

国家大数据综合试验区如何促进城市绿色转型： 基于碳排放量增速和碳生产率增幅的双重视角

陈洪波，张骁潇

(中国社会科学院大学应用经济学院, 北京 102401)

摘要:全面实施国家大数据战略是推动经济高质量发展的重要举措。通过分析 2011—2021 年中国 276 个地级市的数据,基于碳排放量增速和碳生产率增幅双重视角,采用渐进双重差分法研究国家大数据综合试验区(以下简称“大数据试验区”)政策对城市绿色转型的影响。结果表明,这项政策能有效驱动城市绿色转型,且通过了多项稳健性检验。此外,不同试验区在建设目标和政策效果方面差异明显,总体政策效果在城市的基建水平和生态韧性上也有很大的异质性。内在机制检验发现这项政策通过促进绿色技术创新、推动机器人的广泛应用和产业结构优化来实现城市绿色转型的目标。进一步分析发现,政府的数字关注度和城市的创新水平对该政策效果有良好的调节作用。同时这项政策总体上没有导致城市用电量显著增加,增幅趋于下降,并对提升知识产权保护和改善环境质量具有显著效果。研究结果为验证大数据试验区政策对城市绿色转型的影响以及进一步推动大数据战略、促进数字经济高质量发展提供了经验证据。

关键词:国家大数据综合试验区;碳排放量;碳生产率;产业协同集聚

中图分类号:F124.5

文献标识码:A

文章编号:1005-0566(2024)11-0172-17

How can National Comprehensive Big Data Pilot Zone promote green transformation of cities: Based on the dual perspective of the growth rate of carbon emissions and carbon productivity

CHEN Hongbo, ZHANG Xiaoxiao

(Faculty School of Applied Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102401, China)

Abstract: The comprehensive implementation of the national big data strategy is an important initiative to promote high-quality development. This paper analyzes the data of 276 prefecture-level cities in China from 2011 to 2021, and adopts the asymptotic difference-in-difference method to study the impact of the National Big Data Comprehensive Pilot Zone (hereinafter referred to as the “Big Data Pilot Zone”) policy on the green transformation of cities based on the dual perspectives of the growth rate of carbon emissions and the growth rate of carbon productivity. The results show that the policy can effectively drive the green transformation of cities and passes several robustness tests. In addition, there are significant differences in construction goals and policy effects across pilot zones, and the overall policy effects are highly

收稿日期:2024-07-20 修回日期:2024-10-20

基金项目:中国社会科学院大学重大科研项目“防范化解能源转型重大风险的理论、方法及应用研究”(XZD20230083);中国社会科学院生态文明研究所重点项目“碳中和的经济分析与政策研究”(STWM-ZS-2021-001)。

作者简介:陈洪波(1967—),男,湖北竹山人,中国社会科学院大学应用经济学院副院长、教授、博士生导师,研究方向为气候变化经济分析与政策研究、气候金融、新能源经济学等。通信作者:张骁潇。

heterogeneous in terms of the level of infrastructure and ecological resilience of cities. The intrinsic mechanism test finds that the policy achieves the goal of urban green transformation by promoting green technological innovation, facilitating the widespread use of robots, and optimizing the industry in all aspects. Further analysis reveals that the government's digital focus and the city's innovation level have a good moderating effect on the policy's effectiveness, while the policy also has a significant effect on reducing the increase in the city's electricity consumption, enhancing intellectual property protection, and improving environmental quality. This paper provides important empirical evidence to validate the impact of the Big Data Pilot Zone policy on the city's green transformation as well as to further promote the Big Data strategy and the high-quality development of the digital economy.

Key words: national big data comprehensive pilot zone; carbon emission; carbon productivity; industry synergistic agglomeration

近年来,全球气候变化引发了生态系统失衡、气候灾害多发等问题,这对人类社会的长期稳定发展构成了重大威胁。在应对气候变化这一严峻考验时,我国遵循创新、协调、绿色、开放、共享的发展理念,以技术创新、效率提升和降低污染与碳排放为核心的新发展模式,推动经济社会向绿色和高质量发展方向转变。数字经济是推动经济绿色转型和实现高质量增长的关键驱动力,党的二十大报告指出:“要加快发展数字经济,促进数字经济和实体经济深度融合,打造具有国际竞争力的数字产业集群。”随着数字技术和产业的逐步发展,一些城市生产要素配置得到优化,越来越多的资源被引导流向绿色领域,绿色生产率也得到了提升。

大数据是推动数字经济发展的核心资源,是推动经济社会在质量、效率和动力3个方面变革的重要因素。为促进数据产业发展,引领科技创新,增强国家竞争力,国务院于2015年出台了《促进大数据发展行动纲要》,首次倡议建设大数据试验区,随后8个大数据综合试验区相继建立,对我国大数据技术和产业的发展具有十分重要的意义。从宏观层面来看,大数据试验区建立有利于整合数据资源,优化宏观管理,深化数字经济和实体经济的整合,推动经济社会全面转型,以实现绿色高质量发展。从微观层面来看,大数据试验区建立有利于企业技术创新和数据人才培育,助力传统行业改造升级,加速新兴产业和新商业模式的发展,引导消费行为绿色化转变,改善生态环境和民生福祉。为深入探究大数据试验区如何促进绿色转型,本文将在城市层面客观评估大数据试验区政策对城市绿色转型的影响,分析政策效果、驱动因素和影响机制,力图探索我国城市数字化与绿色化融合发展和经济社会全面转型的有效路径。

一、政策背景与文献综述

(一)大数据试验区的政策背景

为充分发挥大数据作为新型生产要素的重要作用,发达国家率先从战略上布局了大数据发展规划。美国于2011年发起了旨在研究与发展大数据的计划,而澳大利亚则在2013年发布了针对公共服务领域的大数据战略^[1],英国和法国也相继制定了大数据战略规划,旨在挖掘数据潜力,提高全要素生产率,推动经济增长。

我国也积极推进大数据技术和产业的发展,到目前,北京、上海、天津、重庆、贵州、河北、辽宁、内蒙古、河南和广东10个省级区域的55个地级以上城市开展了大数据综合试验区建设,除了贵阳、遵义、安顺和六盘水4个城市于2015年启动以外,其余城市均于2016年启动,所有试验区建设均7年有余,其成效如何,有待于从多方面检验。本文将检验国家大数据综合试验区对城市绿色转型的成效。

(二)文献综述

碳排放水平下降是城市绿色转型的重要体现。近几年,大量学者对影响城市碳排放的因素进行了深入探讨,识别了经济增长、环境政策、技术革新等关键因素。随着数字经济的快速发展,众多研究者开始从多个视角审视数字化进程对城市碳排放问题的影响。一方面,在数字经济的碳减排效应研究中,有学者认为数字经济的发展会显著抑制城市碳排放强度^[2],还有学者发现数字经济的发展与碳排放强度之间并非简单的线性关系,而是倒“U”形非线性关系^[3-4]。同时,基于影响机制和作用路径的研究发现数字技术的创新与应用对于企业实现数字化、智能化转型有着极大的推动作用,可以通过由经济集聚带来的规模经济和技术扩散效应、产业结构升级的结构效应去

促进碳排放强度的下降^[5-6]。另一方面,数字经济可以通过优化资源配置、促进技术创新等方式影响碳生产率。就资源配置而言,数字经济可以优化企业的资源配置效率,降低市场供求双方信息不对称程度,通过减少企业的边际成本和能源损耗进而提升企业碳生产率^[7-8];在技术创新方面,信息技术创新可以有效推动数字技术在传统制造业的应用,通过产业替代效应倒逼现有高污染产业改进生产方式,加快产业升级,提升绿色全要素生产率水平^[9-10]。

大数据试验区政策实施以后,一些研究对该政策实施效果进行了广泛探讨。目前,涉及大数据试验区政策效应的研究多聚焦于城市层面和企业层面的经济福利效应。在城市层面的研究主要关注于试验区政策的实施对于城市的全要素生产率、经济增长的质量、空气质量、创新能力、制造业绿色转型、FDI 的数量和质量等方面的促进作用^[11-13];在企业层面的研究主要关注于试验区政策的实施对企业的绿色创新、资源配置效率的影响,以及能否使企业实现“脱虚向实”的跨越发展^[14-15]。

总的来看,关于数字经济和大数据试验区政策的研究主要聚焦在经济和社会福利影响方面,涉及环境福利的较少,仅少部分文献关注到大数据试验区在降低 PM_{2.5} 等污染物中的政策效果,而基于“双碳”目标考察该政策对城市绿色转型影响的文献更少。为此,本文以大数据试验区构造准自然实验,选取 2011—2021 年中国 276 个地级市的面板数据,使用渐近双重差分模型基于碳排放量增速和碳生产率增幅双重视角系统考察大数据试验区政策对城市绿色转型的效应,并就其异质性、作用机制展开进一步讨论,最后揭示政府的数字关注度和城市的创新水平对该政策效果的调节作用,并讨论该政策对城市用电量增幅下降、知识产权保护和环境质量改善的溢出效应。本文旨在为不同经济发展水平的地区提供因地制宜实施大数据政策的实证依据和经验支撑,进而促进“双碳”目标的实现。

