

引用格式:沈路, 钟小静. 人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响[J]. 资源科学, 2025, 47(12): 2695–2706. [Shen L, Chao X J. Impact of artificial intelligence technology on carbon total factor productivity in cities of Yellow River Basin[J]. Resources Science, 2025, 47(12): 2695–2706.] DOI: 10.18402/resci.2025.12.11

# 人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响

沈 路<sup>1,2,3</sup>, 钟小静<sup>2</sup>

(1. 湖南科技大学商学院,湘潭 411201; 2. 西北大学经济管理学院,西安 710127;  
3. 湖南科技大学湖南省战略性新兴产业研究基地,湘潭 411201)

**摘要:**【目的】探究人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响,有利于识别数智经济时代下推进黄河流域城市绿色低碳发展的转变方向。【方法】本文系统阐释了人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响机制,并利用2006—2021年黄河流域沿线78个城市的面板数据进行实证检验。【结果】①人工智能技术对提升黄河流域城市碳全要素生产率具有显著的正效应,该结论在进行一系列稳健性检验和内生性检验后仍然成立。②人工智能技术主要通过产业数字化转型和产业绿色化转型两条渠道来提升黄河流域城市碳全要素生产率。③在城市群城市、非资源型城市,以及政府环保关注度高、环保投资力度大、人力资本水平高和绿色消费水平高的城市,人工智能技术对碳全要素生产率的提升作用更为显著。【结论】人工智能为提升黄河流域城市碳全要素生产率提供了关键技术支撑,因此要加大数智化和环保投资力度,促进传统产业数字化绿色化转型,推动黄河流域城市低碳可持续发展。

**关键词:**人工智能技术; 碳全要素生产率; 产业; 数字化转型; 绿色化转型; 黄河流域

DOI: 10.18402/resci.2025.12.11

## 1 引言

2024年1月31日,习近平总书记在中共中央政治局第十一次集体学习时强调:绿色发展是高质量发展的底色,新质生产力本身就是绿色生产力。这一重要论述阐明了推动经济社会发展绿色化、低碳化是实现高质量发展的关键环节,改善生态环境就是发展生产力。黄河流域作为重要的生态屏障与经济地带,既是推进中国生态保护和高质量发展的重大战略区域,又是实现2030年前碳达峰目标的关键地带。因此,在积极稳妥推进碳达峰碳中和的新时期,有必要协同推进黄河流域城市降碳、减污、扩绿、增长,着力提升城市碳全要素生产率。然而,目前黄河流域城市碳排放量较高、资源依赖性较强、

产业发展低端锁定等问题仍较为突出。

人工智能是新一代信息技术的重要组成部分,其在生产、生态领域的融合应用为黄河流域城市碳减排、摆脱资源约束和经济绿色转型创造了新机遇。党的二十大报告明确提出,要构建人工智能、新能源、绿色环保等一批新的增长引擎,深入实施区域重大战略,推动黄河流域生态保护和高质量发展。其中,人工智能技术具有典型的创造性、协同性特征,可以加速能源高效利用、精准监测和预警流域环境污染状况,目前已逐步成为数字经济时代促进黄河流域生态保护和高质量发展的新动能。那么,人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响机制如何?回答该问题,可以为推进人工

收稿日期:2024-05-13; 修订日期:2024-08-24

基金项目:国家社会科学基金重点项目(25AJL010)

作者简介:沈路,男,安徽含山人,博士,特聘副教授,研究方向为数字经济与绿色低碳发展。E-mail: 2586823800@qq.com

通讯作者:钟小静,女,陕西佳县人,博士,教授,研究方向为数字经济与高质量发展。E-mail: xdcxj@nwu.edu.cn

智能技术赋能黄河流域城市绿色低碳发展提供理论依据和政策参考。

## 2 文献综述

现有研究主要从能源消费<sup>[1]</sup>、土地利用<sup>[2]</sup>、交通运输<sup>[3]</sup>等多个视角考察了黄河流域的碳排放问题，发现碳排放整体呈现出东高西低的分布格局，且存在明显的“俱乐部趋同”效应<sup>[4]</sup>。在黄河流域碳排放的影响因素方面，技术进步和资源有效利用<sup>[2]</sup>、高交通运输强度<sup>[3]</sup>、多中心城市空间结构<sup>[5]</sup>等因素均能有效减少碳排放；城镇化建设、高人口密度和能源工业发展则显著促进了碳排放增长<sup>[1,2]</sup>。在黄河流域碳排放效率或碳全要素生产率的影响因素方面，刘柳邑等<sup>[6]</sup>、祝福云等<sup>[7]</sup>、宋成镇等<sup>[8]</sup>发现劳动力投入、资本投入和技术创新是驱动碳排放效率增长的动力；郑瑞婧等<sup>[9]</sup>则进一步指出，创新人才和创新资金集聚可以显著提升碳排放效率；张志明等<sup>[10]</sup>认为，生产性服务业集聚则与黄河流域城市碳排放效率呈显著的倒U型关系。

随着人工智能等新一代信息技术逐步发展为新时期驱动城市碳减排的新动能，少量文献开始关注人工智能技术研发与应用推广等对促进节能、降碳、减排的影响<sup>[11,12]</sup>，但探讨人工智能技术赋能黄河流域城市碳减排的研究目前尚未展开。不限地区的研究显示，在人工智能技术研发方面，Liu等<sup>[13]</sup>基于人口、富裕程度、技术的环境影响评估模型研究发现，人工智能技术显著降低了碳排放强度。在人工智能技术应用方面，已有研究在国家、城市和行业等不同尺度下均证实了人工智能应用具有碳减排效应<sup>[14-17]</sup>，并指出技术创新<sup>[15-17]</sup>、产业结构升级<sup>[15,17]</sup>和人机协同匹配<sup>[16]</sup>是人工智能赋能城市绿色低碳转型的关键路径，而政府创新支持、人力资本水平提升则是工业机器人实现碳减排效应的门槛条件<sup>[16]</sup>。Li等<sup>[14]</sup>则在此基础上发现，工业机器人的碳减排效应存在区域与行业异质效应。

综上所述，本文的边际贡献主要包括以下两点：①已有研究或关注传统生产要素对黄河流域城市碳排放的影响，或从笼统意义上考察了数字经济对黄河流域生态保护和高质量发展的影响。然而，人工智能逐步成为推动城市绿色发展的新引擎，但探讨人工智能技术赋能黄河流域城市碳全要素生

