

# 国家级大数据综合试验区能否驱动城市绿色转型?

余 澜 张兵兵\*

**摘要:**以大数据创新发展推进城市绿色转型是实现“双碳”战略目标与中国式现代化的重要抓手。本文基于2000—2022年中国266个地级及以上城市的面板数据,运用纳入时间跨期因素与城市网络结构的动态网络数据包络分析模型,以设立国家级大数据综合试验区为准自然实验,基于双重差分模型探究其对城市绿色转型的政策净效应。研究结果显示,国家级大数据综合试验区设立有效推动了城市绿色转型,这一结论在进行异质性处理效应检验、置换检验、内生性检验、控制并行政策干扰等多重情形下依然稳健。异质性分析表明,大数据综合试验区设立对高绿色金融发展水平、市场化水平、数字产业创新水平以及产业结构高级化水平的城市绿色转型推动作用更为显著。机制检验显示,绿色技术创新效应以及资源优化配置效应是大数据综合试验区推动城市绿色转型的重要传导渠道。进一步拓展性分析表明,大数据综合试验区设立存在正向空间溢出效应,其数据赋能与科技引领对邻近城市绿色转型也会产生辐射带动作用。坚持突出特色,强化大数据赋能与绿色创新示范,因地制宜推进大数据综合试验区建设,是推动城市绿色转型的关键路径选择。

**关键词:**国家级大数据综合试验区;绿色转型;绿色技术创新效应;资源优化配置效应;DNSBM模型

## 一、引言

进入新发展阶段,我国经济发展取得瞩目成就,根据国家统计局统计数据显示,2023年我国GDP规模超过126万亿元,同比增长5.2%,占全球经济比重超过30%,成为世界经济增长的最大引擎。然而,在长期的经济扩张过程中,我国过度依赖能源等要素的大量投入,这种粗放

\*余澜,南京农业大学经济管理学院,邮政编码:210095,电子邮箱:2021206006@stu.njau.edu.cn;张兵兵(通讯作者),南京农业大学经济管理学院,邮政编码:210095,电子邮箱:zhangbingbing@njau.edu.cn。

本文系江苏省社科基金重大项目“新质生产力与产业深度转型升级”(24ZD005),碳排放权交易省部共建协同创新中心一般项目“‘双碳’和环境目标协同约束下政府行为调整的效应评估和路径研究”(23CICETS-YB001),江苏省研究生科研与实践创新计划项目“欧盟碳边境调节机制对中国贸易福利的影响研究”(KYCX24\_1004)的阶段性成果。感谢匿名外审专家的修改建议。文责自负。

型发展模式引致了日益严峻的生态环境问题(He et al., 2019)。国际能源署发布的《2023年二氧化碳排放量报告》显示,2023年中国碳排放量增长5.65亿吨,总量达到126亿吨,同比增长4.7%,在全球碳排放总量中的占比也提高至33.69%。因此,中国大力推动节能减排和低碳经济不仅是贯彻新发展理念的需要,也是世界可持续发展的需要,这既符合本国利益也和全球绿色发展导向相一致。2024年8月,中共中央、国务院印发《关于加快经济社会发展全面绿色转型的意见》明确提出“坚定不移走生态优先、节约集约、绿色低碳高质量发展道路”“健全绿色低碳发展机制,加快经济社会发展全面绿色转型”的战略部署,更是彰显了中国政府对全面绿色转型工作的高度重视。因此,在“双碳”目标已纳入生态文明建设整体布局的战略背景下,传统高碳发展模式必将难以为继,协同推进降碳、减污、扩绿、增长,推动经济绿色低碳转型势在必行。

随着新一轮科技革命的深入发展,大数据作为实现智能化与数字化的内生引擎与重要支柱,在数字经济时代扮演着关键角色。不仅有利于促进传统行业生产效率提升,还有效驱动了经济结构向绿色化与可持续方向转型(许宪春等,2019)。随着国务院于2015年相继印发《国务院关于积极推进“互联网+”行动的指导意见》《促进大数据发展行动纲要》等重大发展战略规划,大数据综合试验区(以下简称“大数据综试区”)建设试点正式开展,以智能制造、数字经济等为核心标志的大数据产业蓬勃发展,为中国经济高质量发展注入新动能。大数据综试区聚焦于数据要素的流通、大数据的开放性共享与创新性综合应用、数据产业集群发展等关键领域,进行系统化的探索和试验,以促进我国大数据领域的持续创新和发展。一方面,大数据综试区以数字技术为核心驱动力,能通过促进绿色技术创新,实现经济效益与环境效益的双赢(金培振等,2019);另一方面,还能充分激发数据要素流动活力,通过发挥数据要素在资源配置中的核心决定性作用,引导生产要素流向高附加值与高技术含量的绿色低碳产业,实现资源优化配置。2024年国家发展改革委等十部门联合印发《数字化绿色化协同转型发展实施指南》,再次强调了推动大数据等新兴技术与绿色低碳产业深度融合,加快发挥数字技术赋能行业绿色化转型的关键作用。基于此,本文将尝试从大数据综试区设立视角切入,深入探究大数据创新发展战略影响城市绿色转型的内在机理与传导渠道,这不仅拓展了数字经济政策效应评估的研究视域,更在实践层面为按期实现“双碳”战略目标提供有益借鉴和参考。

区别于现有研究,本文的创新之处在于:第一,从大数据综试区设立视角切入,运用双重差分模型识别了大数据创新发展战略影响城市绿色转型的政策净效应,为数字经济政策的经济-环境效应评估提供了新证据。第二,以数据要素赋能为突破口,厘清了大数据综试区通过提升试点城市绿色技术创新水平以及促进资源优化配置,进而影响城市绿色转型的内在机理与作用机制,为城市塑造核心可持续竞争优势提供策略。第三,在明晰大数据创新发展战略的异质性政策效应同时,运用空间双重差分模型,验证了试点城市设立大数据综试区对邻近城市绿色转型的辐射带动效应,为城市开展大数据共享以及绿色转型协作提供依据。

## 二、文献综述

绿色转型是在可持续发展理念指导下,以绿色技术创新为核心,以环境友好与资源集约为导向,实现经济高质量发展与生态环境效益提升的绿色发展模式(曹裕等,2023)。目前,有关绿色转型的研究可以大致划分为衡量指标测算以及影响因素探究两大类。绿色转型的测算方法可以简单地划分为静态评估测算与动态评估测算两种。静态指数评估法,包含增长核算法(李婧等,2013)、ML-DEA(谢志祥等,2017)等方法,主要通过测算绿色全要素生产率来识别绿色转型进程。在动态指数评估法的研究中,陈诗一(2012)运用SBM-DDF-AAM模型方法对中国省际层面绿色低碳转型进行评估。还有学者运用全域Malmquist-Luenberger模型系统评估了中国绿色转型进程(Qin et al.,2017)。非角度、非径向的SBM模型虽然能较好解决变量松弛问题,但是依据当期投入产出数据构建的生产前沿,导致模型测算得到的各经济体的运行效率无法进行跨期比较(陈明华等,2020)。Tone和Tsutsui(2009)进一步纳入跨期变量与连接变量,同时将时间因素与网络结构纳入决策考虑范畴,将SBM模型拓展为具有动态网络特性的DNSBM(Dynamic Network Slacks-Based Measure)模型,动态评估各决策单元在特定时期内的效率水平。

目前,有关绿色转型影响因素的研究成果已较为丰富。既有研究表明,碳排放权交易制度、环境技术标准等一系列能源、环境政策是降低碳排放强度,推动产业与区域绿色转型的重要制度保障(Wang et al.,2019;万攀兵等,2021)。进行区域产业结构优化调整,逐步摆脱资源产业束缚,大力发展低碳产业,走新型工业化道路也是实现经济可持续发展与绿色转型的有效措施(余壮雄等,2020;Xu & Chen,2021)。此外,持续推动能源结构清洁化转型,积极开发利用生物质能、太阳能等可再生能源,构建多元化的低碳能源投入体系,则是实现城市绿色转型的重要抓手(Ning et al.,2020)。绿色转型目标的实现离不开绿色技术创新的支持(Lei et al.,2017),推动绿色技术创新不仅有助于提高能源利用效率,还能加快城市低碳产业对高碳产业的迭代更新速度,推动城市绿色低碳产业集群的形成,进而促进绿色转型(Liu & Gallagher,2010)。除此之外,能源要素市场扭曲(潘雄锋等,2017)、城市建成区绿色覆盖率(谢志祥等,2017)、政府研发补贴(王林辉等,2020)、城市公共交通发展(Wimbadi et al.,2021)均为影响绿色转型的重要因素。

与本文研究主题紧密相关的另一系列研究主要围绕大数据综试区试点政策的影响效应评估展开。在经济效应方面,学者们普遍认为,大数据综试区设立对经济高质量发展有显著的促进作用。邱子迅和周亚虹(2021)的研究指出,大数据综试区的设立能通过促进生产技术创新进而实现城市全要素生产率的提升。陈启斐和田真真(2023)通过研究发现,大数据综试区创建作为实现我国数字强国战略目标的关键政策抓手,能通过促进资本深化、提高全要素

