DOI:10.19511/j.cnki.jee.2023.03.002

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

李　言　朱棋娜*

摘要：能源消耗和环境污染已成为约束中国经济高质量发展的重要问题，而大数据技术是改善能源问题和实现绿色发展的重要技术。本文基于国家大数据综合试验区试点政策，结合2007—2019年中国城市面板数据，从大数据技术视角切入，采用双重差分模型，实证分析大数据技术对绿色全要素生产率的影响效应及其作用机制。研究发现：大数据技术能够显著提升绿色全要素生产率，且上述影响通过了稳健性检验。大数据技术对技术效率和技术进步都具有显著的提升作用，且其对沿海地区和绿色全要素生产率较高城市的绿色全要素生产率提升作用更大。大数据技术将通过推动产业结构升级和激发绿色创新活动渠道提升绿色全要素生产率。本文建议重视大数据技术对绿色发展的作用，因地制宜推进大数据技术发展，引导产业结构升级与绿色创新。

关键词：大数据技术；国家大数据综合试验区试点；绿色全要素生产率；产业结构升级；绿色创新

一、引言

进入二十一世纪以来，中国在经济快速发展的同时面临着日益严峻的气候环境问题。为了改善经济发展对能源消耗和环境污染产生的不良影响，中国经济正加速向绿色高质量的发展方式转变。中国提出“2030年前实现碳达峰、2060年前实现碳中和”这个重大战略目标，意在构建人与自然生命共同体，实现人类可持续发展，而提高绿色全要素生产率是实现碳达峰和碳中和目标的必经之路（Luo et al.，2022）。提高绿色全要素生产率将会鼓励企业引入清洁技术、循环经济和节能措施，最大限度地减少资源的浪费和排放物的释放，实现资源的可持续

*李言（通讯作者），浙江工商大学经济学院，邮政编码：310018，电子邮箱：shushiyanliang@163.com；朱棋娜，浙江工商大学经济学院，邮政编码：310018，电子邮箱：zhuqn2002@163.com。

本文系浙江省自然科学基金探索项目“城市轨道交通对劳动力配置效率的影响研究”（LQ21G030004）、国家自然科学基金青年项目“人才型住房政策对城市劳动力配置效率的影响研究”（72004202）的阶段性成果。感谢匿名审稿专家的修改建议，文责自负。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

利用。此外,推动绿色全要素生产率的提高能够降低环境负荷,实现环境保护与经济发展的协同,即鼓励企业在开展生产活动中关注减少碳排放和节能减排,以应对气候变化,推动低碳经济的发展。随着中国数字经济进入快速发展阶段,数字经济逐步成为最具潜力和活力的经济模式,对要素配置效率和资源利用率的提升起到重要作用(荆文君、孙宝文,2019)。为了进一步推动数字经济发展,中国在2016年实施了国家大数据综合试验区试点政策,为实现"碳达峰"和"碳中和"目标带来了新的契机。国家大数据综合试验区试点的建设涵盖多个领域,在产业发展层面,国家大数据综合试验区试点旨在培育和扶持一批有潜力的大数据企业,推动大数据在金融、医疗、物流、智慧城市等领域的应用和创新,鼓励企业进行技术研发和创新实践,推动大数据产业发展壮大。在基础设施建设层面,国家大数据综合试验区试点注重基础设施的建设和完善,包括数据中心、云计算平台、高效网络等信息基础设施的建设,以应对大数据存储、处理和传输的需求。大数据技术对绿色全要素生产率具有重要影响,其一方面能够提供准确的环境数据和资源信息,为政府制定绿色发展规划提供依据,另一方面支持城市的智能化和精细化管理,提高资源利用效率。

本文基于国家大数据综合试验区试点的准自然实验,利用双重差分模型,结合2007—2019年城市层面相关数据,实证分析大数据技术对绿色全要素生产率的影响效应及其异质性,以此评估政府推动的数字经济发展政策对绿色全要素生产率的影响。DID模型分析是相关政策效应评估研究主要采用的分析方法(范洪敏、米晓清,2021;张司飞、孙逸昕,2022),能够较好地解决内生性问题,更好地识别政策冲击所产生的经济效应。在机制分析部分,本文基于已有研究结论,从产业结构升级和绿色创新活动两个渠道构建大数据技术对绿色全要素生产率的作用机制,并对其进行实证检验,一方面进一步肯定了产业结构升级和绿色创新活动在推动绿色发展方面的重要性,另一方面为后续相关研究提供了理论框架的构建思路。最后,基于以上分析,从数字经济角度,尤其是政府推动的数字经济发展政策角度,提出推动经济绿色转型发展的有效政策建议。

与现有研究相比,本文的边际贡献在于:第一,考察大数据技术对绿色全要素生产率的影响效应。现有研究从多个角度考察了数字经济发展对绿色发展的影响效应,但多数研究主要从数字经济整体视角展开分析,而随着研究的深入和发展战略的推进,需要从更加具体的角度展开分析。本文从大数据技术角度切入,侧重于从数字经济内部视角思考数字经济发展对绿色发展的影响效应。随着数字经济的快速发展,国家或地方制定了诸多数字经济发展战略,因此,评估国家大数据综合试验区建设的经济效应有助于从政府治理角度理解数字经济发展战略带来的经济效应。第二,从理论角度对大数据技术影响绿色全要素生产率的作用机制进行研究。结合大数据技术的经济效应,本文从产业结构升级与绿色技术创新这两个渠道构建大数据技术对绿色全要素生产率的影响路径,为后续相关研究提供机制分析思路。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

二、文献综述

自20世纪50年代Solow(1957)的开创性工作以来,通过全要素生产率衡量经济质量的方法得到了丰富和完善。随着全球环境污染的不断加剧,环境监管的重要性日益凸显,可持续发展受到越来越多的关注,对绿色发展的研究也越来越多。绿色全要素生产率将非期望产出纳入指标体系,考虑了环境因素(Jorgenson & Stiroh,2000),比全要素生产率更能全面客观地反映经济增长质量。有关绿色全要素生产率影响因素的研究主要集中在绿色投资、绿色创新和环境规制等方面。Song等(2021)对绿色投资影响效应的研究发现绿色投资能够大幅提升绿色全要素生产率。Tong等(2022)研究发现严格的环境规制显著提升了中国的绿色全要素生产率,且绿色金融、绿色技术、绿色科技和外商直接投资也显著提升了绿色全要素生产率。Chen等(2023)通过实证分析发现绿色金融对绿色全要素生产率的提升发挥了重要作用。

