

人工智能发展水平的测度及对省域碳排放强度的影响研究

朱蕴杰, 李函聪, 李童姚, 李少亭*

东北财经大学, 辽宁 大连 116025

DOI:10.61369/ASDS.12165

摘要： 党的二十大报告强调，“双碳”目标是关乎中华民族永续发展的重要战略，而人工智能作为创新驱动发展的核心力量，正通过资源优化、产业升级等路径推动绿色转型。本文以2022年全国27个省为样本进行实证研究，基于多元线性回归以及高斯混合回归模型构建涵盖产业基础、科技成果、创新实践的人工智能发展多维评价体系，并利用熵权法对省域人工智能发展水平进行评价，探索我国各省市人工智能发展水平对碳排放强度的影响，从而有效发掘人工智能发展情况与实现碳达峰碳中和目标之间的内在联系，为政府进行高新技术产业转型升级，推动低碳发展战略提供一种全新的量化分析视角。

关键词： 人工智能发展水平；碳排放强度；多元线性回归；高斯混合回归

Measurement of Artificial Intelligence Development Level and Its Impact on Provincial Carbon Emission Intensity

Zhu Yunjie, Li Hancong, Li Tongyao, Li Shaoting*

Dongbei University of Finance and Economics, Dalian, Liaoning 116025

Abstract: The report of the 20th National Congress of the Communist Party of China emphasizes that the "dual-carbon" goals are crucial for the sustainable development of the Chinese nation. As a core driver of innovation-driven development, artificial intelligence (AI) is promoting the green transformation through resource optimization, industrial upgrading, and other pathways. This paper conducts an empirical study using data from 27 provinces across China in 2022. Based on multiple linear regression and Gaussian mixture regression models, we establish a multidimensional evaluation system for AI development, covering industrial foundations, technological achievements, and innovation practices. Using the entropy weight method, we evaluate the AI development levels of provincial regions and explore the impact of AI development on carbon emission intensity in different provinces. The study aims to uncover the inherent relationship between AI development and the achievement of carbon peak and carbon neutrality goals, providing a new quantitative analytical perspective for the government to facilitate the transformation and upgrading of high-tech industries and promote low-carbon development strategies.

Keywords: AI development level; carbon emission intensity; multiple linear regression; Gaussian mixture regression

引言

党的二十大报告指出，“双碳”目标是关乎中华民族永续发展的重要战略，而人工智能技术为节能减排提供了新的技术路径，如何有机推动二者协同发展成为重要研究课题。本研究从理论与实践层面探讨人工智能与碳排放的关系：构建人工智能技术与碳排放测度的研究框架，基于产业基础、科技成果、创新实践三维度构建指标体系，分析27个省份碳排放影响因素及人工智能的作用机制；实践上为区域差异化制定数字转型与低碳发展策略提供依据，推动产业低碳转型和能源效率提升。研究创新体现在三方面：一是构建宏观视角的

项目来源：辽宁省教育厅基本科研项目面上项目“适应于等级评分数据的大范围多重假设检验方法研究”（编号：JYTMS20230650），主持人：李少亭；

辽宁省兴辽英才计划青年拔尖人才项目“有限混合模型的统计推断及应用”（编号：XLYC2203099），主持人：李少亭。

作者简介：

朱蕴杰（2004-），男，广东广州人，东北财经大学统计学院，学士，研究方向：机器学习、数据分析；

李函聪（2004-），女，辽宁沈阳人，东北财经大学会计学院，学士，研究方向：会计、金融；

李童姚（2003-），女，辽宁辽阳人，东北财经大学国际商学院，学士，研究方向：会计、财经；

李少亭（1982-），男，山西太原人，东北财经大学统计学院副教授，博士，研究方向：数理统计、机器学习，通讯邮箱：shaoting.li@dufe.edu.cn。

注：作者朱蕴杰、李函聪、李童姚和李少亭对本文贡献相同，视为共同第一作者。

人工智能发展水平评价体系，为统一综合评价提供新方法；二是揭示数字经济时代代表性技术——人工智能对碳减排的影响，为区域可持续发展提供数据支撑与政策建议；三是采用高斯混合回归模型开展异质性分析，聚类解析不同省份人工智能发展对碳排放强度的影响差异。研究发现，人工智能发展对降低碳排放有积极作用但存在区域差异，这为精准化区域政策制定提供参考，助力技术创新与绿色发展协同推进，对完善绿色技术创新体系、实现“双碳”目标具有重要启示。

