

# 人工智能对碳减排的赋能效应

## ——来自中国 284 个地级市面板数据的证据

蔡海亚

**摘要:** 随着“双碳”战略目标的深入推进,碳减排已成为实现可持续发展的核心引擎。人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,成为驱动绿色低碳转型的重要力量。本文基于中国 284 个城市面板数据,采用固定效应模型、中介效应模型、门槛效应模型等方法,多维度实证考察了人工智能对碳减排的影响效应。研究发现:(1)人工智能显著降低了碳排放强度,该效应在经过一系列稳健性检验后依然成立;(2)绿色技术创新和产业结构优化的“增量”和“提质”作用是人工智能有效降低碳排放强度的重要机制;(3)在东部地区、中心城市、数字化水平较高以及环境规制较高的城市,人工智能对碳减排的促进效应更强;(4)人工智能对碳减排呈现出边际效益先递增后递减的非线性特征,过度关注人工智能可能引发潜在的风险。

**关键词:** 人工智能;碳减排;绿色技术创新;产业结构优化;量质齐升

**中图分类号:** F124.5-39 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-0169(2026)02-0057-16

### 一、引言

改革开放以来,中国经济持续保持多年高速增长,创造出世所罕见的“经济增长奇迹”。中国作为世界最大的煤炭消费国和碳排放国,能源格局高度依赖煤炭资源,在加速经济增长的同时产生大量碳排放,致使经济发展全面低碳转型面临着严峻挑战。因此,有效应对能耗与碳排放压力日益加剧的局面,对于实现中国经济高质量发展和促进社会绿色低碳转型至关重要。近年来,环境治理已成为优先议程,党的二十大报告进一步锚定“双碳”目标,通过碳排放双控、能源革命、健全碳市场、提升碳汇能力等多维路径,统筹推进碳达峰碳中和进程。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》明确提出,要积极应对气候变化,落实 2030 年应对气候变化国家自主贡献目标,制定 2030 年前碳排放达峰行动方案,实施以强度控制为主、总量控制为辅的碳排放双控制度,为统筹推进我国节能降碳工作明确实施路径与战略导向<sup>[1]</sup>。

实现“双碳”目标是一场涉及经济社会各领域的系统性变革。在这场变革中,人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术集群,正通过其颠覆性创新特质重构经济生产范式,

**基金项目:** 国家社会科学基金项目“家庭经济风险影响消费潜力释放的机制、效应与政策研究”(23BJY238);江苏高校“青蓝工程”优秀青年骨干教师资助项目(JSQL2024)

**作者简介:** 蔡海亚,盐城工学院经济管理学院,caihaiya1991@163.com(江苏盐城 224051)

在环境保护关键领域实现突破性应用，为应对气候变化和低碳转型提供关键支撑。习近平总书记在中央政治局第三十六次集体学习时明确指出：“要紧紧抓住新一轮科技革命和产业变革的机遇，推动互联网、大数据、人工智能、第五代移动通信（5G）等新兴技术与绿色低碳产业深度融合，通过发展战略性新兴产业，建设绿色制造体系和服务体系，提高绿色低碳产业在经济总量中的比重。”在此背景下，系统考察人工智能对碳减排的影响效应，对于绘制美丽中国的新画卷、助力推进降碳、减污具有重要的现实意义。

针对碳排放影响因素的相关文献，学界重点从政策制度、经济社会、能源消耗以及居民消费因素等方面展开讨论。从政策制度因素来看，既有研究主要聚焦税制改革<sup>[2]</sup>、碳关税<sup>[3]</sup>、环境规制<sup>[4]</sup>等政策制度产生的碳排放效应。从经济社会因素来看，既有研究多探讨贸易开放<sup>[5]</sup>、城镇化<sup>[6]</sup>、技术进步<sup>[7]</sup>等传统因素对碳排放的影响。随着经济发展迈入提质增效新阶段，部分研究开始侧重数字经济<sup>[8]</sup>、新质生产力<sup>[9]</sup>、高质量发展<sup>[10]</sup>等因素对碳排放的影响。从能源消耗因素来看，既有研究主要考察了能源价格、能源效率、能源消费等因素对碳排放的影响<sup>[11][12]</sup>。从居民消费因素来看，既有研究主要探究了居民数量、居民结构、家庭消费等因素对碳排放的影响<sup>[13][14]</sup>。

针对人工智能的相关文献，学者们重点考察人工智能产生的经济效应，即探究其对经济发展、就业效应、收入分配、劳动力配置等方面的影响，然而学者关注人工智能对环境污染的研究相对较少。研究指出，人工智能产生的经济效应具有明显的“双刃剑”特征。一方面，人工智能显著促进了经济社会发展。研究发现，人工智能可以有效塑造新质生产力，有助于优化劳动技能结构与促进数字技术扩散，显著促进了制造业升级<sup>[15][16]</sup>。另一方面，人工智能对经济社会发展存在负面效应。研究发现，人工智能对劳动力市场具有较大的系统性冲击，显著抑制了劳动收入份额，加剧了职业的被替代风险<sup>[17][18]</sup>。然而，也有为数不多的文献开始从工业智能化、智能制造或人工智能视角探讨绿色发展问题，已有研究结论均肯定了人工智能对环境治理具有积极影响<sup>[19][20]</sup>。

既有研究为本文的开展提供了有益参考，关注人工智能产生的经济效应以及碳排放影响因素的研究相对较多，涉及人工智能环境效应的文献较少。现有研究仍存在以下不足之处：实证检验人工智能对碳减排的文献并不多见，其相关经验证据有待丰富；已有关于人工智能对碳减排的实证研究以省级尺度为主，从城市尺度展开的研究相对较少；有关人工智能对碳减排的影响机制及异质性分析有待进一步拓展。为了弥补上述不足，本文基于城市面板数据，实证检验人工智能对碳排放的影响效应。本文的边际贡献有以下几点：（1）将人工智能与碳减排纳入同一框架下，有助于丰富该领域的理论研究；（2）基于技术赋能和结构优化“量质齐升”的双重视角，将绿色技术创新与产业结构优化纳入人工智能影响碳减排的理论机制分析框架，系统考察二者“量质齐升”在人工智能影响碳减排过程中的传导作用；（3）探究人工智能与碳减排的非线性特征和异质性特征，为制定不同情境下人工智能促进碳减排政策提供科学依据。

## 二、理论机制与假设提出

### （一）人工智能与碳减排

人工智能对碳减排的直接影响主要通过政府、企业以及居民层面展开，为节能减排实践提供了全新解决方案。从政府层面来看，一方面，政府借助人工智能技术构建全域碳排放动态监测体系，实现碳足迹精准追踪，极大提升了环境监管的时效性与科学性，为制定差异化减排政策提供数据支撑<sup>[21]</sup>。另一方面，依托政务数据开放平台与公众参与机制，人工智能促进了碳信息的透明化传播，实现碳核算、碳交易等专业数据获取的便捷化，推动了政府碳治理从单向管控向多元共治的范式转型。从企业层面来看，一方面，人工智能实现智能要素的集约化投入，不断优化高能

耗生产环节的碳排放结构，全面提升产业链的能源利用效率，显著提升单位CO<sub>2</sub>排放的经济产出效能<sup>[22]</sup>。另一方面，人工智能技术大幅提升污染治理的精准性和时效性，有效破解了传统资源依赖型经济发展模式对技术创新的桎梏，为突破资源诅咒提供了新的技术路径。从居民层面来看，一方面，人工智能依托先进的数据算法与实时分析能力，精准识别资源浪费现象，从而显著降低能源消耗及污染物排放。另一方面，人工智能充分发挥其绿色特有属性，为居民提供定制化的消费引导方案，有助于重塑公众的消费理念与行为模式<sup>[23]</sup>。基于此，本文提出如下假设。