二、理论分析与研究假设

(一) 大数据试验区对城市绿色转型的影响

碳排放是衡量城市绿色水平的重要指标,已有文献的研究表明,数字经济的发展有可能从正

反两个方面影响城市的碳排放。一方面,数字技术的开发和应用,可以提高城市能源与环境管理水平,优化资源配置,提高全要素生产率,推动产业转型升级,转变消费者行为,从而降低城市碳排放水平;另一方面,大型数据中心建设将大幅增加电力消耗,在当前以燃煤发电为主的电力结构下,将会增加城市碳排放。因此,数字经济的发展对城市碳排放的影响最终取决于正反两方面因素的强弱对比。而大数据综合试验区究竟会对城市碳排放产生怎样的影响,需要深入分析大数据试验区建设的具体内容。从三部委的批复文件和部分试验区公布的建设方案来看,具体建设内容主要包括以下几个方面。第一,整合数据资源,推动数据资源开放共享,优化信息基础设施,有序统筹推进数据中心建设。尤其是整合现有分散的政务数据资源,引导企业、高等院校和科研机构开放数据资料,提高现有数据资源的利用效率,而不是盲目的铺摊子建设数据中心。此外,数据中心建设对碳排放的影响还取决于电力结构和相关技术,一些试验区明确提出鼓励利用可再生能源电力和利用高效冷却技术,建设绿色数据中心。可见,大数据试验区建设驱动城市碳排放增长的因素较弱。第二,鼓励企业开展大数据的增值性开发,推动大数据创新应用。一是引导传统制造业基于大数据技术推动工业生产流程的自动化和智能化,以提升企业的生产效率,拓展企业生产能力边界;二是支持大数据领域的领军企业参与构建综合型和专业型的交通物流运营平台,增加生产要素之间和区域之间的协同效应,从速度和范围两个维度加快区域内知识和技术的传播,增强跨区域协同创新^[16],提高要素利用效率和流动效率,减少资源浪费;三是推动大数据技术创新,积极培养大数据产业和企业,支持从事大数据采集、存储、分析、加工、应用等新兴产业和企业的发展,开发大数据相关金融产品和服务。可见,大数据试验区建设能够促进传统产业转型升级、提高生产要素配置效率、促进绿色低碳新兴产业发展,驱动城市碳排放下降的因素较强。第三,加强大数据对公共服务和社会治理的支撑作用。利用大数据技术进行快速收集、整理和分析来增强政府和企业智能化决策水平,增强政府与企业之间的互动,改进政府在

城市经济、能源供应、交通、建筑等领域的管理和水平,提高城市规划和相关政策精准度,从而间接降低城市碳排放。比如,政府可以利用数字大数据平台挖掘广泛的企业信息,以制定切实可行的经济政策,降低信息搜索成本,促进相关领域碳排放减少^[17]。

基于以上分析,本文提出假设1:大数据试验区建设可以有效推动城市绿色转型。

(二)大数据试验区对城市绿色转型的作用机制

数字技术的创新与应用对绿色技术创新、机器人广泛应用和产业结构优化都有直接的影响,而绿色技术创新、机器人广泛应用都是城市低碳转型的重要支撑,产业结构优化是提高碳生产率的重要举措。因此,本文从绿色技术创新、机器人广泛应用、产业结构优化3个角度,深入探讨大数据试验区建设对城市绿色转型影响的具体机制。

1. 大数据试验区的绿色技术创新效应

技术与知识是企业创新活动的基础,技术进步对于碳减排至关重要^[18]。大数据试验区可以作为创新孵化器,促进不同领域之间的数据共享和合作,推动跨学科的绿色创新项目,支持绿色技术和解决方案的研发和商业化,进而推动企业绿色创新的发展和应用。第一,大数据试验区建设的数据基础设施为绿色技术创新提供了基础平台。大数据基础设施建设涵盖了高性能存算系统、边缘计算系统、多模数据管理系统以及大数据分析平台等,提升了数据处理和分析能力,这些对于新知识的发现、高新技术的开发、多元信息的处理和共享都有着积极的作用,能有效打破信息壁垒,加快知识商业化开发进程,极大削减各行业和企业因为信息不对称问题产生的成本,为企业获取和整合与生产相关的创新资源提供了便利,从而增强了企业的创新能力;第二,以制造业数字化转型为核心,开发专业和针对特定场景的大数据解决方案,建立工业互联网平台架构,推进工业大数据的深入应用,促进以数据为驱动的新业态发展,带动高耗能行业实现内部高效绿色转型,优化能源消费结构,使得资源更多地流向绿色产业,为绿色产业提供良好的融资环境,形成良性循环,进而促进城市绿色全要素生产率的提升;第三,试验区通过支持龙头企业和中小企业的发展,激励

企业之间的融通合作,营造积极的创新环境,促进产业链各环节的共同创新。大数据试验区建设为企业创新提供了一个更加优越的生态环境,这有助于在生产、节能和环保技术方面取得进步,在确保提升生产效率的同时,促进节能减排目标的实现。

基于以上观点,本文提出假设2:大数据试验区建设可以通过推动企业绿色创新、提高绿色全要素生产率进而推动城市绿色转型。

2. 大数据试验区的机器人广泛应用效应

数字经济的兴起极大地推动了机器人技术的发展,新技术为机器人行业带来了巨大的成长潜力,特别是大数据和云计算技术已经成为机器人行业中最重要变革推动力之一。第一,通过收集机器人操作过程中的数据和用户数据,利用大数据分析预测可以对机器人的算法和行为进行优化,使其更加智能和适应性增强,提供更加个性化的服务,满足不同用户的需求,提高其在不同领域的应用效率;第二,利用大数据优化机器人生产和供应链管理,可以提高生产效率,降低成本;第三,在人才培养方面,大数据试验区可以提供平台和资源,培养具有数据分析能力的机器人研发和应用人才;第四,试验区的政策环境可以为机器人企业提供资金、技术支持和市场准入等方面的便利,促进机器人技术的创新和应用。因此,大数据试验区建设会促进机器人的广泛应用。通过增加工业机器人在传统制造业的应用,能够实现多产业融合,推动传统制造业向现代化转型^[19]。第一,机器人的广泛应用可以提高产品的质量和稳定性并更好地利用资源,在降低企业的环境影响的同时使企业更具竞争力,实现可持续发展。第二,机器人能够替代或辅助完成一些高能耗、高污染的生产环节,通过优化生产流程和提高生产精度,减少不必要的能源消耗和碳排放。第三,随着机器人技术的广泛应用,高技能劳动力的需求增加,这可能会推动教育和培训的发展,进一步提高劳动力的生产效率和碳生产率。

基于以上观点,本文提出假设3:大数据试验区建设可以通过推动机器人的广泛应用,进而有效推动城市绿色转型。

3. 大数据试验区的产业结构优化效应

通过梳理各试验区的建设方案我们可以发

现,“发展大数据产业、深化数据资源利用”被各试验区视为推动产业升级和经济飞跃发展的核心策略。大数据试验区主要通过以下渠道影响产业结构优化:第一,大数据试验区能够促使传统产业改造升级,提升各行业资源配置的效率,推动产业融合和产业结构合理化。随着大数据技术的广泛应用,产业结构正在逐步向资源节约型和数字技术密集型方向转变,推动产业发展模式由依赖资源投入向依赖创新驱动转变,进而优化产业间的整体结构,促进经济增长与碳排放脱钩,实现经济绿色低碳转型;第二,大数据试验区鼓励龙头企业发挥示范效应,促进不同规模企业的相互融合与发展,提高大数据的公共服务质量,加速产业集群化进程,打造协同的产业生态。得益于大数据试验区的政策优势,各地区成功吸引了众多大数据及其相关企业到试验区进行投资,促进试验区内高新技术产业集聚。通过产业协同集聚,产业融合得到进一步推进,最终优化产业布局,不断增强产业集群的扩散引领作用,推动城市绿色转型;第三,试验区相继出台一系列产业政策,加强制造业的智能化改造、数字化和网络化整合,打造支持数字化变革的生态,有力推动数实融合和产业数字化转型。产业数字化转型有助于提升产业链的协作效率,将资源从低效率部门向高效率部门转移,有助于缓解中国产业结构低端锁定和路径依赖问题,促进了产业间整体结构的优化,助力经济社会绿色高质量发展。

基于以上观点,本文提出假设 4:大数据试验区建设可以通过产业结构合理化、产业集聚和协同集聚以及产业数字化转型 3 个方面促使产业结构优化,进而有效推动城市绿色转型。

三、数据与模型

(一)数据来源

本文基于 2011—2021 年我国 276 个地级市面板数据从碳排放量的增速和碳生产率的增幅两个角度来评估大数据试验区政策对城市绿色转型的影响。关于碳排放量的核算,本文借鉴刘学敏等^[20]的做法,通过汇总处理来自《中国能源统计年鉴》《中国工业统计年鉴》《中国城市统计年鉴》等其他各级统计年鉴的数据获得。其他地级市层面的控制变量数据来源于《中国统计年鉴》及各个

城市的年度统计报告,绿色专利数据来自中国创新专利研究数据库。本文先对缺失值严重的样本予以剔除,接着对缺失较少的变量通过插值法补齐数据,最后汇总合并成平衡面板数据。

(二)变量界定

1. 被解释变量

选取碳排放量(CO_2)与碳生产率(LCP)作为因变量,从碳排放实际总量和碳排放经济质量两个层面评估城市绿色转型程度。其中,中国各地级市的碳排放量数据,参考丛建辉等^[20]的做法,对范围 1、范围 2 和范围 3 核算,具体标准如下:①范围 1 是指城市辖区内的所有直接排放,主要包括交通和建筑、工业生产、农林业的土地利用、处理废弃物等活动导致的温室气体排放;②范围 2 特指与城市内部能源消耗相关但发生在城市管辖范围之外的排放,主要包含为了满足城市消费需求而购买的二次能源(如外购电力、热力和制冷)所产生的排放;③范围 3 排放是指除了范围 2 之外的间接排放,它涵盖了城镇购买的商品在生产、运输、使用和废物处理过程中产生的温室气体排放。由于现有研究中对于范围 3 的核算存在争议,本文在核算过程中参照常核算范围,仅考虑范围 1 和范围 2 的加总结果,即总的碳排放 = 范围 1 排放 + 范围 2 排放。碳生产率(LCP)是通过比较地级市的实际 GDP 与碳排放总量的比率来衡量的。考虑到各地区在碳排放量和碳生产率的原始数据上存在显著差异,为了降低这些差异对研究结果的影响,本文通过对数据取对数的方式来进行调整。同时,由于我国尚未“碳达峰”,碳排放总量和碳生产率实值仍处在上升趋势,本文在对数化处理,比较其增幅变化。

