

doi:10.14089/j.cnki.cn11-3664/f.2024.08.005

引用格式:聂昀秋,马晓君,郑佳宁.数据要素发展水平与经济增长:影响效应和机制分析[J].中国流通经济,2024(8):56-68.

# 数据要素发展水平与经济增长:影响效应和机制分析

聂昀秋,马晓君,郑佳宁

(东北财经大学统计学院,辽宁 大连 116012)

**摘要:**采用基于实数编码加速遗传算法的投影寻踪模型,对2014—2021年我国各城市的数据要素发展水平进行量化测度,并将其纳入新结构新生产函数实证检验其对我国经济增长的影响效应与机制。研究发现,数据要素作为新质生产力,显著推动了国内生产总值提升,且该效应受到宏观政策导向和区域经济结构的影响,凸显了政策制定者在优化数据资源管理和利用方面的作用。同时,数据要素发展水平的优化还促进了区域经济一体化和经济增长模式的非线性动态变化。研究结果表明:技术效率和劳动生产率提升,以及资本积累效应是数据要素推动经济增长的三条路径。上述结论为理解数据要素如何影响经济增长提供了新的视角,也为政策制定提供了实证基础,在数字经济时代,优化数据资源的开发和应用是推动经济持续增长的关键。为充分释放数据要素在新时代经济发展中的潜力,应加大对数据基础设施的投资,完善数据管理和应用的法律法规,促进数据的开放共享,并激发企业和研究机构的创新活力。这些政策建议不仅有助于优化数据资源的管理和利用,也为推动我国经济的高质量发展提供重要的理论依据和政策指导。

**关键词:**数据要素;新质生产力;生产函数;国内生产总值

**中图分类号:**F279.33

**文献标识码:**A

**文章编号:**1007-8266(2024)08-0056-13

改革开放以来,充沛的劳动力供应推动了资本的高效回报,显著促进了我国以劳动密集和资本密集为主要驱动力的经济增长模式。但在2012年“刘易斯拐点”后,传统的生产要素驱动模式开始受限,致使我国经济下行压力剧增,迫切需要探索新的经济增长要素。伴随着数字中国建设的持

续推进,数据凭借其表现形式多样、生产方式快捷、获取手段灵活、扩张速度迅猛等特征,成为数字时代的战略性生产力。2020年,《中共中央国务院关于新时代加快完善社会主义市场经济体制的意见》提出,“要健全劳动、资本、土地、知识、技术、管理、数据等生产要素有市场评价贡献、按贡献决

**收稿日期:**2024-03-12

**基金项目:**国家社会科学基金重大项目“数字赋能中国全球价值链攀升的路径与测度研究”(21&ZD148);2023年全国统计科学研究重点项目“我国产业链供应链韧性的监测与提升:链条解构、动态测度与路径模拟”(2023LZ024);2024年中国物流学会、中国物流与采购联合会面上研究课题“数字物流对供应链韧性和风险防控的平衡策略与实施路径研究”(2024CSLKT3-025);辽宁省社会科学规划基金重大委托项目“辽宁省产业链供应链韧性和安全水平的监测与提升:链条解构、动态测度与路径模拟”(L23ZD053)

**作者简介:**聂昀秋(1995—),女,辽宁省大连市人,东北财经大学统计学院博士研究生,主要研究方向为数字物流、数智供应链与流通经济;马晓君(1978—),女,辽宁省抚顺市人,满族,东北财经大学统计学院教授,博士研究生导师,主要研究方向为数字经济与全球价值链、绿色低碳与能源环境统计、国民经济核算;郑佳宁(1996—),本文通讯作者,女,黑龙江省鹤岗市人,东北财经大学统计学院博士研究生,主要研究方向为数字经济统计,机器学习预测。

定报酬的机制”<sup>[1]</sup>,进一步从国家宏观政策层面明确数据作为数字时代社会经济七大生产要素之一的重要地位。探究数据要素作为新质生产力在促进经济增长方面的作用,对促使我国经济持续优质发展、推动我国经济架构转型升级,以及在工业4.0背景下达成“弯道超车”具有重要意义。

目前,关于数据要素在推动经济发展方面的积极作用,学界已普遍形成一致认同。数据的高效利用不仅加快资源在全球范围内的流通速度,还大幅降低经济运作的成本,赋予企业更广阔的成长潜力与适应能力,推动数字技术与制造业、农业等传统行业间的跨领域技术整合,激发技术创新的新浪潮<sup>[2]</sup>。这样的技术革新不仅局限于单一领域的突破,更是催生了技术间的交叉创新<sup>[3]</sup>,带动技术迭代速度和产业整体升级转型<sup>[4]</sup>。新技术的普遍部署催生了众多次生创新活动,涵盖新产品与服务的创造以及商业模式与经营战略的刷新,从而为经济发展注入创新动能,并促成经济架构的精细化优化与阶段性提升。这一系列的良性联动不断促进经济的持续健康发展<sup>[5]</sup>。然而,作为新一轮科技革命的战略性的生产力,数据要素的发展水平如何评估?其促进我国经济增长的路径和机制是什么?如何推动数据要素在更大范围内、更深层次上进入经济循环?由于现有文献关于二者的探讨大多停留于理论层面,缺乏深入的实证分析,因而无法为上述问题提供解答。

据此,本文在数据形成新质生产力的理论框架内,以为相关政策的制订实施提供逻辑一贯的建议。具体如下:首先,将数据作为一种新生产要素从传统物质资本中剥离,从生产过程中的转化作用角度构建测度指标体系,并采用基于实数编码加速遗传算法(RAGA)的投影寻踪模型,测算2014—2021年我国各城市数据要素发展指数。进而,将数据要素纳入经典柯布-道格拉斯生产函数(C-D生产函数),采用包含数据要素的新结构新生产函数实证检验数据要素发展水平促进经济增长的效应和机制。不仅丰富生产函数的理论框架,也为分析数据要素如何影响经济增长提供新视角。研究发现,宏观政策导向、区域经济结构等因素对数据要素的发展和应用产生了显著影响,使其通过提升技术效率、劳动生产率和资本积累效应促进了国内生产总值的增长。同时,数据要