数字经济对社会发展各方面的影响效应较为广泛。现有研究表明,数字经济对经济增长(张勋等,2019)、经济高质量发展(赵涛等,2020)、绿色发展(孙文远、周浩平,2022;李江龙等,2023)等方面都具有重要影响。关于数字经济对城市绿色全要素生产率的影响,已有研究从多个角度展开了探讨。根据Wen等(2021)的研究,中国工业领域的ICT投资可以帮助企业实现绿色增长,从而提升绿色全要素生产率。余进韬等(2022)研究发现数字金融对绿色全要素生产率的提升作用相当显著,且能够缓解区域间绿色增长鸿沟。Lyu等(2023)发现数字经济对绿色全要素生产率的作用呈现正向影响效应和空间溢出效应。邹静等(2023)发现数字经济不同维度的发展为绿色全要素生产率提升提供了重要支撑。

伴随中国信息网络的普及和人工智能的不断推进,大数据作为数字经济的核心已经成为推动中国经济向高质量发展的一股关键力量。数据兼具资本和劳动力的双重属性,能够推动各个行业、各个领域提高质量、提高效率。现有研究从多个角度分析了大数据技术对全要素生产率和创新的影响,且实证分析大多基于国家大数据综合试验区政策。邱子迅和周亚虹(2021)利用2013—2017年我国地级市面板数据,研究发现大数据综合试验区的建立能够显著提高地区全要素生产率,且这种促进作用是由纯技术进步主导的。张益豪和郭晓辉(2023)利用2010—2019年沪深两市A股上市公司数据,研究发现大数据综合试验区的建立能够通过提高试点地区企业对大数据相关技术的运用程度、促进企业创新、改善企业经营能力三条途径提高企业全要素生产率。陈文和常琦(2022)利用2013—2019年我国沪深两市A股上市公司数据,研究发现大数据综合试验区的建立能够有效赋能企业提高绿色创新绩效。随着研究的推进,不少研究从其他角度考察大数据技术的经济效应。张慧等(2023)利用2009—2019年中国285个地级市和上市公司面板数据,研究发现国家大数据综合试验区建设显著提升了

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

城市创新水平。Chatterjee等（2022）在对中小企业可持续发展的研究中发现大数据能够推动创新并维持中小企业的供应链稳定的运作。Guo等（2023）利用国家大数据综合试验区政策来评估数字经济对城市经济发展的影响，发现数字经济能够通过加速人力资本积累和推动绿色技术创新促进城市高质量发展。

现有研究从多个角度考察了数字经济对绿色全要素生产率的影响效应，且多数研究肯定了数字经济对绿色全要素生产率具有推动作用。与此同时，关于大数据技术方面的研究也在不断增加，作为数字经济的重要组成部分，关注大数据技术的经济效应能够从数字经济内部更好地评估数字经济对绿色发展的影响，而现有研究直接关注大数据技术影响绿色全要素生产率较少（李玥，2022；张玉琴，2023）。与已有相关研究相比，本文不仅丰富了作用机制方面的构建思路，从产业结构升级和绿色创新活动两个渠道构建作用机制，还在绿色全要素生产率指标构建方面考虑更加多样的投入要素，包括土地投入，并从供水总量、供气总量和全社会用电量角度衡量能源投入。本文首先从产业结构升级和绿色创新活动两个渠道构建大数据技术影响绿色全要素生产率的作用机制，然后基于国家大数据综合试验区试点冲击，结合中国城市层面2007—2019年相关数据，利用DID模型，考察大数据技术对绿色全要素生产率的影响效应及其异质性，并对作用机制进行实证检验。

三、机制分析

产业结构升级是经济高质量发展的关键指标，对于国家改善经济增长方式与促进节能减排有重要影响（Cheng et al.，2018）。从微观层面来看，大数据技术能够提升企业对数据的可获得性，加速信息整合，推动试验区内企业信息化改革，对区域人力资本的积累与质量的提升发挥重要影响，从而取代低端劳动力，推动企业提效增绩，加快地区产业结构的合理化升级（夏杰长、袁航，2023）。从宏观层面看，基于产业集聚理论，大数据技术能够实现产业结构与市场结构、能源结构之间的最优匹配，促进产业数字化转型（史丹，2022），使以第二产业为主导的产业结构向以第三产业为主导的服务业转变，而现代服务业的能耗与污染排放明显低于资本密集型和能源密集型产业（Cao et al.，2021）。因此大数据技术能够通过推动产业结构升级，进而提升绿色全要素生产率。基于此，本文提出第一个研究假说。

假说1：大数据技术通过推动产业结构升级提升绿色全要素生产率。

绿色创新对推动可持续发展具有重要意义，是绿色全要素生产率增长的根本源泉（Yan et al.，2020），也被视为提升绿色全要素生产率增长的关键路径（Luo et al.，2021）。绿色创新活动主要通过政府改革与企业的自我革新，在大数据技术对绿色全要素生产率的影响机制中发生作用。首先，大数据技术的应用使得信息的高效率传播得到较高程度的实现，能够实现数据的公开透明、存储与集体维护（梁琦等，2021）。政府部门通过对大数据技术的合理利用来

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

提升管理能力，推动信息的公开透明，更好地实现市场监管和维护市场秩序，激发绿色创新活动。其次，企业利用大数据的优势降低交易费用，提高供求关系间对接精度，使得生产与销售决策更具针对性（戴艳娟等，2023），加速内部革新，实现产品研究开发向数据驱动方向发展，减少技术研究开发的不确定性，鼓励创新活动（许芳等，2020）。此外，企业通过对各种互联网技术与绿色相关技术的相互融合，不断进行生产设备的升级，降低高能耗生产设备的使用频率进而减轻产品生产过程对环境的污染（Wu et al.，2021）。因此，大数据技术对政府改革与企业自我革新具有重要意义，能够鼓励绿色创新活动，进而提升绿色全要素生产率的增长。基于此，本文提出第二个研究假说。