2. 核心解释变量

本文核心解释变量为 DID_{ict} ,被用于识别隶属于 c 省的 i 城市在 t 年是否开展大数据试验区建设。本文选取了从 2015—2016 年一共 2 个批次的大数据试验区试点。

3. 机制变量

选用城市层面的绿色技术创新、机器人广泛应用以及产业结构优化作为机制变量。①绿色技术创新:从专利获取方面,借鉴宋德勇等^[21]的做法,使用每万人绿色发明专利、实用新型专利的申

请量和授权量进行度量;基于生产率效应角度,使用基于SBM模型并结合GML指数测算的绿色全要素生产率(GTFP)进行衡量;②机器人的广泛应用:借鉴魏下海等^[22]的做法构建城市层面机器人安装密度(R)和存量密度(RC);③产业结构优化:借鉴干春晖等^[23]的做法,使用泰尔指数(SR)衡量产业结构合理化程度;按照韩峰等^[24]的做法以区位熵来衡量产业集聚水平;参考陈建军等^[25]的做法,计算制造业与生产性服务业的产业协同集聚指数(U),以此来评估这两个行业协同集聚的程度;参考张自然等^[26]的做法,本文使用城市信息传输计算机服务和软件业的从业人数(取对数)来度量城市产业数字化转型程度($indus_digi$)。

4. 控制变量

本文参考现有文献对以下变量进行控制。①人口密度($Pop_density$):使用人口密度的对数表示;②市场需求($Consume$):用社会消费总额与当地GDP的比值来表示;③经济发展水平($lnperGDP$):用城市人均GDP的对数表示;④政府干预水平(Gov):以地方预算支出与GDP之比来衡量;⑤金融发展水平(FDL):以金融机构的年末贷款余额占GDP的比例进行衡量;⑥对外开放水平($Open$):以实际利用外资总额占GDP的比例来衡量;⑦科教投入力度(RD):用地方科教支出之和与地方预算支出的比率表示;⑧环境规制强度(ER):本文参考陈诗一等^[27]的方法构建得到共27个环境词汇,采用与环境相关的词汇词频数与地级市政府的工作报告词频总数之比衡量环境规制强弱;⑨城镇化水平($Cityradio$):以城镇常住人口与全市常住人口的比率表示;⑩城市平均坡度($Terrain$):本文参考余锦亮^[28]的做法,在回归方程中加入地级市的平均坡度作为前定变量来避免其他与当地发展水平相关要素对政策实施产生影响的内生性干扰。同时为了控制时变因素,我们进一步采用时间趋势的1~3阶项与前定变量进行交乘。本文主要变量的描述性统计见表1。

(三)模型建立

鉴于双重差分模型(DID)可以控制不随时间变化的未观测因素和共同趋势,从而减少估计偏误,在一定程度上解决了内生性问题,从而更准确地衡量政策的动态效应和异质性效应。同时,大

数据试验区是分两批次创建,实施时间明确,可以通过是否处于试验区建设清晰分出处理组和对照组城市。因此,本研究构建了渐进双重差分模型来评估该政策实施前后试验区所在城市与非试验区所处城市在碳排放水平上的差异。具体模型的构建如下。

$$Y_{ict} = \alpha + \beta DID_{ict} + \varphi X_{ict} + \lambda_i + \mu_t + \nu_{ct} + \varepsilon_{ict} \quad (1)$$

式(1)中, Y_{ict} 作为被解释变量,选取碳排放量($\ln CO_2$)与碳生产率($\ln LCP$)分别进行回归; DID_{ict} 为核心解释变量,表示隶属于 c 省的 i 城市在 t 年份是否试点大数据试验区; β 用于衡量政策的影响力度; X_{ict} 代表一系列相关的控制变量; λ_i 、 μ_t 和 ν_{ct} 分别表示城市、时间、省份—时间联合固定效应, ε_{ict} 为随机误差项,下标 i 、 t 、 c 分别表示城市、时间和省份。

表1 变量描述性统计

变量名	变量说明	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
$\ln CO_2$	碳排放量	3 036	7.838	0.366	6.846	8.265
$\ln LCP$	碳生产率	3 036	8.829	0.894	6.335	11.620
$Pop_density$	人口密度	3 036	5.759	0.978	1.736	9.089
$Consume$	市场需求	3 036	0.387	0.108	3.11e-05	1.013
$lnperGDP$	经济发展水平	3 036	10.760	0.545	8.841	12.160
Gov	政府干预水平	3 036	0.199	0.095	0.044	0.741
FDL	金融发展水平	3 036	1.050	0.635	0.118	9.622
$Open$	对外开放水平	3 036	0.017	0.019	1.85e-06	0.229
RD	科教投入力度	3 036	0.194	0.042	0.048	0.372
ER	环境规制强度	3 036	0.004	0.001	0.0003	0.012
$Cityradio$	城镇化水平	3 036	0.562	0.146	0.181	1
$Preterrain3$	城市坡度交乘 时间三次项	3 036	20.470	77.940	-244.100	823.800
$Preterrain2$	城市坡度交乘 时间二次项	3 036	7.263	13.570	0	137.300
$Preterrain1$	城市坡度交乘 时间项	3 036	0.660	3.235	-15.260	22.880

四、实证结果分析

(一)基准回归

表2展示了基于渐进双重差分模型的基准回归结果。列(1)、列(3)仅仅控制了城市、时间、省份—时间联合固定效应,展示在不添加控制变量情况下,该政策的净效应。列(2)、列(4)在列(1)、列(3)的基础上增加了城市层面的控制变量,将所有回归均聚类到省份层面。由列(1)~列(2)回归结果可知,无论是否纳入控制变量,回归系数始终在1%的水平以下显著为负,证实试验区政策有效地降低了试验区所在城市碳排放的增速,这与我国尚未“碳达峰”且大多数城市碳排放总量依旧持续上升的实际情况并不矛盾;在列(3)~列

(4)中,回归系数始终在 1% 的水平以下显著为正,这表明大数据试验区显著加快了试验区所在城市碳生产效率的增幅,假设 1 得到验证。

表 2 基准回归结果

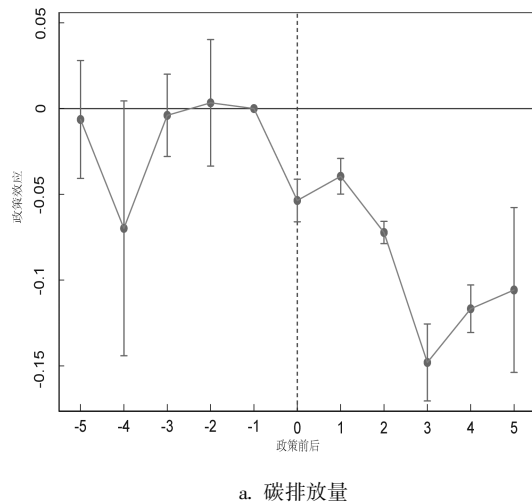
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	$\ln CO_2$	$\ln CO_2$	$\ln LCP$	$\ln LCP$
DID_{ict}	-0.071 7 *** (0.013 4)	-0.070 9 *** (0.019 0)	0.130 8 *** (0.023 0)	0.138 4 *** (0.029 6)
常数项	7.846 0 *** (0.001 5)	7.241 0 *** (0.392 4)	8.814 2 *** (0.002 5)	-1.798 7 (2.531 7)
控制变量	不控制	控制	不控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
省份-时间 固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	3 036	3 036	3 036	3 036
R^2	0.962	0.962	0.987	0.992

注: *、**、*** 表示在 $p < 0.10$ 、 $p < 0.05$ 、 $p < 0.01$ 时有统计学意义;括号内为聚类到省份层面的稳健标准误。下同。

(二) 稳健性检验

1. 平行趋势检验

确保双重差分法有效性的一个关键前提是,



在控制了式(1)中提到的控制变量和固定效应后,如果没有政策干预,各城市在碳排放量和碳生产率的变化趋势上应该没有显著差异。然而,一旦实施了政策,这些变化趋势就应该表现出明显的不同。为验证这一假设成立,本文借助 Beck 等^[29]的处理方法构建以下模型:

$$Y_{ict} = \alpha + \beta_i \sum_{t=2011}^{t=2021} DID_{ict} + \varphi X_{ict} + \lambda_i + \mu_t + v_{ct} + \varepsilon_{ict} \quad (2)$$

本文将试验区设立的前一年作为基期,由图 1 平行趋势可知,在大数据试验区政策实施之前,实验组城市与对照组城市的碳排放量增速和碳生产率增幅没有明显变化,政策实施后,实验组城市相对对照组城市碳排放量的增速显著下降,碳生产率的增幅显著提升。因此,大数据试验区有助于实现城市绿色转型。至于后两期政策效果出现减弱的状况,主要是由于疫情因素导致经济生产的暂时停摆,使得政策效果有所削弱。

