

人工智能能够降低制造业碳强度吗？ ——基于空间门限面板模型的研究

林瑞坛

福建师范大学数学与统计学院，福建 福州

收稿日期：2025年3月28日；录用日期：2025年4月7日；发布日期：2025年5月13日

摘 要

探讨人工智能对制造业碳强度的影响对于推动传统制造业向绿色、智能、高端转型升级具有重要的现实意义。基于2006~2022年中国省域面板数据，采用空间门限面板模型考察了中国省域制造业碳强度的空间溢出效应以及人工智能对制造业碳强度的非线性门槛效应。研究结果表明：(1) 中国制造业碳强度存在正向空间相关性，呈现出“高-高”和“低-低”的集聚特征。(2) 相邻省份制造业碳强度每增加1个单位，观测省份的制造业碳强度提高0.182个单位。(3) 人工智能对制造业碳强度的影响在经济发展水平下存在两区制门槛效应。当PGDP > 18768.78元时，人工智能对制造业碳强度的降低具有积极作用，反之，其对制造业碳强度的影响则不显著。根据上述结论，本文提出相应的政策建议。

关键词

人工智能，制造业碳强度，空间门限面板模型，门槛效应

Can Artificial Intelligence Reduce the Carbon Intensity of Manufacturing Industry?

—A Study Based on Spatial Threshold Panel Model

Ruitan Lin

School of Mathematics and Statistics, Fujian Normal University, Fuzhou Fujian

Received: Mar. 28th, 2025; accepted: Apr. 7th, 2025; published: May 13th, 2025

Abstract

Exploring the impact of artificial intelligence on the carbon intensity of manufacturing industry has important practical significance for promoting the transformation and upgrading of traditional manufacturing industry to green, intelligent and high-end. Based on China's provincial panel data

from 2006 to 2022, a spatial threshold panel model was used to investigate the spatial spillover effect and the nonlinear threshold effect of artificial intelligence on carbon intensity in China's provincial manufacturing industry. The results show that: (1) The carbon intensity of China's manufacturing industry has a positive spatial correlation, showing "high-high" and "low-low" agglomeration characteristics. (2) For every 1 unit increase in manufacturing carbon intensity in neighboring provinces, the observed province's manufacturing carbon intensity increases by 0.182 units. (3) The influence of artificial intelligence on the carbon intensity of manufacturing industry has a two-zone threshold effect at the level of economic development. When PGDP is greater than 18768.78 yuan, artificial intelligence has a positive effect on the reduction of carbon intensity in the manufacturing industry, on the contrary, its impact on the carbon intensity of the manufacturing industry is not significant. According to the above conclusions, this paper puts forward corresponding policy recommendations.

Keywords

Artificial Intelligence, Carbon Intensity in Manufacturing Industry, Spatial Threshold Panel Model, Threshold Effect

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

制造业是中国经济发展的支柱产业，自改革开放以来发展迅速[1]。工业和信息化部数据显示，2023 年我国制造业增加值占 GDP 比重为 26.2%，占全球比重约 30%，连续 14 年保持世界最大制造业国的地位。然而，制造业在快速发展的同时，也面临高能耗和高碳排放问题，国家统计局公布的统计数据显示 2022 年制造业能源消费 3070.86 百万吨标准煤，占全国能源消费总量的 56.8%，制造业成为了实现“双碳”目标的重点关注领域。为了缓解中国在制造业节能减排方面的巨大压力，国务院颁布的《中国制造 2025》战略规划提出，推动传统制造业向绿色、智能、高端转型升级，并制定了到 2025 年制造业能耗比 2015 年下降 18%、碳强度下降 40%的目标[2]。此外，《新一代人工智能发展规划》强调人工智能技术在制造业绿色发展中的应用，通过智能化的生产方式推动资源的高效利用和碳排放的减少。可见，人工智能为制造业绿色低碳转型及碳强度的降低提供了可能的途径。那么，人工智能如何影响制造业碳强度？在不同经济发展水平下人工智能对制造业碳强度的影响是否发生改变？回答这些问题对于实现碳减排目标具有重要现实意义。