素的发展打破了时空限制,促进了跨地区的经济融合,为区域合作乃至经济的全球化发展提供了新的路径。

## 一、理论基础与研究假设

### (一)数据要素直接促进经济增长的理论基础

生产要素的概念已从早期的土地与劳动二元论,发展至涵盖资本、组织效能及技术革新等更为广泛的理论框架<sup>[6]</sup>。在新古典经济增长理论中,经典C-D生产函数通常表示为:

$$Y=A \cdot L^{\alpha} \cdot K^{\beta} \quad (1)$$

其中, $Y$ 为经济总产出; $A$ 为完全竞争市场条件和恒定规模收益情况下的技术效率; $L$ 、 $K$ 分别为劳动、资本要素投入; $\alpha$ 和 $\beta$ 分别为劳动和资本要素的产出弹性系数,且满足 $\alpha+\beta=1$ 。

21世纪以来,数据因其复制成本低廉、传播无损及流动性高等特性,已确立其在数字经济时代作为关键资源的地位,对新产品或服务的创新、生产管理以及决策制定过程产生了深远影响,正不断重塑生产要素的构成<sup>[7]</sup>。为了准确反映数据要素在生产过程中的作用,刘文革等<sup>[8]</sup>将数据要素( $D$ )纳入了经典C-D生产函数,并将其拓展为如下整合了技术、劳动、资本和数据要素的新结构新生产函数:

$$Y=A \cdot L^{\alpha} \cdot K^{\beta} \cdot D^{\gamma} \quad (2)$$

式中,经济总产出 $Y$ 通常用国内生产总值(GDP)表示; $D$ 为数据要素投入, $\gamma$ 为反映数据投入对GDP变化影响的产出弹性系数,( $A$ 、 $L$ 、 $K$ 、 $\alpha$ 、 $\beta$ 含义同式(1)解释)且满足 $\alpha+\beta+\gamma=1$ 。据此,本文提出如下假设:

H1:数据要素能够直接促进经济总产出的增加。

### (二)数据要素促进经济增长的作用机制

随着技术进步与经济模式的转变,数据作为新兴生产要素,与传统生产要素之间的互动已日益增强,在提升技术效率( $A$ )、劳动( $L$ )和资本( $K$ )效能方面均扮演着至关重要的角色<sup>[9]</sup>。

#### 1. 技术效率

数字时代,企业的价值越来越依赖于对数据本身的分析和应用,通过精细化管理广告投放、优化营销策略直接从数据中挖掘新的盈利点<sup>[10]</sup>。还可以利用数据要素加速技术迭代和市场反馈,为

经济活动边界的扩大及提出新价值主张提供更多可能。这一过程中,数据分析能够精准预测市场需求和消费者行为,从而优化生产计划,减少库存和浪费<sup>[11]</sup>,且数据要素为技术研发提供坚实的基础,通过数据分析,新的技术趋势和市场需求被不断挖掘,能够更有效地开展技术创新和研发活动,加速技术扩散和创新成果的传播<sup>[12]</sup>,提高整体经济的技术水平<sup>[13]</sup>。此外,随着数据共享和开放性平台的兴起,不同企业之间的合作变得更加便捷,这种跨界合作不仅加速了新技术和新思想的融合,也促进了整个产业链的优化和升级,为各行各业带来全新的增长机会和挑战。如在传统行业中,数据在用户体验改善、服务个性化定制以及整体运营效率提升等方面发挥着重要作用,推动了传统行业价值创造方式的根本性转变<sup>[14]</sup>。综上,本文提出如下假设:

H1.1:数据要素通过提升技术效率促进经济总产出的增加。

## 2. 劳动生产率

劳动生产率的提升通常归因于劳动技能的改善,而数据对此起到了关键作用。数字技术改变了工作流程和业务操作的本质,通过推动生产过程的自动化和智能化优化运营流程,降低人力成本和人为误差<sup>[15]</sup>,并让企业能够更准确地预测市场趋势和消费者需求,从而做出更快、更准确的业务决策<sup>[16]</sup>。这种决策的改进不仅缩短了产品开发周期,还提高了资源分配效率。数据要素的应用使得数字化工作环境得以创建,增强了劳动力的灵活性和协作能力。数字化工作环境既提高员工之间的协作效率,也提供了更广泛的学习和培训资源,让员工能够不断更新技能以适应快速变化的市场需求,从而提升劳动力的整体素质和生产力<sup>[17]</sup>。同时,数据技术的广泛应用还支持远程办公和灵活工作安排,使企业能够更好地管理分布在不同地点的团队,增强企业对市场变化的响应能力。这种工作模式的转变,不仅提高了员工的工作满意度和生产力,还减少了企业的运营成本和环境负担<sup>[18]</sup>。通过这些数字化手段,企业在提升劳动生产率方面取得了显著成效。这种生产率的提升结合数据技术带来的自动化和智能化改进,进一步巩固了企业在市场中的竞争优势,为经济增长提供持续动力。综上,本文提出如下假设:

H1.2:数据要素通过提升劳动生产率促进经济增长。

## 3. 资本积累效应

数据让资本得以更好地被分配和利用,提高资本回报率和资本利用效率,从而直接增加经济产出<sup>[19]</sup>。在数字经济时代,数据的运用促使资本从传统物理形态转向更为流动和动态的数字形态,加快了资本的流转速度,并通过网络效应放大资本作用力度,使资本积累效应在软件、数据库等数字资产方面尤为明显。这些数字资产的特点和核心价值在于,它们能在不依赖大规模物理资本投入的情况下,显著提高企业的生产能力和效率,使得企业能够以更低的成本、更高的速度部署和扩展其数字基础设施,从而提升企业在数字时代的适应能力和竞争力,进一步推动经济的整体进步和发展<sup>[20]</sup>。数据不仅提高了资本利用率,还通过数据分析和智能算法,让企业能更精准地将资本投入到收益最大化的项目中,这为企业提供了丰富的资源和工具进行研发创新,降低了创新的门槛和成本,加速了新技术和新产品的推出速度<sup>[21]</sup>。相较于传统的物理资本,数据要素的灵活性和扩展性不仅增强了企业的核心竞争力,也推动了整个经济体的进步和发展。综上,本文提出如下假设:

H1.3:数据要素通过资本积累效应促进经济增长。

# 二、数据要素发展水平测度与分析

## (一)数据要素发展水平指标体系构建

鉴于目前我国数据要素市场尚不完善,直接从市场交易中获得数据要素价值较为困难。因此,目前对数据要素的测量方法主要分为两种:一是基于单一变量的衡量,如通过工业机器人的数量和数据交易市场的规模反映数据要素的发展水平<sup>[22]</sup>,但这种方法无法全面反映数据要素的多维特性;二是通过构建数据要素的指标体系进行综合评估<sup>[23]</sup>,但由于融合性问题而难以精确剥离数据要素的独立价值,容易导致选取的指标评估范围过大。可见,在当前的核算体系下,将数据作为一个独立的生产要素并对其进行确权和价值评估,是现代经济学中的一项重大挑战,也是本文关



注的重点问题之一。

数据是软件、电信、邮政等产业运营和价值创造不可或缺的条件,可以推断,在这些产业的产值中,数据要素所贡献的价值比例较大。本文即从间接角度选取上述3个对数据要素依赖度较强的产业数据作为数据要素价值的代理指标。由于部分统计指标只覆盖了有限的年份跨度,为减小过度差值产生的误差,并确保所选指标体系的可靠性与其时代相关性,本文从数据要素在生产过程中的转化作用出发,基于其高流通性和融合性等特征,构建一个涵盖数据运载、数据应用、数据价值转化全过程的指标体系(参见表1),从三个维度反映数据的流通性、应用深度和经济影响力,使得该体系能够综合捕捉数据要素在数字时代经济和社会中的关键作用。其中,数字普惠金融指数来自《中国数字普惠金融指数》,其余各指标数据均来自中国城市统计年鉴。

(二)基于RAGA的投影寻踪模型

实数编码加速遗传算法(RAGA)通过实数编码和加速遗传机制优化搜索过程,提高了在复杂数据环境下的适应性和解析能力,使投影寻踪模型能够有效识别和量化影响数据要素发展的关键因素,从而为评估数据要素在不同维度上的发展水平提供一种精确和动态的方法<sup>[24]</sup>。因此,基于RAGA的投影寻踪模型适用于解析数据要素的多样性和复杂性。这种方法不仅增强了投影寻踪模型对高维非线性数据的处理能力,也提高了测度

结果的准确性和可靠性,为基于数据的决策提供了坚实的基础。

1.数据标准化处理

设各指标的数据集为 $\{X_{ij}(t)\}$ , $X_{ij}(t)$ 为 $t$ 年 $i$ 城市第 $j$ 个指标的数值。其中 $i=1,2,3,\cdots,n;j=1,2,3,\cdots,p;t=1,2,3,\cdots,T$ 。由于表1中的三级指标均为正向指标,故采用式(3)对其进行处理。

$$x_{ij}(t)=\frac{X_{ij}(t)-X_{\min}(j)}{X_{\max}(j)-X_{\min}(j)} \tag{3}$$

式(3)中, $X_{\max}(j)$ 和 $X_{\min}(j)$ 分别为第 $j$ 个指标原始数据的最大值和最小值; $x_{ij}(t)$ 为 $t$ 年 $i$ 城市第 $j$ 个指标标准化处理后的数值。

2.构建投影指标函数

投影值是投影指标函数构建的基本依据。首先,将表1指标体系中的 $p$ 维数据 $x_{ij}(t)$ 引入式(4),计算以 $a=\{a(1),a(2),a(3),\cdots,a(p)\}$ 为投影方向的投影值 $z_i(t)$ 。

$$z_i(t)=\sum_{j=1}^p a(j)x_{ij}(t) \tag{4}$$

其次,计算投影值 $z_i(t)$ 的标准差 $\sigma_i$ 和局部密度 $d_i$ ,如式(5)~式(6)所示。

$$\sigma_i=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (z_i-\bar{z}_i)^2}{n-1}} \tag{5}$$

$$d_i=\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p (R-r_{ij}) \times u(R-r_{ij}) \tag{6}$$

式(5)~式(6)中, $r_{ij}$ 为两个投影特征值的间距,其中 $r_{ij}=|z_i-z_j|$ ;  $R$ 为局部密度窗口半径; $u(R-r_{ij})$ 为单位阶跃函数, $R-r_{ij} \geq 0$ 时取值为1,此外则取值为0。进而,构建投影指标目标函数,如式(7)所示。

$$f(a)=\sigma_i d_i \tag{7}$$

3.优化投影方向

在投影寻踪模型中,优化投影方向的目的是找到一个或多个最佳的投影方向(线性组合),通过这些方向可以将高维数据投影到一维或二维空间,同时尽可能保留原始数据中的重要信息和结构特征。这种优化过程旨在使得投影后的数据能够揭示出原始高维数据中不易观察到的结构,如聚类、异常点或数据的内在分布特征等,以便于分析、解释和利用数据中的关键信息<sup>[25]</sup>。最佳投影方向常通过求解投影指标函数的最大值评估,如式(8)所示。

表1 数据要素发展水平的测度指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	指标属性
数据要素发展水平	数据要素运载水平	长途光缆线密度	正向
		人均互联网宽带接入端口	正向
	数据要素应用水平	信息传输、计算机服务和软件业从业人员占比	正向
		每百人互联网用户数	正向
		每百人移动电话用户数	正向
		移动电话普及率	正向
		互联网普及率	正向
		人均电信业务总量	正向
	数据要素价值转化水平	人均电信业务收入	正向
		邮政业务收入	正向
		数字普惠金融指数	正向

$$\begin{cases} \max_{f(a)=\sigma, d_i} \\ s.t. \sum_{j=1}^p a^2(j)=1 \end{cases} \quad (8)$$

