

引用格式:刘楠,李永健,刘博文,等.人工智能推动资源与环境经济研究回顾与前瞻[J].资源科学,2026,48(3):514-533.[Liu N, Li Y J, Liu B W, et al. Research advances in resource and environmental economics driven by artificial intelligence[J]. Resources Science, 2026, 48(3): 514-533.] DOI: 10.18402/resci.2026.03.02

# 人工智能推动资源与环境经济研究回顾与前瞻

刘楠<sup>1</sup>,李永健<sup>1,2</sup>,Liu Bowen<sup>1</sup>,Zhang Yufeng<sup>1</sup>,李娜<sup>3</sup>

(1. 伯明翰大学商学院,伯明翰 B152TT;2. 伯明翰大学地理、地球与环境科学学院,伯明翰 B152TT;3. 青岛理工大学管理工程学院,青岛 266520)

**摘要:**人工智能作为新一轮科技革命的重要驱动力,正深刻重塑资源与环境经济学的研究范式与分析工具。在全球资源环境约束趋紧与气候变化挑战加剧的背景下,系统梳理人工智能在资源与环境经济学领域的研究脉络、演化路径与关键议题,对于推动理论创新与方法进步具有重要意义。本文基于 Web of Science 核心合集数据库,检索 2001—2025 年人工智能与资源环境经济相关文献,综合运用文献计量分析与 CiteSpace 可视化方法,从国家、机构、关键词与时序演化等多个维度,对该领域的知识结构与发展趋势进行系统分析。研究表明:①人工智能在资源与环境经济学中的应用大体经历了技术引入与方法探索、模型深化与政策评估拓展、系统融合与因果推断强化 3 个阶段,研究范式逐步由预测导向转向机制识别与政策评估导向;②全球研究呈现以中国和美国为核心的双中心格局,机构合作网络不断深化,但跨区域与跨学科协同仍有提升空间;③当前研究热点主要集中于环境经济系统的监测、模拟与预测、环境政策因果效应识别、人工智能与可持续转型、气候政策的分配效应与公正转型等方向。基于上述发现,未来研究应着力于多模态数据融合、模型可解释性、气候福祉评估、循环经济应用及人-机协同政策治理 5 个方向,并依托国家自然资源要素综合观测体系,将人工智能嵌入风险预警、政策评估与区域协同减排等关键场景。

**关键词:**人工智能;资源与环境经济;自然资源;可持续转型;CiteSpace;知识图谱

DOI: 10.18402/resci.2026.03.02

## 1 引言

资源有度,天地有常。随着自然资源利用强度上升、生态系统结构趋于脆弱,人类活动与自然系统之间的耦合关系呈现出更复杂和更敏感的特征。资源要素在数量、质量与空间格局上的变化,使经济系统面临新的不确定性,也对传统资源与环境经济学的分析框架构成挑战。中国在自然资源管理体系改革中明确提出,构建覆盖山水林田湖草的自然资源要素综合观测体系。该体系强调对资源数量、质量与结构变化的系统性监测,这是推动生态文明建设和资源治理现代化的基础<sup>[1]</sup>。这一体系的建设意味着资源科学研究正从单要素观测走向多

要素耦合、从静态描述走向动态监测,对数据获取能力、系统模拟能力与政策评估能力都提出了更高要求。传统资源与环境经济模型多依赖线性假设和简化条件,难以有效捕捉和模拟经济、社会与环境之间高度复杂、动态变化的非线性关系。而与此同时,以大数据、机器学习和深度学习为代表的人工智能技术,正以前所未有的深度和广度渗透到各个领域。世界贸易组织预测,到 2040 年人工智能的应用有望推动全球贸易增长近 40%,全球 GDP 将增长 12%~13%。其强大的数据处理、模式识别和复杂系统模拟能力,为解析资源与环境经济互动关系提供了革命性的新工具<sup>[2]</sup>。人工智能不仅被视为推动

收稿日期:2026-01-19;修订日期:2026-03-10

基金项目:山东省自然科学基金项目(ZR2025QC761)

作者简介:刘楠,女,黑龙江哈尔滨人,博士研究生,研究方向为人工智能、环境经济政策和循环经济。E-mail: leonayaaaa@gmail.com

通讯作者:李永健,男,重庆人,博士,助理研究员,研究方向为人工智能和气候变化。E-mail: y.li.27@bham.ac.uk

2026年3月

全球经济增长的新动能,更被期望在引导绿色增长、促进可持续技术变革和塑造数字环境治理新模式中扮演关键角色,为资源与环境经济学的方法论创新和理论突破带来深刻的转折点<sup>[3-5]</sup>。在此背景下,资源与环境经济学正逐渐走向跨尺度联动的复杂系统研究,其分析重点与研究范式亦随之发生变化。

已有研究开始系统引入人工智能方法,并在预测分析、政策评估与系统优化等方面取得了一系列进展。人工智能作为一套模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法与技术体系,其核心优势在于通过机器学习、深度学习等算法从海量数据中自主学习复杂模式,并据此进行高精度的预测、评估与决策。正因其强大的非线性拟合与复杂系统解析能力,学术界迅速将其应用于资源与环境经济学的多个前沿领域,并取得了丰硕的成果<sup>[6]</sup>。最初,研究者聚焦于环境经济预测。例如,在碳市场分析中,BP神经网络、长短期记忆网络、支持向量回归以及各类混合模型被广泛用于对碳价格及其波动性进行精准预测<sup>[7,8]</sup>。随着模型精度的提升,人工智能的预测能力从碳市场拓展至更宏观的环境经济指标,如利用神经网络模型基于通货膨胀率预测温室气体排放趋势,或综合评估区域环境质量的变化<sup>[9,10]</sup>。在此基础上,人工智能的应用进一步深化至政策评估与归因分析领域。部分研究利用机器学习进行反事实预测,以评估碳税、碳排放交易体系等环境政策的实际减排效果与经济成本<sup>[11,12]</sup>。双重机器学习等前沿因果推断方法也被用于评估碳交易试点政策对企业低碳竞争力或高品质农业发展的影响<sup>[13]</sup>。这些高精度的预测和评估能力,最终服务于更复杂的系统优化与决策支持。例如,通过构建机器学习替代模型来模拟复杂的能源扩容系统,从而探索低碳能源系统的发展路径<sup>[14]</sup>。在微观层面,人工智能算法也被广泛应用于具体产业的优化决策,如在钢铁生产中优化烧结矿配比以平衡成本、质量与碳排放<sup>[15]</sup>。这些丰富的应用成果虽然展示了人工智能的巨大潜力,但在全球经济向绿色、低碳和可持续模式转型的关键时期,如何将这些分散的技术突破系统性地转化为强大的政策工具和经济增长新动能,已成为亟待解决的核心问题<sup>[16]</sup>。准确把握人工智能在资

源与环境经济学中的应用态势,对于提升环境政策的科学性与其有效性、加速形成绿色生产力具有深远的理论与实践意义。

综上所述,人工智能技术为资源与环境经济学应对全球环境挑战、推动绿色低碳转型带来了前所未有的方法论变革与应用机遇。为系统把握这一前沿交叉领域的发展脉络,本文旨在系统梳理人工智能在资源与环境经济学中的应用研究进展,归纳其研究现状和当前面临的主要挑战。本文的研究贡献主要体现在3个方面:①研究对象与知识结构。系统梳理了人工智能在资源与环境经济学领域的研究图景,弥补了既有研究偏重环境科学与工程、缺乏经济学整合的不足。与围绕单一算法或应用场景的回顾不同,本文归纳了人工智能在环境质量评估、政策评估、绿色创新及政策分配效应等经济学议题中的应用,明确了该交叉领域的问题边界并提供了结构化视角。②研究范式与问题可识别性。本文基于关键词演化与方法路径分析发现,人工智能的引入并非仅推动工具更新,而是从根本上改变了资源与环境经济学中“可被识别的问题类型”。传统研究多集中于相关分析与趋势预测;机器学习与高维因果推断的发展使研究转向复杂政策干预及其异质性机制识别。人工智能通过扩展数据维度与复杂性,重塑了从“可预测问题”向“可识别因果机制问题”的研究边界,推动该领域从以描述与预测为主,转向以因果识别与政策评估为核心的分析范式。③研究前沿与发展约束。当前研究在方法能力与政策需求之间仍存在结构性错配,即预测模型的快速发展与因果推断及政策解释能力的相对不足之间的不平衡。未来研究亟须在多模态数据融合、因果推断方法可解释性、社会福祉与公平维度刻画、循环经济中的深化应用以及人-机协同与政策智能化治理等方面实现实质性突破,从而推动人工智能由技术工具向政策治理支撑体系的转变。

## 2 数据收集

为全面把握人工智能在资源与环境经济学领域应用的研究脉络,本文以Web of Science(WOS)核心合集数据库(含SCIE、SSCI)为数据源,检索时间范围设定为2001—2025年。本文选择WOS核心

合集作为数据来源,主要基于研究问题与数据结构的匹配考虑。本文关注的是人工智能在资源与环境经济学中的应用演进,其核心在于刻画复杂环境经济问题与方法工具之间的互动关系。在此背景下,WOS所收录的英文文献能够在统一的学术发表体系下反映不同国家研究之间的关联关系、合作网络与知识扩散路径,有助于开展跨国家、跨区域的可比分析。同时,围绕人工智能方法如何嵌入环境经济分析及其演进路径的讨论,多分布于跨学科的国际文献体系之中。本文基于单一数据库开展文献计量分析,有助于避免跨数据库整合带来的结构性偏差,但同时也可能引入一定的语言偏倚。本文在定量分析之外,结合相关中文文献对特定政策情境进行了补充说明,以增强研究结论的情境解释力。WOS数据库的检索逻辑如下:

首先,检索字段选取Topic(涵盖标题、摘要、作者关键词及Keywords Plus),所有检索操作于2025年10月10日完成,以保证时间窗口的一致性。检索过程中采用多轮布尔逻辑检索式(OR/AND/NOT)逐步扩展文献范围,避免遗漏,同时通过排除已覆盖主题防止重复收录<sup>[7]</sup>。其次,本文进行了3轮检索,在合并检索结果后,基于DOI、标题及作者信息进行了自动去重,并对残余重复记录进行人工核查。同时,对关键词进行了规范化处理,将同义及缩写术语进行合并(如“AI”与“Artificial Intelligence”“Machine Learning”与“ML”),以确保概念层

面的一致性。研究仅保留同行评议期刊论文,剔除了会议摘要、社论及书评等非正式文献类型。在文献计量分析阶段,使用CiteSpace 6.3.R1软件开展可视化分析,时间切片设定为2001—2025年,时间间隔为1年。节点筛选采用g-index( $k=12$ )作为阈值标准,并结合Pathfinder与最小生成树算法对网络进行修剪,以提升结构清晰度与可解释性。所得网络结构的模块度( $Q=0.496$ )与平均轮廓系数( $S=0.773$ )均表明聚类结果具有良好的结构显著性与稳定性。检索式综合了人工智能技术(如“artificial intelligence”“machine learning”“neural network”等)与资源与环境经济学核心议题(如“environmental economics”“carbon tax”“green growth”等)的关键词。经过对检索结果的筛选与剔除,截至2025年10月10日,共获得有效英文文献674篇。

