DOI:10.20069/j.cnki.DJKX.2026020

数字引领、低碳发展与城市“减排增效”
——基于“双试点”政策的准自然实验

李兰冰[1]，吴京洪[2]

1. 南开大学 经济与社会发展研究院，天津 300071
2. 南开大学 经济学院，天津 300071

移动端阅读

摘要：以数字化引领城市低碳转型，协调数字中国建设与实现“双碳”目标的关系，是推动高质量发展与实现中国式现代化的重要举措。基于2006—2021年279个地级市面板数据，以国家级大数据综合试验区战略和低碳城市“双试点”政策作为准自然实验，采用多期双重差分法实证研究“双试点”政策对城市减排增效的影响及机制。研究发现，“双试点”政策促进城市减排、提高绿色全要素生产率，发挥减排增效效应；集聚效应和要素效应是减排主要机制，技术效应是增效主要机制；环境规制、公众环境关注度和地方政府竞争对政策效应具有正向调节作用。进一步研究表明，“双试点”政策优于“单试点”政策，国家级大数据综合试验区在增效方面突出，低碳城市政策在减排方面突出，两者协同联动才能释放减排增效的双重红利。据此提出深化政策协同与机制强化，兼顾共性与差异性，因地制宜制定政策，推动“双碳”目标与数字经济协同发展等政策建议。

关键词：低碳转型；减排增效；数字化；政策协同；大数据综合试验区；低碳城市；绿色全要素生产率；集聚效应；要素效应；技术效应

文献标识码：A **文章编号**：1002-2848-2026(02)-0116-15

一、问题提出

当前，中国正处于以中国式现代化全面推进强国建设与民族复兴伟业的关键时期，高质量发展是全面建设社会主义现代化国家的首要任务。中国式现代化既具有各国现代化的共同特征，更体现基于自身国情的中国特色。其中，“人与自然和谐共生的现代化”正是中国式现代化的重要特征之一。中国政府提出“2030年前实现碳达峰、2060年前实现碳中和”，高度契合人与自然和谐共生的发展要求，充分体现了中国主动承担应对全球气候变化责任的大国担当。面对高质量发展这一首要任务，面对“双碳”目标，以减排增效为核心导向的城市绿色发展成为强国建设进程中的重要议题。

回溯中国经济与社会发展历程，2010年国务院启动了低碳城市试点计划，旨在探索城市低碳转型的新路径。低碳转型对城市乃至企业都具有复杂的系统性影响：企业短期内为实现绿色转型可能会因创新成本及治污成本上升而影响生产效率，部分企业还可能存在转型动力不足等问题。随着数字技术与数字经济快速发展，绿色低碳成为数据要素赋能的重要场景之一，数字化转型成为企业、产业乃至城市降本增效及转型升级的关键驱动力。2015年国务院印发了《促进大数据发展行动纲要》，明确提出建设“国家级大数据综合试验区”，旨在加速数据要素市场化配置，推动传统产业与新兴产业融合发展，提升经济体系

基金项目：教育部哲学社会科学研究重大课题攻关项目(20JZD028)。

作者简介：李兰冰，女，南开大学经济与社会发展研究院教授，博士生导师，研究方向为区域政策评估；吴京洪，女，南开大学经济学院博士研究生，研究方向为区域产业分析，电子邮箱为wu13370629886@163.com。

整体竞争力。尽管数字经济显著催化了经济体系的结构性转型，提升了生产效率，但数字基础设施对海量数据的存储与处理也成为能源消耗与温室气体排放的重要来源，能源消耗激增与碳排放攀升问题同样不容忽视。从政策层面看，在“双碳”目标实现过程中，迫切需要培育数字经济成为驱动绿色转型的关键引擎，同时也需要调整低碳政策，以推动数字经济实现低碳化目标。协调数字化与低碳化关系，对于推动中国经济结构转型与高质量发展具有重大意义。国家级大数据综合试验区和低碳城市试点作为建设数字中国与践行“双碳”目标的重要举措，两类政策协同实施能否有效实现“数字化”与“低碳化”双轮驱动、推动新时代经济高质量发展，成为兼具理论与现实意义的重要议题。

本研究主要回顾两类相关文献。第一类文献主要聚焦绿色发展的影响因素研究。现有文献从两类视角梳理了绿色发展影响因素：一方面，基于经济活动和发展方式转变的研究强调产业结构升级[1]、经济集聚[2]、绿色技术进步[3]对节能减排的积极影响，同时也发现人均国内生产总值（GDP）的提高[4]、出口规模扩张[5]可能阻碍绿色发展进程；另一方面，基于地方政府政策目标及行为特征的研究，主要围绕混合碳税政策改善环境质量[6]、财政分权增加碳排放[7]、环境规制提升绿色全要素生产率[8]等展开。第二类文献主要聚焦数字经济政策与低碳城市政策效应研究。关于国家级大数据综合试验区的研究主要涉及三个方面。一是通过政策考察数字技术经济效应，证实数字经济对地区全要素生产率[9]、企业数字化转型[10]及地区产业赋能[11]的促进作用；二是探讨大数据综合试验区的社会效益，发现数字经济显著提升劳动收入份额[12]、促进就业水平提高[13]；三是挖掘大数据带来的环境效益，研究发现数字转型不仅能显著降低企业排污水平[14]，还能改善空气质量[15]。针对低碳城市政策效应，现有研究主要关注其绿色发展效应，包括促进绿色技术创新[16]、提高绿色全要素生产率[17]。此外，低碳转型的就业效应[18]等也逐渐受到关注。现有文献为本文研究奠定了基础，但仍存在可拓展之处：一方面，相较于聚焦单一政策的研究，统筹考虑数字化与低碳化两类政策的协同效果及相互作用机制具有研究潜力；另一方面，与单一维度政策效果评估相比，同时考虑减排与增效双维度目标的政策评估仍具有创新潜力。

本文主要的边际贡献有三点。第一，将数字经济与“双碳”目标置于统一分析框架，通过聚焦国家级大数据综合试验区与低碳城市“双试点”政策的实施效果，深入剖析政策组合对城市“减排”和“增效”的复合影响。第二，基于集聚效应和要素效应考察“双试点”政策“减排”效应的传导机制，并基于技术效应探究其“增效”效应的传导机制。第三，量化比较“单试点”政策与“双试点”政策在“减排增效”上的差异化效果，不仅揭示“双试点”政策相较于“单试点”政策的潜在优势，也为理解不同政策设计在应对复杂经济与环境挑战时的效能提供新的视角。

二、理论分析与研究假说

国家级大数据综合试验区旨在通过创新驱动加速产业革新，催生新能源与脱碳技术等绿色产业，助力传统产业绿色低碳转型。低碳城市旨在促进生态文明与绿色低碳发展，确保实现中国控制温室气体排放行动目标，按政策预期应具有碳减排作用[19]。综合来看，国家级大数据综合试验区有利于提高绿色经济效率、赋能低碳转型，低碳城市战略有利于减排降碳、助力数字经济可持续发展。一方面，政策相互配合有利于促使试点城市加强环境监管、提高市场准入标准，推动高污染行业向低碳经济转型，有效减少碳排放和其他污染物；另一方面，以大数据为依托，有利于推动企业加速绿色技术创新与产业结构升级，提高整体经济效率。从总体上看，两类政策相互协同，有利于统筹实现“减排”与“增效”的双重效益目标。具体而言，“双试点”政策主要通过“集聚效应”和“要素效应”两个渠道发挥“减排”效应。