#### 4. RAGA 算法

首先,对各指标进行实数编码。设指标  $x_j \in [a_j, b_j]$ , 需要通过式(9)将  $x_j$  转换为 0~1 之间的数值  $y_j$ 。

$$y_j = (x_j - a_j) / (b_j - a_j) \quad (9)$$

式(9)中,  $y_j$  为遗传算法中的基因。将所有基因串联,可得个体值  $y_1, y_2, y_3, \dots, y_m$ 。

其次,定义父代集合。设共有  $n$  个初始父代,每个父代具有  $m$  个介于 0~1 之间的数值,那么初始父代个体值为  $y_{ij}$ ,且满足  $i=1, 2, 3, \dots, n; j=1, 2, 3, \dots, m$ 。将  $y_{ij}$  对应的  $x_{ij}$  引入式(5),根据计算结果将  $y_{ij}$  排序,并选取若干优秀的  $y_{ij}$  计入下一代。

再次,通过建立适应度函数并进行随机数值计算。基于个体适应度,选取一系列染色体构成初代后代集合  $y^1_{ij}$ ;通过与父代的交配操作,并设定交叉概率为  $p_c$ ,形成次代后代集合  $y^2_{ij}$ ;通过对父代施加变异操作,以变异概率  $p_m$ ,产生第三代后代集合  $y^3_{ij}$ 。

最后,对所有后代集合基于适应度进行排列,选取适应度最高的前  $n$  个个体作为新一轮的父代。此过程不断重复,直到所获得的投影指数低于预定目标。在此阶段,获得的最优个体即为最佳投影值,代表各城市数据要素发展水平的最优指数。

#### (三) 测度结果与分析

基于 RAGA 的投影寻踪模型对原始数据进行测算,得到我国 2014—2021 年 283 座城市(不含西藏自治区与港澳台地区的城市)的数据要素发展水平指数<sup>①</sup>。从全国平均值来看,数据要素发展指数从 2014 年的 0.159 增加至 2021 年的 0.220,表明我国在数据传输效率、应用广度、价值增加、处理技术以及科技创新方面已经取得显著进步。尽管我国数据要素发展水平呈整体上升趋势,但全国指数的标准差从 2014 年的 0.064 增长至 2021 年的 0.079,表明由于各城市在数字基础设施建设、高新技术投资、人才集聚等方面分布不均衡,致使城市间数据要素发展水平差异在持续扩大。此外,各城市的数据要素发展水平在观测期内呈现出不同程度的波动性,不仅揭示了各地区的数据要素发展所面临的挑战和风险,也暗示了通过优化政策、

加强区域合作和推动创新等方式提升数据要素发展潜力的可能性。

### 三、模型构建与变量选取

#### (一) 基准面板模型构建

数据要素促进经济增长的实证模型基于式(2)中的新结构新生产函数,即  $Y=A \cdot L^\alpha \cdot K^\beta \cdot D^\gamma$ 。为了将该函数转化为加法形式以方便系数估计,对等式的左右两端同时取对数,得到式(10)。

$$\ln Y_t = \ln A + \alpha \ln L_t + \beta \ln K_t + \gamma \ln D_t + \varepsilon_t \quad (10)$$

根据研究 H1,用 GDP 作为衡量经济增长的被解释变量( $\ln GDP_{it}$ ),以数据要素为核心解释变量,并将劳动、资本及其他相关变量纳入控制变量,通过式(11)验证该假设。

$$\ln GDP_{it} = \alpha_0 + \beta_1 \ln D_{it} + \beta_2 \ln \sum_{j=1}^7 Ctrl_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

式(11)中,  $i$  为城市、 $t$  为年份;  $\ln D_{it}$  为  $i$  城市在  $t$  年的数据要素发展水平;  $\ln Ctrl_{it}$  为各控制变量;  $\mu_i$  和  $\gamma_t$  分别为城市和年份固定效应;  $\varepsilon_{it}$  为随机误差项。

#### (二) 变量选取

##### 1. 被解释变量

在基于 C-D 生产函数的经济增长理论模型中,总产值通常指 GDP,其作为产出变量也符合本研究的基础设定,有助于理论的严谨性和实证的可操作性。本文的被解释变量  $\ln GDP_{it}$  直接取  $i$  城市在  $t$  年的实际 GDP 总量的对数。

##### 2. 核心解释变量

在界定数据要素的内涵和外延基础上,本文通过数据要素在运载水平、应用水平和价值转化水平三个方面的 11 个指标(参见表 1),计算得出数据要素发展水平  $\ln D_{it}$ ,用前文中各城市历年测算结果表示。

##### 3. 控制变量

劳动( $\ln L$ )、资本( $\ln K$ )是新古典经济增长理论的传统要素投入。本文将此二者纳入控制变量,以便更清晰地观察数据要素对经济增长的影响。其中,劳动要素投入  $\ln L_{it}$  以  $i$  城市  $t$  年年末城镇就业总人数为准;对于资本要素  $\ln K_{it}$ ,鉴于国家统计局发布的固定资产投资数据仅到 2017 年,利用插值和永续盘存方法进行估算可能会带来相当程度的

误差,因此用*i*城市*t*年的全社会固定资产投资进行衡量。

其他控制变量为:第一,第三产业增加值占GDP比重反映了服务业在经济中的占比,用该比值作为产业结构变量(ln*Isu*)。第二,消费是驱动内需经济的重要因素,以社会消费品零售总额占GDP比重作为居民消费水平变量(ln*Cir*)。第三,政府支出可以刺激经济增长,用地方财政支出占GDP比重作为政府干涉度变量(ln*Gov*)。第四,能源效率的提升代表能耗降低、环境污染的减少以及经济发展的可持续性增强,用总吨标准煤占GDP的比值作为能源效率变量(ln*Eng*)。第五,创新水平(ln*Inu*)是推动经济增长的关键因素,用发明专利申请授权数衡量各城市创新能力和技术发展水平。

4. 数据来源与描述性统计

将我国各城市2014—2021年的相关数据组成均衡面板,所有数据均来自中国城市统计年鉴。原始数据经过删除缺失值、剔除异常值后,剩余2 114个观测样本。表2中,核心解释变量(ln*D*)的平均值(0.185)与劳动要素(ln*L*)、资本要素(ln*K*)两个控制变量的均值(3.693、16.576)差距较大,对数上的差距表明数据要素的规模远小于传统的劳动和资本要素。可以推断,我国目前经济增长依然依赖传统要素投入,在未来需要更加重视并充分利用数据要素,实现经济质量和效率的提升。