人工智能的研究始于 1956 年由 John McCarthy 等人组织的达特茅斯会议，“人工智能”这一术语便由此产生[3]。在人工智能的测度上，现有研究多采用人工智能发明专利、人工智能综合指标体系及工业机器人存量来衡量人工智能发展水平。彭代彦等(2021) [4]将城市人工智能发明专利授权量用来测度人工智能发展水平；周杰琦等(2023) [5]从智能环境支撑、技术创造产出、产业竞争表现三个维度出发，构建了反映我国省域人工智能发展水平的评价指标体系，并采用熵值法进行了测度；Li *et al.* (2023) [6]利用来自国际机器人联合会(IFR)的机器人应用数据和中国企业层面的数据进行实证分析，考察人工智能应用对中国企业能源和资源效率的影响；史丹等(2023) [7]用工业机器人密度度量人工智能发展，探索了人工智能应用对城市高质量发展的影响，结果表明人工智能能够通过促进产业结构升级、提高技术创新水平和绿色低碳发展来推动城市高质量发展，且这一影响受到地区差异的影响；杨光等(2020) [8]从理论和实证两个角度分析了工业机器人应用对经济增长的影响，通过引入机器人的规模效应和定价行为到任务模型

中,证实了工业机器人不仅能直接影响经济增长,还能通过提升全要素生产率间接影响经济增长。

近年来,人工智能在环境方面的影响研究引起了许多学者的广泛关注。叶云岭等(2024) [9] 基于 2012~2019 年的面板数据研究了人工智能应用对长江经济带碳排放效率的影响,发现人工智能有助于提升碳排放效率,且人工智能对下游地区和低碳试点城市的碳排放效率提升效果显著; Wang *et al.* (2023) [10]探索了人口老龄化背景下人工智能驱动的劳动力替代对碳排放的影响,结果表明当人口老龄化超过特定阈值时,人工智能对碳排放的抑制作用增强;薛飞等(2022) [11]探讨了人工智能技术对中国碳排放的影响,指出人工智能技术与碳排放存在倒 U 型关系,在人工智能技术达到一定阈值后,其对碳减排的积极效应逐渐显现;刘婷婷等(2024) [12]从微观角度出发,深入探讨了人工智能对企业碳绩效的影响及其作用机制,结果表明人工智能与企业碳绩效之间存在正 U 型关系;许潇丹等(2024) [13]基于 2011~2021 年中国省域面板数据,研究了人工智能对工业绿色低碳发展的影响,发现人工智能降低了工业碳排放强度且显著提升了工业绿色全要素生产率,其对工业绿色低碳发展的促进作用在东中西地区具有异质性; Wang *et al.* (2022) [14]基于 38 个国家和 17 个不同制造业部门的数据进行研究,发现工业机器人在显著改善制造业能源强度方面发挥了重要作用。

综上所述,可以发现学者们对人工智能与环境污染的关系已进行大量的研究,取得了丰硕的成果。然而,现有研究仍存在以下不足:(1) 聚焦于人工智能对我国制造业碳强度影响的研究较少,学者大多关注全行业层面上的影响效应,而制造业是碳减排的重点行业,因此有必要将制造业作为研究对象来考察两者的关系;(2) 现有研究往往忽略了经济变量在相邻区域之间可能存在的空间集聚作用,可能导致模型估计具有有偏性,因此,有必要纳入空间溢出效应来弥补传统计量模型的不足;(3) 学者们大多采用线性回归模型来研究人工智能影响碳强度的效应,然而人工智能对碳强度的影响可能存在非线性关系。本研究以表征经济发展水平的省域 PGDP 作为门槛变量,采用空间门限面板模型探讨人工智能对制造业碳强度的非线性门槛效应,实证结果将为不同省份利用人工智能技术实现碳减排提供实证参考依据。

2. 变量选择与实证模型构建

2.1. 变量选择

基于现有研究,本文的被解释变量、解释变量以及控制变量选取如下:

被解释变量:制造业碳强度(CI)。制造业是实现“双碳”目标的重点行业,而仅将制造业碳减排聚焦于其碳排放总量具有局限性,碳排放总量不再是衡量碳减排力度的唯一指标,基于经济效益的碳强度更能反映一个地区的实际碳减排效果。本文制造业碳强度采用制造业单位生产总值二氧化碳排放量度量。

