

DOI: 10.20103/j.stxb.202411242877

吴伟平, 刘雨宁, 苏乐言, 张俊狮, 刘帅跽. 基于人工神经网络的数字经济碳减排及其条件效应研究. 生态学报, 2025, 45(10): - .

Wu W P, Liu Y N, Su L Y, Tsun Se Cheong, Liu S Y. Research on carbon emission reduction and its conditional effects of digital economy based on Artificial Neural Networks. Acta Ecologica Sinica, 2025, 45(10): - .

基于人工神经网络的数字经济碳减排及其条件效应研究

吴伟平¹, 刘雨宁¹, 苏乐言^{1,*}, 张俊狮^{2,3}, 刘帅跽²

¹ 湖南工商大学经济与贸易学院, 长沙 410205

² 香港恒生大学商学院, 香港 999077

³ 悉尼科技大学澳中关系研究所, 澳大利亚悉尼 2007

摘要: 数字经济如何在可持续发展框架下推动碳排放双控正引发社会各界广泛关注和深度探讨。为精准识别数字经济与碳排放之间的内在联系, 创新性地运用人工神经网络模型系统探究数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的净效应与条件依赖性。结果表明: ①数字经济发展推进了碳排放总量减排且速率随经济发展水平上升而增强; 数字经济对碳排放强度、人均碳排放量的净效应分别表现为负偏态倒“U”型趋势、先下降再上升再下降的“S”型态势, 且对二者的减排效应直到数字经济发展水平达到较高门槛值时才显著。②人工神经网络模型相比较传统计量估计更具适用性和精准度, 在拟合数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的净效应时, 精准度相比较传统计量估计分别提升了 65.58%、67.86%、56.57%。③数字经济对碳排放的影响表现出城市规模、城市行政等级和数字经济试验区异质性。超大和特大城市数字经济发展的总量减排效应最显著, 但在碳排放强度和人均碳排放量减排方面仍需优化; 行政等级较高城市数字经济发展有助于碳排放强度和人均碳排放量减排, 但在总量减排上未体现优势; 数字经济试验区充分展现了绿色发展和碳减排的制度优势, 尤其是在碳排放强度和人均碳排放量减排方面。④数字经济对碳排放的净效应因经济发展水平、外商直接投资、技术创新能力和技术关注度等条件变化而变化, 意味着推进数字经济的碳排放双控可以从上述四个方面发力。

关键词: 数字经济; 碳排放总量; 碳排放强度; 人均碳排放量; 条件效应; 人工神经网络

Research on carbon emission reduction and its conditional effects of digital economy based on Artificial Neural Networks

WU Weiping¹, LIU Yuning¹, SU Leyan^{1,*}, Tsun Se Cheong^{2,3}, LIU Shuaiyi²

¹ School of Economy & Trade, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205, China

² Business School, The Hang Seng University of Hong Kong, Hong Kong 99077, China

³ Australia-China Relations Institute, University of Technology Sydney, Sydney 2007, Australia

Abstract: How the digital economy can promote dual control of carbon emissions and intensity within the framework of sustainable development is attracting widespread attention and in-depth exploration from all sectors of society. With the increasing integration of digital technologies into various industries, understanding their potential to contribute to environmental sustainability is crucial. To gain a deeper understanding of the intrinsic connection between the digital economy and carbon emissions, this paper innovatively applies an artificial neural network model. This model systematically explores the net effects and conditional dependencies of the digital economy on total carbon emissions, carbon intensity, and

基金项目: 国家社会科学基金后期资助项目 (24FJYB051); 国家社会科学基金重大项目 (23&ZD067); 湖南省自然科学基金面上项目 (2024JJ5117); 湖南省教育厅科学研究重点项目 (23A0487)

收稿日期: 2024-11-24; **网络出版日期:** 2025-00-00

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: suleyan19991106@163.com

per capita carbon emissions, providing a comprehensive analysis of how digital transformation impacts carbon reduction efforts. The results show that: ①The digital economy has played a crucial role in reducing total carbon emissions, with the reduction rate accelerating as economic development levels increase. Its impact on carbon intensity and per capita carbon emissions follows distinct patterns, exhibiting a negatively skewed inverted “U” shape and an “S”-shaped trend, respectively. Notably, the significant reduction effects on both carbon intensity and per capita emissions become evident only when the digital economy reaches a sufficiently high threshold, highlighting the importance of sustained digital advancement. ②Compared to traditional econometric methods, the artificial neural network model demonstrates significantly superior accuracy in capturing the complex relationships between digital economy development and carbon emissions. When fitting the net effects on total carbon emissions, carbon intensity, and per capita emissions, the model’s accuracy increased by 65.58%, 67.86%, and 56.57%, respectively, demonstrating its enhanced predictive power. ③The impact of the digital economy on emissions varies significantly across different urban contexts, including city size, administrative level, and the presence of digital economy pilot zones. The most substantial emission reductions occur in super-large and mega-cities, although further efforts are needed to optimize reductions in carbon intensity and per capita emissions. In cities with higher administrative levels, digital economy development helps lower carbon intensity and per capita emissions, but does not significantly affect total emissions. Pilot zones show strong institutional advantages, particularly in green development and emission reduction efforts. ④The net effect of the digital economy on carbon emissions is influenced by various conditions, including economic development, foreign direct investment, innovation, and technology focus. These factors play a crucial role in shaping how digital economy development impacts carbon emissions, suggesting that the dual control of emissions can be effectively promoted through strategic advancements in these four aspects.

Key Words: digital economy, total carbon emissions, carbon emission intensity, per capita carbon emissions, conditioned effect, artificial neural network

全球变暖引发的极端天气事件和生态灾难,已成为人类社会亟需应对的重大挑战。国际能源署发布的《2023 年全球碳排放报告》显示,2023 年全球与能源相关的碳排放量增长超过 374 亿 t,较上一年增加了 4.1 亿 t,达到历史新高。为了应对全球气候危机,国际社会早在 2021 年的联合国气候变化大会上达成了共识。根据《联合国气候变化框架公约》第 26 次缔约方大会的目标,各国迫切需要在未来十年内将温室气体排放量减半,这是实现全球气候稳定的紧迫任务,更远期的目标是在本世纪中叶实现二氧化碳净零排放。作为世界第二大经济体和最大碳排放国之一,中国经济迅猛发展导致二氧化碳总体排放量迅速增加。2023 年,中国能源生产二氧化碳排放量占全球总排放量的 31%,超过了整个西半球和欧洲的总排放量。因此,在全球气候变暖与极端天气频发的严峻挑战下,减少碳排放、推动绿色低碳发展成为全球共识,推动二氧化碳减排行动刻不容缓,亟须采取更加积极的措施。

数字经济作为新兴的经济形态,正通过产业数字化和数字产业化深刻改变着全球经济社会结构,并发展成为新发展格局下应对经济体内部禀赋和外部环境巨大变化的直接回应^[1]。随着数字技术创新的不断推进,数字经济以其高渗透性、规模效应、网络效应是在否能实现碳达峰碳中和的目标中日益受到关注^[2]。一方面,产业数字化凭借数字技术的强大驱动力,深度融入并赋能传统行业,通过优化生产工艺流程来提升资源配置效应和生产效率,推动发展方式绿色转型^[3],最终减少能源消耗并促进碳减排^[4-6]。另一方面,数字产业化进程将不可避免地导致电力等能源消耗显著增加,进而推升碳排放量^[7-9],并对生态环境可持续发展构成挑战^[10-11]。可见,数字经济并非只有单纯的降碳效应,还存在一定的“绿色盲区”,对生态环境产生负外部性作用^[12]。因此,数字经济对碳排放的最终影响结果将取决于产业数字化与数字产业化过程中减碳与增碳的动态平衡。

数字经济的碳减排效应究竟如何,尚需借助更为科学的方法进行深入探究。为此,本文采用人工神经网络

络(Artificial Neural Network, ANN)模型进行再估计。相较于传统计量分析方法,人工神经网络在这一领域的应用具有显著优势:一是估计精度与动态适应能力提升。传统计量方法假设因变量与自变量之间存在线性关系,这使得其在捕捉复杂的非线性关系时存在局限,无法精准估计数字经济对碳排放的非线性效应,难以适应二者之间关系的动态变化。人工神经网络,尤其是多层感知器和径向基函数网络等,能够建模并高效识别这种复杂的非线性关系。二是估计方法的稳健性增强。ANN模型通过分布式计算和并行处理能力,能够在同一模型中引入大量控制变量(即多个神经元),并通过反向传播算法优化权重,有效缓解传统计量方法因多重共线性而导致的估计结果不可靠不稳健问题。三是数据处理与特征挖掘的深度拓展。ANN模型则具有强大的数据处理能力,能够通过深度学习技术自动从数据中挖掘出潜在的关键特征,进而识别传统方法难以发现的潜在模式,并捕捉每一个数字经济发展水平点对应的碳排放量,进一步增强模型的预测性能。

2024年7月,国务院印发《加快构建碳排放双控制度体系工作方案》,强调加快构建碳排放总量和强度双控制度体系,积极稳妥推进碳达峰碳中和、加快发展方式绿色转型。为此,本文从数量(碳排放总量)和质量(碳排放强度和人均碳排放量)两个维度,并利用ANN模型以及Cheong^[13]开发的RAB求解算法系统探究数字经济与碳排放的复杂关系。本研究的边际贡献主要表现在三方面:一是基于ANN模型精准识别数字经济对碳排放数量和质量的非线性效应,既突破了传统计量分析的局限,也提升了估计结果的精准度。ANN模型在估计数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的影响效应时的精准度,相比较传统计量估计分别提升了65.58%、67.86%、56.57%。二是细致刻画了每一个数字经济发展水平点对应的碳排放总量、碳排放强度及人均碳排放量,弥补了既有研究仅能估计数字经济对碳排放平均效应的不足,拓展了碳减排效应研究框架。三是进一步探讨了不同经济发展水平、外商直接投资、技术关注度和技术创新能力等情景下数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的条件效应,为碳排放双控制度体系优化提供了更精准的政策指引。