一、文献综述

目前，关于人工智能技术对碳排放的影响的研究文献较少，大部分文献以技术进步、工业智能化和工业机器人三个方面代表人工智能发展水平，并探讨其与碳排放之间的关系。

在技术进步方面，李凯杰等（2012）利用 STIRPAT 模型分析发现，不同地区的技术进步对碳排放的影响有所不同，并且都存在时滞性，东部地区技术进步有明显的减排作用，技术扩散的速度及其迅速，然而中部地区的技术进步却导致了碳排放的增加，对于西部地区，虽然技术进步有助于减排，但这一过程需要经历一定的时间延迟^[1]；张兵兵等（2017）运用 DEA-Malmquist 方法对中国 37 个行业的技术进步指数进行分析，发现技术进步在全行业层面上可以降低碳排放强度，而在分行业层面对其影响具有异质性^[2]；马艳艳等（2018）利用动态面板广义，通过矩估计方法的研究，探索了不同来源的技术进步对碳排放效应的影响差异，结果显示，R&D、FDI（外商直接投资）、进口以及 R&D 与国外技术引进的交互作用均显示出显著的碳减排效果，然而，直接引进技术、出口贸易以及 R&D 与 FDI 的交互作用则导致了碳排放强度的上升^[3]；杨莉莎等（2019）采用 IDA 模型和 PDA 模型研究发现，技术进步对碳排放的影响有反弹效应，结合中国各区域的经济和技术发展具有阶段性特征，国家应当因地制宜逐步推动技术发展^[4]。

在工业智能化方面，黄海燕等（2021）利用 18 个工业细分行业的面板数据进行分析，发现工业智能化能够显著降低碳排放强度，但是存在行业异质性，即低碳排放行业和高工业智能化水平行业对碳排放强度的抑制作用更为明显^[5]；曹泽等（2023）深入分析了我国 30 个省、自治区、直辖市的面板数据，以进一步探讨相关趋势和规律，并采用空间杜宾模型进行空间计量分析发现，工业智能化在空间上可以显著抑制本地区及周边地区的碳排放强度，但是存在区域异质性，相较于西部地区，中部、东部地区的抑制效果更明显^[6]；王艳秋等（2023）运用固定效应模型、中介效应模型和空间杜宾模型多维度实证分析工业智能化对中国工业碳排放效率的影响及空间效应，研究发现工业智能化能够依靠技术进步和抑制能源强度提升工业碳排放率^[7]；杨春蕾等（2024）采用双重固定效应模型、中介效应模型和门槛效应模型对 51 个国家的平衡面板数据进行分析，研究工业智能化对全球碳减排的影响和内在机理，发现工业智能化能够显著推动全球碳减排，缓解全球碳减排的不平等^[8]。

在工业机器人方面，黄贇琳等（2023）通过研究发现工业机器人有效降低了数字化水平较高城市的工业碳排放强度，其中绿色技术创新和人机匹配度是重要的机制，并提出完善宽带基础设

施建设、提高人力资本水平、加大财政科技投入是促进工业机器人减排效应的实现路径^[9]；王海等（2023）采用固定效应模型发现，机器人应用通过绿色创新能力、财政科技支出和市场竞争程度能够减少城市碳排放^[10]；余心滢等（2023）通过分析工业机器人的应用与碳排放之间的关系，研究发现工业机器人应用通过能源效率效应、人工替代效应和产出规模效应 3 种传导机制影响碳排放强度，其中能源使用效率、人工替代具有碳减排效应，产出规模具有碳增排效应，并且工业机器人应用对碳排放强度的抑制作用存在空间溢出效应^[11]。

综上所述，现有研究对技术进步、工业智能化和机器人与碳排放之间的关系进行了较为深入的研究。但仍存在一定的局限：（1）对于人工智能综合发展水平没有明确统一的测度指标与方法。（2）鲜有研究分析人工智能产业发展水平与碳排放之间的关系。基于此，本研究从产业基础、科技成果、创新实践三个维度构建人工智能产业发展水平指标体系，并利用 2022 年全国 27 个省份（不含西藏自治区和港澳台地区）的截面数据，探究人工智能发展水平对我国各省域碳排放的影响，以期研究人工智能产业发展水平与碳排放之间的关系，并对我国利用人工智能技术有效减少碳排放提供相应的建议与思路。

二、人工智能产业发展水平测度体系简介

本文首先探讨了省域人工智能产业发展水平的测度体系，再基于该体系利用多元线性回归模型分析人工智能产业发展水平以及一系列经济社会发展指标与碳排放的关联，之后利用高斯混合回归模型对线性回归做改进，一方面提高对数据的拟合程度，另一方面据此研究数据的异质性。以下为本文用到的主要模型的介绍：