解释变量:人工智能(AI)。人工智能采用工业机器人安装密度衡量。具体计算公式[15]如下:

$$AI_{it} = \sum_{j=1}^n \frac{L_{ijt}}{L_{it}L_{jt}} \cdot Rob_{jt} \quad (1)$$

其中,下标 i 、 j 和 t 分别表示第 i 个地区、第 j 个行业和第 t 年, L_{ijt} 为 i 地区 j 行业 t 年的就业人数, L_{it} 为 i 地区 t 年的就业人数, Rob_{jt} 为 j 行业 t 年的工业机器人存量, L_{jt} 为 j 行业 t 年的全国就业人数,对所有行业进行加总,即可得出 i 地区 t 年的机器人安装密度 AI_{it} 。

控制变量:① 开放水平(OP),采用货物进出口总额占地区生产总值比重衡量;② 能源强度(ENI),采用能源消费总量与地区生产总值之比表示;③ 政府干预(GI),采用政府一般财政支出在地区生成总值中的占比表征;④ 环境规制(ER),采用工业污染治理完成投资占工业增加值比重度量;⑤ 研发投入(RD),采用 R&D 经费支出在地区生产总值中的占比表示;⑥ 能源结构(ENS),采用煤炭消费总量与能源消费总量之比衡量。

上述各变量的具体含义和衡量方法见表 1,它们的描述性统计结果见表 2。

Table 1. Meanings of all variables
表 1. 各变量含义

变量类别	变量名称	变量符号	变量含义
被解释变量	制造业碳强度	CI	制造业单位产值二氧化碳排放量
解释变量	人工智能	AI	工业机器人安装密度
控制变量	开放水平	OP	货物进出口总额占地区 GDP 比重
	能源强度	ENI	能源消费总量占地区 GDP 比重
	政府干预	GI	政府一般财政支出占地区 GDP 比重
	环境规制	ER	工业污染治理完成投资占工业增加值比重
	研发投入	RD	R&D 经费支出占地区 GDP 比重
	能源结构	ENS	煤炭消费量占能源消费总量比重

Table 2. Descriptive statistics of all variables
表 2. 各变量描述性统计结果

变量类型	变量	观测数	平均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	CI	510	0.799	0.641	0.017	4.112
解释变量	AI	510	7.773	1.894	2.657	12.495
控制变量	OP	510	0.298	0.336	0.008	1.711
	ENI	510	0.137	0.072	0.036	0.458
	GI	510	0.242	0.107	0.095	0.758
	ER	510	0.371	0.359	0.006	3.098
	RD	510	0.016	0.011	0.002	0.068
	ENS	510	0.403	0.157	0.006	0.748

2.2. 数据来源

选取 2006~2022 年中国 30 个省份面板数据作为样本，西藏自治区由于缺失大量变量数据，故未将其纳入研究范围。制造业二氧化碳数据来源于中国碳核算数据库，由于制造业产值 2012 年开始不再公布且研究时段内统计口径有所变化，采用工业品出厂价格指数平减后的制造业销售产值和营业收入衡量，分行业工业机器人存量数据来源于国际机器人联合会 IFR，其他数据来源《中国统计年鉴》《中国能源统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》《中国工业统计年鉴》等，部分缺失数据通过查找省份统计年鉴、统计公报获取，个别缺失值采用插值法填补。为了消除异方差的影响，非比值数据作对数化处理。

2.3. 实证模型构建

考虑到制造业碳强度可能存在的空间溢出效应，首先引入空间自回归项建立空间自回归面板模型评估人工智能对制造业碳强度的影响。模型具体定义如下：

$$CI_{it} = \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} CI_{jt} + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 OP_{it} + \beta_3 ENI_{it} + \beta_4 GI_{it} + \beta_5 ER_{it} + \beta_6 RD_{it} + \beta_7 ENS_{it} + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中， ρ 表示空间自回归系数，反映邻近省制造业碳强度对观测省份的影响； w_{ij} 代表省份 i 和 j 的空间权重，本文采用空间地理距离权重，各省份位置由省会城市的经纬度表示；下标 i 表示第 i 个省份，下标 t 表示年份； $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_7$ 代表核心解释变量和控制变量的回归系数， μ_i 表示个体固定效应， ε_{it} 表示随机扰动项。