生产率以及研发创新能力,进而实现产业附加值提升,为产业发展赋能。赵鹏等(2024)的研究也得出类似结论,即大数据综试区试点政策能通过促进城市加大研发创新投入,为城市形成新质生产力赋能,助力现代化经济体系建设。狄嘉等(2025)从创业活跃度视角切入,发现大数据综试区的设立极大推动了企业技术以及商业模式的创新,进而有效降低企业在融资、制度与人力方面的成本支出,激发企业创业积极性。Li等(2024)进一步指出,设立大数据综试区能通过促进企业开展绿色技术创新以及提高环境信息披露质量,进而提高企业ESG绩效。然而,宋华盛和卢历祺(2024)研究发现,大数据发展在鼓励企业增加数字化资产投入,进而提升数字化转型水平的同时,也会对劳动收入份额产生挤出效应,且劳动收入份额降低的影响在劳动密集型、高融资约束以及高新技术企业样本中更为显著。设立大数据综试区不仅会对企业生产效率与宏观经济发展产生影响,还会带来生态环境效益的提升。Zhang和Ran(2023)研究表明,大数据综试区的设立能通过促进区域产业升级以及提高生产生活的数字化水平,进而有效降低城市工业粉尘、二氧化硫与二氧化碳等污染物浓度,提高空气质量。张自然和何竞(2024)也得出类似结论,发现大数据综试区的设立能通过直接减少工业用电,进而实现城市碳排放总量的降低,并且存在空间溢出效应。

通过对现有文献的归纳和梳理,可以发现,有关绿色转型进程评估与影响因素以及大数据综试区政策效应评估的研究成果已较为丰富,这也为本文开展相关研究提供了多维的分析视角与扎实的理论基础,但仍存在一些可以拓展的视角与领域:第一,现有关于绿色转型的量化评估方法多基于静态SBM模型展开,较少有研究同时考虑决策单元的时间跨期与内部网络结构并基于DNSBM模型动态评估各城市绿色转型进程。第二,现有研究多关注设立大数据综试区带来的经济效益,鲜有研究从更为系统的绿色转型视角切入,全面评估其带来的经济效益与环境效应,对其内在机理和传导渠道的理论阐释与实证检验则更为匮乏。本文将从理论与实证层面揭示大数据综试区设立影响城市绿色转型的内在机理和作用机制,为在新发展格局下以大数据创新发展驱动绿色转型提供经验证据。

### 三、政策背景与理论分析

#### (一)政策背景

数字经济迅速发展背景下,数据跃升为关键性生产资源,大数据产业作为核心战略性新兴产业,覆盖数据的产生、存储、处理、分析与应用全环节,对激活数据深层效用、加速经济社会发展动能转换与效率变革具有重要作用。面对当前新一轮科技革命和产业变革的战略机遇期,我国政府出台系列政策举措,开辟大数据产业创新发展新路径,塑造大数据产业发展新优势。2015年8月,国务院发布的《促进大数据发展行动纲要》明确将“开展区域试点,推进贵州等大数据综合试验区建设,促进区域性大数据基础设施的整合和数据资源的汇聚应用”作



为推动大数据发展的主要任务之一。2016年2月,国家发展改革委等3部门共同发函批准贵州省开始创建国家级大数据综合试验区。这是我国设立的首个大数据综试区,标志着我国在数据资源的开放共享与应用创新等关键领域迈出了系统性探索的步伐。同年10月,国家发展改革委等3部门批复同意在京津冀等七个区域协同推进国家级大数据综合试验区建设。此次设立的七个大数据综试区依据战略定位可划分为三类。

(1)两个跨区域类大数据综试区:京津冀与珠江三角洲。此类大数据综试区战略核心在于贯彻国家区域发展策略,通过优化数据要素的流通机制,带动技术、人才、资本等资源的高效流动。以此为基础,为区域间的产业转移、社会治理与公共服务提供强有力的支持,推动区域经济一体化进程。

(2)四个区域示范类大数据综试区:上海市、重庆市、沈阳市与河南省。该大数据综试区的战略目标是推动东中西和东北四大区域的均衡发展,其核心策略在于整合和优化数据资源,利用大数据产业集聚的辐射引领效应,实现经济质效提升与区域协调发展。

(3)一个基础设施统筹发展类大数据综试区:内蒙古自治区。此大数据综试区的战略定位为加快培育大数据产业主体,充分利用所属区域的能源、气候与地质等禀赋优势,通过加强资源综合利用,推动区域绿色化集约化发展;此外,强化与东部、中部地区在产业、人才、应用等方面的交流合作,内外部协同发力实现区域的跨越式发展。

## (二)理论分析

大数据综试区作为我国实施“数字中国”战略,推动大数据产业创新发展的重要战略举措,将充分激发大数据要素赋能效应,围绕大数据的开放共享、产业集聚、要素流通以及整合应用等方面展开系统性试验,有助于推动城市绿色转型。首先,在开放共享方面,大数据综试区设立能通过促进大数据的开放共享,使得城市内企业便捷地获取和利用相关公共数据资源,降低企业获取市场信息的门槛,增强对市场信息变动获取的时效性。信息透明度的提升能大幅降低企业在开展绿色研发创新中的不确定性,提升企业对绿色创新全环节的掌控能力,进而激励企业积极向绿色化转型。同时,与传统要素相比,投入具有“绿色清洁”属性的大数据要素,能有效降低企业的能源消耗与相应的污染排放,形成“清洁要素投入-经济高质量发展”的可持续循环,为城市绿色转型提供内生动力(韩先锋等,2023)。其次,在流通集聚方面,大数据综试区以促进大数据要素流通与数据产业集聚作为核心建设任务,不仅能够突破各部门与地区间的资源配置障碍,促进资源要素的高效流动与优化配置(方慧等,2024);还能通过数据产业集聚产生正向规模效应,有效促进清洁生产知识以及绿色低碳技术的扩散与推广,增强试点城市内企业的绿色研发创新能力,推动城市向低环境成本与高技术含量的绿色可持续发展模式转型。最后,在应用创新方面,大数据综试区设立将在数据要素整合与创新应用方面展开系统性实践,这有助于将数字技术属性赋能于城市传统产业,加快数字技术对

各产业创新活动的渗透速度,实现数据要素的创新性应用,由此推动城市产业向产业链价值链的高端环节跃升(蔡运坤等,2024)。与处于产业链价值链低端环节的产业相比,城市内部处于高端生产环节的行业企业越多,意味着该城市生产要素的投入产出效率更高,生产过程更为智能与清洁,在降本增效的同时有力地推动城市绿色转型。基于此,本文提出如下假说。

假说1:大数据综试区设立有助于推动城市绿色转型。

大数据综试区以数字技术为核心驱动力,能通过促进绿色技术创新,有效推动城市绿色转型。绿色技术创新是指以绿色技术为内生引擎的创新行为,旨在实现经济效益提升的同时兼顾资源节约与环境保护。与一般性创新行为相比,绿色技术创新涉及知识与技术在企业生产以及低碳管理等多领域的创造、整合与扩散,需要综合城市内企业、行业等多市场主体的生产要素投入、能源消耗、污染排放以及环境成本等信息,这要求城市对信息资源具备更高的整合共享与高效流通能力(宋德勇等,2022)。试点城市通过设立大数据综试区,不仅能够通过促进数据的共享与流通,显著减少市场信息的延迟与不均衡问题,还能加快先进知识和技术的传播、应用与溢出,为城市开展清洁生产以及节能减排技术革新提供有力支持,推动城市向绿色化转型。同时数据要素的高效流通共享能打破行业与地域的局限,在推动产业组织发生巨大变革的同时,还拓宽了技术网络空间效应以及数字创新要素配置的空间范围,为企业、消费者以及科研机构协同开展数字创新活动提供了更多元化的渠道与发展空间(张昕蔚,2019)。此外,基于大数据综试区搭建的数据共享平台,试点城市内的企业通过充分利用海量共享数据(李言、朱棋娜,2023),能实现对绿色技术研发创新风险以及应用前景的精准评估,在此基础上科学模拟绿色技术创新实施方案,为城市开展绿色研发活动提供路径靶向,促进了城市的绿色转型发展。基于此,本文提出如下假说。

假说2:大数据综试区设立有助于促进绿色技术创新,进而推动城市绿色转型。

大数据综试区能充分激发数据要素流动活力,通过发挥数据要素在资源配置中的核心决定性作用,促进资源优化配置,进而推动城市绿色转型。资源优化配置是指在可持续发展框架内,借助市场经济机制与宏观调控政策,引导劳动、资本、数据等关键生产要素流向具有高效率、高附加值、高技术含量的绿色清洁行业,进而实现区域经济效益与环境效益双赢的一种要素配置形式。数据要素的低边际成本、非竞争性、即时性等技术-经济特征,使其成为激发宏观经济增长潜力,推动新业态新模式涌现的内生引擎(陈晓红等,2022)。大数据综试区通过推动数字资源的流通与共享,极大地减少了市场主体获取及运用数据要素的障碍与成本,加快了数据资源对传统要素的赋能及替代,为城市降本增效与绿色转型提供新动能。此外,数字产业集聚一定程度上也增强了市场竞争的激烈程度,企业为在新兴数字产业获取更大的先发优势以及市场份额,不仅会主动增加绿色研发创新投入,提高开展清洁生产技术创新活动的积极性;还会动态优化投入的各要素种类与份额,有利于引导城市的主导产业由高能耗、高污染、高排放产业向以数据为核心的绿色低碳产业转型(王凯等,2023),促进城市绿色可持

