

基于灰色预测模型的“双碳”目标下人工智能对绿色全要素生产率的动态预测研究

石紫纯

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

党的二十大报告明确指出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, 绿色可持续发展已成为中国经济新的增长引擎。在此背景下, 本研究基于2011~2023年中国30个省级(不含港澳台和西藏地区)面板指标数据, 运用基准回归模型深入探究人工智能发展水平对绿色全要素生产率的影响, 并借助灰色预测模型对二者未来发展趋势展开预测。研究发现, 人工智能发展对绿色全要素生产率具有显著正向促进作用, 且通过了内生性及稳健性检验后, 说明该结论可靠。灰色预测模型显示, 2025年后人工智能发展水平将强劲增长, 绿色全要素生产率也将小幅增加, 但省域层面存在明显区域分化, 为推进人工智能技术创新与绿色发展协同提供了理论依据和政策建议。

关键词

基准回归模型, 灰色预测模型, 人工智能, 绿色全要素生产率

Study on the Dynamic Prediction of Green Total Factor Productivity by Artificial Intelligence under the “Dual-Carbon” Target Based on Grey Prediction Models

Zichun Shi

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

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

Abstract

The report to the 20th National Congress of the Communist Party of China explicitly states that

文章引用: 石紫纯. 基于灰色预测模型的“双碳”目标下人工智能对绿色全要素生产率的动态预测研究[J]. 统计学与应用, 2025, 14(6): 302-315. DOI: 10.12677/sa.2025.146169

promoting green and low-carbon development in economic and social progress is crucial for achieving high-quality development, with green sustainable development having become a new growth engine for China's economy. Against this backdrop, this study utilizes panel data from 30 provincial-level regions in China (excluding Hong Kong, Macao, Taiwan, and Tibet) spanning 2011 to 2023. It employs a benchmark regression model to thoroughly investigate the impact of artificial intelligence development levels on green total factor productivity (GTFP), while applying a grey prediction model to forecast their future development trends. The research findings reveal that artificial intelligence development exerts a significant positive promoting effect on green total factor productivity, and this conclusion remains robust after passing endogeneity and robustness tests. Grey prediction models indicate that artificial intelligence development levels will experience strong growth post-2025, accompanied by moderate increases in green total factor productivity. However, significant regional disparities at the provincial level highlight the necessity for coordinated advancement of artificial intelligence technological innovation and green development, providing both theoretical foundations and policy recommendations for synergistic development.

Keywords

Benchmark Regression Model, Grey Prediction Model, Artificial Intelligence, Green Total Factor Productivity

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. 绪论

1.1. 研究背景与意义

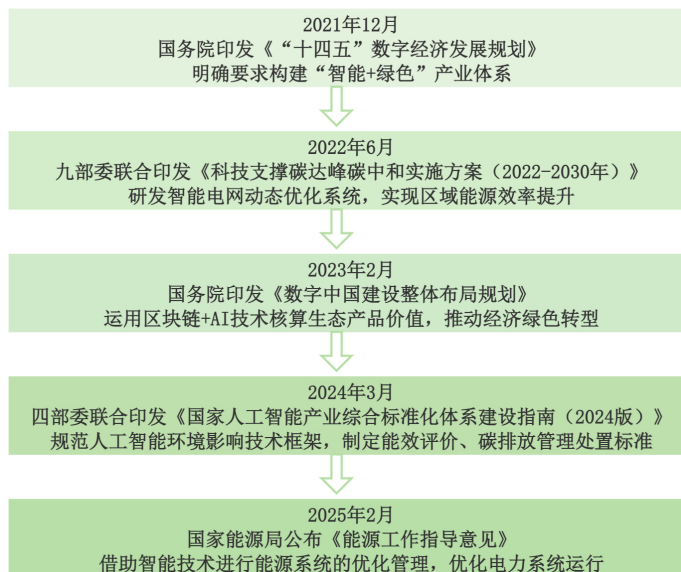


Figure 1. Policy documents related to the integration of artificial intelligence and green development

图 1. 人工智能与绿色发展融合相关政策文件

“十四五”时期是我国全面开启社会主义现代化建设新征程的关键阶段，绿色发展作为经济社会转

型的核心维度，承载着破解资源环境约束与实现高质量发展的重要使命[1]。长期以来，粗放式发展模式引发的环境污染与资源浪费问题日益凸显，不仅违背了“绿水青山就是金山银山”的生态文明理念，更成为制约经济社会可持续发展的重大瓶颈。加之关键领域面临的技术“卡脖子”困境，当前亟需通过技术创新来重塑发展动能，推动发展方式转型升级。