人工智能对制造业碳强度的作用机制可能随着经济发展水平的变化而发生改变，而上述模型(2)仅能

反映两者之间的线性影响，无法捕捉经济发展水平不同带来的非线性门槛效应。因此，我们在空间自回归模型的基础上引入省域 PGDP 作为门槛变量，考察在不同经济发展水平下中国省域人工智能对制造业碳强度的门槛效应，最终构建的 k 区制空间门限面板模型如下：

$$CI_{it} = \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} CI_{jt} + \beta_1' X_{it} I(PGDP_{it} \leq \gamma_1) + \sum_{k=2}^{K-1} \beta_k' X_{it} I(\gamma_{k-1} < PGDP_{it} \leq \gamma_k) + \beta_K' X_{it} I(PGDP_{it} > \gamma_{K-1}) + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

式中， $X_{it} = (AI_{it}, OP_{it}, ENI_{it}, GI_{it}, ER_{it}, RD_{it}, ENS_{it})'$ 是由核心解释变量和控制变量组成的向量， $\beta_k = (\beta_{k1}, \beta_{k2}, \dots, \beta_{k7})'$ ($k = 1, 2, \dots, K$) 表示第 k 个区制下各解释变量对应的回归系数向量， K 代表实证中需要通过假设检验确定的区制个数， γ_k ($k = 1, \dots, K-1$) 是阈值系数， μ_i 表示第 i 个省份的个体固定效应， $I_k(\cdot)$ 是第 k 个区制的指示函数， $\varepsilon_{it} \sim iid(0, \sigma^2)$ 为随机干扰项。

3. 实证结果分析

3.1. 面板单位根检验

为避免伪回归问题，在进行回归前我们有必要检验各变量序列的平稳性。为此，我们选择 IPS 检验、LLC 检验、Fisher - ADF 检验和 Fisher - PP 检验对各变量进行单位根检验，检验结果见表 3。表 3 显示除变量 CI 和 ER 外，其余变量均被识别为非平稳序列，需要进一步检验 CI 与解释变量之间的协整关系。

Table 3. Panel unit root test results
表 3. 面板单位根检验结果

变量	IPS	LLC	Fisher - ADF	Fisher - PP
CI	-5.6211***	-4.4241***	12.4915***	19.4970***
AI	2.1467	-7.0814***	0.0334	15.8095***
OP	-2.2053**	-7.2566***	2.3734***	1.0231
ENI	-3.2745***	-3.3090***	0.6690	2.0985**
GI	0.2187	-4.2494***	8.7220***	3.6019***
ER	-7.7350***	-2.1703**	3.2299***	9.4005***
RD	-1.2748	-5.7953***	-0.7379	-2.5245
ENS	-2.9039***	-9.9340***	-1.3177	1.5692*

注：*，**和***分别表示在 10%、5%和 1%水平下通过显著性检验，下同。

3.2. 面板协整检验

根据协整方程理论，CI 与其余变量之间必须存在长期稳定的动态均衡关系方能进行回归分析，本文运用 Pedroni 检验和 Kao 检验对它们之间的关系进行检验。检验结果见表 4，结果表明制造业碳强度与其影响因素之间存在显著的长期协整关系，进行回归建模是合理的。

Table 4. Panel cointegration test results
表 4. 面板协整检验结果

方法	统计量	统计值(显著性)
Pedroni 检验	Modified Phillips-Perron t	6.8511***
	Augmented Dickey-Fuller t	-7.4856***
Kao 检验	Modified Dickey-Fuller t	-1.7970**
	Unadjusted modified Dickey-Fuller t	-9.5800***

3.3. 空间自相关检验

空间相关性检验常用 Moran 指数，它反映了区域单元之间属性值的空间关联程度。我们基于 2006~2022 年中国 30 个省份制造业碳强度的横截面数据，计算得到每年的全局 Moran's I。检验结果表 5 显示，从 2006~2022 年制造业碳强度的全局 Moran's I 均在 1% 的显著性水平下为正，各年份的值均落在 [0.151, 0.299] 的范围内，表明中国 30 个省份的制造业碳强度存在正向的空间相关性，意味着制造业碳强度相邻的省份在空间上倾向于集聚。因此，有必要引入空间自回归项来进行后续模型的构建。

Table 5. Moran test results for carbon intensity of manufacturing industry
表 5. 制造业碳强度 Moran 检验结果