假设H1：人工智能有助于直接减少碳排放。

### （二）人工智能对碳减排的非线性效应

尽管人工智能在碳减排领域展现出显著的技术优势，但人工智能也会产生碳排放，并非人工智能发展水平越高，其释放的正向环境效应就越大。可能的原因在于，人工智能的碳减排效应具有明显的阶段性特征。在人工智能技术初级发展阶段，人工智能应用场景有限且技术以规则驱动为主，而规则驱动型系统依靠人工编写的固定逻辑和算法，较少涉及复杂的数据处理或高阶思维，因此对硬件的需求较低，致使其自身能耗相对较低，此时边际减排效果最为显著。在技术规模化应用阶段，虽然算力需求激增导致直接能耗上升，但通过优化工业流程、提升清洁能源效率等间接减排途径，仍能实现整体碳强度的持续下降。在技术迭代达到临界点时，若绿色技术应用的减排增益无法抵消算力扩张的能源消耗，则可能出现碳排放的阶段性反弹<sup>[24]</sup>。上述分析表明，人工智能释放的碳减排效应并非简单的线性关系。基于此，本文提出如下假设。

假设H2：人工智能对碳减排呈现出边际效益先递增后递减的非线性特征。

### （三）人工智能、绿色技术创新与碳减排

当前，政府已将人工智能作为推动绿色创新升级的核心战略工具，作为技术创新的关键维度，绿色技术创新在污染物减排领域发挥着不可替代的作用。绿色技术创新发展不仅表现为绿色技术创新数量上的增长，也意味着绿色技术创新质量上的提升，是“量”与“质”的统一，推动绿色技术创新实现质的有效提升和量的合理增长。人工智能对绿色技术创新的促进作用，并最终实现碳排放的有效降低，必须同时满足两个维度：其一在规模上推动绿色技术创新的量化升级，其二在效能上实现绿色技术创新的质化升级。因此，系统考察人工智能对绿色技术创新的影响机制时，需要构建包含数量增长与质量升级的双重分析框架。

1. 人工智能、绿色技术创新量化升级与碳减排。在绿色技术创新的量化维度上，主要有以下三个方面。（1）人工智能赋能新质生产力发展，实现绿色专利数量的扩张和大规模应用。人工智能是发展新质生产力的主要阵地，新质生产力作为绿色发展的重要驱动力，在技术层面表现为清洁生产技术的迭代升级；在制度层面体现为环境规制工具的创新性设计；在组织层面则反映为产业生态系统的重构。通过技术-制度-组织的协同演化倒逼绿色技术创新，有助于绿色专利数量的扩张和大规模应用，有效降低单位产出的环境负荷。（2）人工智能有效匹配要素配置与市场需求，不断提升绿色技术研发规模的扩张。人工智能渗透到企业研发、生产、运营等环节，其产生的协同效应将有效破解传统工业时代的产能过剩困局，有效匹配要素配置与市场需求，通过数据创新持续提升企业的绿色技术研发规模的扩张<sup>[25]</sup>，为绿色技术创新奠定坚实的量化基础。（3）人工智能有效引导金融资源，为绿色技术研发和产能扩张注入资金。人工智能通过海量数据积累、高效存储及智能分析，显著提升企业信息透明度与披露水平，引导金融资源精准流向绿色创新领域，为绿色技术研发规模的扩张提供资金基础<sup>[26]</sup>。基于此，本文提出如下假设。

假设H3：人工智能通过绿色技术创新的量化升级有效抑制碳排放。

2. 人工智能、绿色技术创新质化升级与碳减排。在绿色技术创新的质化维度上，表现在人工智能通过人才集聚、资源配置以及创新补偿效应来提升绿色技术创新质量<sup>[27]</sup>，在碳减排中发挥着

至关重要的作用。(1) 人工智能的人才集聚效应。人工智能企业作为高技术人才的重要集聚地,其集聚效应为绿色技术创新质量发展提供了关键动能。人才集群形成的知识网络不仅促进前沿技术的吸收,而且通过示范效应加速创新理念的扩散。这种集聚优势推动资源向高效配置领域流动,催生绿色专利创新从原始突破到系统集成的跃升,最终实现绿色技术发展的质变。(2) 人工智能的资源配置效应。人工智能企业凭借其技术优势,往往能优先获得政府政策倾斜。这种资源配置优势显著降低了绿色技术研发的不确定性,激励企业敢于投入高风险、高回报的创新领域。在政策激励与资金保障的双重作用下,有助于企业加速绿色技术质量突破,更在市场竞争中构建起技术壁垒,形成创新投入与绿色产出的良性循环。(3) 人工智能的创新补偿效应。环境规制带来的进入壁垒和经营风险加剧了企业间的竞争,单纯扩大绿色技术创新的数量已难以满足环保监管要求。随着人工智能技术的应用,企业倾向加大创新投资强度,聚焦高质量技术研发,提升专利成果转化效率。这种技术进步不仅符合环保发展诉求,消除其对企业环境行为的负面预期,更能从根本上激发企业开展高质量绿色技术创新的内生动力。基于此,本文提出如下假设。

假设 H4: 人工智能通过绿色技术创新的质化升级有效抑制碳排放。

#### (四) 人工智能、产业结构优化与碳减排

人工智能作为引领新一轮产业变革的战略性技术,是改造传统产业、发展新兴产业的关键驱动力,通过推动产业结构向智能化、绿色化转型,重构经济增长与生态环境之间的协同发展路径。产业结构优化不仅表现为产业结构数量维度上的增长,也意味着产业结构质量维度上的提升,是“量”与“质”的统一,推动产业结构优化是实现量的合理增长和质的有效提升。人工智能要促进产业结构优化,并最终实现碳排放的有效降低,必须同时满足两个维度:其一在规模上推动产业结构优化的量化升级,其二在效能上实现产业结构优化的质化升级。因此,考察人工智能对产业结构优化的影响机制时,需要构建包含数量增长与质量升级的双重分析框架。

1. 人工智能、产业结构优化量化升级与碳减排。在产业结构优化的量化维度上,产业结构优化是中国经济发展阶段和结构转型的核心特征,即第三产业增加值显著高于第二产业增加值,标志着中国经济已成功实现从以工业为主导的“二、三、一”结构向以服务业为主导的“三、二、一”结构的战略性转变。该转型轨迹符合工业化后期的发展规律,即服务业取代工业成为经济增长的核心引擎。产业结构须由低技术、低附加值、低加工度向高技术、高附加值、高加工度转变,即产业结构优化从劳动密集型向资本密集型、再向技术(知识)密集型递进,从低附加值产业向高附加值产业转型,从低加工度产业向高加工度产业跃升,最终实现产业结构在数量维度的演进,为整体产业结构优化奠定量化基础,从而降低了产业发展的含碳量。基于此,本文提出如下假设。

假设 H5: 人工智能通过产业结构优化的量化升级有效抑制碳排放。

2. 人工智能、产业结构优化质化升级与碳减排。在产业结构优化的质化维度上,产业结构优化是一个从传统低端产业向现代高端产业跃迁的系统性过程。该进程表现为第一产业主导地位逐步让位于第二、第三产业的经济结构转型,具体体现为农业增加值占比持续下降、工业和服务业贡献度显著提升的递进式发展规律<sup>[28]</sup>。对于专注人工智能发展的企业而言,其通常是以高技术制造业和现代服务业两类核心产业为重要载体,随着人工智能企业发展水平的不断提升,产业价值链也在加速重构,率先带动当地产业结构从第一产业向第二、三产业延伸,有助于提升服务效率和消费质量,为整体产业结构优化奠定质化基础,不断推动产业的低碳化发展<sup>[29]</sup>。基于此,本文提出如下假设。