随着新一轮科技革命与产业变革纵深推进，人工智能技术正加速重构全球产业竞争格局，美日德等发达国家已将其纳入国家战略体系，着力推进智能技术与绿色经济的协同创新。习近平总书记曾明确指出，人工智能技术在促进绿色低碳发展领域创造新的增长点和动力的重要性[2]。近年来，我国陆续出台多项政策文件，积极推动人工智能与绿色发展融合(如图1)。

可见，绿色全要素生产率作为反映经济增长与环境保护协同水平的重要指标，已成为衡量绿色转型成效的关键标准。深入分析人工智能对绿色全要素生产率的内在机制及发展趋势对推动经济绿色低碳转型、区域协调发展及实现“双碳”目标意义重大。

1.2. 文献综述

在绿色发展与人工智能深度融合的时代背景下，国内外学者围绕人工智能对绿色全要素生产率的影响进行了大量研究，为该领域的发展提供了丰富的理论与实证基础。

国外部分学者专注于人工智能提升绿色全要素生产率的机制。Koh 和 Kim 利用跨国面板数据和前沿生产函数模型，发现人工智能在发达国家能显著提升绿色全要素生产率，特别是在高端制造业和服务业中，通过智能生产系统实时监控和调整生产流程，降低废品率和能源消耗[3]。在实证研究方面，Pereira 和 Rodrigues 对比研究发现，发展中国家由于数字基础设施和技术人才的限制，人工智能的应用受到阻碍，甚至出现资源错配，抑制绿色经济增长[4]。此外，Acemoglu 等强调政府产业政策在推动人工智能与绿色发展融合中的关键作用，合理的政策应加大对人工智能研发投入，并扶持绿色技术应用[5]。

国内研究也呈现出多维度的探索。李平等构建理论模型并实证检验，表明人工智能可优化资源配置、提高能源利用效率，进而推动绿色全要素生产率增长，例如通过精准监测能源消耗实现精细化管理[6]。王华等基于省级面板数据，运用空间计量模型发现人工智能不仅对本地绿色全要素生产率有正向影响，还能通过技术溢出带动周边地区提升[7]。不过，张悦等指出，对于经济基础薄弱、技术吸收能力有限的地区，人工智能的高初期投入成本可能导致资源错配，抑制绿色全要素生产率增长[8]。赵宇等则从政策视角出发，强调政府支持人工智能与绿色产业融合的政策，如税收优惠和研发补贴，对推动绿色全要素生产率提升具有关键引导作用[9]。

尽管现有研究成果丰硕，但仍存在拓展空间，多数研究在预测未来发展趋势时未考虑区域间的发展差异。本文将运用基准回归模型和灰色预测模型，深入剖析人工智能对绿色全要素生产率的内在机制，并精准预测未来发展趋势，为相关研究和政策制定提供补充与参考。

1.3. 研究方法与数据概述

1.3.1. 研究方法

① 基准回归模型

本文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：

$$GTFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AI_{it} + \beta X_{it} + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it}, \quad (1)$$

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 表示截距项， 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， ν_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。

② 灰色 GM (1, 1)模型

为了预测人工智能发展水平和绿色全要素生产率的未来趋势,本文采用改进的灰色 GM (1, 1)模型,该模型尤其适用于研究样本点有限的情况[10]。具体步骤如下:

第一步,对原始序列进行一阶累加,得到生成序列:

$$x_{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x_{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n, \quad (2)$$

其中, k 表示时间序列的索引。

第二步,基于累加生成序列计算其紧邻均值生成序列:

$$z_{(1)}(k) = 0.5x_{(1)}(k) + 0.5x_{(1)}(k-1), k = 2, 3, \dots, n, \quad (3)$$

第三步,采用最小二乘估计灰色系统模型的发展系数 a 与灰色作用量 b :

$$\hat{\theta} = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad \hat{\theta} = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$\text{其中, } B = \begin{pmatrix} -z_{(1)}(2) & 1 \\ -z_{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z_{(1)}(n) & 1 \end{pmatrix}, \quad Y = \begin{pmatrix} x_{(0)}(2) \\ x_{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_{(0)}(n) \end{pmatrix}。$$

第四步,建立时间相应函数,得到预测累加序列:

$$\hat{x}(k+1) = \left(x_{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak} + \frac{b}{a}, k = 0, 1, \dots, n+m-1 \quad (5)$$

第五步,对预测累加序列进行累减还原操作,得到预测值序列:

$$\hat{x}_{(0)}(k+1) = \hat{x}_{(1)}(k+1) - \hat{x}_{(1)}(k), k = 0, 1, \dots, n+m-1 \quad (6)$$

同时,本文采用方差比检验和小概率误差检验,公式如下:

$$C = \frac{S_2}{S_1} \quad (7)$$

$$P = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(|e_i| < 0.6745S_1) \quad (8)$$

