

数字经济的碳减排效应:理论分析与经验证据

杨刚强，王海森，范恒山，岳子洋

[摘要] 实现碳达峰碳中和是一场系统性变革,需要全社会共同发力。数字经济作为推动经济高质量发展的新引擎,理应为推动实现碳达峰碳中和目标发挥重要作用。本文构建了一个内生增长模型,揭示了数字经济促进碳减排的新机制,并进行了实证检验。研究表明,数字经济发展具有显著的碳减排效应,在考虑变量选择偏误、剔除其他政策影响和容忍“不外生工具变量”等稳健性、内生性检验后该结论依然成立。机制分析发现,除技术进步和能源利用效率渠道以外,数字经济促进了技术多样化,为碳减排提供了更稳定的激励,且技术相关性越高,数字经济对技术多样化的提升效应越明显。异质性分析表明,要素禀赋差异、跨界污染转移和主体功能定位是影响省际交界地区数字经济碳减排效应的重要因素。数字产业化和产业数字化对碳减排的影响具有区域差异,在低数字产业化与高产业数字化的地区,数字经济的碳减排作用更加显著。本文不仅为系统理解数字经济的碳排放影响提供了新的分析视角,也为促进经济社会发展全面绿色转型、积极稳妥推进碳达峰碳中和提供了政策启示。

[关键词] 数字经济；技术相关性；技术多样化；碳减排效应

[中图分类号] F426 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2023)05-0080-19

DOI:10.19581/j.cnki.ciejournal.2023.05.005

一、引言

近年来,数字经济增长速度之快和影响力度之广前所未有,已成为增强经济发展新动能、构筑国家竞争新优势和重塑国际竞争新格局的重要抓手。中国将数字经济发展上升为国家战略,党的二十大报告对“加快发展数字经济”和“加快建设数字中国”作出了重要部署。数字经济通过不断升级的网络基础设施与智能机等信息工具,加速了数字技术和数字要素向更深层次、更广领域渗透融合,推动经济形态由工业经济向智慧经济转化,由此带来整个经济运行模式的变革。数字经济代表了工业的未来发展方向,对碳排放的作用备受关注。然而,就数字经济的碳排放影响方面,学术界尚未达成共识。因此,科学评估数字经济对碳排放的影响,不仅是全面加快数字经济发展的客观需要,也是确保提前或如期实现碳达峰碳中和(简称“双碳”)目标的必然要求。

[收稿日期] 2022-09-06

[基金项目] 国家社会科学基金重大项目“新时代促进区域协调发展的利益补偿机制研究”(批准号 18ZDA040)。

[作者简介] 杨刚强,武汉大学经济与管理学院、长江经济带发展研究中心副教授,经济学博士;王海森,武汉大学经济与管理学院博士研究生;范恒山,武汉大学中国中部发展研究院教授,经济学博士;岳子洋,武汉大学经济与管理学院博士研究生。通讯作者:王海森,电子邮箱:hswang@whu.edu.cn。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

权衡经济增长和环境质量一直是各国面临的重要政策挑战之一(Nordhaus, 2019)。有研究认为,数字产业本身是高耗能产业,会造成极大的环境负担(Williams, 2011; 史丹, 2022),碳排放累积会对未来的产出产生不利影响(陈诗一, 2022)。从产品层面看,基于对数字设备和服务(如智能手机、数据中心和云服务器)的生命周期评估显示,信息和通信技术产品生产和运行可能会导致大量碳排放。Hittinger and Jaramillo(2019)通过定量测算云计算的碳排放量,证实了数据中心和云服务器是碳足迹的关键源头,尤其是数据中心的运转消耗了大量能源。2020年,中国数据中心总耗电约2045亿千瓦时,约为三峡水电站全年发电量的2倍。从行业层面看,以信息技术行业为例,该行业的碳足迹增长速度呈现明显的上升趋势。在不考虑外生因素冲击下,中国比特币产业预计在2024年将耗能296.59太瓦时,碳排放量约为1.31亿吨(Jiang et al., 2021)。表面上,数字经济似乎是“亲碳”的,而事实果真如此吗?

数字经济是一种基于数字技术的经济体系,其内涵范围可划分为数字产业化和产业数字化(蔡跃洲和牛新星, 2021)。数字产业化指由于数字技术而衍生出的一系列数字行业。数字技术推动了数字产业的蓬勃发展,同时引起了学术界对数字技术绿色悖论现象的思考(史丹, 2022)。产业数字化是由数字技术赋能传统产业,催生新产业、新业态、新模式,促进传统产业全方位、全链条绿色低碳转型升级。根据中国信息通信研究院发布的《中国数字经济发展报告(2022年)》,2021年中国数字经济规模达45.50万亿元,其中,数字产业化和产业数字化占比分别为18.30%和81.70%。数字产业化与产业数字化既相互独立而又紧密联系,单从数字产业高耗能这一层面研究数字经济的碳排放效应,容易忽视数字产业的技术溢出、对能源系统的转型升级和对经济系统的调整优化等效应,进而低估其对碳排放的影响。零碳转型涉及所有经济部门和地区,本文从数字产业化和产业数字化两个层面来测算数字经济对碳排放的影响。

从现有文献看,关于碳排放的影响因素与路径,国内外学者基于技术变革(Acemoglu et al., 2012)、能源与其他要素投入之间的替代效应(Casler and Rose, 1998)、企业数字化转型(戴翔和杨双至, 2022)等微观视角,以及碳税政策(Barrage, 2020)、国际贸易(Shapiro, 2021)、经济结构转型(涂正革, 2012)、环境政策(陆菁等, 2022)等宏观视角进行了研究。少量文献探讨了数字技术创新和数字经济对碳排放的绩效测度、影响渠道和空间效应(Yi et al., 2022),得出了许多具有重要现实意义的结论。然而,现有文献就数字经济对碳排放的影响还缺乏深入的理论分析,更多探讨的是数字经济与碳排放的相关性,对二者之间的因果关系论证不足,缺乏从数字产业化和产业数字化的视角探讨数字经济碳排放效应和内在机制的研究。因此,本文在深入推导数字经济影响碳排放理论模型的基础上,采用2007—2017年县(区)面板数据,系统分析了数字经济的碳排放效应及其作用机制,为中国实现“双碳”目标和经济高质量发展提供有益借鉴。

相较于已有文献,本文的边际贡献在于:①从理论上阐释了数字经济的碳减排效应,构建了数字经济助力碳减排的理论分析框架,明确了数字经济在实现“双碳”目标中的功能定位,丰富了数字经济基础理论的内涵与应用场景,为推动绿色高质量发展提供了新的理论支撑;②从重组创新的视角引入了技术相关性和技术多样化,运用因果中介模型检验了二者在数字经济影响碳减排过程中的作用机制,进一步丰富拓展了该领域的研究;③基于数字经济内涵,从数字产业化和产业数字化的宏观视角来识别数字经济的碳排放影响,为更好推动数字经济发展和实现“双碳”目标提供了政策支撑;④基础数据的缺失限制了数字经济与碳排放关系的实证研究,本文借助大数据分析方法,构建了一套县(区)层面的数据集,为完善相关领域的实证研究提供了新的证据支撑。

余文结构安排如下:第二部分为理论模型与研究假说;第三部分为研究设计;第四部分为实证检验;第五部分为进一步讨论;最后为结论与政策启示。

二、理论模型与研究假说

本部分借鉴 Acemoglu and Restrepo(2022)的模型设定,假定最终产品市场为完全竞争市场,中间产品市场为垄断竞争市场,最终产品生产者投入能源和中间产品进行生产。在此基础上,构建内生增长模型探讨数字经济对碳排放的影响机制。

1. 市场设定

假定各地区经济通过使用恒定替代弹性函数对各行业产出进行加总:

$$Y = \left(\int_{i \in \Omega} y_i^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} di \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}, \sigma > 1 \quad (1)$$

其中, y_i 为第*i*个行业的净产出, Ω 为表示一组行业的集合。在各行业中,最终产品生产厂商通过投入能源*G*以及中间产品*q*进行生产,总产出函数为:

$$y_i^g = \alpha^{-\alpha} (1 - \alpha)^{-1} [G(F_i, Z_i; \theta)]^\alpha q_i(\theta)^{1-\alpha}, \alpha \in (0, 1) \quad (2)$$

其中, y_i^g 为最终产品厂商生产的最终产品数量;*G*是化石能源投入*F*、可替代能源投入*Z*和技术水平*θ*的函数。*G*(·)连续可微, $\partial G / \partial F > 0$, $\partial G / \partial Z > 0$, $\partial^2 G / \partial F \partial Z \leq 0$ 。 $F = \int_{i \in \Omega} F_i di$, $Z = \int_{i \in \Omega} Z_i di$ 。*q*代表购买中间产品的数量;*θ*代表技术先进水平, $\theta \in [0, 1]$; $q_i(\theta) = q_i \left(\sum_{j=1}^{N_i} \theta_j \right)$; N_i 代表行业*i*内技术种类数量; $1 - \alpha$ 代表生产中所需中间产品的相对份额。由于中间产品*q_i(θ)*由拥有技术知识的垄断者提供,一旦新技术被创造出来,垄断者就可以以恒定的单位成本提供体现该技术的资本商品,该单位成本通常设定为最终产品的 $1 - \alpha$ 单位,则行业净产出为:

$$y_i = y_i^g - (1 - \alpha)q_i(\theta) \quad (3)$$

2. 企业生产决策

令 y^g 、 F 、 Z 、 q 价格分别为 p_Y 、 p_F 、 p_Z 、 p_θ ,则最终产品厂商目标为:

$$\max \Pi_{1i} = \max \left\{ p_Y y_i^g - p_F F_i - p_Z Z_i - p_\theta q_i(\theta) \right\} \quad (4)$$

