

绿色发展背景下人工智能对绿色全要素生产率的影响分析

梅一平

曲阜师范大学统计与数据科学学院, 山东 济宁

收稿日期: 2025年5月27日; 录用日期: 2025年6月20日; 发布日期: 2025年6月30日

摘要

伴随着新一轮科技革命与产业变革, 人工智能在促进绿色低碳发展领域扮演着重要角色。本研究基于2011~2023年全国30个省份的面板数据, 构建了人工智能与绿色全要素生产率的指标体系。首先使用双固定效应模型分析两者影响机制, 随后进行异质性分析, 探究区域间影响差异, 最后借助空间杜宾模型探究两者的空间溢出效应, 研究结果表明: 人工智能的发展显著促进了绿色全要素生产率的提升, 且这一影响存在明显的区域异质性, 与此同时人工智能对绿色全要素生产率的促进作用不仅体现在本地区, 还对周边地区存在正向的空间溢出效应, 表明两者在空间维度上存在有互动关系。

关键词

人工智能, 绿色全要素生产率, 面板回归, 空间溢出

Analysis of the Impact of Artificial Intelligence on Green Total Factor Productivity under Green Development

Yiping Mei

School of Statistics and Data Science, Qufu Normal University, Jining Shandong

Received: May 27th, 2025; accepted: Jun. 20th, 2025; published: Jun. 30th, 2025

Abstract

With the new round of technological revolution and industrial transformation, artificial intelligence plays an important role in promoting green and low-carbon development. Based on the panel data of 30 provinces across the country from 2011 to 2023, this study constructed an indicator system

for artificial intelligence and green total factor productivity. Firstly, the double fixed effects model was used to analyze the influence mechanisms of the two. Then, heterogeneity analysis was conducted to explore the differences in influence between regions. Finally, the spatial Durbin model was used to explore the spatial spillover effects of the two. The research results show that: The development of artificial intelligence has significantly promoted the improvement of green total factor productivity, and this impact shows obvious regional heterogeneity. At the same time, the promoting effect of artificial intelligence on green total factor productivity is not only reflected in the local area, but also has a positive spatial spillover effect on the surrounding areas, demonstrating an interactive relationship between the two in the spatial dimension.

Keywords

Artificial Intelligence, Green Total Factor Productivity, Panel Regression, Spatial Spillover

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

党的二十届三中全会指出“中国式现代化是人与自然和谐共生的现代化”，强调要“聚焦美丽中国建设，加快经济社会发展全面绿色转型”[1]。这一战略部署具有深刻的现实背景：改革开放四十余年来，我国经济规模实现了历史性跨越，GDP从2010年的41.21万亿元跃升至2024年的134.91万亿元，占全球经济比重从9%提升至约17%。但与此同时，传统粗放型发展模式带来的资源环境代价日益凸显，尽管单位GDP能耗持续优化，与发达国家相比仍存在明显差距。

在此背景下，推动经济社会绿色低碳转型发展具有双重战略意义：一方面，这是突破资源环境瓶颈、实现人与自然和谐共生的必由之路；另一方面，这也是抢抓全球科技产业变革机遇、培育新发展动能的关键突破口。当前，绿色全要素生产率作为衡量经济发展质量与生态环境效益协同水平的重要指标，其提升已成为推动绿色可持续发展的核心抓手。

伴随智能经济时代的到来，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，正在通过三大路径为绿色转型注入新动能：一是推动技术范式革命性突破，二是实现生产要素创新性配置，三是促进产业体系深度转型。这些变革不仅使人工智能成为新质生产力的典型代表，更通过赋能生产方式的绿色化、低碳化转型，为经济社会发展全面绿色转型提供了强有力的技术支撑。

基于此，研究人工智能对绿色全要素生产率的影响机制、区域异质性特征及空间溢出效应，不仅有助于破解资源环境约束难题，更能为制定差异化区域绿色发展政策、推动经济高质量协调发展提供重要理论依据和实践指导。

2. 文献综述

随着人工智能技术的快速发展及其在可持续发展中的潜力凸显，现有文献对人工智能与绿色全要素生产率关系进行了比较丰富的研究。

初期研究多从整体层面进行理论构建，探讨人工智能对绿色生产效率的影响。Nordhaus率先提出人工智能在提升资源配置效率上的潜力，奠定理论基础[2]；Yao以案例证实AI实时监控系统能降低单位产出能耗，提供技术路径参考[3]；黄旭和董志强研究发现，智能算法优化工业能源使用、降低资源消耗，初步构建起人工智能对绿色全要素生产率直接影响的理论框架[4]。