产率提升的研究却付之阙如，故本文有必要基于人工智能技术发展的视角，揭示城市碳排放效率提升的转变方向。②从人工智能技术的创造性、环境感知性、自适应学习性等典型特征出发，梳理其影响黄河流域城市碳全要素生产率的潜在机制，以期为已有关于人工智能技术对碳全要素生产率的影响机制研究提供更为聚焦的、统一的分析框架。

## 3 理论分析与研究假说

以人工智能技术为代表的新一代信息技术发展加速推进了产业数字化转型和产业绿色化转型，其中，产业数字化转型追求经济效率提升和成本降低，产业绿色化转型则以能源利用效率和碳排放效率提高为目标<sup>[18]</sup>，二者在人工智能技术赋能下共同推动城市经济系统由“高碳粗放型”向“智能低碳型”转变，从而实现“经济-生态”效率的帕累托改进，提升城市碳全要素生产率。具体而言，在产业转型的理论分析框架下，人工智能技术一方面可以重塑产业组织形态和实现价值跃迁，从而通过产业数字化转型来提升黄河流域城市碳全要素生产率；另一方面，人工智能技术可以对城市的资源利用、生产和污染排放行为进行智能监测，从而赋能黄河流域城市碳全要素生产率改进。综上所述，本文基于产业数字化转型和产业绿色化转型两个维度，系统阐释人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响机制。

### 3.1 产业数字化转型机制

产业数字化转型是指以数字技术为核心驱动力，对生产要素、业务流程、商业模式进行系统性重构，进而重塑产业组织形态和实现价值创造方式升级的过程，其本质是数字技术驱动下的产业范式变革。而人工智能技术可以从系统协同和价值创造两个方面推动产业数字化转型。①在系统协同方面，具有精密计算和自适应学习特征的人工智能技术以智能芯片和计算机为载体，通过“输入数据—高速精密计算—生成数据模型并反复机械训练—反馈信息并持续优化算法”这一动态过程，高效率、低成本地促进信息和知识流动共享<sup>[19,20]</sup>，推动产业协作从基于契约的静态分工转向基于算法协调的动态自适应网络，从而破解多主体之间的信息不对

称与协调成本问题,重塑产业组织形态。②在价值创造方面,人工智能技术所具备的创造性特征可以在新环境中通过对信息的有效识别、筛选,重构跨域方案<sup>[21]</sup>,进而实现生成式设计和智能内容创作。例如,基于自然语言生成与处理技术从市场需求报告中提炼出产品概念原型,从而突破传统研发的试错局限,缩短产品创新周期,推动产业从标准化生产向敏捷化、创意化生产实现价值跃迁。

人工智能技术发展带来的产业数字化转型从节能减排和推动城市绿色经济发展两方面提升黄河流域城市碳全要素生产率。①从节能减排来看,一方面,数字化转型后的产业能基于大数据预测区域能源供需,并灵活调整生产计划,优先消纳流域内风电、光伏等间歇性清洁能源,智能匹配与循环利用工业废物;另一方面,经过数字化转型的产业可以利用区块链和物联网技术追踪产品全生命周期碳足迹,促使上下游行业相应选择低碳材料与物流方案,从而协同推进碳减排<sup>[22]</sup>。②从推动城市绿色发展来看,一方面,人工智能技术赋能的产业数字化转型催生出了具有天然环保属性的城市主题公园建设、虚拟产业园区开发、基础设施数字化治理等新业态新模式;另一方面,人工智能图像识别技术、图像复原技术与黄河流域文化产业、生态旅游产业的结合,激发了城市绿色经济发展活力,进而通过产出效应提升黄河流域城市碳全要素生产率。据此,本文提出以下假说:

H1:人工智能技术通过产业数字化转型提升黄河流域城市碳全要素生产率。

### 3.2 产业绿色化转型机制

产业绿色化转型是指以可持续发展理念为核心,通过系统性变革推动产业结构、技术模式和管理方式向资源节约、环境友好、低碳循环发展方向转变的过程。而人工智能技术的协同性特征和环境感知特征可以从提升资源利用效率和优化生产工艺流程两个维度推动产业绿色化转型。①从提升资源利用效率维度来看,人工智能技术的协同性特征,一方面能协同促进各部门创新人才、资金、信息等要素的合理配置与综合集成,推动产业绿色化转型从单一企业的点状改进,转化为绿色产业生态网络的系统性重构,进而大幅提升产业经济系统的

资源利用效率,实现低成本、规模化的降污减碳效果,推动产业绿色化转型升级<sup>[23]</sup>;另一方面,能促进产业间协同分工,通过全面提升产品供给质量和供给效率来逐步限制甚至淘汰高污染、高排放、高耗能产业,推动产业绿色化转型升级。②从优化生产工艺流程维度来看,以智能传感、机器视觉、工业场景可视化为代表的人工智能技术具有环境感知性特征,可以在能源供给、生产、污染物排放等流程实时和精准监测工业生产环境<sup>[24]</sup>,推动原本模糊、滞后的“环境信息黑箱”,逐渐实现可追溯、可预警,并在“双碳”目标约束下循着产业绿色化转型方向调整原有的规则设定和算法模型,以此来持续改进生产工艺或产品生产流程<sup>[25]</sup>,从而在前端促进节能,在末端控制污染物排放浓度,推动生产过程绿色化转型。

人工智能技术发展带来的产业绿色化转型通过产业优化布局、产业集聚和产业链协同等维度提升黄河流域城市碳全要素生产率。①从产业优化布局维度来看,一方面,产业绿色转型促进了风能、太阳能等清洁能源和新能源在传统产业中的推广与应用,实现了能源结构优化<sup>[26]</sup>,从而提升黄河流域城市碳全要素生产率;另一方面,产业绿色化转型会逐步改善黄河流域的产业分布格局<sup>[27]</sup>,推动有色金属、造纸、化工等高污染型、高排放型产业向城市外围转移,并促使生产要素由低效高碳部门转向高效低碳部门,从而改进黄河流域城市碳全要素生产率。②从产业集聚维度来看,产业绿色化转型促使黄河流域城市在沿岸生态功能区、能源富集区等形成专业化绿色产业集群,并通过知识溢出、共享基础设施等降低生产成本,通过跨城市的碳排放权交易、生态补偿机制,将碳排放的外部成本转化为内部成本,激励黄河流域城市提升碳全要素生产率。③从产业链协同维度来看,产业绿色转型会带动其上下游产业在原材料供给、生产、销售等环节共同形成低碳产业链,降低全产业链碳强度,并沿着产业链传播绿色知识、绿色技术与绿色管理理念,从而整体提升黄河流域城市碳全要素生产率。据此,本文提出以下假说:

H2:人工智能技术通过产业绿色化转型提升黄河流域城市碳全要素生产率。

## 4 研究方法

### 4.1 模型设定

为检验人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响,设定计量模型如下:

$$CTFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \alpha_2 X_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

式中: $CTFP_{it}$ 表示*i*城市和*t*时期黄河流域城市碳全要素生产率; $AI_{it}$ 表示人工智能技术发展水平; $X_{it}$ 表示一系列控制变量; $\alpha_0$ 表示常数项; $\alpha_1$ 表示本文重点关注的核心解释变量的系数; $\alpha_2$ 表示控制变量的系数; $\mu_i$ 、 $\lambda_t$ 、 $\varepsilon_{it}$ 依次表示城市固定效应、年份固定效应和随机扰动项。

### 4.2 变量选取

本文关键变量的描述性统计如表1所示。

被解释变量。碳全要素生产率是以绿色低碳发展为目标,利用劳动力、资本、能源等投入要素实现经济产出增长和碳排放量降低。本文采用考虑非合意产出的SBM模型测算黄河流域城市碳全要素生产率( $CTFP$ ),并将其作为被解释变量。为了引入更多的碳元素,依据《中共中央 国务院关于完整准确全面贯彻新发展理念做好碳达峰碳中和工作的意见》中提及的主要目标,从降碳和固碳两方面构建指标。一方面,要通过降低单位GDP能耗和CO<sub>2</sub>排放量来增强降碳能力;另一方面,要提高绿化覆盖率以增强固碳能力。由此,投入产出指标选取如下:投入指标包含就业人数、全社会固定资产投

资存量<sup>①</sup>与能源消耗总量;合意产出指标采用平减后的GDP总量和建成区绿化覆盖率表征;非合意产出指标采用CO<sub>2</sub>排放量表征。此外,本文以2006年为基期,采用GDP指数和固定资产投资价格指数分别对GDP总量和全社会固定资产投资额进行平减,进而运用永续盘存法对平减后的全社会固定资产投资额作存量处理,折旧率设为9.6%。

核心解释变量。本文核心解释变量为人工智能技术创新质量( $AI$ )。首先,梳理与“人工智能技术”密切相关的14个关键词构成词典<sup>②</sup>,并根据这些关键词逐一手动检索与之相关的发明、实用新型、外观设计专利申请数;然后,按照专利类型进行汇总。在此基础上,以人工智能发明专利申请数表征人工智能技术创新质量( $AI$ );以人工智能发明、实用新型、外观设计专利申请数之和表征人工智能技术创新规模( $scale$ )<sup>③</sup>。

控制变量。本文控制变量选取如下:①人口密度( $POP$ ),以每km<sup>2</sup>的人口数表征;②人力资本水平( $HUM$ ),以教育支出占财政总支出的比重表征;③基础设施建设( $lnINF$ ),以取对数后的公路里程数表征;④产业结构优化( $ISU$ ),以第三产业与第二产业产值之比表征;⑤贸易开放度( $trade$ ),以商品进出口总额占GDP的比重表征;⑥环境规制水平( $ER$ ),以单位GDP的工业废水排放、工业二氧化硫排放、工业烟粉尘排放与一般工业固体废物综合利用率

表1 描述性统计

Table 1 Results of benchmark regression

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
$CTFP$	1248	0.4327	0.1892	0.0487	1
$AI$	1248	0.1715	0.9594	0	13.72
$POP$	1248	0.4547	0.3225	0.0248	1.5055
$HUM$	1248	0.1899	0.0761	0.0218	1.8034
$lnINF$	1248	8.6186	1.3403	2.8904	12.0754
$ISU$	1248	1.2067	0.7827	0.0953	7.7682
$trade$	1248	0.1228	0.2074	0	1.6451
$ER$	1248	0.7543	0.1896	0.2005	0.9894
$TEC$	1248	0.0121	0.0160	0.0005	0.4124

①由于全社会固定资产投资额的直接数据仅公布到2017年,因此,本文根据全社会固定资产投资增长率推算2017年以后的数据,其余缺失数据从省市两级统计年鉴、国民经济和社会发展统计公报中查找并填补。

②人工智能技术的相关词汇具体包括:人工智能、智能机器人、智能数据分析、智能传感器、无人机、人脸识别、语音识别、生物识别技术、自然语言处理、语义搜索、语义理解、机器翻译、深度学习、机器学习。

③鉴于专利申请数之和难以更准确地反映创新水平,故本文仅将其纳入基准回归中作比较分析。

2025年12月

为基础指标,并利用熵权法测度得出环境综合指数;⑦科技投入水平(*TEC*),以科技支出占财政总支出的比重表征。

#### 4.3 数据来源

考虑到部分城市的连续性数据较难获取,本文参考郑瑞娟等<sup>[8]</sup>的研究,剔除了四川省以及内蒙古东部的赤峰、通辽、呼伦贝尔市和兴安盟,最终选取2006—2021年黄河流域沿线78个地级市<sup>④</sup>为研究对象。相关数据源自 PatentHub 全球专利数据库、历年《中国城市建设统计年鉴》《中国城市统计年鉴》、省市两级统计年鉴与国民经济和社会发展统计公报等,部分空缺值采用线性插值法近似填补。

### 5 结果与分析

#### 5.1 基准回归

由表2列(1)–(4)可知,在同时控制个体效应和

表2 基准回归结果  
Table 2 Descriptive statistics

变量	创新质量		创新规模	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>AI</i>	0.0224*	0.0248**	0.0154*	0.0172**
	(1.92)	(2.08)	(1.90)	(2.08)
<i>POP</i>		0.0873*		0.0875*
		(1.91)		(1.91)
<i>HUM</i>		-0.1233*		-0.1217*
		(-1.92)		(-1.90)
<i>lnINF</i>		0.0189*		0.0192*
		(1.72)		(1.75)
<i>ISU</i>		0.0450**		0.0451**
		(2.10)		(2.10)
<i>trade</i>		-0.0120		-0.0114
		(-0.34)		(-0.32)
<i>ER</i>		0.0146		0.0132
		(0.23)		(0.21)
<i>TEC</i>		0.5678		0.5566
		(1.46)		(1.44)
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
<i>N</i>	1248	1248	1248	1248
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.5214	0.5414	0.5210	0.5411