通过对上式进行求解,可得最终产品厂商对中间产品的需求函数为:

$$q_i(\theta) = \alpha^{-1} G(F_i, Z_i; \theta) \left(\frac{p_\theta}{p_Y} \right)^{\frac{1}{1-\alpha}} \quad (5)$$

此时, $y_i = \frac{2 - \alpha}{1 - \alpha} G(F_i, Z_i; \theta)$ 。与最终产品厂商不同,中间产品市场为垄断竞争市场,中间产品厂商通过对技术更新改造以最大化实现其利润 Π_2 。由于中间产品需求曲线弹性为 $\frac{1}{\alpha}$,垄断者为实现利润最大化,将设定比边际成本高 $\frac{1}{1 - \alpha}$ 的单位价格,因此,垄断厂商利润最大化条件为 $p_\theta = p_Y$ 。根据式(4), $p_Y = (1 - \alpha) \left(\frac{\partial G}{\partial F} \right)^{-1} p_F$,则垄断厂商总利润为 $\frac{1 - \alpha}{2 - \alpha} p_Y y_i$ 。假定垄断厂商开发新技术总成本与总利润成正比,令开发各类新技术的成本 c_j 是递增凸函数。根据式(1), $y_i = p_Y^{-\sigma} Y$,则垄断厂商净利润为:

$$\Pi_{2i} = \frac{1-\alpha}{2-\alpha} p_Y^{1-\sigma} Y \left(1 - \sum_{j=1}^{N_i} c_j\right) \quad (6)$$

因此,垄断厂商利润最大化问题可以被写为:

$$\max \ln \Pi_{2i} = \max \left\{ (1-\alpha) \ln p_Y + \ln \left(1 - \sum_{j=1}^{N_i} c_j\right) \right\} \quad (7)$$

上式表明垄断厂商有动机从事新技术开发,以降低成本,实现更高的利润水平。

3. 数字经济影响碳排放的机制分析

数字经济的发展会产生技术溢出与技术冲击两种效应,一方面降低企业成本,另一方面促使传统经济提高效率。与传统经济理论不同,数字经济能够降低企业的搜寻成本、复制成本、运输成本、跟踪成本和验证成本(Goldfarb and Tucker, 2019)。根据 Acemoglu and Restrepo(2022),将垄断厂商开发新技术的成本函数定义为 $c_j = 1 - [1 - \frac{H(\theta_j)}{\delta}]^p$ 。其中, $H(\theta_j)$ 是关于 θ_j 递增的凸函数, 经济含义为, 不同行业开发利用新技术存在效率差异, $H(0) = 0$, $\lim_{x \rightarrow 1} H(x) = 1$, $h(x) = \frac{H'(x)}{1 - H(x)} \geq \frac{1}{1-x}$ 。
 p 表示各行业创新成功的概率,该值越大,表明垄断厂商越容易开发新技术。由于数字经济具有正外部性,数据要素在与其他生产要素结合的过程中驱动创新和技术进步,进而推动经济增长。 δ 表示数字经济产生的正外部性,且 $\delta > 1$,该值越大,表示数字经济发展对企业产生的正外部性越大。

假定各行业都有一定量活跃的企业家进行创新,更高技术水平的行业意味着创新成功概率越低,技术相关性 ρ 越大的企业研发成功概率越高。根据 Chu et al.(2019),令 $p = \delta \rho^\beta \theta^{1-\beta}$, $\beta \in (0, 1)$, 经济含义为产业内正外部性。对于 $G(\cdot) = [\theta g(F_i, Z_i)]^p$, 则垄断厂商利润最大化条件为:

$$\frac{1-\sigma}{p_Y} \frac{\partial p_Y}{\partial \theta} + \frac{1}{1 - \sum_{j=1}^{N_i} c_j} \frac{\partial \left(1 - \sum_{j=1}^{N_i} c_j\right)}{\partial \theta} = 0 \quad (8)$$

结合成本函数,可得:

$$\frac{\partial N_i}{\partial \delta} = \frac{1}{(1 - N_i + \frac{1}{\delta}) \delta^2 \rho^\beta M} + \frac{\delta}{1 - N_i + \frac{1}{\delta}} \quad (9)$$

$$M \delta^{\beta-2} [(1 - \beta) \theta (\ln \left(\frac{M}{\delta} \right) - (1 - N_i + \frac{1}{\delta}) \rho^\beta) + H(\bar{\theta})]$$

其中, $M = \delta - H(\theta_j)$, $\frac{1}{\delta} = \sum_{j=1}^{N_i} \left(\frac{M}{\delta} \right)^{\frac{1}{\delta \rho^\beta \theta^{1-\beta}}}$ 。
 N_i 为行业 i 技术种类数量,代表行业内技术多样性。由

于 $1 - N_i + \frac{1}{\delta}$ 始终为正,可得出如下一般性结论: $\frac{\partial N_i}{\partial \delta} > 0$, 数字经济的正外部性会促进行业技术多样化。该原因主要来自两种特性:一是横向适应特性;二是发明和应用场景之间互补的可能性。随着知识的更新换代,数字经济产生的正外部性,主要通过降低通用技术的成本,增强现有技术轨迹解决问题的潜力,扩大其他领域可解决方案的范围来实现(郑江淮和冉征, 2021)。由于数字经济能够快速编纂和模仿其他地区或行业中可用的复杂先进知识,引发现有技术在不同使用领域之间的互补,获得来自非本地的溢出效应以及行业间的知识传播,并重新组合了本地本就存在的技术知识库,促进了新的技术多样化的创建。基于此,本文提出:

假说 1:数字经济的发展能够促进技术多样化的提高。

根据前文, ρ 代表企业技术相关性, 因此, ρ 的大小是本文关注的对象。由式(9)可知, 数字经济的正外部性将影响行业技术多样化, 但影响程度与 ρ 相关。具体而言, $\frac{\partial^2 N_i}{\partial \delta \partial \rho} > 0$, 当技术相关性 ρ 越大时, 数字经济的正外部性对技术多样化产生的正向影响越大。根据前文的论证, 数字经济通过编纂推动知识传播, 这一结论建立在重组创新理论基础之上。尽管现有文献表明, 过多的知识获取可能会导致搜寻障碍、认知固化和技术锁定(郑江淮等, 2022), 但技术多样化程度高的地区往往存在广泛具有不同技术能力的行为者群体, 有助于激活各种知识重叠和相互作用, 局部搜索和有限理性可以为此提供有效解释。本文认为, 重组现有知识库中较为熟悉的知识更能降低失败风险, 进而减少发展激进创新的可能性。相反, 重组相对于现有认知较为遥远的知识, 尽管有可能带来更高回报, 但也会面临更高的风险和不确定性。因此, 在现有知识与旧知识相关性较高的经济体中, 知识重组的概率更高, 更有利于数字经济引导技术多样化的实现。基于此, 本文提出:

假说2: 技术相关性能够正向激励技术多样化的中介效应。

进一步, 根据式(9)可得:

$$\frac{\partial \theta_j}{\partial \delta} = \frac{\theta_j^{1-\beta} \rho^\beta \gamma (1 - \sigma) - \frac{1}{M} \left[\frac{H(\theta_j)}{\delta} + \frac{\theta_j H'(\theta_j)}{M} \right]}{\frac{\ln(\frac{M}{\delta})(1 - \beta)^2}{\theta_j} + \frac{\delta H'(\theta_j)}{M}} \quad (10)$$

由式(10)可知, $\frac{\partial \theta_j}{\partial \delta} > 0$, 即技术进步水平与当地数字经济发展有关, 数字经济的正外部效应 δ 对技术进步水平 θ_j 具有显著正向影响。一方面, 在数字化浪潮下, 数字经济能够通过整合创新资源, 推动新产品、新业态和新模式的变革, 打破经济体传统生产要素供给对创新的约束, 为所有行业创新活动有效开展开辟新的路径和可行性空间; 另一方面, 大数据及互联网的普及能够有效提升企业收集和整合信息的效率, 促进高端人才、高新企业、研发资本等创新要素的集聚, 同时以人工智能、区块链和物联网等产业为代表的数字产业偏向于知识与技术要素投入(石大千等, 2018), 具有促进产业融合和优化行业运行效率的特点, 进一步推动技术进步。基于此, 本文提出:

假说3: 数字经济的发展对技术进步具有正向促进作用。

值得注意的是, 结合式(6)、式(7), $\gamma^2 \theta^{\gamma-1} g(F_i, Z_i)^{\gamma-1} \frac{\partial g(F_i, Z_i)}{\partial F_i} > 0$, 意味着如果没有其他变化,