近期研究聚焦细分领域，从多维度探讨人工智能与绿色全要素生产率关系。在技术创新与效率提升层面，孙全胜指出，人工智能作为通用技术，能通过互补创新和乘数效应推动绿色技术进步与效率提升[5]；唐晓华和迟子茗探究工业领域智能化对工业绿色全要素生产率的影响[6]。在资源优化与环境管理层面，林晓农提出人工智能动态资源分配技术可优化资源配置，提高资源利用率[7]；谢嘉欣借助大数据分析供应链碳足迹实现清洁改造，拓展人工智能环境管理应用场景[8]。在技术应用挑战方面，苏晨晨和王飞发现数字化水平对不同地区绿色全要素生产率的影响存在差异[9]；艾传国等警示，算力基础设施能耗的扩张可能削弱人工智能的绿色效益，强调政策平衡技术创新与环境可持续性的必要性[10]。这些研究从多维度深化了对两者关系的理解，为本研究提供理论与实证支撑。

梳理现有研究发现，人工智能对绿色全要素生产率影响的研究仍有拓展空间：现有研究多采用独立面板模型，研究区域较为局限，忽视了地域特征导致的空间传导影响。本研究利用 VOSviewer 生成关键词共线图，直观呈现研究成果与不足。

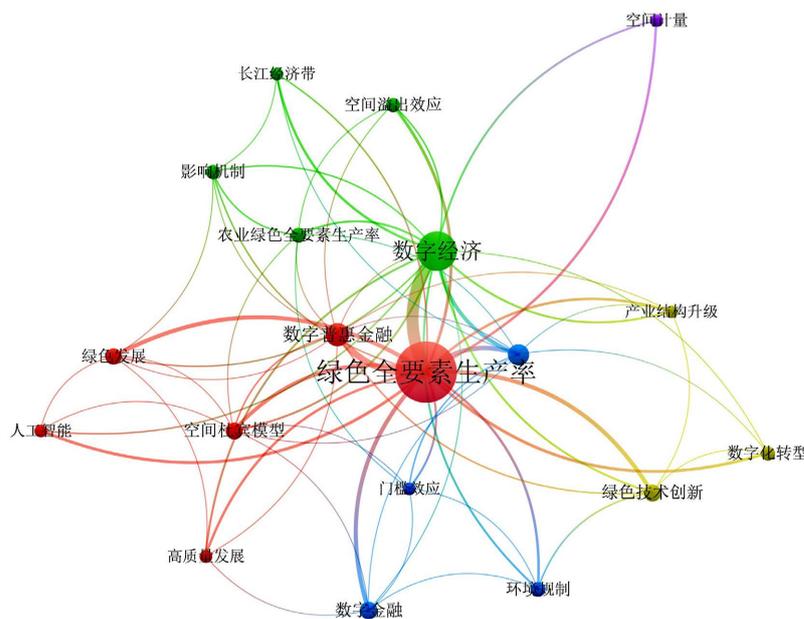


Figure 1. Diagram of the practical teaching system of automation major
图 1. 关键词共线图

分析图 1 结果，针对已有研究的不足，本研究运用统计学方法，深入探讨人工智能对绿色全要素生产率的影响及区域异质性，分析空间溢出特征，为我国推进人工智能技术创新与绿色发展协同提供理论依据和政策建议。

3. 研究设计与模型构建

3.1. 指标体系构建

3.1.1. 被解释变量

绿色全要素生产率是经济增长中扣除传统要素(资本、劳动等)投入贡献后，由技术进步、效率提升和绿色创新等因素驱动的、同时兼顾资源节约和环境友好的可持续发展能力。本研究采用选取劳动、资本和能源作为投入要素，以地区生产总值作为期望产出，同时将工业二氧化硫、工业烟粉和工业废水排放量作为非期望产出。在此基础上，运用指数法进行测算，计算公式如下：

$$GTFP_t = \frac{1 + \overline{D}_0^t(x^t, y^t, z^t; g^t)}{1 + \overline{D}_0^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, z^{t+1}; g^{t+1})} \quad (1)$$

其中, \overline{D}_0^t 是方向距离函数, 用于衡量第 t 年的生产效率。 x^t , y^t , z^t 分别表示投入、期望产出和非期望产出, g^{t+1} 是方向导数。指标构建如表 1 所示。

Table 1. Construction of green total factor productivity index

表 1. 绿色全要素生产率指标构建

一级指标	二级指标	三级指标
生产要素投入	劳动力投入	各省当年年末就业人数(万人)
	资本投入	各省以 2005 年为基期计算的 实际资本存量(亿元)
	能源消耗	各省当年能源消费总量(万吨)
期望产出	经济产出	各省当年 GDP (亿元)
非期望产出	工业废水排放	各省当年工业废水排放量(万吨)
	废气排放	各省当年二氧化碳排放量(万吨)
	工业固体废物产量	各省当年固体废物产生量(万吨)
	二氧化碳排放	各省当年二氧化碳排放量(万吨)