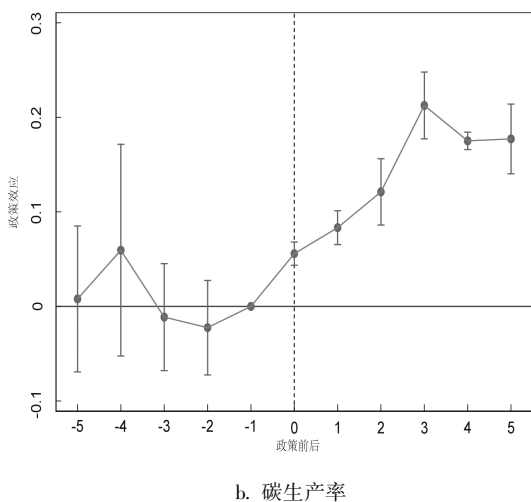


图 1 平行趋势检验

2. 预期效应检验

将大数据试验区政策视为准自然实验的前提是确保该政策的影响具有随机性,确保在政策实施之前,各城市并没有对该政策的预期效果有所预见。从平行趋势检验图可以看出,政策效应在 -2 期已经出现下降(上升)趋势,为了验证试验区所在城市是否在 2013 年和 2014 年对该政策存在预期效应,借鉴 Lu 等^[30]的方法,本文在基准模型(1)中分别加入 $policy_{ic} \times post2013_t$ 和 $policy_{ic} \times post2014_t$ 进行单独回归,然后分别研究试验区所在城市在

2013 年和 2014 年是否存在预期效应。其中,本文对于 $post2013_t$ 与 $post2014_t$ 的定义如下:如果年份大于等于 2013 年(2014 年)则赋值为 1,否则为 0。若是通过回归发现上述变量的系数显著,则表明城市在政策实施之前已经对该政策的潜在效果有所预期。表 3 预期效应检验结果表明,仅碳排放量增速的回归出现逆向显著,此时核心变量 DID_{ict} 的系数仍显著并与基准回归方向一致。由此可知,在该试验区政策实施之前,处理组城市并未展现出与政策实际效果一致的预期影响。

表 3 预期效应检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	$\ln CO_2$	$\ln LCP$	$\ln CO_2$	$\ln LCP$
DID_{ict}	-0.086 0 *** (0.013 2)	0.148 1 *** (0.024 9)	-0.088 1 *** (0.012 5)	0.142 7 *** (0.021 8)
$policy_{ic} \times post2013_t$	0.039 6 ** (0.018 0)	-0.025 6 (0.019 7)	-	-
$policy_{ic} \times post2014_t$	-	-	0.029 9 ** (0.012 8)	-0.007 5 (0.017 9)
常数项	7.234 5 *** (0.392 3)	-1.794 5 (2.533 7)	7.234 1 *** (0.391 9)	-1.797 0 (2.531 6)
控制变量	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
省份-时间 固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	3 036	3 036	3 036	3 036
R^2	0.962	0.992	0.962	0.992

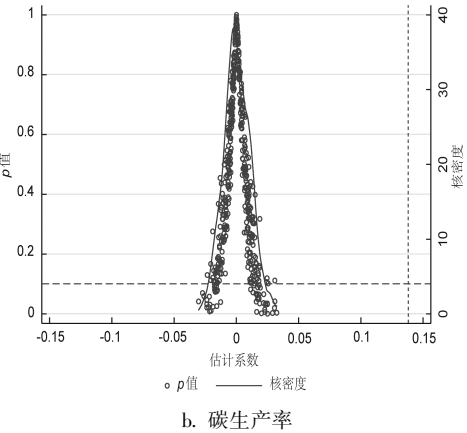
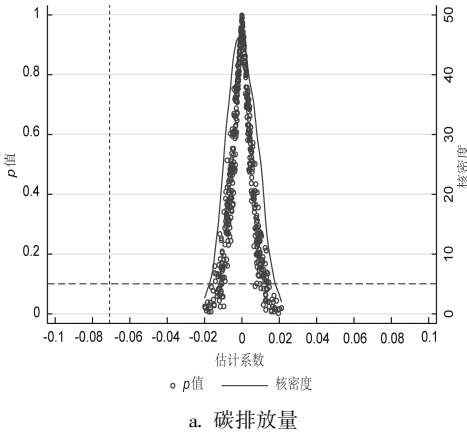


图 2 安慰剂检验

4. 替换被解释变量

为消除被解释变量选择对基准研究结论的潜在影响,本文采用城市层面的人均碳排放量和绿色全要素生产率作为新的被解释变量再次回归。如表 4 的列(1)、列(2)所示,该政策效果依旧和基准回归一致,从而表明被解释变量的选择不会影响研究结论。

5. 考虑同期政策的干扰

考虑到同期的碳排放交易权与低碳城市试点政策对于碳减排有一定的影响,本文选取这两个政策作为政策干扰项。鉴于碳排放交易权的政策范围较小,本文采取删除所有碳排放交易权相关的城市样本重新回归;由于低碳城市试点政策涉及城市较多且和本文实验组重合度高,本文通过引入交互项 did_{ict} ,结合时间虚拟变量,对这项政策进行了模拟,并在基准模型中加以控制。回归结果如表 4 列(3)~列(6)所示,结果显示,在剔除同

3. 安慰剂检验

为了有效减少不可观测因素对估计结果的干扰,本文对交互项 DID_{ict} 执行了 500 次随机抽样,使用式(1)进行回归。图 2 展示了安慰剂检验的回归系数和 p 值分布,通过随机分组回归得到的估计系数大多围绕 0 值分布,大多数估计值的 p 值高于 0.1(在 10% 的水平上不显著),而在实际事件中,碳排放量增速与碳生产率增幅的回归系数分别为 -0.070 9 和 0.138 4,这两个值都不在随机试验回归分布的范围内。以上检验结果表明我们的估计值不太可能是偶然得到的,随机实验并不会对城市绿色转型造成显著影响,因此不太可能受到其他政策或随机因素的影响。

期政策的干扰之后,大数据试验区维持了政策的有效性,并进一步验证了结果的可靠性。

6. 不可观测因素的影响

在基准回归中,我们采用了多种措施来避免遗漏变量的影响,包括控制城市、时间、省份一时间固定效应以及通过城市层面的控制变量来最大限度地减少遗漏变量问题,从而降低估计误差。然而,我们仍然不能排除其他不可观察因素对基本回归结果的潜在影响,特别是可能存在与核心解释变量相关的不可观测因素未被考虑,从而对误差项产生影响,进而对基准回归系数产生较大的偏误。因此,本文参考张宽等^[31]和李慧等^[32]的研究思路实现间接评估本文可能受到的不可观测因素影响,主要通过检验两组方程的估计结果的比值。第一组为受约束方程,其核心解释变量的系数估计值记为 β^R ;第二组为控制变量方程,其核心解释变量的估计系数记为 β^F ,以上两个参数为基础构造如下指数:

表 4 替换被解释变量与排除同期政策的干扰

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	替换被解释变量		排除碳排放交易权政策的样本		控制低碳城市试点政策的样本	
	$\ln perCO_2$	$GTFP$	$\ln CO_2$	$\ln LCP$	$\ln CO_2$	$\ln LCP$
DID_{ict}	-0.138 4 *** (0.029 6)	0.068 2 *** (0.013 4)	-0.143 6 *** (0.006 1)	0.196 1 *** (0.027 7)	-0.071 3 *** (0.018 9)	0.139 0 *** (0.029 1)
did_{ict}	-	-	-	-	-0.006 4 (0.009 2)	0.009 5 (0.019 6)
常数项	1.798 8 (2.531 8)	-1.202 2 (0.812 9)	6.978 2 *** (0.345 2)	-1.175 5 (2.395 3)	7.231 0 *** (0.395 5)	-1.783 9 (2.515 4)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份—时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	3 036	3 003	2 530	2 530	3 036	3 036
R^2	0.987	0.775	0.963	0.991	0.962	0.992

$$Ratio_{r,f} = \left| \frac{\beta^F}{\beta^R - \beta^F} \right| \quad (3)$$

$Ratio_{r,f}$ 的值越大,意味着遗漏变量对基准回归结果造成偏误的风险越低。表 5 的估计结果显示,两个 $Ratio_{r,f}$ 值分别为 88.625 0 和 18.210 5,均大于相关文献给出的参考值 1^[33]。上述结果表明,若遗漏的不可观测因素的解解释能力至少需要是全部控制变量的 88.625 0 和 18.210 5 倍,才能

表 5 不可观测因素的影响

被解释变量	受约束方程	控制变量方程	$Ratio_{r,f}$
$\ln CO_2$	仅控制城市、时间、省份—时间固定效应	控制所有控制变量和城市、时间、省份—时间固定效应	88.625 0
$\ln LCP$	仅控制城市、时间、省份—时间固定效应	控制所有控制变量和城市、时间、省份—时间固定效应	18.210 5

表 6 更改回归模型与考虑并排除“车站效应”

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	更改回归模型		仅使用试验区涉及的中心城市进行回归		剔除试验区设计的中心城市再次进行回归	
	$\ln CO_2$	$\ln LCP$	$\ln CO_2$	$\ln LCP$	$\ln CO_2$	$\ln LCP$
DID_{ict}	-0.071 3 *** (0.018 9)	0.139 4 *** (0.029 6)	-	-	-0.039 3 *** (0.006 8)	0.105 6 *** (0.020 4)
$Center_{ic} \times policyyear_t$	-	-	-0.101 7 *** (0.016 4)	0.152 5 *** (0.027 1)	-	-
常数项	7.241 1 *** (0.396 7)	-1.752 9 (2.539 9)	7.164 5 *** (0.390 0)	-1.735 4 (2.550 4)	7.007 5 *** (0.356 3)	-1.475 7 (2.453 3)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份—时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	2 992	2 992	3 036	3 036	2 915	2 915
R^2	0.963	0.992	0.963	0.992	0.961	0.991

8. 考虑并排除大数据试验区的“车站效应”

我们认为大数据试验区的政策效果会随着城市等级而降低,试验区在中心城市的政策强度会强于试验区所涉及的其他城市,这就是政策的“车

站效应”。对基准回归结果造成严重偏误。显然,本文基准结果中大数据试验区政策对城市绿色转型的因果效应被如此高的不可观测因素所影响的可能性极低,这表明先前基准回归的结果是可靠的。