能源使用规模呈现递减趋势, 投资于提高能源效率技术的动力减弱。由于最终产品厂商利润最大化时, 净产出 $y_i = \frac{2-\alpha}{1-\alpha} G(F_i, Z_i; \theta)$, 则有:

$$\frac{\partial y_i}{\partial F_i} = \frac{2-\alpha}{1-\alpha} \gamma^{\gamma+1} g(F_i, Z_i)^{\gamma-1} \frac{\partial g(F_i, Z_i)}{\partial F_i} \left(\frac{\sigma-1}{H'(\bar{\theta})} \right)^\gamma (\delta p)^\gamma (\delta - H(\bar{\theta}))^\gamma \quad (11)$$

其中, $\frac{\partial Y}{\partial F}$ 为企业每单位能源投入变化对其总产出水平的影响, 其经济含义代表能源利用效率,

$\frac{\partial Y}{\partial F}$ 越大, 企业能源利用效率越高。根据式(11), 进一步推导可得: $\frac{\partial^2 y_i}{\partial F_i \partial \delta} > 0$, 意味着数字经济的正外部性越大, 即 δ 越大, 对能源利用效率的提升效应越大。此结论可以从实践得到解释: 大数据、机器学习和物联网等数字技术可以帮助企业提升能源利用效率, 进而促进脱碳。数字经济可以通过需求侧管理, 促进能源基础设施的有效利用, 对能源分时段智能供应, 避免造成能源供给的溢出

(Tong et al., 2019)。此外,数字经济可以有效促进能源供给和消费的平衡,提高各个领域的能源数据采集效率,缓解能源供需双方的信息不对称。由此,本文提出:

假说4:数字经济的发展显著促进了能源利用效率的提高。

从能源结构看,碳排放总量是各类型能源碳排放量的总和, $E = \lambda_F F + \lambda_Z Z$ 。 λ_F 和 λ_Z 分别为化石能源和可替代能源的碳排放系数, $\lambda_F > \lambda_Z$ 。借助Kaya恒等式对各地区碳排放总量进行分解(Kaya, 1989),可得到:

$$E = \frac{2-\alpha}{1-\alpha} \int_{i \in \Omega} (\lambda_F + \lambda_Z \frac{Z_i}{F_i}) \frac{F_i}{G(F_i, Z_i; \theta)} [p_Y + \frac{(1-\alpha)^2}{\alpha(2-\alpha)} p_Y^{-\sigma}] di \quad (12)$$

进一步,可以得到区域碳排放强度为:

$$\frac{E}{Y} = \left(\frac{2-\alpha}{1-\alpha}\right)^{1-\gamma} \int_{i \in \Omega} \frac{(\lambda_F + \lambda_Z \frac{Z_i}{F_i})}{(1 + \frac{p_F}{P_F} \frac{Z_i}{F_i})^\gamma F_i^\gamma} (\theta g(F_i, Z_i))^{(\gamma-1)} \gamma^{\gamma} \left(\frac{\partial Y_i}{\partial F_i}\right)^{-\gamma} di \quad (13)$$

结合式(13)、假说2、假说3,数字经济能够通过技术进步和能源利用效率提高的途径降低碳排放强度。本文进一步对碳排放总量的变化进行刻画,从能源总投入 $G(F_i, Z_i; \theta)$ 看, $\Delta E = \Delta \lambda_c G + \lambda_c \Delta G$,由于 $G(\cdot) = [\theta g(F_i, Z_i)]^\gamma$:

$$\Delta E = G \Delta \lambda_c + \lambda_c \left\{ \gamma \frac{G}{\theta} \Delta \theta + \gamma \frac{G}{g} \left[\gamma g^{\gamma-1} \left(1 + \frac{P_Z}{P_F} \frac{Z}{F} \frac{1}{\varepsilon} \right) \frac{\partial g}{\partial F} \Delta F \right] \right\} \quad (14)$$

其中, λ_c 为总能源排放系数, ε 为化石能源 F 与可替代能源 Z 的替代弹性, $\varepsilon < 1$,则有:

$$\frac{\Delta E}{E} = \left(1 - \frac{1}{G}\right) \gamma \left[\sum_{j=1}^{N_i} \frac{\Delta \theta_j}{\theta} + \frac{1}{N_i} \frac{1}{\theta^\gamma} \left(F + \frac{P_Z}{P_F} \frac{Z}{\varepsilon} \right) \frac{1-\alpha}{2-\alpha} \frac{\partial Y}{\partial F} \frac{\Delta F}{F} \right] + \lambda_c \frac{\Delta \left(\frac{Z}{F} \right)}{Z/F} + \frac{\Delta F}{F} \quad (15)$$

基于上述分析,本文提出:

假说5:数字经济的碳减排效应通过促进技术进步、技术多样化和提高能源利用效率来实现。

综上,数字经济从技术和效率两个层面作用于碳排放,技术可分解为技术多样化和技术进步,效率可分解为单要素能源利用效率和全要素能源利用效率,在新技术相关性高的地区,技术多样化的作用越明显,进而为数字经济的碳减排效应提供更充足的激励。

三、研究设计

1.计量模型设定

(1)基准模型。为了检验数字经济的碳减排效应,本文构建如下基准模型:

$$carbon_{i,c,p,t} = \gamma_0 + \gamma_1 digital_{i,c,p,t-1} + \sum \lambda X_{i,c,p,t} + \mu_i + \mu_{t,p} + \varepsilon_{i,t} \quad (16)$$

其中, i, t 分别代表县(区)、年份, c, p 分别代表城市、省份, $carbon$ 为县(区)碳排放量。 $digital$ 为核心解释变量,即县(区)所在城市的数字经济发展水平。考虑到数字经济的应用存在一定时滞,本文对其做滞后一期处理。 X 代表影响碳排放且随 i 和 t 变动的控制变量集, μ_i 和 $\mu_{t,p}$ 分别代表个体固定效应、省份与年份交互固定效应(控制此项后便不单独控制年份固定效应), ε 代表随机误差项。

(2)因果中介模型。近年来,大量研究中广泛采用了结构方程模型(Alacevich and Zejcirovic,

2020),该模型在社会科学研究领域产生了广泛影响,然而其背后潜在的缺陷却很少被研究者关注。该模型存在严重的内生性问题,仅靠传统的外生性假设不足以确定因果机制,当中介变量和解释变量相互作用时,平均效应估计的结果是有偏的(江艇,2022)。这是因为,平均效应估计忽略了直接效应和间接效应的重要信息,不能提供对总效应背后因果机制的完整解释。本文借鉴 Alan et al. (2018)的研究,构建了一个因果中介模型用于识别技术与效率的中介作用,该方法将总暴露效应分解为随机效应和间接效应。如果用 *digital* 代表数字经济高与低的虚拟变量,令 $M_i(a)$ 表示 *digital*=*a* 时中介变量的取值,以 $carbon_i(a, m)$ 来表示处理变量(*digital*)和中介变量(*M*)分别等于 *a* 和 *m* 时结果变量(*carbon*)的取值,则数字经济的碳排放效应可被定义为平均处理效应(ATE),其计算公式为:

$$\tau_i(a) = E [carbon_i(1) - carbon_i(0)] \quad (17)$$

前文若证明 ATE 存在,说明数字经济可以影响碳排放,并且使得中介变量 *M* 存在两个潜在值: $M_i(1)$ 和 $M_i(0)$ 。相应地,结果变量取值为 $carbon_i(a, M_i(1))$ 和 $carbon_i(a, M_i(0))$,此时 *a*=1 或者 0,则平均因果中介效应(ACME)可被定义为:

$$\delta_i(a) = E [carbon_i(a, M_i(1)) - carbon_i(a, M_i(0))] \quad (18)$$

由于 *a*=1 或 0,故数字经济对每个县(区)碳排放的平均直接效应(ADE)可被定义为:

$$\eta_i(a) = E [carbon_i(1, M_i(a)) - carbon_i(0, M_i(a))] \quad (19)$$

一般而言,ATE 可以借助式(16)观察得出,ACME 和 ADE 的识别方法如下:

$$m_{i,c,p,t} = \varphi_0 + \varphi_1 digital_{i,c,p,t-1} + \sum \lambda X_{i,c,p,t} + \mu_i + \mu_{t,p} + \varepsilon_{i,t} \quad (20)$$

$$carbon_{i,c,p,t} = \chi_0 + \chi_1 digital_{i,c,p,t-1} + \chi_2 m_{i,c,p,t} + \sum \lambda X_{i,c,p,t} + \mu_i + \mu_{t,p} + \varepsilon_{i,t} \quad (21)$$

其中,*m* 为中介变量,对于每一个县(区),只能观察到 $carbon_i(digital_i, M_i(digital_i))$,而无法观察到 $carbon_i(digital_i, M_i(1 - digital_i))$ 。借鉴 Imai et al.(2010)、项后军和张清俊(2020)的研究,采用基于淮贝叶斯蒙特卡洛近似的估计方法。主要步骤为:首先,拟合式(20)、式(21),根据模型参数的抽样分布来模拟中介变量的潜在值。其次,根据中介变量的模拟值模拟出潜在结果。最后,计算得出因果中介效应,ACME 的有效估计为 $\varphi_1 \chi_2$,ADE 为 χ_1 。