### 3 文献总体分析

#### 3.1 总体研究趋势

从年度发文量来看(图1),人工智能在资源与环境经济学领域的应用研究整体呈现出显著的增长趋势。具体而言,2001—2014年,该交叉领域的研究尚处于起步探索阶段,年发文量长期处于个位数水平。自2015年起,相关研究开始进入稳步增长期,发文量首次突破两位数,表明该领域开始获得学术界的持续关注。由图1可知,2021年以后,发文数量的增幅持续扩大,研究热度急剧攀升,并在2025年达到了166篇的峰值。这一强劲的增长趋势

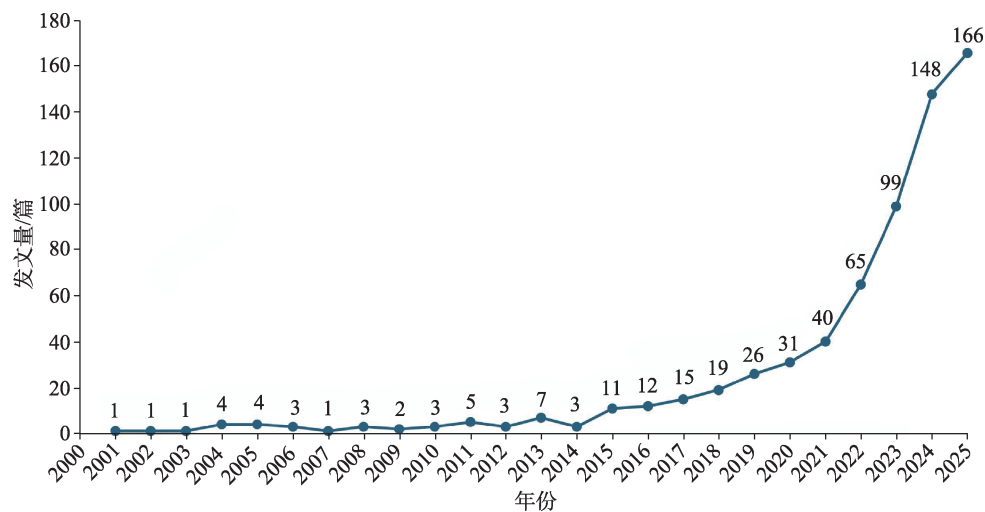


图1 2001—2025年资源与环境经济学领域人工智能应用的研究热度变化趋势

Figure 1 Publication trends of artificial intelligence applications in resource and environmental economics, 2001-2025

2026年3月

清晰地反映出,随着人工智能技术的成熟和全球环境议题的深化,利用数据驱动方法解决复杂环境经济问题已成为国际学术界高度关注的前沿方向,未来仍将是学术研究和实践探索的重点领域。

### 3.2 知识图谱分析

CiteSpace是由美国德雷塞尔大学信息科学与技术学院的陈超美教授研发的一款科学知识图谱分析软件,可通过可视化方式展现文献间的关联与研究前沿的演变趋势<sup>[18]</sup>。本文借助该软件对人工智能在资源与环境经济领域应用的相关文献进行数据挖掘与分析,构建国家、机构及作者的合作网络图谱,并利用引文与关键词突现检测揭示该领域的研究热点与发展动态。

#### 3.2.1 国家分布特征

由国家共现网络图可知(图2a),该领域的主要研究力量集中在少数发达经济体与新兴发展中国家之间,全球合作网络结构清晰,呈现出“美中双核心、多极共存”的格局。

从国家合作网络图中的发文量和中心性指标来看,中国以318篇的发文量和0.42的中心性位居首位,自2011年起在该领域表现出快速增长的趋势,说明中国在人工智能赋能资源与环境经济学的研究中已形成较强的国际影响力与学术引领地位。美国紧随其后,发文量为86篇、中心性0.30,自2004年起持续活跃,是该领域最早开展系统研究的国家

之一。英国、澳大利亚和加拿大分列第3至第5位,中心性均在0.14左右,显示其在国际合作网络中扮演了区域枢纽作用。此外,意大利、伊朗、马来西亚、印度和韩国的研究活动亦较为频繁,在不同区域内形成了若干次级合作团簇。其中印度和沙特阿拉伯在绿色创新与能源转型主题上的研究近年来显著增加,显示出新兴经济体对全球可持续议题的积极响应。德国虽然发文数量较少(19篇),但中心性指标较高(0.10),表明其在国际合作中发挥着学术桥梁作用。

#### 3.2.2 机构分布特征

图2b的机构共现网络图显示,人工智能与资源与环境经济学的交叉研究在机构层面呈现出显著的核心集聚与多层协同特征。整体来看,机构间合作连线的粗细差异并不十分明显,表明多数合作关系以低频共现为主,尚未形成稳定、持续的合作纽带。具体来说,中国科研机构在数量与合作强度上均居于全球前列,形成了以综合性大学与国家科研院所为主体的较高密度合作网络。从国际合作角度来看,多伦多大学、伯明翰大学、哈佛大学等国外高校与中国科研机构之间的连线较为密集,区域性高校如华南农业大学、兰州财经大学、东南大学与新疆大学等在国内合作网络中也表现活跃,说明该领域的研究已由少数重点高校向多层次协同创新网络扩展。

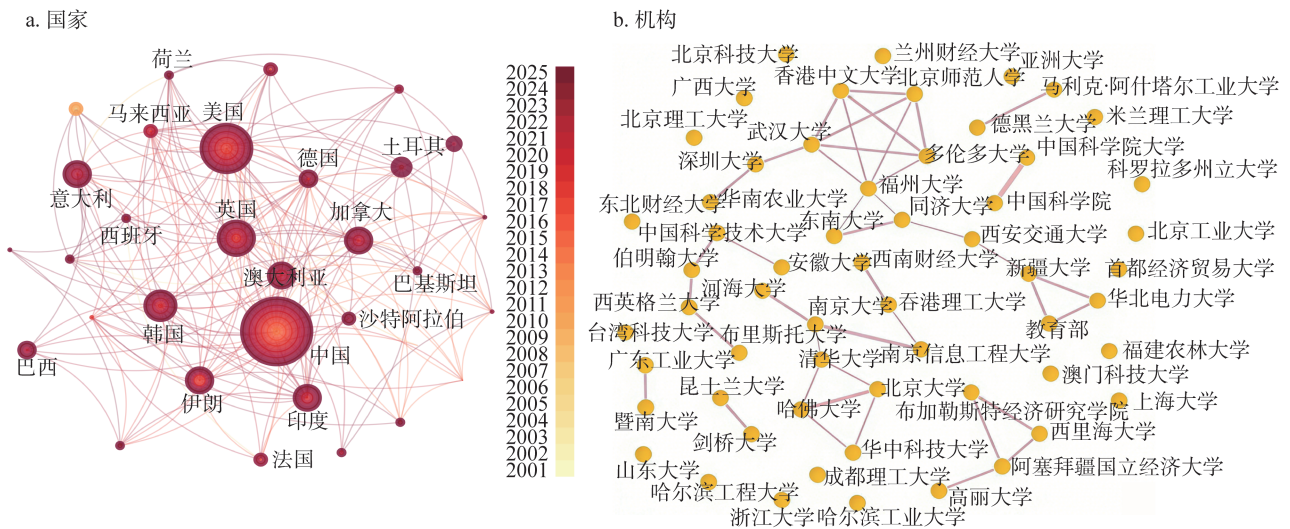


图2 2001—2025年国家与机构在资源与环境经济学中人工智能研究的合作网络图

Figure 2 Collaboration networks of countries (a) and institutions (b) in artificial intelligence research in resource and environmental economics, 2001-2025



2026年3月

型相关的关键词占据显著位置并与方法节点保持高强度耦合,例如“carbon emissions / CO<sub>2</sub> emissions”“air pollution”“renewable energy”“energy efficiency”“climate change”“environmental management”“environmental policy”和“EU ETS”等。其共现关系说明:人工智能研究并非停留在算法性能比较,而是与减排治理、空气污染控制、能源转型与碳定价制度等政策相关议题形成了稳定的知识连接。尤其是“carbon emissions”“environmental management”“economic growth”“policy”等节点在网络中处于连接多条主题路径的关键位置,体现出该领域研究在环境压力、经济响应、政策工具、算法评估之间构建联结的倾向:即以碳排放与污染暴露作为问题入口,以环境管理与政策工具作为约束条件或干预变量,并借助机器学习模型实现对效果评估、风险刻画与情景推演的支持。与此同时,“supply chain”“supply chain management”“consumption”“sustainability”“green finance”“innovation”等节点与核心方法词汇保持可见连接,提示人工智能在资源与环境经济研究中的应用议题正在向企业与产业链层面的资源配置、绿色创新与可持续治理扩展,形成从宏观政策到微观行为与产业组织的多层议题嵌套结构。

就网络层级而言,图3呈现出明显的从方法层到应用场景层,再到政策与转型层的3类关键词交织共现的结构:方法层以机器学习与神经网络为核心,应用层集中于碳价格预测、排放和污染测度与能源系统相关变量建模,政策与转型层则对应碳定价、碳交易体系、可再生能源与碳中和等治理议题。三者之间通过“impact”“performance”“optimization”“simulation”“dynamics”等功能性关键词实现连接,表明现有研究将算法模型嵌入资源与环境经济问题求解过程:在变量预测与状态识别基础上,进一步讨论政策或管理干预下的绩效、影响与优化空间。需要强调的是,这里的“optimization”“simulation”等词更多体现为研究任务与模型用途的指向,而非意味着该领域已形成统一的规范化决策优化范式;相反,其与多类应用议题的广泛共现提示该方向仍处于多场景探索与方法融合阶段。

此外,图3通过颜色叠加呈现关键词在不同时

期的出现分布,提供了对研究结构时间维度的辅助信息。总体而言,方法核心词(如“machine learning”“artificial intelligence”“model”“prediction”)跨时期持续出现,体现出稳定的基础方法框架;与之相对,部分面向特定问题与制度场景的关键词在时间分布上呈现更明显的阶段差异,如与碳定价制度及不确定性、绿色金融等相关词汇的出现更集中于较近时期,而“data mining”“algorithm”等传统方法则更多分布于较早阶段。

## 4 人工智能在资源与环境经济学中的研究演化与前沿热点

### 4.1 关键词突现识别与特征分析

为识别人工智能在资源与环境经济学领域的研究前沿,本文基于CiteSpace对文献关键词的突现特征进行分析。通过突现检测算法,筛选出突现强度较高且具有代表性的关键词共16个(表1)。关键词突现反映了在特定时期内研究关注度显著上升的主题,有助于刻画该领域在不同阶段的前沿议题分布,为后续的时序演化分析提供依据。