7. 更改回归模型

在基准回归,鉴于贵州省的特殊性,本文采取渐近双重差分模型进行检验。在本节中,基于其余 7 个试验区都在 2016 年批复并开始建设的事实,选取 2016 年作为试验区政策的实施起始年份,在剔除贵州省样本后采用普通单期双重差分模型再次进行回归。表 6 的列(1)~列(2)展示的回归结果论证了基准回归结果的稳健性。

站效应”。由于试验区中心城市多为直辖市、省会等重点城市,因此政策和资源倾向会更集中,进而导致效果会更加突出,而其他的包含在试验区的城市基于城市等级可能会导致资源和政策集聚没

有那么强烈进而影响其政策效果。本文构建了一个新的交互项 ($\text{Center}_{ic} \times \text{policyyear}_t$) 来识别试验区政策的“站点效应”。如果某个城市是位于试验区的中心城市,则 $\text{Center}_{ic} = 1$,否则等于0。首先,我们用 $\text{Center}_{ic} \times \text{policyyear}_t$ 代替 DID_{ict} 来检验试验区政策效果的稳健性。表6的列(3)~列(4)报告了估计结果, $\text{Center}_{ic} \times \text{policyyear}_t$ 的系数显著且与基准回归方向一致,说明试验区政策实施后,试验区所在中心城市的绿色转型效果好于其他的城市。该结果与我们的假设相符,证实了“车站效应”的存在。那么,试验区涉及的其他城市是否不受试验区政策的影响呢?我们排除试验区所在省份的中心城市,使用试验区涉及的其他城市作为实验组进行再次回归。表6的列(5)~列(6)回归结果显示 DID_{ict} 系数显著且与基准回归方向一致,表明试验区政策的效果具有普适性,而不仅仅体现为“车站效应”,对于所涉及的城市都有很好的政策促进功效。

9. 培根分解

本文使用渐进双重差分模型进行实证评估大数据试验区对城市绿色转型的试点效应,其中涉及到多期多组数据,针对这种政策评估方法,近年来,有研究发现基于此模型或许并不能单纯解释政策效应,为防止结果出现偏误,此处借鉴 Goodman-Bacon^[34]提出的方法使用 Bacon 分解将双向固定效应的 DID_{it} 估计量拆分为各部分的加权平均值(见表7),本文一共包含3类数据组:从

未受到处理组(Never)、早期处理组(Earlier)及后期处理组(Later)。根据前文分析,一般认为还未处理过的对照组为好的对照组。

表7中,大数据试验区对城市绿色转型政策净效应的99.4%可以归因于处理组与从未受到处理的对照组之间的差异,有0.3%的影响来自早期处理组与还未处理的对照组,有0.3%的影响来自后期处理组与已经处理过的对照组。基于以上结果我们可以得出,本文回归结果主要来自于对比已经处理过的组和未经处理的组作为对照组进行反事实检验得出的结果,这些直接导致了本文关于碳排放量增速的双向固定效应估计量最终平均处理效应为负,关于碳生产率增幅的双向固定效应估计量最终平均处理效应为正。进一步地进行 Bacon 权重分解,图3中,横轴表示权重,纵轴表示单个水平 DID_{it} 估计量,水平横线代表双向固定效应模型真实的估计量,可以看出,在水平横线之上的 $2 \times 2 \text{DID}_{it}$ 估计量所占权重比较大,其他部分的权重基本为0,故对于估计量的平均处理效应基本没有产生影响。

表7 培根分解结果

2 × 2 - DID_{it} 控制类型	$\ln \text{CO}_2$		$\ln \text{LCP}$	
	权重	平均 处理效应	权重	平均 处理效应
先处理 vs. 后处理	0.002 2	0.016 7	0.002 2	0.250 1
后处理 vs. 先处理	0.003 4	-0.033 2	0.003 4	-0.088 4
处理 vs. 从未处理	0.994 4	-0.050 0	0.994 4	0.035 6

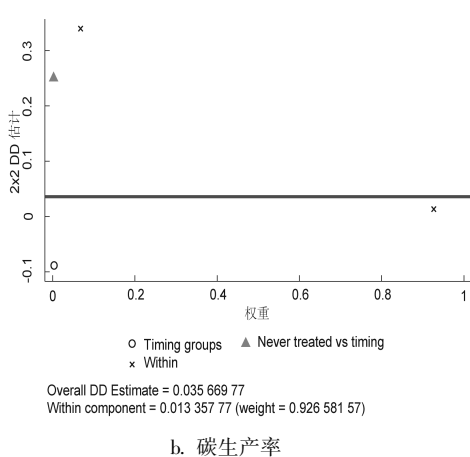
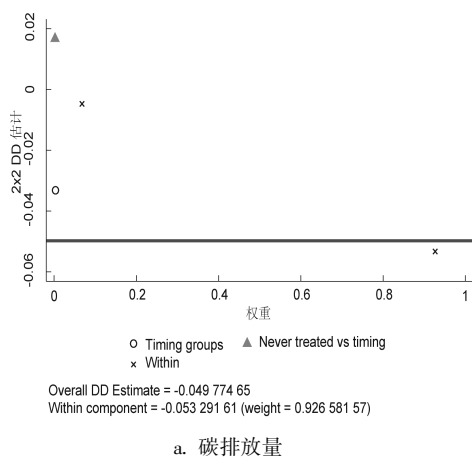


图3 Bacon 分解权重

(三) 异质性分析

1. 试验区类型的异质性

八大国家大数据综合试验区可根据其区域特

性被分为4类:贵州试验区、跨区域型试验区、区域示范型试验区以及基础设施统筹发展型试验区。各类试验区具有不同的总体目标和发展重点,这

导致它们在推动城市绿色转型方面的政策效果呈现出差异性。其中,贵州作为第一批试验区,其发展重点涵盖了数据资源管理与共享开放、数据中心整合、数据资源应用、数据要素流通、大数据产业集群化、大数据国际合作和制度创新七大任务^[35],进行了全方位的系统试验。京津冀试验区和珠江三角洲试验区属于跨区域类试验区,它们的主要目标是贯彻国家的区域发展战略,特别强调数据要素流通,旨在推动区域一体化进程。上海、河南、重庆和沈阳这 4 个试验区被归类为区域示范型,其目标是引领东、中、西和东北的发展,主要聚焦于数据资源的整合管理,以促进这些区域的协调发展。内蒙古试验区属于基础设施统筹发展型试验区,其发展定位是利用该地区在能源、气候和地质等方面的优势,强化绿色集约发展。由

于本文固定了省份—时间固定效应且贵州和内蒙古试验区涉及样本较少、经济发展接近,因此将内蒙古和贵州试验区样本统一分组,最终将 8 大试验区分为贵州和内蒙古试验区、跨区域类试验区、区域示范类试验区 3 大类试验区进行回归。表 8 的回归结果显示,3 大类的试验区都显著降低了碳排放量的增速,但是区域示范类试验区的政策效果更佳,贵州和内蒙古试验区的政策效果最差,这与当地经济发展状况和试验区的建设目标直接相关。同时,贵州和内蒙古试验区关于碳生产率的政策效果较差,甚至导致了碳生产率增速的下降,这也与贵州试验区的全方位试验和内蒙古试验区的绿色集约发展直接相关,这也为试验区后续建设中的资源分配和政策倾向提供了事实依据。

表 8 试验区类型的异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	贵州和内蒙古试验区		跨区域类试验区		区域示范类试验区	
	$\ln CO_2$	$\ln LCP$	$\ln CO_2$	$\ln LCP$	$\ln CO_2$	$\ln LCP$
Did_{ict}	-0.025 7 *** (0.008 1)	-0.008 4 (0.024 7)	-0.060 0 *** (0.009 8)	0.133 2 *** (0.026 9)	-0.137 3 *** (0.006 6)	0.188 7 *** (0.028 8)
常数项	7.164 6 *** (0.366 1)	-1.367 0 (2.556 9)	7.346 3 *** (0.417 8)	-1.718 4 (2.663 9)	7.164 8 *** (0.376 2)	-1.380 5 (2.557 7)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份—时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	2 574	2 574	2 673	2 673	2 651	2 651
R^2	0.965	0.992	0.954	0.992	0.952	0.992

注: *、**、*** 表示在 $p < 0.10$ 、 $p < 0.05$ 、 $p < 0.01$ 时有统计学意义;括号内为聚类到省份层面的稳健标准误。下同。

2. 城市基建水平的异质性

城市基础设施的建设和优化对大数据政策的实施具有重要的促进作用,能够提升政策的效率、准确性和适应性,促进经济与社会的持续发展。考虑到城市绿化覆盖率是衡量城市基础设施发展水平的关键标准之一,本文使用城市绿色覆盖率(GC)衡量城市基建水平,通过对比各个地区绿化覆盖率的中位数的大小,把各个地区划分为绿化覆盖率(GC_{low})和高绿化覆盖率(GC_{high})的地区,从而进行分组回归,结果见表 9 中列(1)~列(4)。研究结果表明,大数据试验区的政策效果在高绿化覆盖率的地区更加显著。这是由于城市绿化覆盖率高通常意味着该城市的基础设施建设较为先进,经济条件也较为优越,可以更好的承接大数据等高新技术的产业,促进数据资源的高质量汇聚和应用。同时,这些

城市在环境管理和生态保护上的大量投入不仅带来了积极的效果,还有助于对二氧化碳等温室气体的吸收,进一步增强了大数据试验区政策的实施效果。相对而言,绿化覆盖率低的城市在基础设施和自身发展潜力方面存在不足,面临更多的发展挑战。这些城市在短期内实现绿色转型的效果可能不尽如人意,需要额外的资源和支持来促进其发展和转型。