其中, S_1 为原始数据序列的标准差, S_2 为残差序列的标准差, $e_i = y_i - \hat{y}_i$ 为残差, $I(\cdot)$ 为指示函数。灰色预测模型的预测精度等级判定标准参考表 1。

Table 1. Grade standards for grey prediction accuracy test

表 1. 灰色预测精度检验等级标准

预测精度等级	方差比检验 C	小误差概率 P
良好	小于 0.35	大于 0.95
合格	小于 0.5	大于 0.8
勉强合格	小于 0.65	大于 0.7
不合格	大于或等于 0.65	小于或等于 0.7

1.3.2. 变量测算与解释说明

① 被解释变量

绿色全要素生产率是衡量地区通过优化资源配置实现经济增长与污染减排协同发展的综合效率指标。本文采用非期望产出数据包络分析(DEA)模型, 结合超效率 SBM 模型与全局 GML 指数法, 测算各省份绿色全要素生产率[11]。计算公式为:

$$GTFP_t = \frac{1 + \overline{D_0^t}(x^t, y^t, z^t; g^t)}{1 + \overline{D_0^{t+1}}(x^{t+1}, y^{t+1}, z^{t+1}; g^{t+1})} \tag{9}$$

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 是方向导数。指标构建如表 2 所示。

Table 2. Construction of comprehensive indicators for green total factor productivity
表 2. 绿色全要素生产率综合指标构建

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)
	二氧化碳放	各省当年二氧化碳排放量(万吨)

② 核心解释变量

本文的核心解释变量为人工智能发展水平, 用以精准衡量各省份在人工智能领域的综合发展程度。本文基于熵值法构建人工智能综合指标体系, 同时参考马光威等(2023)的权重设计框架, 结合人工智能发展特征优化权重结构, 确保指标权重兼具数据驱动客观性与领域导向重要性[12]。具体指标体系构建详情如表 3 所示。

Table 3. Construction of comprehensive indicators for the development level of artificial intelligence
表 3. 人工智能发展水平综合指标构建

基础指标	分项指标	指标解释	权重	性质
基础建设	互联网基础投入	光缆线路长度/省域面积	0.1482	+
	智能经费投入	高技术企业 R&D 经费	0.1186	+
	研发人才投入	高技术企业 R&D 人员	0.1283	+
	智能设备投入	计算机、电子元件和仪器设备等的进口额占所有工业企业主营业务收入的比重	0.0985	+
生产应用	软件开发与应用情况	软件产品收入/工业企业主营业务收入	0.1589	+
	智能产品开发情况	嵌入式系统业务收入/工业企业主营业务收入	0.1381	+
	智能企业发展情况	各省份智能制造企业的主营业务收入占全国智能制造企业的主营业务收入的比重	0.0973	+
	新产品生产情况	新产品销售收入占工业企业主营业务收入的比重	0.0789	+
市场与社会效益	创新能力	国家专利申请授权量与 R&D 人员当时当量的比值	0.1775	+
	市场利润	高技术制造业利润总额	0.0698	+
	经济效益	使用省份的总资产贡献率和成本费用利用率测度	0.0582	+
	社会效益	用各省份的单位 GDP 能源消耗情况测量(电力和煤炭两种能源)	0.1178	+

③ 控制变量

影响绿色发展的相关因素较多，为减少遗漏变量可能，选取以下控制变量：城镇化水平(Urban)以城镇人口占总人口比重衡量；人口密度(PD)用常住人口与行政区面积之比取对数表示；对外开放(Open)以实际利用外商直接投资额占 GDP 比重衡量；政府行为(Gov)以一般性预算支出占 GDP 比重表示；经济增长(GDP)采用人均实际 GDP 取对数表示。

1.3.3. 数据来源与说明

本研究采用 2011~2023 年中国 30 个省份(不含港澳台及西藏地区)的面板数据作为研究样本。数据主要来源于国家统计局、《中国统计年鉴》和《中国环境统计年鉴》等各类统计年鉴。针对少量数据缺失问题，采用线性插值法和热卡填充法进行补充处理。

① 描述性统计

在进行深入分析前，首先对样本数据进行描述性统计分析，以呈现各变量的基本特征与分布情况，如表 4。

Table 4. Descriptive statistics of main variables
表 4. 主要变量的描述性统计

变量	变量含义	均值	标准差	最大值	最小值
GTFP	绿色全要素生产率	1.0182	0.0673	1.4800	0.9536
AI	人工智能发展水平	11.6437	10.8050	61.8459	0.3369
Urban	城镇化水平	60.4133	11.9454	89.6000	35.0300
PD	人口密度	6.1643	6.5598	8.2754	2.0621
Open	对外开放	0.2850	0.3032	1.8332	0.0075
Gov	政府行为	0.2461	0.1009	0.6430	0.1066
GDP	经济增长	10.2407	10.0829	11.7683	7.2229

