

人工智能与碳排放效率：来自中国城市的证据

葛星

(西安财经大学经济学院, 西安 710100)

摘要: 人工智能在推动碳达峰、碳中和目标实现及应对气候变化方面发挥着重要作用。基于 2012~2022 年中国城市面板数据, 将国家新一代人工智能创新发展试验区视为人工智能的“准自然试验”。首先, 采用倾向得分匹配双重差分模型、平行趋势检验及交互权重估计方法, 识别人工智能对碳排放效率的因果效应。其次, 分析人工智能影响碳排放效率的作用机制, 并探讨其异质性影响。结果表明, 人工智能显著提高了碳排放效率, 该结论在一系列稳健性检验后依旧成立。人工智能通过提升能源利用效率和推动绿色创新, 进而提高碳排放效率。人工智能对碳排放效率的影响因资源禀赋和区位的不同而不同, 在非资源型城市及东部和西部地区的正向影响更为显著。研究结论为中国实现“双碳”目标及可持续发展提供了政策启示。

关键词: 人工智能; 碳排放效率; 绿色创新; 准自然试验; 因果效应

中图分类号: X24 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2026)03-1554-12 DOI: 10.13227/j.hjcx.202501175

Artificial Intelligence and Carbon Emission Efficiency: Evidence from Chinese Cities

GE Xing

(School of Economics, Xi'an University of Finance and Economics, Xi'an 710100, China)

Abstract: Artificial intelligence plays a crucial role in achieving carbon peak and carbon neutrality goals, as well as in addressing climate change. Based on panel data of Chinese cities from 2012 to 2022, this study considers the National New Generation Artificial Intelligence Innovation and Development Pilot Zone as a quasi-natural experiment for artificial intelligence. First, the study employs propensity score matching in the difference-in-differences model, parallel test, and interaction-weighted estimation method to identify the causal effect of artificial intelligence on carbon emission efficiency. Furthermore, it explores the mechanisms through which artificial intelligence influences carbon emission efficiency and conducts a heterogeneity analysis. The results indicate that artificial intelligence significantly improved carbon emission efficiency, and this conclusion remained robust after a series of robustness checks. Specifically, artificial intelligence enhanced carbon emission efficiency by improving energy utilization efficiency and promoting green innovation. Moreover, the impact of artificial intelligence on carbon emission efficiency varied by resource endowment and location, with a more significant positive effect in non-resource-based cities and in the eastern and western regions. These findings provide policy insights for China in achieving its dual-carbon goals and promoting sustainable development.

Key words: artificial intelligence; carbon emission efficiency; green innovation; quasi-natural experiment; causal effect

气候变化已成为全球共同关注的重要议题, 各国政府和国际组织纷纷采取行动加以应对。作为全球最大的碳排放国, 中国承诺力争于 2030 年前实现碳达峰、努力争取 2060 年前实现碳中和。在这一背景下, 如何在保持经济增长的同时有效控制碳排放, 成为推动可持续发展的关键挑战。其中, 碳排放效率是衡量单位经济产出对应碳排放量的关键指标, 其提升对于平衡经济增长与实现“双碳”目标具有重要意义。

作为第四次工业革命的核心技术, 人工智能正在深刻改变全球生产方式和产业结构。凭借强大的数据处理能力和智能决策优势, 人工智能在能源管理、工业制造和交通物流等领域展现出巨大潜力, 成为推动绿色低碳转型的重要引擎。为了促进人工智能技术的发展和应用, 科技部于 2019 年发布《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》, 并于 2019 年、2020 年和 2021 年先后在 7、6 和 5 个城市(县)启动试验区建设。与此同时, 人工智能在助力“双碳”目标方面的作用也受到广泛关注。2021 年 10 月 16 日, 国家工业信息安全发展研究中心和百度智能云联合发布《人工智能助力城市“双碳”目标达成白皮书》, 明确指出人工智能是推动城市实现“双碳”目标

的重要手段。然而, 一个关键问题仍然悬而未决, 即人工智能是否影响碳排放效率? 理论上, 这一问题尚无法得到明确回答。

鉴于此, 本文聚焦以下 3 个核心问题: ①人工智能是否影响碳排放效率? ②人工智能通过哪些渠道影响碳排放效率? ③人工智能对碳排放效率的影响是否因资源禀赋和区位的不同而异? 厘清这些问题不仅拓展了人工智能环境后果的相关研究, 也为中国实现绿色低碳转型提供理论支持和政策依据。

为回答上述问题, 本文利用 2012~2022 年中国城市面板数据, 将国家新一代人工智能创新发展试验区视为人工智能的“准自然试验”。首先, 识别了人工智能对碳排放效率的因果效应, 并通过一系列稳健性检验(如筛选样本数据、更换倾向得分匹配方法以及更换变量测度方法等)确保估计结果的可靠性。其

收稿日期: 2025-01-16; 修订日期: 2025-04-25

基金项目: 陕西省社会科学基金年度项目(2024D028); 陕西省教育厅科学研究计划项目(25JK0112); 咸阳市创新能力支撑计划软科学研究专项(L2025-CXNL-RKX-009); 西安财经大学教育教学改革研究项目(25xcj005)

作者简介: 葛星(1995~), 女, 博士, 讲师, 主要研究方向为环境经济, E-mail: xingge@xaufe.edu.cn

次,从能源利用效率和绿色创新两个维度,实证检验人工智能对碳排放效率的作用机制.最后,从资源禀赋和区位角度对该影响进行异质性分析.本文的创新点主要体现在以下3个方面:第一,人工智能度量方法的创新.现有研究多采用机器人数量或专利数据衡量人工智能,但这可能引发内生性问题.为缓解这一问题,本文将国家新一代人工智能创新发展试验区视为人工智能的“准自然试验”,并基于政策文件手动整理城市层面的人工智能数据.通过构建“处理组”和“对照组”,并采用倾向得分匹配双重差分模型识别人工智能产生的因果效应.相较于使用单一指标或综合指数衡量人工智能,本文的方法能够在一定程度上缓解内生性问题,为识别人工智能因果效应提供新的办法.第二,首次识别了人工智能对中国城市碳排放效率的因果效应,并通过多种稳健性检验,证实了人工智能对碳排放效率的正向影响.这不仅丰富了人工智能环境后果的研究,也补充了碳排放效率影响因素的文献.第三,揭示了人工智能影响碳排放效率的作用机制及异质性特征.本文发现,人工智能通过提高能源利用效率和推动绿色创新来提升碳排放效率,发现人工智能对碳排放效率的影响在非资源型城市及东部和西部地区更为显著,以期为区域绿色低碳转型提供了新的视角.

1 文献回顾与理论分析

1.1 文献回顾

关于碳排放的影响因素,现有研究已从多个维度进行探讨,涵盖经济、人口、制度和政策等方面,为本文的研究提供了重要借鉴.经济因素方面,学者们重点关注了经济增长^[1]、技术进步^[2]、金融发展^[3,4]、数字经济^[5]、产业智能化^[6]、城镇化^[7]、基础设施建设^[8]以及绿色融资^[9]对碳排放的影响.人口因素方面,研究主要探讨了人口数量^[10]和人口结构^[11]对碳排放的作用.制度因素方面,学者们关注了环境税^[12]和环境法规^[13,14]对碳排放的影响.政策因素方面,现有文献探讨了碳交易试点政策^[15]、低碳城市试点政策^[16]、绿色财政政策^[17]和碳减排政策^[18]对碳排放的影响.然而,尽管已有研究广泛探讨了碳排放的影响因素,尚未有研究从人工智能的视角系统分析其对碳排放效率的因果效应.鉴于人工智能在能源优化和绿色创新等方面的巨大潜力,本文尝试从这一新视角出发,探讨人工智能如何影响碳排放效率及其作用机制,拓展了有关碳排放效率的研究体系.

目前,人工智能主要包括以下度量方式:第一,基于工业机器人数据,如工业机器人量^[19-21]、机器人密度^[22-25]和机器人渗透度^[26-29]等;第二,基于人工智

能专利数,即以人工智能相关专利的申请量或授权量作为衡量标准^[30,31];第三,基于人工智能综合指标体系,采用多维度指标构建人工智能发展水平指数^[32,33].然而,在因果识别研究中,这些度量方式可能存在内生性问题.为克服这一局限,本文基于国家新一代人工智能创新发展试验区的设立背景,提出新的度量方法.该试验区依托地方开展人工智能技术示范、政策试验和社会试验,率先探索人工智能创新发展,发挥引领带动作用.因此,本文将国家新一代人工智能创新发展试验区视为人工智能的“准自然试验”,并据此构建新的人工智能度量方法,以识别人工智能的因果效应.

