

# 数字经济对全要素生产率的影响研究

——来自国家级大数据综合试验区的证据

刘军<sup>1,2</sup>,朱可<sup>1</sup>,钱宇<sup>3</sup>

(1. 南京信息工程大学 管理工程学院,江苏 南京 210044;2. 无锡学院 数字经济与管理学院,江苏 无锡 214105;  
3. 东南大学 经济管理学院,江苏 南京 211189)

**[摘要]**基于国家级大数据综合试验区的准自然实验,运用2014—2019年280个地级市的面板数据,采用多期双重差分法实证检验数字经济对全要素生产率的影响。研究结果表明:数字经济显著提升了全要素生产率,这一结论在经过多种稳健性检验后仍然成立;中介效应检验表明,数字经济通过提高资源配置效率和促进技术创新来提升全要素生产率;异质性分析表明,数字经济对低资源禀赋城市、低数字经济发展水平城市以及智慧城市的全要素生产率具有促进作用,抑制高资源禀赋、高数字经济城市的全要素生产率,而对非智慧城市的作用则不明显。因此,应基于大数据综合试验区深度挖掘数字经济的直接作用与间接作用,同时采取差异化发展战略,培育壮大全要素生产率增长新动能。

**[关键词]**数字经济;全要素生产率;国家级大数据综合试验区;资源配置效率;技术创新;城市智能化

**[中图分类号]**F061.5 **[文献标志码]**A **[文章编号]**2096-3114(2024)01-0101-11

## 一、引言

随着新一轮的科技革命和产业变革,数字经济已成为当今世界各国经济发展的主要模式。作为一种新的经济形态,数字经济引发了经济的整体性深刻变革<sup>[1]</sup>。当前,数字经济依托计算技术进步、通信技术进步以及大数据技术进步逐渐兴起和发展,成为影响世界经济的关键变量<sup>[2]</sup>。因此,数字经济已成为各国推动经济增长最有力的新型发展要素。近年来,全球主要发达国家接连出台数字经济政策,以推动数字经济发展。美国政府自2018年来共颁布《联邦政府云战略》等数字战略三十余项,以保持美国在数字经济领域的长期竞争力;欧盟发布《单一数字市场战略》,旨在通过一系列举措革除法律和监管限制,将28个成员国市场打造成一个统一的数字市场,以繁荣欧盟数字经济;2021年12月,日本内阁决议通过了“数字社会建设重点计划、信息系统维护计划、公私数据活用推进基本计划”,完善了社会数字化、规制改革、产业数字化、数字技术支持等方面的实施措施。此外,中国对数字经济的发展也有了明确的战略部署,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。全要素生产率用来衡量除去所有有形生产要素以外的纯技术进步的生产率的增长,反映了一个国家的经济发展水平。数字经济作为新一轮产业变革的关键力量,突破了传统要素的束缚,依靠数字技术的创造和应用为全要素生产率的发展提供了新的动力和源泉。然而,2023年欧盟峰会上各国对中国微电子产业的打击反映出目前中国数字经济发展的窘境。虽然当前数字经济规模庞大,但关键产业环节薄弱,缺乏核心技术,且数字经济与实体经济的融合程度不深,这与数字经济成为驱动全要素生产率增长的新动能,推动经济高质量发展的战略目标出现了较大偏离。在数

**[收稿日期]**2023-09-22

**[基金项目]**教育部人文社会科学研究规划基金项目(19YJA790055)

**[作者简介]**刘军(1972—),男,安徽宿州人,南京信息工程大学管理工程学院教授,博士生导师,无锡学院数字经济与管理学院院长,主要研究方向为数字经济;朱可(1999—),男,江苏宿迁人,南京信息工程大学管理工程学院硕士生,主要研究方向为数字经济,通信作者,邮箱:15851162607@163.com;钱宇(1998—),男,江苏盐城人,东南大学经济管理学院博士生,主要研究方向为数字创新。

数字经济时代,数字经济能否提升全要素生产率水平?其影响全要素生产率的机理是什么?这些影响是否存在异质性?为了回答上述问题,本文以国家级大数据综合试验区为准自然实验,揭示数字经济对全要素生产率的影响机制,采用多期 DID 和中介效应法进行了实证研究,丰富了数字经济对全要素生产率影响的相关研究。本文所提出的研究建议也为政策的实施修订及提升全要素生产率提供了一定的参考方向。

## 二、文献综述

关于数字经济对全要素生产率影响的研究主要集中于以下两个方面:一是数字经济提升全要素生产率。张永恒与王家庭认为数字经济能够通过改善要素错配水平进而提升全要素生产率<sup>[3]</sup>;邱子迅与周亚虹基于国家级大数据综合试验区的准自然实验,研究表明数字经济可以促进技术进步提升城市全要素生产率<sup>[4]</sup>;Pan 等运用非线性回归方法研究数字经济对全要素生产率的影响,结果表明,数字经济与全要素生产率具有正相关关系,且数字产业发展是全要素生产率增长最重要的创新驱动<sup>[5]</sup>;徐伟呈等基于产业结构升级的视角,分析出以信息通信技术为基础的数字技术对三大产业的全要素生产率具有不同的促进作用,其中对第三产业的促进作用最显著<sup>[6]</sup>;Chang 等实证检验了数字经济对制造业全要素生产率的影响,结果表明,数字经济对制造业全要素生产率具有显著的正向效应,异质性分析表明,数字经济对东部沿海地区和西南地区全要素生产率的促进作用显著<sup>[7]</sup>。二是数字经济会抑制全要素生产率。Michales 等通过分析 11 个国家 25 年的宏观数据集,认为数字经济背景下快速发展的信息技术导致技能需求极化,从而对全要素生产率的增长产生负面影响<sup>[8]</sup>;Shackleton 认为数字经济的发展及机器人技术的使用并未带来生产率的提高,甚至降低了全要素生产率水平<sup>[9]</sup>;Acemoglu 和 Restrepo 指出数字经济带来的过度信息化导致劳动力错配与资源浪费,抑制了全要素生产率增长<sup>[10]</sup>;此外,数字经济发展带来了“数字鸿沟”问题,现实中积累的资本通过互联网转化为数字资本,而经济落后地区的居民使用信息技术的水平较差,造成地区间和个体间的经济发展严重失衡,阻碍了全要素生产率的增长<sup>[11]</sup>;由于目前中国关键核心技术薄弱,数字产业化在部分地区带来了人才和资金的虹吸效应,从而导致技术使用效率降低抑制了全要素生产率增长<sup>[12]</sup>。