一是集聚效应。从产业集聚角度，数字技术发展加快信息传播，增强市场透明度，使资源更高效地向优势产业和企业集中，加速产业集群形成。数字经济进一步扩大集聚区的地理空间优势和知识溢出效应，促使企业向产业集聚区聚集。服务业和制造业形成的产业集聚通过释放劳动力储备、共享中间投入以及知识溢出，降低中间品价格、提高生产率和污染减排技术，从而实现污染减排。同时，以构建低碳产业体系为目标的低碳城市政策会促使污染密集型传统产业转出或加快实现传统产业与新兴产业融合发展，有效实现碳减排。从人口和人才集聚角度，大数据试验区和低碳试点城市均享有政府政策优惠，主要体现在税收减免、财政补贴与人才激励等方面，吸引战略性新兴产业和数字人才流入。短期来看，劳动力

和资本集中可能引发经济规模扩张，从而增加能源需求与环境压力；长期来看，人口集聚有利于发挥规模经济效应、优化资源配置，有助于降低碳排放。无论短期还是长期，规模效应均有助于降低能耗强度。此外，人才集聚效应提升地区高价值知识储备的多元化，人才作为新兴生产投入，有利于推进经济结构转型升级，弱化高耗能、高污染及高排放传统生产要素的影响与依赖。

二是要素效应。数字经济优化要素配置的内在机制主要有三条路径。第一，依靠强大的信息搜索与数据分析能力，实现市场信号的实时传递与精确解析，确保需求与供给精准匹配，降低资源寻找成本，避免要素闲置或过度利用。第二，通过促进信息流动，加强产品间联系，深化范围经济效应，以范围经济效应提升要素配置效率。第三，依托网络化协作，扩大资本和劳动力自由流动的空间，促成网络化分工协作体系对传统生产组织形式的替代，最大限度提高本地要素利用效率。除此之外，低碳试点城市为达成节能减排和经济发展的多维目标，通过供给侧结构性改革促使高排放且低生产效率企业搬迁或停产退出，布局绿色低碳战略性新兴产业或现代服务业，推动城市产业结构升级换代，引导生产要素从低生产率行业流向高生产率行业，提高行业间要素配置效率。部分具备增长潜力的企业基于长期经济利益的考量，自发选择提高企业内部资源配置效率，减少或消除环境成本压力。两类政策协同配合将更有效地减少因资源配置扭曲引致的能源消耗，进而达到减排目标。

“双试点”政策主要通过技术效应渠道发挥“增效”效应。绿色全要素生产率可分解为绿色技术进步和绿色技术效率提升两个方面。从技术进步角度分析，大数据等数字技术作为生产投入的新技术，推动经济活动形态与效率重塑。数字经济可通过提供智能化平台、优化绿色技术研发信息传递渠道、布局共享型绿色技术发展网络、推动新能源新材料等战略性新兴产业间信息共享与资源整合，为绿色技术进步奠定基础。在数字新基建赋能下，绿色技术进步可从工业生产源头出发，提高绿色全要素生产率。同时，低碳城市战略推动低碳发展，引导或强制产业及微观经济主体进行绿色技术创新。作为追求利润最大化且面临政府环境规制和社会责任约束的微观经济主体，部分企业选择自主研发或引进技术设备，提高绿色技术水平，促进绿色全要素生产率增长。从技术效率提升角度分析，数字经济依靠数据驱动和智能化生产流程，使生产资料使用效率最大化。一方面，实现数据资源高效利用与开放共享，突破地理空间限制，促进要素处理与整合，提高关键生产要素使用效率；另一方面，通过技术溢出构建组织间信息系统，利用产业链优化经济系统，降低上下游产业交易摩擦与信息沟通成本，从而提升经济活动效率。根据波特假说理论，合理的环境规制政策可激发企业创新补偿效应。在低碳城市试点政策约束下，地方政府逐底竞争压力减弱，通过设立低碳发展扶持基金引导和激励微观主体进行低碳技术创新，提升城市整体的绿色创新效率。在数字经济引领与环境规制双重推动下，绿色经济效率将进一步提升。基于上述分析，本文提出如下假说：

假说1：国家级大数据综合试验区和低碳城市“双试点”政策能实现“减排增效”的双重效果。

假说2：集聚效应和要素效应是“双试点”政策实现减排效应的主要渠道。

假说3：技术效应是“双试点”政策实现增效效应的主要渠道。

三、研究设计

（一）模型设定

本文采用渐进双重差分（DID）模型评估国家级大数据综合试验区与低碳城市“双试点”政策对“减排增效”的政策冲击效果，拟采用时间与城市双向固定效应模型，以缓解内生性因素干扰。针对减排效应的计量模型设定如下：

$$\ln CO_{2c,t}=\alpha+\beta tre_{c,t-1}+\gamma X_{c,t}+\varphi_t+\omega_c+\varepsilon_{c,t} \quad (1)$$

其中，被解释变量$\ln CO_{2c,t}$为城市污染物排放强度的对数；核心解释变量$tre_{c,t}$表示城市c在t时刻是否为“双试点”城市；为减弱反向因果可能性，本文将政策虚拟变量滞后一期；$X_{c,t}$为控制变量，衡量其他因素对减排的影响；φ_t为时间固定效应，ω_c为城市固定效应；$\varepsilon_{c,t}$为随机扰动项；β为本文重点关注的系数，衡量“双试点”对减排的影响。针对增效效应的计量模型设定如下：

$$GTFP_{c,t}=\alpha+\beta tre_{c,t-1}+\gamma X_{c,t}+\varphi_t+\omega_c+\varepsilon_{c,t} \tag{2}$$

其中，$GTFP_{c,t}$表示第t年c城市的绿色全要素生产率。

（二）数据来源

考虑到数据可获得性，本文采用2006—2021年中国279个地级及以上城市作为研究样本，其中国家级大数据综合试验区试点城市有80个，低碳城市试点城市有121个，同时为“双试点”城市有46个。变量数据主要来源于《中国城市统计年鉴》《中国城市建设统计年鉴》《中国统计年鉴》及各省市统计年鉴，个别缺失数据采用插值法予以补充。

（三）变量测度

1.核心解释变量

本文核心解释变量为国家级大数据综合试验区与低碳城市“双试点”政策的虚拟变量。其中，低碳城市试点表示城市绿色低碳转型的冲击变量，国家级大数据综合试验区则作为地区数字经济发展水平的代理变量。

主要考虑以下两方面因素：一是大数据是数字经济发展的核心要素，而国家级大数据综合试验区的建立旨在统筹数据资源、加强大数据产业集聚、培育数字经济新业态，其政策重点与数字经济核心驱动力高度契合；二是大数据综合试验区的设立通过数字政策支持、数字技术基础设施及数字经济效益等，为数字经济发展提供支撑并影响地区数字经济发展水平。具体而言，按照是否同时为国家级大数据综合试验区示范城市和“低碳城市”构造虚拟变量（*tre*）：当城市同时成为“国家级大数据综合试验区”示范城市和低碳城市时，该年度及以后年度*tre*赋值1，否则赋值0。