注:\*\*\*、\*\*、\*依次表示在1%、5% 和 10% 的水平上显著;括号内为*t*值。下同。

④ 黄河流域沿线78个地级市包括:太原、大同、阳泉、长治、晋城、朔州、晋中、运城、忻州、临汾、吕梁、呼和浩特、包头、乌海、鄂尔多斯、巴彦淖尔、乌兰察布、济南、青岛、淄博、枣庄、东营、烟台、潍坊、济宁、泰安、威海、日照、临沂、德州、聊城、滨州、菏泽、郑州、开封、洛阳、平顶山、安阳、鹤壁、新乡、焦作、濮阳、许昌、漯河、三门峡、南阳、商丘、信阳、周口、驻马店、西安、铜川、宝鸡、咸阳、渭南、延安、汉中、榆林、安康、商洛、兰州、嘉峪关、金昌、白银、天水、武威、张掖、平凉、酒泉、庆阳、定西、陇南、西宁、银川、石嘴山、吴忠、固原、中卫。

时间效应的情况下,人工智能创新质量和创新规模的增加均能有效提升黄河流域城市碳全要素生产率,且人工智能创新质量的回归系数更大,提升作用更强,这表明人工智能技术的基础性突破和技术有效性可以在能源系统优化、工业绿色生产、交通调度等关键环节产生更显著的碳减排效果。控制变量方面,高人口密度、基础设施建设和产业结构优化显著提升了黄河流域城市碳全要素生产率,而高人力资本水平则对黄河流域城市碳全要素生产率提升产生了明显的阻滞效应。可能的原因在于:①人口密度增大虽然会引起碳排放量增加,但也为城市经济发展提供劳动力,综合而言提升了碳全要素生产率。②基础设施建设完善可以优化运输路径,提升物流效率,从而降低单位运输能耗,提升碳全要素生产率。③与第二产业相比,第三产业发展具有天然的绿色属性和环保特征,这从源头上抑制了碳排放量过高等环境问题。④教育经费投入增多在一定程度上也意味着其本身人力资本水平尚存在提升空间,因此在短期内可能难以提升城市碳全要素生产率。

#### 5.2 稳健性检验

为确保估计结果的可靠性,运用以下6种方式进一步验证人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响(表3、4)。

(1)更换解释变量。参考钞小静等<sup>[21]</sup>的研究,仅以“人工智能”为关键词检索专利。与上文类似,构造创新质量和创新规模两个指标,并重新回归。

(2)更换测度模型。采用经典的DEA-BCC模型替换原测度模型,并以就业人数、全社会固定资产投资存量、能源消耗总量作为投入指标,以平减后的GDP总量、建成区绿化覆盖率、经过负向标准化处理的CO<sub>2</sub>排放量作为合意产出指标,重新测算黄河流域城市碳全要素生产率。

(3)考虑滞后效应。由于人工智能技术对黄河流域碳全要素生产率的影响可能存在一定的滞后现象,故对人工智能技术做滞后一期处理并进行再

表3 稳健性检验结果  
Table 3 Results of robustness test

变量	更换解释变量		更换模型	滞后效应	调整聚类层级	增加控制变量
	创新质量	创新规模				
AI	0.1384*** (6.81)	0.1035*** (6.61)	0.0343*** (5.14)	0.0270* (1.90)	0.0248*** (5.71)	0.0235** (1.98)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
N	1248	1248	1248	1170	1248	1248
R <sup>2</sup>	0.5435	0.5451	0.4486	0.5444	0.6799	0.5432

表4 内生性检验结果  
Table 4 Results of endogeneity test

变量	1984年固定电话数量		1984年自然科学研究人员数量	
	2SLS(第一阶段)	2SLS(第二阶段)	2SLS(第一阶段)	2SLS(第二阶段)
tel	3.54e-09***(10.27)			
res			1.84e-09***(7.91)	
AI		0.0285***(4.01)		0.0530***(4.11)
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
N	1248	1248	1248	1248
Kleibergen-Paap rk LM统计量	21.747 [0.0000]		38.752 [0.0000]	
Kleibergen-Paap Wald rk F统计量	105.526		62.623	

注:中括号内为p值。

检验。

(4) 调整聚类层级。聚类层级愈高,分组愈少,所隐含的假设愈弱,估计结果愈稳健。因此,将聚类层级调整至省份-时间维度。

(5) 增加控制变量。除基准回归模型中的控制变量以外,新型基础设施建设和绿色金融水平也可能对黄河流域城市碳全要素生产率产生重要影响。因此,本文以人均互联网宽带接入量表征新型基础设施建设水平,以绿色信贷、绿色投资、绿色支持、绿色保险、绿色债券、绿色基金和绿色权益为基础指标,利用熵权法测度得到绿色金融水平,并将这两个变量引入原模型中进行回归。由表3可知,上述稳健性检验中,人工智能技术仍然显著提升了黄河流域城市碳全要素生产率。

(6) 工具变量法。考虑到黄河流域内碳全要素生产率愈高的城市,其人工智能技术水平可能愈高,这主要是因为碳全要素生产率高的城市往往拥

有更优质的人力资本,从而利于人工智能技术研发,即二者之间可能存在反向因果关系。此外,影响黄河流域城市碳全要素生产率的因素又难以逐一枚举。故本文参考钞小静等<sup>[21]</sup>的研究思路,以1984年的固定电话数量(tel)和自然科学研究人员数量(res)作为工具变量,并利用上一年全国层面互联网宽带接入用户数为截面数据,赋予时间变化趋势,进而以两阶段最小二乘法缓解内生性问题引致的估计偏误。选取1984年固定电话数量和自然科学研究人员数量作为工具变量的理由如下:一方面,人工智能技术进步有赖于计算机科学和信息科学的快速发展,因此,历史上固定电话普及率较高的城市可能拥有更优质的人工智能技术发展基础;自然科学研究人员则为人工智能技术研发提供坚实的人才支撑,即选其作为工具变量可以满足相关性要求。另一方面,在数字技术迅速发展的新时代,历史上的固定电话数量和自然科学研究人员数

量对黄河流域城市碳全要素生产率的直接影响微乎其微,可忽略不计,因此满足了外生性要求。表4中第一阶段估计结果显示,1984年固定电话和自然科学研究人员的系数均显著为正,且通过了不可识别检验与弱工具变量检验。第二阶段估计结果显示,在处理内生性问题后,人工智能技术的估计系数仍显著为正,表明本文的研究结论具有可靠性。