假设 H6: 人工智能通过产业结构优化的质化升级有效抑制碳排放。

基于上述分析,本文的机理图如图1所示。

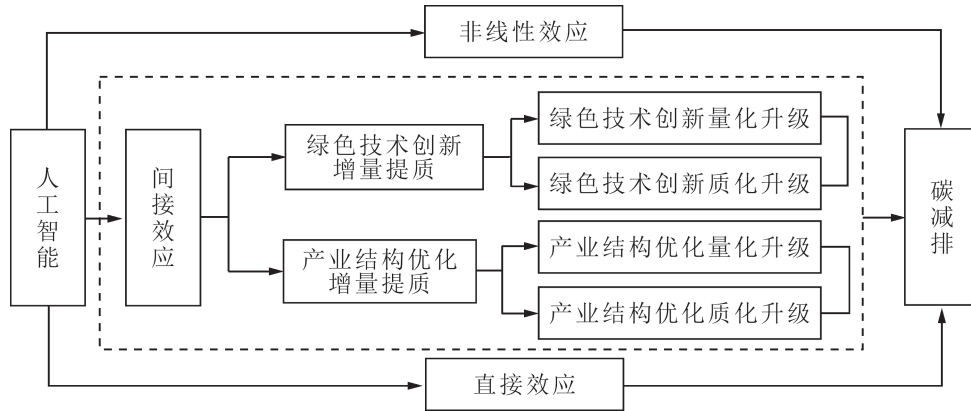


图 1 人工智能影响碳减排的机理图

### 三、模型构建、变量说明与数据来源

#### (一) 模型构建

1. 基本回归模型。根据前文理论分析，本文构建如下基准回归模型来考察人工智能与碳排放的内在关系：

$$Carbon_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI\_firm_{it} + \sum_{j=2}^7 \alpha_j control_{it}^j + \eta_i + \epsilon_{it} \quad (1)$$

其中， $i$  表示城市； $t$  表示年份； $Carbon$  表示碳排放强度； $AI\_firm$  表示人工智能； $control$  表示控制变量； $\epsilon$  表示随机扰动项。

2. 中介效应模型。基于人工智能对碳减排作用机制的分析，本文以绿色技术创新与产业结构优化作为中介变量，从“增量”和“提质”两个角度出发考察人工智能对碳减排的中介机制，构建如下中介效应检验递归方程：

$$M_{it} = \tau_0 + \theta_1 AI\_firm_{it} + \sum_{j=2}^7 \theta_j control_{it}^j + \tau_i + \nu_{it} \quad (2)$$

$$Carbon_{it} = \zeta_0 + \varphi_1 AI\_firm_{it} + \varpi M_{it} + \sum_{j=2}^7 \varphi_j control_{it}^j + \zeta_i + \mu_{it} \quad (3)$$

其中， $M$  表示中介变量，分别为绿色技术创新的量化升级 ( $Gpt$ )、绿色技术创新的质化升级 ( $Gpq$ )、产业结构优化的量化升级 ( $Indt$ ) 以及产业结构优化的质化升级 ( $Indh$ )；系数  $\theta_1$  检验了人工智能与中介变量的关系，预期回归系数显著为正，即人工智能的发展有助于提升绿色技术创新和促进产业结构优化；式 (3) 为式 (1) 的基础上，纳入中介变量。在中介效应模型中，本文主要关注系数  $\varphi_1$  的变化，相对于式 (1)，若系数出现了降低，即  $\varphi_1 < \alpha_1$ ，且中介变量的系数  $\varpi$  显著为负，则说明人工智能从“量质齐升”维度共同提升绿色技术创新和促进产业结构优化，从而显著抑制了碳排放。

3. 门槛回归模型。人工智能的碳减排效应会受到人工智能发展水平的影响。上文仅探讨了人工智能与碳排放之间的线性关系，然而，当前人工智能发展水平存在异质性特征，因此人工智能对碳排放是否存在非线性影响？为了刻画这种非线性效应，本文借助面板门槛回归模型，以人工智能发展水平、人工智能关注度为门槛变量，以双重门槛模型为例，构建如下的门槛方程：

$$Carbon_{it} = c_i + \beta_1 AI\_firm_{it} \cdot I(q_{it} \leq \gamma_1) + \beta_2 AI\_firm_{it} \cdot I(\gamma_1 < q_{it} \leq \gamma_2) + \beta_3 AI\_firm_{it} \cdot I(q_{it} > \gamma_2) + \beta_n control_{it} + \epsilon_{it} \quad (4)$$

$$Carbon_{it} = c_i + \beta_1 AI\_concern_{it} \cdot I(q_{it} \leq \gamma_1) + \beta_2 AI\_concern_{it} \cdot I(\gamma_1 < q_{it} \leq \gamma_2) + \beta_3 AI\_concern_{it} \cdot I(q_{it} > \gamma_2) + \beta_n control_{it} + \epsilon_{it} \quad (5)$$

其中,  $Carbon$ 表示碳排放强度;  $AI\_firm$ 、 $AI\_concern$ 分别表示人工智能发展水平、人工智能关注度;  $q$ 表示门槛变量;  $\gamma$ 表示门槛值;  $\epsilon_{it}$ 表示随机误差项;  $I(\cdot)$ 表示指标函数;  $control$ 表示控制变量。

## (二) 变量说明

1. 被解释变量。碳排放强度 ( $Carbon$ )。为消除城市经济规模对碳排放的影响, 本文借助各地级市  $CO_2$ 排放量与地区生产总值之比来表示。各地级市  $CO_2$ 排放量数据来源于全球大气研究排放数据库, 其原始数据为txt格点数据, 通过Arcgis软件提取地级市  $CO_2$ 排放量面板数据。

2. 核心解释变量。人工智能发展水平 ( $AI\_firm$ )。利用天眼查微观企业信息数据库查询平台, 借助Python对企业“三级行业”“AI关键词”“经营范围”进行文本分析, 以“芯片”“图像识别”“计算机视觉”“语音识别”“传感器”等与人工智能相关的关键词进行模糊匹配和识别, 并依据年份、地区汇总得到各地级市人工智能企业的数据, 以人工智能企业数量的对数值来表征<sup>[30]</sup>。

3. 中介变量。本文使用的中介变量如下。(1) 绿色技术创新, 包括绿色技术创新的量化升级和绿色技术创新的质化升级两个维度。部分学者认为, 绿色创新成果的数量和质量的同步发展是实现绿色技术创新能力提升的重要途径。因此, 以绿色专利授权总量的对数值表征绿色技术创新的量化升级 ( $Gpt$ ); 以绿色专利授权发明专利的对数值表征绿色技术创新的质化升级 ( $Gpq$ ), 旨在检验人工智能对碳减排的影响是否具有“增量”和“提质”的作用<sup>[31]</sup>。(2) 产业结构优化, 包括产业结构优化的量化升级和产业结构优化的质化升级两个维度。其中, 产业结构优化的量化升级 ( $Indt$ ), 以第三产业产值与第二产业产值之比来表征<sup>[32]</sup>。产业结构优化的质化升级 ( $Indh$ ), 依次对三次产业赋予一定的权重, 加权求得产业结构优化指数<sup>[33]</sup>。