3.1.2. 核心解释变量

本研究的核心解释变量选用工业机器人安装密度与人工智能专利申请数。借助文献查阅了解到, 吕洁[11]和韩民春等[12]将工业机器人使用密度或渗透度(每千名劳动力所拥有的工业机器人数量)作为人工智能的代理变量。经过综合考量, 工业机器人渗透度既展现了工业机器人的普及程度和实际运用水平, 又更直观地体现了我国各省在人工智能领域的发展状况。因此, 本研究选用机器人渗透度这一参数作为衡量人工智能发展水平的有效尺度。

在计算过程中, 本研究借鉴康茜等[13]学者做法计算省级层面的机器人渗透度, 从而衡量人工智能发展水平。具体公式如下:

$$y_{ij} = \frac{x_{ij} - x_{i,\min}}{x_{i,\max} - x_{i,\min}} \quad (2)$$

3.1.3. 控制变量

本研究选取的控制变量如下: 城镇化水平(Urban)采用城镇常住人口比例表征; 人口集聚程度(PD)通过单位面积人口数量的对数值测算; 经济开放度(Open)以 FDI 占地区生产总值比例反映; 财政干预程度(Gov)用政府一般公共预算支出与 GDP 比值衡量; 经济发展水平(GDP)以对数化处理的人均实际地区生产总值表示。

3.2. 数据来源与说明

本研究采用 2011~2023 年中国 30 个省份的面板数据作为研究样本, 不包含港澳台及西藏地区。数据主要来自国家统计局和《中国统计年鉴》等各类统计年鉴, 对于数据缺失问题, 采用线性插值法和热卡填充法进行补充处理。

3.3. 模型构建

3.3.1. 基准回归模型

本研究采用多元线性回归模型探究人工智能对绿色全要素生产率的促进作用, 模型设定如下:

$$GTFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \beta X_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it}, \quad (3)$$

其中, i 表示省份、 t 表示时间; 被解释变量 $GTFP_{it}$ 表示省份 i 在第 t 年的绿色全要素生产率; 核心解释变量 AI_{it} 表示省份 i 在第 t 年的人工智能发展水平; α_0 截距项, α_1 表示人工智能的系数, β 表示控制变量的系数, μ_i 表示个体效应, γ_t 表示时间效应, ε_{it} 表示随机误差项; X_{it} 表示一系列控制变量。

3.3.2. 空间杜宾模型

鉴于人工智能发展水平对绿色全要素生产率可能存在空间依赖性, 本研究构建了空间杜宾模型来检验空间相关性, 模型设定如下:

$$GTFP_{it} = \alpha_0 + \rho \sum_{j=1}^n W_{ij} GTFP_{jt} + \sum_{j=1}^n W_{ij} AI_{jt} \lambda_1 + \alpha_1 AI_{it} + \beta X_{it} + \sum_{j=1}^n W_{ij} X_{jt} \lambda_2 + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it}, \quad (4)$$

其中, ρ 是空间滞后回归系数, λ_1 是人工智能空间滞后项系数, λ_2 是控制变量的空间滞后项系数, n 表示省份总数, W_{ij} 表示空间权重矩阵中省份 i 和 j 省份的关联程度, 本研究使用邻接矩阵, 即 0-1 矩阵, 其余变量与公式(3)一致。

4. 实证分析

4.1. 基准回归分析

在实证分析前, 本研究通过 F 检验和 Hausman 检验对模型设定进行了筛选, 检验结果如表 2 所示。结果表明, F 检验 p 值趋于 0, Hausman 检验 p 值为 0.0312, 两者均显著拒绝原假设。因此, 本研究采用个体 - 时间双向固定效应模型进行回归分析, 结果如表 3 所示。

Table 2. F-test and Hausman test

表 2. F 检验和 Hausman 检验

F 检验		Hausman 检验	
F 统计量	P 值	Chi2	p 值
14.749	<0.0001	11.31	0.0312

Table 3. Benchmark regression result

表 3. 基准回归结果

变量	(1)	(2)
	GTFP	GTFP
AI	0.0831** (2.08)	0.0661*** (3.41)
Open		0.0491* (1.80)
PD		-0.0132 (-1.26)
Urban		0.0212*** (4.78)
Gov		0.1019*** (2.97)
GDP		-0.0066** (-2.36)
Constant	1.0040*** (14.70)	1.1653*** (12.24)
N	390	390