续发展。基于此,本文提出如下假说。

假说3:大数据综试区设立有助于促进资源配置优化,进而推动城市绿色转型。

## 四、实证设计

### (一)模型构建

在理论分析的基础上,本文以大数据综试区设立为准自然实验,运用双重差分模型来考察其对城市绿色转型的政策影响效应。

$$Gtrans_{it} = \alpha + \beta Bigdata_{it} + \eta X_{it} + \mu_i + \varphi_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, $i$ 、 $t$ 分别表示城市与年份。 $Gtrans_{it}$ 表示城市 $i$ 在 $t$ 年的绿色转型指数;双重差分项 $Bigdata_{it}$ 为虚拟变量,由时期虚拟变量 $Post$ 与分组虚拟变量 $Treat$ 相乘得到。其中,当城市在试点政策实施当年及之后的年份, $Post=1$ ,否则为0;当城市属于政策试点城市时, $Treat=1$ ,否则为0。系数 $\beta$ 反映了大数据创新发展战略影响城市绿色转型的政策净效应。 $X_{it}$ 为控制变量集合,具体包括:城市经济发展水平、人口规模、金融市场发展水平、外商直接投资以及交通基础设施状况。 $\mu_i$ 和 $\varphi_t$ 分别表示在模型中控制的城市与年份固定效应, $\varepsilon_{it}$ 为随机误差项。

### (二)变量选取

#### 1.被解释变量:城市绿色转型

城市绿色转型是以产业绿色化为导向的经济结构优化重塑与绿色循环发展的动态过程,具有多要素参与、长周期等特征。对此,本文将运用非径向的DNSBM模型对2000—2022年中国266个地级及以上城市的绿色转型进行评估。相比较于传统DEA模型,DNSBM的优势在于:(1)考虑跨期变量影响。跨期变量是指存在于各决策单元(DMU)内部,能对下一期经济行为产生重要影响的结转变量。(2)计算过程中,不受投入和产出指标的计量单位影响。具体地,在DNSBM模型中,假设有 $n$ 个DMU,每一个DMU表示为一个城市,总共有 $T$ 个时期( $t=2000, 2001, \dots, 2022$ )。在每个时期,各城市的经济生产活动均包括多种投入要素和多种产出指标,以及投入要素从上一期到本期乃至下一期的跨期关联。

图1为城市绿色转型的动态进程图,可以看出,在城市的经济活动中,生产与研发是两个关键领域。在生产部门内部,能源等生产要素为关键投入变量,城市GDP通常为衡量期望产出的指标;就研发部门而言,城市在科技研发上的支出被视为投入变量,专利总数则被设定为相应的产出衡量指标。自由连接变量是指在决策单元网络中,可由各决策主体依据最优化生产条件,自由决定投入至各细分部门的要素数量。考虑到各城市自由分配劳动力在生产与研发部门间的投入份额,进而实现生态效益与经济效益的最优组合,因此将劳动力变量视为联

系生产部门与研发部门的自由连接变量。跨期变量是指在各决策单元的跨时期间存在的能对下一期经济活动产生关键影响的结转变量。其中,自由跨期变量允许依据实际观测数据动态调整,只对当期效率产生间接影响,不会对整体效率的评估产生干扰;坏的跨期变量会对各决策单元的下一时期产生负面影响,其过度投入则被视为资源投入无效率。具体来说,考虑到资本存量变动对环境污染的治理效果存在不确定性,故将其归类为自由跨期变量;由于在生产过程中伴随产生的CO<sub>2</sub>、PM<sub>2.5</sub>等环境污染物,作为生产的副产品,短时间内不会自然降解,故设定为坏的跨期变量。

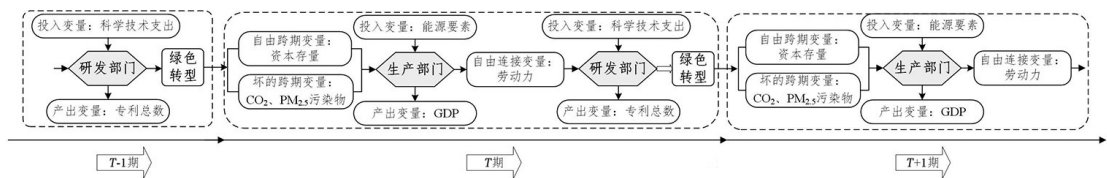


图1 城市绿色转型动态进程图

基于前文所获取的数据,本部分运用DNSBM模型对2000—2022年266个地级及以上城市绿色转型进行了识别和动态评估。图2为不同年份下城市绿色转型评估指数分布的历年动态演进情况。可以看出,在样本期内中国城市绿色转型动态评估指数的演进呈现出两个明显特征。首先,从整体上来看,绿色转型动态评估指数的分布密度曲线波峰右移,这意味着多数城市绿色转型水平相较于过去均有提升。其次,绿色转型动态评估指数的分布密度曲线从2000年的“单峰”分布逐步演进为2022年的“多峰”分布,2022年各城市的绿色转型水平在0.25、0.35、0.65等附近均有小范围集聚。这表明中国各个城市之间的绿色转型水平的差距正在逐步扩大,转型水平较低的城市在无外力促使其“跳跃”的情形下,想要缩小与转型水平较高城市之间的差距变得愈发困难。

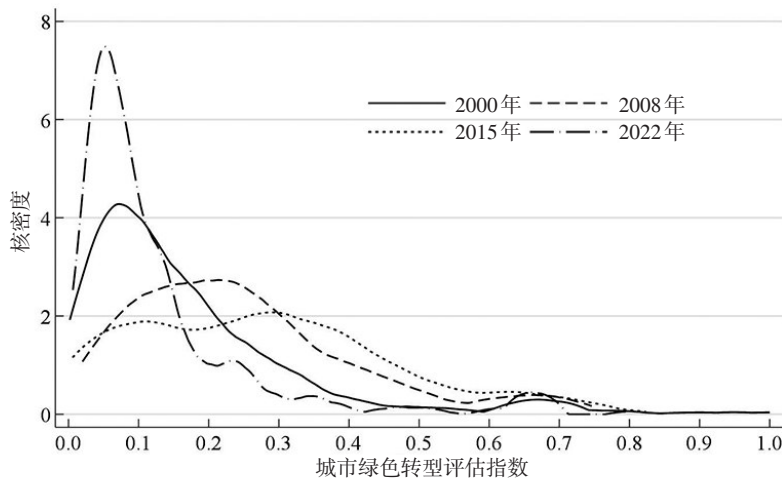


图2 城市绿色转型动态评估指数历年核密度分布图



## 2.核心解释变量:大数据综试区设立

本文核心解释变量大数据综试区设立的虚拟变量设定见上文。在本文266个地级及以上城市样本中,共有76个城市为实验组(试点城市),190个城市为控制组(非试点城市)。其中,就实验组城市而言,包含北京市、天津市、上海市等48个东部地区城市,郑州市、开封市等15个中部地区城市,以及包头市、呼和浩特市等13个西部地区城市。

## 3.控制变量

借鉴已有研究(Zhang et al., 2022),本文选取了一系列可能影响城市绿色转型的控制变量:城市经济发展水平( $pgdp$ ),通过选取城市人均GDP的自然对数来表示;城市人口规模( $pop$ ),通过选取城市总人口的自然对数来表示;金融市场发展水平( $finc$ ),通过选取城市年末金融机构存贷款总额的自然对数来表示;外商直接投资水平( $fdi$ ),通过选取城市实际利用外资总额的自然对数来表示;交通基础设施状况( $road$ ),通过选取城市公路总里程的自然对数来表示。

### (三)数据来源与描述性分析

本文样本为2000—2022年中国266个地级及以上城市,数据来源主要可以分为以下三类:第一,大数据综试区的相关数据依据中国工业和信息化部发布的政策文件手动整理获得。第二,城市层面的宏观经济指标,包括城市生产总值、金融市场发展水平以及外商直接投资总额,均来自各年份的《中国城市统计年鉴》。第三,省份及行业层面的能源消耗数据,均来源于各年份的《中国能源统计年鉴》。表1为主要变量的描述性统计分析结果。

表1 主要变量的描述性统计分析

变量名	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
绿色转型( $Gtrans$ )	6118	0.2195	0.1727	0.0019	1.0000
城市经济发展水平( $pgdp$ )	6118	10.1726	0.9600	4.5951	13.0557
人口规模( $pop$ )	6118	5.8810	0.7051	2.7701	8.1362
金融市场发展水平( $finc$ )	6118	16.7808	1.3980	13.3567	21.8480
外商直接投资( $fdi$ )	6118	12.6510	3.0300	0.0000	19.9958
交通基础设施( $road$ )	6118	9.3918	0.7119	6.5539	12.1342

## 五、实证结果分析

### (一)基准回归

基准回归结果如表2所示。其中,列(1)为仅纳入核心解释变量与城市、年份固定效应,未考虑控制变量情形下的实证检验结果,可以发现,政策变量 $Bigdata$ 的影响系数正向显著,意味着大数据综试区设立对城市绿色转型具有积极的推动作用。列(2)—(6)为在控制城市与年份固定效应的同时,逐步纳入城市经济发展水平、人口规模、金融市场发展水平等全部控

