

引用格式: 赵贤, 刘金程. 人工智能对城市能源转型的影响及作用机制[J]. 资源科学, 2026, 48(3): 568-583. [Zhao X, Liu J C. Impact of artificial intelligence on urban energy transition and its mechanisms[J]. Resources Science, 2026, 48(3): 568-583.] DOI: 10.18402/resci.2026.03.05

人工智能对城市能源转型的影响及作用机制

赵 贤¹, 刘金程²

(1. 华南理工大学公共管理学院, 广州 510641; 2. 华南理工大学公共政策研究院, 广州 510641)

摘要:【目的】为推动城市能源转型、助力国家发展与安全战略落地, 本文以人工智能为切入点, 剖析其对能源转型的影响, 以期为我国城市能源转型提供理论支撑与实证经验。【方法】本文构建了人工智能与城市能源转型的理论分析框架, 基于2011—2023年中国284个地级及以上城市面板数据, 使用双向固定效应模型实证考察人工智能对城市能源转型的影响及作用机制。【结果】①人工智能可以促进城市能源转型, 这一作用主要通过劳动力优化效应、绿色技术创新效应与虚拟集聚效应3条渠道来实现; ②气候风险在人工智能对城市能源转型的影响中具有正向调节作用, 可强化人工智能的赋能效应; ③人工智能对城市能源转型的促进作用在中部地区、资源型城市与收缩型城市中更为显著, 且人工智能对城市能源转型的影响存在单门槛效应, 呈现出边际递减特征。【结论】人工智能是驱动城市能源转型的核心技术力量, 因此要加快其在能源领域的布局与应用, 依托技术优势提升能源利用效率、降低污染排放, 以数字化、智能化手段赋能城市能源高质量转型与可持续发展。

关键词: 人工智能; 能源转型; 劳动优化效应; 绿色技术创新; 虚拟集聚; 气候风险

DOI: 10.18402/resci.2026.03.05

1 引言

城市能源转型关乎人类社会的未来。人类社会的发展历程本质上是能源利用方式的开发史, 先后经历了薪柴时期、煤炭时期、石油时期3个阶段, 如今正处于向可再生能源时期过渡的阶段^[1]。然而, 伴随全球人口持续增长、工业化与城镇化进程深入推进, 全球能源需求总量持续攀升, 2023年全球一次能源总消费量为211.42亿t标准煤, 化石能源消费占比达81.47%, 可再生能源消费占比仅为8.16%, 传统能源依然主导全球能源结构。为应对全球能源危机挑战、推动可持续发展, 世界各国制定和实施了一系列应对能源问题的战略、措施和行动, 例如《巴黎协定(2016)》《格拉斯哥气候公约(2021)》《联合国气候变化框架公约(COP28)》等^[2,3]。中国也为推进能源转型作出了巨大贡献, 根

据2024年8月29日中国国务院新闻办公室发布的《中国的能源转型》白皮书数据, 2023年中国清洁能源消费比重达到26.4%, 清洁能源发电装机容量达到17亿kW, 占装机总量的58.2%, 清洁能源发电量约3.8万亿kWh, 占总发电量比重为39.7%, 中国能源含绿量不断提升。但是, 能源绿色低碳转型不是一蹴而就的, 如何实现城市能源转型依旧是一个巨大的挑战。

人工智能发展为提高能源利用效率, 推进城市能源转型提供了新的解决思路。中国政府敏锐地意识到人工智能的历史机遇, 出台了一系列政策蓝图, 例如《中国制造2025》《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》和《“十四五”智能制造发展规划》等。旨在利用人工智能技术, 推动产业技术变革和结构升级, 提高生产质量和生产效

收稿日期: 2025-10-31; 修订日期: 2026-03-10

基金项目: 教育部人文社科研究一般项目(21YJC630079)

作者简介: 赵贤, 男, 四川南充人, 博士研究生, 研究方向为公共政策。E-mail: xzhao9527@163.com

通讯作者: 刘金程, 男, 湖北宜城人, 助理研究员, 博士研究生, 研究方向为公共政策。E-mail: jinchengliu@scut.edu.cn

2026年3月

率,减少资源能源消耗,助力城市能源转型^[4]。这意味着,中国的人工智能发展承载着能源绿色发展的任务,实现经济绿色增长与绿色可持续发展的希望。因此,将人工智能发展纳入城市能源转型的分析框架中,揭示其对城市能源转型的影响效应与内在作用机制,具有重要的理论价值与现实意义。

近年来,学者围绕能源问题中的能源强度、能源效率、可再生能源发展进行了研究,相关文献主要集中于绿色技术创新^[5]、数字经济^[6]、要素流动^[7]、绿色金融^[8]、进出口贸易^[9]、财政税收制度^[10]、外商直接投资^[11]等方面,为推动能源转型,实现经济绿色可持续发展提供了有意义的理论依据和实证经验。从研究进展来看,现有关于能源转型的研究已形成多维度、多视角的分析框架,全面覆盖了技术、经济、政策、贸易等各类驱动因素,清晰揭示了不同因素对能源系统优化的作用路径与异质性影响,打破了单一维度的研究局限,为后续相关研究奠定了坚实的理论与实证基础。随着人工智能的发展,相关文献主要围绕劳动力市场结构^[12]、产业结构升级^[13]、全球价值链^[14]、产业融合发展^[15]等方面。但整体而言,人工智能的研究重心初期多集中于经济领域的结构调整与效率提升,对绿色发展领域的系统性探索起步较晚,相关研究仍处于初步阶段,尚未形成完善的分析体系,尤其在人工智能与能源转型的深度融合方面,研究力度明显不足。从少数人工智能影响绿色发展的文献来看,主要关注人工智能发展对环境污染、碳排放、绿色经济效率等方面。例如,Yu等^[16]使用2013—2018年中国工业机器人与城市空气污染数据,发现工业机器人能显著降低城市空气污染水平,主要作用机制是能源使用效率和绿色技术创新。Wang等^[17]基于跨国面板数据研究发现,人工智能能够有效推动能源转型并抑制碳排放,贸易开放在其中发挥显著的中介作用,且该影响还呈现出贸易开放的双重门槛特征。Zhao等^[18]针对中国的实证分析表明,人工智能在长期内可提升可再生能源在能源消费中的占比,助力可再生能源转型,而中短期内则对能源结构转型存在一定负向影响。Yin等^[19]基于中国省级数据实证检验发现,工业智能化能够显著降低能源强度,技术吸收能力可正向强化这一抑制效应,且影响效果存在明显的区

域异质性与门槛特征。这些研究初步填补了人工智能与绿色发展交叉领域的空白,证实了人工智能在改善环境、抑制排放、优化能源结构中的积极作用,并识别出绿色技术创新、产业结构优化等核心传导机制,为探索人工智能与能源系统的融合路径提供了重要启示。但现有相关研究仍存在局限之处:一是研究视角多集中于省级宏观层面,对城市微观尺度的关注不足,难以反映不同区域、不同规模城市的差异化特征,也无法精准捕捉城市能源转型的微观动态;二是研究视角多聚焦于能源效率、碳排放等单一维度,对能源转型这一综合性概念的系统性研究较为匮乏,与“双碳”目标下能源系统提质增效的现实需求衔接不够紧密;三是研究内容多侧重单一效应与机制分析,未能充分结合调节效应与门槛效应等展开深入探究。

这也为本文的研究留下了补充空间,本文的边际贡献为:①本文将人工智能与城市能源转型纳入统一分析框架,从理论层面系统构建了人工智能对城市能源转型的作用机理分析框架,丰富了二者在理论框架与机制验证上的研究。②本文基于2011—2023年中国284个地级以上城市的面板数据开展实证检验,样本区间覆盖了中国经济发展的关键时期,样本城市涵盖东中西部不同经济发展水平区域,能够有效捕捉人工智能发展对城市能源转型的影响效应及影响机制,提升了研究结论的可靠性。③从气候风险视角拓展研究边界,验证了气候风险在人工智能与城市能源转型中的正向调节效应,揭示了外部环境压力下人工智能在能源领域的赋能价值,为应对气候风险的能源转型策略提供了新的经验证据。