2.被解释变量

碳排放强度。本文借鉴吴建新等[20]的方法，基于连续动态分布计算二氧化碳排放量，并对其作对数处理。

绿色全要素生产率。本文使用非径向方向距离函数（NDDF）测算绿色全要素生产率。根据以往研究，构造了一个同时包含期望产出（正常经济产出）和非期望产出（污染物排放）的绿色效率分析框架。设$\boldsymbol{g}=(g_x,g_{y^d},g_{y^u})\in R_+$为投入、期望产出和非期望产出对应的方向向量，则非径向方向性距离函数定义为：

$$D(x,y^d,y^u;g)=\sup\{\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\beta;(x,y^d,y^u)+g\,\mathrm{diag}(\boldsymbol{\beta})\in T\} \tag{3}$$

其中，$\boldsymbol{w}=(w_x,w_{y^d},w_{y^u})^{\mathrm{T}}$为投入、期望产出和非期望产出对应的标准化权重向量$\boldsymbol{\beta}=(\beta_x,\beta_{y^d},\beta_{y^u})^{\mathrm{T}}\geqslant 0$。根据研究需要，本文选取权重为$\boldsymbol{W}=(1/9,1/9,1/9,1/3,1/3)^{\mathrm{T}}$。一是借鉴李江龙等[21]的研究，假设投入、期望产出和非期望产出同等重要，因此三者赋予同等权重。二是投入包括劳动投入、资本投入和能源投入，因此每项赋予权重1/9。三是期望产出只有一项，赋予权重1/3。四是非期望产出只有一项，赋予权重1/3。

用于测算绿色全要素生产率的指标包括投入和产出两部分。投入指标包括劳动投入、资本投入和能源投入。现有文献大多选取各城市年末单从业人员数来衡量劳动投入，资本投入多采用永续盘存法进行估算，利用公式$K_t=I_t/P_t+(1-r_t)K_t-1$计算t期的固定资本存量（万元），并将数据调整为以2006年为基期；能源投入方面，由于部分地级市仅提供辖区内规模以上工业企业的能源消费数据，结合城市总体生活用电和燃气数据，本文选取全年市辖区用电量作为能源投入指标。产出指标中，期望产出指标选取以2006年为不变价格计算的各地级市实际GDP衡量；非期望产出指标选取各地级市工业废水排放量、工业二氧化碳排放量和工业烟尘排放量。为避免各污染物间的相关性及统计口径差异带来的影响，本文利用熵值法进行无量纲处理，将上述指标拟合为环境污染综合指标。根据上述指标，本文测算出绿色全要素生产率增速，并以2006年为基期进行累乘，获得累积绿色全要素生产率。

3.控制变量

为尽可能减少因遗漏变量造成的内生性问题，参考现有文献，选取以下控制变量：经济发展水平（*PGDP*），用人均地区生产总值来衡量；城市人口规模（*POP*），用人口密度的对数表示；金融发展水平（*FIA*），用年末金融机构存贷款占GDP比重的对数表示；产业结构（*Str*），用第三产业增加值占GDP比重表示；科学支出（*Sci*），用政府科学支出的对数表示；城镇化率（*UR*），用年末城镇人口占总人口比例表示。

四、影响效应与机制分析

（一）基准回归结果

国家级大数据综合试验区战略和低碳城市“双试点”政策对城市“减排增效”的基准回归结果见表1。由第（1）（2）列结果可知，在未加入控制变量和加入控制变量的情况下，“双试点”政策对二氧化碳排放量的估计系数均显著为负，有效促进“减排”效应；第（3）（4）列结果显示，“双试点”政策对绿色全要素生产率的估计系数显著为正，有效发挥“增效”作用。因此，“双试点”政策实现了“减排增效”的双重红利，研究假说1得到验证。

表1 “双试点”政策对城市减排增效的基准回归结果

变量	$\ln CO_2$		*GTFP*	
	（1）	（2）	（3）	（4）
“双试点”政策	−0.312***	−0.313***	0.321***	0.354***
	（0.076）	（0.076）	（0.082）	（0.075）
控制变量	否	是	否	是
观测值数	4 464	4 464	4 464	4 464
R^2	0.899	0.901	0.472	0.505

注：1. ***表示在1%的水平下显著。

2. （）内为聚类标准误，在城市层面进行聚类。

3. 城市和年份固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

（二）稳健性检验①

1.平行趋势检验

本文借鉴Jacobson提出的事件研究法进行平行趋势检验。成为“双试点”前后城市二氧化碳排放量和绿色全要素生产率的变化情况显示，成为“双试点”之前年度对二氧化碳排放量的影响均不显著，说明在此期间，处理组与对照组在二氧化硫排放量变动趋势上一致；而成为“双试点”一年之后，处理组与对照组的差异显著，满足平行趋势假设。同理，结果显示，成为“双试点”之前年度对绿色全要素生产率的影响系数不显著，成为“双试点”之后影响系数显著，也满足平行趋势假设。

2.替代被解释变量

本文基于夜间灯光数据并借鉴Chen等[22]的算法测算县级二氧化碳排放量，将数据按照每年行政区划加总至城市层面，并取对数表示城市碳排放强度。同时，使用EBM-DEA模型测算GML指数，以2006年为基期累乘得到各城市绿色全要素生产率。回归结果显示，“双试点”政策对二氧化碳排放量的系数在1%的水平下显著为负，对绿色全要素生产率的影响在1%的水平下显著为正，验证了政策“减排增效”的作用。

3.替代核心解释变量

在以国家级大数据综合试验区表征数字经济的基础上，本文进一步选取数字经济单一指标和综合指

① 囿于篇幅，部分结果留存备索。

标作为替代变量。一是数字经济单一指标。参考周晓光等[23]的做法，将宽带互联网接入用户数量（百万个）作为数字经济的替代指标。二是数字经济综合指标。借鉴赵涛等[24]的方法，从互联网发展和数字普惠金融两个维度采用熵值法计算数字经济发展综合指数。在此基础上，分别构建两种数字经济连续变量与低碳城市政策虚拟变量的交互项，回归结果显示，在数字经济引领下，城市低碳转型仍能实现“减排增效”的双重红利，印证本文核心结论的稳健性。

4. 倾向得分匹配—双重差分法

考虑到试点城市自身经济特征可能导致选择性偏误，本文采用倾向得分匹配法缓解样本选择偏差造成的内生性问题，并通过核匹配法、半径匹配法、1∶1近邻匹配法进行稳健性检验，估计系数均在1%的水平下通过显著性检验。

5. 安慰剂检验

由于结果可能受其他不可观测的因素影响，本文通过安慰剂检验判断双试点政策的“减排增效”作用是否受这些因素的影响。随机抽取46个城市作为虚假处理组，其余城市作为虚假的对照组，计算“双试点”政策对碳排放量和绿色生产率的估计系数，并重复500次，得到500个回归系数及对应P值，结果显示，回归系数集中于0附近且服从正态分布，P值基本远离0，大部分回归结果不显著；“减排”效应的回归系数与“增效”效应的回归系数均与伪回归系数存在显著差异，以上均表明整体回归结果稳健。

6. 非随机选择影响检验

为避免试点政策非随机选择的影响，基准回归模型加入城市基准因素与时间线性趋势的交互项，包括城市是否属于“两控区”、是否位于胡焕庸线东侧、是否为经济特区、是否为副省级城市、是否为省会城市及是否为北方城市。结果显示，估计系数均在1%的水平下显著。