1 模型与数据

1.1 ANN 模型

ANN模型是一种机器学习方法,能够捕捉变量间复杂的非线性关系与交互。Hornik^[14]证明多层前馈神经网络作为通用逼近器可更准确拟合自变量与因变量间的真实关系,揭示潜在函数形式的本质。神经元是人工神经网络的基本单元,其输入由自变量($X_1, X_2, \dots, X_i$)组成。每个神经元由一个常数 i (偏置)和权重组成。神经元的初始输出是其偏置与输入的加权和。其计算方法如下:

$$S_j = \sum_{k=1}^i X_k W_{j,k} + B_j \quad (1)$$

式中, $W_{j,k}$ 表示神经元 j 中输入 k 的权重, B_j 表示网络中的偏置。神经元的输出随后传递给激活函数进行处理,从而得出最终输出结果^[13]。神经元的结构如图1所示:

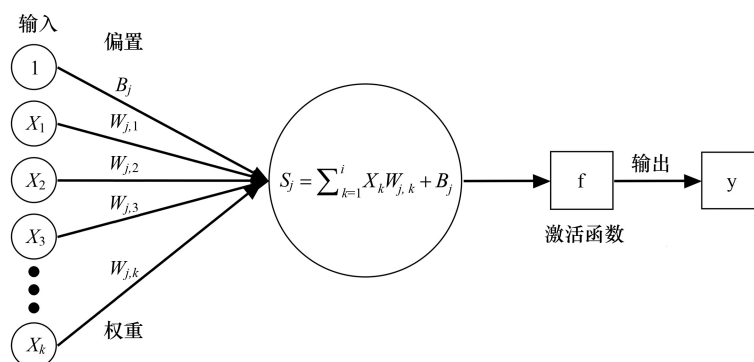


图1 单个处理神经元的结构

Fig.1 Structure of a single processing neuron

人工神经网络由大量按层排列的神经元组成,包括输入层、隐藏层和输出层。激活函数通常选择 sigmoid 函数,但也可以是逻辑函数、双曲正切函数、线性整流函数(ReLU)或其他函数。在激活函数逼近的人工神经网络中,输入首先进入 ANN 模型的输入层,再通过隐藏层根据公式构建神经元,隐藏层的输出经激活函数整合所有神经元的结果。图 2 说明了人工神经网络的结构:

模型在每次迭代中通过反向传播和梯度下降算法调整偏置和权重。反向传播算法结合链式法则计算梯度,然后通过梯度下降法迭代调整偏置和权重,沿负梯度方向进行优化,以将均方误差(MSE, Mean Squared Error)降至局部最小值。具体更新过程遵循梯度下降原理,不断优化模型性能,使 MSE 逐步收敛至局部最小值。梯度下降算法可由式(2)表示如下:

$$\theta_{i,t+1} = \theta_{i,t} - \alpha \frac{\partial}{\partial \theta_{i,t}} J(\theta_{i,t}) \quad (2)$$

式中, $\theta_{i,t}$ 表示在更新前(即第三次迭代中)参数 θ_i 的初始值, $\theta_{i,t+1}$ 表示参数 θ_i 更新后的值, α 代表学习率, $J(\theta_{i,t})$ 代表以 $\theta_{i,t}$ 为自变量的 MSE 函数, $\frac{\partial}{\partial \theta_{i,t}} J(\theta_{i,t})$ 是 $\theta_{i,t}$ 的梯度。

在进一步训练之前,本研究采用自组织映射(SOM)神经网络对数据进行聚类。SOM 通过数据相似性进行分类,将预处理后的数据按内在特征划分为多个类别,确保类别内数据高度相似。聚类结果分别输入至四个独立函数,作为对应 ANN 模型的输入层,以更精准捕捉数字经济与碳排放的复杂关系。基于该阶段输出结果,构建输入至神经网络隐藏层的神经元,进一步提升模型预测精度与效能。

过拟合是机器学习中的主要挑战,指模型对训练数据拟合过度,导致泛化能力不足,无法适应新数据。为缓解这一问题,通常采用丢弃法(dropout)、提前停止训练(early stopping)、正则化以及简化模型结构等策略。本研究通过限制网络复杂性来在模型适应性和泛化能力之间取得平衡,模型中的神经元数量计算方法如下:

$$N = \left(\frac{sp_t N_o - N_o}{I_o + N_o + 1} - 1 \right) / F_L \quad (3)$$

式中, s 表示样本总数, F_L 是限制 ANN 灵活性的限制因素,设定为 10, N 是 ANN 中建议的隐藏神经元数量(该建议数量作为参考,ANN 模型中的实际神经元数量会围绕此参考数进行调整), p_t 是划分为训练集并用于训练过程的样本百分比。 N_o 表示输出神经元的数量, I_o 表示自变量的总数。整个数据集随机划分为训练集(90%)和测试集(10%),模型在训练集上进行训练,并在训练完成后使用测试集评估其性能。这种方法广泛用于机器学习模型性能评估,通过测试集可识别均方误差最低的最优模型。有关人工神经网络模型设计及神经元处理流程详见图 3。

1.2 RAB 算法

本文采用 Cheong 等^[13]开发的结合了 ANN 和 Bootstrapping 两种方法的 RAB(Recursive Partitioning Based on Approximate Bayesian Computation)算法,探究数字经济与碳排放之间的复杂关系。与传统的计量经济学分析方法相比,RAB 算法在计算能力和精度上更具优势,能够揭示出标准线性回归难以捕捉的结果。传统计量估计依赖 MSE、斜率参数及其统计检验,而 RAB 算法在这些方面表现更优,为解析数字经济与碳排放总量、碳排放强度及人均碳排放量的关系提供更全面的理解。首先,RAB 算法在捕捉复杂非线性关系方面表现更佳,尽管在关系线性时误差趋于一致,但在非线性情境下,RAB 算法显著优于传统计量估计。其次,传统计量估

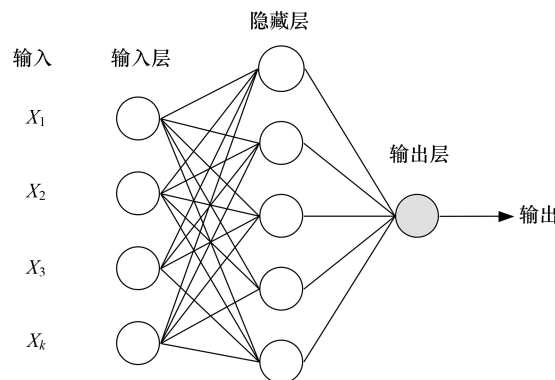


图 2 人工神经网络结构示意图

Fig.2 Illustration of the artificial neural network architecture

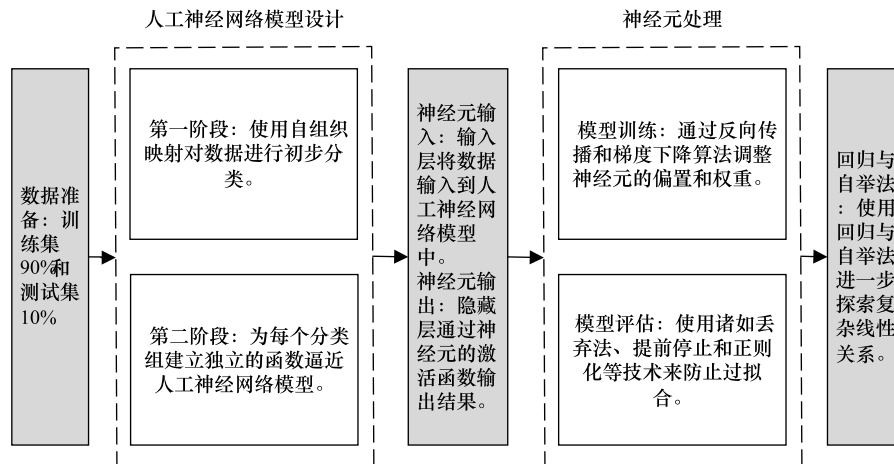


图3 人工神经网络计算步骤图

Fig.3 Calculation steps of artificial neural network

计依赖固定斜率参数 β ,假设因变量与自变量的关系恒定,而RAB算法结合ANN模型和Bootstrapping,能动态调整斜率,灵活反映变量间的变化。最后,RAB算法通过Bootstrapping生成多个样本,精确计算自变量的置信区间,而传统计量估计仅关注斜率参数的置信区间,提供更全面的分析视角,增强了结果的可靠性。因此,RAB算法为数字经济与碳排放关系的分析提供了更深刻的理解和更高的准确性。

1.3 变量选取与数据来源

本文的被解释变量既包括碳排放总量这一数量指标,还包括碳排放强度和人均碳排放量等两个质量指标。其中,城市碳排放总量通过天然气、液化石油气和电力消耗等维度的能源消费量与二氧化碳换算系数间接测算而得^[15],并参照《省级温室气体清单编制指南》,将天然气、液化石油气、煤电的碳排放系数分别设定为2.1622kg/m³、3.1031kg/kg和1.3023kg/kWh。解释变量为数字经济发展水平,基于互联网普及率、相关从业人员情况、相关产出情况、移动电话普及率、数字普惠金融指数等5个维度指标并利用因子分析法测算而算^[16-17]。条件变量包括经济发展水平、外商直接投资、技术关注度和科技创新能力。控制变量(神经元)包括居民可支配收入、产业结构指数、服务业化指数、工业化指数、人口规模、人力资本水平、固定资产投资、城镇化水平、土地资源、道路密度、交通通达度、绿色创新水平、环境质量、对外开放水平、全要素生产率、财政支出水平、财政收入水平、人均财政预算支出、人均财政预算收入、科技支出占比、金融贷款规模及金融发展水平。