3. 城市生态韧性的异质性

城市生态韧性是城市在面对气候变化和环境压力时保持功能、快速恢复并适应变化的能力。较高的城市生态韧性有助于提高城市应对环境变化的能力,通过有效的生态治理和环境监测,减少污染,保护生态环境,为大数据试验区政策推动城市绿色转型提供坚实的基础。因此,本文借鉴楚尔鸣等^[36]的方法构建城市生态环境韧性指数,通

过对比各城市中位数的大小,把样本城市划分为低生态韧性城市(*Elow*)和高生态韧性城市(*Ehigh*),从而进行分组回归。结果见表9中列(5)~列(8)。研究结果表明,大数据试验区的政策在高生态韧性的城市效果尤为突出,这主要是由于高生态韧性的城市通常具备较为完善的基础设施,且拥有较为先进的政策体系和较强的政策

执行力,能够吸引更多的资本投入,为大数据技术的应用和推广提供了良好的物质基础,有助于城市在推动绿色转型的过程中更好地应对可能出现的挑战和风险。相反,生态韧性较低的城市缺乏上述的有利条件,导致大数据试验区在推动绿色转型方面的成效不佳,其潜在的改进效果还需要进一步激发。

表9 城市基建水平和生态韧性的异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	低绿化覆盖率		高绿化覆盖率		低生态韧性		高生态韧性	
	lnCO ₂	lnLCP	lnCO ₂	lnLCP	lnCO ₂	lnLCP	lnCO ₂	lnLCP
<i>Did_{ict}</i>	0.031 1** (0.014 1)	0.026 6 (0.025 0)	-0.083 4*** (0.015 0)	0.157 9** (0.030 3)	0.012 2 (0.015 4)	0.019 5 (0.022 1)	-0.129 0*** (0.011 1)	0.187 6*** (0.025 4)
常数项	5.666 0*** (0.443 2)	-1.102 7 (2.124 2)	8.020 8*** (0.434 2)	-1.791 0 (2.564 9)	7.335 6*** (0.786 4)	-6.539 1*** (1.138 8)	7.328 4*** (0.295 0)	0.191 9 (2.764 4)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份-时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	1 518	1 518	1 518	1 518	1 518	1 518	1 518	1 518
<i>R</i> ²	0.973	0.994	0.961	0.993	0.959	0.992	0.974	0.993

(四) 机制检验

基准回归分析发现,大数据试验区政策的实施有利于城市绿色转型。本节基于前文的理论分析对大数据试验区政策影响城市绿色转型的内在机制进行检验,主要为绿色技术创新、机器人的广泛应用、产业结构优化3个方面的机制路径。

1. 绿色技术创新

绿色创新是在经济增长和环境保护之间取得平衡的最有效途径^[37],特别是对于所有行业中碳排放最多的制造业。大数据试验区政策的实施带来了更加偏向的技术进步和更加注重绿色节能,而绿色技术创新又是推动碳排放减少的关键因素^[38]。鉴于专利权能够直接且有效地反映创新能力,并且绿色专利是推动绿色技术创新的关键手段,它在国内外学术文献中被广泛使用。因此,本文使用每万人申请和授权的绿色发明专利及绿色实用新型专利数量作为衡量绿色科技创新的指标,以此来评估大数据试验区政策对绿色技术创新的影响。表10的列(1)~列(4)的回归结果显示,该政策的实施显著地促进了各城市在绿色发明专利和绿色实用新型专利方面的进步,从而增强了城市的绿色技术创新能力,这有助于有效降低碳排放量的增速并提升碳生产率的增幅。同时,鉴于制造业已经是碳排放的重要来源,数字技术的应用通过精准控制能源消耗推动绿色技术创

新释放“乘数效应”,搭建平台,提升制造业的绿色全要素生产率,从而改善碳排放。因此,本文通过SBM-GML方法测度2011—2021年中国273个城市的绿色全要素生产率,进一步从生产率效应角度检验大数据试验区政策所带来的绿色技术创新效应。表10列(5)的回归结果显示,大数据试验区政策的实施显著提升了各个城市的绿色全要素生产率,对于城市绿色转型有积极推动作用,假设2得到验证。

表10 绿色技术创新效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	GIPA	GUPA	GIPG	GUPG	GTFP
<i>Did_{ict}</i>	0.919 7*** (0.112 9)	0.904 6*** (0.090 7)	0.140 9*** (0.012 4)	0.747 3*** (0.102 5)	0.068 2*** (0.013 4)
常数项	-7.861 6*** (2.261 3)	-4.828 2*** (1.475 9)	-2.226 4*** (0.556 3)	-8.784 3** (3.336 1)	-1.202 2 (0.812 9)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
省份-时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	2 992	2 992	2 992	2 992	3 003
<i>R</i> ²	0.891	0.902	0.936	0.917	0.775

2. 机器人的广泛应用

伴随着大数据等技术的发展,机器人将会在生产中更加广泛地应用。通过增加工业机器人在传统制造业的应用,可以实现产业融合升级,使得传统制造业可以更好地利用资源,降低不必要的能源使用和减少碳排放,实现可持续发展。本文借鉴魏下海等^[22]的做法构建城市层面机器人安装密度(*R*)和机器人存量密度(*RC*),在对其

对数化处理后进行回归,表 11 的列(1)~(2)展示了回归结果,大数据试验区政策的实施显著提高了各地级市机器人的安装密度和存量密度,这

将有利于整体资源的有效利用,进而在提高生产率的同时降低排放,助力城市高质量发展和绿色转型,假设 3 得到验证。

表 11 机器人的广泛应用和产业结构优化效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	lnR	lnRC	SR	Service	Manufacture	U	indus_digi
DID_{ict}	0.050 8 *** (0.007 7)	0.024 8 *** (0.005 5)	-0.068 3 *** (0.015 4)	0.023 0 (0.032 6)	0.183 0 *** (0.055 9)	0.056 3 ** (0.026 2)	0.220 0 ** (0.081 6)
常数项	2.341 9 *** (0.418 2)	3.257 2 *** (0.296 9)	2.674 0 *** (0.618 7)	1.123 6 (1.284 9)	-0.455 9 (1.364 0)	2.283 9 *** (0.002 9)	1.574 2 (4.025 9)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份-时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	3 036	3 036	3 025	3 003	3 003	3 003	3 003
R^2	0.993	0.998	0.860	0.808	0.915	0.825	0.922

3. 产业结构优化

(1)产业结构合理化

大数据试验区的建设可以通过优化城市产业结构来推进城市绿色转型。数字技术在试验区的广泛应用将引发产业变革,加快新产业、新业态、新模式发展,这推动了资源的优化配置,特别是加快了人力资本和生产要素的自由流通,淘汰了产能低下和技术落后的企业,扶持了对环境友好型的高新技术企业,进一步推动城市向低碳、绿色发展转变。本文参考干春晖等^[23]的方法,使用泰尔指数(SR)来衡量产业结构的合理化程度。泰尔指数越趋近 0,表明实际产业结构与理想状态的偏差越小,产业结构越合理。由表 11 列(3)回归结果可知,大数据试验区显著推进了城市产业结构趋向合理化。

(2)产业集聚和协同集聚

任何企业在学习以及贸易的过程中,必然会存在运输、营销、搜寻以及沉没成本等方面的问题,而产业集聚通过集聚效应降低上述企业成本,减少能源消耗,提高碳生产率^[39]。本文参考韩峰等^[24]的做法,使用区位熵来评估城市产业聚集水平,该指标简单易用,不仅能反映地区产业聚集的相对水平,还能对区域规模的差异进行削弱。本文通过区位熵来衡量生产性服务业和制造业的集聚程度。由表 11 的列(4)、列(5)回归结果可知,大数据试验区的建设显著推进了制造业的产业集聚,虽然对生产性服务业的集聚程度有正向促进效果,但是不显著。

本文基于陈建军等^[25]的做法,构建了制造业和生产性服务业的产业协同集聚指数(U)来评估这两

个行业的协同集聚水平。具体的构建公式如下:

$$U_{mn} = [1 - |LQ_{im} - LQ_{in}| / |LQ_{im} + LQ_{in}|] + [LQ_{im} + LQ_{in}] \quad (4)$$

式(4)中, LQ_{im} 表示产业 m 在城市 i 的集聚度; LQ_{in} 表示产业 n 在城市 i 的集聚度。基于上文的叙述,我们使用区位熵指标来衡量产业集聚度水平。通过指标构建可知,U 值越大,则城市产业协同集聚越强;反之,则表示城市产业协同集聚越弱。由表 11 列(6)回归结果可知,大数据试验区的建设显著增强了制造业与生产性服务业的协同集聚效应。

(3)产业数字化转型

大数据试验区的设立不仅推动了产业的集群发展,更是加快了大数据在各行业的深度应用,加速了产业的数字化转型。通过采用数字技术对传统产业进行现代化改造,可以使得生产流程更加智能化和自动化,进而提高资源的使用效率,减少能源消耗并减轻对环境的污染^[40]。为了验证该政策的产业数字化转型效应,本文使用城市信息传输计算机服务和软件业的从业人数(取对数)来度量城市产业数字化转型程度^[26]。由表 11 列(7)的回归结果可知,大数据试验区政策显著推动了城市产业数字化转型,进而在大数据的帮助下提升资源的有效利用,助力城市绿色高质量发展。

综上所述,在产业结构方面,大数据试验区的建设促进了城市产业结构更加合理化发展,不仅对制造业的集聚发展有积极推动作用,更是助推了制造业和生产性服务业的协同集聚,还推动了产业数字化转型,这都有利于从降低碳排放量的