7. 聚类层级到省份—年份

为进一步保证稳健性，本文将标准误聚类至省份—年份层级。回归结果显示，“双试点”政策显著抑制二氧化碳排放并提高绿色全要素生产率。

8. 剔除其他政策干扰

考虑到“宽带中国”“智慧城市”“碳排放权交易试点城市”等政策可能影响回归结果，将上述政策试点的虚拟变量加入基准回归模型。剔除同期政策干扰后，核心解释变量系数仍显著，再次验证研究结论的稳健性。

9. 多期DID处理效应异质性

由于处理效应在组间或异期可能存在异质性，传统双向固定效应模型的估计系数可能出现负权重，使双向固定效应估计系数的符号与真实估计系数相反。本文采用培根分解减小可能存在的偏误。结果显示，“后处理与先处理”权重较小，“处理组与从未处理组”权重占比99.5%，对双向固定效应估计结果影响有限，进一步说明基准结果稳健。进一步采用组别—时期平均处理效应、堆叠回归估计量及两阶段双重差分分析，各组回归系数与基准回归结论一致。

10. 合成DID

本文使用合成DID估计量及其动态扩展形式评估“双试点”对“减排增效”的效应。静态效应显示，“减排”平均处理效应和“增效”平均处理效应均在1%的水平下显著。动态合成差分法估计结果显示，政策初期“减排增效”效果略低于预期，但2017年以后逐渐走向正轨，“减排增效”取得实质性进展。静态与动态效应均充分验证说明“双试点”政策的“减排增效”，基准回归结论稳健。

（三）异质性分析

1. 城市特征异质性

一是资源禀赋异质性。本文按照国务院发布的《全国资源型城市可持续发展规划（2013—2020年）》

将样本城市划分为资源型城市和非资源型城市，并依据国务院资源枯竭城市名单，将部分问题尖锐的资源型城市归为资源枯竭城市，最终确定资源枯竭城市、资源非枯竭城市和非资源型城市三类样本城市。回归结果如表2所示，“双试点”政策对资源非枯竭型城市“减排增效”的影响并不显著，这可能是由于资源尚未枯竭城市产业路径依赖严重且结构单一，短期内难以推动既有经济模式转型。相比之下，非资源型城市产业发展模式较为灵活，对资源依赖程度较低，因此“双试点”政策更容易产生“减排增效”的双重红利。同时，“双试点”政策能够显著降低资源枯竭城市的碳排放并提高其绿色全要素生产率。资源枯竭型城市的传统资源行业日渐衰退，正处于产业转型的关键时期，数字经济与低碳城市政策的结合具有高技术含量、低环境成本的特点，能够有效促进城市转型。

表2 资源禀赋异质性检验估计结果

变量	资源枯竭城市		资源非枯竭城市		非资源型城市	
	(1)lnCO_2	(2)*GTFP*	(3)lnCO_2	(4)*GTFP*	(5)lnCO_2	(6)*GTFP*
“双试点”政策	−0.245**	0.365**	−0.042	0.144	−0.356***	0.342***
	(0.107)	(0.142)	(0.234)	(0.255)	(0.085)	(0.084)
观测值数	384	384	1 440	1 440	2 640	2 640
R^2	0.899	0.485	0.871	0.526	0.920	0.515

注：1. **和***分别表示在5%和1%的水平下显著。

2. ()内为聚类标准误，在城市层面进行聚类。

3. 城市和年份固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

二是植被碳汇异质性。碳汇能力又称碳吸收能力，主要指城市植被发挥的碳吸收能力。本文利用遥感数据归一化植被指数反映植被覆盖程度，从而衡量城市碳汇能力。回归结果如表3第(1)(2)(5)(6)列所示，“双试点”政策的“减排”效应与“增效”效应均在低植被碳汇能力的城市中更强，而在高植被碳汇能力的城市中不显著。高植被碳汇的城市具有较强的碳吸收能力，城市二氧化碳含量维持在较低水平，从而缩小了“双试点”政策降碳和增效的空间，导致政策的边际收益下降。

三是能源消费结构异质性。能源消费结构是影响城市碳排放和能源利用效率的重要因素。本文以省级煤炭消费占能源消费总量的比重衡量能源消费结构清洁化水平，并以2006年样本初期能源消费结构作为划分标准：若该地区能源消费结构低于样本中位数，则划分为能源消费结构清洁化城市；反之，则划分为能源消费结构非清洁城市。回归结果如第(3)(4)(7)(9)列所示，“双试点”政策在能源消费结构清洁化城市中“减排增效”效用更显著。能源消费结构清洁化城市已实现初步的能源结构优化，具备先进的能源管理体系和节能技术，政策实施后的边际改进成本较低，为后续绿色新技术的引进与扩散提供了有利条件，使“双试点”政策能够高效地发挥效应。

表3 植被碳汇、能源消费结构异质性检验估计结果

变量	lnCO_2				*GTFP*			
	(1)高植被碳汇	(2)低植被碳汇	(3)能源消费结构清洁化	(4)能源消费结构非清洁化	(5)高植被碳汇	(6)低植被碳汇	(7)能源消费结构清洁化	(8)能源消费结构非清洁化
“双试点”政策	−0.085	−0.463***	−0.285***	−0.219	0.138	0.515***	0.364***	0.274
	(0.101)	(0.096)	(0.085)	(0.158)	(0.085)	(0.105)	(0.085)	(0.202)
观测值数	2 240	2 224	2 240	2 224	2 240	2 224	2 240	2 224
R^2	0.888	0.898	0.907	0.919	0.502	0.521	0.604	0.545
系数组间差异检验P值	<0.001***		<0.001***		<0.001***		<0.001***	

注：1. ***表示在1%的水平下显著。

2. ()内为聚类到城市层面的稳健标准误。

3. 异质性分析的系数组间差异检验P值采用费舍尔组合检验计算得到。

4. 城市和年份固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

2.政府行为异质性

一是经济增长目标异质性。地方的经济增长与低碳环保任务在一定时间内存在相互替代关系，经济增长目标较高的城市通常设置较低的环保节能目标。本文以样本期初2006年经济增长目标为划分标

准：若城市经济增长目标高于样本中位数，则取值为1，否则取值为0。表4第(1)(2)列回归结果显示，“双试点”政策在两类城市中均对碳排放有抑制作用，但该抑制作用在低经济增长目标城市中更强。第(5)(6)列结果显示，“双试点”政策的增效作用在低经济增长目标城市中更显著。一方面，经济增长压力较小的城市更愿意承担低碳技术和清洁能源的引入成本，较少受既有高碳基础设施锁定效应影响，从而降低低碳转型阻力；另一方面，经济增长目标较低时，地方政府可能更重视环境质量和可持续发展，使低碳政策更容易获得政治支持和资源倾斜，从而优化政策实施效果。

二是财政分权异质性。财政分权机制使地方政府在一定程度上获得经济与行政管理权限，财政分权程度的差异会影响政府制定政策自主权及落实力度。本文以单位人口的市级财政收入与单位人口的各级政府财政收入之比衡量财政分权程度。表4第(3)(4)(7)(8)列回归结果表明，“双试点”政策的减排效应仅在高程度财政分权地区显著，而增效效应在两类城市中均发挥了显著作用，但在高程度财政分权地区作用更强。这表明财政分权程度高的地方政府具有更强的资源调配能力和经济自主权，能够有效支撑政策实施所需的物质资源，使“双试点”政策在该地区更好地实现“减排增效”。