人工智能的快速发展引起了学术界的广泛关注.早期研究主要集中于人工智能的经济效应,包括经济增长^[34]、劳动力市场^[20,27,28,35]、收入差距^[36]以及创新^[37]等.近年来,研究热点逐步转向人工智能的环境效应,尤其是其对能源需求^[38]、能源强度^[39,40]、能源效率^[41]以及能源转型^[22,42]的影响.此外,一些文献探讨了人工智能对空气污染、污染排放及碳排放强度的影响.Luan等^[43]基于国家层面数据发现机器人应用通过促进生产扩张和消费增长,加剧了空气污染.而盛丹等^[44]基于企业数据得出了相反的结论,认为人工智能有助于降低企业污染排放.邵帅等^[45]发现人工智能通过减少单位工业产值的能耗,进而降低了碳排放强度.曹泽等^[25]指出人工智能不仅能抑制本地区的碳排放强度,还能对周边地区的碳排放强度产生抑制作用.

关于人工智能对碳排放量的影响,学者们得出了基本一致的结论.蒋为等^[46]指出,机器人资本的动态深化能够降低制造业碳排放量.王海等^[47]发现,机器人应用通过增加财政科技支出和提升市场竞争性,从而减少碳排放量.黄贻琳等^[29]认为,人工智能在促进绿色技术创新与强化人机匹配度的过程中,显著降低了碳排放量.仲崇阳等^[21]发现工业机器人通过推动技术进步、赋能产业升级以及促进数字化转型来减少城市碳排放量.此外,Wang等^[33]基于281个城市的数据,发现工业智能化通过技术进步和产业结构升级对碳全要素生产率产生正向影响.综上所述,关于人工智能后果的研究成果较为丰富,为本文的进一步研究提供参考.然而,现有文献主要关注人工智能对碳排放量的影响,而针对其如何影响碳排放效率的研究仍然较少,尤其在因果识别方面更为缺乏.因此,本文将围绕这一问题展开探讨.

1.2 理论分析

1.2.1 人工智能对碳排放效率的影响

人工智能在改变生产和生活方式的同时,也对

碳排放效率产生了重要影响。一方面,人工智能有助于提升碳排放效率。首先,人工智能能够减少制造和供应链中的材料浪费,从而提高资源利用效率^[48]。其次,人工智能通过数据分析和自动控制优化资源配置和生产流程,降低能源消耗,提高碳排放效率^[49]。再次,人工智能依托大数据分析,通过实时监控与动态反馈,精准调节能源供需^[50-52]。此外,人工智能促进知识和技术溢出,加速清洁生产技术创新和新能源技术的普及,进一步提升碳排放效率^[53,54]。最后,人工智能推动能源结构优化,降低对化石能源的依赖,助力碳减排目标的实现^[22]。另一方面,人工智能也可能降低碳排放效率。首先,人工智能的基础设施建设和运行维护需要消耗大量资源,这在一定程度上降低了碳排放效率^[55,56]。其次,人工智能的基础设施建设和运行维护需要消耗大量资源,这可能在一定程度上降低碳排放效率^[57]。最后,人工智能可能通过降低产品生产成本和产品价格扩大市场需求,进而促进生产规模扩大,增加化石燃料的使用量,降低碳排放效率^[58]。综上所述,人工智能对碳排放效率的具体影响仍有待进一步的实证检验。基于上述分析,本文提出研究假设1:人工智能提升碳排放效率。

1.2.2 人工智能、能源利用效率与碳排放效率

人工智能可能通过提升能源利用效率来影响碳排放效率。然而,现有研究对于人工智能对能源利用效率的影响尚未达成一致结论。部分研究认为,人工智能能够提高能源利用效率。首先,人工智能通过机器学习算法优化能源管理,例如在可再生能源领域改进发电预测与电网调度^[43],并通过自动化功能实现能源使用的实时调度,从而提高能源利用效率^[59]。其次,人工智能能够提升生产力,减少能源浪费^[60],并通过智能管理优化城市能源使用^[61]。此外,人工智能推动节能和清洁生产技术进步,优化设备运行和能源使用模式^[62],同时通过促进数字经济发展和产业结构升级进一步提高能源利用效率。然而,也有研究认为,人工智能可能通过推动生产规模扩张,导致能源需求增加,从而降低能源利用效率^[63]。部分研究甚至发现,人工智能对能源利用效率的作用并不显著^[58]。因此,人工智能对能源利用效率的影响仍存在争议,有待进一步实证检验。

提高能源利用效率被认为是提升碳排放效率的重要途径^[64],其作用主要体现在减少能源消耗、优化能源结构、抑制反弹效应以及推动产业升级等方面。首先,提高能源利用效率能够降低单位产出的能源消耗,从而有效减少碳排放^[65]。其次,能源利用效率的提升有助于扩大可再生能源的使用比例,减少对化石燃料的依赖,进一步提高碳排放效率^[66]。此外,

提高能源利用效率可以降低能源强度,从而抑制节能技术成本降低所引发的反弹效应,确保节能减排目标的实现。最后,能源利用效率的提升往往伴随着产业结构优化,即高耗能产业比例下降,低耗能、高附加值产业的发展加速,同时节能与清洁能源技术的广泛应用也进一步提高碳排放效率。基于以上分析,本文提出研究假设2:人工智能通过提升能源利用效率,从而提升碳排放效率。

1.2.3 人工智能、绿色创新与碳排放效率

人工智能可能通过促进绿色创新来影响碳排放效率。人工智能作为一项技术突破,通过数字化、自动化和智能化手段推动了绿色创新^[67]。首先,人工智能优化资源配置、提升数据处理能力,并加速绿色技术研发,从而降低能源消耗,并推动技术进步^[60]。其次,在产业层面,人工智能在能源、信息技术服务业及交通运输业等领域促进产业升级,提升人力资本水平,从而增强绿色创新的知识产出与战略规划能力^[68]。此外,人工智能依托大数据分析和智能监控,精准识别低效环节和高能耗流程,并通过自动化生产和工业机器人应用推动清洁生产,进一步优化生产流程和资源配置,促进绿色创新。然而,人工智能的广泛应用也带来了一定的负面影响。由于人工智能高度依赖数据中心和云计算环境,这些基础设施的运行消耗大量算力资源,导致能源需求上升,甚至可能对绿色创新产生抑制作用^[69]。因此,人工智能对绿色创新的影响有待进一步的实证研究加以验证。

绿色创新被认为是提升碳排放效率的重要驱动力^[70]。首先,绿色创新通过提升能源绩效和优化产业结构,减少单位产出的碳排放,从而提升碳排放效率^[71]。其次,从生态经济学角度来看,绿色创新遵循生态学原理和生态经济规律,强调资源的高效利用和能源的优化配置,从而降低污染排放,减少对生态环境的破坏^[72]。这表明,绿色创新不仅是技术进步的结果,也是可持续发展的内在要求。最后,在实践层面,企业通过开发绿色节能产品、优化制造工艺、推动清洁能源替代化石燃料,并加强污染物排放的过程控制,从而进一步提升碳排放效率^[73]。基于以上分析,本文提出研究假设3:人工智能通过推动绿色创新,从而提升碳排放效率。

2 材料与方法

2.1 模型设定

2.1.1 基准模型

为检验人工智能对碳排放效率的影响,构建计量模型如下:

$$cee_{cy} = \alpha + \beta did_{cy} + \lambda X_{cy} + \mu_c + \eta_y + \varepsilon_{cy} \quad (1)$$

式中, c 和 y 分别表示城市和年份; 被解释变量 cee_{cy} 表示城市 c 在 y 年的碳排放效率; 核心解释变量 did_{cy} 表示 y 年城市 c 是否被列入国家新一代人工智能创新发展试验区的虚拟变量, 用于衡量人工智能; X_{cy} 表示 y 年城市 c 的一系列控制变量, 包括经济发展、城镇化率、人口密度、政府干预、产业结构、金融发展和基础设施; μ_c 表示城市固定效应; η_y 表示年份固定效应; ε_{cy} 表示随机扰动项. α 、 β 和 λ 表示待估参数, 其中, β 表示人工智能对碳排放效率的影响, 是本文重点关注的估计量之一. 若 β 显著为正, 表示人工智能提高了碳排放效率. 反之, 若 β 显著为负, 则表明人工智能降低了碳排放效率.

2.1.2 平行趋势检验模型

为确保双重差分模型估计结果的有效性, 本文使用事件研究法进行平行趋势检验, 构建计量模型如下:

$$cee_{cy} = \alpha + \sum_{t=1} \delta_t D'_{cy} + \lambda X_{cy} + \mu_c + \eta_y + \varepsilon_{cy} \quad (2)$$

式中, D'_{cy} 表示虚拟变量, 若城市 c 在年份 y 距离其被列入国家新一代人工智能创新发展试验区的初始年份为 t 年, 则取 1, 否则取 0. δ_t 表示待估参数, 其他变量的含义同式(1).