假说2：大数据技术通过激发绿色创新活动提升绿色全要素生产率。

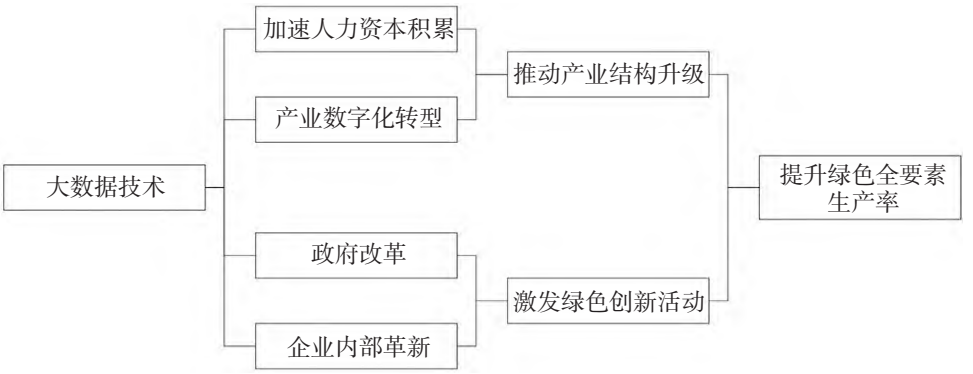


图1　大数据技术对绿色全要素生产率影响的理论机制

四、研究设计

（一）模型设定

本文采用DID模型分析大数据技术对绿色全要素生产率的影响，模型设定如下：

$$gml_sg_{i,t}=c+\beta bigdatax_{i,t}+\sum_{j=1}^{6}\alpha^{j}X_{i,t}^{j}+\gamma_i+\theta_t+\varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

式（1）中，被解释变量（*gml_sg*）为绿色全要素生产率，解释变量为大数据技术水平（*bigdatax*），如果是大数据综合试验区的城市取1，为实验组，否则取0，为控制组。控制变量（*X*）主要从对外开放度（*fdir*）、政府财政支出规模（*gov*）、经济规模（lng*dp*）、政府科技经费支出规模（*sice*）、交通基础设施（*highx*）和城市品牌建设（*cityx*）等角度对其他影响因素进行控制。模型估计过程中，采用面板双向固定效应模型，θ_t 表示控制了不随时间变化的时间固定效应，γ_i 表示控制了不随个体变化的地区固定效应。$\varepsilon_{i,t}$ 表示随机误差项，并假设服从正态分布。

基于前文的机制分析，结合江艇（2022）的研究，进一步采用面板双向固定效应模型对

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

大数据技术影响绿色全要素生产率的作用机制进行检验。面板双向固定效应模型设定如下：

$$mech_{i,t}=c+\beta bigdatax_{i,t}+\sum_{j=1}^{6}\alpha^{j}X_{i,t}^{j}+\gamma_{i}+\theta_{t}+\varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

式(2)中，*mech* 表示机制变量，包括产业结构升级（*indup*）和绿色创新活动（*greenin*），控制变量与式(1)相同。

(二)数据处理

本文选取了2007—2019年的中国城市层面的数据，并剔除了缺失值较多的城市样本，最后保留275个城市2007—2019年的数据样本。本文采用数据全部来自历年《中国城市统计年鉴》、国家知识产权局和各个地方政府网站，关于被解释变量、解释变量、机制变量和控制变量的处理过程如下：

(1)被解释变量绿色全要素生产率（*gml_sg*）参考叶宇平和王展祥(2023)的研究，在构建SBM模型基础上，进一步利用GML指数分析绿色全要素生产率的效率动态变化。Tone(2001)以传统DEA方法为基础，在对全要素生产率的测度中引入了超效率的SBM方向性距离函数。Ananda和Hampf(2015)利用GML指数计算澳大利亚城镇供水行业的绿色全要素生产率，并在此基础上对其有效单元进行了二次评估，从而实现了更为精确的绿色全要素生产率的度量。SBM-GML指数模型将环境污染纳入到测度中，可以有效地弥补传统DEA模型的不足，从而能够更加全面地衡量绿色全要素生产率。有鉴于此，本文对绿色全要素生产率的测度也选用该模型。在投入与产出指标方面，选取资本、土地、劳动和能源作为要素投入的考察指标。其中资本投入采用永续盘存法，以2007年为基期核算城市各年固定资本形成总额，得到资本存量数据；土地投入采用城市建成区面积衡量；劳动投入采用城市三次产业从业人数之和衡量；能源投入以供水总量、供气总量和全社会用电量衡量。在期望产出方面，以各城市的实际GDP来衡量，使用GDP平减指数，将名义GDP调整为以2007年为基准的实际GDP，以剔除价格波动的影响。非期望产出利用工业废水、二氧化硫和工业烟尘排放量衡量。

(2)解释变量（*bigdatax*）为虚拟变量，根据国家大数据综合试验区试点，实验组为试点城市，控制组为非试点城市，将建成国家大数据综合试验区的城市下一年及其后年份的虚拟变量设定为1，其他情形均设定为0。2016年第一批试点为贵州省；2016年第二批试点包括两个跨区域类综试区（京津冀、珠江三角洲），四个区域示范类综试区（上海、河南、重庆、沈阳），一个大数据基础设施统筹发展类综试区（内蒙古）。

(3)控制变量（*X*）具体包括对外开放度（*fdir*）、政府财政支出规模（*gov*）、经济规模（ln*gdp*）、政府科技经费支出规模（*sice*）、交通基础设施（*highx*）和城市品牌建设（*cityx*）。对外开放度以外商直接投资占国内生产总值比重来衡量；政府财政支出规模以政府财政支出

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

占国内生产总值比重来衡量；经济规模以地区生产总值对数来衡量；政府科技经费支出规模以政府科技经费支出占GDP的比重来衡量；交通基础设施以高铁开通试点来衡量，高铁开通后的虚拟变量取值为1，否则为0；城市品牌建设以全国文明城市建设评选来衡量，不考虑直辖市样本，评选进入全国文明城市之后的虚拟变量设定为1，否则为0。

（4）机制变量（*mech*）包括产业结构升级（*indup*）和绿色创新活动（*greenin*）。参考袁航和朱承亮（2018）的研究，本文设定的产业结构升级包括产业结构合理化（*indheli*）、产业结构高度化的量（*indgaoji*1）和产业结构高度化的质（*indgaoji*2）三个方面，后两个指标可以看作是产业结构高度化的两个维度，基于上述三个维度，利用熵权Topsis法构建产业结构升级指标，其中，产业结构合理化是负向指标，其他两个均为正向指标。产业结构合理化指标参考干春晖等（2011）的处理方式，具体公式如下：

$$indheli_i = \sum_{m=1}^{n} y_{i,m} \ln(y_{i,m}/l_{i,m}) \tag{3}$$

式（3）中，$y_{i,m}$ 表示 i 地区第 m 产业占地区生产总值的比重，$l_{i,m}$ 表示 i 地区第 m 产业就业人数占地区就业总人数的比重，n 表示产业部门数，本文从三次产业角度构建产业结构合理化指标，所以 n 等于3。产业结构合理化指标不为0时，表明产业结构偏离了均衡状态，产业结构不合理。