年份	Moran's I	年份	Moran's I
2006	0.219***	2015	0.250***
2007	0.235***	2016	0.206***
2008	0.230***	2017	0.151***
2009	0.203***	2018	0.272***
2010	0.265***	2019	0.298***
2011	0.222***	2020	0.294***
2012	0.259***	2021	0.299***
2013	0.245***	2022	0.296***
2014	0.237***		

全局 Moran 指数能够识别经济现象在整体层面上的空间依赖性，但难以揭示局部空间单元的分布特征，而局部 Moran 散点图弥补了这一缺陷。因此，我们绘制了 2006 年、2014 年和 2022 年中国制造业碳强度的局部 Moran 散点图，以直观反映空间集聚性和空间异质性特征。从图 1 可见，大部分点落在第一和第三象限，表明 30 个省份的制造业碳强度呈现出“高-高”、“低-低”集聚的空间分布格局，说明高碳强度省份与低碳强度省份均呈现“近邻趋同”的集聚现象，利用空间计量模型对其进行研究更能反映真实现象，忽略空间交互效应可能导致人工智能对碳强度的影响估计产生偏误。

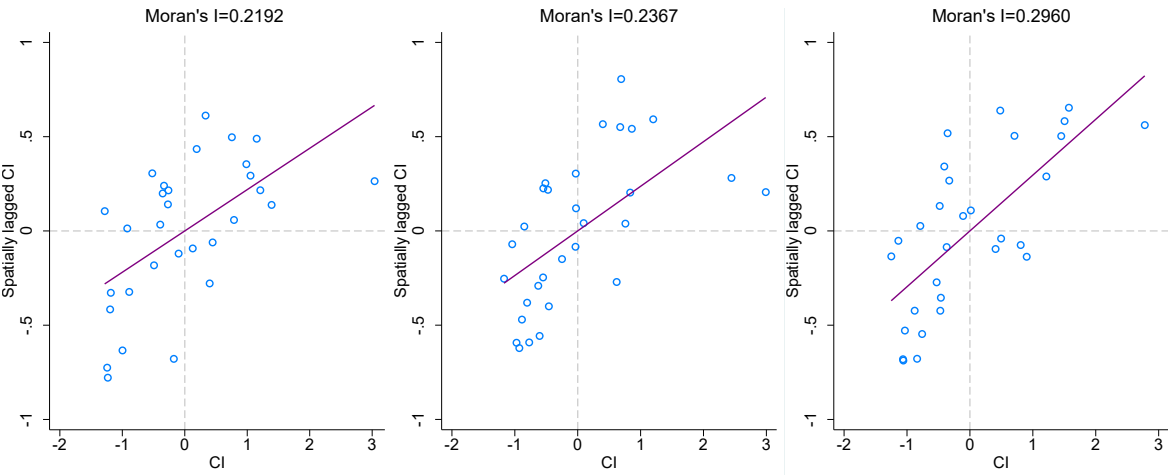


Figure 1. Moran scatter plot of carbon intensity of manufacturing industry in 2006, 2014 and 2022
图 1. 2006、2014 及 2022 年制造业碳强度 Moran 散点图

3.4. 实证结果分析

为确保空间自回归门限面板模型设定的有效性，依次进行阈值效应存在性检验与门槛系数个数识别检验。首先，进行阈值存在性检验，得到统计量 $F1 = 116.698$ ， P 值 = 0.000，表明制造业碳强度与其影响因素之间存在门限效应，验证了采用空间门限面板模型研究两者之间的关系是合理的，能够捕捉其中存在的非线性阈值特征。接下来，进行阈值系数的个数检验，得到统计量 $F2 = 34.850$ ， P 值 = 0.375，说明只有一个阈值系数，因此，本研究采用空间单门限面板模型。

除了对空间单门限面板模型进行估计，本文还将普通参数面板模型(I)、门限面板模型(II)、空间自回归模型(III)的回归结果列出来作比较，回归结果见表 6。由结果可知模型I的 $\bar{R}^2$ 仅为 0.2577，而模型II和模型III在分别考虑门限效应和空间溢出效应后，拟合优度 $\bar{R}^2$ 较模型I的有所提高，分别为 0.2707、0.2875，但拟合效果仍不佳。模型IV的 $\bar{R}^2$ 达到了 0.8890，表明空间门限面板模型在同时引入非线性门槛效应和空间效应的情况下，很好的解释了制造业碳强度与人工智能之间的关系，可靠性明显增强。因此，本文将重点分析模型IV的估计结果，表 6 显示，空间门限面板模型中各变量对制造业碳强度的影响按经济水平 PGDP 高低分为两个区制。