制变量的实证结果, *Bigdata* 的回归系数均一致呈现正向显著性。基准回归结果表明, 大数据综试区设立能有效促进城市绿色转型。

表 2 基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Bigdata</i>	0.0264*** (0.0096)	0.0257*** (0.0095)	0.0262*** (0.0096)	0.0269*** (0.0096)	0.0257*** (0.0096)	0.0260*** (0.0096)
<i>pgdp</i>		-0.0032 (0.0103)	-0.0042 (0.0104)	-0.0138 (0.0122)	-0.0093 (0.0120)	-0.0097 (0.0120)
<i>pop</i>			-0.0222 (0.0254)	-0.0423 (0.0280)	-0.0423 (0.0277)	-0.0442 (0.0281)
<i>finc</i>				0.0288** (0.0139)	0.0305** (0.0140)	0.0307** (0.0140)
<i>fdi</i>					-0.0052** (0.0021)	-0.0052** (0.0021)
<i>road</i>						0.0187 (0.0139)
常数项	0.2172*** (0.0008)	0.2499** (0.1044)	0.3901** (0.1944)	0.1237 (0.2247)	0.1152 (0.2245)	-0.0475 (0.2445)
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	6118	6118	6118	6118	6118	6118
调整的 R <sup>2</sup>	0.6093	0.6092	0.6092	0.6097	0.6107	0.6107

注:括号内为聚类到城市层面的稳健标准误;\*、\*\*、\*\*\*分别表示10%、5%、1%的显著性水平;下表同。

以表2列(6)的估计结果为基准,城市金融发展水平变量的估计系数显著为正,这意味着城市金融发展水平越高,越有助于推动绿色转型。可能的原因是,研发资金、生产技术等创新资源的投入是提升城市清洁技术创新水平的重要因素。城市金融发展水平越高,则在提升清洁技术研发方面所能提供的资金就越充裕,进而有利于促进绿色转型。外商直接投资变量的估计系数显著为负,原因在于一些地方政府为了吸引更多的FDI可能会降低环境准入门槛;同时部分FDI流入会伴随着高能耗与高污染排放产业的转移,产生“污染天堂”效应,进而阻碍城市绿色转型。经济发展水平与人口规模对城市绿色转型的影响虽然为负,但在统计意义上不显著,可能的原因在于:一方面,城市经济发展水平越高,人口规模越大,意味着城市能为绿色生产技术的研发与引进支付更高的成本,同时也能促进资源的集中利用以及基础设施的高效配置,提高环境治理效率进而助推城市绿色转型;另一方面,经济活动与人口总量的快速扩张也会引发资源的过度消耗以及对城市基础设施与建筑物的巨大需求,从而带来能源供应紧张、交通拥堵等问题,延缓城市绿色转型进程。

(二) 平行趋势检验及敏感性分析

基于双重差分模型识别因果关系时,一个重要假设在于控制组与实验组间存在平行趋势,进而确保估计结果的无偏性,即在试点政策实施之前,实验组与控制组城市的绿色转型呈现相同的时间趋势。对此,本文进一步基于事件研究法,构建如下模型进行平行趋势检验。

$$Gtrans_{it} = \alpha + \sum_{k=-7}^{k=6} \beta_k Bigdata_{i,t_0+k} + \eta X_{it} + \mu_i + \varphi_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中,  $Bigdata_{i,t_0+k}$  为一系列二值虚拟变量,  $t_0$  表示城市  $i$  实施试点政策的第一年,  $k$  表示实施试点政策的第  $k$  年。将试点政策实施的前1年记作  $pre\_1$  期,往前类推到  $pre\_7$  期;将试点政策实施后1年记作  $las\_1$  期,往后持续到  $las\_6$  期<sup>①</sup>,并将样本实施前最早一年作为基期,  $current$  为城市实施试点政策的当期,其余变量以及固定效应与基准回归模型保持一致。本文关注的变量为  $\beta_k$ , 表示实验组与控制组间的绿色转型水平在试点政策实施第  $k$  年时的差异。如果  $\beta_k$  在  $k < 0$  时期内的变动趋势较为平缓,且围绕0上下波动,则验证了平行趋势假设成立。图3展示的是政策实施前6期至事后6期的平行趋势检验结果,图中连续的折线描绘了大数据综试区试点的边际影响效应,垂直的虚线表示95%置信区间的范围。观察图3可以发现,在  $k < 0$  的年份区间内,  $\hat{\beta}$  的估计值围绕0值上下波动、波动幅度较小且均未通过显著性检验。这表明试点政策实施前,实验组与控制组的企业绿色转型水平变动趋势较为一致,无显著差异,通过了平行趋势检验。

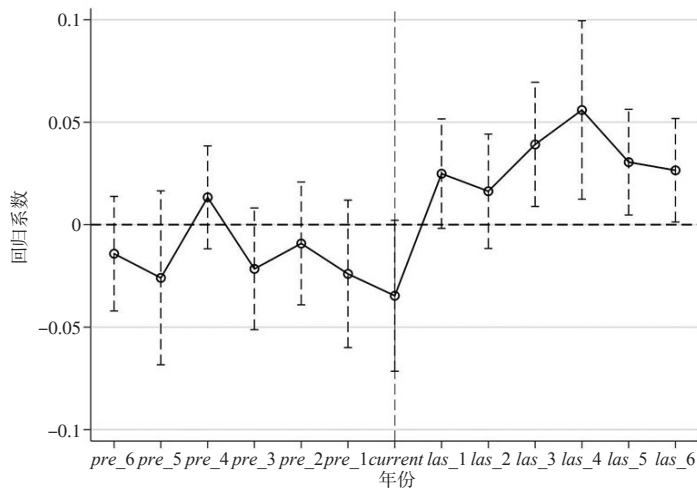


图3 平行趋势检验

进一步地,本文参考 Biasi 和 Sarsons(2022)的做法,通过计算平行趋势的最大偏差程度  $Mbar$ , 以及对应处理后点估计量的置信区间,对大数据创新发展的绿色转型促进效应展开平

① 将政策实施前第7期及以上的样本归并至第7期,将政策实施后第6期及以上的样本归并至第6期。

行趋势敏感性分析。图4为在相对偏离限制情形下,对试点政策实施后第3期与第4期的平行趋势敏感性检验结果。可以发现,无论在何种实施区间下,估计量均存在不包括0值的置信区间,意味着大数据综试区设立对促进城市绿色转型的影响效应具有较好的稳健性。

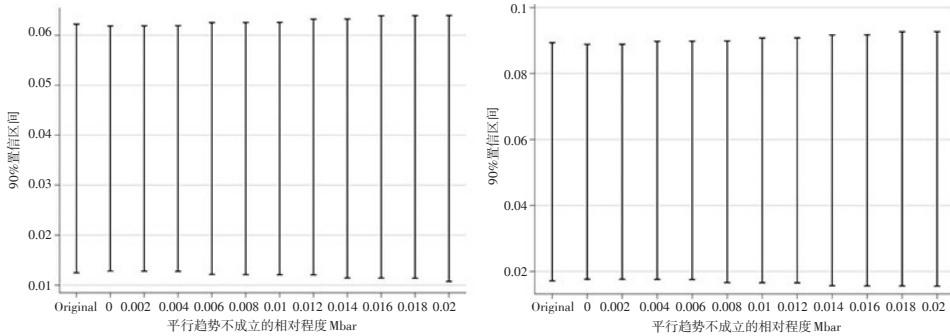


图4 平行趋势假设敏感性检验

(三)异质性处理效应检验

在传统双向固定效应(TWFE)估计框架下,处理效应的异质性可能会使TWFE估计量产生估计偏误,即使在相同政策实施时间情境下,此偏误仍可能存在(许文立、孙磊,2023)。对此,本文通过计算三类异质性-稳健估计量再次进行稳健性检验。一是,计算组别-时期平均处理效应的加权平均。遵循Sun和Abraham(2021)的研究,通过计算各组别-时期内的平均处理效应,进一步加总以获得平均处理效应估计量。二是,计算堆叠估计量。基于Cengiz等(2019)提出的估计策略,为每个处理组样本相应匹配对照组中尚未或从未受政策影响的样本,将各数据集堆叠后引入组别-时期以及组别-个体固定效应再次回归。三是,计算插补估计量。借鉴Borusyak等(2024)的方法,基于插补的反事实估计方法再次对基准回归中可能存在TWFE估计偏误进行诊断。具体地,通过进一步估计组别固定效应、时期固定效应以及处理组-控制组固定效应,进行异质性处理效应的稳健估计量测算。观察表3列(1)——(3),可以发现三类异质性-稳健性的估计结果与基准回归一致,这意味着基准回归结果在考虑异质性处理效应后,仍具有较好的稳健性。

表3 异质性-稳健估计量

	异质性-稳健估计量		
	组别-时期平均处理效应加权平均	堆叠估计量	插补估计量
	(1)	(2)	(3)
<i>Bigdata</i>	0.0208* (0.109)	0.0217** (0.0105)	0.0272*** (0.0093)

(四)置换检验

本文进一步开展置换检验,甄别估计结果的统计显著性与随机变异性。其中,原假设为大数据综试区设立对城市绿色转型的影响不显著,基于随机化方法重新设定政策实施时间与



实验组对象。本文将试点政策的实施时间随机分配给各地级市,同时随机设定各政策试点城市的实验组,借鉴Liu和Lu(2015)的研究方法,进行间接安慰剂检验。*Bigdata*的估计系数 $\hat{\beta}$ 可以表示为:

$$\hat{\beta} = \beta + \gamma \frac{\text{cov}(\text{post} \times \text{treat}, \varepsilon|C)}{\text{var}(\text{post} \times \text{treat}|C)} \quad (3)$$