② 多重共线性检验

检验结果见表 5，VIF 值均小于 10，表明自变量之间不存在多重共线性问题。

Table 5. Multicollinearity test
表 5. 多重共线性检验

Variable	VIF
AI	3.29
Urban	2.53
PD	3.09
Open	2.91
Gov	3.81
GDP	4.91
Mean VIF	3.13

2. 人工智能对绿色全要素生产率的影响分析

2.1. 基准回归模型

在实证分析前，本文通过 F 检验和 Hausman 检验对模型设定进行了筛选。

Table 6. Results of F-test and Hausman test
表 6. F 检验和 Hausman 检验结果

F 检验		Hausman 检验	
F 统计量	P 值	Chi2	P 值
12.969	<0.0001	9.81	0.0407

根据表 6 显示，F 检验 p 值趋于 0，拒绝了混合 OLS 模型的原假设，表明个体固定效应显著存在；Hausman 检验 p 值为 0.0407，拒绝了随机效应模型的原假设。据此，本文采用个体时间双向固定效应模型，回归结果见表 7。

Table 7. Results of the benchmark regression test
表 7. 基准回归检验结果

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
R2	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，在仅将人工智能作为解释变量时，回归系数在 5%显著性水平上通过检验；在引入控制变量后，显著性水平提升至 1%，反映出人工智能的发展对绿色全要素生产率具有显著的正向促进作用。对于控制变量而言，人口密度的系数为负但不显著。城镇化水平、政府干预程度在 1%显著性水平下显著为正，对外开放程度在 10%显著性水平下显著为正，表明三者对绿色全要素生产率提升有促进作用。经济增长在 5%显著性水平下显著为负，说明其对绿色全要素生产率存在负向影响。

2.2. 模型检验

2.2.1. 内生性检验

遗漏变量、测量误差和样本选择偏差等会引发模型内生性问题。为解决因变量与自变量的内生性，本文采用工具变量法，参考孙早和侯玉琳(2021)的方法，选取光缆密度(IV1)和人工智能滞后一期(L1_x)作

为工具变量[13]，结果见表 8。

Table 8. Results of the endogeneity test

表 8. 内生性检验结果

变量	(1)	(2)
	AI	GTFP
IV1	0.0044* (1.81)	
L1_x	0.7326*** (8.55)	
Open	-0.3608 (-0.55)	-0.0070 (-0.51)
PD	0.0011 (0.40)	-0.0099 (-0.91)
Urban	-0.0741 (-1.25)	0.0126** (2.44)
Gov	0.4032* (1.85)	0.0844** (2.33)
GDP	0.0015** (2.49)	-0.0028*** (-2.91)
N	360	360
R ²	0.253	0.210
控制变量	YES	YES
省份固定效应	YES	YES
时间固定效应	YES	YES
安德森典型相关 LM 统计量		41.804***
Cragg-Donald 沃尔德 F 统计量		124.458
Hansen J 统计量		16.508

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

在过度识别检验中，安德森典型相关 LM 统计量和沃尔德 F 统计量分别为 41.804 和 124.458，排除了工具变量不可识别和弱工具变量问题，且 Hansen J 统计量为 16.508 未拒绝外生性假设，有效解决了内生性问题。

第一阶段回归显示，IV1 和 L1_x 均显著，验证了工具变量与内生变量的相关性；第二阶段回归结果显示，在控制潜在内生性偏误后，人工智能对绿色全要素生产率的促进作用依然显著，表明工具变量法的应用有效提高了估计结果的可靠性。

2.2.2. 稳健性检验

为保证基准回归结果的稳健性，本文采用：(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]。

表 9 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 9. Results of the robustness test

表 9. 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)

续表

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
R2	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。

2.3. 进一步分析

考虑地理位置对人工智能需求和经济发展存在差异，本文将 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。

Table 10. Results of the regional heterogeneity analysis

表 10. 区域异质性分析结果

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。

表 10 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。西部地区由于数字基础设施滞后和应用场景匮乏，人工智能的影响不显著。东北地区可能因传统产业的路径依赖和旧动能转换中的摩擦，人工智能的发展带来了显著的负向影响。

3. 基于灰色 GM (1, 1)模型的预测分析

3.1. 整体层面的预测结果分析

3.1.1. 人工智能发展水平预测

参数估计结果显示，发展系数 $a = -0.0817$ ($|a| < 0.3$)，呈现微弱递减趋势，暗示人工智能发展系统内部存在一定负向动力，但灰作用量 $b = 6.6697$ 这一较大数值表明，外部积极因素有效抵消了内部抑制因素的影响。这说明在当前人工智能发展进程中，外部积极因素发挥着关键支撑作用，确保发展态势总体平稳。预测结果如图 2 所示。