Table 6. Estimated results under different regression models
表 6. 不同回归模型下的估计结果

模型	参数面板模型	面板门限模型		空间自回归模型	空间门限面板模型	
编号	(I)	(II)		(III)	(IV)	
AI	-0.126***	-0.033	-0.101***	-0.092***	-0.015	-0.083***
OP	-0.523***	-1.065**	-0.264***	-0.487***	-1.076**	-0.268***
ENI	0.964**	2.644**	0.355	1.044**	2.759**	0.468
GI	-2.208***	-3.171***	-1.083***	-1.835***	-2.941***	-0.988***
ER	0.016	0.197**	-0.120***	0.010	0.170*	-0.110**
RD	4.965	-15.573*	5.127	4.741	-15.041*	5.033
ENS	0.030	0.370**	0.004	0.032	0.301*	0.013
ρ				0.3129***	0.182***	
门限值		PGDP ≤ 18768.78 PGDP > 18768.78			PGDP ≤ 18768.78 PGDP > 18768.78	
$\bar{R}^2$	0.2577	0.2707		0.2875	0.8890	

为进一步了解当经济发展水平跨过门槛系数时，各变量的演变情况，我们计算了两个制度下每个变量的平均值，结果见表 7。表 7 显示，区制II的人工智能均值相比于区制I的高 2.875，制造业碳强度均值明显低于区制II的，表明经济发展水平越高，人工智能发展越好，而制造业碳强度越低。较高的经济发展水平意味着更丰富的资金和更先进的技术基础，在科研投入、人才培养及基础设施建设等方面具有显著优势，此外，经济发展较好的省份在信息技术、大数据处理和算法研发等先进技术领域处于领先地位，进而推动人工智能技术的快速进步和广泛应用。同时，经济发展水平的提升也促使产业结构向高端化、智能化和绿色化转型，制造业企业通过应用人工智能技术优化生产流程、提高能源利用效率、减少资源浪费，在一定程度上降低了制造业碳强度。

Table 7. Mean value of variables based on two zones
表 7. 两区制变量均值

变量	区制 I (PGDP $\leq$ 18768.78)	区制 II (PGDP $>$ 18768.78)
CI	1.370	0.658
AI	5.467	8.342
OP	0.124	0.341
ENI	0.136	0.137
GI	0.251	0.240
ER	0.577	0.320
RD	0.009	0.018
ENS	0.430	0.396

接下来，我们将对空间门限面板模型的估计结果进行详细分析来揭示人工智能对制造业碳强度的非线性门槛效应。模型回归结果表 6 显示，区制I中人工智能的回归系数负向不显著，而在区制II中的回归系数为-0.083，且在 1%的显著性水平上显著，说明在地区 PGDP 不超过 18768.78 的情况下，人工智能对制造业碳强度的影响不显著，一旦跨过门槛值 18768.78，人工智能对制造业碳强度的影响表现出显著的抑制作用，意味着当经济发展水平处于较高阶段时，人工智能有利于降低制造业碳强度。在经济发展水平较低的省份，由于技术基础薄弱、创新能力和资源投入有限，人工智能技术的应用难以在短期内显著降低碳强度。然而，随着经济发展水平的提高、技术创新能力的提升以及基础设施的逐渐完善，企业对新技术的接受度和应用能力显著增强，人工智能技术能够更好地融入制造业的生产流程，通过优化生产管理、提高能源利用效率和促进绿色技术创新等方式，显著降低碳强度。此外，经济发展水平较高的省份在政策支持和产业结构调整方面更具优势，能够更好地利用人工智能技术推动绿色转型，从而实现碳强度的显著降低。