（一）多元线性回归模型

社会经济现象的变化往往受到多个因素的影响，因此，一般要进行多元回归分析。一般把包括两个或两个以上自变量的回归称为多元线性回归。

考虑有数据 (y_i, x_i) ， $i=1,2,\dots,n$ ，其中 y_i 为被解释变量的第 i 个观测， $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})^T$ 为 p 个解释变量的第 i 个观测。多元线性回归模型如下：

$$y_i = b_0 + \sum_{j=1}^p b_j x_{ij} + \varepsilon_i$$

其中 b_0 为截距项， b_1, b_2, \dots, b_k 为回归系数，误差项通常假设服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$ 。

（二）高斯混合回归模型

有限混合回归模型结合了混合模型和回归模型的特性，假设数据是由多个子群体组成，每个子群体中被解释变量与解释变量之间有自己的关系，通过构建有限混合回归模型可以提高对数据的拟合程度，并能够利用不同群体中不同的关系对数据中的异质性进行分析。

高斯混合回归模型（Gaussian Mixture Regression, GMR）是有限混合回归模型下的一种。它假设数据服从由多个高斯分布组成，模型中参数的极大似然估计通常可以利用EM算法来估计。下面给出有限混合回归模型和高斯混合回归模型的定义。

对于 K 个成分的混合回归模型，令 Z 是一个指示类别的潜在变量。假设 $\pi_k = P(Z = k)$ 为第 k 个成分的概率，显然有 $\pi_k \geq 0$ ，且 $\sum \pi_k = 1$ 。在 $Z = k$ 的条件下，假设被解释变量 Y 与 p 维解释变量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)^T$ 有如下的线性关系：

$$Y = \alpha_k + X^T \beta_k + u_k$$

其中， α_k 表示第 k 个成分的回归截距项； β_k 表示第 k 个成分的回归系数； u_k 表示第 k 个成分的误差项。

若假设误差项 u_k 与解释变量 X 不相关，且具有均值为0，方差为 σ_k^2 的密度函数 $f_k(u; 0, \sigma_k^2)$ ，则在给定 $Z = k$ 以及 X 的条件下，被解释变量 Y 的条件密度为 $f_k(y; \alpha_k + X^T \beta_k, \sigma_k^2)$ 。进而，在给定 X 而未知类别 Z 的条件下， Y 的条件密度为

$$f(y|X, \theta) = \sum_{k=1}^K \pi_k f_k(y; \alpha_k + X^T \beta_k, \sigma_k^2) \quad (1)$$

上式即为有限混合回归模型的定义，其中 π_k ， $k = 1, 2, \dots, K$ 为混合比例参数， $f_k(y; \alpha_k + X^T \beta_k, \sigma_k^2)$ 为第 k 个成分的密度，记 $\theta = (\pi_1, \alpha_1, \beta_1, \sigma_1^2, \dots, \pi_K, \alpha_K, \beta_K, \sigma_K^2)$ 为模型中所有的参数。

特别的，若上述概率密度函数 $f_k(u; 0, \sigma_k^2)$ 为高斯分布的概率密度函数 $\phi_k(u; 0, \sigma_k^2)$ ，则上述模型（1）的密度函数为：

$$f(y|X, \theta) = \sum_{k=1}^K \pi_k \phi_k(y; \alpha_k + X^T \beta_k, \sigma_k^2) \quad (2)$$

称模型（2）为高斯混合回归模型。

本文对所研究的变量构建了高斯混合回归模型，并利用EM算法得到了参数 $\theta = (\pi_1, \alpha_1, \beta_1, \sigma_1^2, \dots, \pi_K, \alpha_K, \beta_K, \sigma_K^2)$ 的极大似然估计值 $\hat{\theta}$ ，并利用AIC与BIC准则选取了合适的成分个数 K ，再通过计算各样本属于每一类的后验概率

$$\hat{P}(Y = k) = \frac{\hat{\pi}_k \phi_k(y; \hat{\alpha}_k + X^T \hat{\beta}_k, \hat{\sigma}_k^2)}{\sum_{k=1}^K \hat{\pi}_k \phi_k(y; \hat{\alpha}_k + X^T \hat{\beta}_k, \hat{\sigma}_k^2)}, \quad k = 1, 2, \dots, K$$

来对数据进行了聚类，并根据各类中的回归系数进行分析。

三、基于熵权法的省域人工智能发展水平测度

（一）数据来源

本文以全国27个省级行政单位（除新疆、云南、内蒙古、西藏和港澳台地区）的2022年截面数据为分析基础进行实证分析。为保证分析数据的真实性、准确性，本文选取的数据均来自国家统计局等权威统计机构发布的官方数据。各省域人工智能发展水平相关指标数据主要来自《中国统计年鉴2022》《中国科技统计年鉴2022》《中国高技术产业统计年鉴2022》《中国火炬统计年鉴2022》等。西藏自治区由于缺乏大量指标数据，在数据清理时予以剔除。