2 理论机制与研究假设

2.1 人工智能影响城市能源转型的传导机制

人工智能以智能技术为核心引擎,在社会生产应用中逐渐展现出自动化工具和通用的技术两大基本属性^[20]。从自动化工具来看,人工智能能够以智能化设备实现替代重复性生产操作流程,提高生产线的工作效率,提升整体经济运行效率,减少资源浪费。从通用目的技术来看,人工智能具有天然的知识溢出效应,能够广泛渗透融入其他技术之中,并演化成一种新的技术,实现颠覆式创新^[21]。受

这两种基本属性的交互驱动,人工智能赋能城市能源转型主要经由3种路径实现。

(1)劳动力优化效应。人工智能发展必定会对劳动要素市场造成冲击。首先,人工智能依托智能信息平台、无人工厂、自动驾驶、智慧物流等,促使劳动力要素低成本地跨企业、行业、地区向高回报率的部门流动,改善区域劳动要素错配^[22]。其次,人工智能所使用的智能化设备,如工业机器人可能会替代简单劳动、重复性劳动或相对复杂的劳动^[23]。但是,智能化技术在工业生产的过程中,会通过“智能+、数字+、信息+”等模式创造更多高技能的就业岗位,缓解高技能劳动力资源错配^[24]。同时,人工智能通过对机器设备进行智能化赋能,提高人机协作效率,从而提高劳动生产效率^[25]。Zhu等^[26]的研究发现,劳动要素资源的优化配置是区域绿色经济效率提升的重要保障。

(2)绿色技术创新效应。人工智能转型能够推动传统产业发生绿色技术革命。一方面,人工智能的应用有利于企业降低生产经营成本,提高创新能力^[27]。比如,企业在人工智能技术的支持下,使用智能化自主生产经营模式,能够优化生产决策流程,降低运营成本,激励企业将更多的资源投入绿色技术创新研发中,提高企业绿色创新效率。另一方面,人工智能技术与其他技术相互融合,会发挥技术溢出效应。其他企业通过技术溢出效应能够获得最新的绿色技术知识,促使企业在吸收前沿绿色技术的基础上,通过二次创新催生生产环节的突破性、颠覆性绿色技术创新^[28],因此促进城市能源转型。

(3)虚拟集聚效应。随着新一代信息基础设施建设的完善、信息技术的迭代升级,企业之间的生产、流通、交易、管理等环节逐渐突破传统的空间地理边界,各种生产要素资源能够以极低的成本跨区域配置,在没有空间限制的数字世界中形成新的集聚形态——虚拟集聚^[29]。这种新型的生产组织形式将集聚区域的范围无限扩张,而人工智能技术的使用将扩大集聚效应的正外部性^[7]。一方面,在人工智能技术加持下的虚拟集聚能够打破技术知识溢出的空间限制,拓宽企业获取前沿技术知识的渠道,通过开源社区、数字媒体、远程指导、VR和AR

等技术方式,最大限度发挥技术知识效力^[30]。另一方面,在虚拟集聚的智能网络平台的支撑下,不同地区的政府、企业、劳动者、消费者等多元主体的技术知识交流频率与效率得到提升,缩短主体之间的前沿技术距离,为绿色发展提供智力支持,从而推动城市能源转型^[11]。

基于此,本文提出如下假说:

H1:人工智能可以促进城市能源转型。

H2:人工智能通过劳动力优化效应、绿色技术创新效应与虚拟集聚效应,推动城市能源转型。

2.2 气候风险的调节效应

随着全球气候变暖趋势加剧,极端天气事件发生频率与强度显著上升,进而引发一系列连锁性环境危机。同时,气候变化直接催生的物理风险,迫使政府不得不动态调整与气候变化应对相关的政策,最终导致气候政策不确定性升高^[31]。然而,关于气候风险所产生的影响,目前仍存在不同的观点。

一类观点认为,企业为应对气候风险所产生的额外费用,会挤占核心经营与创新资源,导致其在绿色转型相关领域的投入能力被削弱^[32]。同时,气候政策不确定性也会影响金融市场参与者对政策风险信号的感知与预期判断,进而引发信用风险、流动性风险、市场风险等多种金融风险,推高银行风险承担水平、扩大其破产风险敞口,促使银行收缩信贷供给规模、提高信贷准入门槛,最终加剧企业融资约束与资金压力。而企业现金流波动性的增大将会削弱财务弹性,导致绿色技术研发投入资源削减,直接损害企业绿色研发能力与技术转化效率,最终抑制绿色技术创新进程^[33]。另一方面,气候变化直接引发的极端天气事件(如暴雨、高温、低温和干旱等)也会对企业生产经营造成直接冲击,尤其是风能、太阳能等可再生能源产业。这类极端天气可能导致设备损坏、输电中断等问题,扰乱整个能源产业链的正常运作^[34,35]。在这种情况下,气候风险会对城市能源转型形成阻碍。

另一类观点认为,在全球气候风险持续增强的背景下,企业并非被动承受气候危机带来的不确定性,而是会主动采取适应性策略以化解风险。尤其是一些具有较强气候风险意识的企业管理层,会提升对环境问题的关注,并主动将资源提前配置到绿

2026年3月

色发展项目中,通过主动转型构建气候风险抵御能力^[31]。例如,企业通过将气候风险纳入经营管理流程,调整战略方向,主动投资于清洁能源、节能减排技术以及绿色产品开发,从而增强绿色技术创新能力^[36]。同时,在气候风险下,投资者对企业环境绩效的关注度显著提升,为吸引资本注入、提升市场认可度,企业会主动增加环境信息披露的透明度与质量,而这一过程又会进一步倒逼企业将更多资源倾斜至绿色技术创新领域^[34]。此外,人工智能技术在提升能源效率、预测气候变化以及优化企业运营流程方面已展现出显著潜力^[37]。因此,面对气候风险带来的挑战,企业还会主动加大对人工智能技术的应用力度,通过机器设备智能化升级、人工智能驱动的能源调度优化等方式,既降低气候风险对生产经营的直接冲击,也通过技术赋能进一步提升绿色转型效率,为城市能源转型提供技术支撑。

基于此,本文提出如下假设:

H3a:气候风险在人工智能与城市能源转型的关系中发挥负向调节效应。

H3b:气候风险在人工智能与城市能源转型的关系中发挥正向调节效应。

3 研究设计

3.1 模型设定

3.1.1 基础回归模型

为考察人工智能对城市能源转型的影响,本文使用2011—2023年中国城市面板数据构建计量模型。同时,根据Hausman检验结果,本文使用双向固定效应模型进行实证分析。模型构建如下:

$$ET_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \gamma Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

式中: i 为城市; t 为时间; ET_{it} 为被解释变量,代表城市能源转型水平; AI_{it} 为本文的核心解释变量,表示城市的人工智能发展水平; $Control_{it}$ 为其他控制变量; α_0 为常数项; α_1 、 γ 为回归系数; μ_i 为城市固定效应; λ_t 为时间固定效应; ε_{it} 为随机扰动项。

3.1.2 机制模型

为进一步考察人工智能是通过何种机制来促进城市能源转型,本文拟从劳动优化效应、绿色技术创新效应与虚拟集聚效应3个方面来进行验证。本文构建如下机制检验模型:

$$ME_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \gamma Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

式中: ME_{it} 为机制变量,包括劳动优化效应、绿色技术创新效应与虚拟集聚效应。

3.1.3 调节效应模型

在气候风险的压力下,人工智能对城市能源转型的促进作用会产生何种影响。本文拟从极端高温、极端低温、极端降雨、气候政策不确定性与政府气候风险关注度5个方面进行验证,并构建如下调节效应检验模型:

$$ET_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \alpha_2 M_{it} + \alpha_3 AI_{it} \times M_{it} + \gamma Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

式中: M_{it} 为调节变量,包括极端高温、极端低温、极端降雨、气候政策不确定性和政府气候风险关注度; $AI_{it} \times M_{it}$ 为解释变量与调节变量的交互项; α_2 、 α_3 为回归系数;

3.1.4 门槛效应模型

考虑到人工智能对城市能源转型的影响可能存在门槛效应,本文采用面板门槛模型进行实证分析。门槛效应模型构建如下:

$$ET_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} \cdot I(T_{it} < \psi_1) + \alpha_2 AI_{it} \cdot I(\psi_1 \leq T_{it} < \psi_2) + \alpha_3 AI_{it} \cdot I(T_{it} \geq \psi_2) + \gamma Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

式中: T_{it} 为门槛变量; ψ_1 、 ψ_2 为门槛值,且 $\psi_1 < \psi_2$, $I(\cdot)$ 为指示函数,满足条件时 $I=1$,否则 $I=0$ 。