4. 结论与政策建议

基于 2006~2022 年我国 30 个省份面板数据，我们以地区 PGDP 为门槛变量，采用空间门限面板模型探究了人工智能对制造业碳强度的非线性门限效应。研究结果表明：(1) 中国制造业碳强度存在正向空间相关性，呈现出“高 - 高”和“低 - 低”的集聚特征。(2) 区域溢出效应对制造业碳强度的影响是积极且显著的。具体来说，相邻省份碳强度每增加 1 个单位，观测省份的碳强度提高 0.182 个单位。(3) 人工智能对制造业碳强度的影响在经济发展水平下存在两区制的门槛效应。区制I中，人工智能对制造业碳强度的影响不显著，当地区 PGDP 跨过门槛值 18768.78 时，人工智能对制造业碳强度的降低具有积极作用。

基于上述研究结论，本文提出以下相应的政策建议：(1) 加强交流合作，提升区域协同减排效率。一方面，经济发展水平较高的省份应充分利用碳减排先进技术的扩散效应，加大对周边较落后地区的支持力度。另一方面，经济发展水平较低的省份要加大研发经费投入力度，支持科技创新和人才培养。同时，引进外省先进技术，加强生产技术创新。这有利于协调经济，提升多省份协同减排效率，实现共同的环境目标。(2) 因地制宜推动人工智能应用，助力制造业绿色智能转型。在经济发展水平较高的阶段内，各省应加大对人工智能技术的研发和应用投入，鼓励企业利用人工智能优化生产流程、提高能源利用效率。在经济发展水平较低的阶段内，政府应重点提升基础设施建设和人才培养水平，逐步提升技术水平，从而为人工智能技术的应用创造条件。

参考文献

- [1] Hang, Y., Wang, Q., Zhou, D. and Zhang, L. (2019) Factors Influencing the Progress in Decoupling Economic Growth from Carbon Dioxide Emissions in China's Manufacturing Industry. *Resources, Conservation and Recycling*, **146**, 77-88. <https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2019.03.034>
- [2] Xin, L., Sun, H., Xia, X., Wang, H., Xiao, H. and Yan, X. (2022) How Does Renewable Energy Technology Innovation Affect Manufacturing Carbon Intensity in China? *Environmental Science and Pollution Research*, **29**, 59784-59801. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-20012-8>
- [3] Moor, J. (2006) The Dartmouth College Artificial Intelligence Conference: The Next Fifty Years. *AI Magazine*, **27**, 87.
- [4] 彭代彦, 李亚诚, 彭旭辉. 人工智能对流动人口工资收入的影响及其作用机理[J]. 经济体制改革, 2021(3): 32-38.
- [5] 周杰琦, 陈达, 夏南新. 人工智能对绿色经济增长的作用机制与赋能效果——产业结构优化视角[J]. 科技进步与对策, 2023, 40(4): 45-55.
- [6] Li, J., Ma, S., Qu, Y. and Wang, J. (2023) The Impact of Artificial Intelligence on Firms' Energy and Resource Efficiency: Empirical Evidence from China. *Resources Policy*, **82**, Article 103507. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103507>
- [7] 史丹, 叶云岭. 人工智能、就业结构与高质量发展[J]. 当代财经, 2023(5): 3-14.
- [8] 杨光, 侯钰. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J]. 中国工业经济, 2020(10): 138-156.
- [9] 叶云岭, 张其仔. 人工智能、产业集聚外部性与长江经济带碳排放效率[J]. 南通大学学报(社会科学版), 2024, 40(2): 55-65.
- [10] Wang, J., Liu, Y., Wang, W. and Wu, H. (2023) The Effects of "Machine Replacing Human" on Carbon Emissions in the Context of Population Aging-Evidence from China. *Urban Climate*, **49**, Article 101519. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2023.101519>
- [11] 薛飞, 刘家旗, 付雅梅. 人工智能技术对碳排放的影响[J]. 科技进步与对策, 2022, 39(24): 1-9.
- [12] 刘婷婷, 周兵, 梁博. 人工智能、绿色创新与企业碳绩效[J]. 经济体制改革, 2024(4): 193-200.
- [13] 许潇丹, 惠宁. 人工智能对工业绿色低碳发展的影响研究[J]. 陕西师范大学学报(哲学社会科学版), 2024, 53(6): 74-86.
- [14] Wang, E., Lee, C. and Li, Y. (2022) Assessing the Impact of Industrial Robots on Manufacturing Energy Intensity in 38 Countries. *Energy Economics*, **105**, Article 105748. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105748>
- [15] 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, 43(11): 29-41.