研究发现，新疆自治区、云南省、内蒙古自治区三个省份由于人工智能发展水平极低，同时缺乏支柱产业，经济规模小、碳排放强度差，导致本次研究出现离群值，故在本次实证研究中予以剔除。

（二）指标体系构建

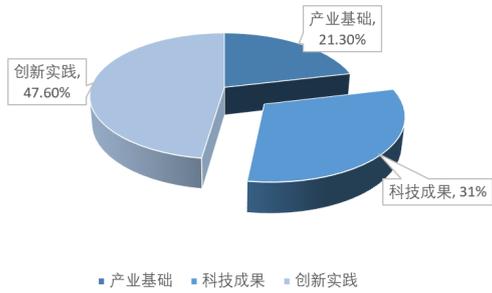
为了全面准确测度省域人工智能产业发展水平，本文广泛参考已有研究文献，并在马光威、李旭辉等的研究基础上进行改进，立足于数据的可得性和指标数据的时效性，分别从产业基础、科技成果、创新实践三个维度构建人工智能产业发展水平指标体系^{[5][2]}。具体的指标体系如下表1所示。

表1 人工智能产业发展水平指标

一级指标	二级指标	解释指标	定义或计算方法	单位
产业基础	经济总量	地区生产总值		亿元
		科技孵化能力	在统科技孵化器数量	家
	二、三产业比重	第二、三产业占当年GDP的总比重	%	
科技成果	技术合同成交量	技术合同成交数		项
		技术合同成交规模	技术合同成交金额	亿元
	人工智能产业发展水平	科研水平	高校发表论文数量	
国际科技交流水平		国外技术引进合同		项
创新实践	转让合同	转让发明专利数		项
		创新主体	高技术企业数	家
	创新劳动力	高技术企业用工人数		人
	创新转化水平	高技术企业营业收入		万元
	创新盈利能力	高技术企业利润总额		万元

（三）权重计算

基于前文构建的测度体系，本文利用熵权法对分别对各省的人工智能产业基础、科技成果、创新维度三个二级指标进行综合评价。下图2为二级指标的权重比例图：



> 图2 二级指标的权重比例图

由图2可知，再人工智能综合发展水平的评价指标中，创新实践权重最大，达到47.6%，说明各省将人工智能创新转化为经济社会效益的行为对人工智能产业发展有最大的正向作用；科技产出是人工智能创新之源，各省份的科技成果在产业评价中具有31.1%的权重；而产业基础在测度中占据重要地位，也需引起注意。

完成权重计算后，本文计算了27个省份的二级指标得分，并利用SPSS软件对其人工智能发展水平进行综合测度，其中部分结果如表2所示。由表2可知，2022年我国各省份人工智能发展水平梯度差异明显，其中广东省的人工智能发展水平位居全国第一；江苏省和浙江省分别位列第二、第三。相比之下，海南省的综合得分仅为0.007，位居第二十七位，与广东省差距大。

根据对各省的人工智能发展水平分维度计算结果，可以发现综合发展水平最强的广东省在产业基础、科技成果、创新实践三个子指标上均获得高分，其中产业基础与创新实践位居第一；而位于第二十七名的海南省则三个子指标均位于末尾。这说明衡量人工智能水平的子指标测度情况与总体测度情况保持高度一致。

表2 27个省份人工智能发展水平测度

地区	产业基础	科技成果	创新实践	综合得分
广东	0.941	0.445	1.000	0.861
江苏	0.967	0.751	0.566	0.798
浙江	0.570	0.425	0.292	0.441
北京	0.334	0.594	0.233	0.435
上海	0.308	0.587	0.124	0.375
山东	0.459	0.350	0.156	0.321
湖北	0.359	0.357	0.114	0.282
四川	0.285	0.199	0.164	0.220
安徽	0.301	0.229	0.118	0.215
陕西	0.216	0.303	0.075	0.209
湖南	0.242	0.228	0.114	0.200
河南	0.322	0.133	0.136	0.187
福建	0.275	0.097	0.152	0.168
江西	0.207	0.084	0.148	0.146
河北	0.319	0.118	0.055	0.142
重庆	0.230	0.095	0.106	0.136
辽宁	0.177	0.137	0.053	0.118
天津	0.180	0.124	0.053	0.113
广西	0.147	0.053	0.032	0.065
山西	0.171	0.042	0.029	0.064
黑龙江	0.125	0.063	0.013	0.056
吉林	0.116	0.044	0.026	0.051
贵州	0.105	0.041	0.022	0.046
甘肃	0.100	0.048	0.011	0.043
宁夏	0.081	0.012	0.006	0.021
青海	0.062	0.004	0.003	0.012
海南	0.021	0.011	0.005	0.007