在公式(3)中, $C$ 表示基准回归中纳入的一系列控制变量与固定效应, $\gamma$ 用于捕捉不可观测因素对城市绿色转型产生的潜在影响,当且仅当 $\gamma=0$ 时, $\hat{\beta}$ 是无偏估计量。由于无法直接验证 $\gamma$ 是否等于0,因此采用间接安慰剂检验,随机设定试点政策的实施时间与实施对象,得到虚假的 $\hat{\beta}$ 估计量。此时真实的政策处理效应 $\beta$ 为0,如果估计得到的 $\hat{\beta}$ 也为0,则能反推证明 $\gamma=0$ ,估计结果无偏。利用蒙特卡罗模拟法将上述过程重复500次并绘制500个 $\hat{\beta}$ 的分布,结果如图5所示。由图5汇报的估计系数 $\hat{\beta}$ 以及p值的分布图可知, $\hat{\beta}$ 服从正态分布,集中分布在0值附近,且真实系数估计值明显属于异常值,这表明本文构造的虚拟处理效应不存在。因此,前文的回归结果并非由不可观测的偶然因素造成的,符合安慰剂检验的预期,基准结论仍旧稳健。

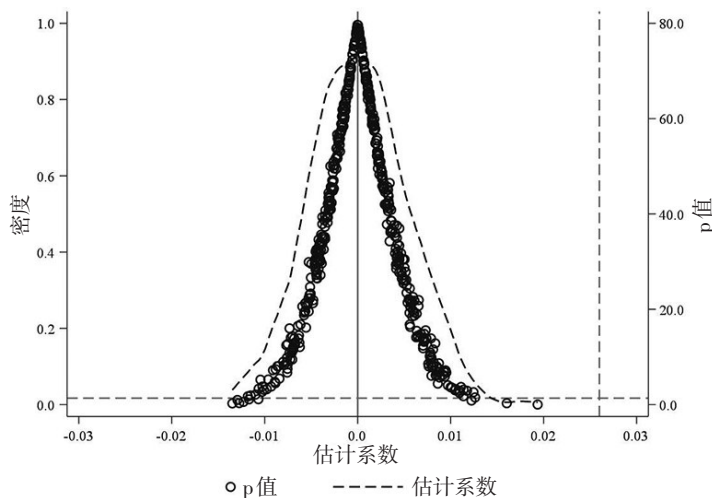


图5 置换检验

### (五)稳健性检验

#### 1.变更识别策略与变量设定

首先,考虑到各城市固有的差异性特征可能影响绿色转型水平,进而带来实证估计结果的偏差。鉴于此,本文以基准回归中的控制变量为匹配变量,分别基于1:3最近邻匹配法以及半径匹配法,为实验组城市筛选控制组中匹配变量特征最接近的样本,并对匹配成功的样本再次进行TWFE检验,估计结果如表4列(1)—(2)所示,可以发现,大数据创新发展仍能显

著推动城市绿色转型。其次,前文对城市绿色转型水平的测算基于规模报酬不变的前提,本部分运用规模报酬可变的DNSBM模型再次测算城市绿色转型指标并进行实证回归,检验结果如表4列(3)所示,变量 *Bigdata* 的估计系数依然保持正向显著。再次,仅选取CO<sub>2</sub>作为坏的跨期变量,分别在规模报酬不变与可变的情形下再次对城市绿色转型水平展开动态评估,重新代入公式(1)进行回归,实证结果如表4列(4)—(5)所示,试点政策对城市绿色转型的提升效应仍旧稳健。最后,由于城市绿色转型指标取值介于0和1之间,为典型的受限被解释变量。对此,本文运用双限制Tobit模型再次进行实证检验,列(6)为相应的实证检验结果,可以发现, *Bigdata* 的估计系数在1%显著性水平下为正,意味着大数据综试区政策对城市绿色转型依然存在显著正向影响。

表4 稳健性检验 I

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Bigdata</i>	0.0275*** (0.0101)	0.0243** (0.0106)	0.0225** (0.0107)	0.0140** (0.0069)	0.0252*** (0.0090)	0.0260*** (0.0096)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	4240	5729	6118	6118	6118	6118
调整的R <sup>2</sup>	0.6275	0.5951	0.6571	0.7215	0.4077	

## 2.控制其他政策干扰

在试点政策实施的过程中,可能存在其他对城市绿色转型产生影响的政策。对此,本文控制了如下政策冲击:一是,智慧城市试点政策不仅能在城市内部充分发挥专业化生产要素协同以及信息共享的优势,还能通过加速构建数字信息技术创新平台,促进城市产业清洁化发展。二是,创新型城市试点政策凭借内部要素的有机联系与完善的投融资制度,实现城市内各金融系统节点间的互联互通,能够为城市绿色转型提供更多的研发创新资金。三是,低碳城市试点政策能通过优化能源结构以及降低高碳产业比重来促进城市向低碳化与绿色化转型,最终实现试点城市的可持续发展。四是,环境信息披露制度的建立有助于提高政府环境政策制定的有效性与科学性,对实现降污减排与经济可持续性发展均具有战略意义(史贝贝等,2019)。五是,“宽带中国”试点政策能通过助力新一代数字技术发展,有效促进试点城市内企业在研发、生产、治污等全环节实现数字化转型,引导生产方式向绿色化转型(张涛、李均超,2023)。六是,节能减排财政政策综合示范试点将各地方政府确定为追责主体,致力于推动城市经济结构与发展方式的优化升级,处于该政策试点区域的城市可能具有较高的绿色

转型水平。对此,本文分别设置上述政策虚拟变量并再次纳入回归方程,相应的实证结果如表5列(1)一(6)所示,可以发现,在控制相关政策的干扰后, *Bigdata* 的估计系数仍一致显著为正,即大数据综试区设立依然有利于城市绿色转型。

表5 稳健性检验 II

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Bigdata</i>	0.0266*** (0.0095)	0.0228** (0.0093)	0.0233** (0.0097)	0.0257*** (0.0095)	0.0250*** (0.0095)	0.0269*** (0.0097)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	6118	6118	6118	6118	6118	6118
调整的 R <sup>2</sup>	0.6107	0.6124	0.6130	0.6108	0.6108	0.6108

### 3.内生性检验

为缓解可能存在的内生性问题,本文首先使用Heckman两阶段模型进行样本自选择偏误检验。具体而言,在第一阶段回归中,将城市是否成为大数据综试区作为因变量,选用Probit模型计算出逆米尔斯比率(IMR),并将其再次纳入第二阶段的回归方程,进而缓解基准模型中可能的样本自选择偏误。依据表6列(1)所示的Heckman模型实证检验结果可知, *Bigdata* 的估计系数仍正向显著,即在控制样本选择偏误后,大数据综试区设立对于推动城市向绿色化转型的积极影响仍然显著。其次,城市是否成为大数据综试区可能会受潜在的混杂因素干扰,为缓解可能的反向因果问题,本文借鉴张翼飞和王希瑞(2025)的研究思路,选用各城市每年平均风速与水力发电量同比增幅的交互项作为工具变量,再次进行稳健性检验。一方面,试验区内大型服务器、路由器与交换机组等硬件设备在散热降温方面需要大量能耗,若试验区选址能充分利用当地的风力资源,则有助于削减空调费、水费等散热成本。此外,大数据处理过程中需要消耗大量电力,若依赖火电则易引发环境污染与资源挤占等负外部性问题,若试验区选址在水电等清洁能源开发程度较高的区域,则能有效发挥水能资源的可再生优势,为试验区可持续发展提供有力支持,因此,满足工具变量的相关性假设。另一方面,城市风速与水利状况为客观的自然条件,满足外生性假设。表6列(2)为工具变量第一阶段的回归结果,可以发现,工具变量对大数据综试区设立的影响系数显著为正,且弱识别检验中F值为46.089,表明不存在弱工具变量问题;在列(3)的第二阶段回归结果中, *Bigdata* 的估计系数仍显著为正,与基准回归一致,表明缓解潜在的内生性干扰后,大数据综试区设立仍能推动城市绿色转型。

表 6

稳健性检验 III

	<i>Gtrans</i>	<i>Bigdata</i>	<i>Gtrans</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>Bigdata</i>	0.0256*** (0.0096)		0.3767** (0.1788)
<i>IMR</i>	0.6069** (0.2983)		
工具变量		0.0011*** (0.0002)	
控制变量	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
不可识别检验		13.410 [0.0003]	
弱识别检验		46.089 [16.38]	
样本量	6118	5586	5586
调整的 R <sup>2</sup>	0.6110	0.4417	

注:不可识别检验基于 Kleibergen-Paap rk LM 统计量,方括号中的值表示相应的 P 值。弱工具变量检验基于 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量,大括号中的值是 10%水平上的临界值。

#### 4.考虑其他干扰因素

本文还进行了一系列其他稳健性检验,主要包括:第一,更换固定效应与聚类层级,分别选用省份与年份固定效应以及将标准误聚类到省份层面,再次进行稳健性检验,实证结果如表 7 列(1)—(2)所示。第二,为降低城市绿色转型指数中极端离群值可能对回归结果产生的干扰,对 *Gtrans* 变量在 5%与 95%分位数水平上进行双侧缩尾,估计结果如列(3)所示。第三,缓解遗漏变量内生性问题,分别将被解释变量滞后一期以及所有控制变量滞后一期纳入回归模型,实证检验结果见列(4)—(5)。上述稳健性检验结果显示, *Bigdata* 估计系数均显著为正,大数据综试区设立仍有利于推动城市绿色转型。第四,进一步以城市数字专利申请数量 (*Digpat*) 为自变量,再次探究其对城市绿色转型的影响效应。考虑到城市数字专利存在零值,选用泊松伪极大似然估计法进行实证检验,估计结果如表 7 列(6)所示<sup>①</sup>,