2.1.3 异质性处理效应检验模型

最近有研究还强调了双重差分模型设计中可能出现的问题. 一个常见的问题是, 处理效应可能在不同时间或同一时间不同批次具有异质性, 即异质性处理效应 (heterogenous treatment effect). 例如, 人工智能对城市碳排放效率的影响可能因不同批次的试验区而异, 且该影响可能随时间变化. 而经典的双向固定效应模型假设处理效应是恒定的, 这可能会导致在加总各期处理效应以获得平均处理效应时, 一些处理效应具有负权重, 进而造成估计结果偏误^[74, 75]. 为了解决这一问题, Sun 等^[76] 提出了交互权重 (interaction-weighted) 估计方法. 即使处理效应可能因为开始接受政策的时间或处理后的时长不同而具有异质性, 这种估计方法也是有效的. 基于此, 本文使用 Sun 等^[76] 提出的方法对基准回归结果进行检验. 构建如下计量回归模型:

$$cee_{cy} = \alpha + \sum_{e \in \{2019, 2020, 2021\}} \sum_{t=1} \delta_{e,t} I\{E_t = e\} \times D'_{cy} + \lambda X_{cy} + \mu_c + \eta_y + \varepsilon_{cy} \quad (3)$$

式中, $I\{E_t=e\}$ 表示指示变量, 若城市 c 于 e 年被列入国家新一代人工智能创新发展试验区, 则取值为 1, 否则为 0. 在本文中, e 可以取值为 2019、2020 和 2021. 根据 e 将样本分为不同的队列. $\delta_{e,t}$ 表示待估参数, 其他变量的含义与式(1)和式(2)相同.

2.1.4 机制模型

为检验人工智能影响碳排放效率的作用机制, 借鉴江艇^[77]的做法, 分别构建如下计量回归模型:

$$eff_{cy} = \alpha^1 + \beta^1 did_{cy} + \lambda^1 X_{cy} + \mu_c + \eta_y + \varepsilon_{cy} \quad (4)$$

$$gre_{cy} = \alpha^2 + \beta^2 did_{cy} + \lambda^2 X_{cy} + \mu_c + \eta_y + \varepsilon_{cy} \quad (5)$$

式中, eff 和 gre 分别表示能源利用效率和绿色创新, α^1 、 α^2 、 β^1 、 β^2 、 λ^1 和 λ^2 表示待估参数, 其他变量的含义与式(1)相同.

2.2 变量测度

2.2.1 被解释变量

本文使用考虑非期望产出的超效率 SBM-DEA 模型测度城市碳排放效率 (cee). 其中, 投入变量为劳动、资本和能源, 参考周彩云等^[78]的做法, 分别用城市就业人数、永续盘存法估算的城市资本存量 and 城市用电量来衡量; 期望产出为以 2000 年为基期的城市实际地区生产总值; 非期望产出为城市碳排放量, 计算方法见吴建新等^[79]的研究.

2.2.2 核心解释变量

人工智能 (did) 的度量方式采用虚拟变量, 具体为城市是否被列入国家新一代人工智能创新发展试验区, 若城市当年被列入该试验区, 则取值为 1, 否则取值为 0. 如表 1 所示, 北京、上海、天津、深圳、杭州、合肥和德清在 2019 年被陆续列入该试验区, 则以上区域的 did 在 2019 年及以后年份取值为 1, 在 2019 年之前取值为 0, 考虑到德清归属于湖州, 将湖州的 did 在 2019 年及以后年份取值为 1, 在 2019 年之前取值为 0. 重庆、成都、西安、济南、广州和武汉在 2020 年被陆续列入该试验区, 则这些城市的 did 在 2020 年及以后年份取值为 1, 在 2020 年之前取值为 0. 而苏州、长沙、郑州、沈阳和哈尔滨在 2021 年被陆续列入该试验区, 则这些城市的 did 在 2021 年及以后年份取值为 1, 在 2021 年之前取值为 0.

2.2.3 控制变量

为了避免遗漏变量导致估计结果偏误, 借鉴现

表 1 国家新一代人工智能创新发展试验区名单¹⁾

Table 1 List of new generation of national artificial intelligence innovative development pilot zones

获批日期(年-月-日)	国家新一代人工智能创新发展试验区所属地区
2019-02-20	北京
2019-05-22	上海
2019-10-17	天津、深圳、杭州和合肥
2019-11-02	德清
2020-01-23	重庆、成都、西安和济南
2020-09-03	广州和武汉
2021-03-24	苏州和长沙
2021-11-13	郑州、沈阳和哈尔滨

1) 根据政府文件自行整理

有研究,本文选取如下控制变量.

经济发展(eco),用人均地区生产总值衡量.一方面,经济发展伴随能源消耗增加,可能提高碳排放,进而降低碳排放效率.另一方面,经济发展的技术溢出效应有助于提高能源效率,进而提升碳排放效率^[33].

城镇化率(urb),用城镇人口与地区总人口的比值衡量.现有研究表明,城镇化增加了能源需求,进而影响了消费结构和碳排放效率^[17,80].

人口密度(pop),用地区总人口与行政区域面积的比值衡量.人口密度与能源消费模式、交通需求和基础设施建设等有关,会对估计结果产生影响^[80].

政府干预(gov),用地方财政一般预算内支出与地区生产总值的比值衡量.政府干预可能会影响碳排放政策的制定和执行,进而影响碳排放效率^[21,80,81].

产业结构(ind),用第二产业增加值占地区生产总值的比例衡量.通常,第二产业消耗更多的能源,会使估计结果产生偏误^[43].

金融发展(fin),用金融机构贷款余额与地区生产总值的比值衡量.城市的金融发展水平直接影响其改善碳排放效率的基础条件,如健全的基础设施和充足的人力资源等^[6,29].

基础设施(inf),用道路面积与行政区域面积的比值衡量.良好的基础设施能够有效提高资源配置效率、促进经济活动的流动性,并降低运输成本,从而优化生产过程中的能源使用和碳排放效率.

2.2.4 机制变量

能源利用效率(ef),用地区生产总值与能源消费总量的比值衡量.人工智能通过数据分析、实时监控和智能调度优化能源生产与消费流程,提高能源利用效率,从而提升碳排放效率.

绿色创新(gre),用城市绿色专利申请数衡量.人工智能促进绿色技术的研发和应用,推动资源节约与低碳创新,提升生产效率和资源利用率,进而对碳排放效率产生正向影响.

2.3 数据来源与样本选择

本文主要有3个数据来源:①人工智能的虚拟变量依据国家新一代人工智能创新发展试验区相关政府文件整理而成;②绿色创新数据来源于中国研究数据服务平台(CNRDS);③其他变量均来源于EPS数据库.

本文选取2012~2022年中国283个地级市作为研究样本,并采用插值法补齐缺失数据.在运用双重差分模型进行实证检验之前,首先利用倾向得分匹配方法为处理组匹配对照组.倾向得分匹配方法包括以下两步:第一步,根据经济发展、城镇化率、人口密度、政府干预、产业结构、金融发展和基础设施,计算处理组和对照组城市的倾向得分;第二步,使用近邻匹配为试验区城市匹配相应的对照组,并剔除未能成功匹配的样本.通过倾向得分匹配方法,最终得到512个样本.上述变量的描述性统计结果如表2所示.

表2 描述性统计¹⁾

Table 2 Summary statistics

变量名称	变量符号	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
碳排放效率	cee	512	0.35	0.13	0.11	1.11
人工智能	did	512	0.09	0.28	0.00	1.00
经济发展	eco	512	10.20	4.21	1.17	25.69
城镇化率	urb	512	0.61	0.26	0.13	1.00
人口密度	pop	512	0.06	0.04	0.00	0.30
政府干预	gov	512	0.13	0.09	0.05	0.62
产业结构	ind	512	38.89	11.14	12.00	77.00
金融发展	fin	512	1.98	0.81	0.38	7.45
基础设施	inf	512	0.77	0.93	0.00	6.13
能源利用效率	eff	512	55.03	9.32	22.00	80.00
绿色创新	gre	512	0.27	0.33	0.00	2.02

1)经济发展的单位为万元;碳排放效率、人工智能、城镇化率、政府干预、金融发展和基础设施的单位为1;人口密度的单位为万人·km⁻²;产业结构的单位为%;能源利用效率(以标准煤计)的单位为万元·t⁻¹;绿色创新的单位为万个

3 结果与讨论

3.1 基准回归

基于式(1)实证检验了人工智能对碳排放效率的影响,估计结果如表3所示.其中,第(1)列为考虑城市固定效应和年份固定效应,但未考虑控制变量的估计结果, did的系数估计值为0.028,且在10%的

水平上通过显著性检验.第(2)列为进一步考虑控制变量的估计结果,此时 did的系数估计值为0.029,在1%的水平上通过显著性检验.同时考虑城市固定效应、年份固定效应和控制变量,能更准确地估计出人工智能对碳排放效率的影响.本文以第(2)列的估计结果进行分析.结果表明,在其他变量保持不变的情况下,人工智能导致城市碳排放效率平均提高2.9%.