四、数据要素促进经济增长的实证检验

鉴于对数据要素和经济增长之间关系的研究多停留于理论层面,本文以前文所测得的各城市数据要素发展水平为基础,结合表2中其他相关变量,实证检验数据要素对经济增长的促进效应。

(一)基准回归结果

表3展示了全样本基准回归结果。结果表明,在考虑城市和年份控制效应,以及加入了各控制变量后,数据要素发展水平(ln*D*)的提升对GDP(ln*GDP*)的增长依然存在显著促进作用。控制变量中,劳动(ln*L*)和资本(ln*K*)显示出对GDP的显著正向促进效应,表明有效的劳动力和资本投入是推动经济增长的关键因素,提高劳动生产率和资本效率对于实现经济增长至关重要。产业结构(ln*Isu*)、创新水平(ln*Inu*)对GDP的系数显著为正,

表明产业结构的合理调整,如向高附加值和技术密集型产业转型,以及创新水平的提高,如研发投入增加、新技术应用和新产品研发等,都能够增加经济产出,提升整体经济效率和竞争力,从中可以看出推动产业结构升级和加大创新力度在经济发展中的重要性。政府干涉度(ln*Gov*)对GDP存在显

表2 各变量描述性统计

变量类型	变量名称	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	ln <i>GDP</i>	2 114	7.573	0.908	5.303	10.622
核心解释变量	ln <i>D</i>	2 114	0.185	0.072	0.016	0.579
控制变量	ln <i>L</i>	2 114	3.693	0.857	1.877	7.042
	ln <i>K</i>	2 114	16.576	0.988	9.773	19.328
	ln <i>Isu</i>	2 114	0.450	0.093	0.198	0.839
	ln <i>Cir</i>	2 114	0.404	0.110	0.000	1.013
	ln <i>Gov</i>	2 114	0.205	0.095	0.044	0.916
	ln <i>Eng</i>	2 114	0.142	0.127	0.008	2.283
	ln <i>Inu</i>	2 114	7.512	1.763	1.099	12.540

注:由于本文回归模型源于C-D生产函数的对数形式,故所有变量均取对数进行计算。

表3 基准回归结果

变量	ln <i>GDP</i>	ln <i>GDP</i>	ln <i>GDP</i>
ln <i>D</i>	5.887*** (0.242)	3.624*** (0.141)	1.756*** (0.130)
ln <i>L</i>			0.061*** (0.018)
ln <i>K</i>			0.089*** (0.008)
ln <i>Isu</i>			0.838*** (0.075)
ln <i>Inu</i>			0.055*** (0.003)
ln <i>Gov</i>			-2.195*** (0.086)
ln <i>Cir</i>			-0.021 (0.043)
ln <i>Eng</i>			0.024 (0.032)
常数项	6.483*** (0.048)	4.653*** (0.064)	4.039*** (0.123)
城市和年份控制	否	是	是
观测值	2 114	2 114	2 114
调整后 <i>R</i> <sup>2</sup>	0.218	0.969	0.983

注:\*\*\*表示回归结果在1%水平上显著;括号中数字为标准误。



著负向作用,表明我国政府支出过度可能对民间资本产生挤出效应,将资源从民间部门(高产出)转移至公共部门(低产出),进一步降低了经济增量。居民消费水平( $\ln Cir$ )对 GDP 没有明显的作用,反映出我国存在消费者信心下降,或对未来经济状况不确定性导致消费支出减少,以及收入分配不均等问题。能源效率( $\ln Eng$ )的系数不显著,表明对传统能源密集型产业的过度依赖可能导致环境与健康问题加剧、能源成本增加等,能源消耗未能转化为相应的经济增长。综上,H1 成立。

(二)内生性分析

从新古典经济增长理论的视角来看,数据要素发展水平是推动经济增长的外生变量。但是,雄厚的经济基础也有可能让数据要素发展具备先发优势,使其成为经济增长的结果。为了克服内生性问题,本文以城市地形起伏度和年份跨度的交互项作为数据要素发展水平的工具变量( $\ln Iv$ )。地形起伏度作为一座城市的客观自然条件,与经济增长并不直接相关,但是对互联网基础设施的建设存在一定影响,与数据要素发展水平可能存在显著负向作用。因此,该工具变量的选择满足外生性条件。表 4 中,列(1)为第一阶段回归结果, $\ln Iv$  系数为负,且在 1%的水平上显著,这与预期相符。列(2)的第二阶段回归结果显示, $\ln D$  对 GDP 的作用在 1%的水平上显著,表明在考虑内生性问题并应用工具变量进行调整后,本文的研究结论仍然成立。

(三)稳健性检验

1. Bootstrap 自助法

为缓解研究样本量可能不足的问题,本文首先采用 Bootstrap 自助法重复抽样 1 000 次,模拟生成大量样本以更好地估计参数分布和置信区间。检验结果如表 5 中列(1)所示, $\ln D$  对于  $\ln GDP$  的回归系数显著为正,表明本文研究结论成立。

2. 考虑遗漏变量

在前文采用的 7 个控制变量基础上,加入城镇化率( $\ln Lu$ )、外商直接投资占比( $\ln Fdi$ )、人口密度( $\ln Pde$ )、人力资本水平( $\ln Hcl$ )、对外开放程度( $\ln Pow$ )等地区层面的控制变量。表 5 中列(2)的回归系数表明,本文研究结论依然成立。

3. 更换解释变量测度方法

区别于前文基于 RAGA 的投影寻踪模型,此部

分采用 CRITIC-G1 法和 Bonferroni 算子对各地区数据要素发展水平进行再计算( $\ln Ds$ )。表 5 中列(3)的回归系数表明, $\ln D$  对于  $\ln GDP$  的效应不变。

4. 其他稳健性检验

本文还采用如下稳健性检验方法:其一,剔除直辖市样本。考虑到直辖市的特殊经济地位,将四大直辖市相关数据从样本中剔除。其二,调整固定效应模型。为了考虑数据要素发展水平和劳动、资本要素的相互作用关系,在回归模型中加入  $\ln D \times \ln L$ 、 $\ln D \times \ln K$  和  $\ln D \times \ln L \times \ln K$  交互项。其三,剔