四、人工智能发展水平对碳排放的强度影响的实证分析

(一) 变量选取

1. 被解释变量

碳排放强度（CE）。本文参考孙振清、侯晓娜等的研究，取碳排放强度为2022年各省二氧化碳排放量与GDP的比值。

首先对被解释变量CE的数据进行描述性统计分析，其中图3是数据的直方图，表3是描述性统计结果。

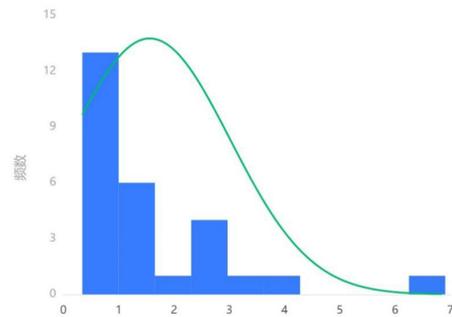
根据表3的结果，可以看到碳排放强度数据的偏度大于0，峰度大于3，与正态分布的偏度与峰度都有明显的差异。同时采用S-W检验，显著性P值为0.000***，水平呈现显著性，拒绝原假设，因此说明数据不满足正态分布。

此外，根据图4更直观的体现CE值w的分布存在偏态，因此本文在实证中采取CE取自然对数后的值进行分析^[12]。

表3 变量CE进行描述性统计

变量名	样本量	中位数	平均值	标准差	偏度	峰度	S-W检验
碳排放强度	27	1.07	1.564	1.45	2.25	6.32	0.757(0.000***)

注：***、**、*分别代表1%、5%、10%的显著性水平



> 图3 碳排放强度的直方图

2. 解释变量

人工智能产业发展水平（LDAI）。本文从产业基础、科技成果、创新实践三个维度构建人工智能产业发展水平指标体系，这里将第四章测算得到的人工智能发展水平的综合得分作为核心解释变量。

3. 控制变量

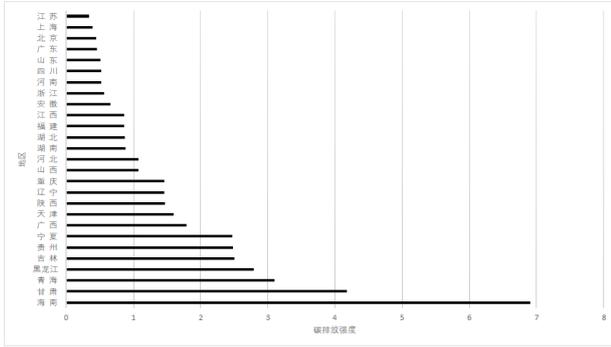
综合研读碳排放影响因素的相关研究与对碳排放的统计测度的基础上，本次研究选取以下控制变量：第一，经济发达程度（LE），用省域人均GDP表征；第二，环境治理水平（EG），该指标衡量相关产业发生增长时对碳排放的控制能力，此处用各省工业污染治理投资额与其工业增加值的比值表征；第三，能源消费水平（LEC），采用各省GDP与其能源消费量的比值表征；第四，国际贸易水平（LIT），使用各省的货物进出口总额表征。