至此,假设 1 得到证实.

关于控制变量,eco 的系数估计值为 0.024,且在 1% 的水平上通过显著性检验,表明经济发展与碳排放效率之间存在正相关关系. 经济发展可能为绿色技术或清洁能源的研发提供更多的资源和资金,从而有效提升碳排放效率. urb 和 inf 的系数估计值为正,但未通过显著性检验,这表明尽管城镇化和基础设施建设可能会促进更多的工业化和能源需求,其对碳排放效率的影响在统计上并不显著. pop 的系数估计值为 1.267,且在 1% 的水平上通过显著性检验,表明人口密度对碳排放效率具有正向影响. 更高的人口密度可能有助于低碳技术的普及和应用,进而提升碳排放效率,说明人口密集地区在绿色转型过程中发挥了重要作用. gov 的系数估计值为负且显著,这表明政府干预可能抑制了城市的碳排放效率. 该结果可能反映了政策执行力度不足、资源配置效率底下等问题,这些因素可能限制了政府在提升碳排放效率方面的有效性. ind 和 fin 的系数估计值为负,且在 10% 的水平上未通过显著性检验. 这一方面表明金融发展在提升碳排放效率方面的作用不明显,另一方面说明第三产业并不一定比第二产业更清洁.

表 3 基准回归结果¹⁾
Table 3 Baseline regressions

变量	cee	
	(1)	(2)
did	0.028*(0.016)	0.029***(0.008)
eco		0.024***(0.008)
urb		0.055(0.060)
pop		1.267***(0.223)
gov		-0.608***(0.137)
ind		-0.001(0.001)
fin		-0.012(0.013)
inf		0.007(0.011)
常数项	0.347***(0.001)	0.111(0.108)
城市固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
观测值	502	502
R ²	0.823	0.884

1) 基于最小二乘估计; 括号内的数据为城市层面聚类稳健标准误; * 和 *** 分别表示在 10% 和 1% 的水平上显著

3.2 平行趋势检验

图 1 展示了人工智能对城市碳排放效率的平行趋势检验结果,基期为各城市列入国家新一代人工智能创新发展试验区的前 1 a. 图中的原点表示式(2)中 δ_{it} 的系数估计值,虚线表示城市层面聚类稳健标准误对应的 95% 置信区间. 结果表明,在试验区设立之前,各期的系数估计值均未在 5% 的水平上通过显著

性检验. 这说明,试验区和非试验区城市碳排放效率的趋势在设立试验区前没有显著差异,研究样本通过了平行趋势检验. 此外,政策实施后的第 1 期系数估计值显著为正,进一步验证了人工智能对城市碳排放效率具有正向影响的结论.

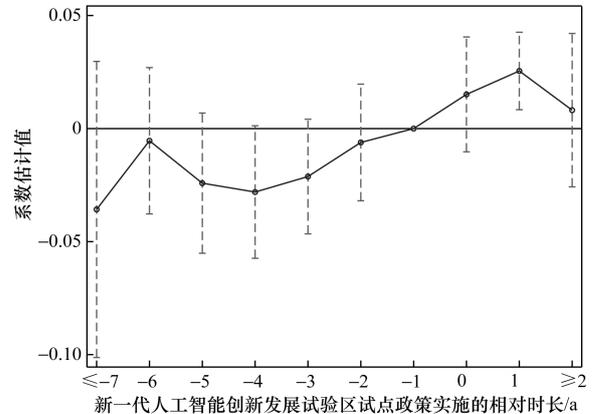


图 1 平行趋势检验

Fig. 1 Parallel trend test

图 2 显示了考虑异质性处理效应时,人工智能对城市碳排放效率的动态处理效应,基期同样为各城市列入国家新一代人工智能创新发展试验区的前 1a,其中的原点表示式(3)中 δ_{it} 的系数估计值,虚线表示城市层面聚类稳健标准误对应的 95% 置信区间. 首先,在试验区设立前的各期,系数估计值与图 1 的估计结果基本一致. 换句话说,试验区和非试验区城市碳排放效率的趋势在政策实施前并无显著差异,这表明研究样本通过了平行趋势检验. 其次,政策实施后的第 1 期系数为正,且通过了显著性检验. 这进一步表明,基准估计结果未受到双重差分模型中未考虑异质性处理效应而产生的偏差影响,从而验证了基准回归结果的稳健性和平行趋势检验的有效性.

3.3 稳健性检验

为避免混淆因素对基准估计结果的干扰,本文

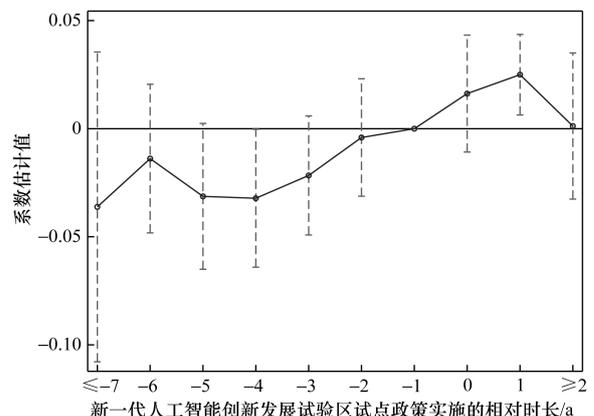


图 2 交互权重估计结果

Fig. 2 Interaction-weighted estimates

将从以下6个方面进行稳健性检验:一是筛选样本数据;二是更换倾向得分匹配方法;三是更换变量测度方法;四是安慰剂检验;五是加入基准变量缓解选择的影响;六是排除其他政策干扰。

3.3.1 筛选样本数据

为避免异常值对估计结果的影响,本文首先对样本进行了1%的双侧截尾处理,并重新估计了式(1),结果见表4第(1)列。剔除异常值后,did的系数估计值为0.025,且通过了显著性检验,表明基准回归结果未受到异常值的干扰。其次,基线回归中所使用的样本包含直辖市。与其他城市不同,直辖市拥有较大的经济自主权,能够更自由地实施招商引资政策。此外,由于其特殊的政治、经济和文化地位,直辖市通常享有税收减免等政策优惠,可能与其他城市存在差异。为排除这些因素对估计结果的潜在影响,本文对剔除直辖市的样本进行重新估计,结果见表4第(2)列。相较于基准回归结果,did的系数变化较小,且在1%的水平上通过了显著性检验。

3.3.2 更换倾向得分匹配方法

为了确保基准估计结果不受特定倾向得分匹配方法的影响,本文通过更换倾向得分匹配方法进行稳健性检验。具体而言,首先根据经济发展、城镇化率、人口密度、政府干预、产业结构、金融发展和基础设施计算试验组和对照组的倾向得分,然后分别使用核密度匹配和半径匹配方法对处理组与对照组进行匹配,并剔除未成功匹配的样本。更换倾向得分匹配方法后的估计结果如表4第(3)和(4)列所示,did的系数估计值分别为0.028和0.029,且均在1%的水平上通过显著性检验。这表明,人工智能促进碳排放效率的结论不受特定倾向得分匹配方法的影响。

3.3.3 更换变量测度方法

本文还通过改变被解释变量的度量方式进行稳健性检验。首先,将名义地区生产总值作为期望产出变量,重新计算碳排放效率(cee1)。其次,将非期望产出视为投入变量,重新估计碳排放效率(cee2)。基于这两种碳排放效率的测度结果,对式(1)进行了重新估计,结果见表4第(5)和(6)列,估计系数均为正且通过了显著性检验,表明在不同的碳排放效率度量方式下,回归结果未发生明显变化,进一步验证了基准回归结果的稳健性。

3.3.4 安慰剂检验

为避免基准回归结果受到其他随机因素的影响,参考Cai等^[82]的研究,通过替换处理组城市进行安慰剂检验。首先,在样本城市中随机抽取18个城市作为虚假的试验组城市,其余城市作为虚假的对照组城市。其次,运用虚假数据重新估计式(1),得到人

表4 稳健性检验¹⁾

Table 4 Robustness checks

变量	cee				cee1(5)	cee2(6)
	(1)	(2)	(3)	(4)		
did	0.025*** (0.007)	0.027*** (0.008)	0.028*** (0.008)	0.029*** (0.009)	0.030*** (0.011)	0.032*** (0.011)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	491	482	508	485	502	502
R ²	0.928	0.886	0.884	0.878	0.882	0.908