不同于传统计量估计容易因变量增加而引发多重共线性,影响估计结果的准确性,ANN模型通过反向传播算法和权重调整,自动优化神经元连接,减轻或消除变量间的相关性,避免了多重共线性带来的估计偏差。并且,ANN模型在高维数据处理上表现出色,能自动选择和提取关键特征,动态调整网络结构以更好地拟合复杂数据模式。而且,随着控制变量增多,ANN模型的拟合精度逐渐提升,这使其在捕捉多变量非线性关系和复杂结构方面优于传统计量估计,从而提高碳减排效应预测的准确性。以上变量的解释及测度方法详见表1。

由于行政区划调整以及西藏和港澳台地区统计数据的缺乏,在剔除部分数据缺失的城市样本后,本文选取2011—2019年中国273个地级及以上城市面板数据作为分析数据集。上述城市样本占中国城市总样本的93%,且分布于东部、中部、西部以及东北地区等区域,具有较强代表性。本研究所有变量数据均来源于EPS(Easy Professional Superior)全球统计数据分析平台以及《中国互联网络发展状况统计报告》《中国工业统计年鉴》《中国环境统计年鉴》等,所有货币指标均按2011年不变价格计算,缺失值主要通过插值法补充。

表 1 本研究的变量选择及其解释
Table 1 Variable selection and interpretation in this study

变量 Variables	变量解释 Variables interpretation	参考文献 References
被解释变量 Dependent variables	碳排放总量	Chen (2022) ^[15]
	人均碳排放量	Chen (2022) ^[15]
	碳排放强度	Chen (2022) ^[15]
解释变量 Independent variables	互联网普及率	黄群慧等 (2019) ^[16]
	相关从业人员情况	黄群慧等 (2019) ^[16]
	相关产出情况	黄群慧等 (2019) ^[16]
	移动电话普及率	黄群慧等 (2019) ^[16]
	数字普惠金融指数	郭峰等 (2020) ^[17]
条件变量 Conditional variables	经济发展水平	赵涛 (2020) ^[18]
	外商直接投资	Ren 等 (2024) ^[19]
	技术关注度	Hong 等 (2023) ^[20]
控制变量 Control variables	科技创新能力	李凯杰等 (2012) ^[21]
	居民可支配收入	万文玉等 (2016) ^[22]
	产业结构指数	赵涛 (2020) ^[18]
	服务业化指数	Shen 等 (2024) ^[23]
	工业化指数	Shen 等 (2024) ^[23]
	人口规模	谢云飞等 (2022) ^[24]
	人力资本水平	别晓东等 (2024) ^[25]
	固定资产投资	Zhao 等 (2024) ^[26]
	城镇化水平	万文玉等 (2016) ^[22]
	土地资源	Qiao 等 (2025) ^[27]
	道路密度	Yang 和 Takase (2024) ^[28]
	交通通达度	Yang 和 Takase (2024) ^[28]
	绿色创新水平	Zhao (2022) ^[29]
	环境质量	郑玉雯 (2024) ^[30]
	对外开放水平	Shen 等 (2024) ^[23]
	全要素生产率	Suo 等 (2024) ^[31]
	财政支出水平	Chen (2022) ^[15]
	财政收入水平	Chen (2022) ^[15]
	人均财政预算支出	Dong (2024) ^[32]
	人均财政预算收入	Dong (2024) ^[32]
	科技支出占比	Cai 等 (2025) ^[33]
	金融贷款规模	Zheng 和 Li (2022) ^[34]
	金融发展水平	赵涛等 (2020) ^[18]

2 结果分析与讨论

2.1 数字经济对碳排放的总效应

本文基于 ANN 模型以及 RAB 算法进一步拟合了数字经济对碳排放总量、碳排放强度以及人均碳排放量的净效应。图 4 左的结果显示,随着数字经济发展水平从 0 增长到 0.88,数字经济发展带来的平均碳排放总量从 920 万 t 下降至 590 万 t,表明数字经济对碳排放总量的减排效应显著。并且,置信区间随数字经济发展水平上升逐步收窄,说明在数字经济发展较高水平区段,碳排放总量的拟合值更具一致性和可靠性。分区段来看,在数字经济发展水平较低区段(小于 0.2),碳排放总量均值在 885 万 t 以上且置信区间较宽,意味着数

字经济发展水平较低时带来的碳排放总量较高且波动性较大。但当数字经济发展水平越过拐点值 0.4 后,数字经济发展带来的碳排放总量开始趋于锐减且置信区间也相应缩小,说明数字经济的碳排放总量减排速率不断强化。其中,当数字经济发展水平上升 50%至 0.6 时,碳减排平均效应达到 80 万 t;当数字经济发展水平上升 100%至 0.8 时,碳减排平均效应则达到 190 万 t。可见,数字经济的碳排放调控能力和减排效应在高水平数字化阶段得到强化。

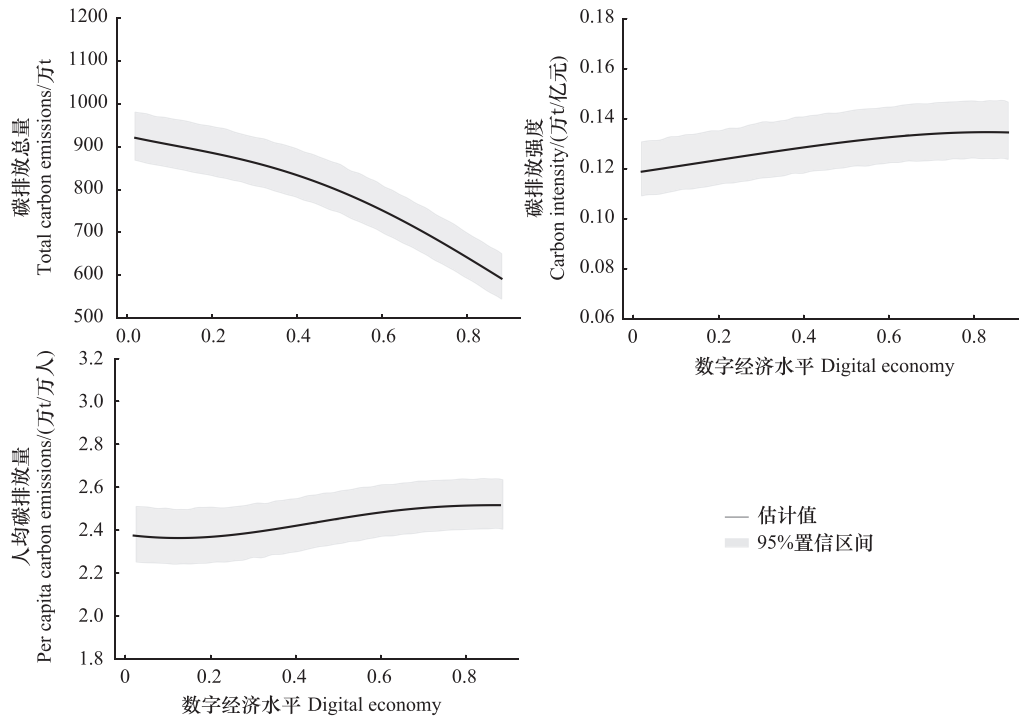


图 4 数字经济对碳排放总量、碳排放强度和人均碳排放量的净效应

Fig.4 The net effect of the digital economy on total carbon emissions, carbon intensity, and per capita carbon emissions

图 4 中呈现了数字经济对碳排放强度的净效应。总体来看,随着数字经济发展水平上升,平均碳排放强度从初始的线性增长到趋于收敛再到出现下降的负偏态倒“U”型趋势,且下降的拐点值到来较晚,样本期的下降区段较短。具体来看,当数字经济发展水平低于 0.5 时,数字经济带来的平均碳排放强度呈现出线性增长态势,从最初的 0.12 增长至 0.13 万 t/亿元。此阶段的特征符合“Jevons 悖论”,即数字技术提高资源使用效率的同时,也刺激资源的更大规模使用,导致整体能源消耗及碳排放强度不降反升。当数字经济发展水平高于 0.5 后,平均碳排放强度开始出现收敛,直至数字经济发展水平增长至 0.83,对应的平均碳排放强度最大值 0.14 万 t/亿元。自此之后,数字经济带来的平均碳排放强度趋于下降。可见,数字经济对碳排放强度的减排效应到来较晚且仅当数字经济发展水平达到 0.83 后才会发生。

从图 4 右的拟合结果来看,在样本期内,数字经济对人均碳排放量的净效应呈现出先下降再上升再下降的“S”型态势,两个拐点处对应的数字经济发展水平值分别为 0.13 和 0.87。其中,早期人均碳排放量的短期下降主要因为随着数字经济发展水平上升,碳排放总量的增长速度慢于城市人口规模增长速度,以致于数字经济带来的人均碳排放量在出现短期下降后开始收敛直至第一个拐点后转为上升。在这一阶段,数字经济发展带来的技术进步虽然在个别生产环节提高了能源效率,但高能耗基础设施的增加以及消费者需求的多样化和经济活动的扩展,导致人均碳排放量不降反升。不过,当数字经济发展水平增长至 0.5 后,人均碳排放量的增长也开始趋于收敛,直到数字经济发展水平上升至第二个拐点值 0.87 后,人均碳排放量达到最大值 2.52 万 t/万人并自此之后趋于下降。因此,在数字经济发展的中后期,其对人均碳排放量的减排效应也到来较晚,仅