表4　政府行为异质性检验估计结果

变量	$\ln CO_2$				$GTFP$			
	(1)高经济增长目标	(2)低经济增长目标	(3)高程度财政分权	(4)低程度财政分权	(5)高经济增长目标	(6)低经济增长目标	(7)高程度财政分权	(8)低程度财政分权
“双试点”政策	−0.234**	−0.527***	−0.435***	−0.081	0.141	0.576***	0.404***	0.229**
	(0.112)	(0.107)	(0.082)	(0.114)	(0.094)	(0.117)	(0.098)	(0.112)
观测值数	2 198	2 266	2 240	2 224	2 198	2 266	2 240	2 224
R^2	0.903	0.925	0.911	0.851	0.558	0.622	0.520	0.534
系数组间差异检验P值	<0.001***		<0.001***		<0.001***		<0.001***	

注：1. *、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平下显著。

2. ()内为聚类到城市层面的稳健标准误。

3. 异质性分析的系数组间差异检验P值采用费舍尔组合检验计算得到。

4. 城市和年份固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

3. 国家级大数据综合试验区类型异质性

国家级大数据综合试验区具备不同的功能属性和发展定位，包括跨区域类(发挥辐射带动效应)、区域示范类(聚焦地方特色产业)以及大数据基础设施类。为进一步探讨各类大数据试验区可能产生的异质性影响，本文分别检验了以上三类综合试验区与低碳城市的政策协同作用，回归结果如表5所示。区域示范类综合试验区与低碳城市的协调作用能显著促进城市“减排增效”，有助于发挥区域内政策协同效应；跨区域类综合试验区与低碳城市的交互项在5%的水平下显著抑制碳排放、在1%的水平下提高绿色全要素生产率，但系数小于区域示范类综合试验区，这可能由于跨区域政策的协商成本较高，以及不同区域间初始数字资源禀赋存在差异，使跨区域政策协同效果略有下降。而大数据基础设施统筹发展试验区未表现出显著的“减排增效”作用，该类试验区主要整合数据资源、提供数据存储服务，前期大数据基础设施运行产生大量能耗，导致“减排”效应不显著，且所在地区数字技术发展水平相对滞后，尚未形成完整的数字产业链，因此经济收益不明显。

(四)机制检验

1.“减排”效应机制探究

一是集聚效应。理论上，“双试点”政策可以通过集聚效应减少二氧化碳排放。人口与经济活动的集聚能够通过基础设施共享提升资源使用效率，减少重复建设和浪费，同时促进知识和技术溢出，加速低碳技术和管理实践的创新与扩散，从而降低人均能耗和碳排放。为检验该机制，本文分别考察“双试点”政策对人口集聚、人才集聚和产业集聚的影响。其中，人口集聚以城市人口密度衡量；人才集聚参考白俊红等[25]的方法，用科研、技术服务和地质勘查业从业人员数与信息传输、计算机服务和软件业从业人员数之和占城市总从业人员比重衡量；产业集聚分为制造业和生产性服务业集聚，分别通过制造业区位熵和

服务业区位熵测算。回归结果如表6第(1)(2)列结果所示,“双试点”政策对人口与人才集聚均产生正向影响,人口与人才的集聚进一步降低碳排放。对于产业集聚,回归结果如表6第(3)(4)列所示,“双试点”政策促进制造业和服务业集聚。制造业与服务业集聚带来规模经济和专业化分工,减少中间产品和服务,从而减少资源浪费。同时,企业间共享基础设施、能源供应和物流网络,减少重复建设,进一步降低单位产出的碳排放。

表5 国家级大数据综合试验区类型异质性检验估计结果

变量	区域示范类综合试验区		跨区域类综合试验区		大数据基础设施统筹发展类综合试验区	
	(1)lnCO_2	(2)*GTFP*	(3)lnCO_2	(4)*GTFP*	(5)lnCO_2	(6)*GTFP*
区域示范类综合试验区×低碳城市	−0.442***	0.448***				
	(0.098)	(0.085)				
跨区域类综合试验区×低碳城市			−0.245**	0.311***		
			(0.101)	(0.100)		
大数据基础设施统筹发展类综合试验区×低碳城市					−0.007	0.105
					(0.501)	(0.696)
观测值数	4 464	4 464	4 464	4 464	4 464	4 464
R^2	0.900	0.497	0.900	0.494	0.899	0.486

注:1. **和***分别表示在5%和1%的水平下显著。

2. ()内为聚类标准误,在城市层面进行聚类。

3. 城市和年份固定效应已控制,控制变量估计结果留存备索。

二是要素效应。基于理论机制分析,本文对“双试点”政策与要素错配的关系展开进一步检验,参考陈永伟等[26]的研究,计算各城市的资本扭曲指数和劳动力扭曲指数,以衡量要素错配程度。回归结果如表6第(5)(6)列所示,“双试点”政策显著降低资本与劳动要素扭曲,说明“双试点”政策能够矫正地区资源错配。在政策引导下,较低的要素扭曲程度有助于缓解资源错配、提升经济效率,推动经济社会向低碳发展路径转型。由此假说2得到验证。

表6 “减排”效应机制检验估计结果

变量	(1)人口集聚	(2)人才集聚	(3)制造业集聚	(4)服务业集聚	(5)资本要素扭曲	(6)劳动要素扭曲
“双试点”政策	0.016**	0.005**	0.034**	0.060**	−0.097**	−0.055*
	(0.007)	(0.002)	(0.014)	(0.030)	(0.048)	(0.030)
观测值数	4 464	4 464	4 464	4 464	4 464	4 464
R^2	0.996	0.836	0.864	0.750	0.738	0.695

注:1. *和**分别表示在10%和5%的水平下显著。

2. ()内为聚类标准误,在城市层面进行聚类。

3. 城市和年份固定效应已控制,控制变量估计结果留存备索。

2.“增效”效应机制探究

为探究“双试点”政策对绿色全要素生产率的促进作用是由绿色技术进步还是绿色技术效率提高主导,本文利用Malmquist指数法分解各地级市绿色技术进步和绿色技术效率,回归结果如表7所示。第(1)(2)列结果显示,“双试点”政策对绿色技术进步具有显著促进作用,而对技术效率虽呈正向影响,但系数不显著。因此,“双试点”政策对绿色全要素生产率的促进作用主要是通过促进绿色技术进步实现。这表明“双试点”政策旨在推动根本性技术变革,而非仅在现有技术水平下进行效率调整,体现了对长期可持续发展和深层次经济结构调整的政策导向。为进一步探究绿色技术进步的传导路径,本文从绿色技术创新和绿色技术引进[27]两个角度分析。依据世界知识产权组织发布的绿色专利清单对专利进行分类号筛选,并通过国家知识产权局平台检索绿色发明型和实用型专利信息,按照专利邮编信息匹配至地级市,获得城市绿色专利申请数量,并用人均绿色专利申请量加1的自然对数衡量绿色技术创新。技术引进由引进技术经费支出、消化吸收经费支出、购买境内技术经费支出及技术改造经费之和度量,并按城市GDP与省份GDP的比值得到城市层面技术引进数据,再进行对数化处理。第(3)列回归结果显示,“双试点”政策显著促进绿色技术创新,从而提高绿色技术水平。第(4)列回归结果显示,“双试点”政策显著