续表

R ²	0.3783	0.4365
控制变量	NO	YES
省份固定效应	YES	YES
时间固定效应	YES	YES

注：***、**、*分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著；括号内为 t 值。

结果显示，当仅以人工智能为核心解释变量时，其回归系数在 5%水平上显著；加入控制变量后，显著性提升至 1%，证实人工智能对绿色全要素生产率存在显著正向影响。在控制变量中，人口密度系数为负但不显著；城镇化水平、政府干预程度在 1%水平上显著为正，对外开放程度在 10%水平上显著为正，说明三者均能促进绿色全要素生产率提升；而经济增长在 5%水平上显著为负，表明其对绿色全要素生产率产生抑制作用。

4.2. 稳健性检验

为保证模型结果的稳健性，本研究采用：(1) 滞后控制变量(2) 1%缩尾处理(3) 剔除特殊样本，三种方法来进行稳健性检验[14]。结果显示，表 4 估计结果与前文基准回归结果保持一致，模型通过稳健性检验。

Table 4. Robustness test results

表 4. 稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	GTFP	GTFP	GTFP
AI	0.0718*** (5.23)	0.0531*** (3.39)	0.0516*** (3.29)
Open	0.0147* (1.82)	0.0112** (2.44)	0.0126* (1.96)
PD	-0.0691** (-2.24)	-0.0256 (-1.19)	0.0477 (0.82)
Urban	0.0032*** (4.69)	0.0034*** (4.78)	0.0012*** (3.32)
Gov	0.0683*** (2.61)	0.1243*** (2.97)	0.0895*** (3.65)
GDP	-0.0164* (-1.79)	-0.0075 (-0.91)	-0.0299 (-0.48)
Constant	1.0982*** (5.66)	1.2070*** (12.24)	0.9693*** (14.62)
N	360	390	338
R ²	0.247	0.178	0.265
控制变量	YES	YES	YES
省份固定效应	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES

注：***、**、*分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著；括号内为 t 值。

4.3. 异质性分析

为进一步考虑地理位置对人工智能需求和经济发展存在差异，本研究将 30 个省份划分为东部、中部、西部及东北地区，考察人工智能发展水平对绿色全要素生产率影响的区域异质性。

表 5 结果显示, 人工智能对绿色全要素生产率的影响在不同区域存在显著差异。东部地区人工智能对绿色全要素生产率的推动作用显著。相比之下, 中部地区虽有一定正向作用, 但效果有限。西部地区的人工智能的影响不显著。东北地区的人工智能的发展为绿色全要素生产率带来了显著的负向影响。

可能的原因在于, 东部因高新技术产业集聚、科研投入多、政策支持有力, 人工智能与绿色技术深度融合, 推动作用显著; 中部传统工业占比高, 人工智能应用局限, 创新生态培育不足, 正向作用有限; 西部数字基建落后、人才流失严重、应用场景单一, 技术吸收能力弱, 影响不显著; 东北传统重工业路径依赖强, 新旧动能转换遇阻, 人工智能与绿色技术融合低, 创新要素流失, 呈现显著负向影响。可见, 区域差异由产业结构、创新要素与政策导向共同导致, 需依各地瓶颈制定差异化策略, 释放人工智能对绿色全要素生产率的提升效能。