3.2 变量选取

3.2.1 被解释变量

城市能源转型(ET)。本文从能源转型的核心内涵与现实需求出发,从能源利用效率、环境影响、可再生能源发展、能源可及性4个方面出发,构建了城市能源转型评价指标体系,各维度的划分依据与合理性如下:①能源利用效率是能源转型的核心基础。提升能源利用效率是最直接、最经济的减碳路径,也是能源转型的核心,契合我国“双碳”战略目标中以效率提升带动减碳的核心要求,故选取能源效率^[38]、能源强度^[39]、碳排放强度^[40]、人均能源消费量^[41]4个三级指标,从技术效率、单位产出效率、人均消费效率3个层面交叉验证,可全面衡量城市能源利用的精细化水平。②环境影响是能源转型的核心约束。我国“双碳”目标明确提出减污降碳协

同推进,能源消费带来的PM_{2.5}污染与碳排放是环境损害的核心来源,该维度直接呼应能源转型需兼顾环境效益的政策导向。因此,选取PM_{2.5}年均浓度、人均碳排放量^[42]2个三级指标,反映能源消费的环境负外部性。③可再生能源发展是能源转型的长期核心。可再生能源替代化石能源是实现能源系统长期低碳化的根本路径,契合我国构建新型电力系统与可再生能源装机量稳步提升的国家战略,也是全球能源转型的共同趋势,故选取可再生能源消耗量^[43]作为核心指标,直接反映可再生能源在城市能源系统中的实际贡献。④能源可及性是能源转型的民生底线。联合国可持续发展目标(SDG7)明确提出“人人享有可负担、可靠和可持续的现代能源”,能源转型不能以牺牲民生能源保障为代价,该维度弥补了现有研究重效率、轻公平的缺陷。因此,选取人均用电量^[44]作为核心指标,直接反映城市居民与社会的能源服务保障水平,体现了能源转型的普惠性,也确保了评价体系的全面性。最后,本文权重采用熵权-TOPSIS计算,该方法通过数据本身的信息熵客观确定权重,无需依赖人为主观赋值,能够有效规避主观赋权带来的偏差与不确定性,从而真实、客观地反映各指标对综合评价结果的贡献程度,保证了权重分配与评价结果的科学性与合理性。具体指标如表1所示。

3.2.2 解释变量

人工智能(AI)。目前,城市层面的人工智能发展水平测度尚无统一标准,而工业机器人存量数据由国际机器人联合会等权威机构持续发布,数据质量高、可得性强,能够满足长周期面板数据回归的实证需求,故得到了学者的广泛使用^[23,45]。本文核心研究主题为人工智能对城市能源转型的影响,而

工业机器人作为生产端人工智能技术的核心载体,能直接体现人工智能赋能制造业的产业价值,并直接作用于工业生产流程的能源消耗与碳排放环节,与能源利用效率提升、低碳生产转型的研究场景高度契合。因此,关于城市层面的人工智能测量,采用城市工业机器人存量密度来衡量^[15]。同时,考虑到人工智能应用场景广泛,本文在稳健性验证部分补充了人工智能测度指标,包括人工智能专利授权数量、人工智能相关企业数量等,通过替换核心解释变量进行了稳健性检验。

城市工业机器人存量密度计算公式如下:

$$AI_{it} = \sum_{j \in J} \frac{L'_{ij}}{L'_i} \times \frac{R'_j}{L'_j} \quad (5)$$

式中: j 为行业,包括农林牧渔业、采矿业、制造业、电力热力燃气及水生产和供应业、建筑业、教育业6类; L'_{ij} 为 t 时期 i 城市 j 行业就业人数; L'_i 为 t 时期 i 城市的总就业人数; R'_j 为 t 时期 j 行业中全国城市工业机器人存量数量; L'_j 为 t 时期 j 行业中全国就业总人数。

3.2.3 机制变量

劳动优化效应,分为劳动力配置效率和劳动生产率。劳动力配置效率(L_{mis}),使用劳动力错配指数反向衡量劳动力配置效率^[46];劳动生产率(EFF),采用各地区GDP与就业人口总数的比值来衡量劳动生产率^[41]。

绿色技术创新效应(GP),使用城市绿色发明专利的授权数量来衡量绿色技术创新^[47]。

虚拟集聚效应($VAGG$),以信息传输、计算机服务和软件业就业人数的区位熵为基础,再加上逆地理距离权重进行加权来衡量虚拟集聚^[48]。

表1 城市能源转型评价指标体系

Table 1 Evaluation indicator system for urban energy transition

一级指标	二级指标	三级指标	衡量标准	单位	指标属性	权重
城市能源转型	能源利用效率	能源效率	SBM-DEA模型	无量纲	+	0.1448
		能源强度	能源消耗总量/GDP	t标准煤/万元	-	0.1374
		碳排放强度	碳排放量/GDP	t/万元	-	0.1417
		人均能源消费量	能源消耗总量/常住人口数	t标准煤/人	-	0.1383
	环境影响	PM _{2.5}	PM _{2.5} 年均浓度	μg/m ³	-	0.1462
		人均碳排放量	碳排放量/常住人口数	t/人	-	0.1420
		可再生能源发展	可再生能源消耗量	水电+风电+太阳能发电消耗量	亿kWh	+
	能源可及性	人均用电量	全社会用电量/常住人口数	kWh/人	+	0.1491

2026年3月

3.2.4 调节变量

气候风险,本文拟从极端高温、极端低温、极端降雨、气候政策不确定性与政府气候风险关注度5个方面进行验证:①极端高温(*EH*)、②极端低温(*EL*),本文借鉴吕勇斌等^[49]、Zittis等^[50]、Guo等^[51]的研究方法,首先以1981—2010年共计30年的气温数据作为基准,将各个城市这30年的逐日最高气温、最低气温按照高低顺序排序,分别选取第90%分位、第5%分位作为极端高温、极端低温的阈值。其次,若地级市的日最高气温大于极端高温阈值,则将其定为极端高温日;若地级市的日最低气温小于极端低温阈值,则将其定为极端低温日。最后,用极端高温天气的累计度数来衡量极端高温,用累计的低温天数来衡量极端低温。③极端降雨(*ER*),将某地区一年内单日降水量>研究时段某地区所有日降水95%分位值时视为极端降雨天气,再用极端降雨天气的累计降水量来衡量极端降雨^[50,51]。④气候政策不确定性(*CPU*),在采用月度气候政策不确定性的基础上进一步计算其年度均值来衡量年度层面的气候政策不确定性指数^[52]。⑤政府气候风险关注度(*GCR*),通过文本分析构建政府气候风险关注度关键词库,包含高温、暴雨、大风、洪涝、干旱、山火、泥石流、暴雪等60个关键词,最后将关键词词

频占政府工作报告总词数的比值作为政府气候风险关注度^[53]。

3.2.5 控制变量

本文参考既有研究^[29,54],选择控制变量:①城市经济发展水平(*GDP*):采用地区GDP的对数进行测度;②城市对外开放水平(*OPEN*):采用地区实际使用外资金额的对数进行测度;③政府财政干预水平(*GOV*):采用地方财政一般预算内支出与地区GDP的比值进行测度;④基础设施建设(*INFRA*):采用人均道路面积进行测度。

3.3 数据来源

本文基于2011—2023年284个地级及以上城市(因数据缺失,不含西藏、港澳台地区)进行研究,所选指标的原始数据主要来源于《中国城市统计年鉴(2012—2024)》《中国城乡建设统计年鉴(2012—2024)》、EPS DATA^①、中国经济金融研究数据库(CSMAR)^②、各地级市统计年鉴与统计公报、中国研究数据服务平台(CNRDS)公布的相关数据,个别缺失值采用线性插值法补齐。主要变量的描述性统计如表2所示。