4. 控制变量。参考已有文献, 本文控制了其他可能影响碳排放的因素, 包括: 经济发展水平 ( $Pgdp$ ), 以人均地区生产总值来表征; 对外开放水平 ( $Open$ ), 以货物进出口总额与地区生产总值之比表征; 金融发展水平 ( $Finance$ ), 以年末金融机构各项贷款余额与地区生产总值之比表征; 人口规模 ( $People$ ), 以户籍人口取对数来表征; 城镇化率 ( $Urban$ ), 以城镇常住人口与年末总人口之比来表征; 财政支出 ( $Fiscal$ ), 以地方财政一般预算内支出与地区生产总值之比表征。

## (三) 数据来源

本文选择2011—2023年中国284个地级市为研究样本。涉及数据, 如碳排放数据来源于全球大气研究排放数据库(EDGAR), 人工智能发展水平来源于天眼查, 人工智能关注度来源于百度指数, 绿色专利数据来源于国家知识产权数据库, 数字普惠金融指数来源于北京大学数字金融研究中心。其余变量数据主要来源于历年《中国城市统计年鉴》《中国区域统计年鉴》以及各省市统计年鉴、统计公报、政府工作报告以及住建部和科技部。针对部分年份某些统计数据缺失问题, 本文依照其呈现出的变化趋势进行平滑处理。

# 四、实证结果分析

## (一) 基准估计

表1报告了人工智能对碳排放强度的基准估计。从第(1)列的结果来看, 在未纳入控制变量

时，人工智能对碳排放强度的影响系数显著为负，表明人工智能可以有效降低碳排放强度。第(2) — (7)列在逐步纳入控制变量后，以第(7)列作为基准估计的最终结果，结果显示人工智能对碳排放强度的影响系数为 $-0.1594$ ，并且在1%的水平下显著，意味着人工智能确实对碳排放强度具有显著的抑制作用，假设1得以证实。

表1 基准估计

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	<i>Carbon</i>	<i>Carbon</i>	<i>Carbon</i>	<i>Carbon</i>	<i>Carbon</i>	<i>Carbon</i>	<i>Carbon</i>
<i>AI_firm</i>	$-0.1918^{***}$ (0.0429)	$-0.1986^{***}$ (0.0417)	$-0.2005^{***}$ (0.0419)	$-0.1803^{***}$ (0.0417)	$-0.1873^{***}$ (0.0416)	$-0.1882^{***}$ (0.0416)	$-0.1594^{***}$ (0.0404)
常数项	$3.2621^{***}$ (0.1556)	$3.7584^{***}$ (0.1556)	$3.7602^{***}$ (0.1556)	$3.5336^{***}$ (0.1577)	$6.2470^{***}$ (0.6199)	$6.2299^{***}$ (0.6202)	$4.5491^{***}$ (0.6122)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
城市/年份固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
$R^2$	0.2281	0.2695	0.2696	0.2805	0.2848	0.2851	0.3279
$N$	3692	3692	3692	3692	3692	3692	3692

注：“\*”、“\*\*”、“\*\*\*”分别表示在1%、5%和10%的显著性水平，括号内的数字为稳健标准误。下同。

## (二) 稳健性检验

1. 更换指标测度方式。(1) 替换被解释变量。前文主要使用碳排放强度来衡量碳排放水平，考虑到低碳发展的本质是实现碳排放的有效降低，因此借助人均 $CO_2$ 排放量来反映碳排放水平。(2) 替换解释变量。尝试以人工智能关注度作为替代指标<sup>[34]</sup>，该指标依据百度指数中将“人工智能”一词作为提取关键词，计算出该关键词在百度网页搜索中搜索频次的加权和，在一定程度上反映了该地区政府、企业和居民对“人工智能”的关注程度。表2第(1) — (2)列显示了更换指标测度方式的估计结果，可以发现，人工智能对碳排放强度的影响显著为负，证实了结论的稳健性。

表2 稳健性检验 I

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	替换被解释变量： 人均 $CO_2$ 排放量	替换解释变量： 人工智能关注度	剔除极端值： 缩尾1%	剔除极端值： 缩尾5%	缩短样本周期
<i>AI_firm</i>	$-0.4218^{***}$ (0.1591)		$-0.1374^{***}$ (0.0333)	$-0.0877^{***}$ (0.0194)	$-0.0608^{***}$ (0.0119)
<i>AI_concern</i>		$-0.1625^{***}$ (0.0332)			
常数项	$68.6583^{***}$ (2.4130)	$4.6863^{***}$ (0.6102)	$3.7961^{***}$ (0.5461)	$4.4821^{***}$ (0.4759)	$1.6054^{***}$ (0.4985)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
城市/年份固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
$R^2$	0.2441	0.3295	0.3914	0.4494	0.2837
$N$	3692	3692	3692	3692	2272

2. 调整研究样本。(1) 剔除极端值。采用缩尾检验对样本数据分别进行双侧1%、5%的缩尾处理，旨在剔除或调整数据集中的极端值，从而避免其对回归分析的干扰。(2) 改变样本期。党的十八届五中全会进一步提出，要实现“低碳循环发展，建设清洁低碳、安全高效的现代能源体系，实施近零碳排放区示范工程”，为“十三五”期间绿色低碳发展作了具体部署。为了更好地识别该政策效应，此处以2016年为分界线，将样本回归时间设定在2016—2023年。(3) 剔除直辖市

样本。与普通城市相比，直辖市的经济地位和发展水平相对更高，经济实力相对更强，可能会对回归结果产生偏误，因此将北京、天津、上海和重庆这4个直辖市剔除后再次回归。表2第（3）—（5）列和表3第（6）列显示了调整研究样本的估计结果，可以发现，人工智能对碳排放强度的影响显著为负，证实了结论的稳健性。

表3 稳健性检验 II

变量	(6)	(7)	(8)	(9)
	剔除直辖市	剔除低碳试点城市	剔除碳交易试点城市	剔除碳交易+低碳试点城市
$AI\_firm$	-0.140 5*** (0.040 8)	-0.157 5*** (0.051 4)	-0.144 1*** (0.042 4)	-0.192 0*** (0.049 2)
常数项	4.664 5*** (0.617 5)	8.161 2*** (0.998 8)	5.218 0*** (0.741 8)	6.973 1*** (0.890 1)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
城市/年份固定	Yes	Yes	Yes	Yes
$R^2$	0.332 2	0.334 3	0.341 3	0.386 4
$N$	3 640	2 093	3 211	2 081

3. 排除政策干扰。当同期多项政策并行推进时，非目标政策的叠加效应可能会导致特定政策实施效果的评估失真。例如，低碳试点政策和碳交易试点政策均有可能对地区的碳排放产生影响，致使人工智能促进低碳发展的实际效果受到一定的干扰。鉴于此，依次剔除低碳试点城市、剔除碳交易试点城市以及同时剔除碳交易+低碳试点城市，对剔除后的样本再次回归。表3第（7）—（9）列显示了排除政策干扰的估计结果，可以发现，人工智能对碳排放强度的影响显著为负，证实了结论的稳健性。

### （三）内生性分析

1. SYS-GMM估计。SYS-GMM估计将水平变量滞后项作为差分方程的工具变量，有助于避免因方程联立性以及测量误差产生的内生性问题。表4第（1）列报告了SYS-GMM回归结果，结果显示，AR（1）的 $p$ 值小于0.1，意味着一阶差分后具有显著自相关，AR（2）的 $p$ 值大于0.1，意味着差分后的扰动项无二阶自相关，表明选择的工具变量有效性较高，不存在过度识别约束且模型随机误差项不存在二阶自相关，人工智能对碳排放强度的影响显著为负，支持了原结论。