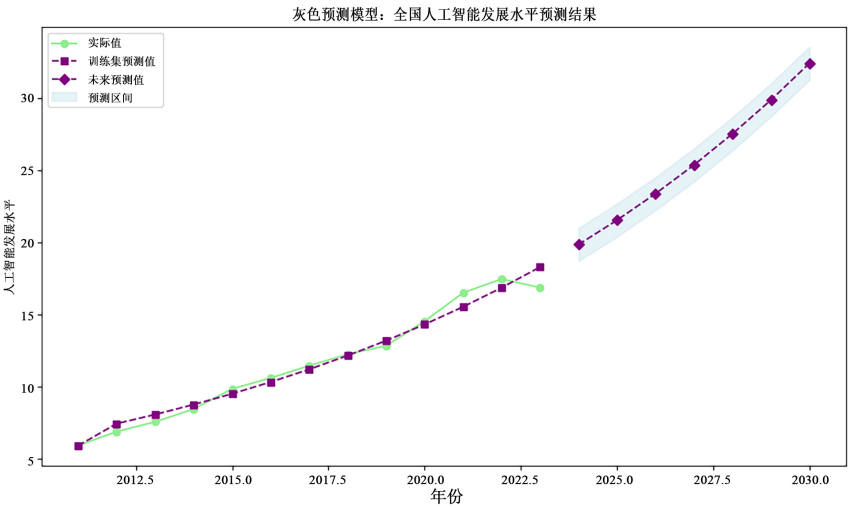


Figure 2. Grey prediction results of the development level of artificial intelligence
图 2. 人工智能发展水平灰色预测结果

在 2011~2024 年期间，我国人工智能发展水平呈现稳步增长态势。训练集的预测值与实际观测值高度吻合，验证了灰色预测模型对历史数据规律的有效捕捉能力。预测结果在 2025 年后显著攀升，预示着人工智能发展水平在未来几年内将保持强劲的增长势头。表 10 具体呈现了未来的预测结果。

Table 11. Predicted values and prediction intervals of the development level of artificial intelligence

表 11. 人工智能发展水平预测值与预测区间

年份	点估计	区间估计
2024	19.8630	[18.7157, 21.0103]
2025	21.5533	[20.4060, 22.7006]
2026	23.3875	[22.2402, 24.5348]
2027	25.3777	[24.2304, 26.5251]
2028	27.5374	[26.3900, 28.6847]
2029	29.8808	[28.7335, 31.0281]
2030	32.4236	[31.2763, 33.5709]

经模型检验，预测序列的均方误差为 0.0343496，平均绝对误差为 0.04567，均方根误差为 0.0058，决定系数为 0.9754，整体拟合优度较高。灰色预测精度检验结果显示，方差比为 0.1567，小误差概率为 0.98，精度等级根据标准评判为良好。

3.1.2. 绿色全要素生产率预测

参数估计结果显示，发展系数 $a = -0.0012$ ，表明数据规律性较强且整体趋势平稳。 a 为负值反映绿色全要素生产率呈微弱递减，这可能与资源约束及环境规制等因素有关。灰作用量 $b = 1.01$ ，表明模型抗干扰能力强，同时结合 a 的负向趋势， b 约等于 1 意味着外部促进因素与内部抑制因素相互抵消，致使绿色全要素生产率变化趋缓。预测结果如图 3 所示。