增速和提高碳生产率的增幅两个角度助力城市绿色转型,假设4得到验证。

(五)进一步分析

1. 政府数字关注度的调节作用

在数字化经济的浪潮中,我国政府正不断加强对数字技术发展的重视。一方面,当地方政府高度重视数字技术发展时,政府部门会加强地区数字基础设施建设,完善数字技术和设备,同时培育和引进大量的数字化人才;另一方面,政府数字关注度的提高,有助于促进数字技术在企业生产、研发等过程中的广泛应用,进而提升企业数字创新水平。政府数字关注度的提高为实体经济减排降碳发展注入新动能,促进经济社会向绿色、低碳方向发展,是实现高质量增长的关键步骤,进而对大数据试验区的政策效果产生积极影响。本文借鉴雷鸿竹等^[41]的做法,使用政府数字关注词频占总词频的比重来度量地方政府的数字关注度(attention),设定模型如下:

$$Y_{ict} = \alpha + \beta DID_{ict} + \delta DID_{ict} \times attention_{ict} + \varphi X_{ict} + \lambda_i + \mu_t + v_{ct} + \varepsilon_{ict} \quad (5)$$

由表12的列(1)和列(2)回归结果可知,政府的数字关注度对于大数据试验区的政策效果有着明显的促进效果,即在政府数字关注度越高的地区,政策的绿色转型效果更明显。对于数字关注度高的地区,政府更关注推动数字经济的发展、加强数据治理、应用数字技术,为大数据试验区的建设和推动提供了“沃土”,更能有效地推动城市绿色转型的进程。

表12 政府数字关注度和城市创新水平的调节作用

变量	(1) lnCO ₂	(2) lnLCP	(3) lnCO ₂	(4) lnLCP
$DID_{ict} \times attention_{ict}$	-8.499 7 ^{***} (1.519 1)	8.376 5 ^{***} (2.477 7)	-	-
$DID_{ict} \times innovation_{ict}$	-	-	-0.000 1 ^{***} (1.78e-05)	0.000 2 ^{***} (4.25e-05)
DID_{ict}	-0.040 2 ^{**} (0.017 1)	0.107 5 ^{***} (0.031 4)	-0.048 3 ^{***} (0.017 0)	0.099 9 ^{***} (0.022 0)
常数项	7.277 2 ^{***} (0.403 8)	-1.784 6 (2.642 3)	7.100 7 ^{***} (0.348 7)	-1.560 5 (2.470 5)
控制变量	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
省份-时间 固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	2 904	2 904	3 036	3 036
R ²	0.962	0.992	0.963	0.992

2. 城市创新水平的调节作用

地级市的创新能力是助力大数据试验区政策推动城市绿色转型的关键。第一,创新能力较强的地级市通过大数据技术优化产业结构,引入低碳、环保的创新解决方案,促进环境友好和资源节约的产业升级;第二,创新力强的地级市往往拥有更加先进的政策体系和较强的政策执行力,能够有效地推动大数据试验区的政策落地,加速城市绿色转型的步伐;第三,创新能力较强的地级市通常能够吸引和培养大量高素质人才,为城市绿色转型提供了人才支持;第四,创新力强的地级市能够吸引更多的资本投入,大数据试验区的建设能够提高资本配置效率,引导资本流向绿色产业和项目。因此,为了验证城市创新能力的调节作用,本文使用复旦大学产业发展研究中心发布的城市创新水平数据作为调节变量(innovation)^[42],设定模型如下:

$$Y_{ict} = \alpha + \beta DID_{ict} + \delta DID_{ict} \times innovation_{ict} + \varphi X_{ict} + \lambda_i + \mu_t + v_{ct} + \varepsilon_{ict} \quad (6)$$

由表12的列(3)、列(4)的回归结果可知,地级市的创新能力对于大数据试验区的政策效果起到了积极的调节作用,即在地级市的创新能力越高的地区,政策的绿色转型效果更明显,与上文的分析完全吻合。

3. 试验区用电量增幅的检验

发展大数据和区块链技术的过程中,涉及到庞大的数据存储需求,这一需求本身就意味着巨大的电力消耗。此外,除了数据存储平台,算力中心和5G基站等基础设施同样需要消耗大量电力,计算机、通信和电子设备制造业等数字产业对电力更是有着较高需求。因此,大数据试验区的建设是否导致城市用电量激增是评估其政策效果的重要一环。本文通过各大年鉴整理获得各地级市的用电总量,在经过对数化处理后进行回归以检验该政策是否会加大试验区所在城市用电量的增幅。除了对于试验区城市整体用电量增幅的检验,本文继续沿用异质性的分类,基于不同性质的试验区类型进一步检验不同目标的试验区城市用电量增幅的差异性。由表13的列(1)的回归结果可知,大数据试验区政策从总体上没有导致试验区所在城市的用电量显著增加,而且用电量增幅

趋于下降,这将有利于我国“双碳”目标的实现。表 13 的列(2)~列(4)回归结果显示,不同于跨区域类试验区和区域示范类试验区所在城市用电量增幅显著下降,贵州和内蒙古试验区的电力消耗增幅却出现显著上升。这种现象可能与贵州试验区全面深入的探索性试验及其承担的 7 项重大任务有关,同时也与贵州和内蒙古的基础设施较为薄弱需要大量建设补短板直接相关。通过这个用电量增幅的检验,我们不仅能够观察到试验区政策效果在总体和分类上的差异,而且为未来资源的合理分配和政策的精准支持提供了重要的参考依据。

表 13 试验区用电量增幅的检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	试验区 整体效果 lnpower	贵州和 内蒙古试验区 lnpower	跨区域类 试验区 lnpower	区域示范类 试验区 lnpower
DID_{ict}	-0.189 5 ** (0.090 2)	0.921 7 *** (0.077 8)	-0.220 1 ** (0.089 3)	-0.365 3 *** (0.033 3)
常数项	2.564 8 (3.079 3)	1.626 9 (3.270 3)	2.611 7 (2.973 5)	2.496 8 (3.004 8)
控制变量	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
省份-时间 固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	3 003	2 541	2 651	2 629
R^2	0.921	0.908	0.923	0.917

4. 知识产权保护强度的检验

大数据试验区的建设目标涵盖在制度创新、公共数据的开放与共享等方面进行探索,这有助于形成更加完善的知识产权保护制度。大数据技术的应用可以优化知识产权的管理与运用,通过数据挖掘和分析,提高知识产权的转化效率,加强知识产权的创造、保护和运用,使得知识产权成为推动城市经济发展的重要力量。本文借鉴沈国兵等^[43]的做法构建城市层面知识产权保护强度(IPP)进行回归。由表 14 的列(1)的回归结果可知,大数据试验区政策显著地增强了城市知识产权保护强度,可以激励企业和研究机构投入更多资源进行绿色技术的研发,从而推动低碳技术的发展和运用。同时,良好的知识产权保护环境能够吸引更多的外国投资,促进国际技术交流与合作,吸纳先进的低碳技术和管理经验,共同推动城市绿色转型^[44]。最后,知识产权的保护有助于确保环境友好型产品的技术优势得到市场认可,增强其市场竞争力,从而推动低碳产品的消费和普及,助力“双碳”目标的实现^[45]。

5. 城市环境质量改善效应

由于大数据试验区的建设初衷包括强化绿色集约发展,有利于生产要素资源被引导流向绿色领域,促进企业绿色转型,这些改变对于环境质量的提升有着很大的帮助。因此,本节试图检验该政策的实施对于环境质量是否有很强的改善作用。鉴于大数据的应用对于制造业改善效果最明显,本文首先选用工业二氧化硫排放量作为空气污染的代理变量进行回归。由表 14 的列(2)的回归结果可知,大数据试验区政策对于工业二氧化硫的排放有显著的抑制效果,对于空气质量的改善有较大的促进作用。为了增加文章结论的准确性,本文选用逆温作为空气污染的代理变量,再次进行回归检验。本文的逆温数据基于美国国家航空航天局(NASA)数据库,在整理汇总获得城市每年发生逆温的总天数后,对整体数据进行对数化处理再作为空气污染的代理变量进行回归。由表 14 的列(3)回归结果可知,大数据试验区政策显著减少了城市逆温天数,对于空气污染有着明显的改善作用。

表 14 知识产权保护和环境质量改善

变量	(1)	(2)	(3)
	IPP DID_{ict}	$\ln SO_2$ -0.109 1 ** (0.053 3)	$\ln Inversion$ -0.029 9 *** (0.009 0)
常数项	-0.169 0 (1.016 1)	1.383 1 (2.227 3)	5.200 5 *** (0.269 4)
控制变量	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
省份-时间固定效应	控制	控制	控制
观测值	3 036	3 003	3 036
R^2	0.648	0.859	0.986

五、结论与政策启示

(一)研究结论

- (1) 这项政策显著地促进了城市碳排放量增速的下降和碳生产率增幅的提高。
- (2) 不同类型试验区的建设目标和政策效果有很大的差异性,总体的政策效果在城市的基建水平和生态韧性上也有很大的异质性。
- (3) 大数据试验区建设主要驱动绿色技术创新、加快机器人的广泛应用以及推进产业结构全方位优化来促进城市的绿色转型。
- (4) 政府的数字关注度和城市的创新水平对于这项政策效果有良好的调节作用。同时,这项政策没有导致城市用电量显著增加,增幅趋于下

降,并对城市知识产权保护和环境质量改善亦有显著效果。

(二)政策启示

第一,适当超前建设数据中心等基础设施,深化大数据在各行业的创新应用,加快推进数字化与绿色化深度融合。大数据试验区建设有效地推动了城市的绿色转型,这是大数据战略的一个重要溢出效应,扩展了对大数据试验区政策的新认知。因此,在实现“双碳”目标和建设“数字中国”两大战略的背景下,在试验区进一步加强数据中心的绿色化、集约化建设的同时,深化数据资源的开放与共享,并推动数据要素的市场化配置,促进与各行业的融合发展,并辐射带动相关地区的数字化和绿色化发展。在此基础上,总结试验区建设的成功经验,在全国广泛推广。