此外,前文的检验暗含一个重要假设:中介变量的可忽略性假设。而现实中中介变量与被解释变量之间并不一定相互独立。因此,为了保证结果的可靠性,本文进行敏感性分析。定义敏感性参数 $\omega = \text{Corr}(\varepsilon_{2,i}, \varepsilon_{3,i})$,其绝对值越大,ACME 的偏差越大,在敏感性分析中通过更改敏感性参数值重新估计式(20)、式(21),并拟合出 ACME 随敏感性参数变化的图像,通过查看敏感性参数得出 ACME 不显著的临界值,来量化违反假设的敏感程度。若敏感性参数较小时,估计得出的 ACME 与在可忽略性假设下得到的 ACME 差别不大,说明结果是稳健的。

2. 变量说明

碳排放(*carbon*)。卫星数据的发展为计算县(区)的碳排放量提供了很好的支撑,本文参考 Chen et al.(2020)的做法,得到县(区)碳排放数据。

数字经济(*digital*)。现有研究主要从国家、省份、行业、企业等层面来测算数字产业化和产业数字化的水平(许宪春和张美慧,2020;蔡跃洲和牛新星,2021;戴翔和杨双至,2022),前者主要采用数字行业的增加值衡量,后者采用传统行业因数字技术引致的产出提升衡量,最后加总得出数字经济的总规模。而本文的数据聚焦于地区层面,若将该方法应用于本文研究会出现两个问题:一是数字技术变化之快、应用之广,前所未有的,不断催生新型数字行业,以既定的划分范围来测算逐年变化的数字产业化水平,可能因遗漏、重复、过度测算而产生偏差;二是数字技术对传统行业的转型升级

效应难以被剥离出来。传统行业的产出提升不仅仅是因为数字技术的作用,二者之间还存在严重的内生性问题。

狭义数字经济指数字核心行业,而广义数字经济包括数字技术对于整个经济系统的影响。可见,数字技术的应用程度才是数字经济发展的具体体现。云计算、人工智能、大数据、物联网、区块链技术共同构成了数字技术的基础,数字经济作为中国政府的重大战略,这类信息更容易体现在具有总结和指导性质的年度报告中。因此,本文从《政府工作报告》中检索了与“数字技术”相关的词频数,来表征地区全行业数字经济发展水平。具体地,本文首先从五个维度构建数字经济的特征词图谱,^①通过Python爬虫功能归集整理了所有县(区)所属城市的年度《政府工作报告》,并依据特征词图谱进行分词处理,最后形成所有关键词总词频数。

单要素能源利用效率(*sfee*)。能源利用效率可以分为单要素能源利用效率与全要素能源利用效率(史丹和李少林,2020),前者代表在不考虑其他要素投入的前提下,经济体产出与能源投入的比值关系,常以单位地区生产总值能耗来表示。由于夜间灯光数据与能源消耗之间的线性相关性在以往文献中已被广泛论证(Chand et al., 2009),因此,本文借鉴史丹和李少林(2020)的做法,借助省级数据计算出二者之间具体的相关系数,将其代入到城市数据中,利用城市层面的夜间灯光反推城市层面的能源消耗量。为了验证这一结论的合理性,本文拟合出省级灯光数据与省级能源消费量的相关性,结果显示,^②无论采用哪种回归关系,二者之间存在着显著的正相关性,比较而言,线性相关性的拟合优度更高。因此,构建不含截距的线性模型:

$$Energy_{pt} = L_t CE_{pt} \quad (22)$$

其中, $Energy_{pt}$ 代表 p 省 t 年的能源消耗量, L_t 为系数, CE 代表所有栅格的灰度值之和。据此,反向拟合出地区能源消耗量,最终测算出地级市的单位地区生产总值能耗。

全要素能源利用效率(*tfee*)。该指标更全面地考虑了劳动、资本及能源投入的替代与互补关系,测算时需要考虑投入和产出指标的松弛程度变化。全要素能源利用效率被赋予了高效率增长、绿色增长和可持续增长的新内涵,更综合地反映了能源投入的效率和经济发展的质量(史丹,2006;张平淡和屠西伟,2022),在测算时需要纳入环境污染等非期望产出。SBM(Undesirable Slacks-Based Measurement)模型的优点在于,投入和产出的松弛程度变量按照递增条件可变,而 Malmquist-Luenberger 生产率指数法可以衡量非期望产出约束下的效率。因此,本文使用 SBM-Malmquist-Luenberger 指数法进行测算,选择劳动、资本和能源作为投入,工业总产值作为合意产出,工业二氧化硫、工业烟粉尘和工业废水排放量作为非合意产出,计算出各城市每年的全要素能源利用效率。

技术进步(*tc*)。借助国家知识产权局的数据来测算专利数量,该数据库包含所有在中国境内申请与授权的专利数据信息,数据全面且更新周期短。本文依据申请人所在县(区)对样本进行划分,计算得出全国 1561 个县(区)2007—2017 年的专利数量,用以衡量技术进步水平。

技术多样化(*td*)。该指标用于衡量地区拥有多样化技术知识的程度,即新产业路径的出现。基于 Balland et al.(2019)的研究,借鉴赫芬达尔指数的构建思路,构建公式如下:

$$td_{i,t} = 1 / \sum_{j=1}^g \left(\frac{P_{i,t,j}}{P_{i,t}} \right)^2 \quad (23)$$

^① 特征词图谱参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

^② 能源消费量与夜间灯光之间相关系数图参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

其中, td 代表技术多样化, j 代表技术领域, q 代表技术领域的个数, P 代表专利。本文根据国际专利分类号的前4位对专利的所属领域进行划分,地区*i*在*q*个技术领域中有*P*项专利,在*j*技术领域有*P_j*项专利, td 越大,则多样化程度越高。

技术相关性(*rca*)。该指标代表新兴技术与现有技术的关联程度,构建如下公式进行测算:

$$rca = \frac{\sum_{j=1}^q (R_{i,j,t} + R_{i-1,j,t})}{P_{i,t} + P_{i-1,t}} \quad (24)$$

其中,*rca*代表技术相关性,通过国际专利分类号的前4位来识别出专利对应技术领域。若地区*i*在*t*年和*t-1*年均有*j*类技术领域的专利,则*R_{i,j,t}*代表*j*类技术领域中地区*i*在*t*年的专利数量;若地区*i*在*t*年的*j*类技术领域专利为0,则无论地区*i*在*t-1*年的*j*类技术领域专利是否为0,*R_{i-1,j,t}*均为0,反之亦然。*rca*=0时,表明地区*i*相邻两年的技术接近程度为0,*rca*越大,表明地区的技术相关性程度越高。

借鉴蒋为等(2022)、徐斌等(2019)的研究,本文选用如下控制变量:①地区面积,即行政区域面积,并取对数;②工业发展,即规模以上工业企业单位数,并取对数;③信息化程度,即每百人固定电话用户数量;④人口规模,即户籍人口总数;⑤产业结构,即第二产业增加值与第三产业增加值比值;⑥人力资本,即教育支出,并取对数;⑦环境基础设施建设,即绿地面积,并取对数;⑧政府财政能力,即一般公共预算支出,为了排除价格因素影响,对其使用价格指数进行平减,并取对数;⑨能源消费结构,即煤炭消费占能源消费的比重;⑩外资化程度,即外资利用金额与地区生产总值比值。

3. 数据来源

变量描述性统计结果显示,^①数字经济和碳排放的标准差均较高,表明地区间的数字经济发展与碳排放水平呈现出一定差异。除基准回归中所用数据外,媒体对数字经济的关注度数据来自《中国研究数据服务平台》和百度新闻搜索引擎,工具变量数据来自样本地区所有公司官网和微博公众平台。在剔除了所有缺失值之后,本文共获得了14010个观测值,包含2007—2017年1561个县(区)的非平衡面板数据。为排除异方差影响,本文对部分连续变量做了对数处理。此外,考虑到经济发达地区的数据可能会对结果产生干扰,本文剔除了北京、上海、广州、深圳的相关数据。

四、实证检验

1. 数字经济对碳排放的影响

表1量化了数字经济对碳排放的影响。结果显示,*digital*的系数显著为负,证实了数字经济对碳排放的直接影响。现有研究虽然鲜有对数字经济与碳排放之间的关系提供一致结论,但ICT产业作为数字经济的发展核心及其萌芽的产物,其环境效应已得到广泛讨论。Williams(2011)认为ICT技术提供了减少能源使用的方法,如智能建筑和远程办公,但考虑到其制造过程中耗费的大量能源及设备的日益普及,ICT的碳减排作用并不被看好。然而,也有研究表明,除了远程办公和视频会议等ICT技术有助于减少运输,促进可再生能源的使用等,至少还包括智能电机系统、智能物流、智能建筑和智能电网等四种ICT技术,可以通过提高能源效率来实现碳减排。据估计,ICT技术通过提高其他行业的效率,实现的碳减排量是整个ICT行业碳排放量的6倍(Røpke, 2012)。