1)第(1)列双侧1%截尾,第(2)列剔除四大直辖市,第(3)和(4)列在倾向得分匹配中分别使用核密度匹配和半径匹配;控制变量包括eco、urb、pop、gov、ind、fin和inf;基于最小二乘估计;括号中为城市层面聚类稳健标准误;***表示在1%的水平上显著

工智能影响城市碳排放效率的虚假系数估计值,重复上述过程500次。这500个虚假系数估计值的核密度分布和P值见图3。结果显示,系数估计值落在0值附近且服从正态分布,且多数回归结果不显著。基准回归中的系数估计值在安慰剂检验中属于小概率事件。据此,可以排除基准回归结果受到不可观测因素影响的可能性。

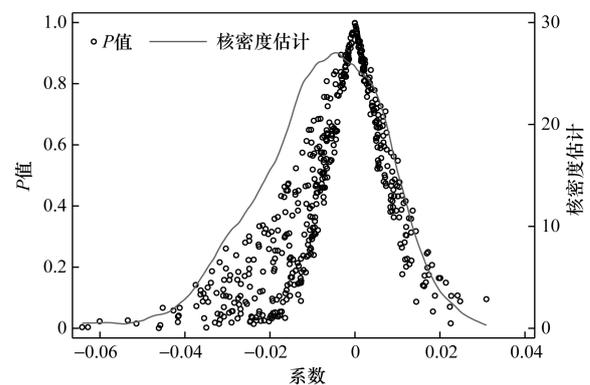


图3 安慰剂检验

Fig. 3 Placebo test

3.3.5 加入基准变量缓解选择的影响

为避免国家新一代人工智能创新发展试验区选择非随机的影响,本文在式(1)中加入基准变量(例如,是否属于两控区、经济特区以及胡焕庸线东侧)与时间线性趋势的交互项,结果如表5所示。did的系数估计值分别为0.027、0.030、0.027和0.027,且均在1%的水平上通过显著性检验。这表明,无论逐一还是全部考虑城市基准因素与时间趋势的交互项,人工智能都显著提高了城市碳排放效率,与基准回归结果一致。

3.3.6 排除其他政策干扰

为缓解样本期间其他政策对估计结果的干扰,本文进一步考虑了可能影响城市碳排放效率的两个试点政策。一是中国政府自2013年起逐步实施的碳

表5 稳健性检验：加入基准变量¹⁾

Table 5 Robustness checks in terms of including benchmark variables

变量	cee			
	(1)	(2)	(3)	(4)
did	0.027*** (0.008)	0.030*** (0.008)	0.027*** (0.008)	0.027*** (0.008)
两控区×时间趋势	是	否	否	是
经济特区×时间趋势	否	是	否	是
胡焕庸线以东×时间趋势	否	否	是	是
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
观测值	502	502	502	502
R ²	0.885	0.884	0.884	0.885

1)控制变量包括eco、urb、pop、gov、ind、fin和inf；基于最小二乘估计；括号内数值为城市层面聚类稳健标准误；***表示在1%的水平上显著

排放权交易试点政策，其中深圳、上海、北京、广东和天津自2013年开始实施，湖北和重庆自2014年实施，福建则于2016年实施。二是2017年起政府逐步实施的北方地区冬季清洁取暖政策，分别在2017年、2018年、2019年、2021年和2022年选择了12、23、8、20和25个试点城市。这些政策可能对城市碳排放效率产生影响，为了控制这些政策的影响，本文在式(1)中加入了这些政策的虚拟变量。具体而言，carbonpost表示城市当年是否实施了碳排放权交易试点政策，若实施则取值为1，否则为0；cleanpost表示城市当年是否实施了北方地区冬季清洁取暖政策，若实施则取值为1，否则为0。

表6展示了排除同期其他政策干扰后的估计结果。did的系数估计值分别为0.028、0.027和0.027，且均在1%的水平上通过显著性检验。结果表明，排除这些政策的干扰后，人工智能对城市碳排放效率的促进作用并未发生显著变化。以表6第(3)列的估计结果为例，carbonpost的系数估计值为-0.019，但未在10%的水平上通过显著性检验，说明碳排放权交易试点政策未能促进城市碳排放效率；而cleanpost的系数估计值为0.013且不显著，表明北方地区冬季清洁取暖政策不影响城市碳排放效率。

3.4 机制检验

3.4.1 能源利用效率

为检验人工智能是否通过提升能源利用效率从而提高碳排放效率，本文基于式(4)进行实证分析。表7第(1)列报告了人工智能对能源利用效率的估计结果。结果表明，did的系数估计值为0.289，且在10%的显著性水平上通过检验，该一发现与张万里等^[41]的研究结论一致。这表明，人工智能的应用显著提升了能源利用效率，表明其在能源管理、优化资源配置

表6 稳健性检验：排除其他政策干扰¹⁾

Table 6 Robustness checks with respect to excluding other policy interference

变量	cee		
	(1)	(2)	(3)
did	0.028***(0.008)	0.027***(0.008)	0.027***(0.008)
carbonpost	-0.020(0.015)		-0.019(0.015)
cleanpost		0.013(0.011)	0.013(0.011)
控制变量	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
观测值	502	502	502
R ²	0.884	0.884	0.884

1)控制变量包括eco、urb、pop、gov、ind、fin和inf；基于最小二乘估计；括号中为城市层面聚类稳健标准误；***表示在1%的水平上显著

等方面发挥了积极作用，促进了能源的高效利用。该结果验证了人工智能通过提高能源利用效率进而推动碳排放效率提升的机制。至此，假设2得到证实。

3.4.2 绿色创新

为探讨人工智能是否通过推动绿色创新进而提升碳排放效率，本文基于式(5)进行了实证分析。表7第(2)列展示了人工智能对绿色创新的估计结果。结果显示，did的系数估计值为0.128，且在1%的水平上通过了显著性检验。这表明，人工智能在促进绿色技术研发与创新方面发挥了积极作用，推动企业和行业在环保、能源节约和污染控制等领域实现技术突破。作为一种能够有效减少碳排放、提升资源使用效率的技术变革，绿色创新是提升碳排放效率的重要途径之一。Chishti等^[9]的研究也得出了类似的结论。因此，本文的实证结果进一步验证了人工智能通过推动绿色创新提高碳排放效率的作用机制，假设3得到证实。

表7 机制检验¹⁾

Table 7 Mechanism tests

变量	eff(1)	gre(2)
did	0.289* (0.152)	0.128*** (0.043)
控制变量	是	是
城市固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
观测值	502	502
R ²	0.946	0.940

1)控制变量包括eco、urb、pop、gov、ind、fin和inf；基于最小二乘估计；括号中为城市层面聚类稳健标准误；*和***分别表示在10%和1%的水平上显著

3.5 异质性分析

上文的分析表明，人工智能在整体上提高了碳排放效率。然而，尚不清楚这一影响是否因城市而异。具体而言，人工智能对碳排放效率的影响是否因

城市资源禀赋和区位的不同而不同?本节将解答以上问题.

3.5.1 资源禀赋异质性

根据《全国资源型城市可持续发展规划(2013-2020年)》的相关划分标准,本文将研究样本分为资源型城市和非资源型城市两组,并分别基于式(1)进行实证检验,估计结果如表8第(1)和(2)列所示.对于资源型城市而言,did的系数估计值为负且不显著,说明人工智能未能显著提高资源型城市的碳排放效率.资源型城市通常依赖传统的资源开采和重工业发展,其产业模式具有高耗能、高排放和路径锁定效应.由于技术转型可能冲击现有的利益格局,导致人工智能的应用动力较弱.此外,这类城市的产业设备更新周期较长,人工智能对现有设备的改造面临较高的技术难度和成本,因此短期内难以显著提升碳排放效率.与此同时,资源型城市因过度依赖传统能源,地方政策更注重稳定就业与财政收入,对低碳转型的激励不足.因此,尽管人工智能在某些领域具有潜在的碳减排效益,资源型城市由于产业结构和技术水平的限制,尚未能有效利用人工智能提高碳排放效率.而对于非资源型城市,did的系数估计值为0.022,且在1%的水平上通过显著性检验,表明人工智能显著提高了非资源型城市的碳排放效率.非资源型城市通常以制造业、服务业或高新技术产业为主导,这些产业具有较高的附加值、灵活性和技术密集性.人工智能在这些城市更容易通过提升生产效率、优化资源配置和推动绿色创新等方式,促进碳排放效率的提高.此外,非资源型城市在绿色技术研发方面较为积极,人工智能可以促

进智能电网、工业互联网和智慧物流等低碳技术的落地,且这些领域在非资源型城市已有较好的基础.由于产业链较为灵活,非资源型城市能够较快适应新技术的应用,人工智能技术的融入有助于提高碳排放效率.