3.4 城市能源转型空间分布特征

图1a、b分别展示了2011年与2023年中国城市能源转型的空间分布格局,清晰揭示了其空间异质

表2 变量描述性统计

Table 2 Descriptive statistics of variables

变量	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>ET</i>	3692	0.608	0.024	0.443	0.732
<i>AI</i>	3692	0.330	0.325	0.002	2.007
<i>L_mis</i>	3692	0.576	0.776	0.001	10.174
<i>EFF</i>	3692	52.245	22.546	8.189	207.935
<i>GP</i>	3692	2.764	1.766	0	9.373
<i>VAGG</i>	3692	0.958	0.583	0.303	7.035
<i>EH</i>	3692	5.427	0.496	3.467	6.696
<i>EL</i>	3692	0.316	0.127	0.030	0.780
<i>ER</i>	3692	5.965	1.197	0	7.724
<i>CPU</i>	3692	1.411	0.584	0	4.057
<i>GCR</i>	3692	0.001	0.001	0	0.006
<i>GDP</i>	3692	16.692	0.947	14.106	19.972
<i>OPEN</i>	3692	11.671	2.332	0	16.835
<i>GOV</i>	3692	0.202	0.101	0.044	0.916
<i>INFRA</i>	3692	18.998	8.072	1.370	60.070

① <https://www.epsnet.com.cn>。

② <https://data.csmar.com>。

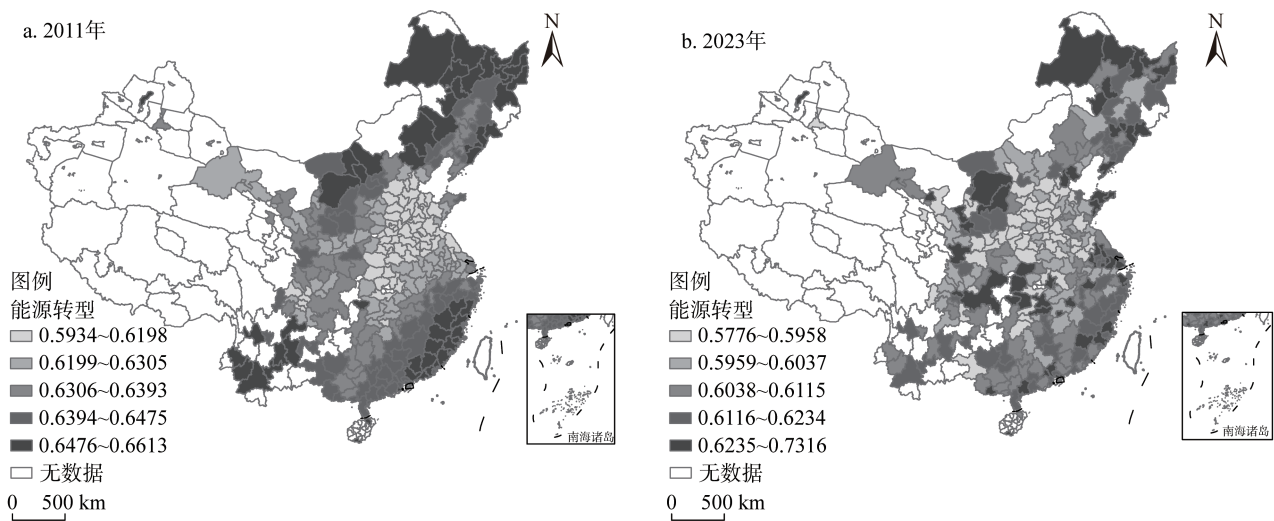


图1 2011年和2023年城市能源转型空间分布

Figure 1 Spatial distribution of urban energy transition in 2011 and 2023

注:基于自然资源部标准地图服务网站GS(2024)0650号标准地图制作,底图边界无修改。

性与演变特征。2011年,中国城市能源转型呈现显著的东高西低梯度格局,高值区(深灰色)高度集聚于长三角、珠三角、山东半岛等东部沿海城市群,这类地区依托产业基础、技术优势与政策先行红利,在能源转型初期便处于领先地位;华北平原、长江中游城市群为中高值区(灰色偏深),而西北、西南等西部广大地区多为低值区(空白或浅灰色),仅少数省会城市呈现点状中高值,区域间能源转型差距较为突出。2023年,城市能源转型的空间格局呈现高值区深化、中值区扩张、低值区局部突破的演变特征,东部沿海高值区范围进一步扩大且颜色深度显著增加,长三角、珠三角的集聚效应持续强化;中部地区的长江中游、中原城市群颜色普遍变深,中高值区连片拓展,成为能源转型效率提升的重要增长极;东北地区的黑龙江、吉林等城市出现局部高值区,反映老工业基地在能源结构优化与产业升级中取得阶段性突破;西部核心城市(如成都、重庆)效率略有提升,但广大西部内陆地区仍以低值区为主,整体滞后于东中部的格局未发生根本改变。

整体来看,2011—2023年中国城市能源转型实现了全域性提升,高值区呈现从东部沿海向中部、东北梯度扩散的特征,体现了政策驱动下能源转型先沿海后内陆的推进逻辑,尽管中部追赶显著,但东高西低的基本空间格局依然存在,西部与东中部的转型效率差距仍需通过技术赋能与政策倾斜进

一步弥合。

4 结果与分析

4.1 基础回归结果

表3报告了人工智能对城市能源转型的基准回归结果。其中,列(1)显示未添加控制变量时, AI 对 ET 的回归结果, AI 估计系数为0.011,通过1%的显

表3 基础回归结果

Table 3 Baseline regression results

变量	(1)	(2)
AI	0.011*** (0.04)	0.012*** (0.003)
GDP		-0.013*** (0.003)
$OPEN$		0.001*** (0.000)
GOV		0.007 (0.015)
$INFRA$		-0.000*** (0.000)
$Constant$	0.632*** (0.001)	0.834*** (0.053)
$City\ FE$	YES	YES
$Year\ FE$	YES	YES
R^2	0.368	0.395
Obs	3692	3692

注:*,**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著;括号内数值为稳健标准误。下同。

2026年3月

著性水平检验,初步证实人工智能对城市能源转型具有正向影响。列(2)为加入控制变量以后的结果, AI 估计系数为0.012,通过1%的显著性水平检验。这表明,无论是否加入控制变量,人工智能对城市能源转型均具有显著的促进作用。本文的假说H1得到验证。

4.2 稳健性与内生性检验

4.2.1 替换被解释变量

使用熵值法重新测算城市能源转型,结果如表4列(1)所示。在替换测算方法后, AI 的估计系数为0.004,通过1%的显著性检验,人工智能促进城市能源转型的结论仍然成立,证明了基础回归结果的稳健性。

4.2.2 替换解释变量

使用城市工业机器人的安装密度重新衡量城市人工智能水平。回归结果如表4列(2)所示,在替换解释变量的衡量方法后, AI 的估计系数为0.008,通过1%的显著性检验,仍然能显著促进城市能源转型,再次说明本文实证结果具有稳健性。

同时,考虑到人工智能的应用场景相当广泛,本文还使用每万人人工智能专利授权数量和每十万人人工智能企业数量分别进行稳健性检验。回归结果如表4列(3)、(4)所示, AI 的估计系数分别为0.205、0.018,通过1%、10%的显著性检验,再次说明本文实证结果具有稳健性。

4.2.3 调整样本城市

由于直辖市、省会城市与副省级城市具有独特的政策环境、优越的经济发展条件,使得人工智能

的发展水平在高行政等级城市与其他城市存在显著差异。因此,从总样本中剔除以上城市样本并重新进行估计,回归结果如表4列(5)所示,结果表明在剔除直辖市、省会城市与副省级城市以后, AI 的估计系数仍然显著为正,人工智能促进城市能源转型的结论仍然成立。

4.2.4 缩减年份

考虑到新冠疫情的影响,可能导致人工智能对城市能源转型的估计结果产生偏误。本文剔除2020—2022年的数据,仅采用2011—2019年的数据进行回归分析。回归结果如表4列(6)所示, AI 估计系数为0.015,通过1%的显著性检验,人工智能促进城市能源转型的结论仍然成立,证明本文基础回归结果具有稳健性。

4.2.5 内生性检验

考虑到城市能源转型会受到发展历史、资源禀赋和制度环境等诸多因素的干扰,导致人工智能与城市能源转型之间存在内生性问题,因此本文考虑使用工具变量法来缓解上述问题。具体借鉴罗良文等^[55]的方法,将各城市1984年邮局数量与当年美国工业机器人的安装数量的交互项作为该城市人工智能发展水平的工具变量。

回归结果如表4列(7)所示。 AI 估计系数为0.056,在1%的水平上显著,说明人工智能能够促进城市能源转型。在排除内生性问题后,假说H1仍然成立。同时,Kleibergen-Paap rk LM statistic的统计值为123.286, P 值为0.000,Kleibergen-Paap rk Wald F statistic统计值为70.771,大于Stock-Yogo弱