^① 变量描述性统计结果及数据来源参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

表1

数字经济的碳效应估计

	carbon		
	(1)	(2)	(3)
<i>digital</i>	-0.0337*** (0.0032)	-0.0100** (0.0033)	-0.0086** (0.0035)
控制变量	是	是	是
个体固定效应	是	是	是
年份固定效应	否	是	否
省份一年份固定效应	否	否	是
观测值	13949	13949	13938
R ²	0.9805	0.9830	0.9876
调整后 R ²	0.9780	0.9809	0.9857

注:在个体层面上进行聚类,括号内为聚类稳健标准误,***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平。以下各表同。

中国的“东数西算”工程为本文的结论提供了一个合适的案例解释。数据中心需要巨大的能源消耗,目前在国内建设数据中心的成本中,超过六成都是电费消耗。中国东部地区本就需要承载大规模人口的用电量,难以再承受数据中心的巨大能耗需求,甚至将数据中心定义为高耗能行业,加以限制发展。而西部地区的可再生能源丰富,用电需求量小。东部一些省份将数据中心设在西部地区,来缓解自身的能源供需压力。“东数西算”工程将东部地区算力需求有序引导至西部地区,极大地优化了中国数据中心的建设布局,使得西部地区的算力资源更加充分地支撑东部地区数据的运算。因此,虽然数据中心本身需消耗大量能源,但正是因为数字行业的发展推动了数据的跨省传输,提高了国家整体的算力水平。西部地区数据中心的建设,提高了对光伏发电、风力发电和水力发电等绿色能源的利用效率,增加了绿电供给,显著降低碳排放。

2. 稳健性检验

本文的稳健性检验^①包括:①替换核心解释变量。一是基于CNRDS数据库,获取各报刊财经新闻和网络财经新闻的报道条目,共计约235万条新闻报道,使用Python工具对新闻标题进行检索,提取出涉及数字经济的新闻报道。由于CNRDS数据库使用文本情感判断方法识别出正面、中性、负面新闻,分别赋值为1、0、-1,可以提取并计算得出带有负面情感的报道条目个数(*negmedia*)。地方媒体的负面报道从某种程度上作为衡量地方数字经济发展水平的反面证据,该值越大,地方数字经济发展水平往往越低,本文以此替代核心解释变量*digital*进行回归。二是利用《政府工作报告》中检索的关于“数字经济”的相关词频数,作为地区全行业数字经济发展水平的代理变量,但词频数更多反映的是地方政府对于数字经济的重视程度,与实际发展程度是否一致难以保证,地方政府的实际执行力度可能因外在因素冲击而与前期规划目标存在一定出入。鉴于此,本文参考赵涛等(2020)的研究,从互联网发展和数字普惠金融发展两个维度构建了一套指标体系,借助主成分分析法测算了宏观层面的数字经济发展水平(*digital_rob*),替换*digital*进行回归。②替换被解释变量。党的二十大报告强调,完善能源消耗总量和强度调控,重点控制化石能源消费,逐步转向碳排放总量和强度“双控”制度。碳排放强度目标已被纳入《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个

^① 稳健性检验结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

五年规划和2035年远景目标纲要》。前文已经论证了数字经济对碳排放总量的抑制作用,为了进一步验证其在强度方面的效果,本文纳入单位地区生产总值所产生的碳排放量(*codesn*)替换前文的*carbon*进行回归。^③剔除能源环境政策的影响。中国在推进绿色发展的实践中,还实施了许多其他旨在减少碳排放的能源环境政策,并且这些政策存在区域上的异质性,本文主要考虑两个对碳排放具有重要影响的政策:一是2010年中国开展了第一批低碳试点(包括5个省份和8个城市),于2012年新增了第二批低碳试点(包括27个城市);二是2013年以来一些省(市)陆续启动碳排放权交易市场试点。其他政策对碳排放的影响往往会影响模型估计结果,这种非观测因素往往无法被模型测算。因此,剔除上述政策中涵盖的所有试点地区进行回归分析。以上回归结果显示,本文的结论仍然稳健。

3. 容忍不外生工具变量的内生性检验^①

内生性是本文不容忽视的重要问题,碳排放与数字经济发展之间存在因果关系。本文使用工具变量两阶段最小二乘法来减弱内生性。现有文献使用的工具变量主要包括邮局数量(黄群慧等,2019)、电话数量(赵涛等,2020)、电信基础设施水平等。这类非时变数据无法用作面板数据的工具变量,已有研究使用多种处理方法对非时变变量进行了处理,如与时变变量进行交互,或与年份进行交互,但这均会改变非时变变量的原始分布。互联网是经济主体获取信息的重要途径(金祥义和施炳展,2022),数字经济与互联网的发展相辅相成。以微博为典型的自媒体平台是互联网技术下的核心产物,能够较好地反映地区发展是否与互联网发展紧密结合。鉴于此,本文基于公司官网和微博公众平台,爬取了2007—2017年所有开通官方微博的公司,共计184138条微博开通信息,与地区标识进行匹配,计算得出所有地区开通微博的公司总数(*dis*),作为该地区数字经济的工具变量。

“相关性”和“外生性”是工具变量获得认可的两个关键条件,但值得关注的是,工具变量的“相关性”是可以直接被验证的,本文只需要考察2SLS估计中第一阶段回归的F统计量,通常这一条件容易满足。虽然传统的工具变量法对于工具变量的“外生性”有教条式的信念(尹志超等,2020),但在实证上难以被检验,特别是在本文中工具变量的个数等于内生变量的个数,在恰好识别的情况下无法从统计上检验工具变量的外生性。不少文献仅仅定性讨论工具变量的外生性,借助经验常识作为判别依据,这显然失之偏颇,因为工具变量很难与因变量不相关,故从理论上来阐述“外生性”假设存在较大纰漏。鉴于此,本文放松工具变量“严格外生”的这一假定,构建以下两阶段方程:

$$\text{carbon}_{i,c,p,t} = \kappa_0 + \kappa_1 \text{digital}_{i,c,p,t-1} + \kappa_2 iv_{i,c,p,t-1} + \sum \lambda X_{i,c,p,t} + \mu_i + \mu_{t,p} + \varepsilon_{it} \quad (25)$$

$$\text{digital}_{i,c,p,t-1} = \nu_0 + \nu_1 iv_{i,c,p,t-1} + \sum \lambda X_{i,c,p,t} + \mu_i + \mu_{t,p} + \varepsilon_{it} \quad (26)$$

在式(25)、式(26)中,*iv*代表工具变量, ε 代表扰动项。若 $\kappa_2 \neq 0$, 表明 *iv* 并不严格外生; 若 $\kappa_2 \approx 0$, 表明 *iv* 近似外生。本文使用置信区间集合方法(UCI), 在符合经济逻辑的前提下, 预先给 κ_2 设置一个预期范围, 再计算得到 κ_1 的点估计与置信区间。

工具变量法的估计结果显示, *digital* 的回归系数依然显著为负, 第一阶段的 F 值为显著为正, 工具变量的“相关性”得到满足。尽管如此, 该工具变量的可靠性仍有待讨论。基于 UCI 方法得到的 *digital* 的置信区间为 $(-86921.68, -108.94)$, 这表明即使在工具变量并不完全外生的前提下, *digital* 依然显著抑制了 *carbon*。值得注意的是, 现实中 κ_2 的分布和取值会发生变化, 而非始终沿着本文所

^① 内生性检验结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

设定的某一区间变化。本文进一步汇报了 *digital* 的回归系数随着 κ_2 变动而变动的分布区间图。^①结果显示,尽管随着 κ_2 的增加,即工具变量的外生性越来越弱, κ_1 的系数出现了递减的趋势,但仍然始终显著为负,并且绝对值有持续增大的趋势。即使 κ_2 的值持续变化, *digital* 对 *carbon* 的影响也始终为负。综上所述,放松工具变量的外生性条件是目前解决 *iv* 非完全外生的重要手段,即使尝试承认 *iv* 不完全外生后,前文的结论仍然保持稳健。

五、进一步讨论

1. 技术和效率层面的影响机制识别

根据前文的理论分析,数字经济从技术和效率两个层面作用于碳排放,为厘清这一作用机制,本文做进一步的机制检验。

(1) 结构方程和 ACME 估计。对线性结构方程模型进行估计。本文设定参数不确定性的准贝叶斯近似运行的模拟次数为 1000 次。结果显示,^② *digital* 对 *tc* 和 *td* 的系数估计均显著为正,表明数字经济显著促进了技术进步与技术多样化。*digital* 对 *carbon* 的系数估计仍然显著,表明技术进步与技术多样化的中介作用均有效。进一步地,单要素能源利用效率和全要素能源利用效率的中介作用同样成立。尽管结构方程的结果已经揭示数字经济影响碳排放的潜在机制,但需要进一步讨论其中的因果关系。本文基于线性结构方程系数乘积方法,进行了 ACME、ADE 和 ATE 估计,如表 2 所示。以第(1)列的分解结果为例,数字经济通过 *tc* 影响碳排放的 ACME 约为 -0.07,其对应 95% 的置信区间在 0 以下,证明中介效应存在,ADE、ATE 分别约为 -0.92 和 -1.00,且置信区间也均小于 0。同理,其他三种变量的中介效应也均成立。