2. 工具变量法。地形起伏度是一种客观存在的自然特征，是脱离经济发展的外生变量，尽管其本身并不直接参与碳排放，但会对网络基站建设和维护成本产生直接影响，间接影响人工智能深度依赖的宽带普及率以及网络服务质量，符合外生性假定，因此借助地形起伏度构建人工智能的工具变量<sup>[35]</sup>。鉴于本文研究对象是平衡面板数据，仅借助地形起伏度作为工具变量可能会因为使用固定效应模型而发生难以度量的问题。为此，纳入一个随时间变动的经济变量与地形起伏度的交互项作为工具变量<sup>[36]</sup>。通常政府工作报告中提及的数字经济相关词汇的频率越高，表明政府对数字产业发展的重视程度越高，会对本地数字技术研发产生较大的影响，满足相关性条件。同时，数字经济词频并不会对碳减排产生直接影响，满足外生性条件。从地方政府官方网站定向抓取工作报告原始文件，利用Python软件统计数字经济总词频，将地形起伏度与地级市数字经济词频占比的交互项作为工具变量，采用两阶段最小二乘法进行回归。表4第（2）—（3）列汇报了工具变量的回归结果，发现K-PLM统计量均通过了显著性检验，拒绝工具变量识别不足的问题；K-PF统计量大于10，排除弱工具变量的问题。一阶段回归结果显示，工具变量的估计系数显著为正；二阶段结果显示，人工智能与碳排放强度具有显著的负向关系，支持了原结论。

3. 外生政策冲击。人工智能发展高度依赖数字基础设施的迭代升级，而智慧城市建设恰恰以

表4 内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	SYS-GMM	2SLS一阶段	2SLS二阶段	外生事件冲击	外生事件冲击
<i>L. Carbon</i>	0.8426*** (0.0037)				
<i>IV</i>		1.1764*** (0.1050)			
<i>AI_firm</i>	-0.0102** (0.0040)		-0.6824*** (0.1176)		
<i>Intelligence</i>				-0.1890*** (0.0485)	-0.1223*** (0.0455)
<i>Kleibergen-Paap rk LM</i>			125.2990*** [0.0000]		
<i>Kleibergen-Paap rk Wald F</i>			125.5730 {16.38}		
常数项	1.7591*** (0.1158)	-2.7966*** (0.1871)	2.2632*** (0.5216)	2.5817*** (0.0328)	3.8548*** (0.5887)
控制变量	Yes	Yes	Yes	No	Yes
城市/年份固定	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
AR(1)	[0.0014]				
AR(2)	[0.1728]				
<i>N</i>	3408	3692	3692	3692	3692

注：[ ] 内为  $p$  值。{ } 内为 10% 显著性水平上 Stock-Yogo 弱工具变量识别 F 检验的临界值。

新型信息基础设施构建为依托。人工智能是智慧城市建设的内在技术驱动力，其发展又高度依存智慧城市提供的互联网环境。因此，选取智慧城市作为人工智能发展的代理变量具有可行性。住建部和科技部已于2012年、2013年和2015年陆续公布了第三批国家智慧城市试点名单，为新一轮信息技术变革带来了发展机遇。因此，将智慧城市试点作为外生政策冲击，借助双重差分模型估计人工智能对碳排放强度的影响效应<sup>[37]</sup>。构建式(6)所示的回归模型：

$$Carbon_{it} = \beta_0 + \beta_1 intelligence_{it} + \gamma X_{it} + \mu_t + \delta_i + \epsilon_{it} \quad (6)$$

其中， $intelligence_{it}$ 表示智慧城市试点虚拟变量，若*i*城市在*t*年入选智慧城市，则赋值为1，否则为0。表4第(4) — (5)列汇报了多期DID的回归结果，无论是否纳入控制变量，智慧城市的回归系数均显著为负，意味着在借助外生政策冲击克服内生性后，人工智能对碳排放强度具有显著的抑制效应。

#### (四) 异质性分析

1. 城市区位异质性检验。考虑到不同地区的资源禀赋和发展水平差异较大，本文将研究样本分为东部和中西部地区，进一步检验人工智能对碳排放强度的城市区位异质性影响。表5第(1) — (2)列报告了城市区位异质性检验结果，研究发现，人工智能对东部地区碳排放强度的抑制效果大于中西部地区，其原因在于东部地区凭借丰富的人力资本、健全的政策制度、较强的创新能力、较大的政府投入等优势，人工智能技术发展较成熟，低碳转型能力相对较强。而中西部地区的经济相对落后，创新能力和人工智能需求相对不足，人工智能技术发展未达到成熟阶段，致使低碳转型能力相对较弱。

2. 城市等级异质性检验。中心城市是全国性或区域性的经济中心、交通枢纽、科创中心和文化中心，智能化发展往往处于领先地位。本文将直辖市、副省级城市和省会城市划分为中心城市，其他城市划分为非中心城市，进一步考察人工智能对碳排放强度的城市等级异质性影响。表5第

表5 异质性回归 I

	(1)	(2)	(3)	(4)
	东部地区	中西部地区	中心城市	非中心城市
<i>AI_firm</i>	-0.129 7*** (0.050 9)	-0.115 4*** (0.053 8)	-0.556 1*** (0.131 9)	-0.110 2*** (0.042 9)
常数项	3.376 4*** (0.740 8)	7.059 7*** (0.961 2)	-0.903 1 (1.621 1)	6.200 1*** (0.736 6)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
城市/年份固定	Yes	Yes	Yes	Yes
$R^2$	0.330 5	0.369 3	0.453 0	0.339 0
$N$	1 300	2 392	429	3 263
组间系数差异检验 P 值	0.000 0***		0.000 0***	

(3) — (4) 列报告了城市等级异质性检验结果, 研究发现, 人工智能与碳排放强度均存在显著的负向关系, 但人工智能所表现的低碳效应在中心城市更强。与非中心城市相比, 中心城市的空间经济发展具有显著的“马太效应”, 在经济辐射、产业集聚、资源配置、基础设施、公共服务以及人才储备等方面优势明显, 对人工智能发展的支持力度较大, 有助于充分发挥其对低碳经济发展的助推作用。

3. 数字化水平异质性检验。为进一步探究在不同数字化水平下人工智能对碳排放强度的影响是否存在差异, 本文将研究样本分为数字化水平较高城市和数字化水平较低城市。借助互联网发展和数字金融两个维度构建数字化发展水平评价指标体系<sup>[38]</sup>, 通过熵值法赋权得到数字化水平的衡量值, 并以平均值为基准将总样本划分为数字化水平较高城市组和数字化水平较低城市组。表6第(5) — (6) 列的估计结果显示, 人工智能对数字化水平较高城市组和数字化水平较低城市组的碳排放强度均具有显著的负向影响, 且其对数字化水平较高城市组的抑制作用明显大于数字化水平较低城市组。其原因可能在于, 数字化是人工智能发展的底层基石, 为人工智能发展提供必要的数据资源供给和基础设施支撑。数字化水平越高的城市, 人工智能应用就越广泛, 有助于加速人工智能在低碳发展场景的标准化应用。

表6 异质性回归 II

变量	(5)	(6)	(7)	(8)
	数字化水平较高城市	数字化水平较低城市	环境规制水平较高城市	环境规制水平较低城市
<i>AI_firm</i>	-0.280 5*** (0.121 0)	-0.103 2*** (0.046 9)	-0.238 0*** (0.069 0)	-0.076 2 (0.056 4)
常数项	1.574 3*** (0.388 4)	5.517 4*** (0.735 1)	4.865 8*** (1.136 8)	4.080 1*** (0.849 3)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
城市/年份固定	Yes	Yes	Yes	Yes
$R^2$	0.309 3	0.382 4	0.265 0	0.359 1
$N$	1 356	2 336	1 573	2 119
组间系数差异检验 P 值	0.000 0***		0.000 0***	