综上所述,已有文献从不同视角分析了数字经济对全要素生产率的影响,但结论仍存在着一定争议,并且少有文献从资源配置效率和技术创新两方面阐述数字经济对全要素生产率的影响机制,而资源配置效率和技术创新既是数字经济的两个重要维度,也是重要的影响途径。而且多数研究从省级面板数据展开分析,较少使用城市面板数据,而较大的样本地理范围不利于有效评估数字经济的影响。因此,本文基于城市面板数据研究数字经济对全要素生产率的影响机制。本文可能的边际贡献在于:一是从技术创新和资源配置效率两方面阐述数字经济对全要素生产率的影响机制并进行了中介效应检验;二是采用了随机前沿生产函数法计算各地级市全要素生产率,拓展了全要素生产率的计算方法与使用范围;三是在异质性分析中,基于城市智能化这一新视角开展异质性检验,探究数字经济对智能化程度不同城市的全要素生产率的影响。

## 三、理论分析与研究假设

数字经济使得数据要素在资源配置流程中发挥出核心作用,能够提高资源配置效率<sup>[13]</sup>。第一,数字经济可以提升供应链管理,提高资源配置效率。一方面,数字经济的兴起使得数据要素逐渐成为当前经济社会发展的关键要素,在提升供应链管水平上发挥了高效作用,如通过大数据分析预测,企业在数据的驱动下对供应链的需求、库存、供应情况进行分析,从而可以预测市场需求、制定合理的库存管理计划和采购计划,有利于提升供应链的管理水平;另一方面,数字经济的发展衍生出众多新型供应链管理方式,如零部件的智能验收、智能立体库的高效存储等,通过统一规划和信息共享,对整个供应链

的所有环节进行协调并整合所有活动以实现过程一体化,同时还能够减少质量损失与供应链生产成本,最终实现供应链中每个环节占用最小资源并取得最大收益。第二,数字经济通过降低要素搜寻成本,促进资源配置效率的提高。一方面,数字经济能够引导资源有序流动,缓解资源错配<sup>[14]</sup>,其高速发展使得数字技术逐渐融入各种生产要素中,实现对传统要素的数字化转型。数字经济通过物联网和自动化工具,加快了生产要素信息的流动速度并实现动态化,同时借助云计算技术进行整合分析并上传至公共市场,不仅有助于传统要素的数字化转型,而且使得要素供求双方突破了时空限制并获得双向反馈,打破了交易壁垒,提高了交易效率,进一步降低了要素搜寻成本。另一方面,数字技术加快了产业数字化,带来了大规模的数字资源,企业通过大量数据,借助数据挖掘与智能分析技术挖掘出高质量信息,提升了数据资产的利用能力,如通过人工智能平台下的搜寻匹配算法,根据需求和偏好快速找到合适的要素,同时,区块链技术的运用也保证了生产要素的质量,不仅提升了企业的生产经营效率,同时也减少了信息搜寻摩擦,极大缓解了传统市场要素流通不畅的状况,降低了要素搜寻成本<sup>[15]</sup>,提高了资源配置效率。由此本文提出如下假设:

H1:数字经济通过提高资源配置效率,提升全要素生产率。

数字经济以数字技术为基础,促进产业技术创新。第一,数字经济可以通过数字技术融合和降低试错成本促进技术创新。一方面,数字经济加快了数字技术在各产业创新活动中的渗透速度,为技术创新提供了更高效的技术工具,如对数据聚合、数字孪生、人工智能等技术的使用,不但提高了创新效率,而且也突破了传统行业的创新环境限制<sup>[16]</sup>;另一方面,数字技术所衍生出的数字模拟实验室及各类仿真技术,通过模拟极端实验场景扩大研发试错的潜在范围,不仅有利于拓展研究创新方案,更是有效降低了创新试错成本,促进了技术创新。第二,数字经济促进了技术多元迭代。数字经济的创新发展必须以技术创新为动力<sup>[17]</sup>,开源协作则是数字技术创新的重要途径,在数字技术快速升级和融合发展中发挥着重要作用。随着数字经济的发展,各企业大量开放应用程序接口(API)获取源代码,使得不同的软件和系统可以相互连接并交互,开发者借助API开发新的应用和服务,促进了企业开发者之间的协同创新,使得技术创新多元化,如浪潮开放了UMBL低代码,通过多方共建,拓展了多种工业软件类型,丰富了工业应用的软件生态。此外,开源协作在多元化的基础上还加速了技术迭代,由于开源项目通常采用模块化结构,因此各开发者可以在模块间独立开发和测试不同的功能,不断复用已有模块的功能并整合,最终在旧模块上进行创新升级,实现技术迭代,如蚂蚁集团开源的基础软件涵盖数据库、云原生、中间件等多个模块,通过对各模块的开发最终自研出隐私计算技术栈、分布式数据库OceanBase、密码学技术“铜锁”等技术,实现了技术的多元迭代,促进了技术创新。由此本文提出如下假设:

H2:数字经济通过促进技术创新,提升全要素生产率。

## 四、研究设计

### (一) 模型设定

多时点 DID (Time-varying DID),也被称为多期 DID,适用于处理组个体接受处理时间点不一致的情况,由于国家级大数据综合试验区在各个地区的建设存在时间批次上的差异,为探究数字经济对全要素生产率的影响,本文参考Beck等提出的多期双重差分法<sup>[18]</sup>,并采用双向固定效应模型探究数字经济对全要素生产率影响的研究,实证模型如下式:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 Treated_{it} + \beta_2 X_{it} + \alpha_i + \delta_t + \varepsilon_{it}$$