当数字经济发展水平达到 0.872 后才显著。

理论研究表明,ANN 模型相比较传统计量估计的最大优势是提升了拟合的精确度。为了进一步验证 ANN 模型拟合的高精度优势,本文还基于传统计量模型分别拟合数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的净效应,并通过比较基于两种模型方法拟合的均方误差(MSE)差异进行识别。MSE 是统计学和机器学习中常用的一个评估指标,用于衡量预测模型或估计方法的精确度,通过计算预测值与实际值之间差值的平方的平均值来衡量误差。表 2 的统计数据表明,相比较传统计量模型估计结果,ANN 模型在拟合数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的净效应时,MSE 均有显著降低,精准度分别提升了 65.58%、67.86%、56.57%,表明 ANN 模型更能刻画数字经济与碳排放的复杂关系。

表 2 人工神经网络与传统计量分析的均方误差比较
Table 2 Comparison of MSE between ANN and traditional econometric estimation

关系与均方误差 Relationship and MSE	传统计量模型 Traditional econometric models	人工神经网络模型 ANN model	精准度 Accuracy
数字经济与碳排放总量 Digital economy and total carbon emissions	196306.6045	67575.9139	+65.5763%
数字经济与碳排放强度 Digital economy and carbon intensity	0.0034	0.0010	+67.8582%
数字经济与人均碳排放量 Digital economy and per capita carbon emissions	1.0921	0.4743	+56.5661%

精准度指 ANN 模型相比较传统计量估计的 MSE 改进

2.2 数字经济影响碳排放的异质性

考虑到数字经济对碳排放的净影响可能因城市属性差异而呈现出异质性特征,因此本文进一步探讨数字经济影响碳排放的异质性。关于城市异质性的识别主要从三个维度展开:一是从城市规模维度将城市样本划分为特大和超大型城市、大城市、中小城市等三类,关于按城市规模的划分标准参照 2014 年 11 月国务院发布的《关于调整城市规模划分标准的通知》。二是从城市行政等级维度将城市样本划分为第一行政等级城市和非第一行政等级城市,且第一行政等级城市包括省会城市、副省级城市和计划单列市。第一行政等级城市凭借丰富的资源禀赋与显著的政策优势,能够有效推动碳减排工作的深入实施。相比之下,非第一行政等级城市可能面临发展速度相对滞后、技术引进难度加大等困境,从而在碳减排工作的推进上受到一定程度的制约和局限。三是按照是否属于国家数字经济创新发展试验区将城市样本划分为数字经济实验区城市和非数字经济实验区城市。国家数字经济创新发展试验区建设始于 2019 年,截至目前已覆盖重庆、河北(雄安新区)、浙江、福建、广东、四川等 6 省市。

2.2.1 城市规模异质性

图 5 报告了数字经济对碳排放数量和质量的净效应在超大和特大城市、大城市、中小城市的异质性。图 5 左显示,数字经济对不同规模城市碳排放总量的净效应存在显著异质性,碳排放总量随着城市规模上升而趋于下降。特大和超大城市数字经济发展带来的碳排放总量中位数为 789 万 t,低于大城市的 800 万 t 和中小城市的 865 万 t。这主要因为特大和超大城市在数字经济基础设施、前沿技术、产业数字化方面的优势,促进了资源配置优化和碳减排效率提升。相比之下,大城市和中小城市在数字经济发展、技术创新和资源优化方面的能力较弱,导致碳减排效果不明显。根据《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》,特大和超大城市应率先实施碳达峰和碳中和示范项目,探索有效的碳减排模式,具有较强的示范作用。从图 5 中和图 5 右来看,数字经济对碳排放强度和人均碳排放量的净效应也呈现出显著的城市异质,即碳排放强度和人均碳排放量均随着城市规模上升而趋于上升,但差距不大。其中,超大和特大城市数字经济发展带来的碳排放强度(0.1174 万 t/亿元)和人均碳排放量(2.2941 万 t/万人)略高于大城市(0.1162 万 t/亿元、2.2849 万 t/万人)和中小城市(0.1153 万 t/亿元、2.235 万 t/万人)。总之,超大和特大城市

数字经济发展对碳排放总量的减排效应虽比较突出,但在碳排放强度、人均碳排放量减排等方面还需要进一步强化。

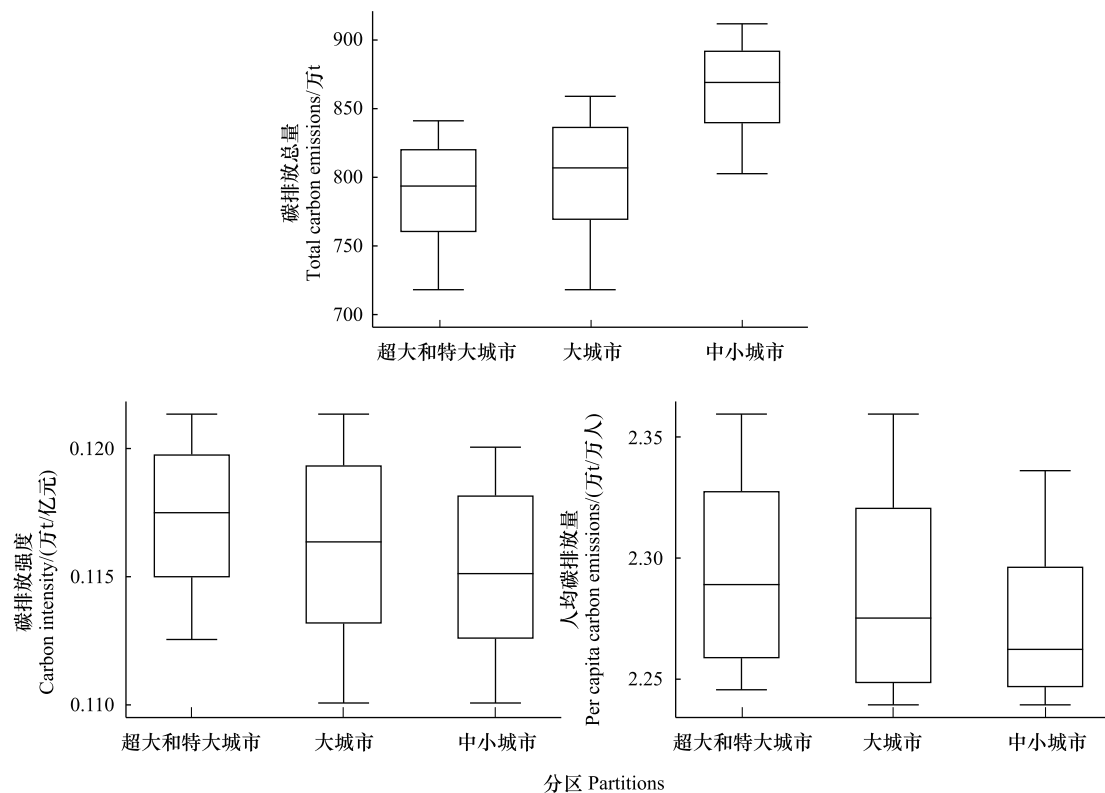


图5 数字经济与碳排放的城市规模异质性

Fig.5. Heterogeneity of urban scale in digital economy and carbon emissions

2.2.2 行政等级异质性

图6报告了数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的净效应在不同行政等级城市的异质性。在图6左,第一行政等级城市数字经济发展带来的碳排放总量中位数为760.7万t,略高于非第一行政等级城市碳排放总量中位数742.6万t。这是因为省会城市、副省级城市、计划单列市等第一行政等级城市虽然是各省的行政中心,在行政级别、管理权限和职能范围等方面高于普通地级市,但这些第一行政等级城市并不完全是数字经济发展水平较高的经济中心,以致于数字经济的规模效应和集聚效应未能得到充分发挥,没有在碳排放总量减排方面体现出行政等级优势。相反,从图6中和图6右来看,第一行政等级城市数字经济发展带来的碳排放强度(中位数0.1182万t/亿元)和人均碳排放量(中位数2.3142万t/万人)则略低于非第一行政等级城市的碳排放强度中位数0.1193万t/亿元和人均碳排放量中位数2.3290万t/万人。这意味着第一行政等级城市虽在数字经济的碳排放总量减排方面没有发挥优势,但在碳排放强度和人均碳排放量这一结构性减排方面发挥了行政等级优势。

2.2.3 数字经济试验区异质性

本文还结合国家数字经济创新发展试验区这一准自然实验,进一步探讨数字经济试验区建设是否会影响数字经济的净效应(图7)。从图7左来看,数字经济对碳排放总量的净效应在数字经济试验区与非数字经济试验区表现出显著异质性。其中,在数字经济试验区,数字经济发展带来的碳排放总量中位数值为775万t,略高于非数字经济试验区的743万t。这是因为数字经济试验区大力培育数字产业集群,集中了一批高新技术和创新型数字产业或企业,这些产业或企业虽拥有更高的能源效率,有助于长期降低碳排放强度,但在数字经济快速发展的初期,数字基础设施尚未完全“绿色化”且能源