### 5.3 影响机制分析

为进一步验证上文的理论机制,从产业数字化转型和产业绿色转型两个方面验证人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响。在产业数字化转型方面,产业数字化设备投入可以在一定程度上反映出产业数字化转型水平。因此,首先,在上市公司披露的固定资产和无形资产明细中筛选出“5G、数据、计算机、通信网络、电子设备、软件、信息平台”等与数字化转型相关的资金支出;其次,将其匹配至城市层面并加总;最后,以固定资产和无形资产中的数字化投资之和占GDP比重(*dig1*)表征产业数字化转型。此外,还参考杨飞<sup>[28]</sup>的研究,采用城市层面数字化企业数量占GDP比重(*dig2*)作为代理指标。由表5列(1)–(2)可知,不论采用数字化设备还是数字化企业进行度量,人工智能技术均显著推动了产业数字化转型。这表明,一方面,人工智能技术研发促使企业投资部署数据采集设备、智能分析设备等,从而持续推进降本增效,促进了城市碳全要素生产率增长;另一方面,人工智能通过降低技术门槛、催生新商业模式等,促使更多企业加速推进数字化转型,提升了数字化转型的广度。由此,研究假说H1得证。

已有研究对于如何衡量产业绿色转型尚未达成共识,部分研究采用新产品销售收入与能耗的比

值作为代理指标<sup>[29]</sup>,另一部分研究则从行业角度出发,将所有行业划分为污染行业和绿色行业,并以绿色行业的生产制造来度量产业绿色转型。本文参考吴卫红等<sup>[30]</sup>的研究,首先,以2008年原环境保护部制定的《上市公司环保核查行业分类管理名录》为参照,将上市公司划分为污染型企业和绿色企业;其次,将绿色企业的总资产和营业收入数据分别加总至城市层面,表征城市绿色经济产值;最后,参考杨飞<sup>[28]</sup>的做法,以城市层面绿色企业总资产占GDP比重(*green1*)和营业收入占GDP比重(*green2*)作为产业绿色转型的代理指标。根据表5列(3)–(4)的估计结果,人工智能技术显著提升了城市绿色企业的经济规模和经营绩效,表明人工智能一方面可以通过优化工艺参数,减少能耗、物耗,促进生产过程绿色转型;另一方面,可以更为高效地连接绿色产品的供给方与需求方,精准匹配和挖掘潜在的市场需求,最终整体推进产业绿色化转型发展。由此,研究假说H2得证。

### 5.4 异质性分析

(1)城市异质性。城市群内部的交通、能源、污水处理等基础设施互联互通,可以有效推动城市污染治理和能源利用。因此,根据《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》,将属于“京津冀、长三角、珠三角、成渝、长江中游、山东半岛、粤闽浙沿海、中原、关中平原、北部湾、哈长、辽中南、山西中部、黔中、滇中、呼包鄂榆、兰州-西宁、宁夏沿黄、天山北坡”19个城市群的城市认定为城市群城市,其余城市则为非城市群城市。由表6的列(1)–(2)可知,人工智能技术分别对城市群城市和非城市群城市碳全要素生产率起显著的促进和阻滞作用。进一步作组间系数

表5 影响机制检验结果

Table 5 Results of impact mechanism test

变量	(1) <i>dig1</i>	(2) <i>dig2</i>	(3) <i>green1</i>	(4) <i>green2</i>
AI	0.0048***(2.07)	0.0592*** (25.15)	0.0621*** (4.16)	0.0097*** (5.39)
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
N	1248	1248	1248	1248
R <sup>2</sup>	0.1568	0.7827	0.1105	0.1741

表6 异质性检验结果

Table 6 Results of heterogeneity test

变量	(1)城市群	(2)非城市群	(3)资源型	(4)非资源型	(5)高政府环保关注度	(6)低政府环保关注度
AI	0.0254**(2.08)	-0.4827*(-2.09)	-0.1356(-1.10)	0.0276**(2.25)	0.0321**(2.13)	0.0157(1.55)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
N	960	288	640	608	651	597
R <sup>2</sup>	0.5611	0.5514	0.5979	0.5131	0.5563	0.4615
变量	(7)高环保投资	(8)低环保投资	(9)高人力资本	(10)低人力资本	(11)高绿色消费	(12)低绿色消费
AI	0.0256**(2.10)	0.0603(0.74)	0.0245**(2.03)	-0.0954(-0.59)	0.0213*(1.71)	-0.6657(-1.34)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
N	624	624	624	624	624	624
R <sup>2</sup>	0.5230	0.5108	0.5651	0.5247	0.5039	0.4775

差异检验发现  $p$  值为 0.001, 表明城市群城市和非城市群城市之间存在明显的组间差异。可能的原因在于: 城市群城市的数字基础设施更为完善, 经济活动关联密切, 这有利于为人工智能技术赋能跨城市联防联控和环境协同治理提供支持, 进而促进降碳减排; 而非城市群城市可能会存在人工智能配套人才匮乏、产业结构高碳锁定等问题。

(2) 资源禀赋异质性。资源型城市的经济生产一般更依赖于资源消耗, 这可能会造成更多的环境污染和碳排放问题。根据国务院印发的《全国资源型城市名单(2013)》, 中国共有 262 个资源型城市, 其中地级市 126 个, 而黄河流域资源型城市占比高达 31.75%。故本文有必要考虑资源禀赋差异在人工智能技术影响黄河流域城市碳全要素生产率过程中产生的异质性作用。由表 6 的列(3)、(4)可知, 人工智能技术提升了非资源型城市碳全要素生产率, 但对资源型城市并未产生显著影响。究其原因, 资源型城市大多以传统能源、重化工业为主导产业, 产业发展长期存在资源过度依赖的问题, 加之其人工智能技术研发起步较晚, 短期内实现绿色转型的难度较大。

(3) 政府环保关注度异质性。“生态优先、节约集约、绿色低碳发展”理念对发挥人工智能技术的绿色创新效应具有重要的导向性作用。对于缺乏环保注意力的城市而言, 人工智能技术发展可能会

促使其追求更高的经济效益, 而非社会效益与环境效益。基于此, 参考邵帅等<sup>[31]</sup>的研究, 根据地级市政府工作报告中环境词频的中位数将样本划分为高环保关注度和低环保关注度两组。由表 6 的列(5)-(6)可知, 相较于低政府环保关注度的城市, 人工智能技术显著提升了高政府环保关注度城市的碳全要素生产率, 这表明在绿色发展理念的引领下, 地方政府将“双碳”目标、低碳城市发展规划等纳入政策文件, 可以为低碳技术研发和应用提供合法性支持与政策倾斜, 从而助力人工智能技术提升黄河流域城市碳全要素生产率。