其中, $i$ 表示各地级市, $t$ 表示年份。被解释变量 $Y$ 表示各地级市的全要素生产率 $TFP$ 。 $Treated_{it}$ 表示设立试验区的虚拟变量,将设立国家级大数据综合试验区的各地级市设置为实验组,其他城市为控制组,实验组的虚拟变 $Treated$ 赋值为0或1。 $X$ 为市级层面的控制变量。 $\alpha_i$ 为城市固定效应,时间固定效应

$\delta_i$  的引入剔除了时间趋势的影响,  $\varepsilon_{it}$  为随机扰动项,  $\beta_1$  是本文关心的估计系数, 若  $\beta_1 > 0$  且显著, 则说明数字经济能够显著促进全要素生产率的提升。

## (二) 变量定义

### 1. 被解释变量

参考郭庆旺等、王欢芳等、刘军等的研究<sup>[19-21]</sup>, 本文采用随机前沿生产函数法计算地级市全要素生产率, 该方法通过对不同前沿面的利用, 量化实际产出与要素投入来计算全要素生产率。生产函数如下:

$$\ln Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_t t + \alpha_K \ln K_{it} + \alpha_L \ln L_{it} + \frac{1}{2} \alpha_{KL} \ln K_{it} \ln L_{it} + \alpha_{Kt} t \ln K_{it} + \alpha_{Lt} t \ln L_{it} + \frac{1}{2} \alpha_{KK} (\ln K_{it})^2 + \frac{1}{2} \alpha_{LL} (\ln L_{it})^2 + \frac{1}{2} \alpha_{Kt} t^2 + v_{it} - \mu_{it} \quad (i = 1, 2, \dots, N; t = 1, 2, \dots, T) \quad (2)$$

其中,  $i$  代表地级市,  $t$  代表年份,  $Y_{it}$  代表  $i$  市第  $t$  年的实际 GDP 产量,  $K_{it}$  代表  $i$  市第  $t$  年的资本存量,  $L_{it}$  代表  $i$  市第  $t$  年的劳动力数量,  $\alpha$  为估计参数。各城市的生产指标用实际 GDP 产量衡量。

实际产出: 利用 2014—2019 年中国 280 个地级市的 GDP 及其指数数据, 计算中国各地级市的实际 GDP 来衡量各地级市的实际产出。

要素投入: 根据生产函数理论, 劳动投入本质上为单位时间内的劳动质量和工作时间的乘积, 劳动质量为劳动力在单位时间内提供的技能水平。鉴于中国对劳动投入的相关统计并不完备, 因此本文采用资本存量和劳动投入来计算投入变量, 且以中国各城市就业人口总数来衡量劳动投入。当前, 对资本存量仍缺乏直接的统计数据, 因此借鉴相关研究, 最终参考了单豪杰的估算方法<sup>[22]</sup>, 利用永续盘存法计算, 即上期物质的资本存量减去当期的折旧量再加上当期的物质资本投资得到该期的资本存量, 估算公式为:  $K_{it} = K_{i(t-1)}(1 - \delta) + I_{it}/P_{it}$ 。其中,  $K$  为城市实际资本存量,  $I$  为固定资产投资总额(当年价格),  $P$  为固定资产投资价格指数;  $\delta$  为折旧率, 参考张军等的研究<sup>[23]</sup>, 由于全社会固定资产投资的三类资产的寿命期差异较大, 因此分别计算他们的折旧率并进行加权平均, 同时计算三类资本品在固定资产中的比重, 分别取加权平均和几何平均值之后发现差异较小, 在相对效率逐渐递减的前提下, 最终取值 9.6%。利用该方法估算资本存量要严格选择基期, 因估算误差会随着年份与基期的距离变大而变小。本文的基期资本存量以 2000 年为基期的资本存量数据为参考, 将其转化为 2014 年的当年价格, 并根据估算公式对 2014—2019 年的中国各城市资本存量进行计算<sup>[23]</sup>。

对实际产出和要素投入进行计算后, 根据随机前沿生产函数法和全要素生产率的定义, 可以得到各地级市的全要素生产率大致估计值  $TFP = \text{实际产出} / \text{要素投入}$

### 2. 核心解释变量

参考邱子迅和周亚虹、韦东明等的相关研究<sup>[4, 24]</sup>, 本文的核心解释变量为国家级大数据综合试验区虚拟变量, 根据国家发展和改革委员会、工业和信息化部、中央网信办批准的国家级大数据综合试验区建设名单, 对各地级市进行统一赋值, 由于试验区的设立时间不同, 本文将贵州省的政策时点设置为 2015 年, 其余地区的政策时点为 2016 年, 政策时点当年及之后年份变量  $Post$  赋值为 1, 否则为 0。

### 3. 控制变量

考虑到全要素生产率还受到其他因素的影响并结合数字经济的特征, 选取经济发展水平  $\ln GDP$  (以各地级市实际 GDP 的自然对数衡量)、产业结构(以地级市第二产业 GDP 占比衡量)、互联网普及程度  $inter$  (以各地级市互联网接入人数占总人口的比重衡量)、研发投入  $sci\_Out$  (以各地级市科技支出的自然对数衡量) 为控制变量。

## (三) 数据来源

本文选取 2014—2019 年中国 280 个地级市(剔除西藏及港澳台地区)的面板数据为分析样本, 所有



原始数据均来源于《中国城市统计年鉴》《中国统计年鉴》及国家统计局、中国研究数据服务平台、国泰安数据库,并利用插值法补齐缺失的部分数据。

变量的描述性统计如表 1 所示,全要素生产率 (*TFP*)及第二产业 GDP 占比 (*second\_GDP*)的均值分别为 1.63 与 0.446,说明目前地级市 *TFP* 总体水平较高,但以技术为核心的产业发展水平较低。研发投入的最小值和最大值分别为 7.33 与 14.11,说明各地级市的科研投入水平差异较大。