从表1中关键词突现的时间分布与强度变化来看,人工智能在资源与环境经济学领域的研究主题呈现出显著的集中性与阶段递进性特征。整体上,突现词密集分布于2015年之后,这一时期恰逢人工智能算法与可持续发展议题同步升温,表明技术进步与政策导向的互动共同推动了研究重心的演化<sup>[7]</sup>。早期突现的关键词如“water quality”“environment regulation”“algorithm”“neural network”等,更多体现了方法层面和基础建模的尝试,研究者主要关注人工智能在环境质量管理、污染控制与经济系统建模中的适用性<sup>[9]</sup>。随着时间的推移,突现词逐渐扩展至“carbon tax”“simulation”“random forest”“climate change”等概念,说明研究焦点已由模型验证过渡到复杂系统与政策场景的应用层面。2021—2025年,“economic growth”“volatility”“innovation”等词的高强度突现,则进一步揭示出研究主题正从微观方法探索走向宏观经济与可持续发展层面的综合探讨,尤其是“green innovation”“technical innovation”等具体研究议题,反映人工智能在推动创新相关研究中的应用趋势。关键词的连续更迭

表1 2015—2025年人工智能在环境经济领域研究排名前16的关键词突现

Table 1 Top 16 burst keywords with citation bursts in artificial intelligence research in environmental economics, 2015-2025

关键词	起止年份	强度	突现区间	研究阶段主要内容
water quality 水质	2015—2021	2.39		环境质量管理、污染控制模型
environmental regulation 环境管理	2016—2018	2.79		环境管理体系与可持续政策
design 设计	2016—2019	1.99		模型设计与框架优化
neural network 神经网络	2016—2018	1.74		神经网络算法应用
algorithm 算法	2017—2019	2.00		优化算法与模型融合
artificial neural network 人工神经网络	2015—2020	3.67		使用深度学习模型预测碳市场
extreme learning machine 极限学习机	2018—2022	2.86		快速学习算法与非线性回归
carbon tax 碳税	2018—2022	2.19		碳税与政策评估
simulation 仿真	2018—2019	2.15		环境经济仿真分析
cellular automata 元胞自动机	2018—2019	1.77		环境演变过程模拟
random forest 随机森林	2019—2020	2.66		多模型集成方法与特征提取
climate change 气候变化	2020—2021	3.22		气候变化经济影响研究
business model 商业模式	2020—2022	1.85		绿色商业模式创新
economic growth 经济增长	2021—2023	2.18		环境约束下的经济增长模型
volatility 波动性	2023—2025	2.36		碳市场与能源价格波动分析
innovation 创新	2023—2025	3.02		技术创新与可持续发展转型

与并行共现,反映了该领域研究范式的演进逻辑:从模型驱动到问题驱动,从方法创新到系统整合。人工智能的角色也在不断变化,由早期的技术工具逐步转变为理解与重构环境经济关系的分析框架<sup>[11]</sup>。

进一步来看,突现词的这种时间梯度并非简单的技术替代,而是一种研究逻辑的深化与延伸。早期研究以算法验证为主,试图回答“人工智能是否能应用于环境经济系统”的问题,而当技术路径逐渐稳定,研究开始转向“人工智能如何重塑环境经济分析框架”的思考。这一转向首先体现在方法与政策的交汇上,即研究者不再局限于模型性能的提升,而是通过机器学习与深度学习方法评估政策干预、碳税实施及减排机制的有效性<sup>[20]</sup>。人工智能模型在这一过程中被赋予了新的功能:不仅是预测工具,更是政策试验的虚拟平台。其次,系统仿真与动态建模的兴起,意味着研究从静态测度转向过程分析与情景模拟。通过“simulation”“cellular automata”等突现词可以看到,学界开始借助人工智能算法探讨环境演变与经济反馈之间的非线性关系<sup>[21]</sup>。在宏观层面,诸如“economic growth”“volatil-

ity”“innovation”等词的出现,则显示出人工智能已深入绿色增长、市场响应及可持续转型的核心议题中<sup>[22]</sup>。总体而言,这一系列突现变化描绘出一条清晰的发展路径:人工智能从协助研究到重构研究,从局部模型到系统框架,逐步成为连接经济系统与生态系统、技术变革与政策创新之间的关键桥梁。

#### 4.2 研究主题的阶段特征与前沿热点演化

为了系统梳理人工智能在资源与环境经济学领域的演进过程及其研究焦点的动态演变,本文基于关键词突现构建了时序图谱。需要说明的是,CiteSpace中的聚类编号(如#0、#1、#2等)仅表示聚类规模大小的排序,并不代表研究主题出现的时间顺序<sup>[23]</sup>。研究阶段的划分依据的是各聚类中关键词在时序图谱上的活跃区间及其突现特征。基于图4中不同聚类标签(cluster)的出现时间、持续区间及其突现特征,可以观察到研究主题在时间维度上呈现出明显的结构性演进。各聚类并非同时出现,而是沿时间轴依次活跃并发生重心转移,这为研究阶段划分与前沿识别提供了直接依据。因此,该图谱能够较为清晰地展示不同研究主题在各个阶段的兴起与衰退,从而揭示本领域的发展脉络和知识图

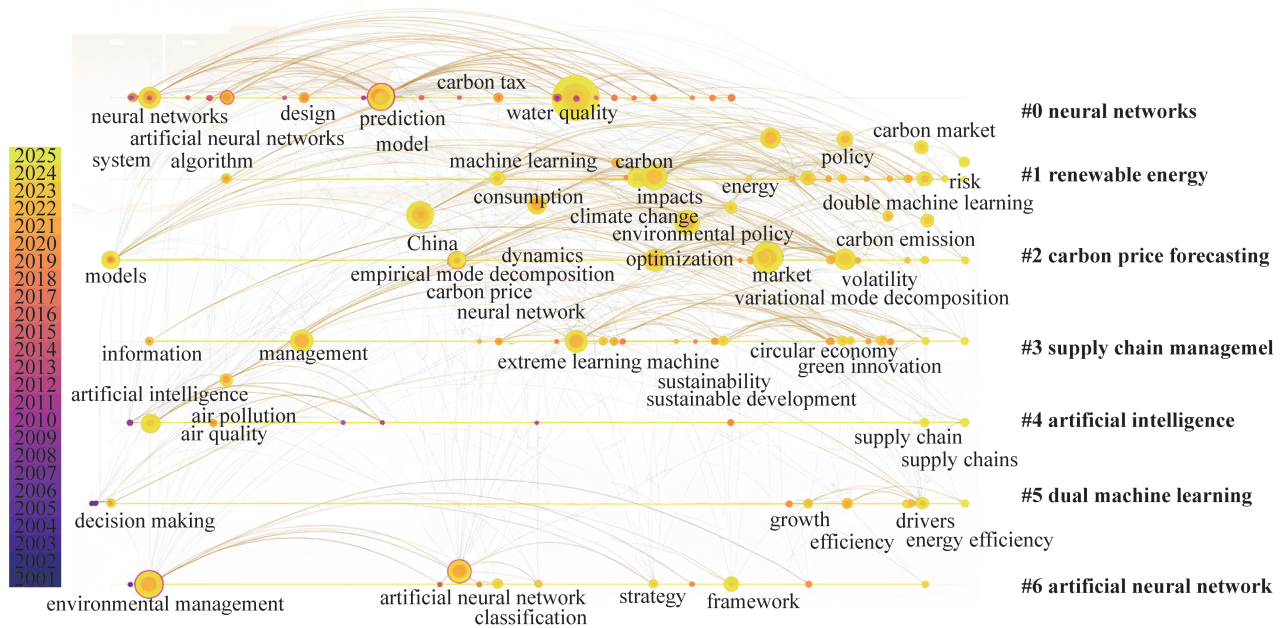


图4 2001—2025年人工智能在资源与环境经济学研究中的关键词演化时序图谱

Figure 4 Keyword evolution timeline map of artificial intelligence research in resource and environmental economics, 2001-2025

景的阶段性特征。为避免仅依据关键词演化图谱进行主观分期,本文对人工智能在资源与环境经济学中的研究演进采取“文献计量结果-方法突破-标志性研究”相结合的综合判定方式。具体而言,阶段划分并非基于关键词时序图谱中是否存在突变式断点,而是依据不同研究主题在时间维度上的相对活跃区间、核心方法的引入与扩散过程,以及相关领域内具有代表性的研究成果所共同反映的研究范式转变。在此基础上,本文将该领域的发展概括为3个相互衔接但研究重点明显不同的阶段:技术引入与可行性探索、模型深化与政策应用拓展,以及系统融合与因果推断革命。

#### 4.2.1 阶段性特征

通过关键词时序图谱可以清晰地看到,人工智能在资源与环境经济学领域的应用并非线性发展,而是呈现出鲜明的阶段性特征,其研究主题伴随着技术成熟度和现实需求的变迁而不断演进和深化。结合文献计量分析,这一演进过程可大致划分为3个环环相扣的阶段:早期的技术引入与可行性探索,中期的模型深化与政策应用拓展,以及近期的系统融合与因果推断革命。

(1) 2001—2014年:技术引入与可行性探索阶段

从关键词时序图谱可以看出,在2001—2014年间,研究活动主要集中于#6 artificial neural network与#0 neural networks聚类中早期出现的算法与预测类关键词,表明该阶段以人工神经网络等基础方法的可行性验证为核心。在该阶段,人工智能方法主要以人工神经网络、模糊逻辑等为代表,被引入用于环境系统建模与预测以及问题,研究重点在于验证算法在复杂环境与经济系统中的可行性<sup>[24]</sup>。此阶段的标志性特征在于,人工智能主要作为替代传统统计模型的预测工具出现,研究多集中于污染浓度预测、环境质量评估等问题,对政策因果效应的讨论相对有限。具体来说,在2014年之前,研究焦点高度集中于“neural network”“prediction model”“algorithm”等基础技术层面。这一时期,人工智能技术在环境经济领域的应用尚处于萌芽阶段,其核心任务是验证各类算法在解决特定环境问题上的可行性。由于早期计算能力与数据可得性的限制,研究多以小规模、特定场景的应用为主,缺乏系统性和普适性。例如,人工神经网络作为早期最受关注的模型之一,被初步应用于模拟特定区域的污染物浓度,如利用交通流量和气象数据来估算城市街谷的苯浓度<sup>[25]</sup>。这些研究虽然相对零散,但具有开创性意义,它们证实了机器学习方法在处理环境经

济系统中非线性关系方面的巨大潜力,为后续更复杂的建模打下了基础。

在这一阶段,研究者开始将目光从传统的计量经济学模型和物理过程模型,转向更为灵活的数据驱动方法<sup>[26]</sup>。例如,有学者开始尝试利用神经网络和模糊逻辑等人工智能技术来辅助环境管理决策,通过形式化人类专家的判断和感知,以应对环境评估中普遍存在的非精确和定性数据问题<sup>[27]</sup>。同时,在供应链管理等交叉领域,人工智能也被用于优化环保决策,比如构建模型来选择第三方逆向物流供应商,从而提升资源回收效率和企业的环境绩效<sup>[28]</sup>。这些探索不仅为后续研究奠定了方法论基础,更重要的是,它们通过实践揭示了传统线性模型在刻画复杂环境经济互动时的局限性,从而为下一阶段人工智能技术的更广泛、更深入的应用创造了强烈的需求动力。可以说,这一阶段是“播种期”,其核心贡献在于将人工智能的技术种子引入了资源与环境经济学的土壤,并初步证明了其扎根成长的可能性。