产业结构高度化的量采用产业结构层次系数衡量，具体公式如下：

$$indgaoji1_i = \sum_{m=1}^{n} y_{i,m} \times m \tag{4}$$

式（4）中，$y_{i,m}$ 表示 i 地区第 m 产业占地区生产总值的比重，n 表示产业部门数，本文同样从三次产业角度构建产业结构高度化的量指标，所以 n 等于3，对应的 m 则分别取值1、2、3。

产业结构高度化的质采用产业之间的比例关系与各产业劳动生产率的乘积加权值衡量，具体公式如下：

$$indgaoji2_i = \sum_{m=1}^{n} y_{i,m} \times lp_{i,m} \tag{5}$$

式（5）中，$y_{i,m}$ 表示 i 地区第 m 产业占地区生产总值的比重，$lp_{i,m}$ 表示 i 地区第 m 产业去量纲后的劳动生产率，参考刘伟等（2008）的处理方式，采用初值法去量纲，n 表示产业部门数，本文从三次产业角度构建产业结构高度化的质指标，所以 n 等于3。利用熵权Topsis法处理后的产业结构升级指标值越大表明产业结构呈现升级态势。

绿色创新活动参考Yuan等（2020）的研究，采用城市每万人绿色发明专利申请量来衡量。表1对相关变量的统计特征进行了汇总，绿色全要素生产率的标准差为0.6920，与其他控制变量相比较大。机制变量中绿色创新活动的标准差相当大，表明不同地区之间的绿色创新活动存在较大差异。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表1　　变量统计特征

变量类型	变量符号	观察值	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	*gml_sg*	3264	1.2607	0.6920	0.1458	8.1177
解释变量	*bigdatax*	3300	0.0921	0.2892	0.0000	1.0000
控制变量	*gov*	3300	0.1996	0.1009	0.0389	1.8378
	fdir	3300	6.9491	0.9685	3.9930	10.1063
	sice	3182	0.0204	0.0297	0.0000	0.4373
	highx	3300	0.0025	0.0026	0.0001	0.0633
	cityx	3300	0.2012	0.4010	0.0000	1.0000
	ln*gdp*	3300	0.4688	0.4991	0.0000	1.0000
机制变量	*indup*	3300	0.1444	0.0799	0.0292	0.7937
	greenin	3264	2.4993	7.7372	0.0000	131.6070

五、实证分析

(一)模型检验

试验区与非试验区城市的绿色全要素生产率在政策冲击前具有相同发展趋势是采用DID模型评估政策效应的前提。本文参考Beck等(2010)的研究方法,将政策实施时间虚拟变量与实验组虚拟变量交乘后带入模型进行检验。根据图2,在国家大数据综合试验区建设政策实施前的6期内,实验组与控制组城市绿色全要素生产率不存在显著差异,表明试验区政策满足平行趋势假设。在国家大数据综合试验区试点实施后的3期内,其系数均在10%水平上显著异于0,并且系数随着时间的推移逐渐增大,说明大数据技术的发展对实验组和控制组的绿色全要素生产率的影响产生了显著差异,且大数据技术对绿色全要素生产率的提升作用具有动态可持续性。因此,本文设定的模型通过了平行趋势检验。

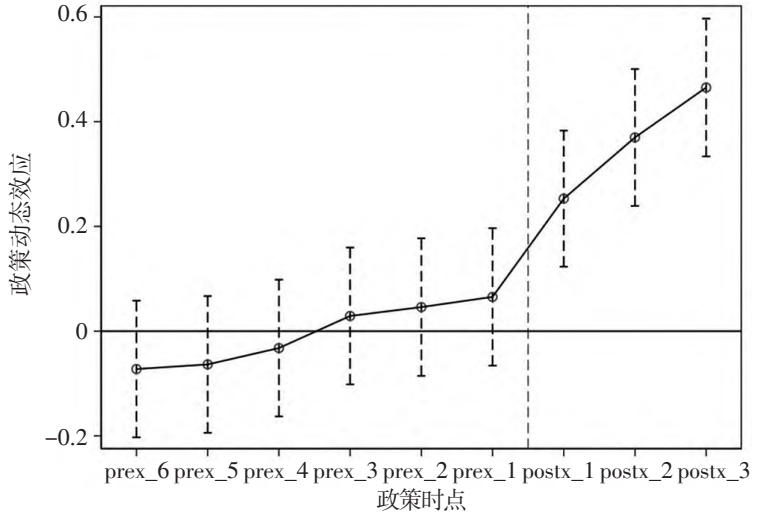


图2　平行趋势检验结果

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

为了从绿色全要素生产率的角度检验国家大数据综合试验区试点是否具有外生性，即绿色全要素生产率是否会影响国家大数据综合试验区试点，本文利用面板泊松模型，检验绿色全要素生产率对国家大数据综合试验区试点虚拟变量的影响。将国家大数据综合试验区试点虚拟变量作为被解释变量，绿色全要素生产率滞后项作为解释变量，控制变量与前面的实证模型设定一致。根据表2，无论是否加入控制变量，绿色全要素生产率对国家大数据综合试验区试点的影响均不显著，表明国家大数据综合试验区试点并不会受到地区绿色全要素生产率的影响，因此国家大数据综合试验区试点具有外生性。

表2　　绿色全要素生产率影响国家大数据综合试验区试点的回归结果

	（1）	（2）
	bigdatax	*bigdatax*
gml_sg_{-1}	−0.00001 （−0.0001）	−0.000004 （−0.00004）
控制变量	否	是
地区固定效应	是	是
时间固定效应	是	是
样本量	2992	2895

注：括号中是数值对应的z值，下表同。

（二）基准回归分析

从全国层面看，根据表3，大数据技术对绿色全要素生产率具有显著的正向影响，即大数据技术有助于提升绿色全要素生产率，无论是否加入控制变量，上述影响均保持在1%的水平上显著为正。上述回归结果从整体角度初步印证了前面机制分析提出的假说，即大数据技术有利于提升中国城市绿色全要素生产率，因此，政府应继续建设国家大数据综合试验区，充分发挥大数据技术对绿色发展的推动作用。从控制变量的回归结果来看，经济规模增加、政府科技经费支出规模扩大和城市品牌建设对绿色全要素生产率具有显著的正向影响，而高铁开通对绿色全要素生产率具有显著的负向影响。随着经济规模的增加，企业在实现经济增长的同时也面临着更大的环境压力，因此企业更有动力采取绿色创新措施，提高资源利用效率，减少碳排放并降低环境影响。政府在科技方面的支出扩大，为企业提供了更多的研发资金和政策支持，鼓励其采用环保技术和创新实践，从而推动绿色全要素生产率的提升。城市品牌建设既能吸引更多的投资和人才流入，还能提升城市在可持续发展和绿色产业方面的形象和能力，进一步激发企业采取绿色生产模式，提升绿色全要素生产率。高铁建设之所以对绿色全要素生产率具有抑制作用，可能的原因在于高铁建设所需的能源和材料消耗会导致大量的碳排放和环境污染，进而对绿色全要素生产率产生负向影响。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