表 1 变量描述性统计

变量	(1) 样本数	(2) 平均值	(3) 标准差	(4) 最小值	(5) 最大值
<i>TFP</i>	1388	1.630	0.726	0.164	2.890
<i>patent</i>	1388	6.000	1.661	2.485	10.26
<i>Treated</i>	1388	0.193	0.395	0	1
<i>lnGDP</i>	1388	16.67	0.884	14.76	19.05
<i>second_GDP</i>	1,388	0.446	0.0979	0.184	0.653
<i>inter</i>	1388	0.243	0.151	0.0398	0.821
<i>sci_Out</i>	1388	10.50	1.346	7.330	14.11
<i>TKI</i>	1388	-0.517	0.388	-2.773	-0.0124

### 五、实证结果分析

#### (一) 多重共线性检验

在进行回归分析前,为判断解释变量之间是否存在高度相关性使回归结果失真,可信度降低,本文首先进行多重共线性检验,结果如表 2 所示。各解释变量的方差膨胀因子(VIF)最大值为 5.260,均小于临界值 10,因此各变量之间不存在多重共线性。

表 2 多重共线性检验

	VIF	1/VIF
<i>patent</i>	5.260	0.190
<i>lnGDP</i>	5.060	0.198
<i>sci_Out</i>	3.930	0.254
<i>inter</i>	1.440	0.694
<i>second_GDP</i>	1.070	0.935
<i>Treated</i>	1.060	0.942
<i>TKI</i>	1.020	0.976
Mean VIF	2.480	

#### (二) 平行趋势检验

使用双重差分法的前提是满足平行趋势检验,即在国家级大数据综合试验区这一政策实施之前,实验组和对照组的全要素生产率水平具有相同的变化趋势。本文参考 Beck 等<sup>[18]</sup>的做法,采用动态双重差分模型进行平行趋势检验,验证试验区建立前实验组和对照组的变化趋势是否相同,具体模型如下。该模型中, $DID_{i,k}$ 为虚拟变量,表示地级市  $i$  获批国家级大数据综合试验区的第  $k$  年,本文选取了试验区建立前两年至建立后四年共六年的时间基期,且该模型剔除了试验区建立前一年度的虚拟变量,即  $k \neq -1$ ,以避免出现变量共线性问题。

$$Y_{it} = \alpha_0 + \sum_{k=-2, k \neq -1}^{k=3} \beta_k DID_{i,k} + \delta X_{it} + v_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

平行趋势检验结果如图 1 所示,若该年度的上下端点中包含 0 点,则说明交互项系数在 95% 的置信区间上不显著;反之则显著。可以看出,在试验区建立前,交互项各期系数估计值不显著;而试验区建立后各年度端点远离 0 点,交互项各期系数显著,满足平行趋势检验假设。

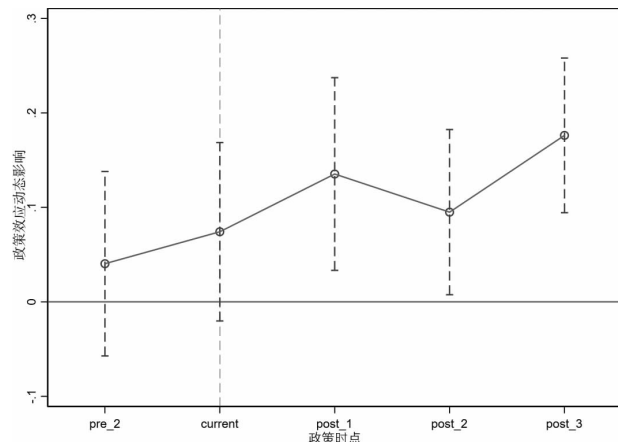


图 1 平行趋势检验

#### (三) 基准回归结果

模型的基准回归结果见表 3,其中列(1)只控制了城市固定效应和时间固定效应,列(2)则进一步控制了其他变量。结果显示:第一,无论是否加入控制变量,国家级大数据综合试验区的建立对核心解释变量 *Treated* 估计系数的影响均为正向显著,说明数字经济对全要素生产率的提升具有较强的促进作用,与本文的预期结论相符合;第二,在加入经济发展水平、产业结构、互联网普及程度

以及研发投入四个控制变量后,虚拟变量 *Treated* 的系数增大至 0.119 且显著为正,说明试验区的建立对全要素生产率的提升具有明显促进作用。

(四) 稳健性检验

1. 安慰剂检验

为进一步检验结果的稳健性,排除同一时期其他政策或随机因素的影响,本文进行安慰剂检验。首先随机抽取样本期作为政策时间,并随机抽取样本城市作为实验组,其次构建新的政策虚拟变量替代原有的交互项,最后基于回归模型进行回归,回归过程重复 1000 次,并得到 1000 次的回归结果。结果如图 2 所示,经过随机处理的估计系数值符合均值为 0 的正态分布,说明试验区政策对随机选取的实验组并无显著影响,也进一步验证了数字经济对全要素生产率的提升具有正向影响,而并非其他不可观测的因素所致。

2. 倾向得分匹配 - 双重差分法(PSM-DID) 检验

为避免试验区的选择性偏差,本文采用 PSM-DID 解决这一问题,选取经济发展水平、产业结构、互联网普及程度以及研发投入作为协变量,对实验组和控制组进行一对一最近邻匹配,得到倾向得分并检验匹配后的实验组和控制组是否存在显著差异,最后对该样本进行回归,结果如表 4 列(1)所示。经过倾向得分匹配后 *Treated* 系数为 0.122 且在 1% 的水平上显著为正,证明上文原有的回归结果是稳健的,说明数字经济可以促进全要素生产率的提升。