Table 5. System resulting data of standard experiment

表 5. 稳健性检验结果

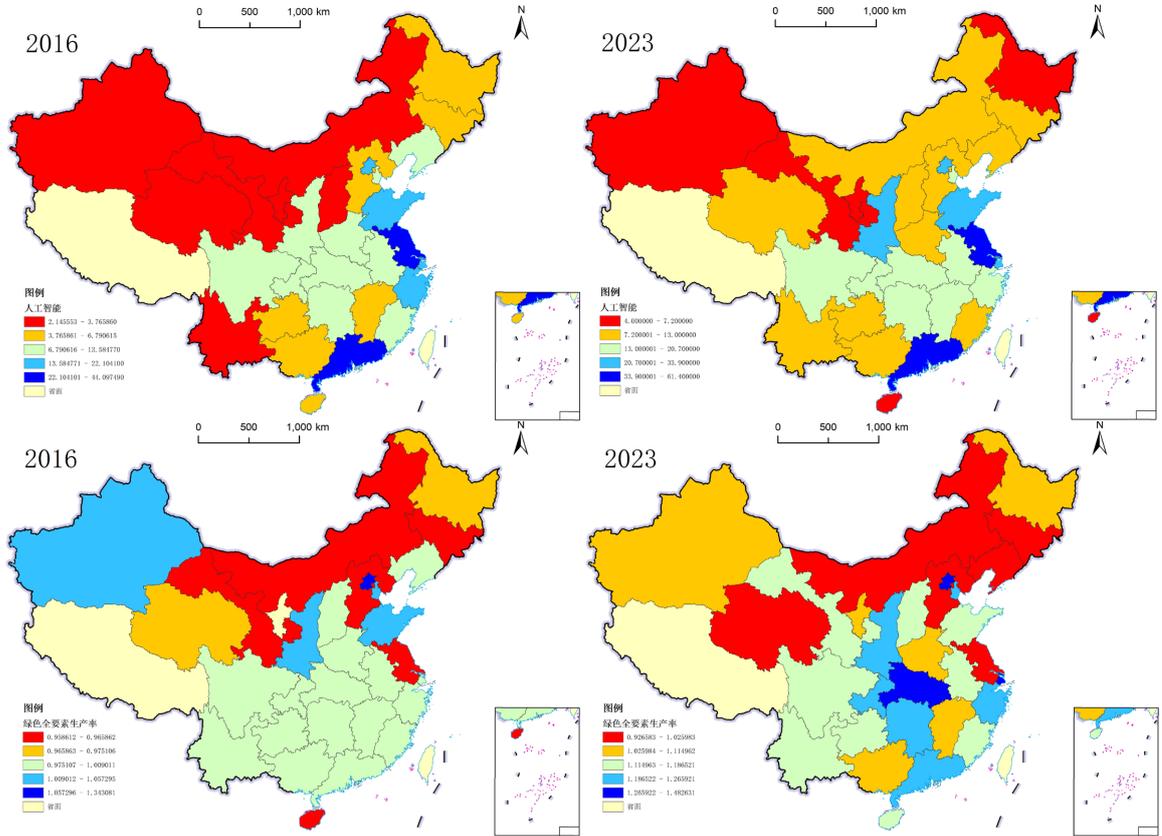
变量	东部地区	中部地区	西部地区	东北地区
	GTFP	GTFP	GTFP	GTFP
AI	0.0692*** (3.32)	0.0217* (1.68)	-0.0297 (-0.34)	-0.0176** (-2.56)
Open	0.0242 (0.34)	0.0874* (1.85)	-0.0629 (-1.43)	0.0043 (1.42)
PD	-0.0551** (-1.99)	0.0156 (0.90)	0.3192*** (4.10)	-0.0223*** (-5.68)
Urban	-0.0043* (-1.82)	-0.0023 (-0.96)	0.0036 (1.31)	0.0002 (0.13)
Gov	0.2598* (1.68)	-0.1174** (-2.13)	0.1432** (2.42)	-0.2436** (-2.83)
GDP	-0.0011 (-0.02)	-0.0716* (-1.73)	-0.0965** (-2.11)	-0.0397 (-1.52)
Constant	1.6702*** (3.21)	1.773*** (3.69)	0.376 (0.79)	1.536*** (6.68)
N	130	78	143	39
R ²	0.955	0.432	0.550	0.731
F	1.537	3.198	3.341	9.257
控制变量	YES	YES	YES	YES
省份固定效应	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES

注: ***, **, *分别表示在 1%、5% 和 10% 水平下显著; 括号内为 t 值。

4.4. 空间杜宾模型分析

4.4.1. 空间格局演化

本研究运用 ArcGIS10.8 软件绘制中国省域人工智能与绿色全要素生产率空间格局分布图, 同时采用自然间断点分级法进行分组。



注：该图基于自然资源部标准地图服务网站下载的审图号为GS(2023)2767号的标准地图制作，底图无修改。

Figure 2. Diagram of the practical teaching system of automation major
图 2. 2016 年和 2023 年中国省域 AI 与 GTFP 空间格局分布图

图 2 结果表明，各省域人工智能与绿色全要素生产率空间演化格局具有以下特点：① 从空间分布结构看，各省域人工智能与绿色全要素生产率的演化格局均呈现显著的区域差异。东部沿海及北京等地在两类指标层级上持续领先，京津冀、长三角、粤港澳大湾区等城市群形成空间集聚与产业集群效应；长江中下游省域(如湖北、湖南等)在两类指标中均实现层级跃升，体现区域协同发展潜力。相比之下，中西部与西北省域(如甘肃、贵州等)在两类指标层级上普遍较低，体现区域内资源整合不足，需加强跨区域协作与创新投入。② 从时间发展顺序看，多数地区人工智能与绿色全要素生产率呈现稳定增长趋势，层级跃迁速度差异显著。沿海省份凭借政策支持与创新优势，增速领先内陆；然而，资源依赖型地区(如青海、内蒙古等)在两类指标中均存在波动或滞后，凸显区域发展不平衡问题。总体而言，两类指标的时空协同提升印证了我国经济结构优化与创新驱动战略的成效，经济增长模式正向集约化、可持续的新质生产力体系加速转型。