表3　　基准回归结果

	(1)	(2)
	gml_sg	*gml_sg*
bigdatax	0.2797***	0.3527***
	(6.6027)	(8.2555)
gov		0.0499
		(0.2299)
ln*gdp*		0.2949**
		(2.1070)
fdir		0.2781
		(0.4093)
sice		18.3478***
		(3.3970)
cityx		0.1907***
		(4.7486)
highx		−0.1281***
		(−3.8892)
常数项	1.0628***	−0.8536
	(34.2389)	(−0.9422)
地区固定效应	是	是
时间固定效应	是	是
样本量	3264	3160
R^2	0.1842	0.2023

注:***、**、*分别表示系数在1%、5%和10%水平上显著,下表同。

本文主要通过以下五种方式对前面的分析结果进行稳健性检验:其一是对被解释变量进行对数处理,其二是更换被解释变量,其三是采用倾向得分匹配(PSM)方法对样本进行进一步筛选,其四是调整样本,其五是利用随机实验的方式进行安慰剂检验。在具体检验过程中,主要从全国层面展开分析。

不同地区的绿色全要素生产率差异较大,对前文测算得到的绿色全要素生产率进行对数化处理后,能够缩小指标差异。根据表4中的模型(1),进行对数化处理之后,大数据技术对绿色全要素生产率的正向影响依然显著。

绿色全要素生产率存在多种测度方式,且不同的测度方式会导致测算结果的差异。本文通过SBM-DDF模型和GML-DDF模型对绿色全要素生产率进行重新测算,表4中的模型(2)和模型(3)分别展示了对被解释变量进行替换的回归结果,替换被解释变量后,大数据技术依然会显著提升绿色全要素生产率。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

DID模型在一定程度上降低了回归方程中遗漏变量带来的内生性问题，但容易出现样本选择偏差问题。为进一步选取合适的对照组，本文结合倾向得分匹配法进行稳健性检验。倾向得分匹配双重差分法（PSM-DID）能够克服样本选择偏差的难题，对国家大数据综合试验区建设影响城市绿色全要素生产率的效应的估计更准确。在倾向得分匹配的过程中，由于本文样本数量并不大，因此进行有放回匹配，且允许并列。利用Logit模型估计倾向得分，允许在最近邻匹配中，多个相同倾向得分的控制组个体与处理组个体匹配，匹配变量为前文模型设定的解释变量和控制变量。根据表4中的模型（4），进行PSM处理之后，样本量有所减少，但从全国层面的回归结果看，大数据技术依然会显著提升绿色全要素生产率。

本文接下来采用调整样本的方法对前文的实证结果进行稳健性检验。由于直辖市、省会城市和计划单列市在经济发展水平和城市规划建设上具有明显的特殊性，因此本文将这些特殊样本剔除后再次进行回归。根据表4中的模型（5），调整样本后的结果在1%的水平上依然显著，大数据技术依然会显著提升绿色全要素生产率。

最后，本文采用调整政策时间和调整实验组的方式展开安慰剂检验。首先是调整政策时间的安慰剂检验，本文将政策实施时间提前1年实施，根据表4中的模型（6），调整政策时间后，大数据技术对绿色全要素生产率具有不显著的负向影响。

表4　　稳健性分析

	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）
	ln*gml_sg*	SBM-DDF	GML-DDF	PSM-DID	调整样本	调整政策时间
bigdatax	0.1905***	0.0227***	0.0190***	0.3513***	0.3834***	-0.0227
	（8.6528）	（3.6710）	（3.1657）	（8.2079）	（8.8813）	（-0.3102）
控制变量	是	是	是	是	是	是
常数项	-1.0473**	1.4527***	0.8103***	-0.4612	-1.1661	0.1065
	（-2.2430）	（11.1306）	（6.3887）	（-0.4862）	（-1.3438）	（0.1172）
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	3160	3182	3182	3142	2782	3160
R^2	0.2245	0.1799	0.2307	0.2063	0.1707	0.1834

本文下面从调整实验组的角度进行安慰剂检验。参考周茂等（2018）的研究，本文使用间接性的安慰剂检验方法对前文实证分析所得结论进行检验：通过随机产生国家大数据综合试验区建设实验组名单，从而产生大数据技术回归系数估计值，并将上述过程重复1000次，再对这些估计值的分布进行观察。根据图3，系数估计值的分布在0左右且近似于正态分布，说明其他非观测因素并不会产生明显影响。通过上述稳健性检验，本文结论的稳健性得到充分验证。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

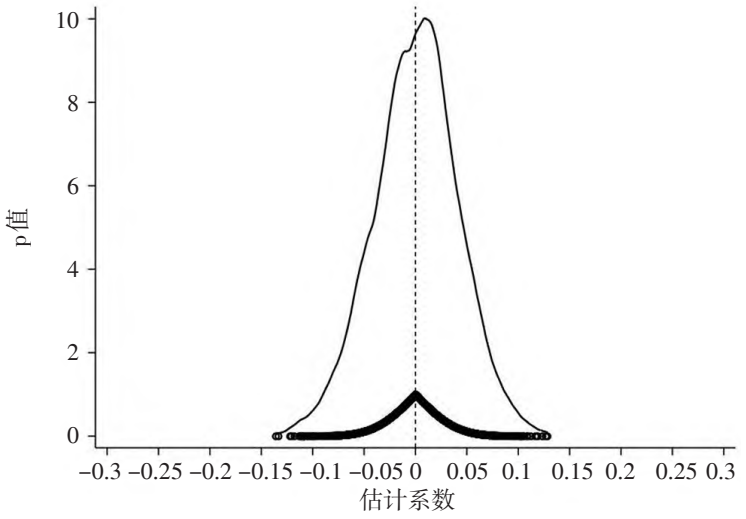


图3　安慰剂检验回归系数的分布

(三)异质性回归分析

绿色全要素生产率的变化可以分解为技术效率(*ecsg*)和技术进步(*tcsg*),因此,接下来本文从分指标角度对大数据技术影响绿色全要素生产率的异质性进行分析。根据表5中的模型(2),大数据技术对技术效率变动的影响在1%的水平上显著,根据表5中的模型(3),大数据技术对技术进步的影响在5%的水平上显著。以上分析结果表明大数据技术的应用有助于企业优化决策和生产流程,迅速响应市场需求,提高了技术效率。同时,大数据技术也为技术创新和跨领域融合提供了重要的支持,推动了技术的不断进步。