#### (2) 2015—2020年:模型深化与政策应用拓展阶段

随着#2 carbon price forecasting与#1 renewable energy聚类中关键词在2015年后持续增强,研究主题逐步转向具体环境经济问题与政策场景。尤其是随着深度学习与大数据技术的成熟,人工智能在环境经济研究中的应用开始由单纯预测拓展至政策分析与情景模拟<sup>[29]</sup>。该阶段涌现出一批将机器学习方法用于碳价格预测、能源系统建模及环境政策情景分析的研究,标志着人工智能开始嵌入具体的环境经济与政策问题,而不再仅作为通用算法工具<sup>[30-32]</sup>。由图4可知,进入2015年,“big data”“deep learning”“supply chain management”“market”“carbon pricing forecasting”“climate change”等关键词在这一时期集中涌现并成为热点。研究不再满足于简单的可行性验证,而是开始追求模型的深度、精度以及在真实世界政策问题中的应用广度。深度学习,特别是长短期记忆网络和卷积神经网络等模型,因其强大的特征提取和序列建模能力,开始在环境经济预测领域大放异彩。尤其是在碳价格预测方面,研究者开发出各种混合和集成模型,通过

经验模态分解等技术处理数据的非平稳性,再结合遗传算法优化的神经网络进行预测,显著提升了预测的准确性<sup>[33]</sup>。

与此同时,研究的议题也从微观的环境监测与模拟,迅速扩展到宏观的战略制定与理论框架分析。时序图谱中的“strategy”“policy”“framework”“carbon tax”等节点的出现,标志着人工智能正式参与国家战略和政策制定。研究者利用机器学习模型来模拟不同碳税情景下的能源强度和经济增长动态,为政策制定者提供了何时以及如何引入碳税的量化参考<sup>[34]</sup>。更有研究开始探讨环境政策的动态影响,发现环境政策的严苛程度对企业财务绩效的影响存在时间差异:短期可能为负,但长期则转为积极,这一发现为“波特假说”提供了新的证据<sup>[35]</sup>。此外,自然语言处理技术也开始被用于从非结构化数据中挖掘信息,例如通过分析环境政策文本、企业年报或新闻报道,来量化政策强度、政策不确定性或投资者情绪,为实证研究提供了全新的、高频的变量维度<sup>[36]</sup>。这一阶段是“成长期”,其核心特征是人工智能从一个新奇工具转变为资源与环境经济研究的常规武器,应用领域实现了从点到面的跨越。

#### (3) 2021—2025年:系统融合与因果推断革命阶段

近年来#5 dual machine learning聚类的集中出现及突现,标志着研究范式向因果推断与政策评估方向转变。以双重机器学习为代表的因果推断方法在环境经济研究中迅速扩散,显著改变了人工智能在该领域中的角色定位<sup>[37]</sup>。相关研究开始系统评估碳定价、碳排放交易等政策的净效应及其异质性影响,人工智能由预测与模拟工具转向支持因果识别与政策评估的分析框架。这一方法论转向构成了第三阶段最重要的技术标志<sup>[8,38,39]</sup>。具体来说,进入2021年,该交叉领域的研究迎来了爆发式增长,研究范式也随之发生深刻变革。图4显示,“double machine learning”“carbon market”“circular economy”“ARIMA”“green innovation”等新兴关键词成为研究前沿。这标志着人工智能的应用正迈向一个更高级的阶段:从强调预测的准确性,走向追求因果推断的可靠性;从解决单一问题,走向对

2026年3月

复杂系统的综合分析 & 优化。这一转变的核心驱动力,是以双重机器学习为代表的新一代因果推断方法的引入,它革命性地解决了观察性研究中,在高维复杂混杂因素下无偏评估政策净效应的难题<sup>[41]</sup>。

在这一新范式下,研究者能够更可靠地回答“政策究竟起到了多大作用”这一核心问题。例如,双重机器学习被广泛用于评估中国碳交易试点政策对企业绿色转型、能源错配以及农业高质量发展的净效应<sup>[40]</sup>。这些研究不仅量化了政策的平均效果,还深入揭示了其在不同情境下的异质性影响,为政策的精准设计提供了强有力的科学依据。同时,研究议题进一步深化,开始系统地探讨人工智能、数字经济、绿色金融如何协同作用,共同驱动“包容性绿色增长”,并发现稳定的政策环境、发达的数字基础设施是这些技术发挥正面效应的关键调节因素<sup>[41]</sup>。

此外,人工智能的应用也开始全面渗透到循环经济、供应链管理、可持续投资和气候风险评估等更具体的经济活动中,实现了技术与管理决策的深度融合<sup>[42]</sup>。例如,研究者利用强化学习来构建包含碳交易决策的供应链库存管理模型,通过智能体与环境的动态交互,寻找成本最优的联合订货与碳交易策略<sup>[43]</sup>。在气候风险评估方面,深度学习模型被用于从企业年报等文本数据中提取气候转型风险指标,并量化其对企业碳排放效率的动态影响,为企业的风险管理和绿色转型提供了前瞻性指引<sup>[44]</sup>。这一阶段可以被视为“融合与重塑期”,其标志是人工智能不再仅仅作为一种外部方法被应用于资源与环境经济学,而是开始深度融合并重塑其研究范式,推动该领域向着更精细、更可靠、更具现实指导意义的方向发展。需要进一步指出的是,不同人工智能方法在各阶段的出现并非随机,而是与研究问题的数据结构特征密切相关。例如,早期环境质量监测与预测问题通常具有非线性与时间序列特征,因此神经网络等方法被广泛采用;而随着研究逐步转向政策评估与复杂系统分析,对高维数据处理与因果识别的需求增强,进一步推动了相关方法的发展与演化。

#### 4.2.2 前沿热点分析

由前文的阶段性特征可知,人工智能在资源与

环境经济学中的研究主题呈现出由方法导向向应用导向、再向综合决策支持不断拓展的趋势。这一演进过程为多元化研究前沿热点分析奠定了基础。本文关于前沿热点分析的具体逻辑如下:首先,依据关键词时序图谱中形成的主要聚类,识别各聚类在不同时段的活跃区间;其次,结合各聚类内部出现频率较高且具有较高中介中心性的关键词,分析其所指向的核心研究问题;在此基础上,对语义高度相关、研究对象与分析逻辑具有一致性的聚类进行整合归纳,从而形成4个具有稳定结构支撑的前沿研究议题,分别是环境经济系统的监测、模拟与预测,环境政策的因果与评估,人工智能赋能绿色创新与可持续转型和气候政策的分配效应与公正转型,下文将依次展开讨论。

##### (1) 环境经济系统的监测、模拟与预测

从图4的关键词聚类结构看,环境经济系统的监测、模拟与预测构成一类相对独立的研究前沿。该前沿主要对应以“#neural networks”与“#artificial neural network”为代表的关键词聚类,其内部高中心性关键词包括“prediction model”“machine learning”“simulation”并与“carbon emissions”“water quality”“consumption”等具体环境与经济变量形成稳定共现关系,集中反映了人工智能方法在环境与经济系统状态刻画和趋势预测中的应用取向。需要强调的是,图4所揭示的关键词结构主要用于界定该研究前沿的核心分析任务,即利用人工智能方法对环境与经济系统的状态与演化过程进行监测、模拟与预测。由于此类分析任务本身涉及多变量耦合、空间异质性及动态变化过程,其开展在客观上对数据的维度、时序连续性和空间覆盖范围提出了更高要求<sup>[45]</sup>。因此,相关研究在具体实现路径上,通常依托于高维、多尺度环境数据的获取与处理,而这些数据的获取同样需要人工智能等一系列算法赋能<sup>[46]</sup>。为获取高维、高频数据的数据,人工智能与遥感、物联网等技术的深度融合,使得大范围、高精度、近实时的动态监测成为可能<sup>[47]</sup>。事实上,中国构建自然资源要素综合观测体系的战略部署也表明,资源监测正从单要素观测走向多要素耦合的系统观测,并强调构建长期、连续、统一标准的观测网络<sup>[1]</sup>。在这一背景下,人工智能在遥感反演、地表过

程模拟和多源数据融合中的应用,为自然资源数量变化、质量退化及其耦合关系的研究提供了关键支撑,使得“观测-模拟-预测”一体化成为可能<sup>[48]</sup>。例如,研究者利用人工智能算法高效处理卫星遥感影像、无人机数据和大规模传感器网络信息,实现了对碳排放、空气质量、土地利用变化及生物多样性等关键指标的精细化追踪<sup>[49]</sup>。这种能力的提升,使得高频次的碳排放监测不再局限于年度核算,通过联邦学习等技术,甚至可以实现对企业级碳排放的安全、高效监控,为碳市场的精细化管理提供了前所未有的数据基础<sup>[50]</sup>。

人工智能也极大地增强了微观过程的模拟能力。传统环境经济模型往往受限于计算能力,难以捕捉系统内部的复杂动态。深度学习模型的出现,特别是其作为复杂物理模型的代理模型的应用,有效解决了这一难题。例如,研究者利用深度学习模型模拟复杂的大气传输过程,以极低的计算成本构建温室气体通量反演框架,极大地提升了碳源汇核算的时效性<sup>[51]</sup>。在能源系统转型领域,神经网络被用于构建复杂扩容模型的代理模型,能够以数万倍的速度模拟不同政策(如碳税)和技术成本下的能源系统脱碳路径,并进行大规模的不确定性分析,从而识别出影响系统发展的关键驱动因素<sup>[52]</sup>。

在海量数据和强大模拟能力的基础上,人工智能驱动的预测模型在资源与环境经济学中的应用日益广泛且精准。尤其是在作为核心市场机制的碳价格预测领域,研究已经从早期的传统时间序列模型,发展到综合运用卷积神经网络、长短期记忆网络、Transformer以及各类混合模型的阶段。这些先进模型不仅能处理历史价格数据,还能有效融合能源价格、宏观经济指标,甚至网络新闻头条所反映的投资者情绪等多源异构数据,从而更精准地捕捉碳价的复杂波动性<sup>[53]</sup>。

人工智能的预测能力远不止于对碳价的预测。研究者已开始将其应用于更广泛的环境经济变量预测中,例如,利用神经网络模型基于通货膨胀率和化石燃料消耗量等经济指标,预测主要经济体的温室气体排放趋势<sup>[54]</sup>。此外,机器模型也被用于综合评估和预测区域的整体环境质量,通过分析技术创新、可再生能源利用和经济复杂性等多维驱动因

素,为孟加拉国和巴基斯坦等发展中国家制定可持续发展政策提供了前瞻性洞见<sup>[55]</sup>。这些丰富的应用共同构成了人工智能在环境经济分析中的基础层面,即通过更“耳聪目明”的方式,为后续的政策评估和决策优化提供坚实的数据和模型支持。