表4 稳健性检验和内生性检验

Table 4 Robustness tests and endogeneity tests

变量	替换被解释变量	替换解释变量			剔除直辖市、省会、副省级城市	缩减年份	工具变量
		机器人安装密度	人工智能专利数量	人工智能企业数量			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
AI	0.004*** (0.001)	0.008*** (0.002)	0.205*** (0.058)	0.018* (0.010)	0.010*** (0.003)	0.015*** (0.004)	0.056*** (0.009)
$Constant$	0.328*** (0.014)	0.824*** (0.053)	0.867*** (0.052)	0.852*** (0.054)	0.867*** (0.055)	0.775*** (0.065)	0.830*** (0.041)
$Control$	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
$City FE$	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
$Year FE$	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
R^2	0.418	0.391	0.400	0.389	0.387	0.482	0.733
Obs	3692	3692	3692	3692	3237	2556	3094

识别检验10%水平上的临界值。总体而言,以上检验证明了工具变量选取的合理性。

4.3 机制检验

4.3.1 劳动优化效应

回归结果如表5列(1)、(2)所示, AI 的估计系数分别为-0.110、7.649,均通过5%的显著性检验。这说明,人工智能可通过数据驱动的劳动力市场匹配与生产流程优化作用于城市能源绿色转型。在能源生产与消费环节,人工智能依托大数据技术对劳动力技能结构、岗位需求特征及能源行业生产节律进行精准识别,有助于降低能源领域劳动力错配程度,提升高技能劳动要素的配置效率与使用效率。同时,人工智能通过辅助技能培训、智能化改造生产流程、优化调度与运维模式,能够显著提高能源系统运行效率与劳动生产率,减少生产、传输、使用环节的能源损耗与冗余消耗,进而推动城市能源向更集约、高效、低碳的方向转型。

4.3.2 绿色技术创新效应

回归结果如表5列(3)所示, AI 估计系数为0.373,通过1%的显著性检验。这说明,企业借助人工智能技术能够优化生产决策与资源配置,降低生产运营过程中的冗余与损耗,将更多资金与要素投向绿色技术研发环节,进而提升企业绿色创新能力与研发效率。同时,人工智能与数字技术、能源技术的深度融合可产生技术溢出效应,推动企业加强外部绿色知识吸收与内部技术迭代,促进智能电网调度、储能系统优化、智慧用能管理等新型低碳技术的应用与推广,提升能源系统清洁化、高效化运

行水平,最终加快城市能源转型进程。

4.3.3 虚拟集聚效应

回归结果如表5列(4)所示, AI 估计系数为0.325,通过1%的显著性检验。这说明,虚拟集聚依托人工智能技术突破地理空间限制,有效弱化了能源领域技术知识溢出的地域壁垒,使城市能源企业能够跨区域获取风电优化、储能创新等绿色技术与实践经验。同时,智能网络平台进一步提升了政企、跨市企业等主体间的知识交流与协作效率,缩短了前沿能源技术的扩散与应用周期,为能源系统清洁化转型与资源高效配置提供了关键智力支撑,最终推动城市能源转型。假说H2得到验证。

4.4 调节效应检验

前文已验证人工智能对城市能源转型的促进作用,那么在气候风险的压力下又会产生何种影响。本文从极端高温、极端低温、极端降雨、气候政策不确定性与政府气候风险关注度5个方面进行验证。回归结果如表6所示,人工智能与调节变量交互项($AI \times M$)的估计系数均为正,除极端降雨天气外,均通过显著性检验。这表明,气候风险在人工智能驱动城市能源转型的过程中发挥正向调节作用,即气候风险水平越高,人工智能对城市能源转型的促进效应越强。在全球气候风险持续加剧的现实背景下,气候冲击带来的外部约束与发展压力会倒逼企业加快转型步伐,主动通过技术升级对冲风险、实现可持续发展。一方面,面对日益凸显的气候风险,企业会加快布局人工智能技术、扩大工业机器人应用场景,借助智能技术重构生产流程与

表5 机制检验

Table 5 Mechanism tests

变量	劳动配置效率 (1)	劳动生产率 (2)	绿色技术创新 (3)	虚拟集聚 (4)
AI	-0.110** (0.055)	7.649** (3.421)	0.373*** (0.111)	0.325*** (0.078)
$Constant$	-0.108 (0.636)	-507.490*** (38.167)	-8.108*** (1.917)	1.979 (1.443)
$Control$	YES	YES	YES	YES
$City FE$	YES	YES	YES	YES
$Year FE$	YES	YES	YES	YES
R^2	0.105	0.698	0.643	0.163
Obs	3692	3692	3692	3692

表6 调节效应检验

Table 6 Moderation effect tests

变量	极端高温 (1)	极端低温 (2)	极端降雨 (3)	气候政策不确定性 (4)	政府气候风险关注度 (5)
<i>AI</i>	-0.058** (0.023)	0.008** (0.003)	0.010 (0.012)	0.007* (0.004)	0.008* (0.004)
<i>M</i>	-0.003* (0.002)	-0.003 (0.004)	0.001 (0.001)	-0.002*** (0.000)	-1.939*** (0.644)
<i>AI×M</i>	0.012*** (0.004)	0.017* (0.009)	0.000 (0.002)	0.004*** (0.001)	2.018** (0.976)
<i>Constant</i>	0.911*** (0.057)	0.824*** (0.053)	0.824*** (0.052)	0.831*** (0.053)	0.843*** (0.053)
<i>Control</i>	YES	YES	YES	YES	YES
<i>City FE</i>	YES	YES	YES	YES	YES
<i>Year FE</i>	YES	YES	YES	YES	YES
<i>R</i> ²	0.405	0.396	0.398	0.399	0.398
<i>Obs</i>	3692	3692	3692	3692	3692

用能模式^[56]。另一方面,企业也会同步扩大环保投入、强化绿色技术创新能力,推动生产经营向低碳化转型^[57,58]。在此过程中,人工智能不仅能够持续提升能源利用效率、减少能源浪费,还能通过智能化调度与运营降低气候风险对能源系统的扰动,进一步放大其对城市能源清洁化、高效化转型的推动作用。假说 H3a 不成立,假说 H3b 得到验证。

4.5 异质性分析

4.5.1 区域异质性

中国东中西部在经济基础、人工智能产业布局、能源结构、政策支持强度上存在巨大的系统性差异,这些差异会直接影响人工智能对能源转型的作用效果。因此,本文根据《关于明确东中西部地区划分的意见》的划分标准,参考孔令英等^[40]的方法,将样本城市划分为东部地区、中部地区与西部地区,检验在不同区域中人工智能对城市能源转型的异质性表现。

回归结果如表 7 所示。*AI* 估计系数分别为 0.006、0.017、0.010,仅在中部地区通过 1% 的显著性水平检验。东部城市的能源转型已处于较高水平,火电占比持续下降,清洁能源和产业低碳化程度领先全国。当转型效率接近技术和市场的最优水平时,人工智能的边际提升空间被大幅压缩,因此人工智能的赋能效应不显著。中部地区正处于能源转型的加速追赶期,钢铁、化工、建材等传统高耗能

产业占比相对较高,且近年来承接了东部地区的产业转移,产业结构的重化特征较为突出。在此背景下,人工智能在生产流程优化、节能降耗、碳排放动态监测等场景的深度应用,能够直接推动能源利用效率的边际提升,赋能效果更为显著。同时,中部地区受益于“中部崛起”“长江经济带发展”等国家战略的政策红利,叠加“双碳”试点政策的落地实施,人工智能技术与能源转型的政策支持形成了明显的协同共振效应,进一步放大了技术赋能的实际成效。西部地区的人工智能产业基础相对薄弱,核心技术研发能力不足,产业链配套体系尚不健全,且面临人才外流的突出问题,这直接导致人工智能技术在能源领域的渗透率处于较低水平。同时,西部地区以资源型产业为主导,产业链条较短且市场化程度不高,政策传导机制不畅通,难以形成技术落地的有效支撑。尽管国家对西部能源转型给予了明确的政策倾斜,但人工智能技术的场景落地需要企业、政府与科研机构的深度协同,而西部地区在这一创新生态上的缺失,使得技术赋能效应难以有效转化为能源转型效率的实际提升。

4.5.2 城市类型异质性

城市的分类标准与划分维度较为丰富。其中,部分城市依托自身资源禀赋,虽能在发展初期实现高速增长,却也易陷入发展路径依赖的锁定效应。随着社会经济结构调整与发展模式转型,这类城市