促进绿色技术引进。因此，试点城市通过绿色技术自主创新和技术引进促进绿色技术进步。由此，假说3得到验证。

表7　“增效”效应机制检验估计结果

变量	(1)绿色技术进步	(2)绿色技术效率	(3)绿色技术创新	(4)绿色技术引进
“双试点”政策	0.158***	0.104	0.142***	0.833***
	(0.051)	(0.064)	(0.042)	(0.112)
观测值数	4 464	4 464	4 464	4 464
R^2	0.681	0.515	0.854	0.882

注：1. ***表示在1%的水平下显著。

2. ()内为聚类标准误，在城市层面进行聚类。

3. 城市和年份固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

五、进一步分析

(一)调节效应分析

政府和公众的行为通常对政策实施效果具有重要影响，因此在政策评估中需充分考量外部环境。本文从环境规制强度、公众环境关注度和地方政府竞争强度三个角度探究外部环境对“双试点”政策效果的调节作用，具体模型如下：

$$Y_{c,t}=\beta_0 tre_{c,t-1}+\beta_1 tre_{c,t-1}\times M_{c,t}+\beta_2 M_{c,t}+\gamma X_{c,t}+\varphi_t+\omega_c+\varepsilon_{c,t} \tag{4}$$

其中，被解释变量$Y_{c,t}$分别表示碳排放量和绿色全要素生产率；$M_{c,t}$为调节变量；$tre_{c,t-1}\times M_{c,t}$是核心解释变量与调节变量的交互项。环境规制强度通过各地区二氧化硫、工业粉尘、工业废水排放的污染物综合指数衡量[28]；公众环境关注度通过百度指数中“雾霾”和“环境污染”两个关键词的电脑端搜索指数衡量；地方政府竞争强度借鉴张军等[29]的研究，利用人均外国直接投资规模衡量。回归结果如表8所示。

表8　调节效应检验估计结果

变量	环境规制强度调节		公众关注度调节		地方政府竞争调节	
	(1)lnCO_2	(2)$GTFP$	(3)lnCO_2	(4)$GTFP$	(5)lnCO_2	(6)$GTFP$
“双试点”政策	−0.283***	0.309***	−0.153*	0.229**	−0.181**	0.273***
	(0.079)	(0.075)	(0.091)	(0.091)	(0.092)	(0.090)
“双试点”政策×环境规制强度	−0.618**	0.961***				
	(0.291)	(0.361)				
“双试点”政策×公众关注度			−0.004***	0.003***		
			(0.001)	(0.001)		
“双试点”政策×地方政府竞争					−0.645***	0.397*
					(0.190)	(0.219)
观测值数	4 464	4 464	4 464	4 464	4 464	4 464
R^2	0.901	0.510	0.902	0.510	0.902	0.508

注：1. *、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平下显著。

2. ()内为聚类到城市层面的稳健标准误。

3. 城市和年份固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

第(1)(2)列结果显示，环境规制强度与核心解释变量的交互项分别在1%的水平下显著为负、在5%的水平下显著为正，表明“双试点”政策在环境规制较强地区的“减排增效”效应更明显。一方面，严格环境规制向市场主体传达了政府执行高标准环保要求的信号，促使企业主动调整战略、提前布局，推动生产过程清洁化与高效化；另一方面，强化环境规制背景下的市场机制发挥筛选功能，无法适应新环境标准的企业将面临淘汰，进一步巩固环境规制的正向激励效果。

第(3)(4)列结果显示，公众环境关注度与核心解释变量的交互项系数均在1%的水平下显著，说明公众环境关注度对“减排增效”效应具有显著正向调节作用。公众关注形成社会监督力，提高政策实施透

明度和有效性；高度环保意识促使公众通过多种渠道参与决策和环境保护行动，推动政策落地；同时，公众关注度会促进企业投资绿色技术、优化生产流程，维护良好的企业形象和社会责任，直接贡献于区域的减排增效目标。

第(5)(6)列回归结果显示，地方政府竞争与核心解释变量的交互项分别在5%的水平下显著为负、在1%的水平下显著为正，表明地方政府竞争越强，“双试点”政策的减排增效效果越明显。地方政府为追求经济增长与环境保护协调发展而投入更多资源，优质生态环境成为地方政府吸引资源的核心竞争力，进一步推动环保政策的实施效果。

(二)政策协同效应分析

在深入探讨“双试点”政策的协同效应前，本文量化评估了单一试点政策对城市“减排增效”的具体效果。首先，评估数字经济对城市“减排增效”的影响。剔除所有低碳试点城市，以国家级大数据综合试验区试点城市为实验组，非试点城市为对照组，其估计系数为国家级大数据综合试验区的政策净效应。表9第(1)(2)列结果显示，国家级大数据综合试验区显著提高绿色全要素生产率，但对城市二氧化碳排放量的影响不显著。这表明，以算力平台为基础的大数据综合试验区存在高耗能问题，导致能源消耗与碳排放总量上升，因此仅靠数字经济政策难以实现碳减排效应。同理，为评估低碳城市的“减排增效”效应，剔除所有大数据综合试验区试点城市，对比低碳试点城市与非试点城市的政策效果。第(3)(4)列结果显示，低碳城市政策显著降低城市碳排放量，但未能显著提高绿色全要素生产率。这是因为“低碳城市”作为命令型环境规制，通过强制性措施迫使企业达到环境标准，同时增加企业减排和治污成本。此外，根据“污染避难说”，部分企业可能选择跨地迁移而非就地创新，削弱了环境规制倒逼企业从事创新的波特效应，从而降低经济效率。因此，低碳城市不能实现“增效”效应。

综上所述，单试点政策不能发挥“减排增效”的双重效果。进一步分析表明，“双试点”政策的效果明显优于单一试点。仅保留已成为国家级大数据综合试验区或低碳城市的样本，以“双试点”城市为实验组，以“单试点”城市为对照组，此时反映“双试点”的政策净效应。估计结果如表9第(5)(6)列所示，相较于“单试点”政策，“双试点”政策能更有效促进城市“减排增效”。

表9 政策协同效应检验估计结果

变量	单试点：国家大数据综合试验区		单试点：低碳城市		政策协同效应检验	
	(1)lnCO_2	(2)*GTFP*	(3)lnCO_2	(4)*GTFP*	(5)lnCO_2	(6)*GTFP*
大数据试验区	−0.021	0.189**				
	(0.103)	(0.078)				
低碳城市			−0.083*	0.016		
			(0.049)	(0.041)		
大数据试验区×低碳城市					−0.424***	0.318***
					(0.099)	(0.083)
观测值数	2 528	2 528	3 184	3 184	2 170	2 170
R^2	0.873	0.470	0.897	0.510	0.927	0.532