表5　　大数据技术影响绿色全要素生产率分指标的回归结果

	(1)	(2)	(3)
	gml_sg	*ecsg*	*tcsg*
bigdatax	0.3527***	0.2802***	0.0604**
	(8.2555)	(7.7591)	(2.0097)
控制变量	是	是	是
常数项	−0.8536	0.4260	−1.1659*
	(−0.9422)	(0.5565)	(−1.8302)
地区固定效应	是	是	是
时间固定效应	是	是	是
样本量	3160	3160	3160
R^2	0.2023	0.0988	0.2056

由于城市间的经济发展状况、基础设施建设水平等都存在较大差异,因此对要素吸引力的影响也有所不同。接下来本文利用交互项模型从分地区角度对大数据技术影响绿色全要

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

素生产率的异质性进行分析。依照国家统计局三大地带的划分标准，将样本划分为沿海（东部地区）和内陆地区（中部和西部地区）[①]，在具体分析过程中，生成地区虚拟变量，并将沿海地区样本对应的虚拟变量设定为1，内陆地区样本对应的虚拟变量设定为0，然后将地区虚拟变量分别与大数据技术变量相乘处理。根据表6，加入交乘项后，大数据技术依然对绿色全要素生产率具有显著的正向影响，且地区虚拟变量与大数据技术交乘项回归系数也显著大于0，表明相较于内陆地区，沿海地区大数据技术对绿色全要素生产率的推动作用更大。以上分析结果说明，由于中国沿海地区具有高度开放和复杂的产业链和供应链系统，横跨多个行业和领域，通过对大数据进行深入挖掘和分析，企业可以了解供应链的各个环节，识别出资源浪费的瓶颈，并寻找改进的空间。因此，企业可以优化供应链布局、减少能源消耗和环境污染，提升绿色全要素生产率。

表6　　大数据技术影响绿色全要素生产率分地区的回归结果

	（1）	（2）
bigdatax	0.3527***	0.2413***
	（8.2555）	（3.6773）
bigdatax×*east*		0.1766**
		（2.2361）
控制变量	是	是
常数项	−0.8536	−1.3377
	（−0.9422）	（−1.4370）
地区固定效应	是	是
时间固定效应	是	是
样本量	3160	3160
R^2	0.2023	0.2036

为了能够从绿色全要素生产率分布角度思考大数据技术所带来的影响，本文进一步利用面板分位数模型考察大数据技术影响绿色全要素生产率的异质性。根据图4，在所有分位数情形下，大数据技术都将显著提升绿色全要素生产率，且从影响幅度看，随着分位数的增加，大数据技术对绿色全要素生产率的影响幅度也逐渐增加。以上分析结果表明，在绿色全要素生产率程度越大的地区，大数据技术对绿色全要素生产率的推动作用越大。

①沿海地区包括北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东和海南，其他大陆地区省份属于内陆地区。

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

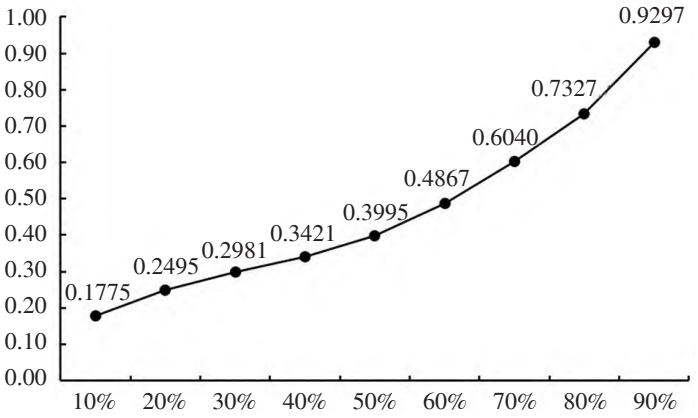


图4　分位数回归系数

综合上述基准分析和异质性分析,大数据技术有助于提升绿色全要素生产率,该结论经过多种方式的检验后依然具有稳健性。异质性分析结果表明,大数据技术对绿色全要素生产率的影响存在指标异质性、区域异质性和分位数异质性。从分指标层面看,大数据技术对技术效率和技术进步都具有显著的推动作用,且对技术效率的影响幅度更大。从地区层面看,在沿海地区,大数据技术对绿色全要素生产率的推动作用的幅度更大。从分位数层面看,在所有分位数情形,大数据技术都将提升绿色全要素生产率,且在绿色全要素生产率程度越大的城市,大数据技术对绿色全要素生产率的影响幅度越大。

(四)机制效应回归分析

接下来本文对前文机制分析提出的产业结构升级和创新活动这两种影响渠道进行检验。关于产业结构升级渠道的机制检验,根据表7的模型(1)和模型(2),无论是否引入控制变量,大数据技术都对产业结构升级具有显著的正向影响。结合前文的机制分析可知,大数据技术将推动产业结构升级,进而提升绿色全要素生产率。关于绿色创新活动的机制检验,根据表7的模型(3)与模型(4),无论是否引入控制变量,大数据技术都对绿色创新活动具有

表7　　机制效应回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	indup	*indup*	*greenin*	*greenin*
bigdatax	0.0036*	0.0043**	1.1502***	1.4361***
	(1.7387)	(1.9916)	(3.4421)	(4.2446)
控制变量	否	是	否	是
常数项	0.1758***	0.1258***	0.5261**	1.0236
	(116.0004)	(3.0896)	(2.1486)	(0.1389)
地区固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
样本量	3300	3182	3264	3146
R^2	0.4376	0.4363	0.1436	0.2175

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

显著的正向影响。结合前文的机制分析可知，大数据技术将有助于激发绿色创新活动，进而提升绿色全要素生产率。

以上机制效应分析结果表明，产业结构升级和绿色创新活动是大数据技术推动绿色全要素生产率增长的渠道，所以，本文认为在进一步推进大数据技术发展过程中，为了更好地提升绿色全要素生产率，可以将国家大数据综合试验区建设战略与产业结构升级战略和创新发展战略相组合实施。