## (2)环境政策的因果推断与评估

图4以“dual machine learning”为代表的关键词聚类,其内部高中心性关键词包括“policy”“impact”“efficiency”以及“carbon market”等,集中反映了人工智能方法在环境政策效果识别与评估中的应用取向,构成了环境政策的因果推断与评估这一研究前沿。图4所揭示的关键词结构主要用于界定该研究前沿所关注的核心分析任务,即在复杂环境经济系统中识别政策干预对相关结果变量的净效应<sup>[56,57]</sup>。由于此类分析任务本身涉及政策实施的内生性问题、影响路径的高度异质性以及多重干扰因素的同时作用,其开展在客观上对因果识别方法提出了更高要求<sup>[20]</sup>。因此,相关研究在具体实现层面,逐步引入并发展了以双重机器学习为代表的人工智能方法,以在高维协变量条件下实现对政策因果效应的稳健估计<sup>[11]</sup>。在这一研究前沿中,人工智能不再仅作为预测或拟合工具,而是被系统性地嵌入环境政策评估框架之中,用于刻画碳定价、排放交易等政策措施对排放水平、市场波动性及经济绩效的影响,从而推动环境经济研究由相关性分析向因果推断取向转变。

具体来说,在碳税政策评估方面,一项针对英国碳价格支持机制的研究,创新性地利用机器学习方法构建了反事实情景,结果表明该政策在2013—2016年间使电力部门的碳排放降低了6.2%,并精确计算出每吨二氧化碳的减排成本约为18欧元<sup>[11]</sup>。同样,有研究运用矩阵填充这一机器学习技术对欧盟排放交易体系进行反事实分析,发现该政策在2005—2020年间帮助参与国的相关行业减排约15.4%<sup>[12]</sup>。在中国情境下,双重机器学习方法尤其被广泛应用于评估碳交易试点政策的多元影响。例如,有研究运用双重机器学习方法评估了中国碳交易试点政策对企业低碳竞争力、能源错配以及高品质农业发展的复杂影响<sup>[58]</sup>。研究发现,碳交易政策在显著提升高碳行业上市公司低碳竞争力的同

2026年3月

时,也可能因价格机制尚不完善而加剧了能源错配问题。此外,针对2021年启动的中国全国统一碳市场的最新研究也采用了双重机器学习框架,证实了该政策在提升碳配额交易量和交易价格方面的显著作用<sup>[59]</sup>。

这些方法的优势不仅在于能提供精确的政策平均处理效应,更在于其能够深入剖析政策效应的异质性。通过分析政策在不同区域、不同所有制企业、不同行业类型间的差异化影响,研究者能够为政策的精细化、差异化调整提供更为科学的依据<sup>[60]</sup>。这种从预测到推断的深化,标志着人工智能在资源与环境经济学中的应用正从描述现象、预测未来,走向解释机制、评估干预的更高层次,极大地增强了资源与环境经济学研究的政策相关性和现实指导意义。

### (3)人工智能赋能绿色创新与可持续转型

由图4可知,以“renewable energy”与“supply chain management”为代表的关键词聚类,其内部高中心性关键词包括“sustainability”“innovation”“energy efficiency”“performance”等,集中反映了人工智能方法在支持绿色技术创新、能源系统转型及可持续发展绩效提升中的应用趋向,可见,人工智能赋能绿色创新与可持续转型构成一类相对稳定的研究前沿。具体来说,人工智能作为一种通用目的技术,其影响力已超越单纯的分析工具,正逐渐渗透到经济活动的方方面面,成为推动绿色创新和可持续转型的重要内生驱动力。它通过优化资源配置、催生绿色技术和重塑商业模式,为实现经济增长与环境保护的双赢开辟了新路径。这一转型首先体现在人工智能对“包容性绿色增长”这一宏观目标的推动上。研究表明,人工智能与可再生能源投资的协同是驱动绿色增长的关键,但其正面效应会受到经济政策不确定性的制约,凸显了稳定政策环境的重要性<sup>[3]</sup>。与此同时,作为人工智能在金融领域的重要应用,金融科技通过促进金融普惠和引导绿色技术创新,也显著推动了城市的包容性绿色增长,尤其是在数字基础设施和环境规制水平较高的地区效果更为明显<sup>[41]</sup>。此外,人工智能还在重塑绿色金融与投资的决策范式。传统的金融分析方法难以捕捉复杂的非线性关系,而神经网络等模型

为此提供了新的可能。例如,有研究开始利用Elman神经网络模型来评估不同类型债券(如绿色债券、伊斯兰债券)与碳期货市场之间的动态非线性关联,发现与传统债券相比,绿色债券与碳市场存在更强的内在联系,这为可持续投资决策提供了新的量化分析视角<sup>[61]</sup>。

人工智能作为推动绿色创新和可持续发展的动力。企业自身的人工智能应用能力正在成为提升其环境、社会与治理(ESG)表现的核心竞争力。一项针对中国上市公司的研究发现,企业的人工智能应用能力越强,其ESG表现越好。其内在机制在于,人工智能通过优化资源配置、提升生产和供应链效率,从而系统性地促进了企业的可持续发展实践<sup>[62]</sup>。更有研究从政策层面验证了这一逻辑,指出政府设立的人工智能试点区,能够通过提升区域内企业的供应链效率等机制,实现显著的碳减排效果<sup>[58]</sup>。这揭示了技术、企业行为与政府引导之间的良性互动。

总体而言,从宏观的绿色增长路径,到微观的企业ESG实践,再到新兴的绿色金融市场,人工智能的应用呈现出多层次、系统性的特点。它不仅为已有的环境经济问题提供了更优的解决方案,更在创造新的可能性,推动经济系统向更可持续、更具韧性的方向演进。这些研究共同指向一个明确的趋势:人工智能正在从外部赋能转向内生驱动,逐步成为企业和经济体实现可持续转型的核心竞争力之一。

### (4)气候政策的分配效应与公正转型

人工智能在资源与环境经济学中的应用进一步延伸至气候政策分配效应与公正转型问题。由图4的关键词聚类结构可以看出,与“supply chain management”及“dual machine learning”等聚类相关的研究中,高中心性关键词逐渐从单纯的效率与绩效评价,拓展至“efficiency”“performance”“drivers”等反映不同经济主体响应差异的分析维度。这一关键词结构变化表明,相关研究开始关注气候政策在不同产业、区域与主体之间所产生的非均衡影响。

随着碳定价、碳排放交易等政策工具的持续推进,政策效果已不再仅体现为总体减排效率的提

升,而是伴随着明显的结构性调整与分配后果<sup>[63]</sup>。在这一背景下,人工智能方法被引入用于刻画不同主体在政策冲击下的行为差异和绩效变化,从而识别转型过程中潜在的受益者与承受成本的群体<sup>[64,65]</sup>,即一项气候政策即使在总体上是有效的,但如果其成本不成比例地由弱势群体承担,就可能引发社会矛盾,阻碍政策的顺利推行<sup>[66,67]</sup>。人工智能模型因其能够处理个体异质性和模拟复杂行为,为精细化评估气候政策的社会经济影响提供了有力工具。此外,这类研究为理解气候政策可能引发的产业重组、就业变化及区域分化提供了新的分析视角,也为“公正转型”议题的实证研究奠定了方法基础<sup>[68]</sup>。因此,在该研究前沿中,人工智能不再仅服务于效率导向的政策评估,而是逐步被用于揭示转型过程中的分配效应与结构性影响,为在减排目标与社会公平之间寻求平衡提供支持。

具体来说,研究者开始利用机器学习方法来模拟在碳税等政策干预下,不同收入水平、不同地域的家庭可能采取的异质性减排行为<sup>[69]</sup>。例如,碳税的分配效应对城乡居民影响不同,在城市地区呈现累退性,但在农村地区则不明显。该研究进一步模拟发现,若将碳税收入以均等现金返还的方式进行再分配,则不仅可以抵消其累退性,甚至能使政策整体上具有累进性,从而有效缓解政策可能带来的社会不平等问题<sup>[70,71]</sup>。这种精细化的模拟对于设计更具社会可接受度的政策至关重要。

除了对家庭层面的影响,人工智能也被用于评估气候政策在更宏观尺度上的分配效应。一项基于可计算一般均衡模型并结合机器学习的研究,分析了国际海运征收碳税的影响。研究证实了碳税对不同国家和地区的经济影响存在差异,但同时也发现,通过将碳税收入合理地再分配给气候脆弱国家,可以部分抵消其对全球出口和GDP的负面冲击。这为在全球层面探讨气候政策的公平性问题提供了量化依据<sup>[72]</sup>。

更进一步地,研究开始超越单一的经济分配维度,关注政策对“包容性”发展的综合影响。例如,对中国低碳城市试点政策的评估不仅考察了其减排效果,还利用双重机器学习方法探究了其包容性绿色增长的影响。研究发现,试点政策在促进城

市绿色增长的同时,也通过推动绿色创新和提高就业质量等机制,对社会公平和包容性发展产生了积极影响<sup>[73]</sup>。这些研究表明,人工智能的应用正在推动政策评估从事后总结走向事前模拟,从单一目标评估走向多目标综合权衡。它不仅评估政策的环境效益,还能精细刻画其社会成本与收益在不同群体间的分布,为设计兼顾效率与公平的气候政策、推动社会公正转型提供了关键的决策支持。

## 5 全球视角下人工智能发展对中国资源与环境经济研究的启示

### 5.1 多模态数据融合与生态系统智能感知研究

目前,人工智能在资源与环境经济研究中的应用多集中于气象监测站、统计年鉴等传统数据源,虽已取得一定成效,但对复杂自然环境和社会系统的动态变化仍难以实现全面刻画<sup>[74]</sup>。随着遥感影像、IoT传感器、社交媒体文本及卫星反演数据的快速增长,多模态数据的融合不仅能够显著提高环境监测的精度,也为刻画“人-自然-经济”交互过程提供了新的证据来源。然而,现有研究多数仍停留在单模态或弱融合阶段,对于图像、文本、时序信号之间的语义对齐和综合解释处理不足,导致模型在跨尺度与跨区域应用中存在偏差<sup>[75]</sup>。因此,未来研究需在3个方面深化:首先,应加强对多源异构环境数据的清洗、重构与统一编码,构建覆盖自然过程、社会行为和经济活动的多模态数据库;其次,应结合深度学习与知识图谱技术,实现遥感影像、情感分析、空气质量监测等数据之间的语义融合,提升环境变化与行为反应的智能识别能力;最后,还应关注不同地区在数据质量、监测密度及社会特征上的差异,建立多模态数据融合在复杂区域条件下的适应性分析框架,从而为极端天气预警、污染暴露评估与生态脆弱区治理提供更为坚实的科学支撑。

### 5.2 人工智能模型的透明化、机制识别与因果推断研究

尽管人工智能在碳价预测、能源需求分析、空气质量模拟等领域表现突出,但多数研究偏重预测精度,而忽视了政策评估所需的因果机制识别,使得模型难以在政策制定部门落地<sup>[76-78]</sup>。尤其是深度学习模型的“黑箱化”问题,使得变量之间的结构性