注：1. *、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平下显著。

2. ()内为聚类到城市层面的稳健标准误。

3. 城市和年份固定效应已控制，控制变量估计结果留存备索。

六、主要结论与政策启示

本文基于数字经济和“双碳”目标的时代背景，评估国家级大数据综合试验区和低碳城市双试点政策在经济与环境上的双重效益，分析了政策作用机制、异质性表现及外部因素调节效应，并进一步比较了单试点与“双试点”的差异性政策效应，为政策协同提供新的视角与解释。研究发现有五点。第一，国家级大数据综合试验区与低碳城市“双试点”政策能够显著降低碳排放、提升绿色全要素生产率，实现“减排增效”的双重红利。第二，集聚效应和要素效应是“双试点”政策减排的主要渠道，技术进步效应是“双试点”

政策提高绿色全要素生产率的主要作用机制。第三，基于城市禀赋异质性视角，“双试点”政策在非资源型城市、低植被碳汇城市和能源消费结构清洁化城市的减排增效效应更为显著；基于地方政府行为异质性视角，在经济增长目标较低及财政分权程度较高的城市中政策效应更为显著；基于大数据试验区类型的异质性视角，区域示范类和跨区域类试验区的政策协同效应更加显著。第四，环境规制强度、公众环境关注度和地方政府竞争均能有效促进政策效应发挥。第五，“双试点”政策效果优于“单试点”政策，国家级大数据综合试验区在增效方面表现突出，而“低碳城市”试点在减排方面表现突出，两者协同有利于实现“减排增效”双重红利。综合以上研究结论，本文提出以下政策建议：

第一，深化政策协同与机制强化。国家级大数据综合试验区战略和低碳城市“双试点”政策，应从政策协同、机制强化与监督保障三方面深化落实。在政策协同上，应建立跨部门联动机制，将数字基础设施建设纳入低碳城市评价指标体系，同时在大数据试验区布局中优先考虑低碳技术研发与应用场景，形成政策合力。机制强化方面，要着力放大集聚效应，通过税收减免、财政补贴等政策，持续吸引数字人才与绿色产业向试点城市集聚，构建产业集聚与污染减排的良性循环。监督保障层面，需完善政策实施监测评估体系，建立碳排放强度与绿色全要素生产率双核心考核指标，结合公众监督与政府监管，确保政策红利充分释放。

第二，兼顾共性与差异性，因地制宜制定政策。进一步关注政策在不同地区间实施的共性与差异性，既要充分发挥试点城市的示范效应、提炼可复制模式，也应秉持因地制宜原则制定政策，精准匹配政策工具与地区需求。在推广试点经验时，需系统梳理共性规律，提炼产业集聚培育、数字技术赋能、要素优化配置等可复制的核心机制，编制标准化政策实施指南，供非试点城市参考借鉴。同时，坚持因地制宜精准施策，基于城市异质性特征构建差异化政策工具箱，确保政策供给与地方禀赋、发展阶段、治理能力精准匹配。

第三，推动“双碳”目标与数字经济协同发展。既要通过低碳战略积极应对数字经济可能产生的排放问题，又要通过数字经济降低减碳可能带来的效率与秩序波动失衡，通过强化叠加与联动效应，优化政策的实施效果。一方面，针对数字经济发展中数字基础设施高耗能、碳排放攀升的问题，需将低碳理念贯穿数字经济全链条，制定数字基础设施能耗标准，推广绿色数据中心建设，鼓励企业运用数字技术优化能源消耗结构，降低碳排放强度。另一方面，借助数字经济破解减碳过程中的效率难题，利用大数据、人工智能等技术优化环境规制执行效率，搭建绿色技术创新与转化平台，促进绿色专利成果落地应用；通过数字化手段完善要素配置机制，降低企业减排成本，缓解“污染避难说”带来的产业迁移问题，强化环境规制的波特效应，从而形成“数字赋能低碳、低碳规范数字”的良性互动格局，为经济高质量发展注入持久动力。

参考文献：

[1] 王文举，向其凤．中国产业结构调整及其节能减排潜力评估[J]．中国工业经济，2014，32(1)：44-56.
WANG W J，XIANG Q F. Adjustment of industrial structure and the potential assessment of energy saving and carbon reduction[J]. China Industrial Economics，2014，32(1)：44-56.

[2] 邵帅，张可，豆建民．经济集聚的节能减排效应：理论与中国经验[J]．管理世界，2019，35(1)：36-60.
SHAO S，ZHANG K，DOU J M. Effects of economic agglomeration on energy saving and emission reduction：theory and empirical evidence from China[J]. Journal of Management World，2019，35(1)：36-60.

[3] 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.
SHAO S，FAN M T，YANG L L. Economic restructuring，green technical progress，and low-carbon transition development in China：an empirical investigation based on the overall technology frontier and spatial spillover effect[J]. Journal of Management World，2022，38(2)：46-69.

[4] 王锋，吴丽华，杨超．中国经济发展中碳排放增长的驱动因素研究[J]．经济研究，2010，45(2)：123-136.
WANG F，WU L H，YANG C. Driving factors for growth of carbon dioxide emissions during economic development in China[J]. Economic Research Journal，2010，56(2)：123-136.

[5] 李锴，齐绍洲．贸易开放、经济增长与中国二氧化碳排放[J]．经济研究，2011，46(11)：60-72.

LI K, QI S Z. Trade openness, economic growth and carbon dioxide emission in China[J]. Economic Research Journal, 2011,57(11):60-72.

[6] 蔡栋梁,闫懿,程树磊.碳排放补贴、碳税对环境质量的影响研究[J].中国人口·资源与环境,2019,29(11):59-70.
CAI D L, YAN Y, CHENG S L. Research on the impact of carbon emission subsidies and carbon taxes on environmental quality[J]. China Population, Resources and Environment,2019,29(11):59-70.

[7] 张克中,王娟,崔小勇.财政分权与环境污染:碳排放的视角[J].中国工业经济,2011,29(10):65-75.
ZHANG K Z, WANG J, CUI X Y. Fiscal decentralization and environmental pollution: from the perspective of carbon emission[J]. China Industrial Economics,2011,29(10):65-75.

[8] 李斌,彭星,欧阳铭珂.环境规制、绿色全要素生产率与中国工业发展方式转变:基于36个工业行业数据的实证研究[J].中国工业经济,2013,31(4):56-68.
LI B, PENG X, OUYANG M K. Environmental regulation, green total factor productivity and the transformation of China's industrial development mode: analysis based on data of China's 36 industries[J]. China Industrial Economics, 2013,31(4):56-68.

[9] 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.
QIU Z X, ZHOU Y H. Development of digital economy and regional total factor productivity: an analysis based on national big data comprehensive pilot zone[J]. Journal of Finance and Economics,2021,47(7):4-17.

[10] 石玉堂,王晓丹.大数据综合试验区设立能否驱动企业数字化转型:基于准自然实验的实证研究[J].科学学研究,2024,42(7):1482-1492.
SHI Y T, WANG X D. Can the establishment of a big data comprehensive pilot zone drive the digital transformation of enterprises: empirical research based on quasi-natural experiments[J].Studies in Science of Science,2024,42(7):1482-1492.

[11] 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,2023,39(7):90-107.
CHEN Q F, TIAN Z Z. Big data and urban innovation: evidence from a national-comprehensive big data pilot area[J]. Nankai Economic Studies,2023,39(7):90-107.

[12] 卜寒,高远东,寻舟.大数据如何影响劳动收入份额:来自国家级大数据综合试验区的证据[J].南方经济,2023,41(11):62-82.
BU H, GAO Y D, XUN Z. Can big data increase the labor income share: evidence from national big data comprehensive pilot zones[J]. South China Journal of Economics,2023,41(11):62-82.