表 2 ACME、ADE 和 ATE 的估计结果

	技术层面		效率层面	
	中介变量为 <i>tc</i>	中介变量为 <i>td</i>	中介变量为 <i>sfee</i>	中介变量为 <i>tfee</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
ACME	-0.0732 [-0.0861, -0.0602]	-0.0740 [-0.0871, -0.0609]	-0.0054 [-0.0101, -0.0011]	-0.0023 [-0.0050, -0.0002]
ADE	-0.9228 [-0.9911, -0.8511]	-0.9219 [-0.9902, -0.8503]	-0.9176 [-0.9855, -0.8463]	-0.9936 [-1.0624, -0.9214]
ATE	-0.9960 [-1.0653, -0.9219]	-0.9960 [-1.0652, -0.9219]	-0.9229 [-0.9912, -0.8512]	-0.9959 [-1.0659, -0.9229]

(2) 敏感性分析。为了排除由于中介变量可忽略性假设而产生的估计误差,进而导致估计的 ACME 与未观察到的影响机制相混淆,致使结果出现偏误,本文进行敏感性分析。通过更换敏感性系数 ω 的值来放宽 $\omega=0$ 的假设,并根据前文的模型设定来估计 ACME。敏感性分析的结果汇报了 ACME 与 ω 的关系,^③ 以结构方程模型中针对 *tfee* 的分析结果为例,调整后的 R^2 为 0.42,据此计算得出误差项的可决系数为 0.58,当 $\omega=-0.17$ 时,ACME=0,说明这个混淆因子的方差占误差项方差的比

^① 具体结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

^② 结构方程估计的结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

^③ 敏感性检验的结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

例不低于0.17。乘以可决系数后得到,未观察到的混淆因子方差占模型总方差的比例为0.10,而本文选取的控制变量个数达到10个,将这一比例乘以10后得到1.00,远远超过了调整后的R²。然而,并不存在一个解释力如此之高的混淆因子,这在一定程度上支持了中介变量可忽略性假设,因此,中介效应是成立的。能源利用效率与碳排放之间的关系,会对全球碳排放格局产生重大影响。提高能源利用效率,是地方、区域和全球层面向更具环保意识和可持续发展过渡的关键驱动力。同时,数字经济不仅通过提升地区层面的技术进步,也通过模仿和编纂新知识推动了重组创新,进而降低碳排放水平。数字经济从技术和效率两个层面减少了碳排放。具体而言,技术体现为技术进步和技术多样化,效率体现为单要素能源利用效率和全要素能源利用效率的提升。

这一结论不难从以往的研究中找到佐证,数字经济主要以三种不同的方式影响碳排放:拉动效应、重组效应和整合效应。从第一种方式看,数字经济行业本身蕴含的技术进步有助于消除生产过程中的冗余和浪费,与节能措施进行协同。有研究表明,数字经济行业会对其他行业的专利和技术进步产生溢出作用(Forman et al., 2016),这种外部性发生在任何级别的经济活动中,如公司、行业、区域甚至国家之间,这种拉动效应促使了全行业的技术转型升级,减少传统发展模式下经济体对能源的依赖程度,进而减少碳排放。从第二种方式看,在数字经济条件下,工业生产力朝着信息生产力的方向发生转变。数字技术与劳动、土地和资本等传统要素的叠加,能够实现资源节约、成本降低和效率提升,数字经济不仅可以增强现有技术解决问题的能力,还可以扩大其他领域可用解决方案的范围,通过促进知识编纂和传播,推动地区现有知识进行重组,促进技术多样化的发展。从第三种方式看,数字经济不仅会重塑经济和社会发展模式,还会激发新的能源消费方式和理念,可有效促进新能源消费的持续增长,提高生产中能源投入要素的效率和非物质化。此外,物联网、云计算、大数据等数字经济可以提高能源采集效率和互通互联程度,从而为新能源技术的边际成本进一步下降提供多种可能性(李海舰和李燕, 2020),大幅提升能源使用效率,直接或间接减少碳排放量。

(3)技术相关性的优化机制分析。技术相关性是另一个关键的机制变量,本文将数字经济、技术相关性、技术多样化和碳排放纳入同一框架进行分析,表3报告了这一结果。*rca_td*代表技术相关性与技术多样化的交互项,该系数显著为负,表明地区技术相关性越高,技术多样化的作用越强,数字经济的碳减排效果越明显。对此有如下可能的解释:尽管经济主体不断被迫适应日益激烈的市场竞争和技术变革,但很少有经济主体能够确定最佳的创新方向和变革战略。在本文所选取的样本中,技术相关性促进了技术多样化的形成,较为低风险的创新来自先前存在的旧知识与认知接近的新知识重新组合,表明激进创新行为并不存在,新旧技术的相关性减少了知识沟通的障碍,促进了地区技术多样化发展的繁荣。技术多样化在某种程度上并不意味着低水平的专业化,而是在利用现有知识优势的基础上,进一步挖掘隐藏的机会并创造新的技术。鉴于技术多样化和技术相关性的影响,数字经济的碳减排效应得到进一步增强。

2. 异质性分析

数字经济作为一种新型的经济形态,在不同地区的发展水平存在一定差异,对碳排放的影响具有一定的异质性。本文从跨界污染转移、数字产业化与产业数字化二个视角进行异质性检验,更好地服务于碳减排政策的制定。

(1)考虑跨界污染转移的情况。^①中国的污染跨界转移是碳排放日益增长的一个重要原因,跨界污染并不仅仅发生在流域上下游,更广泛存在于省际交界地区。该类地区往往横跨两个甚至多

^① 对省际交界和非省际交界地区的估计结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

表3

优化机制分析

	carbon	
	(1)	(2)
<i>digital</i>	-0.0092*** (0.0034)	-0.0079** (0.0034)
<i>rca</i>	0.0954 (0.0618)	0.0972 (0.0613)
<i>id</i>	-0.0357*** (0.0103)	-0.0352*** (0.0102)
<i>rca_td</i>	-0.1396* (0.0753)	-0.1384* (0.0745)
控制变量	否	是
个体固定效应	是	是
省份一年份固定效应	是	是
观测值	13938	13938
R ²	0.9875	0.9876
调整后 R ²	0.9856	0.9858

个省份,而又往往难以受到横跨省份的严格环境监管,区域交界处的污染问题始终是监管难点,此类地区不仅容易成为高排放企业的避难所,甚至会由于属地属性导致自身成为邻近省份的污染掩埋场。鉴于此,数字经济对于省际交界地区碳排放的影响可能会由于此类问题而被遮掩,本文进一步探究了在省际交界地区和非交界地区中数字经济的作用。结果显示,在省际交界地区中,*digital*的回归系数并不显著,而非省际交界地区中,*digital*的回归系数在1%的水平上显著为负。

对此结果的可能解释如下:①要素禀赋差异。由于各地区要素禀赋结构的不同,存在技术进步的结构性偏向,使得区域技术进步弹性具有明显差异。技术进步弹性越大,该地区碳排放水平下降越明显。省际交界地区既是地理边缘区,又为经济薄弱区,其产业布局多以农林牧渔等第一产业为主,因此,技术变化对其碳排放的影响不大,技术进步弹性较小。相比省际交界地区,非省际交界地区数字经济的发展对其碳排放的影响更明显。②跨界污染转移。在财政分权体制下,地方政府基于行政区划基础进行资源配置,在属地管理模式下,地方环境监督部门仅仅关注本辖区的环境质量目标,并不对辖区外的环境保护负责,而省际交界地区的数字经济发展本就后劲不足,因此,对碳排放的作用并不明显。此外,省际交界地区的特殊性质使其往往成为两省份之间的“污染沟壑”,致使该地区成为周边地区的污染排放场。③主体功能定位。中共中央办公厅、国务院办公厅出台的《关于推进以县城为重要载体的城镇化建设的意见》对县(区)做了分类,其中包括重点功能区生态县,此类县(区)的定位是着眼于保护重要生态功能,维护国家生态安全。数字经济发展的前期以数字化基础设施建设为主,难免会造成大规模能源消耗与环境破坏,重点功能区生态县的数字经济发展应该慎之又慎。基于实际数据,省际交界地区样本中的重点功能区生态县占比36.76%,而非省际交界地区样本中的重点功能区生态县占比15.46%,这也是数字经济在该分组中不显著的原因之一。综上所述,因要素禀赋差异、跨界污染转移和主体功能定位等因素干扰,数字经济在省际交界地区的系数估计不显著。

(2)考虑数字产业化和产业数字化的情况。从数字产业化的视角考虑数字经济在碳减排方面

的潜力,是以往研究得出数字行业“亲碳”的重要原因,本文从数字产业化与产业数字化两个维度论证了数字经济的碳减排效应。为识别这一机制是否归因于数字产业化与产业数字化的规模差异,本文进一步划分四组样本进行检验。中国信息通信研究院发布的《中国数字经济发展白皮书(2021)》,对不同省份数字产业化和产业数字化进行了排名,本文据此将全国所有省份划分为4组:低数字产业化—低产业数字化地区、高数字产业化—低产业数字化地区、低数字产业化—高产业数字化地区、高数字产业化—高产业数字化地区,并分样本进行检验。图1报告了四组样本中数字经济的估计系数,横轴从左往右代表产业数字化水平递增,纵轴从下往上代表数字产业化水平递增,第一象限代表数字产业化高且产业数字化高的地区,其他同理;每一象限中的系数即为分样本中数字经济的回归系数,结果均通过了Chow检验,使得组间系数可以进行比较。