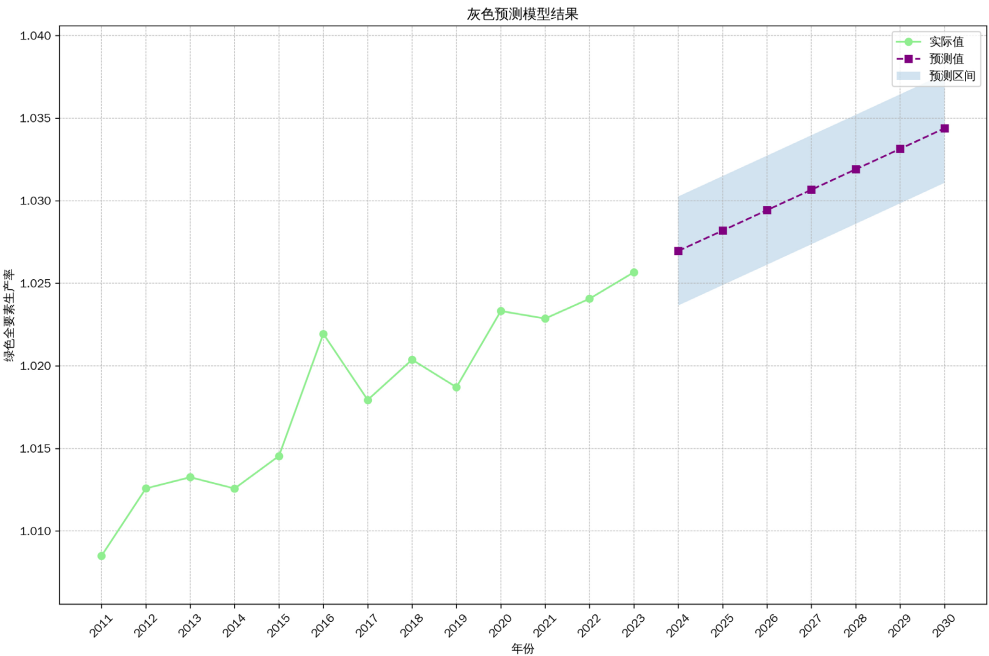


Figure 3. Grey prediction results of green total factor productivity
图 3. 绿色全要素生产率灰色预测结果

绿色全要素生产率的实际值在初期阶段呈现出一定的波动性，后期则逐渐趋于稳定增长，表明绿色全要素生产率正逐步进入一个良性的发展阶段。模型预测结果显示，2025~2030 年绿色全要素生产率的点估计值逐年小幅增加，且预测置信区间较窄，表明预测结果稳定性较高。结果如表 12 所示。

Table 12. Predicted values and prediction intervals of green total factor productivity
表 12. 绿色全要素生产率预测值与预测区间

年份	点估计	区间估计
2024	1.026	[1.0236, 1.0303]
2025	1.028	[1.0248, 1.0315]
2026	1.029	[1.0261, 1.0327]
2027	1.031	[1.0274, 1.0340]
2028	1.032	[1.0286, 1.0352]
2029	1.033	[1.0298, 1.0364]
2030	1.034	[1.0311, 1.0377]

检验结果显示，预测序列的均方误差为 2.83×10^{-6} ，平均绝对误差为 0.0011，均方根误差为 0.0017，决定系数为 0.9，整体拟合优度较高。灰色预测精度检验中，方差比为 0.38，小误差概率为 0.91，精度等级根据标准评判为合格。

3.2. 省份层面的差异化特征

3.2.1. 各省份下的人工智能发展水平分析

通过灰色预测模型对各省人工智能发展水平进行未来预测，绘制雷达图直观展示预测结果，如图 4 所示。

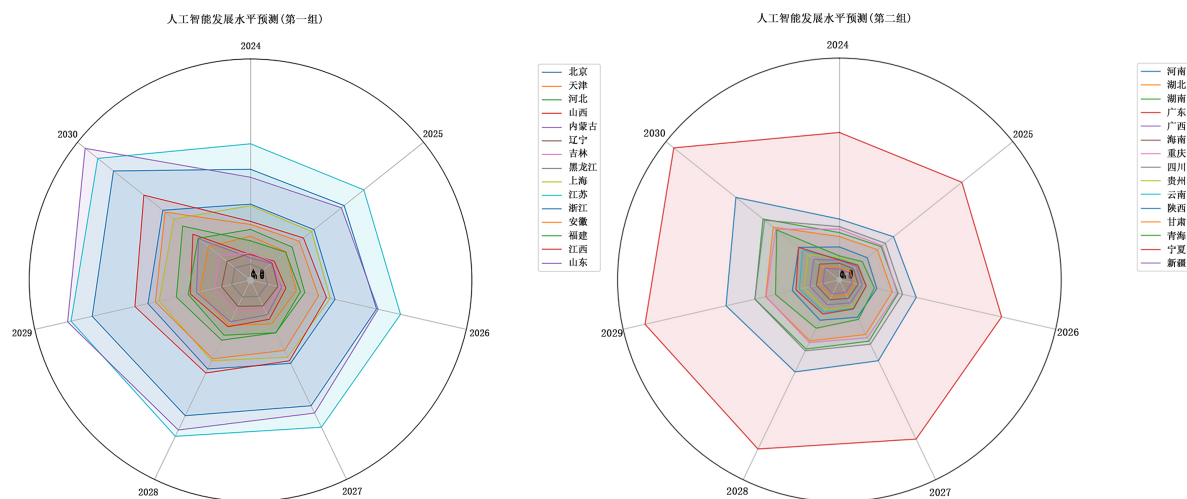


Figure 4. Radar chart of the forecasted development level of artificial intelligence
图 4. 人工智能发展水平预测雷达图