3. 解释变量滞后一期检验

将解释变量 *Treated* 滞后一期,其他相关变量保持不变,重新进行回归分析,结果如表 4 列(2)所示。经过滞后一期后的政策效应回归系数为 0.117,在 5% 的水平上显著为正,说明试验区的建立能够促进全要素生产率的提升,同时数字经济对全要素生产率的影响效应与上文结论一致,证明了本文方法和结论的可靠性。

4. 剔除直辖市样本

由于四个直辖市在经济发展水平、技术创新和数字经济发展水平与其他地级市之间存在较大差距,此外,试验区的选址是否也考虑了这些因素而造成政策效应评估上存在偏误,因此有必要剔除直辖市样本后重新进行回归分析,结果如表 4 列(3)所示。剔除直辖市样本后的回归系数为 0.129,在 1% 的水平上显著,因此,对于大部分城市,数字经济仍然有利于促进全要素生产率的提升,验证了上文结论的稳健性。

(五) 中介效应检验

基于前文的理论分析与研究假设,为了验证数字经济提升全要素生产率的传导机制,参考温忠麟和叶宝娟的中介效应模型<sup>[25]</sup>,本文分别检验资源配置效率(*TKI*)和技术创新(*patent*)是否在数字经济促进全要素生产率的提升之间存在中介效应。基本模型如下。

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Treated_{it} + \sum \alpha_k control_{it} + \mu_{it} \quad (4)$$

$$W_{it} = \beta_0 + \beta_1 Treated_{it} + \sum \beta_k control_{it} + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

表 3 基准回归结果

	(1)	(2)
	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>
<i>Treated</i>	0.095 *** (2.63)	0.119 *** (3.21)
<i>lnGDP</i>		0.251 ** (2.43)
<i>second_GDP</i>		0.557 * (1.68)
<i>inter</i>		-0.112 (-1.01)
<i>sci_Out</i>		0.044 * (1.87)
<i>Constant</i>	0.641 *** (3.67)	-3.572 ** (-2.56)
City FE	YES	YES
Year FE	YES	YES
Observations	1388	1388
R-squared	0.909	0.912

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示在 10%、5%、1% 的显著性水平上通过检验。下同。

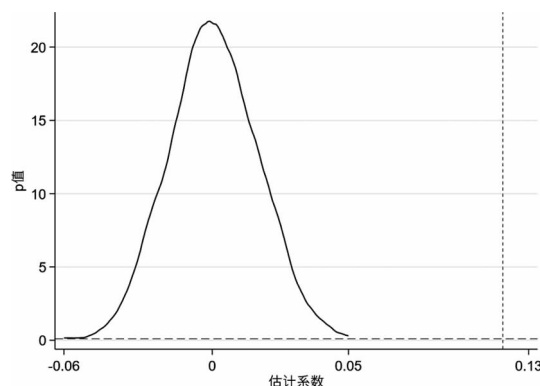


图 2 安慰剂检验

$$TFP_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 Treated_{it} + \gamma_2 W_{it} + \sum \gamma_k control_{it} + \xi_{it} \quad (6)$$

该检验分四个步骤:第一,检验系数  $\alpha_1$  的显著性,如果  $\alpha_1$  显著,则进入(5)式检验。第二,对系数  $\beta_1$  和系数  $\gamma_2$  进行检验,若两个系数均显著,则存在中介效应,可进入(6)式检验;若其中一个系数不显著,则需对两系数进行 Sobel 检验。第三,对系数  $\gamma_1$  进行检验,若  $\gamma_1$  显著,则说明为部分中介过程;若  $\gamma_1$  不显著,则说明该过程是完全中介过程。第四,在第二步中存在部分系数不显著的情况需进行 Sobel 检验,若通过检验,则存在中介效应。 $W$  为本文所涉及的中介变量资源配置效率和技术创新。检验结果如表 5 所示,列(1)至列(3)是检验资源配置效率的中介效应结果,列(4)至列(6)是检验技术创新的中介效应结果。

第一,检验资源配置效率( $TKI$ )的中介效应,本文采用要素错配指数来衡量资源配置效率,且要素错配指数绝对值取相反数,因为该指数越大,说明资源错配严重,资源配置效率低下,取了相反数之后,该数越大则资源配置效率越高。表 5 中列(1)符合前文基准回归结果,即数字经济促进了全要素生产率的提升。列(2)检验了数字经济和资源配置效率的关系,要素错配指数的估计系数为 0.040,通过 1% 的显著性水平检验,表明数字经济与资源配置效率显著正相关,即数字经济可以促进资源配置效率的提升。列(3)检验了数字经济、资源配置效率和全要素生产率的关系,全要素生产率的估计系数为 0.111,通过 1% 的显著性水平检验,同时资源配置效率的估计系数为 0.029,通过 10% 的显著性水平检验,即数字经济和资源配置效率都提升了全要素生产率。因此可以得出结论:数字经济可以通过促进资源配置效率提升从而提升全要素生产率,且资源配置效率起到正向促进的中介作用,验证了假设 1。

表 4 稳健性检验

	(1) PSM-DID TFP	(2) 滞后一期 TFP	(3) 剔除直辖市 TFP
<i>L. Treated</i>		0.117** (2.52)	
<i>Treated</i>	0.122*** (3.91)		0.129*** (3.34)
<i>lnGDP</i>	0.245*** (3.29)	0.411*** (2.96)	0.251** (2.37)
<i>second_GDP</i>	0.583** (2.22)	0.593 (1.40)	0.573 (1.70)
<i>inter</i>	-0.105 (-1.07)	-0.115 (-0.81)	-0.128 (-1.12)
<i>sci_Out</i>	0.045** (2.23)	0.042 (1.25)	0.043* (1.82)
<i>Constant</i>	-4.187*** (-3.72)	-5.198*** (-2.71)	-3.567*** (-2.49)
Observations	1381	1041	1365
R-squared	0.904	0.891	0.911
City FE	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES

表 5 中介效应检验

	(1) TFP	(2) TKI	(3) TFP	(4) TFP	(5) patent	(6) TFP
<i>Treated</i>	0.119*** (3.21)	0.040*** (3.99)	0.111*** (2.97)	0.119*** (3.21)	0.102** (2.47)	0.113*** (3.02)
<i>patent</i>						0.067** (2.46)
<i>TKI</i>			0.209* (1.85)			
<i>lnGDP</i>	0.251** (2.43)	0.124*** (4.48)	0.225** (2.16)	0.251** (2.43)	0.175 (1.52)	0.239** (2.32)
<i>second_GDP</i>	0.557* (1.68)	0.194** (2.19)	0.516 (1.56)	0.557* (1.68)	-0.255 (-0.69)	0.574* (1.74)
<i>inter</i>	-0.112 (-1.01)	0.047 (1.59)	-0.122 (-1.10)	-0.112 (-1.01)	-0.189 (-1.54)	-0.099 (-0.90)
<i>sci_Out</i>	0.044* (1.87)	-0.004 (-0.61)	0.045* (1.91)	0.044* (1.87)	0.085*** (3.25)	0.038 (1.63)
<i>Constant</i>	-3.572** (-2.56)	-1.963*** (-5.24)	-3.162** (-2.24)	-3.572** (-2.56)	-0.960 (-0.62)	-3.508** (-2.52)
Observations	1388	1388	1388	1388	1388	1388
R-squared	0.912	0.978	0.912	0.912	0.979	0.912
City FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES

第二,检验技术创新(*patent*)的中介效应,为贴合数字经济的研究背景以及国家级大数据综合试验区建立的政策背景,本文采用各地级市数字经济专利数加1的自然对数衡量技术创新,原始数据来源于国家知识产权局。结果如表5所示,列(4)结果与基准回归结果一致,即数字经济提升了全要素生产率。列(5)检验了数字经济和技术创新的关系,技术创新的估计系数为0.102,通过5%的显著性水平检验,表明数字经济与技术创新显著正相关,即数字经济可以提高技术创新水平。列(6)检验了数字经济、技术创新和全要素生产率的关系,全要素生产率的估计系数为0.113,通过5%的显著性水平检验,同时技术创新的估计系数为0.067,通过5%的显著性水平检验,这表明数字经济和技术创新均促进全要素生产率的提升。综合三步结果来看,可以得出结论:数字经济可以通过促进技术创新进而提升全要素生产率,技术创新起到正向促进的中介作用,假设2得到了验证。

#### (六) 异质性分析

针对中国目前区域间发展不平衡的问题,且大数据综合试验区政策对不同类型城市全要素生产率影响程度不同的现状,本文从资源禀赋、数字经济发展水平及城市智能化三个角度研究数字经济在大数据综合试验区政策下对全要素生产率影响的异质性。

##### 1. 资源禀赋异质性

资源型城市以开发矿产、森林等自然资源为主导产业,在发展过程中导致资源约束不断加剧,因此亟须进行转型升级。参考《全国资源型城市可持续发展规划(2013—2020年)》与常皓亮等的相关研究<sup>[26]</sup>,在落实试验区政策时,为研究数字经济对不同资源禀赋城市全要素生产率的影响,本文将文件中所列出的以地级行政区为代表的资源型城市选择为高资源禀赋型城市,其余城市选择为低资源禀赋型城市。结果如表6列(1)、列(2)所示,低资源禀赋型城市的估计系数为0.12,在5%的水平上显著,说明在试验区政策的落实下,数字经济提升了低资源禀赋城市的全要素生产率,而对高资源禀赋城市的影响则不明显。这主要是因为低资源禀赋型城市对传统资源的依赖程度较小,经济发展多依靠其他新兴产业,试验区政策的实施帮助其掌握运用大数据技术的能力并快速融入其他行业中,加快了发展速度,而高资源禀赋型城市与试验区政策并无太多联系,甚至部分政策会妨碍到原有的资源开发进程从而抑制城市发展。

表6 异质性分析

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	高资源 禀赋	低资源 禀赋	高数字经济 发展水平	低数字经济 发展水平	智慧 城市	非智慧 城市
<i>Treated</i>	-0.039 (-1.06)	0.120** (2.53)	-0.034 (-1.14)	0.145** (2.43)	0.100* (1.68)	-0.003 (-0.14)
<i>lnGDP</i>	0.007 (0.23)	0.171 (1.13)	-0.010 (-0.45)	0.315** (2.04)	0.360** (2.06)	-0.023 (-1.16)
<i>second_GDP</i>	-0.075 (-0.51)	0.765* (1.67)	-0.021 (-0.17)	0.176 (0.35)	-0.066 (-0.12)	0.089 (0.83)
<i>inter</i>	-0.099 (-0.87)	-0.017 (-0.11)	0.131 (0.87)	-0.084 (-0.57)	-0.473*** (-2.82)	-0.036 (-0.49)
<i>sci_Out</i>	0.028 (1.50)	0.076** (2.36)	-0.002 (-0.13)	0.030 (0.73)	0.048 (1.16)	0.012 (0.90)
<i>Constant</i>	0.273 (0.77)	-3.021 (-1.40)	0.766*** (2.78)	-4.183** (-2.04)	-6.721** (-2.21)	0.824*** (3.62)
Observations	558	830	694	694	522	866
R-squared	0.903	0.911	0.878	0.920	0.918	0.869
City FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES



## 2. 数字经济发展水平异质性

本文研究数字经济对全要素生产率的影响,不同城市的数字经济发展水平存在差异。参考赵涛等的研究<sup>[27]</sup>,采用主成分分析法测度各地级市的数字经济发展水平,并用中位数将其划分为高发展水平和低发展水平。结果如表6列(3)、列(4)所示,低数字经济发展水平城市的估计系数为0.145,通过了5%的显著性水平检验,即数字经济显著提升低数字经济发展水平城市的全要素生产率,同时对高数字经济发展水平城市的提升并无显著效果。这是因为数字经济发展水平低的城市无论从硬件设施、创新程度还是政策支持均处于薄弱状态,缺乏发展所需的物质条件和发展方向。大数据综合试验区政策的实施不仅能够确定发展方向,更提高了政府重视程度,给予发展所需的基础设施和资金投入。此外,数字经济发展水平较高的城市由于本身的经济基础较好,拥有充足的发展资金和较为先进的硬件设施,试验区政策所提供的条件相对落后,不适用于上述城市发展,如果强行落实更会使城市的发展停滞。