<sup>①</sup> 由于泊松伪极大似然估计法采用的是伪极大似然估计法,故仅存在伪 R<sup>2</sup> 来作为判断模型拟合效果的指标。



*Digpat* 的估计系数仍正向显著,与基准回归结论一致,验证了本文研究结论的稳健性。

表7 稳健性检验IV

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Bigdata</i>	0.0368*** (0.0106)	0.0260** (0.0122)	0.0223** (0.0088)	0.0220*** (0.0074)	0.0264*** (0.0098)	
<i>LGtrans</i>				0.3079*** (0.0178)		
<i>Digpat</i>						0.6924*** (0.2127)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	否	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	否	否	否	否	否
样本量	6118	6118	6118	5852	5852	6118
调整的 R <sup>2</sup>	0.3922	0.6107	0.5957	0.6518	0.6145	0.0778

### (六)异质性分析

大数据综试区试点作为落实我国区域协调发展战略,实现经济提质增效的有力举措,其对城市绿色转型的政策效应可能会因城市禀赋特征不同而产生较大差异。对此,本文将分别从城市绿色金融发展水平、市场化程度、创新创业活跃度以及产业结构差异等维度,进一步探究大数据创新发展战略的异质性政策效应。

#### 1.绿色金融发展水平

推动城市绿色转型需要人财物等多方的综合支撑,其中创新清洁生产技术离不开持续稳定的研发资金投入,完善的城市绿色金融系统可以为城市的绿色转型提供强大的财力支持。由此,借鉴史代敏和施晓燕(2022)的研究,本文从绿色信贷、绿色投资、绿色保险、绿色债券与绿色基金五个维度切入,基于熵值法构建得到各城市绿色金融指数,依据均值将研究样本划分为高低两组,进行分组异质性检验,回归结果如表8列(1)—(2)所示。可以发现, *Bigdata* 的估计系数仅在高绿色金融发展水平的城市样本中显著为正,在低绿色金融发展水平城市中则不显著。绿色金融发展水平越高,意味着城市拥有更为完善的金融基础设施,能以较低融资成本向城市各阶层与群体提供更为便捷的金融服务,降低该区域内企业开展低碳技术创新的融资门槛,从而使得大数据综试区对高绿色金融发展水平城市的绿色转型产生更为显著的正向影响。

#### 2.市场化水平

大数据综试区设立涉及产业对接、平台搭建等多项流程,其对城市绿色转型的政策净效应可能会因城市自身的市场化水平不同而产生差异。城市的市场化水平越高,越有利于先进

生产技术溢出与资源配置效率提升,进而助推城市绿色转型。基于此,本文进一步选用王小鲁等(2021)测度的市场化指数,依据均值将城市划分为高、低市场化区域,来考察大数据综试区试点政策对城市绿色转型的影响效应是否会因城市的市场化水平而产生差异,实证结果见表8列(3)—(4)。由实证结果可知,大数据综试区设立更能推动高市场化水平城市向绿色转型,对低市场化水平城市的绿色转型影响则不显著。城市市场化水平越高,越能充分发挥本土市场规模优势,打破区域市场壁垒,降低由信息不对称导致的生产成本,还能加速区域内高技能劳动力的自由流动,促进企业开展分工合作,提升企业资源配置效率。因此,大数据综试区政策对绿色转型的推动作用在高市场化水平城市中更为显著。

表8 异质性分析 I

	高绿色金融发展水平	低绿色金融发展水平	高市场化水平	低市场化水平
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Bigdata</i>	0.0389*** (0.0134)	0.0054 (0.0120)	0.0550*** (0.0138)	0.0043 (0.0135)
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
组间差异系数 P 值	0.010		0.000	
样本量	3864	2254	2924	3177
调整的 R <sup>2</sup>	0.6042	0.6221	0.6512	0.5784

注:异质性分析的系数组间差异检验的P值采用费舍尔组合检验(抽样500次)计算得到。

### 3.数字产业创新水平

数字经济作为城市经济增长的新动能,是推动城市高质量发展的关键引擎(许宪春、张美慧,2020),大数据综试区设立的政策效应发挥离不开数字产业的支撑。由此,本文借鉴戴若尘等(2022)的研究思路,基于城市新建企业、专利授权、软件著作权登记、商标注册、吸引外来投资以及风险投资的数量六个指标,通过主成分分析法构建城市数字产业创新发展指标体系。依据政策实施前一年各城市数字产业创新水平的中位数,将研究样本划分为高低两组,表9列(1)—(2)为相应的异质性检验结果。可以发现,试点政策对高数字产业创新水平城市绿色转型的影响更为显著,对低数字产业创新水平城市绿色转型的影响则不显著。数字产业的创新发展不仅能为城市大数据开发与应用提供相应的技术支持与资源保障,还能通过促进数字科技与产业的深度融合,进一步有效发挥大数据综试区设立对城市绿色转型的推动作用。

### 4.初始产业结构差异

城市产业结构高级化表现为产业布局的优化合理,以及经济结构由第一、二产业向第三产业的逐步转移,城市产业结构高级化程度越高意味着当地具有更扎实的数字产业基础,更易形成清洁产业与数字化高端人才的集聚,进而影响大数据综试区政策净效应的发挥。基于

此,本文借鉴蔡海亚和徐盈之(2017)的研究,通过计算各城市的产业结构层次系数来衡量当地的产业结构高级水平,并进一步以产业结构层次系数的中位数为划分依据,将研究样本划分为两组。异质性检验结果如表9列(3)—(4)所示, *Bigdata* 的估计系数仅在高产业结构高级化水平城市样本中显著为正。可能的原因在于,高产业结构高级化水平城市为大数据技术提供了更为完备的引进基础与应用场景,有助于加速产业数字化与数字产业化,进而使得大数据综试区设立对绿色转型的促进作用在产业结构水平越高的城市样本中更为显著。

表9 异质性分析 II

	高数字产业创新水平	低数字产业创新水平	高产业结构高级化水平	低产业结构高级化水平
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Bigdata</i>	0.0365** (0.0149)	0.0124 (0.0121)	0.0454*** (0.0142)	0.0051 (0.0124)
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
组间差异系数P值	0.028		0.004	
样本量	3059	3059	3036	3082
调整的R <sup>2</sup>	0.6305	0.5723	0.6858	0.4739

注:异质性分析的系数组间差异检验的P值采用费舍尔组合检验(抽样500次)计算得到。

### (七)作用机制检验

由前文的理论机制分析可知,绿色技术创新与资源优化配置是大数据综试区设立影响城市绿色转型的两个关键传导渠道。本部分将借鉴江艇(2022)的研究思路进行作用机制检验。本文选取表征城市绿色创新活动产出的绿色专利申请数量(*Gpate*)作为城市绿色创新能力的衡量指标。考虑到城市内部创新要素的流动与融合,有助于城市内各创新主体的低碳创新知识累积,引发创新协同效应进而促进绿色转型。本文再次基于城市绿色专利申请数据,运用拓展的引力模型构建反映城市绿色创新辐射能力的二值无向网络;并结合社会网络分析方法以及网络中心性指标,选取度数中心度作为各城市绿色创新网络效应的衡量指标。度数中心度反映的是*i*城市与其他存在绿色创新链接的城市个数之和,其中,某一城市的绝对度数中心度(*Degabs*)是指与该城市直线相连的其他城市个数;相对度数中心度(*Degrela*)为绝对度数中心度占与该城市最大可能链接数量的比重。城市的度数中心度越高,则意味着该城市在绿色创新网络中与其他城市间的联系越紧密,即该城市更趋近于绿色创新网络的核心位置。表10列(1)—(3)为绿色技术创新效应的作用机制检验结果,可以发现, *Bigdata* 的回归系数始终正向显著。这表明大数据综试区设立的确能通过促进城市开展绿色技术创新,进而推动城市向绿色化转型。

国家级大数据综试区设立能加速数据要素的集聚与共享,充分激发数据要素的资源统筹

功能,通过有效打破各行业与各区域间的市场壁垒进而缓解城市资源错配,在提升城市资源配置效率的同时,也有效推动了城市绿色转型。基于此,本文借鉴刘诚和夏杰长(2023)、陆文力和卢盛荣(2024)的研究,采用生产函数法测算各城市的资源配置扭曲程度,计算过程如下:

首先,假设生产函数形式为具有规模报酬不变的C-D生产函数,取对数后可得: $\ln Y_{it} = \ln A + \alpha \ln K_{it} + \beta \ln L_{it} + \varepsilon_{it}$ 。其中, $Y_{it}$ 为产出变量,用各城市GDP来衡量; $K_{it}$ 为资本存量,利用永续盘存法估算; $L_{it}$ 为劳动力数量,以各城市年末单位从业人员数表示; $\alpha$ 与 $\beta$ 分别为资本与劳动力的产出弹性,基于生产函数方程回归得到。其次,将资本价格 $r$ 设定为10%,劳动力价格 $w$ 以城市职工平均工资表示,依据各要素边际产出与价格的偏离程度衡量资源配置扭曲程度,即 $disK_{it} = |\alpha Y_{it}/r_{it} K_{it} - 1|$ ,  $disL_{it} = |\beta Y_{it}/w_{it} L_{it} - 1|$ ,综合资本与劳动力两个要素的扭曲,得到各城市整体资源配置扭曲程度为 $discity_{it} = disK_{it}^{\alpha/(\alpha+\beta)} disL_{it}^{\beta/(\alpha+\beta)}$ 。最后,计算各城市资源配置扭曲程度值与当年所有城市最大值的比值,来衡量各城市资源错配程度,并将其作为城市资源配置效率的代理变量。表10列(4)为对应的作用机制检验结果,可以看出,*Bigdata*虚拟变量的估计系数显著为负,且在5%水平上显著,这表明大数据综试区设立能降低各城市的资源错配程度,有效提高资源配置效率。