表 4 工具变量回归结果

变量	(1)	(2)
	$\ln D$	$\ln GDP$
$\ln D$		0.829*** (0.107)
$\ln Iv$	-0.011*** (0.000)	
控制变量	是	是
城市和年份控制	是	是
克拉格-唐纳德沃尔德 F 统计检验 (Cragg-Donald Wald F)	163.410 [42.075]	
克莱伯根-帕普 rk LM 统计检验 (Kleibergen-Paap rk LM)	809.897*** [0.000]	
方差扩大因子(VIF)	1.223	
观测值	2 114	2 114
调整后 R <sup>2</sup>	0.937	0.990

注:\*\*\*表示回归结果在 1%水平上显著;圆括号内数值为标准误;花括号内数值为 Stock-Yogo 弱识别检验 10%水平上的临界值;方括号内数值为 Kleibergen-Paap rk LM 统计量的 p 值。

表 5 稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)
	Bootstrap 自助法 $\ln GDP$	考虑 遗漏变量 $\ln GDP$	更换解释变量 测度方法 $\ln GDP$
$\ln D$	0.802*** (0.035)	0.340*** (0.031)	
$\ln Ds$			0.757*** (0.132)
控制变量	是	是	是
城市和年份控制	是	是	是
观测值	2 114	2 114	2 114
调整后 R <sup>2</sup>	0.975	0.980	0.920

注:\*\*\*表示回归结果在 1%水平上显著;括号中数字为标准误。

除异常值。为了确保数据中不存在可能影响分析结论稳定性和准确性的异常值,故对数据进行处理后重新进行回归检验。上述稳健性检验结果均证明了本文研究结论的稳健性。

五、异质性分析与机制检验

(一)异质性分析

1.时间异质性

2017年,党的十九大报告中专门提到“数字经济”“数字中国”,并首次写入政府工作报告,开启了我国推进数字经济发展的新征程,加快了数据要素的应用<sup>[26]</sup>。考虑到数据要素发展水平对经济增长的效应可能受到宏观政策滞后一年的影响,本文将样本观测年份划分为2014—2017年、2018—2021年两组进行回归检验。表6列(1)的结果表明,数据要素发展水平对GDP的促进作用在2017年前后存在显著差异。2014—2017年,lnD估计系数和显著程度较低;而2018—2021年的lnD估计系数远大于前一组,且在5%的置信水平上通过了显著性检验,表明政策的导向让数据要素发展水平对GDP的促进作用在2017年后更为明显。

2.区位异质性

我国各城市在经济结构、资源分配和要素流动等方面均不相同,因而数据要素发展水平对经济增长的作用也可能存在区位差异。本文依据国家统计局对我国四大经济区的划分方式,分别检验二者在东部、中部、西部和东北地区的关联。表7中,数据要素发展水平对于GDP的带动作用在东部最为显著、东北其次,西部并不显著,而中部则出现了显著的负向作用,表明数据要素发展水平与地区经济基础有较强的正相关性。东部在数据基础设施建设和高新技术产业发展方面有着先发优势,在数据要素发展上也展现出更为突出的成绩。东北虽然近年来面临着经济转型、创新能力不足与人才流失等问题,但是凭借工业基础雄厚、城市化率高以及人均受教育程度高等优势,让数据要素促进经济增长方面的属性在本区域得以充分发挥。西部由于自然条件限制、基础设施相对落后,以及产业结构较为单一,数据要素的发展水平对GDP的带动作用不强。中部出现显著的负向

作用可能源于产业结构局限性、技术创新和数据应用能力不足、基础设施与人力资源不匹配、地区经济发展不均衡等原因;这些因素相互作用,导致数据要素未能有效转化为经济增长的动力,反映了中部在数据驱动经济发展方面面临的多重挑战。

(二)机制检验

前文研究发现,数据要素发展水平显著促进经济增长。借鉴江艇<sup>[27]</sup>关于因果推断关系的研究,本文将延续前文理论推演,分别从技术效率(lnTe)、劳动生产率(lnLp)、资本积累效应(lnCae)方面检验其作用机制。

1.技术效率

新产品和技术的开发可以开辟新的市场,增加新的服务和产出,显著提升技术效率。数据降低了创新的门槛和成本,加速创新迭代和市场反馈,为技术效率的提升和经济活动边界的扩大及新价值主张的提出提供了极大可能<sup>[28]</sup>。本文选择专利申请数量、R&D经费内部支出、高新技术产业产值占GDP比重3个指标对各城市的技术效率指

表6 时间异质性分析结果

变量	lnGDP	
	(1)	(2)
	2014—2017年	2018—2021年
lnD	0.332* (0.167)	0.841** (0.363)
控制变量	是	是
城市和年份控制	是	是
观测值	1 076	1 038
调整后R <sup>2</sup>	0.994	0.910

注:\*,\*\*分别表示回归结果在10%、5%水平上显著;括号中数字为标准误。

表7 区位异质性分析结果

变量	lnGDP			
	东部	中部	西部	东北
lnD	1.627*** (0.226)	-0.727*** (0.194)	-0.308 (0.339)	1.004** (0.448)
控制变量	是	是	是	是
城市和年份控制	是	是	是	是
观测值	686	628	536	264
调整后R <sup>2</sup>	0.982	0.987	0.982	0.972

注:\*,\*\*分别表示回归结果在5%、1%水平上显著;括号中数字为标准误。



数( $\ln Te$ )进行熵权法测算,并在式(12)~式(13)中进行机制检验。其中,专利申请数量能够反映一个城市在技术创新方面的活跃度和潜力,申请数量越多,表明该城市的创新环境更为活跃,技术创新能力强,从而显著提升技术效率;R&D经费内部支出显示城市在研发活动上的投入程度,较高的研发支出通常意味着该城市重视科技创新,愿意为创新提供资金支持,这对新产品和技术的开发至关重要;高新技术产业产值占GDP比重用于衡量高新技术产业在整个城市经济中所占的比例,其比重越高,表明该城市的经济活动更多依赖于高新技术,技术效率提升潜力更大。表8列(1)~列(2)的回归结果表明,技术效率是数据要素发展水平增加产出的作用机制,H1.1成立。

$$\ln Te_{it} = \alpha_1 + \beta_2 \ln D_{it} + \beta_3 \ln \sum_{j=1}^7 Ctrl_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

$$\ln GDP_{it} = \alpha_2 + \beta_4 \ln D_{it} + \beta_5 \ln Te_{it} + \beta_6 \ln \sum_{j=1}^7 Ctrl_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (13)$$