(二) 数据来源

省域碳排放数据来自中国碳排放数据库（CEADS）。与碳排放水平相关的控制变量数据主要来自《中国统计年鉴2022》、《中国工业统计年鉴2022》等。

(三) 特征分析

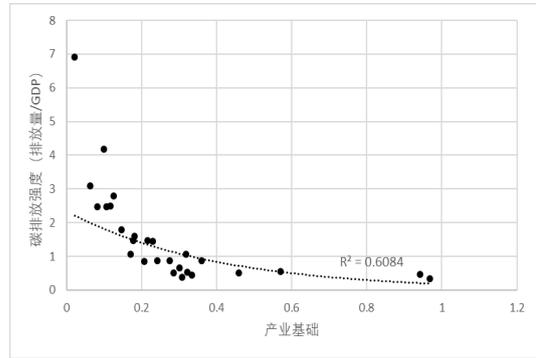
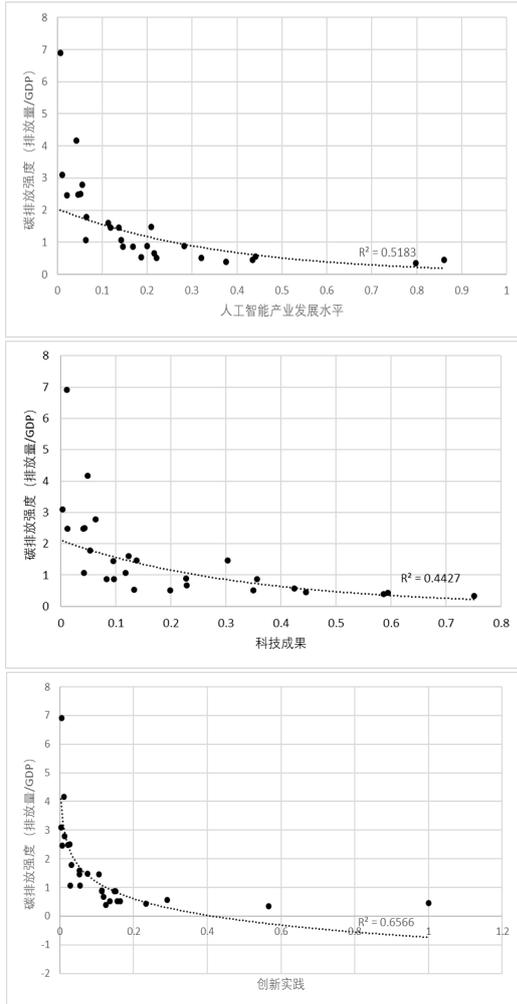
首先对碳排放强度数据进行逐步可视化分析。图4呈现了2022年各省份碳排放强度的整体情况：



> 图4 2022年各省份碳排放强度

总体来看，2022年全国各省份的碳排放强度中，海南、甘肃、青海等较不发达省份排放强度大，其他大部分省份排放强度居中，而较为发达的江苏、北京、上海等省市则排放强度相对较低。

为了初步探究人工智能产业发展水平与碳排放情况的关联性，本文首先将各省综合得分以及其三个二级指标得分与碳排放强度进行非线性指数拟合。图5是两两指标之间的拟合关系：



> 图5 各二级指标得分与碳排放强度进行非线性指数拟合

可以发现，人工智能产业总指标及三个子指标均与各省份碳排放强度呈现负相关，并且拟合优度 R^2 均较好。为了严谨论证上述结论、并综合探究其他控制变量对碳排放强度的影响程度，本文利用计量模型进行进一步分析。

(四) 基于多元线性回归的省域人工智能发展水平对碳排放的影响实证分析

分析前，本文对所有解释变量和控制变量进行了 min-max 标准化处理，以消除量纲对模型的影响。Min-max 标准化的计算公式如下：

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

为了保证模型准确性，首先对解释变量和各控制变量进行 VIF 检验。检验发现，所有自变量方差膨胀指数均小于 10，说明模型不存在多重共线性。然后基于多元线性回归模型对数据进行回归分析。分析结果见下表 4：

表4 对数线性回归分析结果

变量	回归系数	
	未加入控制变量	加入控制变量
LDAI	-2.368***	-2.831**
LEC	-	-1.171
EG	-	0.525
LE	-	-0.184
LIT	-	1.302
常数项	0.697	0.796
N/个	27	27
R^2	0.571	0.674

注：***、**、* 分别代表 1%、5%、10% 的显著性水平

通过对数线性拟合，可以得到模型公式如下：

$$\ln(CE) = -2.831LDAI - 1.171LEC + 0.525EG - 0.184LE + 1.302LIT + 0.796$$

可以看出，加入控制变量前后，核心解释变量都 5% 显著性水平下保持显著，且回归系数值均为负数，说明模型检验的碳排放抑制效应具有较强的稳定性。加入控制变量前后拟合优度均大于 0.5，说明模型解释能力较好。这说明人工智能发展水平对各省碳排放强度具有明确的抑制作用。越发达的人工智能产业水平，意味着越低的平均碳排放强度。

考虑其他控制变量，可以发现能源消费水平（LEC）的回归系数值为负数，说明能源利用效率越高，越能抑制碳排放强度；

环境治理水平（EG）的回归系数值为正数，可能是因为即使该省份对新增污染的治理能力较好，但发展污染工业不可避免会产生碳排放，导致碳排放强度的上升；经济发达程度（LE）的系数则呈负数，说明省份经济越发达，越有能力和意识对碳排放强度进行控制以促进环境保护；国际贸易水平（LIT）与碳排放强度呈正相关，可能是因为发展高水平对外贸易需要更高水平的工业产业和实业进行支撑，易导致生产产品产生的碳排放量。

（五）基于高斯混合回归模型的省域碳排放与人工智能产业发展水平聚类分析

高斯混合模型（Gaussian Mixture Model, GMM）是一种软聚类方法，它通过多个高斯分布的加权组合来逼近数据的概率密度函数。与传统线性回归相比，使用 GMM 数据探索可以帮助识别数据中的潜在结构和子群体，以进一步分析省域碳排放与人工智能发展水平之间的关系。因此，本文在线性回归的基础上进一步进行高斯混合回归分析。