3.5.2 区位异质性

为了进一步探讨人工智能对碳排放效率的影响是否因区位的不同而不同,本文将研究样本划分为东部、中部和西部地区这3组,并分别对式(1)进行估计.回归结果见表8第(3)至(5)列.对于东部地区,did的系数估计值为正且在5%的水平上显著,表明人工智能显著提高了东部地区的碳排放效率.东部地区具有较为先进的产业结构和科技水平,为人工智能技术的应用提供了有利的基础条件.尤其是在高新技术产业和服务业等领域,人工智能能够通过提高能源利用效率、推动绿色创新等方式,有效减少碳排放,进而提升碳排放效率.因此,人工智能在东部地区的积极影响较为显著.然而,对于中部地区,did的系数估计值为0.029但未通过显著性检验,说明人工智能对中部地区碳排放效率的影响有限.与东部地区相比,中部地区仍以资源密集型和重工业为主,这使得人工智能的实施效果面临更多的挑战.在西部地区,did的系数估计值为0.043,且在10%的水平上通过显著性检验,表明人工智能提高了该地区的碳排放效率.西部地区丰富的风能和太阳能资源为人工智能在清洁能源管理与调度中的应用提供了良好的基础.随着绿色技术的不断创新和应用,西部地区在推动低碳转型方面的潜力逐步增强,人工智能的应用有助于提升该地区的碳排放效率.

表8 异质性检验¹⁾

Table 8 Heterogeneity tests

变量	cee				
	资源型城市(1)	非资源型城市(2)	东部地区(3)	中部地区(4)	西部地区(5)
did	-0.0003(0.018)	0.022***(0.007)	0.023**(0.009)	0.029(0.017)	0.043*(0.021)
控制变量	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
观测值	177	325	319	60	123
R ²	0.933	0.861	0.856	0.958	0.951

1)控制变量包括eco、urb、pop、gov、ind、fin和inf;基于最小二乘估计;括号中为城市层面聚类稳健标准误;*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著

4 建议

(1)强化人工智能技术推广与产业融合,构建差异化政策支持体系.政府应将人工智能技术纳入低碳发展战略的核心领域,尤其是在非资源型城市以及东部和西部地区,优先布局人工智能示范项目,推

动智能技术在能源管理、工业智能化和绿色交通等关键领域的应用.可以通过设立专项基金、提供税收优惠和推动算力基础设施共建等方式,加大对人工智能技术的支持力度,并促进企业与科研机构的合作,重点突破智能制造、智能电网和碳排放监测等领域的核心技术.与此同时,政府应进一步拓展国家新

一代人工智能创新发展试验区的设立,为低碳转型提供技术保障。

(2)加快智能技术在绿色创新中的应用,助力节能降碳。政府应设立人工智能绿色技术研发专项,重点支持能源互联网、碳捕集与封存和清洁生产技术等领域的算法创新与设备智能化升级。同时,加强产学研协同创新,搭建跨领域合作平台,推动人工智能在能源优化调度、节能降耗和新能源管理等方面的技术攻关。政府应设立绿色技术专利快速审查机制,并出台成果转化激励政策,鼓励绿色创新成果的商业化应用,推动相关技术在不同行业的广泛推广。

(3)实施区域协同发展战略,推动人工智能减碳红利向资源型城市和中部地区扩散。政府应制定针对性的产业升级计划,例如在资源型城市推广智能采矿和智能环保监测等技术,助力传统产业向绿色转型。同时,推动东部地区的先进技术向中部地区转移,通过“产业对接”“飞地经济”等模式,引导企业跨区域合作,在中部地区布局绿色智能产业示范区。此外,应配套建立人工智能碳效评估标准体系,完善数据共享机制和算力能耗监管框架,确保人工智能的广泛应用不会造成不必要的能源消耗,从而实现高效和可持续的绿色智能发展。

5 结论

(1)人工智能对碳排放效率具有显著的促进作用。经过筛选样本数据、更换倾向得分匹配方法及更换变量测度方法等一系列稳健性检验,这一结论依旧成立。

(2)人工智能通过提高能源利用效率和推动绿色创新进而提升城市碳排放效率。

(3)人工智能对不同地区碳排放效率的影响因资源禀赋和区位的不同而存在差异。人工智能显著提高了非资源型城市及东部和西部地区的碳排放效率,但在资源型城市和中部地区,这一影响并不显著。

参考文献:

- [1] Zhu L T, Hao Y, Lu Z N, *et al.* Do economic activities cause air pollution? Evidence from China's major cities[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2019, **49**, doi: 10.1016/j.scs.2019.101593.
- [2] Khan K, Su C W, Rehman A U, *et al.* Is technological innovation a driver of renewable energy? [J]. *Technology in Society*, 2022, **70**, doi: 10.1016/j.techsoc.2022.102044.
- [3] Nasir M A, Duc Huynh T L, Tram H T X. Role of financial development, economic growth & foreign direct investment in driving climate change: a case of emerging ASEAN[J]. *Journal of Environmental Management*, 2019, **242**: 131-141.
- [4] 赵军,刘春艳,李琛.金融发展对碳排放的影响:“促进效应”还是“抑制效应”?——基于技术进步异质性的中介效应模型[J]. *新疆大学学报(哲学·人文社会科学版)*, 2020, **48**(4): 1-10.
- Zhao J, Liu C Y, Li C. The influence of financial development on carbon emission: “promotion” or “inhibition”?——a mediating effect model based on technological progress heterogeneity [J]. *Journal of Xinjiang University (Philosophy, Humanities & Social Science)*, 2020, **48**(4): 1-10.
- [5] 渠慎宁,史丹,杨丹辉.中国数字经济碳排放:总量测算与趋势展望[J]. *中国人口·资源与环境*, 2022, **32**(9): 11-21.
- Qu S N, Shi D, Yang D H. Carbon emissions of China's digital economy: calculations and trend outlook [J]. *China Population, Resources and Environment*, 2022, **32**(9): 11-21.
- [6] 罗良文,张郑秋,周倩.产业智能化与城市低碳经济转型[J]. *经济管理*, 2023, **45**(5): 43-60.
- Luo L W, Zhang Z Q, Zhou Q. Industrial intelligence and urban low-carbon economic transformation [J]. *Business and Management Journal*, 2023, **45**(5): 43-60.
- [7] Zhang C G, Lin Y. Panel estimation for urbanization, energy consumption and CO₂ emissions: a regional analysis in China [J]. *Energy Policy*, 2012, **49**: 488-498.
- [8] Huang G B, Zhang J, Yu J, *et al.* Impact of transportation infrastructure on industrial pollution in Chinese cities: a spatial econometric analysis [J]. *Energy Economics*, 2020, **92**, doi: 10.1016/j.eneco.2020.104973.
- [9] Chishti M Z, Sinha A, Zaman U, *et al.* RETRACTED: exploring the dynamic connectedness among energy transition and its drivers: understanding the moderating role of global geopolitical risk [J]. *Energy Economics*, 2023, **119**, doi: 10.1016/j.eneco.2023.106570.
- [10] Cole M A, Neumayer E. Examining the impact of demographic factors on air pollution [J]. *Population and Environment*, 2004, **26**(1): 5-21.
- [11] Ge X, Liu X X, Zhong M. From aging to greener homes: understanding the link between population aging and household carbon emissions in China [J]. *Environmental Impact Assessment Review*, 2024, **106**, doi: 10.1016/j.eiar.2024.107459.
- [12] Chien F, Sadiq M, Nawaz M A, *et al.* A step toward reducing air pollution in top Asian economies: the role of green energy, eco-innovation, and environmental taxes [J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, **297**, doi: 10.1016/j.jenvman.2021.113420.
- [13] Neves S A, Marques A C, Patrício M. Determinants of CO₂ emissions in European Union countries: does environmental regulation reduce environmental pollution? [J]. *Economic Analysis and Policy*, 2020, **68**: 114-125.
- [14] Wu Q Y. Sustainable growth through industrial robot diffusion: quasi-experimental evidence from a Bartik shift-share design [J]. *Economics of Transition and Institutional Change*, 2023, **31**(4): 1107-1133.
- [15] 黄向岚,张训常,刘晔.我国碳交易政策实现环境红利了吗?[J]. *经济评论*, 2018, (6): 86-99.
- Huang X L, Zhang X C, Liu Y. Does China's carbon emissions trading policy fulfill the environmental dividend? [J]. *Economic Review*, 2018, (6): 86-99.
- [16] 张华.低碳城市试点政策能够降低碳排放吗?——来自准自然实验的证据[J]. *经济管理*, 2020, **42**(6): 25-41.
- Zhang H. Can low-carbon city construction reduce carbon emissions? Evidence from a quasi-natural experiment [J]. *Business and Management Journal*, 2020, **42**(6): 25-41.
- [17] 薛飞,陈煦.绿色财政政策的碳减排效应——来自“节能减排财政政策综合示范城市”的证据[J]. *财经研究*, 2022, **48**(7): 79-93.
- Xue F, Chen X. The carbon emission reduction effect of green fiscal policy: evidence from the “national comprehensive demonstration city of energy saving and emission reduction fiscal policy” [J]. *Journal of Finance and Economics*, 2022, **48**(7): 79-93.
- [18] 丁冠群,王铮,孙翊.基于多行业DSGE模型的中国碳减排政策效应[J]. *中国人口·资源与环境*, 2022, **32**(1): 19-30.
- Ding G Q, Wang Z, Sun Y. Effects of China's carbon emission reduction policies based on the multi-sector DSGE model [J]. *China Population, Resources and Environment*, 2022, **32**(1): 19-30.
- [19] Fan H C, Hu Y C, Tang L X. Labor costs and the adoption of robots in China [J]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2021, **186**: 608-631.
- [20] 陈媛媛,张竞,周亚虹.工业机器人与劳动力的空间配置[J]. *经济研究*, 2022, **57**(1): 172-188.
- Chen Y Y, Zhang J, Zhou Y H. Industrial robots and spatial allocation of labor [J]. *Economic Research Journal*, 2022, **57**(1): 172-188.
- [21] 仲崇阳,张雨朦,马新啸.智能制造对中国城市低碳发展的赋能效应——基于工业机器人应用视角[J]. *资源科学*, 2024, **46**(4): 728-743.
- Zhong C Y, Zhang Y M, Ma X X. The enabling effect of intelligent manufacturing on China's urban low-carbon development: from the perspective of industrial robots [J]. *Resources Science*, 2024, **46**(4): 728-743.
- [22] Tao W L, Weng S M, Chen X L, *et al.* Artificial intelligence-driven transformations in low-carbon energy structure: evidence from China [J]. *Energy Economics*, 2024, **136**, doi: 10.1016/j.eneco.2024.107719.