第二,充分发挥大数据在推动绿色技术创新、机器人广泛应用和产业结构优化方面的作用机制,进一步放大促进城市绿色转型的效应。①加快大数据基础设施和数字化创新平台建设,为绿色技术创新与应用提供技术、平台和网络支撑,健全知识产权保护体系,激发企业绿色技术创新驱动力,支持绿色技术推广应用,提升企业绿色全要素生产率;②加强大数据基础设施的智能化服务功能,利用大数据分析机器人的应用场景和市场需求,优化机器人的设计和功能,为机器人的设计、生产、运行和维护提供全方位的技术支持,促进机器人在企业生产、服务和居民生活中的广泛应用;③充分发挥大数据在推动产业转型和升级中的引领作用,利用数字技术推动传统产业改造升级,加快发展新兴绿色低碳的数字产业,优先发展创新型产业集群,合理布局制造业与生产性服务业的协同集聚,提高数字产品和服务在城市经济中的比重。

第三,因地制宜统筹协调数字化与绿色化融合发展。一方面,提升数字技术在城市治理中的应用,将大数据技术融入城市规划、政策制定、交通管理、建筑管理、基础设施建设与运营、居民生活引导等领域,通过数字化、智能化和精细化的城市治理,提高城市运行效率,降低能源、资源消耗和碳排放,全方位推进城市绿色转型;另一方面,在大数据试验区建设过程中,杜绝“一刀切”的做

法,全国一盘棋统筹布局数据基础设施建设,理性看待部分适合建设数据中心的地区短期内能耗快速增长的现实,既要看到这些地区为其他地区能耗下降所做的贡献,并给予政策上支持;也要坚持数据中心建设的绿色化、集约化原则,加强可再生能源电力供应,力争做到能耗增加而碳排放不增加,经济效益与环境效益协同增效。

参考文献:

- [1] 张勇进,王璟璇. 主要发达国家大数据政策比较研究[J]. 中国行政管理,2014(12):113-117.
- [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[J]. 地理研究,2022,41(1):111-129.
- [3] 李治国,王杰. 经济集聚背景下数字经济发展如何影响空间碳排放? [J]. 西安交通大学学报(社会科学版),2022(5):87-97.
- [4] 费威,于宝鑫,王维国. 数字经济发展与碳减排:理论推演与实证检验[J]. 经济学家,2022(11):74-83.
- [5] 余群芝,吴柳. 数字经济发展的碳减排效应[J]. 经济经纬,2022(5):14-24.
- [6] 葛立宇,莫龙炯,黄念兵. 数字经济发展、产业结构升级与城市碳排放[J]. 现代财经(天津财经大学学报),2022,42(10):20-37.
- [7] ALI M A, HOQUE M R, ALAM K. An empirical investigation of the relationship between e-government development and the digital economy: the case of Asian countries [J]. Journal of knowledge management, 2018, 22(5):1176-1200.
- [8] 张三峰,魏下海. 信息与通信技术是否降低了企业能源消耗:来自中国制造业企业调查数据的证据[J]. 中国工业经济,2019(2):155-173.
- [9] 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.
- [10] 范欣,尹秋舒. 数字金融提升了绿色全要素生产率吗? [J]. 山西大学学报(哲学社会科学版),2021(4):109-119.
- [11] 邱子迅,周亚虹. 数字经济发展与地区全要素生产率:基于国家级大数据综合试验区的分析[J]. 财经研究,2021,47(7):4-17.
- [12] 郭炳南,王宇,张浩. 数字经济发展改善了城市空气质量吗:基于国家级大数据综合试验区的准自然实验[J]. 广东财经大学学报,2022,37(1):58-74.
- [13] 耿伟,王筱依,王鑫源. 国家级大数据综合试验区与FDI流入:基于数量和质量的视角[J]. 国际经贸探索,2023,39(1):19-35.

- [14] 陈文, 常琦. 大数据赋能了企业绿色创新吗: 基于国家级大数据综合试验区的准自然实验[J]. 财经科学, 2022(8): 76-92.
- [15] 韦庄禹. 数字经济发展对制造业企业资源配置效率的影响研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(3): 66-85.
- [16] LIU J, CHANG H, YANG B, et al. Influence of artificial intelligence on technological innovation: evidence from the panel data of China's manufacturing sectors [J]. *Technological forecasting and social change*, 2020, 158(C): 120142.
- [17] GOMBER P, KOCH J A, SIERING M. Digital finance and fintech: current research and future research directions [J]. *Journal of business economics*, 2017, 87(5): 537-580.
- [18] WU H, XUE Y, HAO Y, et al. How does internet development affect energysaving and emission reduction? evidence from China [J]. *Energy economics*, 2021(103): 105577.
- [19] 韩超, 陈震, 王震. 节能目标约束下企业污染减排效应的机制研究[J]. 中国工业经济, 2020(10): 43-61.
- [20] 丛建辉, 刘学敏, 赵雪如. 城市碳排放核算的边界界定及其测度方法[J]. 中国人口·资源与环境, 2014, 24(4): 19-26.
- [21] 宋德勇, 李超, 李项佑. 新型基础设施建设是否促进了绿色技术创新的“量质齐升”: 来自国家智慧城市试点的证据[J]. 中国人口·资源与环境, 2021, 31(11): 155-164.
- [22] 魏下海, 张沛康, 杜宇洪. 机器人如何重塑城市劳动力市场: 移民工作任务的视角[J]. 经济学动态, 2020(10): 92-109.
- [23] 干春晖, 郑若谷, 余典范. 中国产业结构变迁对经济增长和波动的影响[J]. 经济研究, 2011, 46(5): 4-16 + 31.
- [24] 韩峰, 柯善咨. 空间外部性、比较优势与制造业集聚: 基于中国地级市面板数据的实证分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2013, 30(1): 22-38, 116.
- [25] 陈建军, 刘月, 邹苗苗. 产业协同集聚下的城市生产效率增进: 基于融合创新与发展动力转换背景[J]. 浙江大学学报(人文社会科学版), 2016, 46(3): 150-163.
- [26] 张自然, 何竞. 数字经济发展对城市碳排放的影响: 基于国家大数据综合试验区的准实验[J]. 经济问题探索, 2024(6): 153-174.
- [27] 张建鹏, 陈诗一. 金融发展、环境规制与经济绿色转型[J]. 财经研究, 2021, 47(11): 78-93.
- [28] 余锦亮. 异质性分权的污染效应: 来自市县体制改革改革的证据[J]. 世界经济, 2022, 45(5): 185-207.
- [29] BECK T, LEVINE R, LEVKOV A. Big bad banks? the winners and losers from bank deregulation in the United States [J]. *The journal of finance*, 2010, 65(5): 1637-1667.
- [30] LU Y, TAO Z G, ZHU L M. Identifying FDI spillovers [J]. *Journal of international economics*, 2017, 107(C): 75-90.
- [31] 张宽, 雷卓骏, 李后建. 市场准入管制与企业全要素生产率: 来自负面清单的证据[J]. 世界经济, 2023, 46(5): 152-176.
- [32] 李慧, 佟孟华, 张国建, 等. 跨区域能源调度促进企业减排效应研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(7): 156-178.
- [33] NUNN N, LEONARD W. The slave trade and the origins of mistrust in Africa [J]. *American economic review*, 2011, 101(7): 3221-3252.
- [34] GOODMAN-BACON A. Difference-in-differences with variation in treatment timing [J]. *Journal of econometrics*, 2021, 225(2): 254-277.
- [35] 连玉明, 朱颖慧, 张涛, 等. 大数据蓝皮书: 中国大数据发展报告 No. 1 [M], 北京: 社会科学文献出版社, 2017: 8-11, 22-32.
- [36] 楚尔鸣, 孙红果, 李逸飞. 智慧城市建设对生态环境韧性的影响研究[J]. 管理科学, 2023, 36(6): 21-37.
- [37] YANG X D, WU H T, RAN Q Y, et al. Does the development of the internet contribute to air pollution control in China? mechanism discussion and empirical test [J]. *Structural change and economic dynamics*, 2021(56): 207-224.
- [38] 邵帅, 范美婷, 杨莉莉. 经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展: 基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察[J]. 管理世界, 2022, 38(2): 46-69, 4-10.
- [39] CHANEY T. The network structure of international trade [J]. *American economic review*, 2014, 104(11): 3600-3634.
- [40] 孙国锋, 潘珊珊, 徐瑾. 制造业投入数字化对绿色技术创新的影响: 基于静态和动态的空间杜宾模型研究[J]. 中国软科学, 2022(10): 30-40.
- [41] 雷鸿竹, 王谦. 中国地方政府数字经济政策文本的量化研究[J]. 技术经济与管理研究, 2022(5): 91-94.
- [42] 寇宗来, 刘学悦. 中国城市和产业创新力报告 2017 [R]. 上海: 复旦大学产业发展研究中心, 2017: 8-13.
- [43] 沈国兵, 黄钰珺. 城市层面知识产权保护对中国企业引进外资的影响[J]. 财贸经济, 2019, 40(12): 143-157.
- [44] 刘乾, 程洪乾, 邵砾群, 等. “双碳”愿景下双向 FDI 协调发展助推区域绿色转型的实证研究: 本地效应与空间溢出[J]. 中国软科学, 2024(2): 104-112.
- [45] ZHOU X, JIA M, ZHANG H. Can intellectual property protection reduce carbon emissions? A quasi-natural experiment from China [J]. *Applied economics*, 2024(2): 1-20.

(本文责编: 希 文)