表7 异质性检验:区域异质性

Table 7 Heterogeneity tests: regional heterogeneity

变量	东部地区	中部地区	西部地区
	(1)	(2)	(3)
<i>AI</i>	0.006 (0.005)	0.017*** (0.005)	0.010 (0.009)
<i>Constant</i>	1.001*** (0.072)	0.778*** (0.087)	0.801*** (0.127)
<i>Control</i>	YES	YES	YES
<i>City FE</i>	YES	YES	YES
<i>Year FE</i>	YES	YES	YES
R^2	0.510	0.500	0.327
<i>Obs</i>	1300	1300	1092

中的一部分逐渐面临资源枯竭、人口老龄化等结构性问题,这使得人工智能对城市能源转型的赋能效果呈现显著差异。因此,本文依据国务院批复的《全国资源型城市可持续发展规划(2013—2020年)》的分类标准,将城市划分为资源型城市与非资源型城市。参考汤凯等^[59]的方法,以第七次与第六次全国人口普查的常住人口数量差值为依据,识别收缩型城市与非收缩型城市,最后检验不同类型城市之间的异质性表现。

(1)资源型城市

回归结果如表8列(1)、(2)所示。*AI*估计系数分别为0.014、0.011,分别通过5%、1%的显著性水平检验。从估计系数来看,人工智能更有利于推动资源型城市能源转型。一方面,资源型城市以煤炭、化工等传统高耗能产业为主,能源结构偏化石能源,“双碳”目标下的转型压力和动力远高于非资源型城市,AI作为节能降碳、优化能源配置的技术

工具,能直接解决产业痛点,效果立竿见影。另一方面,资源型城市的能源产业链条清晰,人工智能在火电灵活性改造、煤矿智能化开采、碳排放实时监测等场景的应用成熟度高,技术落地的边际收益显著,能快速转化为能源效率的提升。

(2)收缩型城市

回归结果如表8列(3)、(4)所示。*AI*估计系数分别为0.011、0.007,仅列(3)的收缩型城市通过5%的显著性水平检验,人工智能更有利于推动收缩型城市能源转型。收缩型城市普遍面临人口流失引发的能源设施利用率低下、资源闲置浪费等问题,而人工智能通过智能调度系统,可依据人口动态分布与用能需求,灵活调整能源供给节奏、优化设施启停时序,甚至对冗余能源设施开展智能化改造或有序退出,从源头减少资源浪费。同时,对现有能源系统的智能化改造具有低成本、轻量化特性,无需大规模新建投入,恰好契合收缩型城市普遍存在的资金约束难题,能以较低成本推动能源利用从粗放消耗转向精准集约,因此对收缩型城市能源转型的赋能作用更为突出。

4.6 拓展性分析:门槛效应检验

表9汇报了面板门槛模型的估计结果。研究发现,当人工智能小于门槛值1.130时,人工智能的估计系数为0.017,通过1%的显著性水平检验,该阶段人工智能的赋能效应较强。当人工智能大于门槛值1.130时,人工智能的估计系数为0.011,通过1%的显著性水平检验,该阶段人工智能的赋能效应逐渐削弱。上述结论说明,人工智能对城市能源

表8 异质性检验:城市类型

Table 8 Heterogeneity tests: city type

变量	资源型城市		收缩型城市	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>AI</i>	0.014** (0.005)	0.011*** (0.004)	0.011** (0.005)	0.007 (0.005)
<i>Constant</i>	0.817*** (0.070)	0.873*** (0.085)	0.824*** (0.061)	0.927*** (0.108)
<i>Control</i>	YES	YES	YES	YES
<i>City FE</i>	YES	YES	YES	YES
<i>Year FE</i>	YES	YES	YES	YES
R^2	0.484	0.366	0.419	0.402
<i>Obs</i>	1482	2210	1755	1937

2026年3月

表9 门槛模型回归结果

Table 9 Threshold model regression results

变量	(1)	(2)
$AI \times I (T < 1.130)$	0.017*** (0.004)	
$AI \times I (T \geq 1.130)$		0.011*** (0.003)
Constant	0.824*** (0.054)	
Control	YES	
City FE	YES	
Year FE	YES	
R^2	0.399	
Obs	3692	

转型始终具有显著的正向促进作用,但随着人工智能水平的提升,其边际赋能效应呈现出边际递减的特征,即当人工智能发展突破临界值后,虽然正向影响依然存在,但驱动能源转型效率提升的边际贡献有所减弱。在人工智能发展初期,能源转型以淘汰落后产能、优化现有能效为核心目标,人工智能的应用直接对应转型的“短板”领域,赋能效果立竿见影;而当人工智能水平跨越门槛后,能源转型进入新能源消纳、全产业链低碳化的精细化提升阶段,这类场景的效率提升更依赖多技术协同与系统优化,人工智能的单一驱动作用被显著稀释,边际效应自然减弱。

5 结论与政策建议

5.1 结论

本文以2011—2023年中国284个地级以上城市的面板数据作为研究对象,运用熵权-TOPSIS测度城市能源转型,采用双向固定效应模型、机制检验模型、调节效应模型及门槛效应模型实证检验人工智能对城市能源转型的影响效应及其作用机制。主要结论如下:

(1)基准回归结果表明,人工智能对城市能源转型具有显著的促进作用。具体而言,AI每提高1个单位,城市能源转型增加0.012。人工智能正逐步打通技术应用与能源转型的衔接通道,为破解城市能源转型的现实堵点提供重要支撑。同时,人工智能对城市能源转型的影响存在显著的异质性特征,在中部地区、资源型城市与收缩型城市中更加

显著。

(2)机制检验发现,人工智能通过劳动优化效应、绿色技术创新效应与虚拟集聚效应3条路径促进城市能源转型:依托大数据整合与信息处理优势,优化劳动力配置,缓解劳动错配,提升劳动配置效率与劳动生产率;借助智能技术优化生产运营与决策流程,降低冗余消耗,提升企业绿色创新水平;突破能源领域技术知识溢出的地理约束,强化区域间知识溢出与虚拟集聚效应。

(3)调节效应检验发现,气候风险在人工智能对城市能源转型的影响中具有正向调节作用。具体而言,极端高温、极端低温、气候政策不确定性与政府气候风险关注度可以倒逼人工智能发展,使人工智能对城市能源转型的促进作用更有效。门槛效应检验发现,人工智能对城市能源转型存在单门槛效应,表现出边际递减特征。具体而言,当人工智能发展突破临界值后,对城市能源转型的边际赋能效应逐渐削弱。

5.2 政策建议

基于以上研究结论,本文提出如下建议:

(1)加快推进“人工智能+”能源发展。首先,需加快推进人工智能布局,持续深化人工智能发展,加大对大数据中心、物联网、人工智能等信息基础设施的投入力度,为人工智能转型筑牢物质根基。其次,充分依托人工智能优化资源配置的核心优势,精准提升劳动资源匹配效率,破解劳动错配难题。同时,充分释放人工智能与多领域技术融合的技术及知识溢出红利,助力企业高效吸收前沿绿色技术知识、开展二次创新,进而提升绿色创新效能。最后,借助人工智能赋能虚拟集聚的空间特性,突破绿色能源技术传播的时空壁垒,提升跨主体知识交流效率,强化区域协作与协同发展水平,最终推动城市能源转型。

(2)制定绿色创新激励政策,协同人工智能推动城市能源转型。一方面,通过政策指引,鼓励金融机构扩大绿色债券、绿色信贷等金融产品的规模和覆盖范围,针对人工智能赋能的绿色创新项目(如智能节能设备研发、低碳技术智能化升级)具有的长周期、高投入特征,进一步优化金融产品的期限结构设计,确保资金供给期限与项目回报周期精

准匹配,为企业提供可持续的资金支持。另一方面,通过推动绿色金融体系多元化发展,培育可持续发展的绿色投资生态,既缓解企业绿色创新的融资约束,又激发其技术研发与应用活力,从而协同推动人工智能在城市能源转型中发挥更大作用。

(3)因地制宜,实施差异化政策推进人工智能发展。政策制定需充分考虑地域特征与发展基础,避免“一刀切”,以实现资源高效配置与技术精准赋能。针对东部地区、西部地区、非资源依赖性城市、非收缩型城市,应制定专项政策,重点支持智能电网、建筑节能系统与智慧交通等领域的示范项目,逐步将人工智能应用于能源系统优化和传统设施智能化改造,并进一步扩大人工智能应用场景,最大限度释放人工智能对城市能源转型的促进作用。