4.4.2. 空间关联性分析

① 全部莫兰指数

本研究采用探索性空间数据分析法计算 2011~2023 年中国各省域人工智能和绿色全要素生产率的全局莫兰指数，如表 6 所示。

结果显示，2011~2023 年的人工智能和绿色全要素生产率的 Moran's I 值均为正(0.202~0.314)，均通过了 5% 的显著性水平检验，说明各省份的人工智能发展水平和绿色全要素生产率存在显著的正向空间集

聚效应。

Table 6. Global Moran index
表 6. 全局莫兰指数

Year	人工智能发展水平		绿色全要素生产率	
	Moran's I	p	Moran's I	p
2011	0.260	0.004	0.248	0.006
2012	0.291	0.004	0.287	0.003
2013	0.314	0.002	0.258	0.007
2014	0.313	0.002	0.260	0.006
2015	0.296	0.004	0.282	0.004
2016	0.264	0.016	0.243	0.006
2017	0.271	0.007	0.254	0.007
2018	0.255	0.009	0.233	0.011
2019	0.236	0.014	0.227	0.012
2020	0.248	0.011	0.213	0.016
2021	0.270	0.007	0.220	0.014
2022	0.288	0.015	0.218	0.011
2023	0.220	0.009	0.202	0.017

② 局部莫兰指数

在全局莫兰指数结果的基础上，借助标准化的地理权重矩阵绘制 Moran's I 指数的散点图。以 2016 年和 2023 年的散点图为例，直观展现人工智能与绿色全要素生产率的空间分布特征。

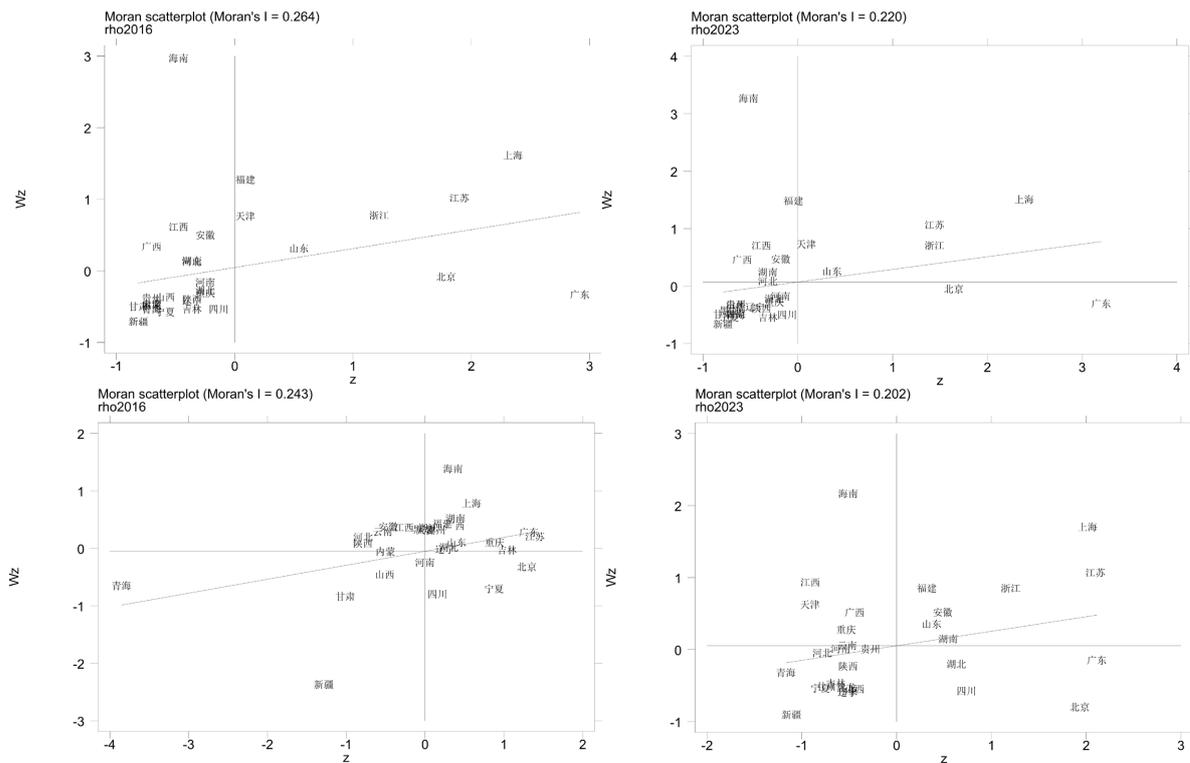


Figure 3. Moran index charts of AI and GTFP in China's provincial regions in 2016 and 2023