预测结果显示，2025~2030 年我国各省人工智能发展呈现显著区域分化。北京、广东等技术先发地区凭借成熟数字基建，在算法研发、智能终端制造领域保持领先；山东、安徽等特色产业省份聚焦智能制造、农业物联网等垂直场景，有望形成差异化竞争优势；宁夏、贵州等西部省份依托数据中心集群构建算力体系，技术应用初显成效。相较之下，西藏、青海等边疆省份因数字基建薄弱、高端人才匮乏，技术转化效率低；部分中游省份 2026 年后增速放缓，反映出可能存在技术迭代动力不足与协同机制缺失问题。综合来看，区域创新要素流动受阻、数字基建覆盖不均和欠发达地区政策适配不足，可能是制约人工智能均衡发展的主要原因。

3.2.2. 各省份下的绿色全要素生产率分析

通过灰色预测模型对各省绿色全要素生产率进行预测，并绘制雷达图直观展示预测结果，如图 5 所示。

预测结果显示，2025~2030 年我国各省绿色全要素生产率呈现显著区域分化。北京、上海等经济发达地区凭借技术升级与产业转型，长期保持较高水平。新疆等资源型地区合理开发并保护生态资源，展现较大增长潜力。反观西藏、青海等西部地区，受地理条件与单一产业结构制约，绿色全要素生产率覆盖范围较窄、发展动力不足。部分省份在 2026~2027 年后增长乏力，表明政策效果可能存在阶段性局限。综合来看，区域合作薄弱、生态开发粗放，以及欠发达地区技术政策支持缺位，可能是加剧失衡的主要原因。

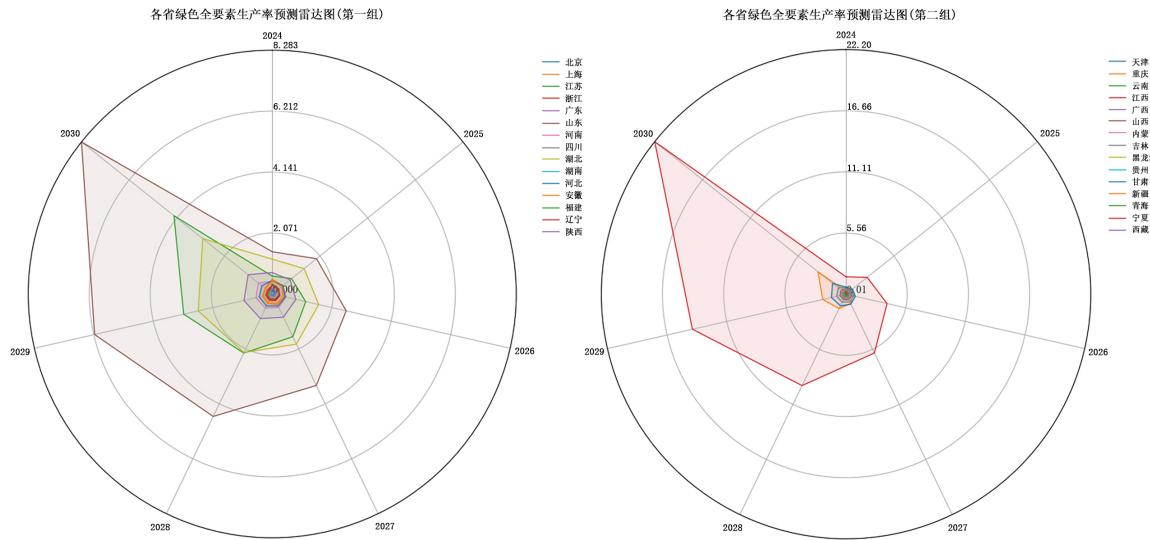


Figure 5. Radar chart for the forecast of green total factor productivity
图 5. 绿色全要素生产率预测雷达图

4. 结论与建议

4.1. 结论

① 人工智能对绿色全要素生产率的影响

通过基准回归模型，在控制相关变量后，发现人工智能发展对绿色全要素生产率具有显著正向促进作用。同时，城镇化水平、政府干预程度和对外开放程度对绿色全要素生产率提升有促进作用，而经济增长对其存在负向影响。

② 未来发展趋势预测

本文利用灰色 GM (1, 1)模型预测，2025 年后人工智能发展水平将强劲增长，绿色全要素生产率也将小幅增加。不过在省份层面存在明显区域分化，人工智能发展方面，技术先发地区、特色产业省份和部分西部省份各有优势，而边疆省份和部分中游省份发展受限；绿色全要素生产率方面，经济发达地区和资源型省份表现较好，西部部分省份和部分其他省份增长乏力。