表10 作用机制检验

	<i>Gpate</i>	<i>Degabs</i>	<i>Degrela</i>	<i>Allocation</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Bigdata</i>	0.3409*** (0.1261)	0.1336*** (0.0443)	0.0110*** (0.0037)	-0.0392** (0.0178)
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
样本量	6118	6072	6072	6107
调整的R <sup>2</sup>	0.9104	0.2947	0.6002	0.9193

## 六、进一步分析:空间溢出效应

鉴于我国污染物治理、能源利用效率、区域创新能力等方面存在显著的空间差异性(张兵兵等,2017),在探究大数据综试区试点政策对城市绿色转型的影响时,还应考虑该政策的辐射带动作用,即其是否存在空间溢出效应,进而对邻近城市绿色转型产生显著影响。大数据综试区搭建的环境质量预警指挥平台、污染物在线监控系统、节能减排以及清洁能源设备等基础设施,不仅能强化本区域环境监管能力,提升生产过程的清洁化水平;还能通过绿色产业集聚,推动邻近区域资源利用的集约化,降低其环境污染治理成本。此外,邻近城市可以凭借相近的地理距离与较低的信息获取成本,较充分享受到大数据综试区正向的绿色低碳生产技



术扩散效应以及节能减排知识溢出效应,进行绿色转型。为实证检验大数据综试区设立试点政策是否能对周边城市的绿色转型产生辐射带动作用,依据各城市间的地理距离,本文进一步构建了空间地理距离权重矩阵  $W$ ,  $W$  内的各元素以  $w_{ij}$  表示,其中  $w_{ij}=1/d_{ij}$ ,  $d_{ij}$  为由经纬度坐标计算得到的城市  $i$  与城市  $j$  间的欧式距离。通过构建式(4)所示的双重差分空间自回归模型,识别大数据综试区设立对城市绿色转型的空间影响效应,其中  $\rho$  为空间自相关系数。

$$Gtrans_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 Bigdata_{it} + \rho WBigdata_{it} + \gamma_2 X_{it} + \mu_i + \varphi_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

表 11 展示了大数据综试区设立对城市绿色转型的空间溢出效应检验结果。观察列(1)可以看出,城市绿色转型的空间自回归系数  $\rho$  正向显著,意味着城市绿色转型存在显著的正向空间关联。此外,进一步基于偏微分分解方法,将空间溢出影响分解为直接、间接以及总效应三部分。由列(2)显示的直接效应的实证结果可知,大数据综试区设立对城市绿色转型存在显著正向影响。列(3)表示间接效应的实证结果,  $Bigdata$  的估计系数显著为正,即正向的空间溢出效应存在,表明大数据综试区设立能产生辐射带动作用,会对邻近城市的绿色转型进程产生正向溢出效应。这意味着大数据综试区设立的数据赋能与技术创新,会引发邻近城市模仿学习,如驱动清洁生产技术创新、促进产业结构升级、构建生态产业链等,推动当地城市绿色转型。列(4)为总效应的回归结果,  $Bigdata$  的影响系数仍正向显著,意味着大数据综试区设立对所有城市的绿色转型均能产生显著的推动效应。

表 11 空间溢出效应检验

	<i>Gtrans</i>			
	主效应 (1)	直接效应 (2)	间接效应 (3)	总效应 (4)
<i>Bigdata</i>	0.0155** (0.0060)	0.0163** (0.0064)	0.1226** (0.0569)	0.1389** (0.0627)
$\rho$	2.2612*** (0.0409)			
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
样本量	6118	6118	6118	6118
调整的 $R^2$	0.0268	0.0268	0.0268	0.0268

## 七、研究结论与政策建议

持续推进国家级大数据综试区建设是推动我国城市发展全面绿色转型,实现“双碳”战略目标的重要举措。本文基于纳入时间跨期因素与网络结构的动态网络数据包络分析模型,系统评估了 2000—2022 年中国 266 个地级及以上城市的绿色转型进程;并在厘清大数据综试区

设立影响绿色转型的作用机制前提下,运用双重差分模型检验了这一大数据创新发展战略对城市绿色转型的政策影响效应。研究发现:大数据综试区设立有效推动了城市绿色转型,该结论在进行异质性处理效应检验、置换检验、内生性检验、控制其他政策干扰等多重情形下仍然成立。异质性分析显示,大数据综试区设立对绿色金融发展水平、市场化水平、数字产业创新水平以及产业结构高级化水平较高的城市绿色转型的推动作用更为显著。机制检验发现,绿色技术创新效应以及资源优化配置效应是大数据综试区试点政策推动城市全面绿色转型的关键传导渠道。拓展性分析显示,大数据综试区设立的影响效应存在显著正向空间溢出,不仅有利于本地绿色转型,也对邻近城市绿色转型产生了正向辐射带动影响。

上述研究结论为明晰城市绿色转型关键因素,促进“双碳”战略目标按期实现带来重要政策启示。第一,充分发挥大数据综试区的数据要素赋能和科技创新引领作用,推动城市绿色转型。本文的实证结果表明,大数据综试区设立不仅有利于推进本地城市绿色转型,还会产生正向空间溢出效应促进邻近城市绿色化发展。对此,政府应持续推进大数据平台的建设和完善,重点覆盖重工业集聚区与生态脆弱带,加大在物联网、云计算等大数据技术创新方面的研发投入。在为大数据创新技术发展提供坚实的硬件基础设施的同时,更要注重对大数据领域高素质人才的培养与吸引,通过软硬件协同保障,实现研发资金、知识与经验的有机融合,加速大数据技术创新发展进程。政府还应充分利用超大规模市场优势,在对各领域数据的搜集整合基础上,畅通大数据要素的流通、共享与应用渠道,为数据要素赋能提供坚实的外部保障。

第二,坚持突出特色,强化示范引领,整合多种政策工具,因地制宜推进大数据综试区建设。本文的研究表明,大数据综试区设立对绿色金融发展水平、市场化水平、数字产业创新水平以及产业结构高级化水平较高的城市绿色转型的影响更为显著。对此,各地方政府在大数据综试区建设过程中,应契合本地经济发展与生态环境现状,对公共资源配置、基础设施建设、环境法律法规完善等多种政策工具进行优化整合,因地制宜探索差异化的大数据综试区建设路径。同时,政府应打破条线主义、板块主义及本位主义,打破行政壁垒,构建城市绿色转型协同推进机制,促进绿色低碳创新技术有效扩散,缩小城市间绿色转型差距。

第三,科学引导数据要素在各产业间的流动,提高资源在各行业与各城市间的配置效率。充分发挥大数据创新发展战略的导向性功能,依靠数字信息技术破除绿色生产要素跨产业、跨区域流动的体制障碍和进入壁垒,引导生产要素向绿色高附加值产业转移,提升城市绿色资源配置效率,发挥绿色产业与大数据产业的多片区集聚效应,推动城市绿色转型。此外,还应依托大数据综试区政策优势,鼓励产学研协同,充分发挥科研院所以及行业协会的力量,保障有利于环境污染治理的技术成果早日转化落地及应用;推动“数字环保”工程,构建大数据环境污染治理实时平台,动态监控环境污染物浓度,实现随时发现及精准

治理。

## 参考文献:

- [1] 蔡海亚,徐盈之. 贸易开放是否影响了中国产业结构升级?[J]. 数量经济技术经济研究, 2017, 34(10): 3-22.
- [2] 蔡运坤,周京奎,袁旺平. 数据要素共享与城市创业活力——来自公共数据开放的经验证据[J]. 数量经济技术经济研究, 2024, 41(08): 5-25.
- [3] 曹裕,李想,胡韩莉,等. 数字化如何推动制造企业绿色转型? ——资源编排理论视角下的探索性案例研究[J]. 管理世界, 2023, 39(03): 96-112+126+113.
- [4] 陈明华,张晓萌,刘玉鑫,等. 绿色TFP增长的动态演进及趋势预测——基于中国五大城市群的实证研究[J]. 南开经济研究, 2020(01): 20-44.
- [5] 陈启斐,田真真. 大数据与产业赋能——基于国家级大数据试验区的分析[J]. 南开经济研究, 2023(07): 90-107.
- [6] 陈诗一. 中国各地区低碳经济转型进程评估[J]. 经济研究, 2012(8): 32-44.
- [7] 陈晓红,李杨扬,宋丽洁,等. 数字经济理论体系与研究展望[J]. 管理世界, 2022, 38(02): 208-224+13-16.
- [8] 狄嘉,孙朋飞,苑春荟,等. 数字经济发展驱动创业活跃度——基于国家大数据综合试验区的准自然实验[J]. 数量经济技术经济研究, 2025, 42(01): 157-177.
- [9] 方慧,解欢品,赵庆华. 大数据综合试验区设立、数据要素赋能与企业绿色化转型[J]. 世界经济研究, 2024(11): 93-107+137.
- [10] 韩先锋,郑酌基,肖远飞. 创新驱动政策“双试点”协同赋能与碳排放“量降质升”——来自国家自主创新示范区与创新型城市的证据[J]. 中国人口·资源与环境, 2023, 33(10): 112-123.
- [11] 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(05): 100-120.
- [12] 金培振,殷德生,金桩. 城市异质性、制度供给与创新质量[J]. 世界经济, 2019, 42(11): 99-123.
- [13] 李婧,朱承亮,岳宏志. 中国经济低碳转型绩效的历史变迁与地区差异[J]. 中国软科学, 2013(15): 167-182.
- [14] 李言,朱棋娜. 大数据技术如何影响绿色全要素生产率? ——来自国家大数据综合试验区试点的经验分析[J]. 环境经济研究, 2023, (03): 27-45.
- [15] 刘诚,夏杰长. 线上市场、数字平台与资源配置效率: 价格机制与数据机制的作用[J]. 中国工业经济, 2023(07): 84-102.
- [16] 陆文力,卢盛荣. 贷款利率市场化、银行竞争与城市资源错配研究[J]. 经济学家, 2024(07): 45-56.
- [17] 潘雄锋,彭晓雪,李斌. 市场扭曲、技术进步与能源效率: 基于省际异质性的政策选择[J]. 世界经济, 2017, 40(01): 91-115.
- [18] 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(07): 4-17.
- [19] 史贝贝,冯晨,康蓉. 环境信息披露与外商直接投资结构优化[J]. 中国工业经济, 2019(04): 98-116.
- [20] 史代敏,施晓燕. 绿色金融与经济高质量发展: 机理、特征与实证研究[J]. 统计研究, 2022, 39(01): 31-48.
- [21] 宋德勇,朱文博,丁海. 企业数字化能否促进绿色技术创新? ——基于重污染行业上市公司的考察[J]. 财经研究, 2022, 48(04): 34-48.
- [22] 宋华盛,卢历祺. 大数据发展和企业劳动收入份额——来自“国家级大数据综合试验区”的证据[J]. 经