4. 环境规制异质性检验。利用Python对地级市政府工作报告作分词处理, 统计与环境规制相关的15个关键词<sup>[39]</sup>, 采用环境规制词频占政府工作报告全文总字数的比例表征城市环境规制, 并以平均值为基准将样本划分为环境规制水平较高城市组和环境规制水平较低城市组。表6第(7) — (8) 列的估计结果显示, 人工智能显著降低了环境规制水平较高城市的碳排放强度,

但在环境规制水平较低城市人工智能所表现的抑制效应并不显著。其原因在于，高环境规制地区的监管政策更为严苛，通过制定严格的执法标准和构建数字化监管网络，实现人工智能技术与数字化监管的有效结合，倒逼企业主动应用人工智能技术开展清洁生产和技术革新，将发展重心转移到符合环境规制要求的战略性新兴产业和未来产业，加强对污染排放的实时监控与溯本求源，致使高环境规制地区对低碳发展的促进效应十分明显。

(五) 中介效应分析

根据前文理论分析可知，人工智能可以从绿色技术创新效应和产业结构优化效应两方面驱动碳减排。此处借助中介效应检验法考察绿色技术创新和产业结构优化的“增量”和“提质”作用是否是人工智能影响碳减排的重要路径。

表 7 报告了人工智能与中介变量的估计结果。结果显示，第 (1) 列和第 (2) 列中人工智能的估计系数显著为正，表明人工智能有助于绿色技术创新的量化升级和绿色技术创新的质化升级的同步提升，可以有效增强城市绿色科技创新能力，加快社会绿色转型发展。第 (3) 列和第 (4) 列中人工智能的估计系数显著为正，表明人工智能有助于产业结构优化的量化升级和产业结构优化的质化升级的同步提升，可以有效助推产业结构不断优化，加速经济社会绿色转型。

表 7 人工智能与中介变量

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Gpt</i>	<i>Gpq</i>	<i>Indh</i>	<i>Indt</i>
<i>AI_firm</i>	0.060 0*** (0.010 6)	0.024 5*** (0.007 6)	0.106 6*** (0.014 2)	0.931 6*** (0.094 2)
常数项	3.407 8*** (0.046 0)	3.581 1*** (0.029 7)	4.080 3*** (0.249 0)	1.930 3*** (0.338 9)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
城市/时间固定	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.496 8	0.460 2	0.399 1	0.476 6
<i>N</i>	3 692	3 692	3 692	3 692

表 8 的 Panel A 报告了绿色技术创新的量化升级对碳排放强度的估计结果。第 (1) 列中绿色技

表 8 中介变量与碳排放强度

Panel A	绿色技术创新的 量化升级与碳排放强度	Panel B	绿色技术创新的 质化升级与碳排放强度	Panel C	产业结构优化的 量化升级与碳排放强度	Panel D	产业结构优化的 质化升级与碳排放强度
变量	(1) <i>Carbon</i>	变量	(2) <i>Carbon</i>	变量	(3) <i>Carbon</i>	变量	(4) <i>Carbon</i>
<i>AI_firm</i>	-0.075 3*** (0.015 2)	<i>AI_firm</i>	-0.125 3*** (0.013 0)	<i>AI_firm</i>	-0.106 4*** (0.040 1)	<i>AI_firm</i>	-0.114 1*** (0.013 7)
<i>Gpt</i>	-0.130 4*** (0.020 6)	<i>Gpq</i>	-0.038 8** (0.017 5)	<i>Indt</i>	-0.344 9*** (0.033 4)	<i>Indh</i>	-0.851 1*** (0.191 1)
常数项	2.947 9*** (0.064 0)	常数项	2.741 8*** (0.054 6)	常数项	4.809 0*** (0.603 4)	常数项	7.065 4*** (0.724 6)
控制变量	Yes	控制变量	Yes	控制变量	Yes	控制变量	Yes
城市/时间固定	Yes	城市/时间固定	Yes	城市/时间固定	Yes	城市/时间固定	Yes
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.107 8	<i>R</i> <sup>2</sup>	0.110 5	<i>R</i> <sup>2</sup>	0.168 1	<i>R</i> <sup>2</sup>	0.142 1
<i>N</i>	3 692	<i>N</i>	3 692	<i>N</i>	3 692	<i>N</i>	3 692

术创新的量化升级的估计系数显著为负，意味着人工智能通过增加绿色技术创新数量对降低碳排放强度的影响效应显著。Panel B 报告了绿色技术创新的质化升级对碳排放强度的估计结果。第（2）列中绿色技术创新的质化升级的估计系数显著为负，意味着人工智能通过提升绿色技术创新质量对碳排放强度具有显著的降低效应。综上可知，存在“人工智能→绿色技术创新→抑制碳排放强度”作用路径，即人工智能促进了绿色技术创新，并进一步抑制了碳排放强度，假设3和假设4得以证实。

表8中的Panel C 报告了产业结构优化的量化升级对碳排放强度的估计结果。第（3）列中产业结构优化的量化升级的估计系数显著为负，意味着人工智能通过产业结构优化的量化升级对降低碳排放强度具有显著的释放效应。Panel D 报告了产业结构优化的质化升级对碳排放强度的估计结果。第（4）列中产业结构优化的质化升级的估计系数显著为负，意味着人工智能通过产业结构优化的质化升级对降低碳排放强度具有显著的释放效应。综上可知，存在“人工智能→产业结构优化→抑制碳排放强度”作用路径，即人工智能促进了产业结构优化，并进一步抑制了碳排放强度，假设5和假设6得以证实。

#### （六）门槛回归分析

表9同时报告了人工智能发展水平以及人工智能关注度与碳排放强度的门槛估计回归结果。

人工智能发展水平的门槛回归结果显示，当  $AI\_firm \leq 6.131$  时，其回归系数显著为负

表9 门槛回归结果

门槛区间	(1)				(2)			
	Carbon				Carbon			
$AI\_firm \leq 6.131$	-0.2056*** (0.0132)							
$6.131 < AI\_firm \leq 7.449$		-0.1722*** (0.0117)						
$7.449 < AI\_firm \leq 9.662$			-0.1498*** (0.0118)					
$AI\_firm > 9.662$				-0.1026*** (0.0136)				
$AI\_concern \leq 1.682$					0.1406 (0.0867)			
$1.682 < AI\_concern \leq 4.212$						-0.2400*** (0.0242)		
$4.212 < AI\_concern \leq 5.657$							-0.2691*** (0.0217)	
$AI\_concern > 5.657$								-0.2021*** (0.0254)
常数项	6.8608*** (0.6359)				5.3954*** (0.5976)			
控制变量	Yes				Yes			
固定效应	Yes				Yes			
$R^2$	0.3069				0.3119			
$N$	3692				3692			

(-0.2056), 当 $6.131 < AI\_firm \leq 7.449$ 时, 其回归系数下降为-0.1722, 同样显著。进一步地, 当 $7.449 < AI\_firm \leq 9.662$ 时, 其回归系数显著为负且下降为-0.1489。当 $AI\_firm > 9.662$ 时, 其回归系数显著为负且下降至-0.1026。以上分析表明, 当人工智能发展水平突破特定临界点后, 其碳减排效能将呈现弱化趋势。尽管整体碳排放强度仍保持下降态势, 但人工智能技术自身运行产生的边际碳排放增量已超过其通过绿色技术创新实现的边际减排量。究其根源在于, 当前数字基础设施对人工智能发展适配度和技术融合性相对较低, 致使其对人工智能发展的支撑作用正经历边际效益递减效应, 假设2得以证实。