六、结论与政策启示

本文从数字经济视角切入，探讨了大数据技术对绿色全要素生产率的影响，将数字经济发展与经济绿色转型发展相结合。在机制分析部分，本文构建“大数据技术→产业结构升级/绿色创新活动→绿色全要素生产率”的作用机制。在实证分析部分，基于中国国家大数据综合试验区建设的政策冲击，结合2007—2019年城市层面相关数据，利用DID模型，考察了大数据技术对绿色全要素生产率的影响效应及其异质性，并对其作用机制进行检验，得到的主要结论如下：

第一，大数据技术发展有助于提升绿色全要素生产率。从全国层面看，无论是否考虑控制变量，大数据技术对绿色全要素生产率具有显著的正向影响。通过被解释变量取对数值、更换被解释变量、PSM-DID方法、调整样本、随机实验等方式进行了稳健性检验，验证了分析结论是稳健的。异质性分析结果表明，大数据技术对绿色全要素生产率的影响存在异质性。从分指标层面看，大数据技术对技术效率和技术进步均具有显著的推动作用，且对技术效率的推动作用更大。从地区层面看，大数据技术对沿海地区的绿色全要素生产率推动作用更大。从分位数层面看，绿色全要素生产率程度越大的城市，大数据技术对绿色全要素生产率的影响幅度越大。

第二，产业结构升级和绿色创新活动是大数据技术影响绿色全要素生产率的重要渠道。机制效应模型分析结果表明，大数据技术将会推动产业结构升级和激发绿色创新活动。结合现有研究得到的结论，大数据技术将会通过推动产业结构升级和激发绿色创新活动渠道提升绿色全要素生产率。

根据以上结论，为了更好地实现国家大数据综合试验区建设对绿色全要素生产率的推动作用，需要注意以下三个方面：

首先，重视大数据技术对绿色发展的推动作用。数字经济对绿色全要素生产率的影响是多方面的，现有研究从多个角度探讨了数字经济对绿色全要素生产率的影响，且大多肯定了数字经济所具有的推动作用，本文的研究结果表明推动大数据技术发展能够有效提升绿色全要素生产率，为推动绿色发展提供了新思路。相较于推动数字经济发展，推动大数据技术更

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

加具有针对性，比如继续稳步推进国家大数据综合试验区建设，进一步发挥政策红利效应，另外，为从事大数据行业的企业提供财税支持也是推动大数据技术发展的重要选项。

其次，因地制宜推进大数据技术发展。发挥国家大数据综合试验区建设战略对区域协调发展的推动作用，继续优化资源合理分配，加强对大数据技术研发与投入的支持力度，释放数字经济发展红利，打造坚实的经济基础并吸引人才资源为绿色发展培育新引擎。各地政府在发展数字经济的过程中要根据自身发展条件优化数字经济发展规划，制定符合自身资源体系与发展条件的差异化发展战略。对于内陆地区以及资源稀缺的城市，大数据技术对提升绿色全要素生产率的积极作用有待发掘利用。因此，应以协调发展为目的，推行国家大数据综合试验区建设战略动态化与差异化，为解决区域发展不协调问题提供有效支持，助推区域经济协调发展。

最后，实施组合式政策改革方案。根据前文的机制分析，大数据技术将通过推动产业结构升级和推动绿色创新活动渠道提升绿色全要素生产率。因此，在推进大数据技术发展过程中，需要匹配产业结构升级战略和创新发展战略，比如制定兼顾产业结构合理化和高级化的产业发展规划，通过优化营商环境激发企业家精神，放大国家大数据技术发展战略对绿色全要素生产率的推动作用，实现政策实施组合效应。

参考文献：

[1] 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.

[2] 戴艳娟，沈伟鹏，谭伟杰. 大数据发展对企业数字技术创新的影响研究——基于国家大数据综合试验区的准自然实验[J]. 西部论坛，2023，(2)：16–28.

[3] 范洪敏，米晓清. 智慧城市建设与城市绿色经济转型效应研究[J]. 城市问题，2021，(11)：96–103.

[4] 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，(5)：4–16，31.

[5] 荆文君，孙宝文. 数字经济促进经济高质量发展：一个理论分析框架[J]. 经济学家，2019，(2)：66–73.

[6] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济，2022，(5)：100–120.

[7] 李玥. 大数据发展对城市绿色全要素生产率的影响研究[D]. 大连：东北财经大学，2022.

[8] 李江龙，杨秀汪，郭小叶. 数字经济发展赋能城市绿色经济绩效——来自中国282个城市的经验证据[J]. 厦门大学学报(哲学社会科学版)，2023，(4)：30–41.

[9] 刘伟，张辉，黄泽华. 中国产业结构高度与工业化进程和地区差异的考察[J]. 经济学动态，2008，(11)：4–8.

[10] 梁琦，肖素萍，李梦欣. 数字经济发展提升了城市生态效率吗?——基于产业结构升级视角[J]. 经济问题探索，2021，(6)：82–92.

[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，(7)：4–17.

[12] 史丹. 数字经济条件下产业发展趋势的演变[J]. 中国工业经济，2022，(11)：26–42.

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

[13] 孙文远，周浩平. 数字经济对中国城市碳排放的影响效应及其作用机制[J]. 环境经济研究，2022，(3)：25–42.

[14] 许芳，田萌，徐国虎. 大数据应用能力对企业创新绩效的影响研究——供应链协同的中介效应与战略匹配的调节效应[J]. 宏观经济研究，2020，(3)：101–119.

[15] 夏杰长，袁航. 数字经济、要素市场化与中国产业结构转型升级[J]. 广东社会科学，2023，(4)：17–27.

[16] 叶宇平，王展祥. 双重目标约束下土地资源错配与城市绿色全要素生产率[J]. 当代财经，2023，(7)：17–30.

[17] 余进韬，张蕊，龚星宇. 数字金融如何影响绿色全要素生产率?——动态特征、机制识别与空间效应[J]. 当代经济科学，2022，(6)：42–56.

[18] 袁航，朱承亮. 国家高新区推动了中国产业结构转型升级吗[J]. 中国工业经济，2018，(8)：60–77.

[19] 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.

[20] 周茂，陆毅，杜艳，等. 开发区设立与地区制造业升级[J]. 中国工业经济，2018，(3)：62–79.

[21] 张勋，万广华，张佳佳，等. 数字经济、普惠金融与包容性增长[J]. 经济研究，2019，(8)：71–86.

[22] 张司飞，孙逸昕. 创新型城市试点建设促进长江经济带经济绿色发展吗?[J]. 科技管理研究，2022，(15)：220–229.