图 3. 2016 年和 2023 年中国省域 AI 与 GTFP 局部莫兰指数图

图 3 结果表明,我国各省人工智能发展与绿色全要素生产率呈现显著的空间分异特征。具体而言,天津、江苏、上海等东部沿海省份呈现“高-高”集聚特征,表明其与邻近省份在人工智能应用与绿色生产效率方面均保持领先优势;山西、贵州、内蒙古等中西部地区则表现为“低-低”集聚,反映出区域发展水平的相对滞后。综上,各省份人工智能和绿色全要素生产率局部莫兰指数主要落在第一、三象限,聚集、离散效应特征明显,证实了省域人工智能和绿色全要素生产率存在空间依赖性且空间分布不均衡。

4.4.3. 空间计量模型确定与结果分析

确定变量间存在空间自相关性后,本研究借助 LM 检验来确定空间计量模型。

Table 7. The results of LM test

表 7. LM 检验结果

检验	统计量	p 值
LM-lag	279.923***	<0.001
稳健的 LM-lag 检验	6.354***	0.012
LM-Err 检验	284.656***	<0.001
稳健的 LM-Err 检验	11.087***	<0.001

注:***、**、*分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著。

表 7 结果显示,LM 检验和 Robust-LM 检验的 p 值均在 1%的水平下显著,说明存在空间误差效应和空间滞后效应,因此初步选择空间杜宾模型。沿用上文的 Hausman 检验结果,本研究选择双向固定效应的空间杜宾模型。

为进一步判断空间杜宾模型能否退化为空间误差模型或空间滞后模型,本研究使用 LR 检验和 Wald 检验来验证空间杜宾模型的适用性,如表 8 所示。

Table 8. The results of LR test and Wald test

表 8. LR 检验和 Wald 检验结果

	LM 值	p 值
LR-Lag	69.33***	<0.0001
LR-Err	73.19***	<0.0001
Wald-Lag	29.99***	0.0034
Wald-Err	48.70***	0.0041

注:***、**、*分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著。

结果显示,在 1%的显著性水平下,LR 检验和 Wald 检验结果均拒绝了选择空间滞后模型或空间误差模型的原假设。因此,本研究选用空间杜宾模型以剖析人工智能发展水平与绿色全要素生产率之间的空间关联,回归结果如表 9 所示。

Table 9. Spatial Durbin analysis results

表 9. 空间杜宾分析结果

变量	x	Wx
AI	0.0531*** (3.95)	0.0579*** (4.12)
Urban	0.01345*** (3.95)	-0.1094*** (-4.01)
PD	-0.0163*** (-3.95)	0.1053*** (14.36)

续表

Open	0.0013** (2.27)		0.0037** (4.53)
Gov	0.2119*** (3.83)		0.07586 (0.80)
GDP	-0.0324*** (-4.66)		-0.1250** (-9.43)
ρ		0.1828** (9.21)	
Sigma2_e		0.0018*** (13.42)	
省份固定效应		YES	
时间固定效应		YES	
N		390	
R ²		0.4746	

注：***、**、*分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著；括号内为 t 值。

结果表明，人工智能发展水平回归系数为 0.0531，在 1%的水平下显著。其空间效应系数为 0.0579，通过了 1%置信水平下的显著性检验，这说明某一地区的人工智能发展水平对周边地区的绿色全要素生产率可能存在促进作用。绿色全要素生产率的空间自回归系数为 0.1828，通过 5%置信水平下的显著性检验，表明本研究构建的空间杜宾模型有效，且绿色全要素生产率存在显著的空间溢出效应，即某一地区绿色全要素生产率的提高对于周边地区的绿色全要素生产率的提高有促进作用，与前文莫兰指数的分析结果一致。

4.4.4. 空间溢出效应分解

为进一步剖析核心解释变量对绿色全要素生产率的影响程度，并对空间溢出效应进行分析，本研究借鉴 Lesage and pace (2009)的方法，对变量效应进行拆分[15]。

Table 10. Analysis results of spatial spillover effect

表 10. 空间溢出效应分析结果

变量	直接效应	间接效应	总效应
AI	0.0044*** (5.3587)	0.0069*** (5.0081)	0.0074*** (3.7539)
Urban	0.0632*** (3.2151)	-0.0744*** (-2.8613)	-0.0112 (-0.4953)
PD	-0.0000* (-1.8610)	0.0001*** (6.8300)	0.0001*** (6.0227)
Open	-0.0001 (-0.2231)	0.0002 (0.2251)	0.0000 (0.0732)
Gov	0.0039 (0.0840)	-0.1260** (-2.0127)	-0.1221*** (-2.6571)
GDP	-0.0000*** (-6.8153)	-0.0000 (-1.6336)	-0.0000*** (-6.5712)