(4) 环保投资异质性。低碳交通网络、分布式可再生能源站、建筑能效系统等城市环境基础设施是城市碳减排的硬件支撑, 其通过实时收集能源消耗、碳排放、交通流量等数据, 助力人工智能技术赋能黄河流域城市碳全要素生产率提升。2024 年 7 月, 国务院在《关于加快经济社会发展全面绿色转型的意见》中明确提出: 要推动绿色低碳数字基础设施建设, 推进既有设施节能降碳改造。基于此, 本文根据城市环境基础设施建设投资额的中位数将样本划分为高环保投资和低环保投资两组。由表 6 的列(7)-(8)可知, 相较于低环保投资的城市, 人工智能技术显著提升了高环保投资城市的碳全要素生产率, 这表明环境基础设施为人工智能在能源、交通等领域的创新提供了试验场所, 加速技术

更新迭代,从而更为有效地推动了黄河流域城市绿色低碳转型。

(5)人力资本水平异质性。优质的人力资本更易于学习、吸收、掌握与人工智能技术研发、智能制造相关的知识和技能,这有利于帮助其在绿色研发、绿色制造等环节发挥“人机协同”效应。基准回归中发现,教育投资力度未能有效提升城市碳全要素生产率。因此,下文将进一步从产出端考察人力资本水平在人工智能技术提升城市碳全要素生产率过程中发挥的作用。本文以普通高等学校在校学生数表征人力资本水平,并根据其中位数将样本划分为高人力资本和低人力资本两组。由表6的列(9)-(10)可知,人力资本水平愈高的城市,人工智能技术对碳全要素生产率的正效应愈显著,这表明优质的人力资本可以在人工智能技术赋能黄河流域城市碳全要素生产率提升的过程中充分发挥“人机协同”效应。

(6)绿色消费水平异质性。绿色消费是秉持环保理念的偏向性消费,其要求消费者在消费过程中尽可能选择具有节能与环保属性的产品,并注重消费后的废物循环利用,故可以助力人工智能技术赋能城市碳全要素生产率提升。2025年政府工作报告中明确指出:要健全绿色消费激励机制,推动形成绿色低碳的生产方式和生活方式。因此,本文从低碳生活、绿色出行、废物处理3个维度构建绿色消费综合指数。其中,低碳生活维度包含居民家庭用水量、液化石油气家庭用量两个负向指标;绿色出行维度包含公共汽车营运数量一个正向指标;废物处理维度包含污水处理厂集中处理率、生活垃圾无害化处理率两个正向指标。在此基础上,利用熵权法测度得到绿色消费综合指数。由表6列(11)-(12)的估计结果可知,在高绿色消费水平的城市,人工智能技术显著提升了碳全要素生产率,表明在语义搜索、机器学习等智能技术支撑和智能手机的广泛应用下,智慧出行等绿色消费模式持续涌现,环境治理和废物循环利用水平明显提升。

## 6 结论与政策启示

### 6.1 结论

人工智能技术发展带来的产业转型升级对推动黄河流域城市加快发展新质生产力、实现生态保

护和高质量发展具有重要的现实意义。本文从产业数字化转型和产业绿色化转型两个层面系统揭示了人工智能技术对黄河流域城市碳全要素生产率的影响机制,并基于2006—2021年黄河流域沿线78个城市的面板数据进行实证检验。具体结论如下:

(1)人工智能技术显著提升了黄河流域城市碳全要素生产率,在进行更换解释变量、更换测度模型、考虑滞后效应、调整聚类层级、增加控制变量和内生性处理等多种稳健性检验后该结论仍然成立。

(2)产业数字化转型和产业绿色化转型是人工智能技术赋能黄河流域城市碳全要素生产率提升的关键影响机制。

(3)城市群城市的人工智能技术发展显著提升了碳全要素生产率,而非城市群城市由于存在资源依赖、数智化人才匮乏等问题,短期内难以实现绿色转型。在政府环保关注度高、城市环保投资力度大、人力资本水平高和绿色消费水平高的城市,人工智能技术对碳全要素生产率的正效应更显著。

### 6.2 政策启示

上述结论蕴含的政策启示如下:

(1)加速人工智能技术研发,促进黄河流域智慧城市建设。企业研发部门、科研院所、高等院校应注重推进人工智能关键算法、云计算系统、神经芯片等前沿技术的一体化研发和数字化共性技术攻关。一方面,政府应鼓励新型研发机构与研发型高等院校瞄准量子通信、人工智能等前沿领域开展战略性国家重大科技研发,并在加大数字科技研发补贴力度的同时严格把控数字成果验收门槛;另一方面,应着力挖掘人工智能应用场景,建设数字技术交流平台与数字成果转化平台,极力促成龙头企业、平台服务商和高等院校的产学研用联盟,并在智慧能源、智慧交通等领域开展试点示范,努力建设智慧型城市。

(2)深入推进黄河流域产业数字化和产业绿色化转型。从产业数字化转型维度来看,政府应设立专项基金引导传统产业开展全链条数字化改造,在流域内建立跨城市数据标准与碳核算互认机制;推动“东数西算”与本地风光电资源耦合,降低数字化转型能耗成本,驱动黄河流域形成数字赋能生态保

护、智能牵引产业升级的新发展范式。从产业绿色化转型维度来看,政府一方面应通过发放绿色补贴等措施积极引导企业研发和使用新能源、清洁生产以及碳捕捉技术;另一方面,应积极投资建设光伏制氢等新能源项目,使用新能源代替一部分化石能源投入生产线,持续发展新材料、绿色服务等节能环保产业。

(3)培育壮大智能化人才队伍建设,提升居民绿色消费意识。从培育智能化人才维度来看,一方面,应构建产教融合的定向培养体系,支持流域内高校联合龙头企业共建人工智能、工业互联网、碳计量等交叉学科,并设立绿色智造实训基地;另一方面,应建立阶梯式人才激励与流动机制,对引进的数字化人才给予科研经费配套与税收优惠,同时开展传统产业工程师数字技能再造培训。从促进绿色消费维度来看,政府应推广碳普惠平台,倡导使用低能耗家电、新能源汽车、绿色建材等,并将绿色消费行为转化为碳积分,用于兑换公交出行、景区门票等公共服务,鼓励居民逐步形成绿色消费观念。