- [23] Graetz G, Michaels G. Robots at work [J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, **100**(5): 753-768.
- [24] Du L Z, Lin W F. Does the application of industrial robots overcome the Solow paradox? Evidence from China [J]. *Technology in Society*, 2022, **68**, doi: 10.1016/j.techsoc.2022.101932.
- [25] 曹泽, 张浩, 程毅. “双碳”背景下中国工业智能化对碳排放强度的影响 [J]. *重庆理工大学学报(社会科学)*, 2023, **37**(7): 40-55.
Cao Z, Zhang H, Cheng Y. Research on the influence of industrial intelligence on carbon emission intensity in China under the background of "dual carbon" [J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Social Science)*, 2023, **37**(7): 40-55.
- [26] 魏下海, 张沛康, 杜宇洪. 机器人如何重塑城市劳动力市场: 移民工作任务的视角 [J]. *经济学动态*, 2020, (10): 92-109.
Wei X H, Zhang P K, Du Y H. How robots reshape the urban labor market: from a perspective of migrants' job tasks [J]. *Economic Perspectives*, 2020, (10): 92-109.
- [27] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: evidence from US labor markets [J]. *Journal of Political Economy*, 2020, **128**(6): 2188-2244.
- [28] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据 [J]. *经济研究*, 2020, **55**(10): 159-175.
Wang Y Q, Dong W. How the rise of robots has affected China's labor market: evidence from China's listed manufacturing firms [J]. *Economic Research Journal*, 2020, **55**(10): 159-175.
- [29] 黄曦琳, 蒋鹏程. 数字低碳之路: 工业机器人城市工业碳排放 [J]. *财经研究*, 2023, **49**(10): 34-48.
Huang Z L, Jiang P C. Digital low-carbon road: industrial robots and urban industrial carbon emissions [J]. *Journal of Finance and Economics*, 2023, **49**(10): 34-48.
- [30] 邹伟勇, 熊云军. 中国城市人工智能发展的时空演化特征及其影响因素 [J]. *地理科学*, 2022, **42**(7): 1207-1217.
Zou W Y, Xiong Y J. Spatio-temporal evolution characteristics of AI development in Chinese cities and its influencing factors [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2022, **42**(7): 1207-1217.
- [31] 刘淑茹, 肖静, 宋炜. 人工智能、技术复杂度与全要素生产率——基于2010-2020年省级面板数据的经验证据 [J]. *软科学*, 2024, **38**(2): 111-116.
Liu S R, Xiao J, Song W. Artificial intelligence, technical complexity, and total factor productivity: empirical evidence based on provincial panel data from 2010 to 2020 [J]. *Soft Science*, 2024, **38**(2): 111-116.
- [32] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构 [J]. *中国工业经济*, 2019, (5): 61-79.
Sun Z, Hou Y L. How does industrial intelligence reshape the employment structure of Chinese labor force [J]. *China Industrial Economics*, 2019, (5): 61-79.
- [33] Wang L H, Wang H, Cao Z L, et al. Can industrial intellectualization reduce carbon emissions?—Empirical evidence from the perspective of carbon total factor productivity in China [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, **184**, doi: 10.1016/j.techfore.2022.121969.
- [34] Kromann L, Malchow-Møller N, Skaksen J R, et al. Automation and productivity—a cross-country, cross-industry comparison [J]. *Industrial and Corporate Change*, 2020, **29**(2): 265-287.
- [35] 王晓娟, 朱喜安, 王颖. 工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2022, **39**(4): 88-106.
Wang X J, Zhu X A, Wang Y. The impact of robot application on manufacturing employment [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2022, **39**(4): 88-106.
- [36] 周广肃, 丁相元. 工业机器人应用对城镇居民收入差距的影响 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2022, **39**(1): 115-131.
Zhou G S, Ding X Y. The effects of robotics application on income distribution of urban residents [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2022, **39**(1): 115-131.
- [37] Liu J, Chang H H, Forrest J Y L, et al. Influence of artificial intelligence on technological innovation: evidence from the panel data of China's manufacturing sectors [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2020, **158**, doi: 10.1016/j.techfore.2020.120142.
- [38] Schulte P, Welsch H, Rexhäuser S. ICT and the demand for energy: evidence from OECD countries [J]. *Environmental and Resource Economics*, 2016, **63**(1): 119-146.
- [39] Zhou X Y, Zhou D Q, Wang Q W. How does information and communication technology affect China's energy intensity? A three-tier structural decomposition analysis [J]. *Energy*, 2018, **151**: 748-759.
- [40] Wang E Z, Lee C C, Li Y Y. Assessing the impact of industrial robots on manufacturing energy intensity in 38 countries [J]. *Energy Economics*, 2022, **105**, doi: 10.1016/j.eneco.2021.105748.
- [41] 张万里, 宣畅. 智能化如何提高地区能源效率?——基于中国省级面板数据的实证检验 [J]. *经济管理*, 2022, **44**(1): 27-46.
Zhang W L, Xuan Y. How to improve the regional energy efficiency via intelligence? Empirical analysis based on provincial panel data in China [J]. *Economic Management Journal*, 2022, **44**(1): 27-46.
- [42] Lee C C, Fang Y Z, Quan S Y, et al. Leveraging the power of artificial intelligence toward the energy transition: the key role of the digital economy [J]. *Energy Economics*, 2024, **135**, doi: 10.1016/j.eneco.2024.107654.
- [43] Luan F S, Yang X H, Chen Y, et al. Industrial robots and air environment: a moderated mediation model of population density and energy consumption [J]. *Sustainable Production and Consumption*, 2022, **30**: 870-888.
- [44] 盛丹, 卜文超. 机器人使用与中国企业的污染排放 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2022, **39**(9): 157-176.
Sheng D, Bu W C. The usage of robots and enterprises' pollution emissions in China [J]. *The Journal of Quantitative & Technical Economics*, 2022, **39**(9): 157-176.
- [45] 邵帅, 范美婷, 杨莉莉. 经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展——基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察 [J]. *管理世界*, 2022, **38**(2): 46-69.
Shao S, Fan M T, Yang L L. Economic restructuring, green technical progress, and low-carbon transition development in China: an empirical investigation based on the overall technology frontier and spatial spillover effect [J]. *Management World*, 2022, **38**(2): 46-69.
- [46] 蒋为, 龚思豪, 李锡涛. 机器人冲击、资本体现式技术进步与制造业碳减排——理论分析及中国的经验证据 [J]. *中国工业经济*, 2022, (10): 24-42.
Jiang W, Gong S H, Li X T. Robot shock, capital-embodied technological progress and carbon reduction of manufacturing sector theoretical analysis and empirical evidence from China [J]. *China Industrial Economics*, 2022, (10): 24-42.
- [47] 王海, 郭冠宇, 闫卓毓. 机器人应用对城市碳排放影响的机理与效应研究 [J]. *财经问题研究*, 2023, (5): 52-63.
Wang H, Guo G Y, Yan Z Y. Research on the mechanism and effect of robot application on urban carbon emissions [J]. *Research on Financial and Economic Issues*, 2023, (5): 52-63.
- [48] Wilts H, Garcia B R, Garlito R G, et al. Artificial intelligence in the sorting of municipal waste as an enabler of the circular economy [J]. *Resources*, 2021, **10**(4), doi: 10.3390/resources10040028.
- [49] Wang Q, Sun T T, Li R R. Does Artificial Intelligence (AI) enhance green economy efficiency? The role of green finance, trade openness, and R&D investment [J]. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2025, **12**(1), doi: 10.1057/s41599-024-04319-0.
- [50] Wu X H, Deng H, Li H, et al. Impact of energy structure adjustment and environmental regulation on air pollution in China: simulation and measurement research by the dynamic general equilibrium model [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, **172**, doi: 10.1016/j.techfore.2021.121010.
- [51] Zekić -Sušac M, Mitrović S, Has A. Machine learning based system for managing energy efficiency of public sector as an approach towards smart cities [J]. *International Journal of Information Management*, 2021, **58**, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2020.102074.
- [52] 金祥义, 张文菲. 人工智能与企业污染减排: 智能治理的环境效应 [J]. *中国人口·资源与环境*, 2023, **33**(8): 138-145.
Jin X Y, Zhang W F. Artificial intelligence and enterprise pollution reduction: environmental effects of intelligent governance [J]. *China Population, Resources and Environment*, 2023, **33**(8): 138-145.
- [53] Hao X L, Deng F. The marginal and double threshold effects of regional innovation on energy consumption structure: evidence from resource-based regions in China [J]. *Energy Policy*, 2019, **131**: 144-154.
- [54] Lee C C, Qin S, Li Y Y. Does industrial robot application promote green technology innovation in the manufacturing industry? [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, **183**, doi: 10.1016/j.techfore.2022.121893.
- [55] Jones N. How to stop data centres from gobbling up the world's electricity [J]. *Nature*, 2018, **561**(7722): 163-166.
- [56] Vinuesa R, Azizpour H, Leite I, et al. The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals [J]. *Nature Communications*, 2020, **11**(1), doi: 10.1038/s41467-019-14108-y.