人工智能关注度的门槛回归结果显示, 当 $AI\_concern \leq 1.682$ 时, 其回归系数为0.1406, 未通过显著性检验; 当 $1.682 < AI\_concern \leq 4.212$ 时, 其回归系数显著性发生彻底改变, 回归系数为-0.2400。进一步地, 当 $4.212 < AI\_concern \leq 5.657$ 时, 其回归系数变为-0.2691, 同样显著。当 $AI\_concern > 5.657$ 时, 其回归系数显著为负且下降至-0.2021。以上分析表明, 当人工智能关注度较低时, 政府相对应的政策制定和投资力度较小, 致使技术应用和推广的广度和深度不够, 难以有效抵消负面影响, 导致降碳效益难以显现。但随着人工智能关注度不断提高, 该释放作用就会越来越大, 有效促进绿色转型发展。然而人工智能关注度并非越高越好, 人工智能关注度过高往往容易暴露人工智能环境成本, 在一定程度上抵消其对低碳发展的积极效应, 因此只有在合理的区间内才能发挥最好的效果。

值得一提的是, 人工智能发展水平和人工智能关注度在低水平值时对碳减排的影响效应截然不同。人工智能发展水平较低有利于碳减排, 究其原因在于, 人工智能发展初期呈现技术迭代快、市场成熟度低的特征。尽管初创期企业数量有限, 但政府通过高额财政补贴和定向培育政策, 促使企业更容易获取算力、数据等关键资源支持, 不断降低企业研发成本, 有助于减少环境污染物的排放。然而, 人工智能关注度较低则不利于碳减排。一方面, 人工智能关注度较低时, 政府对其发展的重视程度不够, 政策驱动不足导致碳减排技术应用滞后, 可能未将人工智能纳入碳减排战略规划, 致使人工智能碳减排试点示范项目缺失, 阻碍智能监测、预测和优化技术在能源管理、工业生产等领域的应用。同时, 关注度较低会引发政策激励不足, 若政府未出台或者出台较少的税收优惠、资金扶持等政策, 会造成企业研发人工智能技术的动力减弱。另一方面, 公众认知与应用能力的双重短板可能制约碳减排行动的参与度。具体而言, 当社会对人工智能的关注度不足时, 致使居民对人工智能赋能碳减排的潜在价值认知模糊, 甚至存在技术功能误解等认知偏差。同时, 数字素养的群体性差异会形成新的参与壁垒, 即部分公众因缺乏智能设备操作、数据分析等基础能力, 难以有效接入数字化减排场景, 这种技能鸿沟的扩大可能进一步加剧环境治理中的数字不平等现象。

## 五、结论与启示

本文基于中国284个城市面板数据, 采用固定效应模型、中介效应模型、门槛效应模型等方法, 分析人工智能与碳减排之间的关系, 并深入探讨了这一关系背后的影响机制。主要研究结论有以下几点。(1) 人工智能显著降低了碳排放强度, 在进行稳健性检验和内生性检验后, 该结论依旧成立。(2) 人工智能通过提升绿色技术创新和促进产业结构优化“增量”和“提质”双向效应有效抑制了碳排放强度。(3) 人工智能产生的碳减排效应在东部地区、中心城市、数字化水平较高以及环境规制较高的城市更强。(4) 人工智能对碳减排呈现出边际效益先递增后递减的非线性特征, 过度关注人工智能可能引发潜在的风险。

本文蕴含的政策启示有以下几点。

1. 研究结果显示, 人工智能发展有利于实现碳减排, 因此政府需要推动人工智能高质有序发展, 积极稳妥推进碳达峰碳中和。首先, 大力突破人工智能关键技术, 聚焦人工智能基础理论、算法框架等核心领域, 通过原创性研发实现技术自主可控, 构建新一代人工智能发展的战略支点。其次, 不断推动基础设施智能化升级, 加速传统基础设施的数智化转型, 前瞻布局算力网络、数据中枢等新型智能基础设施, 打造全球领先的数智底座。再次, 深化产业融合应用, 推进人工智能与制造业、服务业等深度融合, 通过智能化改造培育新业态新模式, 为经济高质量发展提供核心驱动力。最后, 构建多层次人才体系, 完善从基础研究到产业应用的全链条人才培养机制, 形成梯队化人才队伍, 筑牢科技创新与产业发展的智力根基。

2. 研究结果显示, 绿色技术创新和产业结构优化是人工智能实现碳减排的关键路径, 因此政府需要以促进绿色技术创新和带动产业结构优化为重要抓手。一方面, 在绿色技术创新领域需重点强化绿色技术创新主体培育, 打造一批具有国际竞争力的绿色技术领军企业和低碳科技标杆企业。同时, 加快完善市场导向的绿色技术创新体系, 规范绿色技术交易市场规则体系, 推动绿色技术创新成果的转化应用, 充分释放各类绿色技术创新主体创新活力。另一方面, 在产业结构优化领域需发挥人工智能对战略性新兴产业和未来产业的引领作用, 不断拓宽人工智能的产业应用领域, 赋能现代化产业体系, 全面提升传统要素配置效率, 放大人工智能对碳减排的促进作用。

3. 研究结果显示, 人工智能的碳减排效应在东部地区、中心城市、数字化水平较高以及环境规制较高的城市更强, 因此, 应实施人工智能推动碳减排的差异化策略。首先, 中西部地区应重点建设人工智能特色产业园区, 形成产业集聚效应, 同步布局算力中心与数据共享平台, 构建区域数字底座, 并实施人才引育专项计划, 打造本地化创新生态。其次, 非中心城市的地区应进一步加强经济发展、产业集聚、资源配置、基础设施、公共服务以及人才储备, 为人工智能的发展提供必要的支撑。再次, 数字化水平较低的地区应以数字产业化为抓手, 推动传统产业数字化改造, 加快5G、物联网等基础设施建设, 实现数字基础设施与人工智能应用的协同发展。最后, 环境规制程度较低的地区应通过人工智能+监管平台融合应用, 建立环境数据实时监测系统, 倒逼企业采用智能技术实现清洁生产, 形成技术规制良性循环。

4. 研究结果显示, 人工智能对碳减排呈现出边际效益先递增后递减的非线性特征, 表明过度关注人工智能可能引发潜在的风险。关注度过低容易致使关键领域投入不足, 错失技术变革带来的发展机遇, 甚至造成监管滞后, 引发伦理风险; 而关注度过高则容易诱发非理性的技术狂热, 造成资源错配和其他领域投入不足问题, 甚至引发社会焦虑, 产生对人工智能不切实际的期待。因此, 推动人工智能需要把握好“适度原则”。一方面, 应建立人工智能技术适配性评估体系, 定期审视人工智能发展与社会需求的匹配度, 结合区域产业基础、资源禀赋和实际需求选择技术路径, 定期淘汰低效项目, 确保资源投入精准有效。另一方面, 需要强化政企协同治理的双轮驱动机制。政府应发挥政策引领作用, 通过制定战略性发展规划、构建多维度治理框架和完善法律监督体系, 为人工智能发展提供制度保障。同时, 需加强公众科普教育, 引导社会形成对人工智能技术的科学认知, 既破除技术虚无论的误解, 也避免陷入技术万能论的误区。作为技术创新的核心力量, 企业既要承担人工智能研发与应用的主体责任, 更需建立全流程风险防控机制, 在产品的设计、数据使用和算法决策等环节嵌入社会责任要求, 实现技术创新与伦理约束的平衡发展。