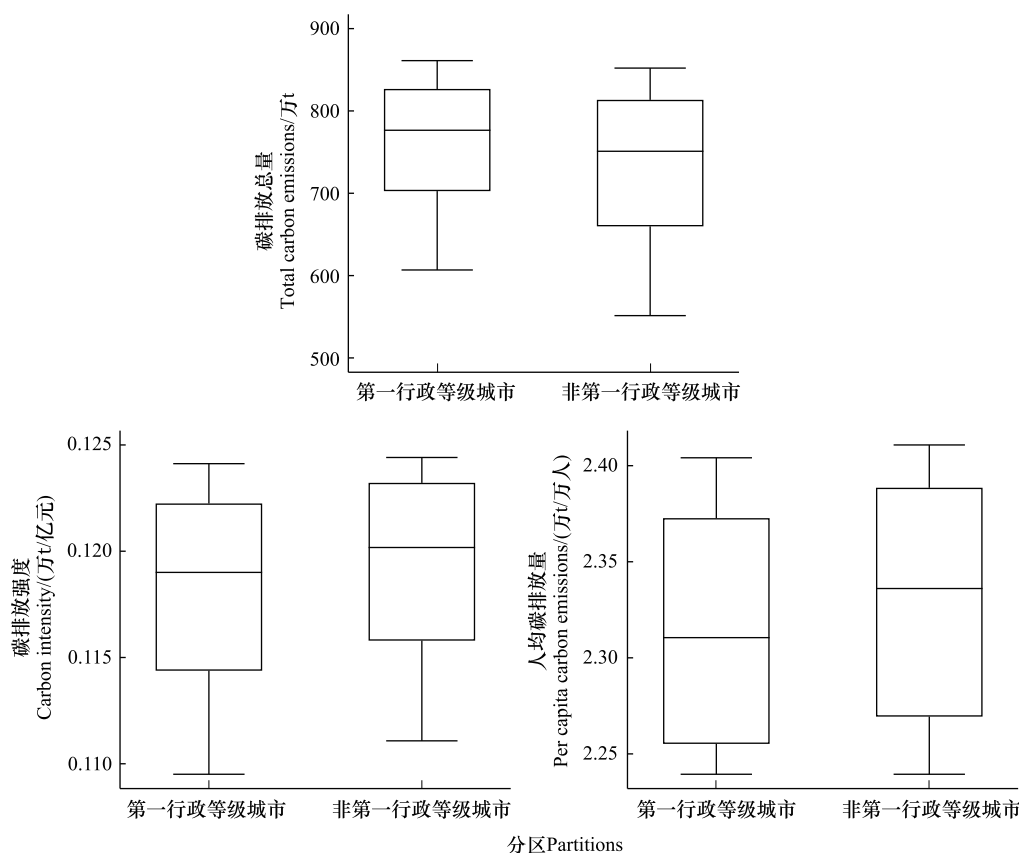


图6 数字经济与碳排放的行政等级异质性

Fig.6 Heterogeneity of urban hierarchy in digital economy and carbon emissions

消耗较大,因此在短期内推升了碳排放总量。

在图7中和图7右,数字经济对碳排放强度、人均碳排放量的净效应在数字经济试验区与非数字经济试验区也表现出异质性,但净效应方向与碳排放总量完全相反,即数字经济试验区的碳排放强度(中位数0.1175万t/亿元)和人均碳排放量(中位数2.3055万t/万人)均低于非数字经济试验区的碳排放强度(中位数0.1193万t/亿元)和人均碳排放量(中位数2.3290万t/万人)。这是因为试验区不断深化供给侧结构性改革,在数字经济要素流通机制、新型生产关系、要素资源配置等方面凝聚优势,推动了能源结构优化和能源利用效率提升,从而降低碳排放强度和人均碳排放。2024年5月,国务院在印发的《2024—2025年节能降碳行动方案》中提出了分领域、分行业实施节能降碳专项行动的要求,为数字经济试验区在推动数字经济发展的同时注重碳减排和绿色发展提供了有力的政策支撑。

2.3 数字经济影响碳排放的条件效应

2.3.1 条件效应的理论逻辑

数字经济崛起不仅改变了经济发展模式,也深刻影响着碳排放路径及表现。然而,数字经济对碳排放的影响并非单一线性,而是受到经济发展水平、外商直接投资、技术关注度和科技创新能力等多条件因素的调节。首先,经济发展水平对碳排放的影响可通过EKC假说来解释,即碳排放随着经济增长而呈现先上升后下降的倒“U”型变化。并且,经济发展水平与数字经济的交互可通过优化产业结构、推动绿色转型和提高资源配置效率,影响碳排放路径及其总体趋势和结构。其次,外商直接投资对碳排放的影响具有复杂性并受到多种条件制约,既可能通过引入先进的高能效技术和管理经验促进碳减排,也可能因投资资源密集型行业而抑制碳减排。此时,数字经济可发挥“调节器”作用,凭借其优化资源配置、促进技术创新与转型、提升生产效率

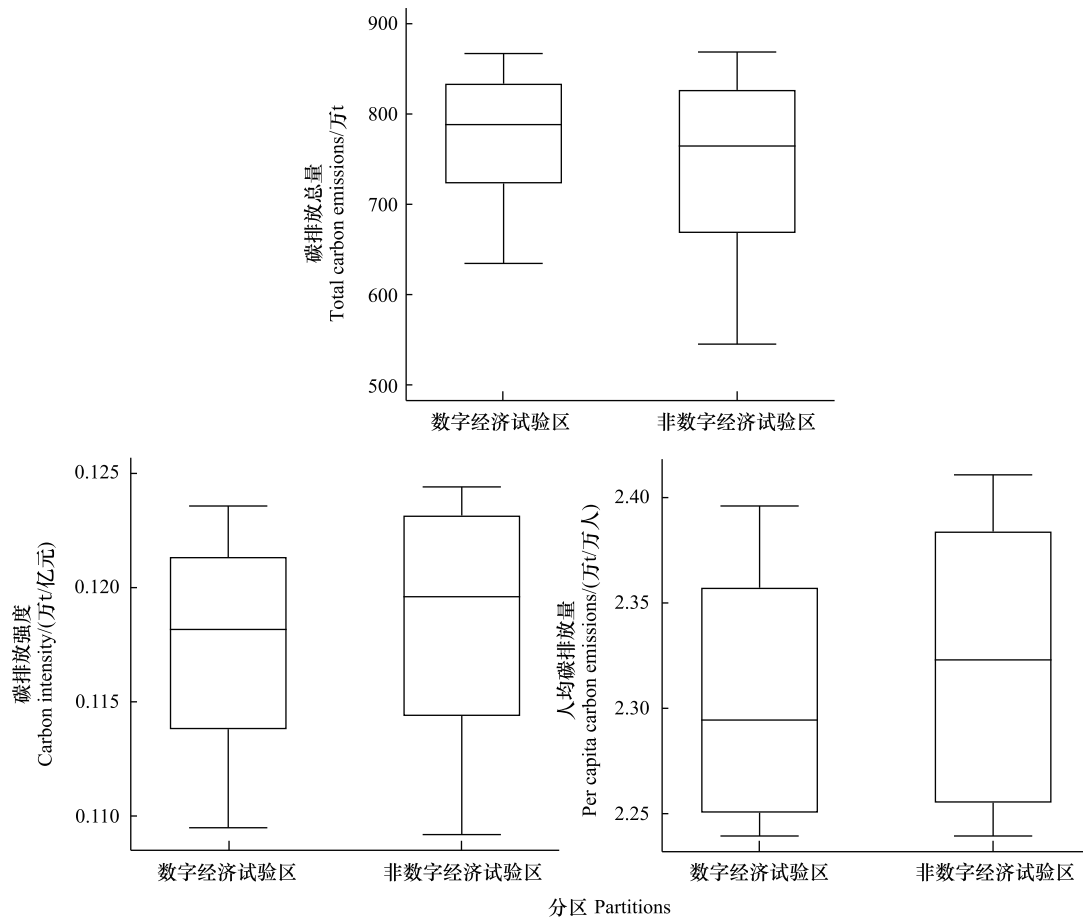


图7 数字经济与碳排放的数字经济试验区异质性

Fig.7 Heterogeneity of pilot zone in digital economy and carbon emissions

的能力,缓解外商直接投资对环境带来的压力,推动绿色低碳发展。再次,技术关注度反映了技术在资源分配中的优先级和技术创新的扩散潜力。在技术关注度较低时,数字经济发展往往集中于初级数字化转型。这种转型缺乏与绿色技术的深度结合,可能导致数字经济短期无法降低碳排放。当技术关注度较高时,数字经济与绿色技术的深度融合将产生协同效应,技术关注度的“加速器”作用不断凸显,增强了数字经济的碳减排潜力。最后,技术创新对碳排放的影响呈现双重效应,既可能通过研发清洁能源、优化生产工艺等助推碳减排,也可能推动某些高能耗行业快速扩展而在短期内导致能源消费和碳排放增加。不过,数字经济通过促进技术创新的广泛应用与快速扩散,能够增强创新技术在碳减排中的积极作用,并推动低碳技术和绿色产业发展,进而实现经济低碳可持续发展。

2.3.2 经济发展水平

图8左侧的三维图展示了碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量随着数字经济和经济发展水平的交互变化趋势,右侧的等高线图则提供了更直观的二维视角。总体上,数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的净效应在不同经济发展水平阶段呈现出显著的条件效应。首先,经济发展水平的上升显著推升了碳排放总量,但这种因经济发展水平上升带来的碳排放总量增长可以通过发展数字经济来减缓。这是因为经济发展加速引致高能耗行业快速增长,碳排放总量势必会同步趋于增长,但数字技术普及及产业数字化发展在一定程度上提升了能源利用效率,显著抵消了经济发展带来的负向环境效益。其次,当经济发展水平低于3.7万元/人时,发展数字经济未对碳排放强度产生显著影响。但当经济发展水平上升至3.7万元/人后,发展数字经济会在短期内推升碳排放强度,这一结论与前文的总体平均效应分析结果一致,其主要原因仍是数字

经济发展水平尚未达到促进碳排放强度减排的门槛值。最后,仅当城市经济发展水平达到 7.5 万元/人时,发展数字经济才有助于促进人均碳排放量减排,即数字经济的人均碳排放量减排也存在经济发展水平这一门槛效应。并且,城市经济发展水平越高,大力发展数字经济对人均碳排放量的减排效应则越突出。