[23] 张慧，易金彪，徐建新. 数字化变革如何影响城市创新——基于国家大数据综合试验区建设的经验证据[J]. 科学学研究，2023，(8)：1484–1494.

[24] 张玉琴. 国家级大数据综合试验区试点政策对绿色全要素生产率的影响研究[D]. 太原：山西财经大学，2023.

[25] 张益豪，郭晓辉. 大数据发展与企业全要素生产率——基于国家级大数据综合试验区的实证分析[J]. 产业经济研究，2023，(2)：69–82.

[26] 邹静，王强，鄢慧丽，等. 数字经济如何影响绿色全要素生产率？——来自中国地级市证据[J/OL]. 软科学：1–16[2023–09–21]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/51. 1268. G3. 20230620. 1135. 012. html.

[27] Ananda, J. and B. Hampf. Measuring Environmentally Sensitive Productivity Growth: An Application to the Urban Water Sector[J]. Ecological Economics, 2015, 116: 211–219.

[28] Beck, T., R. Levine, and A. Levkov. Big Bad Banks? The Winners and Losers from Bank Deregulation in the United States[J]. Journal of Finance, 2010, 65(5): 1637–1667.

[29] Cheng, Z., L. Li, and J. Liu. Industrial Structure, Technical Progress and Carbon Intensity in China's Provinces[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 81: 2935–2946.

[30] Cao, X., M. Deng, and H. Li. How Does E–Commerce City Pilot Improve Green Total Factor Productivity? Evidence from 230 Cities in China[J]. Journal of Environmental Management, 2021, 289: 112520.

[31] Chatterjee, S., R. Chaudhuri, M. Shah, and P. Maheshwari. Big Data Driven Innovation for Sustaining SME Supply Chain Operation in Post COVID–19 Scenario: Moderating Role of SME Technology Leadership[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 168: 108058.

[32] Chen, J., J. Abbas, H. Najam, J. Liu, and J. Abbas. Green Technological Innovation, Green Finance, and Financial Development and Their Role in Green Total Factor Productivity: Empirical Insights from China[J]. Journal of Cleaner Production, 2023, 382: 135131.

[33] Guo, B., Y. Wang, H. Zhang, C. Liang, Y. Feng, and F. Hu. Impact of the Digital Economy on High–Quality Urban Economic Development: Evidence from Chinese Cities[J]. Economic Modelling, 2023, 120: 106194.

[34] Jorgenson, D. W. and K. J. Stiroh. US Economic Growth at the Industry Level[J]. American Economic Review, 2000, 90(2): 161–167.

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

[35] Luo, Y., M. Salman, and Z. Lu. Heterogeneous Impacts of Environmental Regulations and Foreign Direct Investment on Green Innovation Across Different Regions in China[J]. Science of the Total Environment, 2021, 759: 143744.

[36] Luo, Y., C. N. Mensah, Z. Lu, and C. Wu. Environmental Regulation and Green Total Factor Productivity in China: A Perspective of Porter's and Compliance Hypothesis[J]. Ecological Indicators, 2022, 145: 109744.

[37] Lyu, Y., W. Wang, Y. Wu, and J. Zhang. How Does Digital Economy Affect Green Total Factor Productivity? Evidence From China[J]. Science of The Total Environment, 2023, 857: 159428.

[38] Solow, R. M. Technical Progress and the Aggregate Production Function[J]. Review of Economics and Statistics, 1957, 39(70): 312–320.

[39] Song, Y., F. Hao, X. Hao, and G. Gozgor. Economic Policy Uncertainty, Outward Foreign Direct Investments, and Green Total Factor Productivity: Evidence from Firm–Level Data in China[J]. Sustainability, 2021, 13(4): 1–16.

[40] Tone, K. A Slacks–Based Measure of Efficiency in Data Envelopment Analysis[J]. European Journal of Operational Research, 2001, 130(3): 498–509.

[41] Tong, L., C. J. C. Jabbour, and H. Najam. Role of Environmental Regulations, Green Finance, and Investment in Green Technologies in Green Total Factor Productivity: Empirical Evidence from Asian Region[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 380: 134930.

[42] Wen, H., C. C. Lee, and Z. Song. Digitalization And Environment: How Does ICT Affect Enterprise Environmental Performance? [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2021, 28(39): 54826–54841.

[43] Wu, H., Y. Hao, S. Ren, X. Yang, and G. Xie. Does Internet Development Improve Green Total Factor Energy Efficiency? Evidence From China[J]. Energy Policy, 2021, 153: 112247.

[44] Yan, Z., B. Zou, K. Du, and K. Li. Do Renewable Energy Technology Innovations Promote China's Green Productivity Growth? Fresh Evidence from Partially Linear Functional–Coefficient Models[J]. Energy Economics, 2020, 90: 104842.

[45] Yuan, H., Y. Feng, C. C. Lee, and Y. Cen. How Does Manufacturing Agglomeration Affect Green Economic Efficiency? [J]. Energy Economics, 2020, 92: 104944.

How Dose Big Data Technology Affect Green Total Factor Productivity? Empirical Analysis from the National Big Data Comprehensive Experimental Zone Pilot

Li Yan, Zhu Qina

(School of Economics of Zhejiang Gongshang University)

Abstract: Energy consumption and environmental pollution have become important issues constraining the high–quality development of China's economy, and bigdata technology is an important technology for solving energy issues and realizing green development. Based on the pilot policy experiment of the National Comprehensive Experi–

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

mental Zone of Big Data, combined with the panel data of Chinese cities from 2007–2019, this paper empirically analyzes the impact effect of big data technology on green total factor productivity and its mechanism by adopting the difference-in-difference model. The results show that big data technology can significantly enhance green total factor productivity, and the above impact passes the robustness analysis. Furthermore, big data technology has a significant effect on the technical efficiency and progress. As to heterogeneity, big data technology has a greater effect on the green total factor productivity in all coastal area's cities and cities with higher green total factor productivity. The results of the mechanism analysis show that big data technology will enhance green total factor productivity by promoting the industrial structure upgrading and stimulating green innovation activities. This paper suggests that emphasizing the role of big data technology on green development, promoting the development of big data technology according to local conditions, and guiding industrial structure upgrading and green innovation.

Keywords: Big Data Technology; National Big Data Comprehensive Experimental Zone Pilot; Green Total Factor Productivity; Industrial Structure Upgrading; Green Innovation

JEL Classification: Q50, Q58

（责任编辑：朱静静）

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net