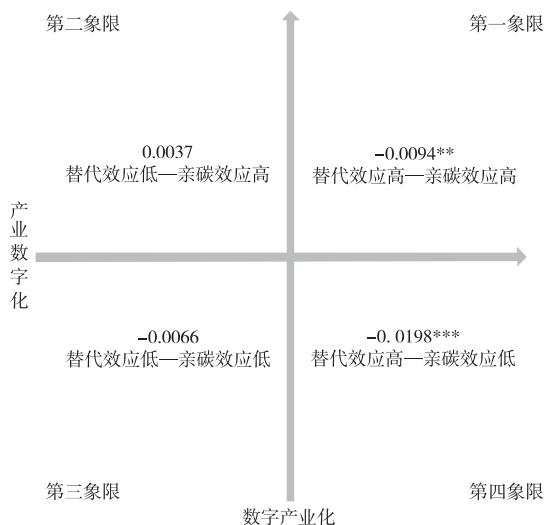


图1 分地区系数估计

注:**、***分别表示5%、1%的显著性水平。

若以 C 来表示数字经济对碳排放的系数估计绝对值,结果显示: $C_{\text{低}-\text{高}} > C_{\text{高}-\text{高}} > C_{\text{低}-\text{低}} > C_{\text{高}-\text{低}}$ (“—”左边指数字产业化,右边指产业数字化),充分肯定了前文的结论。从“ $C_{\text{低}-\text{高}} > C_{\text{高}-\text{高}}$ ”“ $C_{\text{低}-\text{低}} > C_{\text{高}-\text{低}}$ ”看,数字产业化规模越大,碳减排的作用越小,数字产业化“亲碳”;从“ $C_{\text{低}-\text{高}} > C_{\text{低}-\text{低}}$ ”“ $C_{\text{高}-\text{高}} > C_{\text{高}-\text{低}}$ ”看,产业数字化规模越大,碳减排的作用越大,产业数字化减碳。由此可知:①数字产业化以数字技术为核心,不断衍生出新型数字行业。从产品和行业层面看,其本身的能源消耗是巨大的,以数据中心和比特币为代表的高能耗数字部门会挤占一定程度的能源消费空间,产生持续增长的碳足迹。渠慎宁等(2022)测算显示,2008—2020年数字基础设施的碳排放量由2.58万吨增至23.95万吨,数字产品碳排放量由2.85万吨增至38.44万吨,二者碳排放量之和占中国碳排放总量的比重由0.80%增至6.31%,存在明显的“亲碳”效应,数字产业化所引致的碳排放量不容忽视,但不能与数字经济的碳效应画上等号。②“库兹涅茨”过程表明,传统的产业结构会逐步趋于高级化。随着数字技术的不断迭代,数字要素的广泛渗透,数字经济的外延不断扩展,产业数字化的发展速度不断加快,逐步成为引领产业高质量发展的进步方向,成为推动产业高级化的“加速器”,最终使得知识和技术密集型产业成为主导产业,从而降低产业整体的碳排放,形成替代效应。

值得注意的是,本文的数字产业化与产业数字化的高低之分并非绝对之分,而是相对之分。当前中国的产业数字化规模占国内生产总值比重高达17.20%,远远高于数字产业化规模的占比(7.30%),无论在哪个分组,“亲碳”效应都要远远低于替代效应。四个分组中的估计系数既存在量上的差异,也存在方向上的差异。综上所述,当数字产业化较高而产业数字化较低时,替代效应处于低点且“亲碳”效应处于高点,此时数字经济整体的碳减排效果最差。当数字产业化和产业数字化水平较低时,替代效应虽然不高,但“亲碳”效应也不明显,数字经济的碳减排作用较为一般。当数字产业化和产业数字化均较高时,替代效应对“亲碳”效应形成补充,使得数字经济的碳减排作用维持在高点。当数字产业化水平较低而产业数字化水平较高时,此时替代效应远远超过了“亲碳”效应,数字经济的碳减排作用得以充分体现。

六、结论与政策启示

如何实现净零碳排放是世界各国密切关注的问题,在实现碳减排的过程中,数字经济应该发挥更为重要的作用。本文基于理论机制与经验事实,揭示了数字经济的碳减排效应和相关机制。主要结论为:①数字经济的发展整体上有助于减少碳排放,仅仅关注数字产业化是以往研究得出数字经济“亲碳”的主要原因,在考虑了变量选择性偏误、其他政策影响、内生性等问题后,该结论仍然成立。②机制研究表明,数字经济的碳减排效应可以从技术和效率两个层面进行分解,在技术层面,数字经济促进了技术多样化,技术相关性对这一过程具有重要的激励作用;在效率层面,数字经济通过激发新的能源消费方式和理念,有效促进了能源利用效率,进而降低碳排放。③异质性分析发现,数字经济的发展更有助于减少非省际交界地区的碳排放,要素禀赋差异、跨界污染转移和主体功能定位是这一现象产生的主要原因;在产业数字化占比高而数字产业化占比低的地区,数字经济的替代效应远远超过了“亲碳”效应。基于上述结论,本文提出如下政策启示:

(1)深入推进传统产业数字化转型。尽管数字行业的巨大能源消耗不利于“双碳”目标的顺利推进,但从产业数字化的视角看,数字化赋能会显著促进生产活动及其组织模式的迭代升级,推动传统产业全方位、全链条绿色低碳转型。各地区应推动有为政府和有效市场更好地结合,深化体制机制改革创新,加快完善中国碳排放权交易市场,有效提升产业协同发展水平,强化数字基础设施建设,健全产业数字化转型的税收、财政、金融等政策体系,建立一体化的工业互联网平台,推动更多行业之间的数字化融合和数据统筹,加快产业结构绿色低碳转型。

(2)加快推进能源绿色低碳转型。实现“双碳”目标,必须通过关键碳排放部门的实质性转型来实现,重点在于提高非化石能源占比和提高能源使用效率,需要与更广泛的数字技术变革相结合。要坚持统筹能源安全稳定供应和绿色低碳发展,加快能源领域的技术创新,制定提升能源利用效率、优化能源综合服务体系、促进能源信息共享的新机制,加快构建以新能源为主体的新型电力系统和清洁低碳安全高效的能源体系,推动新型基础设施建设与能源基础设施的深度融合,提高能源利用效率,夯实发展根基,充分释放节能增效的碳减排潜力。

(3)加快数字技术基础研发能力和数字人才队伍建设。技术相关性能够增强数字经济在知识溢出方面的正外部效应,要加强公共平台和产业化生态体系建设,发挥新旧技术和邻近地区技术的互补协同作用。统一行业间数据标准和技术规范,探索数字经济在更多领域的应用场景。打破因数据平台垄断行为导致的技术壁垒,以数据共享推进数字化转型,围绕现有关键核心技术布局数字绿色技术生态体系。要结合不同行业的碳减排路径差异,加快完善数字人才基本制度和规划,激发

人才活力,有序推进技术研发和应用。优化数字技能职业培训标准,将数字人才纳入各类人才技术支持范围,形成数字化转型与数字人才培养良性循环。

(4)加快完善数字经济治理体系。增强“全国一盘棋”意识,注重顶层设计与区域协同治理。建设生态环境治理的数字化平台,健全省际间联防联控一体化工作机制,发挥省际间共性技术创新平台的联动效应和协同创新,依托平台核心技术攻关和集成创新成果,减少碳排放的跨界转移。充分发挥“东数西算”工程的积极效应,加快推进西部地区绿色数据中心创建、运维和改造,推动数据要素流通,有序引导算力转移,拓展数字产业上下游产业链,助力实现“双碳”目标。加快完善数字化治理和低碳治理的激励机制,健全数字中国建设与低碳战略协同推进的治理体系。

需要说明的是,本文主要讨论了宏观层面的数字经济对碳排放的影响及其作用机制,随着数字经济行业划分标准的逐渐完善,如何更客观地衡量不同数字经济行业的碳排放影响,有待未来进一步研究。