### 参考文献(References):

- [1] 杜海波,魏伟,张学渊,等.黄河流域能源消费碳排放时空格局演变及影响因素:基于DMSP/OLS与NPP/VIIRS夜间灯光数据[J].地理研究,2021,40(7): 2051–2065. [Du H B, Wei W, Zhang X Y, et al. Spatio-temporal evolution and influencing factors of energy-related carbon emissions in the Yellow River Basin: Based on the DMSP/OLS and NPP/VIIRS nighttime light data[J]. Geographical Research, 2021, 40(7): 2051–2065.]
- [2] 郭安宁,牛陆,刘需珈,等.黄河流域城市群土地利用的碳排放效应[J].经济地理,2023,43(9): 172–178, 240. [Guo A N, Niu L, Liu P J, et al. Carbon emission from land use in urban agglomeration of the Yellow River Basin[J]. Economic Geography, 2023, 43 (9): 172–178, 240.]
- [3] 张国兴,苏钊贤.黄河流域交通运输碳排放的影响因素分解与情景预测[J].管理评论,2020,32(12): 283–294. [Zhang G X, Su Z X. Analysis of influencing factors and scenario prediction of transportation carbon emissions in the Yellow River Basin[J]. Management Review, 2020, 32(12): 283–294.]
- [4] 莫惠斌,王少剑.黄河流域县域碳排放的时空格局演变及空间效应机制[J].地理科学,2021,41(8): 1324–1335. [Mo H B, Wang S J. Spatio-temporal evolution and spatial effect mechanism of carbon emission at county level in the Yellow River Basin[J]. Scientia Geographica Sinica, 2021, 41(8): 1324–1335.]
- [5] 韩帅帅,苗长虹,李奕灿.黄河流域城市多中心空间结构对碳排放的影响研究[J].地理研究,2023,42(4): 936–954. [Han S S, Miao C H, Li Y C. Effects of urban polycentric spatial structure on carbon emissions in the Yellow River Basin[J]. Geographical Research, 2023, 42(4): 936–954.]
- [6] 刘柳邑,程钰,赵鸿潇,等.黄河流域资源型城市绿色技术创新对碳排放效率的影响研究[J].干旱区资源与环境,2025,39(12): 12–25. [Liu L Y, Cheng Y, Zhao H X, et al. Impact of green technology innovation on carbon emission efficiency in resource-based cities along the Yellow River Basin[J]. Journal of Arid Resources and Environment, 2025, 39(12): 12–25.]
- [7] 祝福云,师宇星.碳全要素生产率、经济增长与低碳发展分析:基于黄河流域58个地级市的证据[J].干旱区资源与环境,2024,38(1): 52–59. [Zhu F Y, Shi Y X. Analysis of carbon total factor productivity, economic growth and low-carbon development in the Yellow River Basin[J]. Journal of Arid Resources and Environment, 2024, 38(1): 52–59.]
- [8] 宋成镇,刘庆芳,马伟,等.技术创新对黄河流域地区和长江经济带碳生产率影响路径比较:基于数字金融的中介效应[J].资源科学,2024,46(3): 450–461. [Song C Z, Liu Q F, Ma W, et al. Comparison of the impact paths of technological innovation on carbon productivity in the Yellow River Basin and the Yangtze River Economic Belt: Mediation effect based on digital finance[J]. Resources Science, 2024, 46(3): 450–461.]
- [9] 郑瑞婧,程钰.黄河流域创新要素集聚对碳排放效率的影响研究[J].地理研究,2024,43(3): 577–595. [Zheng R J, Cheng Y. Impacts of innovation factor agglomeration on carbon emission efficiency in the Yellow River Basin[J]. Geographical Research, 2024, 43(3): 577–595.]
- [10] 张明志,王新培,郁馥莹.生产性服务业集聚与黄河流域减碳增效:基于碳排放效率的核算分析视角[J].软科学,2023,37(12): 65–72. [Zhang M Z, Wang X P, Huan F Y. Producer services agglomeration and carbon reduction and efficiency improvement in the Yellow River Basin: Base on the perspective of carbon emission efficiency accounting[J]. Soft Science, 2023, 37(12): 65–72.]
- [11] Yu L Z, Wang Y, Wei X H, et al. Towards low-carbon development: The role of industrial robots in decarbonization in Chinese cities[J]. Journal of Environmental Management, 2023, 10.1016/j.jenvman.2023.117216.
- [12] Wang J L, Wang W L, Liu Y, et al. Can industrial robots reduce carbon emissions? Based on the perspective energy rebound effect and labor factor flow in China[J]. Technology in Society, 2023, 10.1016/j.techsoc.2023.102208.
- [13] Liu J, Liu L, Qian Y, et al. The effect of artificial intelligence on carbon intensity: Evidence from China's industrial sector[J]. Socio-Economic Planning Sciences, 2021, 10.1016/j.seps.2020.1010