参考文献(References):

- [1] Schlör H, Fischer W, Hake J. The meaning of energy systems for the genesis of the concept of sustainable development[J]. *Applied Energy*, 2012, 97: 192–200.
- [2] Wang Y, Liu Y, Gu B. COP26: Progress, challenges, and outlook [J]. *Advances in Atmospheric Sciences*, 2022, 39: 1209–1216.
- [3] Acen C, Bamsiile O, Cai D, et al. The complementary role of carbon dioxide removal: A catalyst for advancing the COP28 pledges towards the 1.5 °C Paris Agreement target[J]. *The Science of the total environment*, 2024, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2024.174302.
- [4] Lin B, Xu C. Enhancing energy–environmental performance through industrial intelligence: Insights from Chinese prefectural-level cities[J]. *Applied Energy*, 2024, DOI: 10.1016/j.apenergy.2024.123245.
- [5] Song A, Rasool Z, Nazar R, et al. Towards a greener future: How green technology innovation and energy efficiency are transforming sustainability?[J]. *Energy*, 2024, DOI: 10.1016/j.energy.2023.129891.
- [6] Shahbaz M, Wang J, Dong K, et al. The impact of digital economy on energy transition across the globe: The mediating role of government governance[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, DOI: 10.1016/j.rser.2022.112620.
- [7] Yang Y Q, Lu X Y, Chen J, et al. Factor mobility, transportation network and green economic growth of the urban agglomeration[J]. *Scientific Reports*, 2022, DOI: 10.1038/s41598-022-24624-5.
- [8] Lee C C, Wang C S, He Z W, et al. How does green finance affect energy efficiency? The role of green technology innovation and energy structure[J]. *Renewable Energy*, 2023, DOI: 10.1016/j.renene.2023.119417.
- [9] Wang L, Chen Q, Dong Z, et al. The role of industrial intelligence in peaking carbon emissions in China[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, DOI: 10.1016/j.techfore.2023.123005.
- [10] Jiang W, Li X T, Liu R X, et al. Local fiscal pressure, policy distortion and energy efficiency: Micro-evidence from a quasi-natural experiment in China[J]. *Energy*, 2022, DOI: 10.1016/j.energy.2022.124287.
- [11] Zhang Z, Zhao Y, Cai H, et al. Influence of renewable energy infrastructure, Chinese outward FDI, and technical efficiency on ecological sustainability in belt and road node economies[J]. *Renewable Energy*, 2023, 205: 608–616.
- [12] Furman J, Seamans R. AI and the economy[J]. *Innovation Policy and the Economy*, 2019, 19: 161–191.
- [13] Xia L, Han Q, Yu S. Industrial intelligence and industrial structure change: Effect and mechanism[J]. *International Review of Economics and Finance*, 2024, DOI: 10.1016/j.iref.2024.04.002.
- [14] Chen H, Wang S. Can the development of industrial intelligence improve the benefits of China’s participation in global value chains?[J]. *Environmental Impact Assessment Review*, 2024, DOI: 10.1016/j.eiar.2024.107445.
- [15] 陈东, 秦子洋. 人工智能与包容性增长: 来自全球工业机器人使用的证据[J]. *经济研究*, 2022, 57(4): 85–102. [Chen D, Qin Z Y. Artificial intelligence and inclusive growth: Evidence from global industrial robot usage[J]. *Economic Research Journal*, 2022, 57(4): 85–102.]
- [16] Yu L Z, Zeng C Y, Wei X H. The impact of industrial robots application on air pollution in China: Mechanisms of energy use efficiency and green technological innovation[J]. *Science Progress*, 2022, DOI: 10.1177/00368504221144093.
- [17] Wang Q, Zhang F, Li R, et al. Does artificial intelligence promote energy transition and curb carbon emissions? The role of trade openness[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2024, DOI: 10.1016/j.jclepro.2024.141298.
- [18] Zhao Q, Wang L, Stan E S, et al. Can artificial intelligence help accelerate the transition to renewable energy?[J]. *Energy Economics*, 2024, DOI: 10.1016/j.eneco.2024.107584.
- [19] Yin Z H, Zeng W P. The effects of industrial intelligence on China’s energy intensity: The role of technology absorptive capacity [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2023, DOI: 10.1016/j.techfore.2023.122506.
- [20] 胡岚曦, 胡志浩. 人工智能的经济与经济学影响分析[J]. *国外社会科学*, 2020, (6): 127–135. [Hu L X, Hu Z H. AI: Its economic impact[J]. *Foreign Social Sciences*, 2020, (6): 127–135.]
- [21] Acemoglu D, Aghion P, Bursztyn L, et al. The environment and directed technical change[J]. *American Economic Review*, 2012, 102(1): 131–166.

2026年3月

- [22] 吕越, 谷玮, 尉亚宁, 等. 人工智能与全球价值链网络深化[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(1): 128–151. [Lyu Y, Gu W, Wei Y N, et al. Artificial intelligence and deepening of the global value chain network[J]. Journal of Quantitative & Technological Economics, 2023, 40(1): 128–151.]
- [23] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188–2244.
- [24] 龙莹, 赵浩然. 人工智能技术对制造业就业的影响: 基于PSM-DID模型[J]. 华南理工大学学报(社会科学版), 2025, 27(3): 61–73. [Long Y, Zhao H R. The impact of artificial intelligence technology on employment in the manufacturing sector: An analysis based on the PSM-DID Model[J]. Journal of South China University of Technology (Social Sciences Edition), 2025, 27(3): 61–73.]
- [25] Sun Z, Che S, Wang J. Deconstruct artificial intelligence's productivity impact: A new technological insight[J]. Technology in Society, 2024, DOI: 10.1016/j.techsoc.2024.102752.
- [26] Zhu Q Y, Xu C Z, Chen Q J, et al. Oil price distortion and its impact on green economic efficiency in China's transportation: A spatial effect perspective[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, DOI: 10.1016/j.rser.2023.114148.
- [27] 王林辉, 姜昊, 董直庆. 工业智能化会重塑企业地理格局吗? [J]. 中国工业经济, 2022, (2): 137–155. [Wang L H, Jiang H, Dong Z Q. Will industrial intelligence reshape the geography of companies?[J]. China Industrial Economics, 2022, (2): 137–155.]
- [28] Agrawal A, Gans S J, Goldfarb A. Exploring the impact of artificial intelligence: Prediction versus judgment[J]. Information Economics and Policy, 2019, 47: 1–6.
- [29] 柴泽阳, 陈宇科, 孔令丞. 虚拟集聚能否助推城市经济绿色发展? [J]. 产业经济研究, 2024, (3): 74–87. [Chai Z Y, Chen Y K, Kong L C. Can virtual agglomeration promote green urban economic development? [J]. Industrial Economics Research, 2024, (3): 74–87.]
- [30] Na S H, Hwang J, Kim H. Digital content as a fast Internet diffusion factor: Focusing on the fixed broadband Internet[J]. Information Development, 2020, 36(1): 97–111.
- [31] Li A, Ma Y, Li B. How do climate risks affect corporate energy intensity? Evidence from China[J]. Energy, 2025, DOI: 10.1016/j.energy.2025.135636.
- [32] Huang H, Kerstein J, Wang C, et al. Firm climate risk, risk management, and bank loan financing[J]. Strategic Management Journal, 2022, 43(13): 2849–2880.
- [33] Ling S X, Gao H F. How does climate risk matter for corporate green innovation? Empirical evidence from heavy-polluting listed companies in China[J]. Frontiers in Energy Research, 2023, DOI: 10.3389/fenrg.2023.1177927.
- [34] Ilhan E, Krueger P, Sautner Z. Climate risk disclosure and institutional investors[J]. The Review of Financial Studies, 2023, 36(7): 2617–2650.
- [35] Banerjee K A, Özer S Z, Rahman R M, et al. How does the time-varying dynamics of spillover between clean and brown energy ETFs change with the intervention of climate risk and climate policy uncertainty? [J]. International Review of Economics and Finance, 2024, DOI: 10.1016/j.iref.2024.03.046.
- [36] Ren X, Li W, Li Y. Climate risk, digital transformation and corporate green innovation efficiency: Evidence from China[J]. Technological Forecasting & Social Change, 2024, DOI: 10.1016/j.techfore.2024.123777.
- [37] Muhammad K, Muhammad J, Muhammad W, et al. AI integration for climate risk mitigation: The role of organizational context[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2025, DOI: 10.1016/j.techfore.2025.124327.
- [38] Zhang W, Liu X, Wang D, et al. Digital economy and carbon emission performance: Evidence at China's city level[J]. Energy Policy, 2022, DOI: 10.1016/j.enpol.2022.112927.
- [39] Zhao C, Wang L, Zhou C. Impact of industrial intelligence on China's urban land green utilization efficiency[J]. Land, 2024, DOI: 10.3390/land13081312.
- [40] 孔令英, 董依婷, 赵贤. 数字经济发展对碳排放的影响: 基于中介效应与门槛效应的检验[J]. 城市发展研究, 2022, 29(9): 42–49, 55. [Kong L Y, Dong Y T, Zhao X. The impact of digital economy development on carbon emission: Based on the test of intermediary effect and threshold effect[J]. Urban Development Studies, 2022, 29(9): 42–49, 55.]
- [41] 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. [Wang J, Sun H, Liao Z L. Mechanism of artificial intelligence technology promoting the achievement of “dual carbon” goals[J]. Science & Technology Progress and Policy, 2025, 42(15): 11–23.]
- [42] 牛靖, 倪孟颖, 刘自敏. 创新驱动政策与城市能源转型[J]. 城市问题, 2025, (7): 82–93. [Niu J, Ni M Y, Liu Z M. Innovation-driven policies and urban energy transition[J]. Urban Problems, 2025, (7): 82–93.]
- [43] 孟思琦, 孙仁金, 邓钰暄, 等. 中国省域可再生资源电力消费对碳排放量的时空影响[J]. 北京理工大学学报(社会科学版), 2023, 25(4): 83–93. [Meng S Q, Sun R J, Deng Y X, et al. Research on temporal and spatial impact of China's provincial renewable energy consumption on carbon emissions[J]. Journal of Beijing Institute of Technology (Social Sciences Edition), 2023, 25(4): 83–93.]
- [44] 赵林, 邢伊凡, 于伟, 等. 新质生产力对中国生态福利绩效的影响效应研究[J/OL]. 资源科学, (2025–08–25) [2025–09–14].