4.2. 建议

① 东部技术引领区

此区域财政实力强、政策响应速度快，可重点强化人工智能与绿色技术前沿创新及区域辐射能力。通过设立人工智能 + 绿色技术专项基金，支持碳捕集智能系统、智慧能源网络等领域研发，同时建立智能产业与绿色制造产业链联盟，引导 AI 企业与钢铁、化工等高耗能制造业合作优化生产流程。此外，依托飞地经济模式在中西部建设绿色产业园区，推动区域间技术协同与产业联动。

② 中部产业协同区

该区域可依托东数西算算力优势与丰富劳动力资源，争取中央基建补贴建设 AI + 绿色制造示范园区，对农业智能装备应用给予专项补贴，并配套税收优惠以承接东部技术转化，推动 AI 应用规模化落地。

③ 西部算力赋能区

西部算力赋能区依托可再生能源富集和“东数西算”工程优势，具备绿色算力规模化发展基础。可

推广光伏/风电 - 数据中心 - 绿色计算一体化模式，对使用可再生能源的企业给予电价补贴；结合长江上游生态屏障、大熊猫栖息地等保护需求，试点 AI 生态监测系统提升管理效率；依托本地高校设立 AI + 生态交叉学科，通过奖学金和定向就业缓解人才流失，实现算力产业与生态保护协同发展。

④ 东北转型攻坚区

东北转型攻坚区具备深厚工业基础，但传统重工业占比高，AI 技术与绿色发展融合不足。依托国家东北振兴战略的持续支持，可设立专项基金定向支持钢铁、化工等企业智能化减排改造，引导高耗能产业转型绿色 AI 领域，并通过人才激励政策吸引专业人才回流。凭借现有产业底蕴与政策资源，逐步推动传统产业向智能化、绿色化转型，破解新旧动能转换瓶颈。

致 谢

谨此致谢研究过程中给予我无私支持的个人与团队。首先，衷心感谢导师朱丹老师始终如一的学术指引，其渊博的学识与严谨治学的态度为研究指明了方向。特别感谢家人在漫长研究周期中的包容与鼓励，这份温暖是我持续探索的重要动力。最后，向参与论文评审的专家学者致以诚挚谢意，您的专业意见令研究更臻完善。

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] 朱晓波. “十四五”关键之年如何把握绿色低碳高质量发展? [N]. 中国冶金报, 2023-11-30(008).
- [2] 高文. 抢抓人工智能发展的历史性机遇——深刻领会习近平总书记关于人工智能的重要论述[J]. 中国军转民, 2025(5): 12-14.
- [3] Koh, S.J. and Kim, H. (2021) Artificial Intelligence and Productivity Growth: Evidence from Korean Manufacturing Firms. *Journal of Productivity Analysis*, **56**, 51-69.
- [4] Pereira, A.M. and Rodrigues, C.M. (2022) Artificial Intelligence Adoption and Firm Productivity in Developing Countries: The Role of Digital Infrastructure. *Technological Forecasting and Social Change*, **181**, Article ID: 121764.
- [5] Acemoglu, D., Akcigit, U., Hanley, A. and Kerr, W.R. (2023) The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. *Econometrica*, **91**, 1251-1290.
- [6] 李平, 田朔, 刘建江. 人工智能、技术创新与绿色全要素生产率提升[J]. 中国软科学, 2022(9): 161-174.
- [7] 王华, 陈超凡, 刘辉煌. 人工智能对绿色全要素生产率的影响——基于空间溢出与门槛效应的分析[J]. 系统工程, 2023, 41(6): 1-12.
- [8] 张悦, 李鹏飞, 王雅楠. 人工智能对绿色全要素生产率的影响研究——基于技术创新与产业结构升级的中介效应[J]. 科技管理研究, 2022, 42(19): 243-250.
- [9] 赵宇, 孙晓华, 黄睿. 数字经济、绿色技术创新与绿色全要素生产率提升[J]. 科技进步与对策, 2024, 41(2): 1-10.
- [10] 徐宁, 丁松, 公彦德. 灰色 GM (1, 1) 预测模型及拓展研究进展[J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(13): 52-59.
- [11] 达建一. 基于 SBM-ML 模型的河北省农业绿色全要素生产率研究——基于河北省 11 市的计量分析[J]. 智慧农业导刊, 2023, 3(13): 25-28.
- [12] 马光威, 钟玉婷, 钟坚. 中国人工智能发展评价指标体系构建与实证测度[J]. 科技管理研究, 2023, 43(18): 55-61.
- [13] 孙早, 侯玉琳. 人工智能发展对产业全要素生产率的影响——一个基于中国制造业的经验研究[J]. 经济学家, 2021(1): 32-42.
- [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.