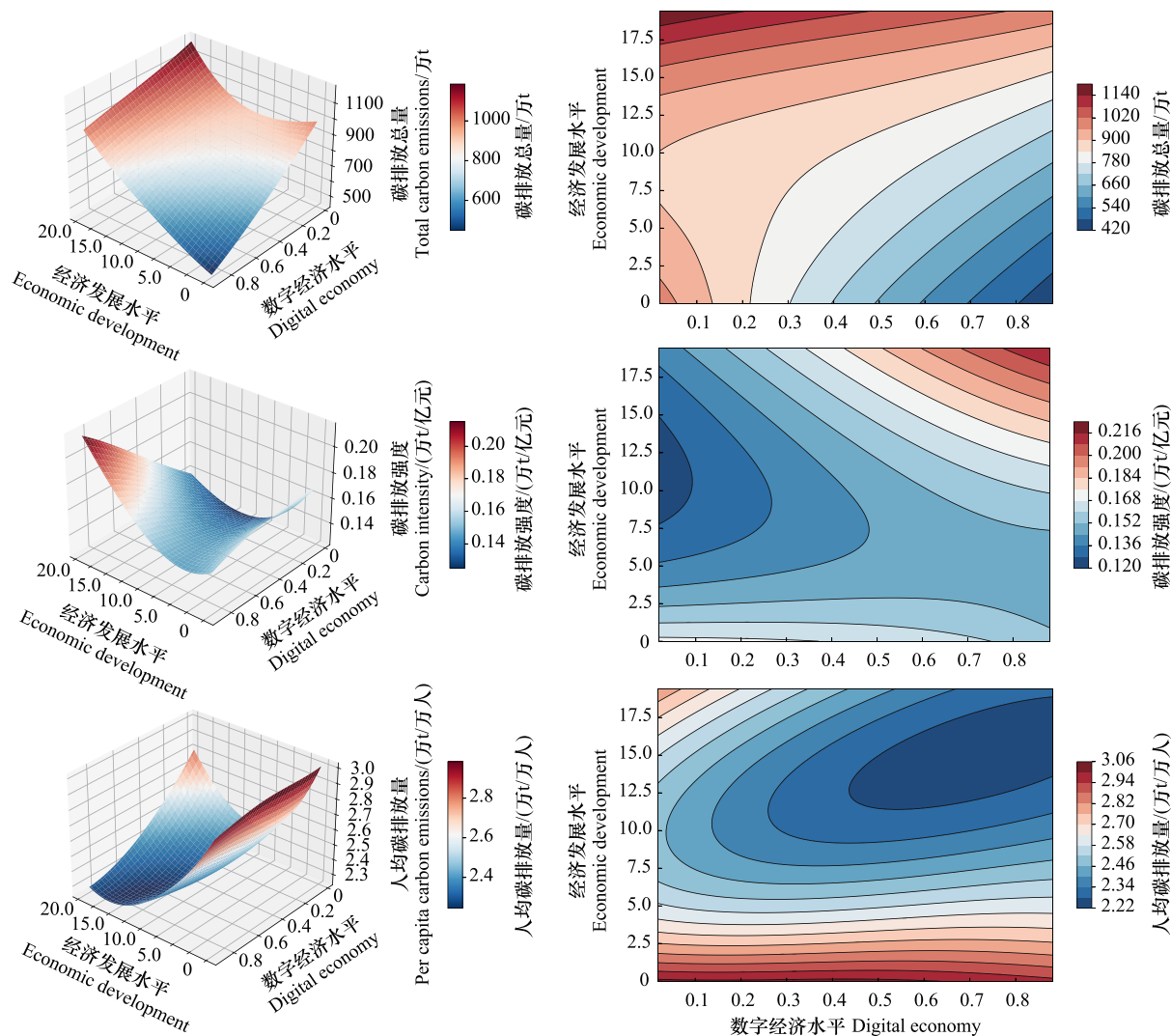


图 8 不同经济发展水平下数字经济对碳排放的净效应

Fig.8 The net effect of digital economy on carbon emissions under different levels of economic development

2.3.3 外商直接投资

图 9 报告了不同外商直接投资水平下数字经济对碳排放的净效应。总体来看,数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的净效应在不同外商直接投资水平阶段呈现出条件效应。其中,碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量均随着外商直接投资水平上升而趋于上升,这一现象符合“污染天堂假说”。根据“污染天堂假说”,当发达国家环境规制标准不断趋严时,那些国外能源消费密集型产业或污染密集型产业总是偏向于向发展中国家转移,以获得生存空间或利润。与此同时,外来资本也倾向于投资发展中国家的能源消费密集型产业或企业以获取高额投资回报,以致于当地碳排放总量上升。此时,大力发展数字经济对于促进碳排放总量减排具有积极效果,从而抑制因外商直接投资规模上升导致的碳排放总量上升,但对于碳排放强度以及人均碳排放量的减排效应不显著。

2.3.4 技术创新能力

图 10 报告了不同技术创新能力下数字经济对碳排放的净效应。总体上,数字经济对碳排放总量、碳排放

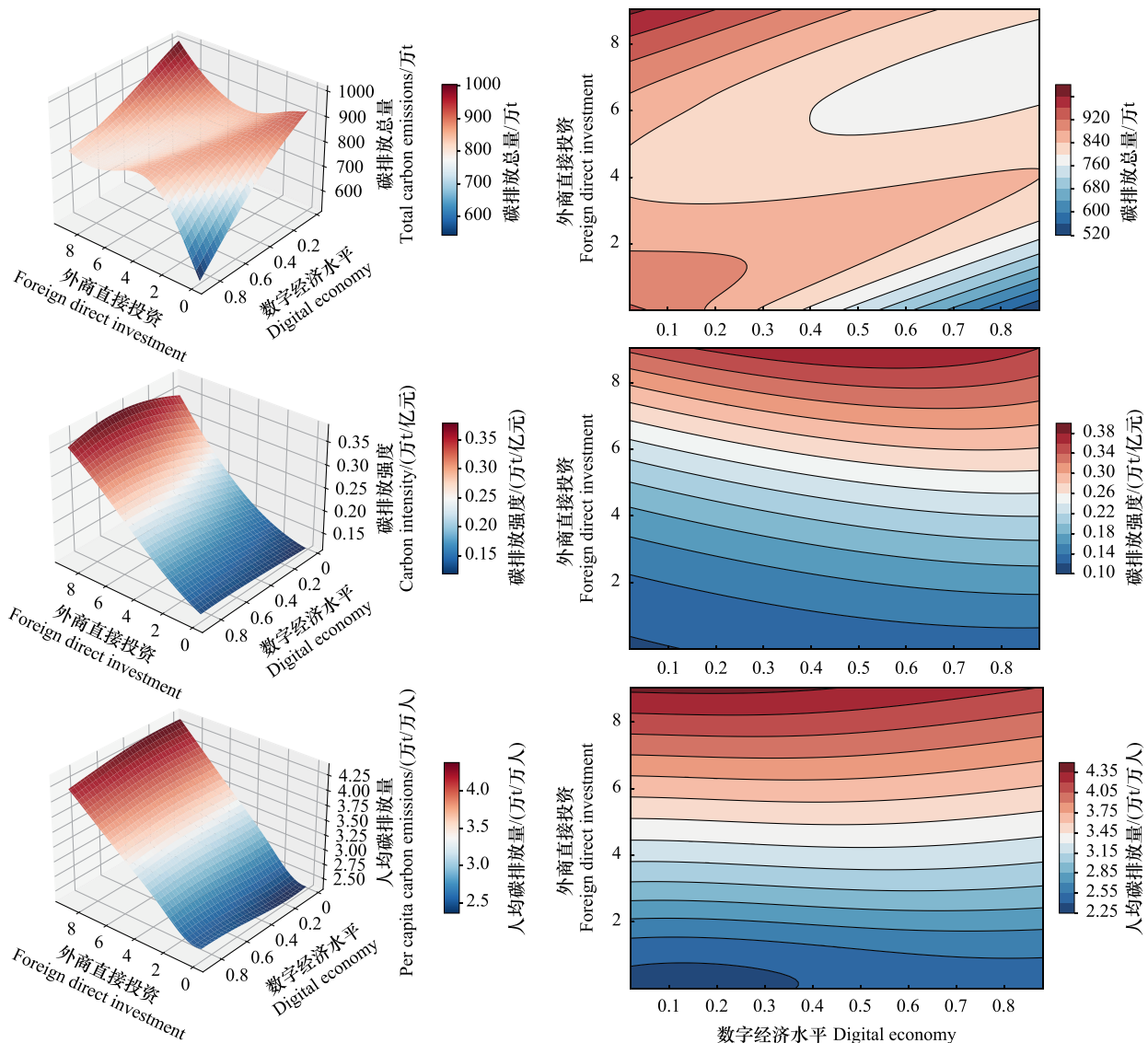


图9 不同外商直接投资水平下数字经济对碳排放的净效应

Fig.9 The net effect of digital economy on carbon emissions under different levels of FDI

强度、人均碳排放量的净效应也会因技术创新能力变化而变化。在数字经济与技术创新相互作用下,碳排放总量和碳排放强度均表现出“V”形趋势特征。即在技术创新能力较低和较高区段,数字经济发展带来的碳排放总量和碳排放强度均偏高;而当技术创新能力处于中等水平时,碳排放总量和碳排放强度则相对较低。这是因为低技术创新能力一定程度上限制了产业转型和能源结构优化,致使数字经济未能实现总量和强度碳减排。并且,尽管低碳技术逐步在高能耗行业中应用,但其影响不足以显著改善行业整体的碳排放总量和强度减排。正如《“十四五”碳达峰实施方案》披露,我国当前阶段的绿色技术应用不足,导致能源效率提升有限,高能耗行业碳排放总量居高不下。当技术创新能力上升至较高水平时,尽管技术进步提升了资源配置效率,但高能耗设施扩建仍会导致碳排放总量和强度居高不下。中国信息通信研究院的报告指出,“若能源结构未实现绿色转型,高能耗设施建设未能显著减排,将致使碳排放压力增加”。可见,数字经济与技术创新的减排效应发挥依赖于技术创新和产业结构的协同优化,以及更深层次的绿色转型和低碳技术集成。

与碳排放总量和碳排放强度不同的是,随着技术创新能力提升,数字经济对人均碳排放量的减排效应不断强化。但随着数字经济发展水平上升,数字经济对人均碳排放量的减排效应会逐步减弱,甚至消失殆尽。

