effects, which contribute to the improvement of sustainable development performance among other firms within the same industry and the same city. These conclusions not only elucidate the micro-mechanisms through which artificial intelligence policies enhance corporate sustainable development performance, but also provide policy implications for optimizing the strategic layout of artificial intelligence and promoting high-quality development.

Keywords: artificial intelligence; sustainable development performance; high-quality development; National New Generation Artificial Intelligence Innovation and Development Pilot Zones; corporate innovation; capital allocation