1. 单成分回归分析

在上一小节中，已经建立了单一成分的回归模型，在表4中列出了回归系数等结果，该模型拟合数据的对数似然函数及 AIC、BIC 值如下表5。

表5 单成分回归模型的拟合结果

对数似然函数	AIC	BIC
-16.79	79.579	109.384

对数似然函数是衡量统计模型拟合数据好坏的一种方法。在高斯混合模型中，对数似然函数表示为模型对观测数据的概率的对数。对数似然函数越大，表示模型对数据的拟合越好。

赤池信息准则（AIC）是一种用于比较不同统计模型拟合优劣的方法。它在模型的复杂度和拟合优度之间寻求平衡。贝叶斯信息准则（BIC）与 AIC 类似，也是用于模型选择的准则，但它在惩罚项中使用了样本大小的项。AIC 与 BIC 越小，说明模型拟合效果越好。

2. 两成分的混合回归

为进一步优化回归效果，提升拟合水平，本文进一步对各指标进行了多成分的混合回归。其中两成分的高斯混合回归结果如下表6和表7。

表6 两成分回归分析结果

变量	回归系数	
	成分一	成分二
LDAI	-11.102	-1.927
LEC	2.636	-1.485
EG	0.995	0.388
LE	-0.273	-0.274
LIT	5.501	0.834
常数项	0.782	0.864
N/个	27	27
混合比例	0.463	0.537
方差	0.062	0.065

表7 两成分高斯混合回归模型的拟合结果

对数似然函数	AIC	BIC
-5.751	41.502	60.940

由表中结果可得，对两成分的高斯混合回归模型，对数似然函数增大，同时 AIC 与 BIC 显著降低，说明两成分的混合回归效果优于单成分回归。其中，成分一与成分二的混合比例分别为 0.463 与 0.537，说明在每个数据给定自变量的条件下，都有 46.3% 的概率来自第一个成分，适用第一个成分的回归系数；53.7% 的概率来自第二个成分，适用第二个成分的回归系数。

接下来，本文进一步探究更多成分对回归的改进效果。分析发现，三成分模型的对数似然函数与两成分相等，且第三成分的混合比例趋于 0，因此认为两成分模型。是本次分析中的最佳混合模型。

3. 混合回归聚类

通过上节的混合回归，本文按照两成分模型对 27 个省级行政单位进行聚类。聚类结果如下表8：

表8 27个省份聚类结果

类别	省份	核心解释变量系数
第一类	海南，甘肃，黑龙江，吉林，北京，山西，河北，安徽，浙江，河南，四川，山东	-11.102
第二类	青海，贵州，宁夏，广西，天津，陕西，辽宁，重庆，上海，湖南，湖北，福建，江西，广东，江苏	-1.927

由表8可知，高斯混合聚类模型以人工智能产业发展水平对碳排放强度的影响为标准聚出两类：

其中，第一类的核心解释变量（CI）系数为 -11.102，系数绝对值远大于第二类，说明在此类中的省份发展人工智能产业对碳排放有更强的抑制作用。这可能是由于这一类省份中包括海南、甘肃等人工智能产业极不发达的省份，一定程度的发展不会对抑制碳排放产生边际效益递减作用。因此，此类省份应进一步推动人工智能产业的发展，通过引入海内外先进技术与行业龙头企业达成产业合作等形式，缓解本地科研能力和技术积累不足的优势，推动人工智能产业的落地应用，为切实落实“双碳”政策贡献力量。

第二类的核心解释变量（CI）系数为 -1.927，系数绝对值小于第一类，说明在此类省份中人工智能产业水平增加一单位，对碳排放的影响相对较小。这可能是由于此类省份中既包含青海、贵州等工业水平较低、支柱产业相对不发达，碳排放强度已经极低的省份，也包括广东、上海这类产业高度发达，且在低碳发展上有一定规划部署的省份。对这一类别的省份来说，人工智能产业与碳排放的平衡关系已经达到相对瓶颈，可能无法对抑制碳排放进一步产生显著作用。

五、结论与建议

（一）结论

本文基于 2022 年 27 个省份（不含西藏自治区和港澳台地区）

的面板数据，采用对数线性回归模型和高斯混合回归模型，建立了人工智能发展水平的综合评价体系，实证分析了人工智能技术的应用对各省域碳排放的影响及其因素。主要结论如下：