式(12)~式(13)中, $i$ 、 $t$ 、 $\ln D_{it}$ 、 $\ln Ctrl_{it}$ 、 $\mu_i$ 、 $\gamma_t$ 、 $\varepsilon_{it}$ 含义同式(11)解释。

### 2. 劳动生产率

劳动生产率的提升主要为资本深化或劳动力技能的改善。数字技术能够减少手动操作的需求和错误率,提高决策的速度和质量,扩大劳动市场的灵活性和动态性,提升劳动力的整体素质和生产力,对劳动生产率有着重要促进作用<sup>[29]</sup>。生产总值与城镇单位从业人员之比衡量了对整体经济中每位劳动者平均产出,是劳动生产率最直观的体现;规模以上工业总产值与制造业从业人员之比专注于工业领域,尤其是制造业的劳动生产率,反映资本深化和技术进步对该领域劳动效率的提升作用;科学研究和技术服务业产值与该指标从业人员之比反映高技术行业中劳动生产率的情况,突出数字技术对提高劳动效率和生产力的贡献。综合这3个指标,可以纵览从宏观经济到具体产业部门、再到高技术行业的劳动生产率,有助于深入理解劳动生产率提升背后的动因。本文选取上述3个指标对各城市的劳动生产率

( $\ln Lp$ )进行熵权法测算,并在式(14)~式(15)中进行机制检验。表8列(3)~列(4)的回归结果表明,数据要素发展水平的确通过提升劳动生产率带动了产值增加,H1.2成立。

$$\ln Lp_{it} = \alpha_3 + \beta_7 \ln D_{it} + \beta_8 \ln \sum_{j=1}^7 Ctrl_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (14)$$

$$\ln GDP_{it} = \alpha_4 + \beta_9 \ln D_{it} + \beta_{10} \ln Lp_{it} + \beta_{11} \ln \sum_{j=1}^7 Ctrl_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (15)$$

式(14)~式(15)中, $i$ 、 $t$ 、 $\ln D_{it}$ 、 $\ln Ctrl_{it}$ 、 $\mu_i$ 、 $\gamma_t$ 、 $\varepsilon_{it}$ 含义同式(11)解释。

### 3. 资本积累效应

资本积累效应指软件、数据库等数字资本的增加提高了资本的流通性和可用性,能够为经济发展提供更多生产能力<sup>[30]</sup>。本文选择地区生产总值、规模以上工业总产值、城市市政公用设施建设固定资产投资3个指标对各城市的资本积累效应指数( $\ln Cae$ )进行熵权法测算,并在式(16)~式(17)中进行机制检验。其中,地区生产总值反映资本存量在经济总产出中的作用,展现资本积累对经济增长的直接贡献;规模以上工业总产值体现工业资本投资的规模和效率,显示资本积累在工业部门的实际应用情况;城市市政公用设施建设固定资产投资揭示公共基础设施对于资本积累的支持作用,反映政府在促进资本积累方面的投入与

表8 机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$\ln Te$	$\ln GDP$	$\ln Lp$	$\ln GDP$	$\ln Cae$	$\ln GDP$
$\ln Te$		1.278*** (0.291)				
$\ln Lp$				1.677*** (0.430)		
$\ln Cae$						1.015*** (0.225)
$\ln D$	0.336*** (0.031)	-0.095 (0.139)	0.438*** (0.013)	-0.097 (0.133)	0.144*** (0.027)	-0.096 (0.065)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市和年份控制	是	是	是	是	是	是
观测值	2 114	2 114	2 114	2 114	2 114	2 114
调整后 $R^2$	0.891	0.997	0.851	0.996	0.881	0.997

注:\*\*\*表示回归结果在1%水平上显著;括号中数字为标准误。

努力。这些指标共同描绘了资本积累在数量、质量和效率上对经济增长的综合影响,凸显资本积累在现代经济发展中的核心地位。表8列(5)~列(6)的回归结果表明,数字资本的积累是数据要素发展水平促进生产能力提升的作用机制,H1.3成立。

$$\ln Cae_{it}=\alpha_5+\beta_{12}\ln D_{it}+\beta_{13}\ln \sum_{j=1}^7Ctrl_{it}+\mu_i+\gamma_t+\varepsilon_{it}\tag{16}$$

$$\ln GDP_{it}=\alpha_6+\beta_{14}\ln D_{it}+\beta_{15}\ln Cae_{it}+\beta_{16}\ln \sum_{j=1}^7Ctrl_{it}+\mu_i+\gamma_t+\varepsilon_{it}\tag{17}$$

式(16)~式(17)中, $i,t,\ln D_{it},\ln Ctrl_{it},\mu_i,\gamma_t,\varepsilon_{it}$ 含义同式(11)解释。

### 六、进一步分析

#### (一)基于数据要素发展水平分解的再检验

本文从数据要素的运载水平、应用水平和价值水平三方面构建了数据要素发展水平指标体系。数据要素运载水平( $\ln TI$ )通过加强信息通信技术基础设施建设,优化信息流通效率,降低社会交易成本,从而提高经济活动效率;数据要素应用水平( $\ln AI$ )通过数据技术在产业转型升级、企业竞争力增强以及服务业创新中的广泛应用,促进经济增长和产业结构的优化;数据要素价值转化水平( $\ln VI$ )则通过数据技术在经济和社会活动中的价值创造,直接促进投资和消费的增加。虽然上述三个维度的提升均推动了数据要素在促进经济增长和社会发展中的核心作用,但该作用效果可能存在差异。本文利用熵权法对三个维度分别进行综合指数测度,并依次作为解释变量进行回归。表9中, $\ln TI$ 、 $\ln AI$ 通过了10%置信水平上的显著性检验, $\ln VI$ 系数显著为正,表明尽管数据的传输能力和应用广度对经济活动有所支撑,但数据在经济和社会活动中创造的价值,以及对投资和消费的直接贡献,乃是推动经济增长的决定性因素。