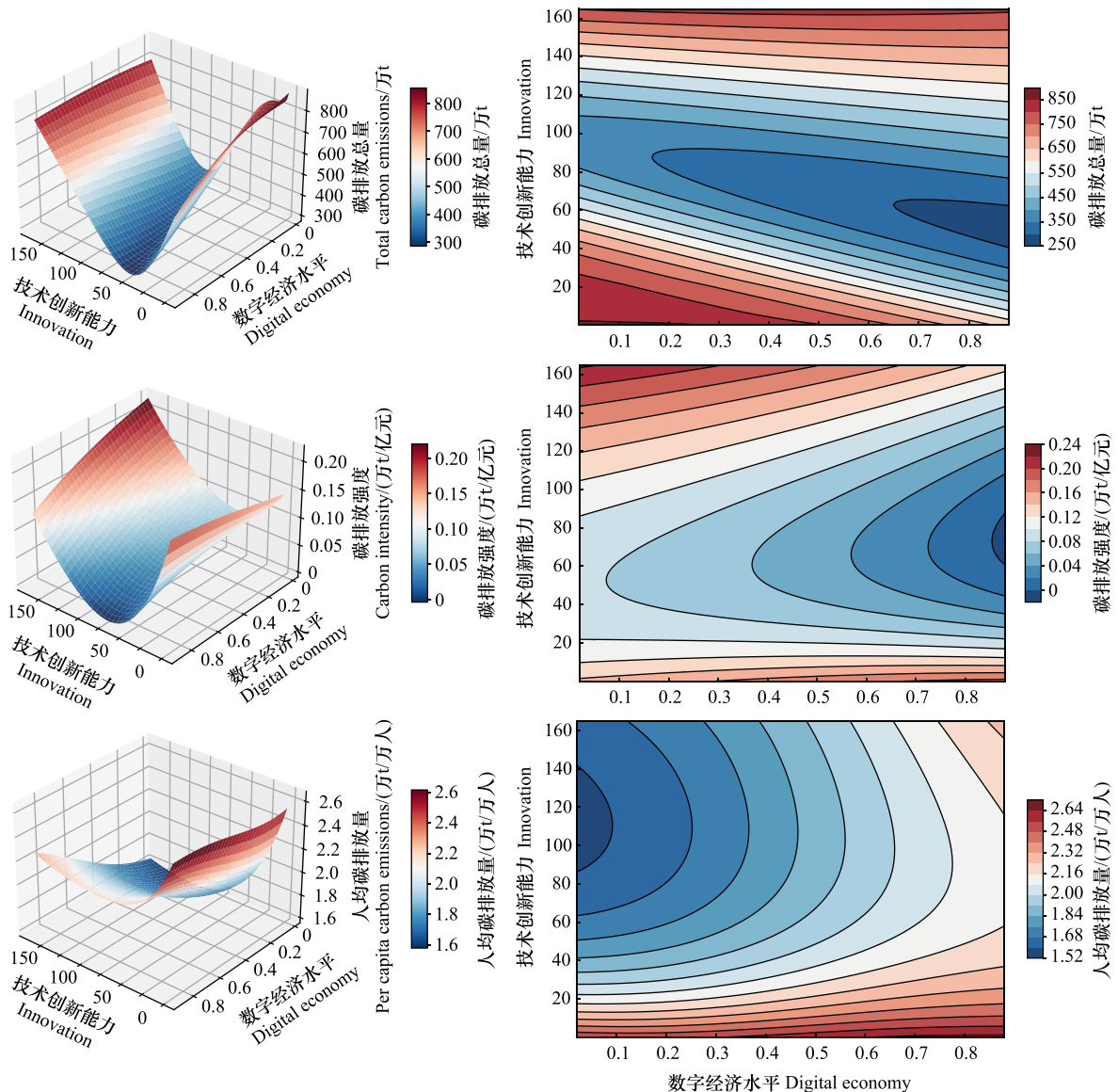


图 10 不同技术创新水平下数字经济对碳排放的净效应

Fig.10 The net effect of digital economy on carbon emissions under different levels of innovation

这是因为数字经济的拓展加剧了能源需求,尤其在互联网和大数据基础设施建设初期,能耗显著增加,人均碳排放量趋于上升。人均碳排放的上升与碳排放总量的下降分化,反映出技术创新对宏观和个体层面的不同影响。在宏观层面,技术创新促进绿色生产和能源效率提升,减缓碳排放;但个体消费需求的增长对人均碳排放提出挑战,需推动节能技术在微观层面的广泛应用以控制人均碳排放。

2.3.5 技术关注度

从图 11 来看,在技术关注度条件下,数字经济发展对碳排放总量、碳排放强度及人均碳排放量的减排效应均较显著,但其减排效应因技术关注度的变化而有所差异。当技术关注度处于较高水平时,数字经济对碳排放总量和人均碳排放量的抑制效果相对有限,主要因为技术创新带来的能效提升与高能耗技术推广的复杂交互。根据“能源回弹效应”理论,效率提升未必能等比例减少能源消耗,尤其在高碳能源结构中,技术进步可能因需求增长而部分抵消其减排潜力。相比之下,在技术关注度较低至中等水平(如 0-0.6 万元)时,数字经济更聚焦于传统产业的数字化转型和能源管理智能化。这一阶段,数字技术主要应用于提升传统产业的资

源利用效率、优化生产流程以及减少能源浪费,从而降低碳排放总量和人均碳排放量。不过,与碳排放总量和人均碳排放量不同的是,数字经济发展对碳排放强度的净效应随着技术关注度的增加而提高。在技术关注度较低(小于 0.6 万元)时,数字经济对碳排放强度的减排效应极为有限,碳排放强度维持在 0.06–0.12 万 t/亿元之间。当技术关注度超过 0.6 万元门槛值后,数字经济对碳排放强度的减排效应不断增强。

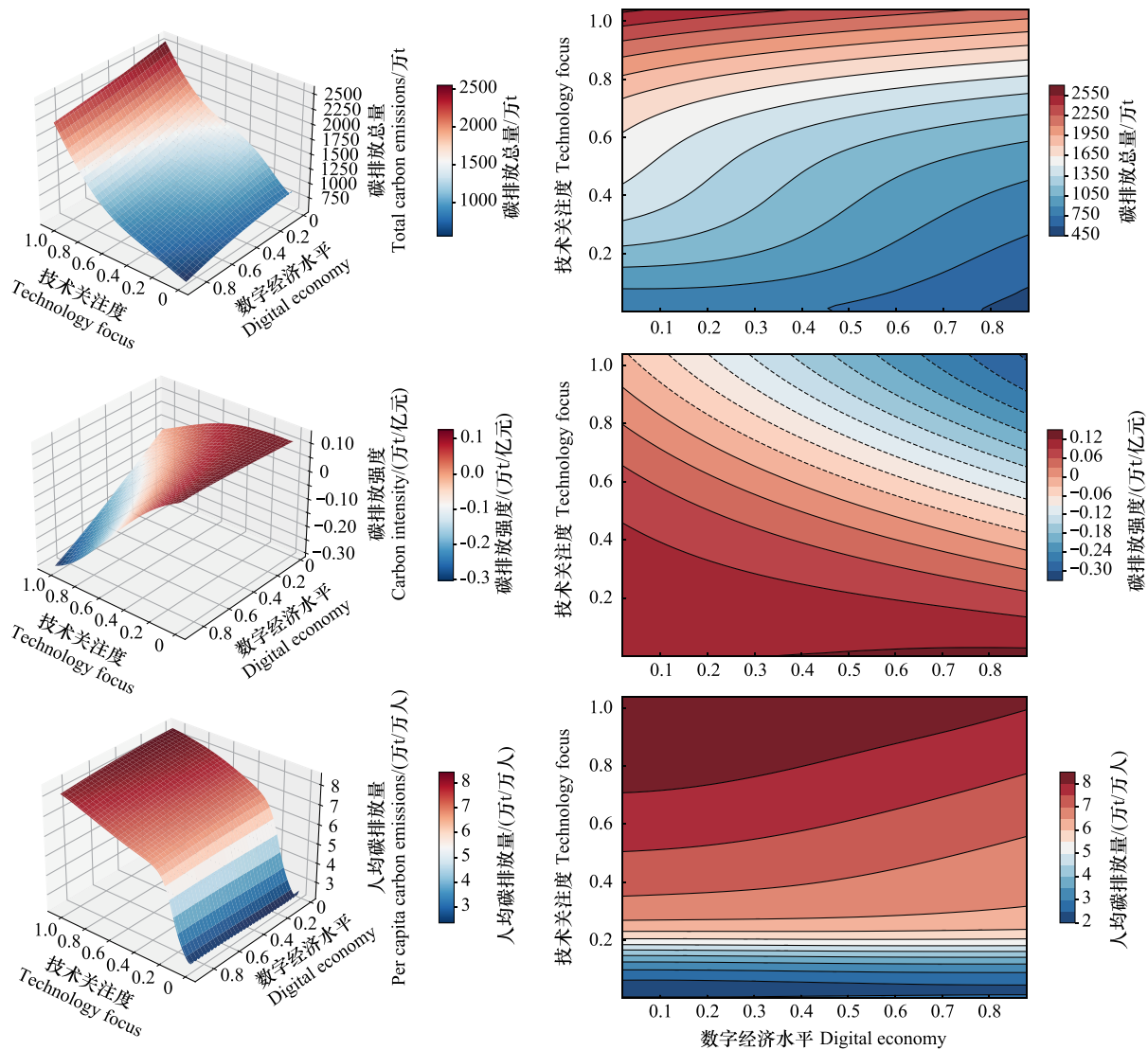


图 11 不同技术关注度下数字经济对碳排放的净效应

Fig.11 The net effect of digital economy on carbon emissions under different levels of technological focus