- 02.
- [14] Li Y Y, Zhang Y R, Pan A, et al. Carbon emission reduction effects of industrial robot applications: Heterogeneity characteristics and influencing mechanisms[J]. *Technology in Society*, 2022, 10.1016/j.techsoc.2022.102034.
- [15] 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.]
- [16] 黄赜琳, 蒋鹏程. 数字低碳之路: 工业机器人与城市工业碳排放[J]. *财经研究*, 2023, 49(10): 34–48. [Huang Z L, Jiang P C. Digital low-carbon road: Industrial robots and urban industrial carbon emissions[J]. *Journal of Finance and Economics*, 2023, 49(10): 34–48.]
- [17] 赵培雅, 高煜, 孙雪. “双控”目标下产业智能化的节能降碳减排效应[J]. *中国人口·资源与环境*, 2023, 33(9): 59–69. [Zhao P Y, Gao Y, Sun X. Energy-saving and carbon-reducing effects of industrial intelligence under the ‘dual control’ system[J]. *China Population, Resources and Environment*, 2023, 33(9): 59–69.]
- [18] 王群伟, 杜倩, 李振冉, 等. 数字化和绿色化转型的碳排放双控效果: 基于制造业新质生产力的机制解析[J]. *中国管理科学*, 2025, 33(11): 321–335. [Wang Q W, Du Q, Li Z R, et al. The dual control effects of carbon emissions of digital and green transitions: A mechanistic analysis based on new quality productive forces in manufacturing industries[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2025, 33(11): 321–335.]
- [19] Canhoto A I, Clear F. Artificial intelligence and machine learning as business tools: A framework for diagnosing value destruction potential[J]. *Business Horizons*, 2020, 63(2): 183–193.
- [20] 刘强, 马彦瑞, 徐生霞. 数字经济发展是否提高了中国绿色经济效率?[J]. *中国人口·资源与环境*, 2022, 32(3): 72–85. [Liu Q, Ma Y R, Xu S X. Has the development of digital economy improved the efficiency of China’s green economy?[J]. *China Population, Resources and Environment*, 2022, 32(3): 72–85.]
- [21] 钱小静, 沈路, 廉园梅. 人工智能技术对制造业就业的产业关联溢出效应研究[J]. *现代财经(天津财经大学学报)*, 2022, 42(12): 3–20. [Chao X J, Shen L, Lian Y M. Industrial association spillover effect of artificial intelligence technology on manufacturing employment[J]. *Modern Finance and Economics—Journal of Tianjin University of Finance and Economics*, 2022, 42(12): 3–20.]
- [22] 李婉红, 李娜. 绿色创新、数字化转型与高耗能企业碳减排绩效[J]. *管理工程学报*, 2023, 37(6): 66–76. [Li W H, Li N. Green innovation, digital transformation and energy-intensive enterprises carbon emission reduction performance[J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2023, 37(6): 66–76.]
- [23] 杨世迪, 唐伟. 数字技术创新对减污降碳的影响: 基于国际技术溢出的动态调节[J]. *资源科学*, 2025, 47(10): 2211–2224.
- [Yang S D, Tang W. Impact of digital technology innovation on pollution reduction and carbon mitigation: Based on dynamic regulation of international technology spillovers[J]. *Resources Science*, 2025, 47(10): 2211–2224.]
- [24] Ye Z P, Yang J Q, Zhong N, et al. Tackling environmental challenges in pollution controls using artificial intelligence: A review [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.134279.
- [25] 钱小静, 沈路. 新型数字基础设施对黄河流域城市生态效率的空间溢出效应: 基于2013–2020年沿线97个城市数据的分析[J]. *陕西师范大学学报(哲学社会科学版)*, 2023, 52(6): 46–60. [Chao X J, Shen L. Spatial spillover effect of new digital infrastructure on urban ecological efficiency in the Yellow River Basin: Based on data from 97 cities along the line from 2013 to 2020[J]. *Journal of Shaanxi Normal University (Philosophy and Social Sciences Edition)*, 2023, 52(6): 46–60.]
- [26] 邵帅, 范美婷, 杨莉莉. 经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展: 基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察[J]. *管理世界*, 2022, 38(2): 46–69, 4–10. [Shao S, Fan M T, Yang L L. Economic restructuring, green technical progress, and low-carbon transition development in China: An empirical investigation based on the overall technology frontier and spatial spillover effect[J]. *Journal of Management World*, 2022, 38(2): 46–69, 4–10.]
- [27] 田潇潇, 郭克莎. 绿色制造技术创新对制造业绿色发展的影响[J]. *经济理论与经济管理*, 2023, 43(8): 4–17. [Tian X X, Guo K S. The impact of green manufacturing technology innovation on the green development of manufacturing industries[J]. *Economic Theory and Business Management*, 2023, 43(8): 4–17.]
- [28] 杨飞. 产业数字化如何化解全球供应链风险: 基于深度学习自动工具变量法的实证研究[J]. *中国工业经济*, 2025, (9): 80–98. [Yang F. How to resolve global supply chain risks in industrial digitalization: An empirical study based on deep learning automatic instrumental variable methods[J]. *China Industrial Economics*, 2025, (9): 80–98.]
- [29] 王峰正, 姜涛, 郭晓川. 政府质量、环境规制与企业绿色技术创新[J]. *科研管理*, 2018, 39(1): 26–33. [Wang F Z, Jiang T, Guo X C. Government quality, environmental regulation and green technological innovation of enterprises[J]. *Science Research Management*, 2018, 39(1): 26–33.]
- [30] 吴卫红, 蔡海波, 刘佳, 等. 技术创新双重效应与重污染行业绿色转型升级: 基于碳排放的视角[J]. *经济与管理研究*, 2023, 44(11): 45–61. [Wu W H, Cai H B, Liu J, et al. Dual effects of technological innovation and green transformation and upgrading of heavily polluting industries: From the perspective of carbon emissions[J]. *Research on Economics and Management*, 2023, 44(11): 45–61.]

- [31] 邵帅, 葛力铭, 朱佳玲. 人与自然何以和谐共生: 地理要素视角下的环境规制与环境福利绩效[J]. 管理世界, 2024, 40(8): 119–146. [Shao S, Ge L M, Zhu J L. How to achieve the harmony be-

tween humanity and nature: Environmental regulation and environmental welfare performance from the perspective of geographical factors[J]. Journal of Management World, 2024, 40(8): 119–146.]

## Impact of artificial intelligence technology on carbon total factor productivity in cities of Yellow River Basin

SHEN Lu<sup>1, 2, 3</sup>, CHAO Xiaojing<sup>2</sup>

(1. School of Business, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China; 2. School of Economics and Management, Northwest University, Xi'an 710127, China; 3. Hunan Provincial Research Institute of New Strategic Industries, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201, China)

**Abstract:** [Objective] Exploring the impact of artificial intelligence technology on carbon total factor productivity in cities of the Yellow River Basin is conducive to identifying the transformation directions for promoting green and low-carbon development of cities in the Yellow River Basin in the era of digital and intelligent economy. [Methods] This study systematically elucidated the impact mechanism of artificial intelligence technology on carbon total factor productivity in cities of the Yellow River Basin and conducted an empirical test using panel data from 78 cities along the basin from 2006 to 2021. [Results] (1) Artificial intelligence technology had a significant positive effect on improving carbon total factor productivity in cities of the Yellow River Basin, and this finding remained robust after a series of robustness tests and endogeneity tests. (2) Artificial intelligence technology mainly enhanced carbon total factor productivity in cities of the Yellow River Basin through two channels: industrial digital transformation and industrial green transformation. (3) The enhancing effect of artificial intelligence technology on carbon total factor productivity was more pronounced in cities of urban agglomeration, non-resource-based cities, and cities with high government attention to environmental protection, substantial environmental protection investment, high levels of human capital, and high levels of green consumption. [Conclusion] Artificial intelligence provides key technical support for enhancing carbon total factor productivity in cities of the Yellow River Basin. Therefore, it is necessary to increase investment in digital and intelligent transformation and environmental protection, promote the digital and green transformation of traditional industries, and foster low-carbon and sustainable development in cities along the Yellow River Basin.

**Key words:** artificial intelligence technology; carbon total factor productivity; industry; digital transformation; green transformation; Yellow River Basin