2026年3月

关系不够透明,难以解释政策调节路径或识别关键影响因素。此外,现有因果推断方法与机器学习结合不足,在处理高维变量、多时间点冲击及空间异质性方面仍显薄弱。因此,未来研究应从4个方面展开:首先,应推动“预测-解释-因果”一体化模型体系建设,将深度因果网络、双重机器学习等方法引入碳中和、能源转型等政策评估中,以识别政策的真实作用机制及其滞后效应;其次,应加强可解释性人工智能方法在环境经济领域的应用,通过特征贡献、因果注意力、反事实推理等方法提升模型的可信度与可审计性;再次,应建立适应多区域、多政策情境的模型鲁棒性评估机制,以保证在不同区域资源禀赋、人口结构及产业布局下模型具有稳定表现;最后,还需关注人工智能模型在公共政策中使用的伦理与治理框架,避免由于模型偏差导致政策误导,从而确保人工智能在环境治理中的正向效应最大化。

### 5.3 气候变化对社会福祉与经济绩效的综合评估

随着气候变化频率与强度的加剧,其对居民幸福感、劳动生产率与社会心理健康的影响日益凸显<sup>[79]</sup>。一方面,现有研究多聚焦于经济产出、就业或医疗负担等宏观指标,较少从微观层面探讨个体在极端天气、空气污染暴露下的心理与行为反应。另一方面,社会异质性尚未得到充分体现,不同城市规模、行业类型、收入群体在气候冲击下的脆弱性具有显著差异,而人工智能为获取高时间分辨率、个体化的心理反应和行为路径提供了可能。因此,未来研究应开展更深入的系统性分析:首先,应整合高频气象数据、空气质量数据与社交网络情绪数据,构建覆盖“气象暴露-情绪波动-心理健康-劳动表现”的多维分析框架;其次,应利用多层线性模型、空间面板模型与深度学习的结合方法,揭示不同群体、地区与行业的脆弱性模式;再次,应探索极端天气对幸福感、生产率与迁移意愿的时滞效应,为应对极端事件提供预测性支持;最后,还可将气候福祉指标纳入政府的环境治理考核与财政支出机制,为中国在“以人为本”的绿色转型中提供新的量化工具。

### 5.4 人工智能在循环经济中的深化应用

近年来,人工智能在能源优化、高炉工况诊断、

化工过程控制、可再生能源调度等领域已取得显著进展,但整体仍以局部优化为主,对全流程生命周期的集成分析尚不足<sup>[80-82]</sup>。尤其在中国高耗能产业比重较大的背景下,人工智能若能与生命周期评估(LCA)、碳捕集利用封存、能源系统优化深度结合,将可能为产业绿色转型提供系统性路径<sup>[83]</sup>。因此,未来研究应从3个方向推进:首先,应建立面向炼钢、水泥、化工、电力等行业的过程数字孪生体系,将传感器数据与机理模型结合,实现能耗、排放及设备状态的实时预测;其次,应发展“强化学习+LCA”组合模型,在多目标条件下优化生产过程与能源结构,以评估不同减排路径的环境效益与经济可行性;再次,应构建产业链级别的“投入产出+人工智能”耦合框架,分析绿色技术扩散、区域联动与供应链协同的动态演化;最后,还需关注绿色产业在区域层面的布局优化问题,通过机器学习识别产业集群、资源禀赋与排放约束之间的最优组合,服务国家绿色发展战略。

### 5.5 人-机协同与政策智能化治理

环境政策往往存在信息滞后、反馈弱化与执行不均的问题,导致政策效果难以准确评估或及时调整<sup>[84]</sup>。人工智能的引入为政策设计、模拟、执行与评估提供了新机会,但现有应用多集中于事后评估,对政策全过程智能化关注不足<sup>[85]</sup>。因此,未来研究可从以下4个方面深化:首先,应构建“政策数字孪生”系统,利用自然语言处理、大语言模型与检索增强技术自动生成政策草案并评估其潜在影响;其次,应发展“强化学习+多智能体仿真”的政策调控模型,模拟企业、家庭与地方政府的策略响应,动态优化政策参数;再次,应将因果推断与在线学习结合,实现政策效果的实时监测与滚动修正;最后,还应建立政策智能化中的伦理约束机制,明确算法偏差、公众接受度与责任追溯机制,以提高政府治理体系的透明度与可信度。

## 6 结论与展望

### 6.1 结论

人工智能正成为新时代推动资源与环境经济研究范式变革的重要力量,是提升生态治理能力、支撑绿色低碳转型的关键技术底座。然而,现有研究仍多聚焦于单一算法应用或局部案例分析,对其

知识体系的系统演化、方法扩展和学科融合路径关注不足。基于此,本文采用文献研究法,结合CiteSpace可视化分析,系统梳理了人工智能在资源与环境经济研究中的发展脉络、方法演进与热点分布,构建了国家-机构合作网络、关键词突现图谱与时序演化路径,全面揭示了人工智能推动资源与环境经济学理论与方法更新的主要特征与趋势。主要结论如下:

(1)文献可视化分析揭示该领域呈现明显的国家集聚与机构协同特征,中国与美国形成双核心结构,英国、加拿大、澳大利亚等国家作为重要节点推动国际合作网络的发展。机构层面,中国科研院所和综合性大学构成高密度合作团簇,国外高校则通过与中国机构的双边合作促进知识交流。关键词突现结果显示,研究前沿由“神经网络算法”逐渐过渡到“碳税-政策评估-气候变化”,并在近年来转向“创新-不确定性-绿色增长”等宏观议题,体现了人工智能从局部技术突破逐步延展到经济系统与政策体系层面的深度融合。

(2)人工智能赋能资源与环境经济学大体经历了“技术引入-模型深化-系统融合”3个阶段。早期研究以人工神经网络、模糊逻辑等基础算法的可行性验证为主;2015年后随着深度学习与大数据技术成熟,研究开始向碳定价预测、环境质量模拟和政策评估等方向快速扩展;2021年以来,研究范式呈现出明显的“因果推断革命”,双重机器学习、深度因果网络等方法成为识别政策净效应的重要工具,研究主题也加速向绿色增长、政策不确定性、供应链减排与系统优化等综合议题拓展。整体而言,研究范式从“模型驱动”转向“问题驱动”,从单点预测走向政策分析与系统治理,展示出强烈的跨学科融合趋势。

(3)人工智能在资源与环境经济领域形成了4类主要热点:环境系统的监测与模拟、环境政策的因果评估、绿色创新与可持续转型、气候政策的分配效应与公正转型。监测与模拟领域侧重于遥感、传感器与机器学习融合,实现空气质量、碳排放与土地利用的精细化刻画;政策评估领域利用反事实推断方法解决传统模型的混杂偏误问题;绿色技术创新与经济转型研究强调人工智能在生产优化、能

源系统扩容与绿色金融中的推动作用;分配效应研究逐渐关注碳税、低碳城市试点等政策在不同群体间的福利差异。总体来看,人工智能正在从辅助分析工具转变为重塑环境经济研究框架的核心动力,但目前仍存在理论整合不足、数据来源单一、模型“黑箱化”严重等问题,限制了其在政策实践中的可解释性与可用性。

综上,人工智能正推动资源与环境经济学从传统的静态计量、宏观预测向实时监测、因果识别、系统优化与政策模拟全面延伸,成为构建现代环境治理体系的重要支撑力量。其方法创新不仅显著提升了环境经济研究的精度、速度和解释力,更正在推动该领域形成“数据-机制-政策”三位一体的研究范式,为实现绿色低碳转型提供了新的理论框架与技术工具。需要说明的是,本文的分析主要基于国际英文文献,尽管能够反映该领域的方法演进与研究趋势,但在中国等特定制度与政策环境下,其结论仍需结合本土研究进行进一步验证与拓展。

## 6.2 展望

总体来看,人工智能在资源与环境经济研究中的应用虽已形成一定基础,但整体仍处于起步阶段,表现为系统性理论不足、关键领域研究深度有限以及与现实政策对接不够紧密等问题。未来有必要在理论、内容与方法上进一步提升研究质量与国际影响力。

(1)在理论层面,应构建人工智能融入资源与环境经济学的系统框架,明确其在因果识别、机制解析与政策评估中的作用边界,强化与绿色发展、公正转型和生态治理现代化等国家战略的衔接。

(2)在研究内容上,除了继续深化碳排放预测、空气质量模拟等技术应用外,更应将研究重心拓展至人工智能对人类福祉的多维影响,包括健康风险暴露、环境公平、地区福利分化以及脆弱群体在低碳转型中的适应能力,并加强对碳税、低碳城市试点、绿色金融等政策工具在不同社会群体间分配效应的识别,以支撑更具包容性的公正转型。

(3)在方法层面,应依托遥感监测、环境监测网络、统计年鉴与网络行为等多源数据,推动人工智能方法与经济地理、环境科学和计算社会科学的深度融合,同时提升模型可解释性,避免算法应用的

2026年3月

“黑箱化”,增强研究成果在政策实践中的可操作性。未来人工智能在资源与环境经济研究中的深化应用,也有赖于中国正在建设的自然资源要素综合观测体系所提供的高质量、长期、系统化观测数据。该体系强调多要素耦合、跨尺度观测与长期连续监测,为资源系统模拟、机制识别与政策评估提供统一的技术和数据基础。因此,将人工智能模型的发展与这一国家级观测网络相衔接,将成为未来提升资源经济研究可信性、可解释性与政策可用性的关键方向。

(4)在制度保障层面,还需完善数据共享机制与算法治理制度,加强政府、科研机构和企业之间的协同创新,将人工智能嵌入风险预警、政策评估和区域协调减排等关键场景,为实现绿色发展与共同福祉目标提供更加坚实的技术与理论支撑。