3 结论与讨论

3.1 结论

本文基于 ANN 模型以及 RAB 算法探究了数字经济对碳排放总量、碳排放强度、人均碳排放量的净影响及其城市规模、城市行政等级和数字经济试验区异质性,并进一步解析不同经济发展水平、外商直接投资、技术创新能力以及技术关注度等条件下数字经济对碳排放数量和质量的净效应变化,得到以下结论:

(1) 数字经济的总量碳减排效应显著,且减排速度在高水平数字化阶段得到进一步强化。数字经济对碳排放强度的净效应表现为从初始的线性增长到趋于收敛再到出现下降的负偏态倒“U”型趋势,且对碳排放强度的减排效应的拐点值到来较晚。数字经济对人均碳排放量的净效应呈现出先下降再上升再下降的“S”型

态势,对人均碳排放量的减排效应直到数字经济发展水平较高时才发生。

(2) ANN 模型相比传统计量估计更具适用性和精准度。一是能够拟合数字经济与碳排放之间复杂的非线性关系,并捕捉每一个数字经济发展水平点所对应的碳排放量,突破了传统计量估计的局限性。二是在拟合数字经济对碳排放量、碳排放强度、人均碳排放量的净效应时,精准度相比较传统计量估计分别提升了 65.58%、67.86%、56.57%。

(3) 数字经济的碳减排效应表现出显著的城市规模、行政等级和数字经济试验区异质性。超大和特大城市数字经济发展的总量碳减排效应最显著,但在碳排放强度和人均碳排放量减排方面不具有优势。第一行政等级城市数字经济发展的碳排放强度和人均碳排放量减排效应显著,但在总量碳减排上未体现优势。数字经济试验区具有绿色发展和减排的政策优势,尤其是通过能源结构优化和能源利用效率改进来促进碳排放强度和人均碳排放量减排。

(4) 数字经济的碳减排效应受经济发展水平、外商直接投资、技术创新能力和技术关注度的条件影响。数字经济有助于减缓因经济发展和外商直接投资增长带来的碳排放总量增长,但对人均碳排放量的减排效应仅在高经济发展水平下显现。数字经济对碳排放总量和碳排放强度的净效应随技术创新能力增强而呈现先下降后上升的“V”形特征,但对碳排放强度的减排效应随着技术关注度上升而不断增强。

3.2 讨论

本研究揭示了数字经济与碳排放的复杂关系,并指出影响效应在不同发展阶段、不同地区及外部条件下呈现出的异质性特征,得出三点政策启示:一是强化数字经济与碳排放双控协同。利用数字技术提升政府部门对碳排放的监测、核算和管理能力,实现碳排放的精准调控,确保碳排放双控目标的科学性和有效性。二是促进数字经济与传统产业的融合发展。进一步优化财政补贴和税收优惠等政策措施,鼓励数字经济企业与传统产业开展合作,共同研发低碳技术,优化生产流程,推广低碳产品,推动经济社会绿色低碳发展。三是促进技术创新与外商直接投资在碳排放双控中的积极作用。既要加大对低碳技术研发和应用的支持力度,也要引导外商直接投资向低碳产业领域倾斜,通过引进先进技术和管理经验,提升资源配置效率和碳排放绩效。本研究是有关数字经济与碳排放研究领域首次使用 AI 人工神经网络方法的探索实践,并发现 ANN 模型相比较传统计量估计具有更强的适用性和更高的精准度,这也为相关领域的研究提供了新的分析框架和方法论。不过,本文中未充分考虑气候环境变化等自然因素对碳排放的影响,是本研究的一个不足,也是接下来可进一步探索的方向。

参考文献(References):

- [1] 易绵阳, 吴伟平. 中国数字经济发展奇迹: 基于历史制度主义视角的分析. 商学研究, 2023, 30(4): 5-16.
- [2] 徐维祥, 周建平, 刘程军. 数字经济发展对城市碳排放影响的空间效应. 地理研究, 2022, 41(1): 111-129.
- [3] 张志, 易恩文, 王军. 中国城市数字经济发展的资源配置效应. 中国软科学, 2024(7): 110-121.
- [4] 杨刚强, 王海森, 范恒山, 岳子洋. 数字经济的碳减排效应: 理论分析与经验证据. 中国工业经济, 2023(5): 80-98.
- [5] Dong K Y, Sun R J, Jiang H D, Zeng X G. CO₂ emissions, economic growth, and the environmental Kuznets curve in China: What roles can nuclear energy and renewable energy play? Journal of Cleaner Production, 2018, 196: 51-63.
- [6] Wang J D, Dong K Y, Dong X C, Taghizadeh-Hesary F. Assessing the digital economy and its carbon-mitigation effects: The case of China. Energy Economics, 2022, 113: 106198.
- [7] Zhang W, Liu X M, Wang D, Zhou J P. Digital economy and carbon emission performance: Evidence at China's city level. Energy Policy, 2022, 165: 112927.
- [8] Peng G C A. Green ICT: a strategy for sustainable development of China's electronic information industry. China, 2013, 11(3): 68-86.
- [9] Salahuddin M, Alam K. Internet usage, electricity consumption and economic growth in Australia: a time series evidence. Telematics and Informatics, 2015, 32(4): 862-878.
- [10] Wang J D, Dong X C, Dong K Y. How digital industries affect China's carbon emissions? Analysis of the direct and indirect structural effects. Technology in Society, 2022, 68: 101911.
- [11] 魏丽莉, 侯宇琦. 数字经济对中国城市绿色发展的影响作用研究. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(8): 60-79.

- [12] 缪陆军, 陈静, 范天正, 吕雁琴. 数字经济发展对碳排放的影响——基于 278 个地级市的面板数据分析. 南方金融, 2022(2): 45-57.
- [13] Cheong T S, Wan G H, Chui D K H. Unveiling the relationship between economic growth and equality for developing countries. *China & World Economy*, 2022, 30(5): 1-28.
- [14] Hornik K. Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, 1991, 4(2): 251-257.
- [15] Chen L J. How CO₂ emissions respond to changes in government size and level of digitalization? Evidence from the BRICS countries. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2022, 29(1): 457-467.
- [16] 黄群慧, 余泳泽, 张松林. 互联网发展与制造业生产率提升: 内在机制与中国经验. 中国工业经济, 2019(8): 5-23.
- [17] 郭峰, 王靖一, 王芳, 孔涛. 测度中国数字普惠金融发展: 指数编制与空间特征. 经济学: 季刊, 2020, 19(4): 1401-1418.
- [18] 赵涛, 张智, 梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据. 管理世界, 2020, 36(10): 65-75.
- [19] Ren X H, An Y N, He F, Goodell J W. Do FDI inflows bring both capital and CO₂ emissions? Evidence from non-parametric modelling for the G7 countries. *International Review of Economics & Finance*, 2024, 95: 103420.
- [20] Hong Y, Lyu X, Chen Y, Li W. Industrial agglomeration externalities, local governments' competition and environmental pollution: Evidence from Chinese prefecture-level cities. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 277: 123455.
- [21] 李凯杰, 曲如晓. 技术进步对中国碳排放的影响——基于向量误差修正模型的实证研究. 中国软科学, 2012(6): 51-58.
- [22] 万文玉, 赵雪雁, 王伟军. 中国城市居民生活能源碳排放的时空格局及影响因素分析. 环境科学学报, 2016, 36(9): 3445-3455.
- [23] Shen X B, Wang Z C. Can digital industrialization promote energy conservation development in China? Empirical evidence based on national big data comprehensive pilot zone policy. *Journal of Environmental Management*, 2024, 368: 122125.
- [24] 谢云飞. 数字经济对区域碳排放强度的影响效应及作用机制. 当代经济管理, 2022, 44(2): 68-78.
- [25] 别晓东, 周德禄. 人力资本赋能经济低碳转型: 理论阐释与实证分析. 山东社会科学, 2024(6): 28-38.
- [26] Zhao R Z, Sun J S, Wang X Y. Synergistic impact of digital finance and urban agglomeration policy on carbon emission reduction. *International Review of Economics & Finance*, 2024, 96: 103685.
- [27] Qiao R L, Zhao Z X, Wu T, Zhou S Q, Xiang A, Yang T, Liu X C, Liu Z Y, Wu Z Q. Unveiling the nonlinear drivers of urban land resources on carbon emissions: The mediating role of industrial upgrading and technological innovation. *Resources, Conservation and Recycling*, 2025, 212: 108000.
- [28] Yang Y, Takase T. Spatial characteristics of carbon dioxide emission intensity of urban road traffic and driving factors: Road network and land use. *Sustainable Cities and Society*, 2024, 113: 105700.
- [29] Zhao X, Nakonieczny J, Jabeen F, Shahzad U, Jia W X. Does green innovation induce green total factor productivity? Novel findings from Chinese city level data. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, 185: 122021.
- [30] 郑玉雯. 中国纺织业环境污染的区域差异及减排路径研究. 中国环境管理, 2024, 16(5): 80-92.
- [31] Suo X K, Zhang L T, Guo R, Lin H, Yu M C, Du X H. The inverted U-shaped association between digital economy and corporate total factor productivity: a knowledge-based perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 203: 123364.
- [32] Dong X J, Yu X W, Shi T, Qiao D. Nexus between carbon emissions and local debt risk: Evidence from China's prefecture-level cities. *International Review of Financial Analysis*, 2024, 93: 103232.
- [33] Cai Z Y, Ding X H, Zhou Z Q, Han A X, Yu S Q, Yang X Y, Jiang P. Fiscal decentralization's impact on carbon emissions and its interactions with environmental regulations, economic development, and industrialization: Evidence from 288 cities in China. *Environmental Impact Assessment Review*, 2025, 110: 107681.
- [34] Zheng H H, Li X. The impact of digital financial inclusion on carbon dioxide emissions: Empirical evidence from Chinese provinces data. *Energy Reports*, 2022, 8: 9431-9440.