〔参考文献〕

- [1]蔡跃洲,牛新星.中国数字经济增加值规模测算及结构分析[J].中国社会科学,2021,(11):4-30.
- [2]陈诗一.低碳经济[J].经济研究,2022,(6):12-18.
- [3]戴翔,杨双至.数字赋能、数字投入来源与制造业绿色转型[J].中国工业经济,2022,(9):83-101.
- [4]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[J].中国工业经济,2019,(8):5-23.
- [5]江艇.因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J].中国工业经济,2022,(5):100-120.
- [6]蒋为,龚思豪,李锡涛.机器人冲击、资本体现式技术进步与制造业碳减排——理论分析及中国的经验证据[J].中国工业经济,2022,(10):24-42.
- [7]金祥义,施炳展.互联网搜索、信息成本与出口产品质量[J].中国工业经济,2022,(8):99-117.
- [8]李海舰,李燕.对经济新形态的认识:微观经济的视角[J].中国工业经济,2020,(12):159-177.
- [9]陆菁,鄢云,黄先海.规模依赖型节能政策的碳泄漏效应研究[J].中国工业经济,2022,(9):64-82.
- [10]渠慎宁,史丹,杨丹辉.中国数字经济碳排放:总量测算与趋势展望[J].中国人口·资源与环境,2022,(9):11-21.
- [11]史丹.中国能源效率的地区差异与节能潜力分析[J].中国工业经济,2006,(10):49-58.
- [12]史丹.数字经济条件下产业发展趋势的演变[J].中国工业经济,2022,(11):26-41.
- [13]史丹,李少林.排污权交易制度与能源利用效率——对地级以上城市的测度与实证[J].中国工业经济,2020,(9):5-23.
- [14]石大千,丁海,卫平,刘建江.智慧城市建设能否降低环境污染[J].中国工业经济,2018,(6):117-135.
- [15]涂正革.中国的碳减排路径与战略选择——基于八大行业部门碳排放量的指数分解分析[J].中国社会科学,2012,(3):78-94.
- [16]项后军,张清俊.中国的显性存款保险制度与银行风险[J].经济研究,2020,(12):165-181.
- [17]徐斌,陈宇芳,沈小波.清洁能源发展、二氧化碳减排与区域经济增长[J].经济研究,2019,(7):188-202.
- [18]许宪春,张美慧.中国数字经济规模测算研究——基于国际比较的视角[J].中国工业经济,2020,(5):23-41.
- [19]尹志超,刘泰星,张诚.农村劳动力流动对家庭储蓄率的影响[J].中国工业经济,2020,(1):24-42.
- [20]张平淡,屠西伟.制造业集聚、技术进步与企业全要素能源效率[J].中国工业经济,2022,(7):103-121.
- [21]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[J].管理世界,2020,(10):65-76.
- [22]郑江淮,陈喆,康乐乐.国家间技术互补变迁及其对发明人才跨国流动的影响——一个国际技术发现假说与检验[J].中国工业经济,2022,(4):23-41.

- [23] 郑江淮,冉征.走出创新“舒适区”:地区技术多样化的动态性及其增长效应[J].中国工业经济,2021,(5):19-37.
- [24] Acemoglu, D., P. Aghion, L. Bursztyn, and D. Hemous. The Environment and Directed Technical Change [J]. American Economic Review, 2012, 102(1):131–166.
- [25] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Demographics and Automation[J]. Review of Economic Studies, 2022, 89(1):1–44.
- [26] Alacevich, C., and D. Zejcirovic. Does Violence against Civilians Depress Voter Turnout? Evidence from Bosnia and Herzegovina[J]. Journal of Comparative Economics, 2020, 48(4):841–865.
- [27] Alan, S., S. Ertac, and I. Mumcu. Gender Stereotypes in the Classroom and Effects on Achievement [J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5):876–890.
- [28] Balland, P. A., R. Boschma, J. Crespo, and D. L. Rigby. Smart Specialization Policy in the European Union: Relatedness, Knowledge Complexity and Regional Diversification[J]. Regional Studies, 2019, 53(9):1252–1268.
- [29] Barrage, L. Optimal Dynamic Carbon Taxes in a Climate–economy Model with Distortionary Fiscal Policy[J]. Review of Economic Studies, 2020, 87(1): 1–39.
- [30] Casler, S. D., and A. Rose. Carbon Dioxide Emissions in the U.S. Economy: A Structural Decomposition Analysis[J]. Environmental and Resource Economics, 1998, 11(3–4):349–363.
- [31] Chand, T. R. K., K. V. S. Badarinath, C. D. Elvidge, and B. T. Tuttle. Spatial Characterization of Electrical Power Consumption Patterns Over India Using Temporal DMSP/OLS Nighttime Satellite Data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(3):647–661.
- [32] Chen, J., M. Gao, S. Cheng, W. Hou, M. Song, X. Liu, Y. Liu, and Y. Shan. County-level CO₂ Emissions and Sequestration in China During 1997—2017[J]. Scientific Data, 2020, 7(1):1–12.
- [33] Chu, A. C., G. Cozzi, Y. Furukawa, and C. H. Liao. Inflation and Innovation in a Schumpeterian Economy with North–South Technology Transfer[J]. Journal of Money, Credit and Banking, 2019, 51(2–3):683–719.
- [34] Forman, C., A. Goldfarb, and S. Greenstein. Agglomeration of Invention in the Bay Area: Not Just ICT[J]. American Economic Review, 2016, 106(5):146–151.
- [35] Goldfarb A, and C. Tucker. Digital Economics[J]. Journal of Economic Literature, 2019, 57(1):3–43.
- [36] Hitlinger, E., and P. Jaramillo. Internet of Things: Energy Boon or Bane[J]. Science, 2019, 364(6438):326–328.
- [37] Imai K., L. Keele, and T. Yamamoto. Identification, Inference and Sensitivity Analysis for Causal Mediation Effects[J]. Statistical Science, 2010, 25(1):51–71.
- [38] Jiang, S., Y. Li, Q. Lu, Y. Hong, D. Guan, T. Xiong, and S. Wang. Policy Assessments for the Carbon Emission Flows and Sustainability of Bitcoin Blockchain Operation in China[J]. Nature Communication, 2021, 12(1):1–10.
- [39] Kaya, Y. Impact of Carbon Dioxide Emission on GNP Growth: Interpretation of Proposed Scenarios [R]. IPCC Response Strategies Working Group, 1989.
- [40] Nordhaus, W. Can We Control Carbon Dioxide? (from 1975)[J]. American Economic Review, 2019, 109 (6) : 2015–2035.
- [41] Røpke, I. The Unsustainable Directionality of Innovation—The Example of the Broadband Transition [J]. Research Policy, 2012, 41(9):1631–1642.
- [42] Shapiro, J. S. The Environmental Bias of Trade Policy[J]. Quarterly Journal of Economics, 2021, 136(2):831–886.
- [43] Tong, D., Q. Zhang, Y. Zheng, K. Caldeira, C. Shearer, C. Hong, Y. Qin, and S. Davis. Committed Emissions from Existing Energy Infrastructure Jeopardize 1.5 °C Climate Target[J]. Nature, 2019, 572(7769):373–377.
- [44] Williams, E. Environmental Effects of Information and Communications Technologies[J]. Nature, 2011, 479(7373): 354–358.
- [45] Yi, M. Y. Liu, M. S. Sheng, and L. Wen. Effects of Digital Economy on Carbon Emission Reduction: New Evidence from China[J]. Energy Policy, <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2022.113271>, 2022.

Carbon Reduction Effect of Digital Economy: Theoretical Analysis and Empirical Evidence

YANG Gang-qiang^{1,2}, WANG Hai-sen¹, FAN Heng-shan³, YUE Zi-yang¹

(1. Economics and Management School, Wuhan University;

2. Research Center of Yangtze River Economic Belt Development, Wuhan University;

3. Institute of Central China Development, Wuhan University)

Abstract: Achieving carbon peak and carbon neutrality is a systemic economic and social change that requires joint efforts of the whole society. As a new engine for high-quality economic and social development, the digital economy should play an important role in realizing the goal of “dual carbon.” The digital economy is an economic system based on digital technology, which can be divided into digital industrialization and industrial digitization. Zero-carbon transformation involves all economic sectors and regions. This article aims to measure digital economy’s carbon reduction effect from perspectives of digital industrialization and industrial digitization, and provide useful references for achieving China’s green and high-quality economic development and “dual carbon” goal.

In this article, an endogenous growth model is constructed to derive the theoretical model of the digital economy affecting carbon emission reduction. This article uses the panel data of 1561 districts and counties from 2007 to 2017 and systematically analyzes the carbon emission reduction effect of the digital economy and its mechanism using a causal intermediary model. Research shows that the development of the digital economy has a significant carbon reduction effect. Mechanism analysis shows that the digital economy promotes technological diversification, which is positively adjusted by technological relevance. In addition, technological progress and energy efficiency also have important mediating effects. Heterogeneity analysis shows that differences in factor endowments, cross-border pollution transfer, and the positioning of main functions are important factors affecting the carbon reduction effects of the digital economy in inter-provincial border areas. The carbon reduction effect of the digital economy is more significant in regions with low digital industrialization and high industry digitalization, and the substitution effect is larger than the carbon friendly effect.

This article has the following policy implications. We should promote the digital transformation of traditional industries, accelerate the promotion of green and low-carbon energy transformation, accelerate the development of basic digital technology capabilities and the construction of digital talent teams, and improve the digital economy governance system. This article constructs a theoretical analysis framework for the contribution of the digital economy to carbon reduction, enriching the connotation and application scenarios of the basic theory about digital economy, providing theoretical support for promoting green and high-quality development, and providing policy implications for accelerating the development of the digital economy and achieving the “dual carbon” goal.

Keywords: digital economy; technical relevance; technological diversification; carbon reduction effect

JEL Classification: E02 C26 O33

[责任编辑:李鹏]