#### 参考文献(References):

- [1] 周成虎. 自然资源要素综合观测体系专辑序言[J]. 资源科学, 2020, 42(10): 1837-1838. [Zhou C H. Preface to the special issue on comprehensive observation system of natural resource elements [J]. Resources Science, 2020, 42(10): 1837-1838.]
- [2] 世界贸易组织. 2025年世界贸易报告: 人工智能与国际贸易[R]. 日内瓦: 世界贸易组织, 2025. [World Trade Organization. World Trade Report 2025: Artificial Intelligence and International Trade[R]. Geneva: World Trade Organization, 2025.]
- [3] Akram R, Li Q, Srivastava M, et al. Nexus between green technology innovation and climate policy uncertainty: Unleashing the role of artificial intelligence in an emerging economy[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2024, DOI: 10.1016/j.techfore.2024.123820.
- [4] Lu C H. The impact of artificial intelligence on economic growth and welfare[J]. Journal of Macroeconomics, 2021, DOI: 10.1016/j.jmacro.2021.103342.
- [5] Chishti M Z, Dogan E, Binsaeed R H. Can artificial intelligence and green finance affect economic cycles?[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2024, DOI: 10.1016/j.techfore.2024.123740.
- [6] 周源, 代兴良, 许冠南. 人工智能如何影响企业颠覆性绿色创新? 基于知识重组的视角[J]. 管理评论, 2025, 37(11): 206-218. [Zhou Y, Dai X L, Xu G N. How artificial intelligence influences firm disruptive green innovation: A perspective based on knowledge recombination[J]. Management Review, 2025, 37(11): 206-218.]
- [7] Chen L F, Zhao X F. A multiscale and multivariable differentiated learning for carbon price forecasting[J]. Energy Economics, 2024, DOI: 10.1016/j.eneco.2024.107353.
- [8] Wang Y N, Huo H Y, Liu X C, et al. Dynamic forecasting of China's carbon market prices by the coupling of macroeconomic indicators and LSTM model[J]. Scientific Reports, 2025, DOI: 10.1038/s41598-025-24667-4.
- [9] AlShafeey M, Saleh Saleh M A. Assessing inflation and greenhouse gas emissions interplay via neural network analysis: A comparative study of energy use in the USA, EU, and China[J]. Environmental Sciences Europe, 2024, DOI: 10.1186/s12302-024-00905-w.
- [10] Zhang D B, Yu Z H, Zeng Z M, et al. A text-based framework for carbon price forecasting via multivariate temporal graph neural network[J]. The Journal of Supercomputing, 2025, DOI: 10.1007/s11227-025-06974-9.
- [11] Abrell J, Kosch M, Rausch S. How effective is carbon pricing? A machine learning approach to policy evaluation[J]. Journal of Environmental Economics and Management, 2022, DOI: 10.1016/j.jeem.2021.102589.
- [12] Biancalani F, Gnecco G, Metulini R, et al. The impact of the European Union emissions trading system on carbon dioxide emissions: A matrix completion analysis[J]. Scientific Reports, 2024, DOI: 10.1038/s41598-024-70260-6.
- [13] Wang Z Z, Zhou F T, Zhong J H. Can China's low-carbon city pilot policy facilitate carbon neutrality? Evidence from a machine learning approach[J]. Economic Analysis and Policy, 2024, DOI: 10.1016/j.eap.2024.09.028.
- [14] Jahangiri Z, Miri M, Yi K M, et al. Machine learning-based uncertainty analysis in power system planning: Insights and pathways for decarbonization [J]. Energy Reports, 2024, 12: 942-954.
- [15] Liu N, Liu D, Zhan Y Q, et al. From innovation to integration: The evolving role of carbon capture and storage in global decarbonization[J]. eScience, 2025, DOI: 10.1002/csc3.70008.
- [16] Zhao C Y, Li Y J, Liu Z G, et al. Artificial intelligence and carbon emissions inequality: Evidence from industrial robot application [J]. Journal of Cleaner Production, 2024, DOI: 10.1016/j.jclepro.2024.140817.
- [17] 花龙雪, 吴应良. 基于CNKI文献计量分析的过程挖掘研究评述与展望[J]. 管理学报, 2021, 18(6): 938-48. [Hua L X, Wu Y L. Review and Prospect of Process Mining Research Based on CNKI Bibliometric Analysis[J]. Chinese Journal of Management, 2021, 18(6): 938-948.]
- [18] 侯剑华, 胡志刚. CiteSpace软件应用研究的回顾与展望[J]. 现代情报, 2013, 33(4): 99-103. [Hou J H, Hu Z G. Review and prospect of the application of CiteSpace software[J]. Journal of Modern Information, 2013, 33(4): 99-103.]
- [19] Parkes D C, Wellman M P. Economic reasoning and artificial intelligence [J]. Science, 2015, 349(6245): 267-272.

- [20] Liu B, Bryson J R, Sevinc D, et al. Assessing the impacts of Birmingham's clean air zone on air quality: Estimates from a machine learning and synthetic control approach[J]. *Environmental and Resource Economics*, 2023, 86(1): 203–231.
- [21] Chen Y, Li X, Liu X, et al. Simulating urban growth boundaries using a patch-based cellular automaton with economic and ecological constraints[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2019, 33(1): 55–80.
- [22] Zhang C, Yang J. Artificial intelligence and corporate ESG performance[J]. *International Review of Economics & Finance*, 2024, DOI: 10.1016/j.irfa.2025.104036.
- [23] 陈悦, 陈超美, 刘则渊, 等. CiteSpace知识图谱的方法论功能[J]. *科学学研究*, 2015, 33(2): 242–53. [Chen Y, Chen C M, Liu Z Y, et al. The methodology function of CiteSpace knowledge graph[J]. *Studies in Science of Science*, 2015, 33(2): 242–253.]
- [24] Niska H, Hiltunen T, Karppinen A, et al. Evolving the neural network model for forecasting air pollution time series[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2004, 17(2): 159–167.
- [25] Hong N, Liu A, Zhu P F, et al. Modelling benzene series pollutants (BTEX) build-up loads on urban roads and their human health risks: Implications for stormwater reuse safety[J]. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, 2018, 164: 234–242.
- [26] 温兴春, 徐友博, 张伊华, 等. 公共数据开放、人工智能创新与经济高质量发展: 基于“Data+AI”加速器的理论分析[J]. *数量经济技术经济研究*, 2026, 43(2): 30–53. [Wen X C, Xu Y B, Zhang Y H, et al. Public data opening, ai innovation, and high-quality economic development: A theoretical analysis based on the “Data+AI” accelerator[J]. *Journal of Quantitative & Technological Economics*, 2026, 43(2): 30–53.]
- [27] Boclin A d S C, de Mello R. A decision support method for environmental impact assessment using a fuzzy logic approach[J]. *Ecological Economics*, 2006, 58(1): 170–181.
- [28] Toorajipour R, Sohrabpour V, Nazarpour A, et al. Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review [J]. *Journal of Business Research*, 2021, 122: 502–517.
- [29] Markandya A, Sampedro J, Smith S J, et al. Health co-benefits from air pollution and mitigation costs of the Paris Agreement: A modelling study[J]. *The Lancet Planetary Health*, 2018, DOI: 10.1016/S2542–5196(18)30029–9.
- [30] Wang A, Xu J, Tu R, et al. Potential of machine learning for prediction of traffic related air pollution[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2020, DOI: 10.1016/j.trd.2020.102599.
- [31] Vu T V, Shi Z, Cheng J, et al. Assessing the impact of clean air action on air quality trends in Beijing using a machine learning technique[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2019, 19(17): 11303–11314.
- [32] Henderson P, Hu J, Romoff J, et al. Towards the systematic reporting of the energy and carbon footprints of machine learning[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2020, DOI: 10.48550/arXiv.2002.05651.
- [33] Tiwari A K, Abakah E J A, Le T L, et al. Markov-switching dependence between artificial intelligence and carbon price: The role of policy uncertainty in the era of the 4th industrial revolution and the effect of COVID-19 pandemic[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, DOI: 10.1016/j.techfore.2020.120434.
- [34] Levi S. Why hate carbon taxes? Machine learning evidence on the roles of personal responsibility, trust, revenue recycling, and other factors across 23 European countries[J]. *Energy Research & Social Science*, 2021, DOI: 10.1016/j.erss.2020.101883.
- [35] Krakowski S, Luger J, Raisch S. Artificial intelligence and the changing sources of competitive advantage[J]. *Strategic Management Journal*, 2023, 44(6): 1425–1452.
- [36] Luqman A, Zhang Q, Talwar S, et al. Artificial intelligence and corporate carbon neutrality: A qualitative exploration[J]. *Business Strategy and the Environment*, 2024, 33(5): 3986–4003.
- [37] Nie J, Shen J, Feng Z, et al. Does ‘low-carbon city pilot’ improve urban sustainability? Evidence from China[J]. *International Journal of Urban Sciences*, 2025, DOI: 10.1080/12265934.2025.2517856.
- [38] Xiong D, Li W. Digital economy and urban economic resilience—evidence from China's national big data policy[J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2025, DOI: 10.1007/s10668–025–07151–x.
- [39] Zhang H, Lai J, Kang C Y. Does leading officials' accountability audit of natural resources mitigate carbon emissions? Evidence from China[J]. *Applied Economics*, 2026, 58(16), 3158–3175.
- [40] Zhou C, Qi S, Li Y. Environmental policy uncertainty and green transformation dilemma of Chinese enterprises[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, DOI: 10.1016/j.jenvman.2024.122891.
- [41] Ren S, Li L, Han Y, et al. The emerging driving force of inclusive green growth: Does digital economy agglomeration work?[J]. *Business Strategy and the Environment*, 2022, 31(4): 1656–1678.
- [42] 张晨怡, 董会娟, 耿涌, 等. 气候变化减缓与循环经济耦合研究综述 [J]. *资源科学*, 2025, 47(5): 907–921. [Zhang C Y, Dong H J, Geng Y, et al. A review of the coupling of climate change mitigation and circular economy[J]. *Resources Science*, 2025, 47(5): 907–921.]
- [43] Qiu D, Xue J, Zhang T, et al. Federated reinforcement learning for smart building joint peer-to-peer energy and carbon allowance trading[J]. *Applied Energy*, 2023, DOI: 10.1016/j.apenergy.2022.120526.
- [44] Feng K, Lin N, Kopp R E, et al. Reinforcement learning-based adaptive strategies for climate change adaptation: An application