济学动态,2024(01):111-128.

[23] 万攀兵,杨冕,陈林. 环境技术标准何以影响中国制造业绿色转型——基于技术改造的视角[J]. 中国工业经济,2021(09):118-136.

[24] 王凯,关锐,胡鸣镝,等. 数字经济与碳排放绩效:以中国276个城市为例[J]. 环境科学研究,2023,36(09):1824-1834.

[25] 王林辉,王辉,董重庆. 经济增长和环境质量相容性政策条件——环境技术进步方向视角下的政策偏向效应检验[J]. 管理世界,2020,36(03):39-60.

[26] 王小鲁,胡李鹏,樊纲. 中国分省份市场化指数报告[M]. 北京:社会科学文献出版社,2021.

[27] 谢志祥,秦耀辰,沈威,等. 中国低碳经济发展绩效评价及影响因素[J]. 经济地理,2017,37(03):1-9.

[28] 许文立,孙磊. 市场激励型环境规制与能源消费结构转型——来自中国碳排放权交易试点的经验证据[J]. 数量经济技术经济研究,2023,40(07):133-155.

[29] 许宪春,任雪,常子豪. 大数据与绿色发展[J]. 中国工业经济,2019(04):5-22.

[30] 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(05):23-41.

[31] 余壮雄,陈婕,董洁妙. 通往低碳经济之路:产业规划的视角[J]. 经济研究,2020,55(05):116-132.

[32] 张兵兵,田曦,朱晶. 环境污染治理、市场化与能源效率:理论与实证分析[J]. 南京社会科学,2017(02):39-46.

[33] 张涛,李均超. 网络基础设施、包容性绿色增长与地区差距——基于双重机器学习的因果推断[J]. 数量经济技术经济研究,2023,40(04):113-135.

[34] 张昕蔚. 数字经济条件下的创新模式演化研究[J]. 经济学家,2019(07):32-39.

[35] 张翼飞,王希瑞. 国家级大数据综合试验区建设与减灾能力塑造[J]. 地理研究,2025,44(01):247-262.

[36] 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(06):153-174.

[37] 赵鹏,朱叶楠,赵丽. 国家级大数据综合试验区与新质生产力——基于230个城市的经验证据[J]. 重庆大学学报(社会科学版),2024,30(04):62-78.

[38] Biasi, B., H. Sarsons. Flexible Wages, Bargaining, and the Gender Gap[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2022, 137(1): 215-266.

[39] Borusyak, K., X. Jaravel, J. Spiess. Revisiting Event-Study Designs: Robust and Efficient Estimation[J]. The Review of Economic Studies, 2024, 91(6): 3253-3285.

[40] Cengiz, D., A. Dube, A. Lindner, et al. The Effect of Minimum Wages on Low-Wage Jobs[J]. Quarterly Journal of Economics, 2019, 134(3): 1405-1454.

[41] He, J. X., H. M. Liu, A. Salvo. Severe Air Pollution and Labor Productivity: Evidence from Industrial Towns in China[J]. Applied Economics, 2019, 11(1):173-201.

[42] Lei, M., Z. H. Yin, X. Yu, et al. Carbon-Weighted Economic Development Performance and Driving Force Analysis: Evidence from China[J]. Energy Policy, 2017, 111:179-192.

[43] Li, Y. P., L. X. Zheng, C. Xie, et al. Big Data Development and Enterprise ESG Performance: Empirical Evidence from China[J]. International Review of Economics & Finance, 2024, 93: 742-755.

[44] Liu, H., K. S. Gallagher. Catalyzing Strategic Transformation to a Low-Carbon Economy: A CCS Roadmap for China[J]. Energy Policy, 2010, 38(1): 59-74.

[45] Liu, Q., Y. Lu. Firm Investment and Exporting: Evidence from China's Value-Added Tax Reform[J]. Journal of International Economics, 2015, 97(2): 392-403.

- [46] Ning, Y. D., K. K. Chen, B. Y. Zhang, et al. Energy Conservation and Emission Reduction Path Selection in China: A Simulation Based on Bi-Level Multi-objective Optimization Model[J]. *Energy Policy*, 2020, 137: 111116.
- [47] Qin, Q. D., X. Li, L. Li, et al. Air Emissions Perspective on Energy Efficiency: An Empirical Analysis of China's Coastal Areas[J]. *Applied Energy*, 2017, 185: 604–614.
- [48] Sun, L., S. Abraham. Estimating Dynamic Treatment Effects in Event Studies with Heterogeneous Treatment Effects[J]. *Journal of Econometrics*, 2021, 225(2): 175–199.
- [49] Tone, K., M. Tsutsui. Network DEA: A Slacks-Based Measure Approach[J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 197(1): 243–252.
- [50] Wang, H., Z. P. Chen, X. Y. Wu, et al. Can a Carbon Trading System Promote the Transformation of a Low-Carbon Economy under the Framework of the Porter Hypothesis? —Empirical Analysis Based on the PSM-DID Method[J]. *Energy Policy*, 2019, 129: 930–938.
- [51] Wimbadi, R. W., R. Djalante, A. Mori. Urban Experiments with Public Transport for Low Carbon Mobility Transitions in Cities: A Systematic Literature Review (1990—2020)[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 72: 103023.
- [52] Xu, B., J. B. Chen. How to Achieve a Low-Carbon Transition in the Heavy Industry? A Nonlinear Perspective[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 140: 110708.
- [53] Zhang, Y. R., C. J. Ran. Effect of Digital Economy on Air Pollution in China? New Evidence from the "National Big Data Comprehensive Pilot Area" Policy[J]. *Economic Analysis and Policy*, 2023, 79: 986–1004.
- [54] Zhang, B. B., L. Yu, C. W. Sun. How Does Urban Environmental Legislation Guide the Green Transition of Enterprises? Based on the Perspective of Enterprises' Green Total Factor Productivity[J]. *Energy Economics*, 2022, 10: 106032.

## Can National-Level Big Data Comprehensive Pilot Zone Drive Urban Green Transformation?

Yu Lan, Zhang Bingbing

(College of Economics and Management, Nanjing Agricultural University)

**Abstract:** Promoting urban green transformation with big data innovation and development is an important starting point for achieving the “double carbon” strategic goal and China’s modernization. Based on panel data of 266 prefecture-level and above cities in China from 2000 to 2022, this paper uses a Dynamic Network Slacks-Based Measure model that incorporates time-varying factors and urban network structures to systematically evaluate the green transformation progress of each city. And taking the establishment of the National-level Big Data Comprehensive Pilot Zone (BDCPZ) as a natural experiment, this paper uses the difference-in-difference model to investigate the impact of BDCPZ on the urban green transformation. The study finds that the establishment of BDCPZ significantly promotes urban green transformation, and this conclusion remains robust after conducting heterogeneous treatment effects analysis, replacement test, endogeneity test, controlling for concurrent policy interference, etc. Heterogeneity analysis



shows that the establishment of BDCPZ has a more significant impact on the green transformation of cities with high levels of green finance development, marketization, digital industry innovation, and industrial upgrading. Mechanism analysis shows that the green technology innovation effect and resource optimization allocation effect are the important channels through which BDCPZ promotes urban green transformation. Further expansion analysis shows that the establishment of BDCPZ has a positive spatial spillover effect, and the data empowerment and technological leadership will also have a radiating and driving effect on the green transformation of neighboring cities. Adhering to highlighting characteristics, strengthening big data empowerment and green innovation demonstration, and promoting the construction of BDCPZ according to local conditions are key path choices for promoting urban green transformation.

**Keywords:** National-Level Big Data Comprehensive Pilot Zone; Green Transformation; Green Technology Innovation Effect; Resource Optimization Allocation Effect; Dynamic Network Slacks-Based Measure Model

**JEL Classification:** O14, P28, Q56

(责任编辑:朱静静)