## 3. 城市智能化异质性

本文基于国家级大数据综合试验区的准自然实验进行研究,而智慧城市通过运用人工智能、云计算等技术使得城市的规划、运营、管理更高效智能,与大数据综合试验区的发展导向较为类似,此外,城市智能化水平的提高有助于构建以中国为主导的数字产业创新生态<sup>[28]</sup>。因此,参考《国家智慧城市试点暂行管理办法》与最新公布的第三批智慧城市名单,本文研究数字经济对智慧城市与非智慧城市全要素生产率的异质性。结果如表6列(5)、列(6)所示,处于智慧城市试点名单上的城市的估计系数为0.1,在10%的水平上显著为正,表明在大数据综合试验区政策下,数字经济能够提升智慧城市的全要素生产率水平,而对非智慧城市的影响则不显著。这主要是由于智慧城市的早期发展规划与大数据综合试验区政策有类似,即都以大数据、人工智能等数字技术为工具推动城市和区域发展。此外,部分城市由于较早开始规划智慧城市建设,已具备一定的条件和发展经验,因此在试验区政策落实的过程中,该类城市适应速度较快,从而加快了发展进程;非智慧城市可能本身不满足发展条件,如城市面积较小、地理位置偏僻、经济基础较差等,对这些城市实施政策类似的大数据综合试验区政策不仅不利于经济增长,还会与现有的经济发展模式产生冲突从而抑制城市发展。

## 六、结论性评述

本文利用2014—2019年280个地级市的面板数据,基于国家级大数据综合试验区的准自然实验,运用多期DID法和中介效应模型实证检验了数字经济对全要素生产率的影响,所得结论如下:第一,根据回归结果分析,数字经济显著提升了全要素生产率,并且经过安慰剂检验、PSM-DID检验、滞后一期检验以及剔除直辖市样本四种稳健性检验后,该结论仍然成立;第二,从传导机制来看,资源配置效率和技术创新满足中介效应条件,即数字经济提升了资源配置效率、促进技术创新从而提升了全要素生产率;第三,从异质性分析来看,试验区政策的实施能够显著促进数字经济提升低资源禀赋型城市、低数字经济发展水平城市以及智慧城市的全要素生产率。

结合上述结论,本文提出如下建议:第一,推动大数据平台建设,大力发展数字经济。实证结果表明,国家级大数据综合试验区的建立使数字经济显著提升了全要素生产率。因此,应把推动大数据平台建设作为推动数字经济发展的关键抓手。一方面,要加大技术研发投入,对云计算、物联网等大数据技术的发展不仅要提供硬件基础设施的支持,更要广泛集聚大数据研发人才,进行研发思路和研发经验共享,达到软硬件结合的目的,从而加速大数据技术开发,促进数字经济发展;另一方面,要利用国内的数据规模优势,对各个领域的数据进行收集和整合,并制定一定的数据标准,增强数据要素的可操作性和共享性,为数字经济发展提供基础的数据保障。第二,引导生产要素有序流动,提高资源配置效率。机制检验结果表明,数字经济能够促进资源配置效率的提升从而提升全要素生产率,因此,要引导生产要素有序流动,实现资源高效配置。一方面,政府应制定相关政策制度,如实施开放的市场准入政策,在确

保合规的前提下尽可能实现生产要素跨地区、跨行业流动,以实现更广泛的资源配置;另一方面,建立生产要素信息共享平台,提供包括人才需求、市场需求、投资机会等多方面的生产要素信息,减少信息不对称的问题,推动中国良好信息环境的形成,从而促进数字经济制度红利的发挥<sup>[29]</sup>,使生产要素更好地匹配市场需求,提高资源配置效率。第三,根据各地区的实际发展状况,采取差异化发展战略。首先,对资源禀赋较高的城市,应提供新型数字化硬件设施用以发展传统行业,提高生产效率,逐步进行产业变革。资源禀赋较低的城市应主动落实数字经济发展政策,如调整企业内部生产方式,运用人工智能技术,以精细自动化生产逐步替代传统工业化生产。其次,对数字经济发展水平较高的城市,应利用自身优势,既要投入充足的研发资金促进数字技术的发展,从而加快硬件设施的迭代,又要构建核心数据平台,在收集庞大数据的前提下进行筛查检索,发挥数据要素的核心引擎作用。同时,鼓励高新技术企业开源合作,建设高质量的基础设施,从而增强国内和国外的沟通协作水平<sup>[30]</sup>。对数字经济发展水平较低的城市,国家应首先提供海量基础数据用以发展数字技术,激发数字技术对传统市场的积极作用,同时建立跨区域或跨界数字合作系统如创新园区、科技孵化器等促进企业、政府和研发部门间的合作,加速数据要素的流动。政府也需加大对该类城市的扶持力度,如给予研发补贴、优惠税率等措施引导其良性发展。最后,智慧城市可优先争取国家部委支持,围绕本地龙头产业招商引资,保证足够的经济发展基础,从而健全核心技术的攻坚发展体系。而非智慧城市则要集中于对智能计算技术的研发,通过建立研发产业园、新兴技术实验室等措施首先发展云计算、大数据等技术。

数字经济作为一种新的经济业态,对全要素生产率的发展具有重要影响,也对实现数实融合的战略目标具有重大意义。本文基于国家级大数据综合试验区的准自然实验,研究得出数字经济可通过提高资源配置效率和技术创新水平促进全要素生产率的提高。未来可从以下角度进行拓展:一是对不同地区的数字经济发展水平进行定量分析,而不是仅局限于国家级大数据综合试验区这一准自然实验;二是从多视角探究数字经济对全要素生产率影响的中介效应,拓展数字经济间接影响全要素生产率的途径。