- [57] Adebayo T S, Agyekum E B, Altuntaş M, *et al.* Does information and communication technology impede environmental degradation? fresh insights from non-parametric approaches [J]. *Heliyon*, 2022, **8**(3), doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e09108.
- [58] Sahoo M, Sethi N. The dynamic impact of urbanization, structural transformation, and technological innovation on ecological footprint and PM_{2.5}: evidence from newly industrialized countries [J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2022, **24**(3): 4244-4277.
- [59] Zhou K L, Fu C, Yang S L. Big data driven smart energy management: from big data to big insights [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, **56**: 215-225.
- [60] Huang G, He L Y, Lin X. Robot adoption and energy performance: evidence from Chinese industrial firms [J]. *Energy Economics*, 2022, **107**, doi: 10.1016/j.eneco.2022.105837.
- [61] Wang Y, Zhao W H, Ma X J. The spatial spillover impact of artificial intelligence on energy efficiency: empirical evidence from 278 Chinese cities [J]. *Energy*, 2024, **312**, doi: 10.1016/j.energy.2024.133497.
- [62] Sun H P, Edziah B K, Kporsu A K, *et al.* Energy efficiency: the role of technological innovation and knowledge spillover [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, **167**, doi: 10.1016/j.techfore.2021.120659.
- [63] Zhang L, Mu R Y, Zhan Y F, *et al.* Digital economy, energy efficiency, and carbon emissions: evidence from provincial panel data in China [J]. *Science of the Total Environment*, 2022, **852**, doi: 10.1016/j.scitotenv.2022.158403.
- [64] 江元, 徐林. 数字经济、能源效率和碳排放——基于省级面板数据的实证 [J]. *统计与决策*, 2023, **39**(21): 58-63.
Jiang Y, Xu L. Digital economy, energy efficiency and carbon emissions——empirical study based on provincial panel data [J]. *Statistics & Decision*, 2023, **39**(21): 58-63.
- [65] Zhang J J, Patwary A K, Sun H P, *et al.* Measuring energy and environmental efficiency interactions towards CO₂ emissions reduction without slowing economic growth in central and western Europe [J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, **279**, doi: 10.1016/j.jenvman.2020.111704.
- [66] Wang Q, Zhang C, Li R R. Does renewable energy consumption improve environmental efficiency in 121 countries? A matter of income inequality [J]. *Science of the Total Environment*, 2023, **882**, doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.163471.
- [67] Johnson P C, Laurell C, Ots M, *et al.* Digital innovation and the effects of artificial intelligence on firms' research and development - Automation or augmentation, exploration or exploitation? [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, **179**, doi: 10.1016/j.techfore.2022.121636.
- [68] Wang Z R, Zhang T Y, Ren X H, *et al.* AI adoption rate and corporate green innovation efficiency: evidence from Chinese energy companies [J]. *Energy Economics*, 2024, **132**, doi: 10.1016/j.eneco.2024.107499.
- [69] Hu G Q, You F Q. An AI framework integrating physics-informed neural network with predictive control for energy-efficient food production in the built environment [J]. *Applied Energy*, 2023, **348**, doi: 10.1016/j.apenergy.2023.121450.
- [70] Dong H, Yan Z Y, Zhang J X. Does green technology innovation improve carbon emission efficiency? Evidence from energy-intensive enterprises in China [J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2024, doi: 10.1007/s10668-024-05785-x.
- [71] Liu M L. The impact of directors' foreign experience on corporate carbon emissions: a mediating perspective based on corporate green innovation [J]. *Finance Research Letters*, 2024, **62**, doi: 10.1016/j.frl.2024.105201.
- [72] Yan X, Zhang Y. The effects of green innovation and environmental management on the environmental performance and value of a firm: an empirical study of energy-intensive listed companies in China [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2021, **28**(27): 35870-35879.
- [73] Du K R, Li P Z, Yan Z M. Do green technology innovations contribute to carbon dioxide emission reduction? Empirical evidence from patent data [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2019, **146**: 297-303.
- [74] De Chaisemartin C, D'Haultfoeuille X. Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects [J]. *American Economic Review*, 2020, **110**(9): 2964-2996.
- [75] Callaway B, Sant'Anna P H C. Difference-in-differences with multiple time periods [J]. *Journal of Econometrics*, 2021, **225**(2): 200-230.
- [76] Sun L Y, Abraham S. Estimating dynamic treatment effects in event studies with heterogeneous treatment effects [J]. *Journal of Econometrics*, 2021, **225**(2): 175-199.
- [77] 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.
Jiang T. Mediating effects and moderating effects in causal inference [J]. *China Industrial Economics*, 2022, (5): 100-120.
- [78] 周彩云, 葛星. 高新区设立与区域绿色经济增长——基于PSM-DID模型 [J]. *科技进步与对策*, 2020, **37**(3): 43-51.
Zhou C Y, Ge X. High-tech zones and regional green growth based on PSM-DID model [J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2020, **37**(3): 43-51.
- [79] 吴建新, 郭智勇. 基于连续性动态分布方法的中国碳排放收敛分析 [J]. *统计研究*, 2016, **33**(1): 54-60.
Wu J X, Guo Z Y. Research on the convergence of carbon dioxide emissions in China: a continuous dynamic distribution approach [J]. *Statistical Research*, 2016, **33**(1): 54-60.
- [80] Guo Q B, Peng Y Q, Luo K. The impact of artificial intelligence on energy environmental performance: empirical evidence from cities in China [J]. *Energy Economics*, 2025, **141**, doi: 10.1016/j.eneco.2024.108136.
- [81] Amiri-Pebdani S, Alinaghian M, Safarzadeh S. Time-Of-Use pricing in an energy sustainable supply chain with government interventions: a game theory approach [J]. *Energy*, 2022, **255**, doi: 10.1016/j.energy.2022.124380.
- [82] Cai X Q, Lu Y, Wu M Q, *et al.* Does environmental regulation drive away inbound foreign direct investment? Evidence from a quasi-natural experiment in China [J]. *Journal of Development Economics*, 2016, **123**: 73-85.