1. 各省份的人工智能发展水平失衡，其中东部地区省份的人工智能发展水平较为先进，而中西部地区省份则相对滞后，说明人工智能产业具有一定集聚效应；

2. 创新实践、科技产出、产业基础3个方面对人工智能产业的发展具有正向作用，其中创新实践是推动人工智能发展的最主要因素；

3. 人工智能发展水平对各省碳排放强度具有明确的抑制作用，且在其他控制变量的影响下仍保持稳健性，越发达的人工智能产业水平，意味着越低的平均碳排放强度；

4. 以人工智能产业发展水平对碳排放强度的影响为标准，27个省级行政单位可聚类为两类，第一类包括海南、甘肃等人工智能产业极不发达的省份，发展人工智能产业对碳排放有更强的抑制作用，一定程度的发展不会对抑制碳排放产生边际效益递减作用，第二类包括青海、贵州、广东、上海等省份，人工智能发展水平对碳排放的抑制作用不显著，影响较小。

（二）建议

鉴于上述结论，本文提出以下建议：

第一，从政府角度出发。首先，政府要结合当地实际情况，统筹不同区域人工智能产业政策，因地制宜制定支持人工智能技

术创新的法律法规，出台相关政策，包括政策补贴、减税降费、技术支持等，营造适宜人工智能发展的环境，刺激科研机构和企业研发积极性，推动在人工智能技术领域进行的创新研发；其次，要建立健全人工智能生态系统体系，促进人工智能进一步创新孵化，扩大其应用范围，使人工智能与交通、金融、生物等方面创新融合，赋能各行各业；然后，要推动建立较为完善的碳税制度，提高对煤炭、石油、天然气等高污染能源的征税力度，激励企业实现“减碳减税”，提高企业节能减排的积极性，也推动减少高耗能消费；此外，我们有必要持续优化和完善碳排放交易市场，以确保碳排放交易制度的规范性和有效性，以市场化激发碳排放市场活力；此外也要建立法律和伦理框架方面的约束，对人工智能绿色应用进一步监管和管理，减轻对经济社会的负面影响。

第二，从企业和高校角度出发。坚持科技创新，促进人工智能发展。首先，要加强碳排放控制研发，催生技术变革。高校和科研机构要加强人工智能领域的研发，实现碳排放领域的技术突破，提升碳排放效率。同时，优化产业结构，降低高耗能行业占比，促进产业创新融合，推动建立绿色行业体系。其次，企业要加强与高校、学术机构的合作，实施碳排放激励制度，实现校企联动，激励企业员工进一步创新。最后，在人才培养方面，要加强资金支持与关注，高校和企业积极培养人工智能方面的人才，推动人工智能创新队伍的发展壮大。

参考文献

- [1] 李凯杰, 曲如晓. 技术进步对碳排放的影响——基于省际动态面板的经验研究 [J]. 北京师范大学学报 (社会科学版), 2012, (05):129-139.
- [2] 张兵兵, 朱晶, 全晓云. 技术进步与二氧化碳排放强度: 理论与实证分析 [J]. 科研管理, 2017, 38(12):41-48.
- [3] 马艳艳, 李丹, 逯雅雯. 不同来源技术进步对碳排放效应的差异性研究 [J]. 大连理工大学学报 (社会科学版), 2018, 39(06):17-24.
- [4] 杨莉莎, 朱俊鹏, 贾智杰. 中国碳减排实现的影响因素和当前挑战——基于技术进步的视角 [J]. 经济研究, 2019, 54(11):118-132.
- [5] 黄海燕, 刘叶, 彭刚. 工业智能化对碳排放的影响——基于我国细分行业的实证 [J]. 统计与决策, 2021, 37(17):80-84.
- [6] 曹泽, 张浩, 程毅. “双碳”背景下中国工业智能化对碳排放强度的影响 [J]. 重庆理工大学学报 (社会科学), 2023, 37(07):40-55.
- [7] 王艳秋, 陶思佳. 工业智能化对中国工业碳排放效率的影响及空间效应研究 [J]. 技术经济, 2023, 42(01):130-140.
- [8] 杨春蕾, 佟继英. 工业智能化与全球碳减排 [J]. 经济经纬, 2024, 41(01):110-119.
- [9] 黄璐琳, 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.
- [10] 王海, 郭冠宇, 闫卓毓. 机器人应用对城市碳排放影响的机理与效应研究 [J]. 财经问题研究, 2023, (05):52-63.
- [11] 余心滢, 蔡道成, 袁炜等. 工业机器人对碳排放强度的影响及其传导机制——基于中国制造业的理论与实证分析 [J]. 科技管理研究, 2023, 43(24):196-204.
- [12] 孙振清, 杨锐. 人工智能技术创新对区域碳排放的影响——机制识别与回弹效应 [J]. 科技管理研究, 2024, 44(05):168-177.