#### 参考文献:

- [1]王齐齐,许诗源,田宇.中国数字经济研究二十年:研究评述与展望[J].管理现代化,2021(6):118-121.
- [2]徐康宁.世界数字经济的发展格局与基本趋势[J].人民论坛,2023(6):85-89.
- [3]张永恒,王家庭.数字经济发展是否降低了中国要素错配水平?[J].统计与信息论坛,2020(9):62-71.
- [4]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.
- [5]Pan W, Xie T, Wang Z, et al. Digital economy: An innovation driver for total factor productivity[J]. Journal of Business Research, 2022, 139: 303-311.
- [6]徐伟呈,周田,郑雪梅.数字经济如何赋能产业结构优化升级——基于ICT对三大产业全要素生产率贡献的视角[J].中国软科学,2022(9):27-38.
- [7]Chang J, Lan Q, Tang W, et al. Research on the impact of digital economy on manufacturing total factor productivity[J]. Sustainability, 2023, 15(7): 5683.
- [8]Michaels G, Natraj A, Van Reenen J. Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years[J]. Review of Economics and Statistics, 2014, 96(1): 60-77.
- [9]Shackleton J R. Robocalypse now? Why we shouldn't panic about automation, algorithms and artificial intelligence[Z]. Current Controversies No 61, 2018.
- [10]Acemoglu D, Restrepo P. Artificial intelligence, automation, and work[M]. Chicago: USA Press, 2019.
- [11]王修华,赵亚雄.数字金融发展是否存在马太效应?——贫困户与非贫困户的经验比较[J].金融研究,2020(7):114-133.
- [12]郭吉涛,梁爽.数字经济对中国全要素生产率的影响机理:提升效应还是抑制效果?[J].南方经济,2021(10):9-27.
- [13]蔡跃洲,马文君.数据要素对高质量发展影响与数据流动制约[J].数量经济技术经济研究,2021(3):64-83.
- [14]孔令英,董依婷,赵贤.数字经济、资源错配与经济高质量发展——基于261个城市数据的实证分析[J].中国科技论坛,2023(5):123-133.

- [15] 许宪春, 张美慧. 中国数字经济规模测算研究——基于国际比较的视角[J]. 中国工业经济, 2020(5): 23-41.
- [16] 彭硕毅, 张莹莹. 区域数字经济发展与企业技术创新——来自 A 股上市公司的经验证据[J]. 财经论丛, 2022(9): 3-13.
- [17] 张森, 温军, 刘红. 数字经济创新探究: 一个综合视角[J]. 经济学家, 2020(2): 80-87
- [18] 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.
- [19] 郭庆旺, 贾俊雪. 中国全要素生产率的估算: 1979—2004[J]. 经济研究, 2005(6): 51-60.
- [20] 王欢芳, 张幸, 贺正楚, 等. 战略性新兴产业全要素生产率测度及影响因素研究[J]. 中国软科学, 2020(11): 143-153.
- [21] 刘军, 钱宇, 曹雅茹. 制造业智能化与中国经济高质量发展[M]. 北京: 科学出版社, 2022: 68-71
- [22] 单豪杰. 中国资本存量 K 的再估算: 1952~2006 年[J]. 数量经济技术经济研究, 2008(10): 17-31.
- [23] 张军, 吴桂英, 张吉鹏. 中国省际物质资本存量估算: 1952—2000[J]. 经济研究, 2004(10): 35-44.
- [24] 韦东明, 徐扬, 顾乃华. 数字经济驱动经济高质量发展[J]. 科研管理, 2023(9): 10-19.
- [25] 温忠麟, 叶宝娟. 中介效应分析: 方法和模型发展[J]. 心理科学进展, 2014(5): 731-745.
- [26] 常皓亮, 金磊, 薛飞. 大数据战略对电力消费碳排放的影响——基于国家级大数据综合试验区的准自然实验[J]. 经济与管理研究, 2023(5): 93-109.
- [27] 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.
- [28] 戎珂, 柳卸林, 魏江, 等. 数字经济时代创新生态系统研究[J]. 管理工程学报, 2023(6): 1-7.
- [29] 李青原, 章尹赛楠. 金融开放与资源配置效率——来自外资银行进入中国的证据[J]. 中国工业经济, 2021(5): 95-113.
- [30] 陈晓红, 周源. 数字经济时代下的开源软件科技创新政策及治理研究[J]. 科学管理研究, 2022(4): 16-23.

[责任编辑: 高 婷]

## Study on the Impact of Digital Economy on Total Factor Productivity: Evidence from National-level Big Data Comprehensive Pilot Zone

LIU Jun<sup>1,2</sup>, ZHU Ke<sup>1</sup>, QIAN Yu<sup>3</sup>

(1. School of Management Science and Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. School of Digital Economics and Management, Wuxi University, Wuxi 214105, China; 3. School of Economics and Management, Southeast University, Nanjing 211189, China)

**Abstract:** This paper investigates the impact mechanism of digital economy on total factor productivity, based on a quasi-natural experiment in the national-level big data comprehensive pilot zone, using panel data of 280 prefecture-level cities from 2014 to 2019, and empirical tests using the multi-period double-difference method. The results show that: the digital economy significantly enhances total factor productivity, and this conclusion still holds after multiple robustness tests; the mediation effect test shows that the digital economy enhances total factor productivity by improving the efficiency of resource allocation and promoting technological innovation; the heterogeneity analysis shows that the digital economy has a promotional effect and suppresses the total factor productivity of cities with high resource endowment and high digital economy, while the effect on non-smart cities is not obvious. Therefore, the direct and indirect role of the digital economy should be deeply explored based on the comprehensive pilot zone of big data, and differentiated development strategies should be adopted to cultivate and strengthen new drivers of total factor productivity growth.

**Key Words:** digital economy; total factor productivity; national big data comprehensive pilot zone; resource allocation rate; technical innovation; city intelligence