注：***、**、*分别表示在 1%、5%和 10%水平下显著；括号内为 t 值。

表 10 结果表明，人工智能发展水平的直接正向效应为 0.0044，间接效应为 0.0069。这体现随着人工智能发展水平扩散，领先地区智能环保技术通过产业转移与人才交流向外溢出，传播节能减排和循环经济等应用经验，可以带动周边地区提升绿色发展水平。

5. 结论与建议

5.1. 结论

以我国 2011~2023 年 30 个省份为研究样本，通过基准回归模型以及空间杜宾模型检验人工智能发展

水平对绿色全要素生产率的影响效应。研究结果显示：(1) 人工智能的发展对绿色全要素生产率具有显著的正向影响。(2) 人工智能与绿色全要素生产率的影响呈现显著区域差异化特征。(3) 人工智能对绿色全要素生产率具有显著正向空间溢出效应。

5.2. 建议

(1) 加速 AI 技术应用落地，鉴于人工智能对提升我国绿色全要素生产率具有显著促进作用，本研究提出以下建议：一是支持企业应用 AI 优化生产流程，如高耗能工厂安装智能监测系统降低能耗；二是在环保、交通等领域部署智能平台，实现污染实时预警；三是加强高校与企业合作，培养既懂 AI 技术又懂环保的复合型人才。

(2) 实施差异化区域发展战略，考虑到人工智能对绿色全要素生产率的影响存在区域异质性，为促进区域协调发展，提出以下建议：第一，政策倾斜，对中西部和东北地区在 AI 研发和招商方面给予优惠支持；第二，因地制宜，发挥优势产业对弱势产业的科技带动作用；第三，联动共进，推动东部与其他区域绿色技术合作，共享创新资源。

(3) 构建梯度适配空间协同体系，为充分发挥人工智能对绿色全要素生产率的空间效应，建议构建协同发展机制：首先建立东部与中西部联动模式，推动智能环保技术梯度转移；其次实施专家帮扶，定期组织东部团队赴中西部技术指导；最后设立区域绿色基金，支持省际交界智能治理项目。

基金项目

山东省高等学校课程思政研究中心资助项目(项目号：SZ2023014)。

参考文献

- [1] 中共中央关于进一步全面深化改革、推进中国式现代化的决定[M]. 北京: 人民出版社, 2024.
- [2] Nordhaus, W. (2015) Are We Approaching an Economic Singularity? Information Technology and the Future of Economic Growth. WB Working Paper. <https://doi.org/10.3386/w21547>
- [3] Yao, X., et al. (2017) AI-Driven Energy Efficiency Optimization in Manufacturing: A Case Study. *Energy Conversion and Management*, **142**, 321-329.
- [4] 黄旭, 董志强. 人工智能如何促进经济增长和社会福利提升? [J]. 中央财经大学学报, 2019(11): 76-85, 128.
- [5] 孙全胜. 人工智能赋能新时代绿色共享经济高质量发展的三重路径[J]. 商业经济, 2025(5): 14-16, 25.
- [6] 唐晓华, 迟子茗. 工业智能化提升工业绿色发展效率的实证研究[J]. 经济学家, 2022(2): 43-52.
- [7] 林晓农. 基于人工智能发展水平的云计算资源分配研究[J]. 现代电子技术, 2020, 43(21): 170-173, 178.
- [8] 谢嘉欣. 论述生态环境大数据为环境管理带来的改变[J]. 环境与生活, 2024(12): 91-93.
- [9] 苏晨晨, 王飞. 人工智能发展对绿色全要素生产率的双边效应[J]. 技术经济与管理研究, 2025(2): 38-44.
- [10] 艾传国, 鲁斌, 王斌, 等. 算力基础设施绿色减碳技术与实施路径研究[J]. 电信快报, 2025(2): 14-19.
- [11] 吕洁, 杜传文, 李元旭. 工业机器人应用会倒逼一国制造业劳动力结构转型吗?——基于 1990-2015 年间 22 个国家的经验分析[J]. 科技管理研究, 2017, 37(22): 32-41.
- [12] 韩民春, 韩青江, 夏蕾. 工业机器人应用对制造业就业的影响——基于中国地级市数据的实证研究[J]. 改革, 2020(3): 22-39.
- [13] 康茜, 林光华. 工业机器人对就业的影响机制: 产业结构高级化还是合理化[J]. 软科学, 2021, 35(4): 20-27.
- [14] 刘明, 宋彦玲. 经济学实证研究中的稳健性检验方法——基于检验逻辑视角的阐释[J]. 统计与决策, 2023, 39(12): 45-50.
- [15] Lesage, J.P. and Pace, R.K. (2009) Introduction to Spatial Econometrics. CRC Press, 46-60. <https://doi.org/10.1201/9781420064254>