#### 参考文献

- [1] 李计广, 官方茗, 王元彬. 人工智能技术创新如何影响制造业碳减排?[J]. 中国人口·资源与环境, 2025(2).
- [2] 赵晓梦, 魏婷, 朱俊鹏. 从排污费到环保税: 绿色税制改革视阈下的减污降碳协同治理研究[J]. 中国地质大

- 学学报(社会科学版),2024(3).
- [3] 张崇辉,黄婉翔,苏为华. 工业能源需求、最优碳税与碳达峰——基于社会经济损益视角的分析[J]. 统计研究,2024(11).
- [4] 王磊,马金铭. 非正式环境规制促进农业碳减排了吗——基于社会公众环境关注的视角[J]. 中国地质大学学报(社会科学版),2024(6).
- [5] Nguyen, D. K., T. L. D. Huynh, M. A. Nasir. Carbon emissions determinants and forecasting: Evidence from G6 countries[J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 285.
- [6] Jia, H., W. Li, R. Tian. Spatio-temporal influencing factors of the coupling coordination degree between China's new-type urbanization and transportation carbon emission efficiency[J]. *Land*, 2025(3).
- [7] 李海燕,王群勇,陆凤芝. 数字经济如何影响工业碳生产率——基于技术进步偏向视角[J]. 财经科学, 2024(8).
- [8] Wang, H., G. Yang, Z. Yue. Breaking through ingrained beliefs: Revisiting the impact of the digital economy on carbon emissions[J]. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2023(1).
- [9] 金鑫,高煜. 数字技术与绿色技术融合的减碳效应研究:新质生产力的微观实现机制[J]. 经济学动态, 2025(6).
- [10] 余红伟,林子祥,胡力元,等. 高质量发展下中国工业企业碳减排路径选择[J]. 中国软科学,2024(1).
- [11] 杨冕,徐江川,杨福震. 能源价格、资本能效与中国工业部门碳达峰路径[J]. 经济研究,2022(12).
- [12] 张崇辉,黄婉翔,苏为华. 工业能源需求、最优碳税与碳达峰——基于社会经济损益视角的分析[J]. 统计研究,2024(11).
- [13] 雷晓燕,张春峰,李昕,等. 人口变化、消费结构与低碳转型[J]. 数量经济技术经济研究,2025(1).
- [14] 田成诗,郝艳. 人口年龄结构影响了中国碳排放吗? ——基于30~49岁人口的实证研究[J]. 中国地质大学学报(社会科学版),2016(5).
- [15] 成龙,潘亚宁. 人工智能塑造新质生产力的逻辑向度[J]. 东北大学学报(社会科学版),2025(4).
- [16] 庞娟. 工业智能化转型对创新高地建设的影响研究——基于劳动技能结构与数字技术扩散的中介效应考量[J]. 中国科技论坛,2025(7).
- [17] 芦婷婷,祝志勇. 人工智能是否会降低劳动收入份额——基于固定效应模型和面板分位数模型的检验[J]. 山西财经大学学报,2021(11).
- [18] 宋一森,王成章,郑敏. 人工智能对我国劳动力市场的冲击和影响[J]. 经济学家,2025(6).
- [19] 吕越,马明会,陈泳昌,等. 人工智能赋能绿色发展[J]. 中国人口·资源与环境,2023(10).
- [20] 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(4).
- [21] 周恩宇,赵浪,谢梦. 新质生产力的碳减排效应:技术赋能与结构优化[J]. 西北民族大学学报(哲学社会科学版),2025(4).
- [22] 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(5).
- [23] 胡雪萍,李玉颂. 人工智能如何驱动居民消费碳减排?[J]. 福建论坛(人文社会科学版),2025(4).
- [24] 赵雨涵,于佳琪,晏欧伦,等. 人工智能技术创新能抑制城市碳排放强度吗? ——来自中国277个地级市面板数据的证据[J]. 科学决策,2025(2).
- [25] 崔伟. 人工智能促进绿色创新了吗?[J]. 科学决策,2024(4).
- [26] 李金城,王林辉. 工业智能化会引发新索洛悖论吗:来自城市层面的经验证据[J]. 东南大学学报(哲学社会科学版),2023(6).
- [27] 郑兰祥,郭娟,郑飞鸿. 节能减排财政政策促进了绿色技术创新的“量质齐升”吗?[J]. 首都经济贸易大学学报,2023(5).
- [28] 袁航,朱承亮. 国家高新区推动了中国产业结构转型升级吗[J]. 中国工业经济,2018(8).

- [29]耿子恒,汪文祥,郭万福.人工智能与中国产业高质量发展——基于对产业升级与产业结构优化的实证分析[J].宏观经济研究,2021(12).
- [30]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).
- [31]陶锋,赵锦瑜,周浩.环境规制实现了绿色技术创新的“增量提质”吗——来自环保目标责任制的证据[J].中国工业经济,2021(2).
- [32]干春晖,郑若谷,余典范.中国产业结构变迁对经济增长和波动的影响[J].经济研究,2011(5).
- [33]蔡海亚,徐盈之.产业协同集聚、贸易开放与雾霾污染[J].中国人口·资源与环境,2018(6).
- [34]郑世林,熊丽.中国培育经济发展新动能的成效研究[J].技术经济,2021(1).
- [35]林伯强,谭睿鹏.中国经济集聚与绿色经济效率[J].经济研究,2019(2).
- [36]张秀武,沈洋.人工智能对减污降碳协同治理的影响效应及作用机制研究[J].现代财经(天津财经大学学报),2025(5).
- [37]余典范,龙睿,王超.数字经济与边界地区污染治理[J].经济研究,2023(11).
- [38]王淑贺,刘世哲,李晓敏.数字经济空间关联网对减污降碳的影响机制研究[J].中国地质大学学报(社会科学版),2025(2).
- [39]陈诗一,陈登科.雾霾污染、政府治理与经济高质量发展[J].经济研究,2018(2).

## The Empowering Effect of Artificial Intelligence on Carbon Emission Reduction

— Evidence from the Panel Data of 284 Prefecture Level Cities in China

CAI Hai-ya

**Abstract:** As the “dual carbon” strategic goal advances, carbon emission reduction has become the core engine for achieving sustainable development. Artificial intelligence, a strategic technology leading the new round of scientific and technological revolution and industrial transformation, has become a vital force driving the green and low-carbon transition. Based on panel data from 284 Chinese cities, this paper employs fixed effects models, mediation effect models, and threshold effect models to conduct a multi-dimensional empirical examination of the impact of AI on carbon emission reduction. The findings reveal that: (1) Artificial intelligence significantly reduces carbon emission intensity, a result that remains robust after a series of sensitivity tests; (2) The “incremental” and “quality improvement” roles of green technological innovation and industrial structure optimization are key mechanisms through which artificial intelligence effectively lowers carbon emission intensity; (3) The promoting effect of artificial intelligence on carbon emission reduction is stronger in eastern regions, central cities, cities with higher digitalization levels, and cities with stricter environmental regulations; (4) Artificial intelligence exhibits a nonlinear feature of marginal benefits, first increasing and then decreasing, suggesting that excessive focus on artificial intelligence may trigger potential risks.

**Key words:** artificial intelligence; carbon reduction; green technology innovation; upgrading of industrial structure; both quantity and quality rise

(责任编辑 孙洁)