- <https://link.cnki.net/urlid/11.3868.N.20250825.1425.002>. [Zhao L, Xing Y F, Yu W, et al. Study on the impact effect of new quality productive forces on China's ecological well-being performance[J/OL]. Resources Science, (2025-08-25) [2025-09-14]. <https://link.cnki.net/urlid/11.3868.N.20250825.1425.002>.]
- [45] Dong Z, Tan C, Ma B, et al. The impact of artificial intelligence on the energy transition: The role of regulatory quality as a guardrail, not a wall[J]. Energy Economics, 2024, DOI: 10.1016/j.eneco.2024.107988.
- [46] Zhao F, Wang Y, Guo J, et al. Chinese provincial energy consumption intensity prediction by the CGM(1,1)[J]. Energy, 2024, DOI: 10.1016/j.energy.2024.130626.
- [47] 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.]
- [48] Cheng Z, Li L, Liu J. Industrial structure, technical progress and carbon intensity in China's provinces[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 81: 2935-2946.
- [49] 柳剑平, 张菡. 绿色技术创新对绿色发展的影响研究: 基于中国地级市层面的实证分析[J]. 湖北大学学报(哲学社会科学版), 2025, 52(4): 157-166. [Liu J P, Zhang H. The impact of green technological innovation on green development: An empirical evidence from China's prefecture-level cities[J]. Journal of Hubei University (Philosophy and Social Science), 2025, 52(4): 157-166.]
- [50] 刘焯, 王琦, 班元浩. 虚拟集聚、知识结构与中国城市创新[J]. 财贸经济, 2023, 44(4): 89-105. [Liu Y, Wang Q, Ban Y H. Virtual agglomeration, knowledge structure and urban innovation[J]. Finance & Trade Economics, 2023, 44(4): 89-105.]
- [51] 吕勇斌, 郭懿晨, 辜浩宇. 极端气候冲击、基础设施适应性与地方财政风险[J]. 财贸研究, 2025, 36(5): 11-26. [Lyu Y B, Guo Y C, Gu H Y. Extreme climate shocks, infrastructure adaptability, and local fiscal risks[J]. Finance & Trade Economics, 2025, 36(5): 11-26.]
- [52] Zittis G, Bruggeman A, Lelieveld J. Revisiting future extreme precipitation trends in the Mediterranean[J]. Weather and Climate Extremes, 2021, DOI: 10.1016/j.wace.2021.100380.
- [53] Guo K, Ji Q, Zhang D. A dataset to measure global climate physical risk[J]. Data in Brief, 2024, DOI: 10.1016/j.dib.2024.110502
- [54] Ma Y, Liu Z, Ma D, et al. A news-based climate policy uncertainty index for China[J]. Scientific Data, 2023, DOI: 10.1038/s41597-023-02817-5.
- [55] 刘澜飏, 原晨. 地方政府气候风险关注度对企业债券信用利差的影响研究[J]. 南开经济研究, 2025, (2): 61-80. [Liu L B, Yuan C. The impact of local government climate attention on corporate bond credit spreads[J]. Nankai Economic Studies, 2025, (2): 61-80.]
- [56] 田沃, 解维敏. 气候风险与工业机器人应用[J]. 系统工程理论与实践, 2025, 45(12): 4277-4294. [Tian W, Xie W M. Climate risks and industrial robot applications[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2025, 45(12): 4277-4294.]
- [57] 陈妍玲, 郭文伟, 简彤凌. 迎“险”而上: 城市气候风险与企业绿色创新[J]. 经济与管理研究, 2025, 46(11): 127-144. [Chen Y L, Guo W W, Jian T L. Embracing risks and forging ahead: Urban climate risks and corporate green innovation[J]. Research on Economics and Management, 2025, 46(11): 127-144.]
- [58] 欧阳资生, 李亚城. 供应商气候风险对企业环保投资的影响研究[J]. 统计与信息论坛, 2026, 41(2): 69-80. [Ouyang Z S, Li Y C. An empirical study on the impact of supplier climate risk on corporate environmental investment[J]. Journal of Statistics and Information, 2026, 41(2): 69-80.]
- [59] 汤凯, 刘晓康, 王海杰. 收缩型城市新质生产力发展的逻辑机理、现实挑战与实现路径[J]. 河南社会科学, 2025, 33(9): 52-62. [Tang K, Liu X K, Wang H J. The logical mechanism, practical challenges, and implementation pathways for developing new quality productive forces in shrinking cities[J]. Henan Social Sciences, 2025, 33(9): 52-62.]

Impact of artificial intelligence on urban energy transition and its mechanisms

ZHAO Xian¹, LIU Jincheng²

(1. School of Public Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China;

2. Institute of Public Policy, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: [Objective] To advance urban energy transition and support the implementation of national development and security strategies, this study focuses on artificial intelligence and analyzes its impact on energy transition, with the aim of providing theoretical support and empirical experience for China's urban energy transition. [Methods] This study constructed a theoretical analytical framework for artificial intelligence and urban energy transition. Based on panel data from 284 prefecture-level and above cities in China from 2011 to 2023, this study employed a two-way fixed effects model to empirically examine the impact of artificial intelligence on urban energy transition and its mechanisms. [Results] (1) Artificial intelligence could promote urban energy transition, and this effect was mainly achieved through three channels: labor optimization effect, green technological innovation effect, and virtual agglomeration effect. (2) Climate risk played a positive moderating role in the impact of artificial intelligence on urban energy transition, thereby strengthening the enabling effect of artificial intelligence. (3) The promoting effect of artificial intelligence on urban energy transition was more pronounced in central regions, resource-based cities, and shrinking cities. Moreover, the impact of artificial intelligence on urban energy transition exhibited a single-threshold effect, characterized by diminishing marginal returns. [Conclusion] Artificial intelligence is a core technological driver of urban energy transition. Therefore, it is necessary to accelerate its deployment and application in the energy sector, leverage its technological advantages to improve energy efficiency and reduce pollution emissions, and empower high-quality urban energy transition and sustainable development through digital and intelligent approaches.

Key words: artificial intelligence; energy transition; labor optimization effect; green technological innovation; virtual agglomeration; climate risk