[13] 沈坤荣,乔刚,谭睿鹏.国家级大数据综合试验区设立与就业增长[J].中国工业经济,2024,42(12):5-23.
SHEN K R, QIAO G, TAN R P. The construction of national-level comprehensive big data pilot zone and employment growth[J]. China Industrial Economics,2024,42(12):5-23.

[14] 韩峰,黄敏,姜竹青.企业数字化、网络地位与污染减排[J].世界经济,2024,47(2):204-232.
HAN F, HUANG M, JIANG Z Q. Enterprise digitalization, network status and pollution reduction[J]. The Journal of World Economy,2024,47(2):204-232.

[15] 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.
GUO B N, WANG Y, ZHANG H. Does digital economy improve urban air quality: quasi natural experiment based on national big data comprehensive pilot zone[J]. Journal of Guangdong University of Finance & Economics,2022,37(1):58-74.

[16] 徐佳,崔静波.低碳城市和企业绿色技术创新[J].中国工业经济,2020,38(12):178-196.
XU J, CUI J B. Low-carbon cities and firms' green technological innovation[J]. China Industrial Economics,2020,38(12):178-196.

[17] 王亚飞,陶文清.低碳城市试点对城市绿色全要素生产率增长的影响及效应[J].中国人口·资源与环境,2021,31(6):78-89.

WANG Y F，TAO W Q. Influence and effect of China’s pilot low-carbon city initiative on urban green total factor productivity growth[J]. China Population，Resources and Environment，2021，31(6)：78-89.

[18] 王锋，葛星.低碳转型冲击就业吗：来自低碳城市试点的经验证据[J].中国工业经济，2022，39(5)：81-99.
WANG F，GE X. Can Low-carbon transition impact employment：empirical evidence from low-carbon city pilot policy[J]. China Industrial Economics，2021，39(6)：78-89.

[19] 谢伏瞻.论新工业革命加速拓展与全球治理变革方向[J].经济研究，2019，54(7)：4-13.
XIE F Z. The direction of global governance adjustment in the context of accelerated expansion of the new industrial revolution[J]. Economic Research Journal，2019，54(7)：4-13.

[20] 吴建新，郭智勇.基于连续性动态分布方法的中国碳排放收敛分析[J].统计研究，2016，33(1)：54-60.
WU J X，GUO Z Y. Research on the convergence of carbon dioxide emissions in China：a continuous dynamic distribution approach[J]. Statistical Research，2016，33(1)：54-60.

[21] 李江龙，徐斌.“诅咒”还是“福音”：资源丰裕程度如何影响中国绿色经济增长?[J].经济研究，2018，53(9)：151-167.
LI J L，XU B. Curse or blessing：how does natural resource abundance affect green economic growth in China? [J]. Economic Research Journal，2018，53(9)：151-167.

[22] CHEN J D，GAO M，CHENG S L，et al. County-level CO_2 emissions and sequestration in China during 1997-2017[J]. Scientific Data，2020，7(1)：1-12.

[23] 周晓光，肖宇.数字经济发展对居民就业的影响效应研究[J].中国软科学，2023，38(5)：158-170.
ZHOU X G，XIAO Y. Research on the impact of digital economy development on residents’ employment[J]. China Soft Science，2023，38(5)：158-170.

[24] 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，2020，36(10)：65-76.
ZHAO T，ZHANG Z，LIANG S K. Digital economy，entrepreneurship，and high-quality economic development：empirical evidence from urban China[J]. Journal of Management World，2020，36(10)：65-76.

[25] 白俊红，张艺璇，卞元超.创新驱动政策是否提升城市创业活跃度：来自国家创新型城市试点政策的经验证据[J].中国工业经济，2022，40(6)：61-78.
BAI J H，ZHANG Y X，BIAN Y C. Does innovation-driven policy increase entrepreneurial activity in cities：evidence from the national innovative city pilot policy[J]. China Industrial Economics，2022，40(6)：61-78.

[26] 陈永伟，胡伟民.价格扭曲、要素错配和效率损失：理论和应用[J].经济学(季刊)，2011，10(4)：1401-1422.
CHEN Y W，HU W M. Distortions，misallocation and losses：theory and application[J]. China Economic Quarterly，2011，10(4)：1401-1422.

[27] 王班班，齐绍洲.有偏技术进步、要素替代与中国工业能源强度[J].经济研究，2014，49(2)：115-127.
WANG B B，QI S Z. Biased technological progress，factor substitution and China’s industrial energy intensity[J]. Economic Research Journal，2014，49(2)：115-127.

[28] 董直庆，王辉.环境规制的“本地—邻地”绿色技术进步效应[J].中国工业经济，2019，37(1)：100-118.
DONG Z Q，WANG H. Local-neighborhood effect of green technology of environmental regulation[J]. China Industrial Economics，2019，37(1)：100-118.

[29] 张军，高远，傅勇.中国为什么拥有了良好的基础设施?[J].经济研究，2007，53(3)：4-19.
ZHANG J，GAO Y，FU Y. Why does China enjoy so much better physical infrastructure?[J]. Economic Research Journal，2007，53(3)：4-19.

编辑：张静，王磊

Digital Leadership, Low-Carbon Development, and Urban "Emission Reduction and Efficiency Enhancement" —A Quasi-Natural Experiment Based on the "Dual Pilot" Policy

LI Lanbing[1], WU Jinghong[2]

1. Institute of Economic and Social Development, Nankai University, Tianjin 300071, China
2. School of Economics, Nankai University, Tianjin 300071, China

Summary Leading urban low-carbon transitions with digitalization and coordinating the construction of Digital China with the achievement of the "dual carbon" strategic goals are crucial measures for promoting high-quality economic development and realizing Chinese-style modernization.

Based on panel data from 279 prefecture-level cities between 2006 and 2021, this paper takes the "National Big Data Comprehensive Pilot Zone" strategy and the dual pilot construction of low-carbon cities as quasi-natural experiments, and employs a multi-period difference-in-differences method to empirically study the effects and mechanisms of the "dual pilot" policy on urban emission reduction and efficiency enhancement. The findings indicate that the "dual pilot" policy promotes urban emission reduction and improves green total factor productivity, that is, exerting the effect of urban emission reduction and efficiency enhancement; agglomeration effects and factor effects are important mechanisms for the "dual pilot" policy to achieve urban emission reduction, while technological effects are important mechanisms for achieving urban efficiency enhancement; environmental regulation, public environmental attention, and local government competition play positive moderating roles in the policy effects. Further research shows that the "dual pilot" effect is superior to that of the "single pilot" policy. The "National Big Data Comprehensive Pilot Zone" performs outstandingly in efficiency enhancement, while the low-carbon city policy performs outstandingly in emission reduction. Only the synergistic linkage of the two policies can release the dual dividend of emission reduction and efficiency enhancement.

This study provides a reference for how to balance emission reduction and efficiency enhancement in the low-carbon transition of cities, and offers new empirical evidence and policy insights for policy coordination and cooperation.

Keywords low-carbon transition; emission reduction and efficiency enhancement; digitalization; policy coordination; big data comprehensive pilot zone; low-carbon city; green total factor productivity; agglomeration effect; factor effect; technology effect