2026年3月

- for coastal flood risk management[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2025, DOI: 10.1073/pnas.2402826122.
- [45] Yang L, Lin Y, Wang J, et al. Achieving air pollution control targets with technology-aided monitoring: Better enforcement or localized efforts? [J]. *American Economic Journal: Economic Policy*, 2024, 16(4): 280–315.
- [46] Hong H, Huang Y. Order! the border: Multitasking, air pollution regulation and local government responses[J]. *Journal of Environmental Economics and Management*, 2025, DOI: 10.1016/j.jeem.2025.103135.
- [47] Axbard S, Deng Z. Informed enforcement: Lessons from pollution monitoring in China[J]. *American Economic Journal: Applied Economics*, 2024, 16(1): 213–252.
- [48] Mu Y, Rubin E, Zou E Y. What’s missing in environmental self-monitoring? Evidence from strategic shutdowns of pollution monitors[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2024, DOI: 10.3386/w28735.
- [49] Liu Y, Zhong Y, Shi S, et al. Scale-aware deep reinforcement learning for high resolution remote sensing imagery classification [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2024, 209: 296–311.
- [50] Shen J, Zheng F, Ma Y, et al. Urban travel carbon emission mitigation approach using deep reinforcement learning[J]. *Scientific Reports*, 2024, DOI: 10.1038/s41598-024-79142-3.
- [51] Araza A, De Bruin S, Hein L, et al. Spatial predictions and uncertainties of forest carbon fluxes for carbon accounting[J]. *Scientific Reports*, 2023, DOI: 10.1038/s41598-023-38935-8.
- [52] Tang W, Liu Y, Feng C, et al. Expressway decarbonization strategy assessment: An integrated system dynamics and multi-agent simulation approach[J]. *Applied Energy*, 2025, DOI: 10.1016/j.apenergy.2025.125875.
- [53] Yi Q, Xu Y, Li C, et al. Carbon emissions prediction and optimization method of hobbing with multi-source data collaborative based on federated learning[J]. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2025, DOI: 10.1007/s40684-025-00730-3.
- [54] Zhang X, Guo Z, Pan F, et al. Dynamic carbon emission factor based interactive control of distribution network by a generalized regression neural network assisted optimization[J]. *Energy*, 2023, DOI: 10.1016/j.energy.2023.129132.
- [55] Dadheech N, He T L, Turner A J. High-resolution greenhouse gas flux inversions using a machine learning surrogate model for atmospheric transport[J]. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 2025, 25(10): 5159–5174.
- [56] Athey S, Imbens G W. Machine learning methods that economists should know about [J]. *Annual Review of Economics*, 2019, 11(1): 685–725.
- [57] Zheng L, Na M. A pollution paradox? The political economy of environmental inspection and air pollution in China[J]. *Energy Research & Social Science*, 2020, DOI: 10.1016/j.erss.2020.101773.
- [58] Lin B Q, Yang Y X. Building efficiency: How the national AI innovation pilot zones enhance green energy utilization? Evidence from China[J]. *Journal of Environmental Management*, 2025, DOI: 10.1016/j.jenvman.2025.125945.
- [59] Xu B, Sun R, Xi C, et al. Digital governance and the low-carbon transition: Evidence from double machine learning[J]. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2025, 12(1): 1–14.
- [60] Greenstone M, He G, Jia R, et al. Can technology solve the principal-agent problem? Evidence from China’s war on air pollution [J]. *American Economic Review: Insights*, 2022, 4(1): 54–70.
- [61] Ghaemi Asl M, Shahzad U. How do conventional, Islamic and green bonds idiosyncratically differ when it comes to their inherent nonlinear reliance on carbon emission future price? A novel approach to greenwashing detection[J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2025, 27(9): 21347–21382.
- [62] Song Y, Mi L, Bian Z, et al. How does artificial intelligence impact corporate ESG performance? The catching-up effect of digital technological innovation[J]. *Journal of Innovation & Knowledge*, 2025, DOI: 10.1016/j.jik.2025.100843.
- [63] Stern N, Romani M, Pierfederici R, et al. Green and intelligent: The role of AI in the climate transition[J]. *npj Climate Action*, 2025, DOI: 10.1038/s44168-025-00252-3.
- [64] Wang Q, Li Y, Li R. Ecological footprints, carbon emissions, and energy transitions: The impact of artificial intelligence (AI)[J]. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2024, 11(1): 1–18.
- [65] Hincapie-Ossa D, Frey N, Gingerich D B. Assessing county-level vulnerability to the energy transition in the United States using machine learning[J]. *Energy Research & Social Science*, 2023, DOI: 10.1016/j.erss.2023.103099.
- [66] Li P, Lu Y, Peng L, et al. Information, incentives, and environmental governance: Evidence from China’s ambient air quality standards[J]. *Journal of Environmental Economics and Management*, 2024, DOI: 10.1016/j.jeem.2024.103066.
- [67] Chen J D, Shi X Z, Zhang M A, et al. Centralization of environmental administration and air pollution: Evidence from China[J]. *Journal of Environmental Economics and Management*, 2024, DOI: 10.1016/j.jeem.2024.103016.
- [68] Gao Z Y, Zhao Y, Li Q, et al. Echoes of dependency: The impact of resource reliance on green industry transformation in China[J]. *Resources Policy*, 2024, DOI: 10.1016/j.resourpol.2024.105219.
- [69] Thomasian N M, Eickhoff C, Adashi E Y. Advancing health equity with artificial intelligence[J]. *Journal of Public Health Policy*, 2021, 42(4): 602–611.

- [70] Beck M, Rivers N, Yonezawa H. A rural myth? Sources and implications of the perceived unfairness of carbon taxes in rural communities[J]. *Ecological Economics*, 2016, 124: 124–134.
- [71] Liang Q M, Wei Y M. Distributional impacts of taxing carbon in China: Results from the CEEPA model[J]. *Applied Energy*, 2012, 92: 545–551.
- [72] Pereda P C, Lucchesi A, Oliveira T D, et al. Carbon tax in the shipping sector: Assessing economic and environmental impacts[J]. *Energy Policy*, 2025, DOI: 10.1016/j.enpol.2025.114627.
- [73] Chen J, Sun H, Han R, et al. The emerging driving force of inclusive green growth in Chinese cities: The role of digital intelligence[J]. *Applied Economics*, 2025, DOI: 10.1080/00036846.2025.2523020.
- [74] 从荣刚, 韩特, 王鹏, 等. 人工智能与气候变化治理研究进展与展望[J]. *北京理工大学学报(社会科学版)*, 2025, 27(2): 37–47. [Cong R G, Han T, Wang P, et al. Research progress and prospects of Artificial Intelligence and climate change governance[J]. *Journal of Beijing Institute of Technology (Social Sciences Edition)*, 2025, 27(2): 37–47.]
- [75] 杨超, 乔瀚, 李如烟. 美国人工智能监管政策的复杂性及临近性研究: 基于州域层面政策文本的主题模型[J]. *科学学研究*, 2026, 44(1): 61–74. [Yang C, Qiao H, Li R Y. A Study on the complexity and proximity of AI regulatory policies in the United States: A topic model based on state-level policy texts[J]. *Studies in Science of Science*, 2026, 44(1): 61–74.]
- [76] 覃朝勇, 覃冬玲, 朱帮助. 基于多尺度特征融合的碳市场价格区间预测研究[J/OL]. *系统工程理论与实践*, (2025-07-01) [2026-03-10]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2267.n.20250630.1922.004>. [Qin C Y, Qin D L, Zhu B Z. Research on carbon market price interval prediction based on multi-scale feature fusion[J/OL]. *Systems Engineering – Theory & Practice*, (2025-07-01) [2026-03-10]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2267.n.20250630.1922.004>.
- [77] 韩美奂, 赵烁. 碳金融在ESG投资体系中的应用与价值[J/OL]. *中国国土资源经济*, (2026-01-09) [2026-03-10]. <https://doi.org/10.19676/j.cnki.1672-6995.001301>. [Han M H, Zhao S. Application and value of carbon finance in ESG investment system[J/OL]. *Natural Resource Economics of China*, (2026-01-09) [2026-03-10]. <https://doi.org/10.19676/j.cnki.1672-6995.001301>.]
- [78] 朱继忠, 董瀚江, 李盛林, 等. 数据驱动的综合能源系统负荷预测综述[J]. *中国电机工程学报*, 2021, 41(23): 7905–7924. [Zhu J Z, Dong H J, Li S L, et al. Review of data-driven load forecasting for integrated energy systems[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2021, 41(23): 7905–7924.]
- [79] 窦晓铭, 庄贵阳, 王思博. 碳中和目标下公正转型的主流化: 概念源起与政策设计[J]. *北京工业大学学报(社会科学版)*, 2026, 26(1): 104–117. [Dou X M, Zhuang G Y, Wang S B. Mainstreaming just transition under the carbon neutrality goal: Conceptual origins and policy design[J]. *Journal of Beijing University of Technology (Social Sciences Edition)*, 2026, 26(1): 104–117.]
- [80] 孙秋野, 杨凌霄, 张化光. 智慧能源: 人工智能技术在电力系统中的应用与展望[J]. *控制与决策*, 2018, 33(5): 938–49. [Sun Q Y, Yang L X, Zhang H G. Smart energy: Application and prospect of Artificial Intelligence technology in power systems[J]. *Control and Decision*, 2018, 33(5): 938–949.]
- [81] 吴泽锐, 刘冉, 陈晓东, 等. 数学优化和人工智能助力智能制造生产线: 基于上汽大众新能源汽车生产的案例研究[J]. *工业工程与管理*, 2021, 26(6): 208–218. [Wu Z R, Liu R, Chen X D, et al. Mathematical optimization and Artificial Intelligence empower smart manufacturing production line: A case study based on SAIC Volkswagen new energy vehicle production[J]. *Industrial Engineering and Management*, 2021, 26(6): 208–218.]
- [82] 刘秀如, 韩硕, 李昱瑾, 等. 人工智能技术在油气综合能源系统中的应用研究综述[J]. *国际石油经济*, 2024, 32(7): 7–16, 61. [Liu X R, Han S, Li Y J, et al. Review of application research on Artificial Intelligence technology in oil and gas integrated energy systems[J]. *International Petroleum Economics*, 2024, 32(7): 7–16, 61.]
- [83] Liu N, Zhan Y Q, Tan R, et al. Unlocking carbon capture and storage potential: Policy incentives, economic challenges, and infrastructure integration for CO<sub>2</sub> transport[J]. *Chain*, 2025, 2(3): 211–226.
- [84] 李凡, 朱缤绮, 孙颖. 环境政策、制度质量和可再生能源技术创新: 基于32个国家的实证分析[J]. *资源科学*, 2021, 43(12): 2514–25. [Li F, Zhu B Q, Sun Y. Environmental policy, institutional quality and renewable energy technology innovation: An empirical analysis of 32 countries[J]. *Resources Science*, 2021, 43(12): 2514–2525.]
- [85] 沈鹏熠, 万德敏, 许基南. 在线零售情境下人机交互感知如何影响消费者幸福感? 基于自主性的视角[J]. *南开管理评论*, 2021, 24(6): 26–40. [Shen P Y, Wan D M, Xu J N. How does human-computer interaction perception affect consumer well-being in the online retail context? A perspective based on autonomy[J]. *Nankai Business Review*, 2021, 24(6): 26–40.]

# Research advances in resource and environmental economics driven by artificial intelligence

LIU Nan<sup>1</sup>, LI Yongjian<sup>1,2</sup>, LIU Bowen<sup>1</sup>, ZHANG Yufeng<sup>1</sup>, LI Na<sup>3</sup>

(1. Birmingham Business School, University of Birmingham, Birmingham B152TT, UK;

2. School of Geography, Earth and Environmental Sciences, University of Birmingham, Birmingham B152TT, UK;

3. School of Management Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China)

**Abstract:** As a key driver of the new technological revolution, artificial intelligence (AI) is profoundly reshaping the research paradigms and analytical tools in resource and environmental economics. Against the backdrop of increasingly tight global resource and environmental constraints and intensifying climate change challenges, a systematic review of the research trajectories, evolutionary pathways, and key issues of AI in resource and environmental economics is of great significance for promoting theoretical innovation and methodological advancement. Based on the Web of Science Core Collection database, this study retrieves relevant literature on AI and resource and environmental economics from 2001 to 2025. Using bibliometric analysis and CiteSpace visualization methods, this study systematically analyzes the knowledge structure and development trends of this field from multiple dimensions, including countries, institutions, keywords, and temporal evolution. The results show that: (1) the application of AI in resource and environmental economics generally undergoes three stages: “technology introduction and method exploration”, “model deepening and policy evaluation expansion”, and “system integration and causal inference strengthening”. The research paradigm gradually shifts from prediction-oriented approach to mechanism identification and policy evaluation-oriented method. (2) Global research exhibits a dual-core pattern centered on China and the United States, and institutional collaboration networks continue to deepen. However, cross-regional and interdisciplinary collaboration still has room for improvement. (3) Current research hotspots primarily focus on monitoring, simulation, and prediction of environmental and economic systems, identification of causal effects of environmental policies, AI and sustainable transition, and distributional effects and just transition of climate policies. Based on the above findings, future research should focus on five directions: multimodal data fusion, model interpretability, climate well-being assessment, circular economy applications, and human-machine collaborative policy governance. Furthermore, relying on the National Comprehensive Observation System for Natural Resources, AI should be embedded into key scenarios such as risk early warning, policy evaluation, and regional collaborative emission reduction.

**Key words:** artificial intelligence; resource and environmental economics; natural resources; sustainable transition; CiteSpace; knowledge graph