#### (二)数据要素发展水平促进经济增长的非线性效应

根据前文的时间异质性分析结果,数据要素发展水平在2017年前后对经济增长的推动作用存在显著差异,甚至可能出现加速效应。为深入探讨数据要素发展水平对经济增长影响可能存在的

非线性特性,进一步引入数据要素发展水平的平方项( $\ln D^2$ )至基准回归模型中,并对 $\ln D$ 、 $\ln D^2$ 进行中心化处理以削弱两个解释变量的共线性,探索数据要素发展水平与经济增长之间是否存在非线性效应。回归结果如表10所示,列(1)为未加入 $\ln D^2$ 的基础回归结果,列(2)在加入了 $\ln D^2$ 进行回归后, $\ln D^2$ 对 $\ln GDP$ 的系数显著为正,且原有 $\ln D$ 的系数不再显著。这一结果支持了数据要素发展水平对经济增长具有指数级促进作用的设想,表明随着数据要素发展水平的提升,其对经济增长的推动作用可能以加速方式呈现。

#### (三)数据要素发展水平促进经济增长的空间溢出效应

在空间自相关检验方面,采用全局莫兰指数(*Moran's I*)测算数据要素与GDP的空间效应,结果

表9 数据要素发展水平分解的再检验

变量	lnGDP		
lnTI	0.302* (0.220)		
lnAI		1.096* (1.021)	
lnVI			0.899*** (0.122)
控制变量	是	是	是
城市和年份控制	是	是	是
观测值	2 114	2 114	2 114
调整后 R <sup>2</sup>	0.987	0.990	0.990

注:\*,\*\*\*分别表示回归结果在10%、1%水平上显著;括号中数字为标准误。

表10 非线性效应检验结果

变量	lnGDP	
	(1)	(2)
lnD	1.756*** (0.130)	0.367 (0.426)
lnD <sup>2</sup>		0.114*** (0.006)
方差扩大因子(VIF)		1.566
控制变量	是	是
城市和年份控制	是	是
观测值	2 114	2 114
调整后 R <sup>2</sup>	0.983	0.977

注:\*\*\*表示回归结果在1%水平上显著;括号中数字为标准误。

如表 11 所示。*Moran's I* 检验结果表明,在地理距离权重下,ln*D* 和 ln*GDP* 的 *Moran's I* 指数均大于 0,且在 10% 的水平上拒绝原假设,表明数据要素发展水平与经济增长在空间分布上呈现聚集效应。

进而,构建式(18)的空间自回归模型(SAR)和式(19)的空间杜宾模型(SDM),分别计算在三种空间权重矩阵下 ln*D* 对 ln*GDP* 的影响。

$$\ln GDP_{it} = \rho W \ln GDP_{it} + \beta_{17} \ln D_{it} + \beta_{18} \ln \sum_{j=1}^7 Ctrl_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \tag{18}$$

$$\ln GDP_{it} = \rho W \ln GDP_{it} + \beta_{19} \ln D_{it} + \gamma W \cdot \ln D_{it} + \beta_{20} \ln \sum_{j=1}^7 Ctrl_{it} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \tag{19}$$

式(18)中, $\rho$  为空间自相关系数; $W$  为基于地理空间信息构建的空间权重矩阵; $i$ 、 $t$ 、ln*D*<sub>*it*</sub>、ln*Ctrl*<sub>*it*</sub>、 $\mu_i$ 、 $\gamma_t$ 、 $\varepsilon_{it}$  含义同式(11)解释。式(19)中, $W \cdot \ln D_{it}$  为 ln*D* 的空间滞后项, $\gamma$  为其系数, $\rho$ 、 $W$  含义同式(18)解释, $i$ 、 $t$ 、ln*D*<sub>*it*</sub>、ln*Ctrl*<sub>*it*</sub>、 $\mu_i$ 、 $\gamma_t$ 、 $\varepsilon_{it}$  含义同式(11)解释。

表 12 中的结果表明,ln*D* 的空间交互项系数为正值,且 ln*GDP* 的空间自相关系数均显著为正,表明 ln*D* 外生交互效应与 ln*GDP* 内生交互效应同时存在。可见,数据要素发展水平通过空间外溢效应对相邻地区经济增长的间接作用显著。

七、研究结论与政策启示

(一)研究结论

本文采用基于 RAGA 的投影寻踪模型,对我国 283 个城市的要素发展水平进行量化测度,并将其引入 C-D 生产函数中,通过构建包含数据要素的新结构新生产函数,实证检验数据要素对经济增长的影响效应与机制。研究发现,数据要素发展水平通过提升技术效率、劳动生产率和资本积累效应三条路径显著促进经济增长,且上述效应在不同年份跨度和地区间存在明显差异,反

表 11 数据要素与 GDP 的空间效应测算结果

年份	ln <i>D</i>			ln <i>GDP</i>		
	<i>I</i> 值	<i>Z</i> 值	<i>p</i> 值	<i>I</i> 值	<i>Z</i> 值	<i>p</i> 值
2014	0.133**	2.079	0.044	0.355***	5.685	0.000
2015	0.120*	1.724	0.068	0.416***	6.883	0.000
2016	0.154**	2.257	0.023	0.433***	7.010	0.000
2017	0.274***	3.956	0.007	0.489***	7.935	0.000
2018	0.165**	2.388	0.030	0.443***	7.555	0.000
2019	0.238***	3.462	0.008	0.449***	7.692	0.000
2020	0.297***	4.570	0.000	0.480***	8.239	0.000
2021	0.161**	2.384	0.026	0.472***	8.068	0.000

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示回归结果在 10%、5%、1% 水平上显著; 括号中数字为标准误。

映出宏观政策导向和区域经济结构对数据要素发展水平的重要影响。尽管数据的传输能力和应用广度对经济活动有一定的支持作用,但数据要素推动经济增长的核心因素在于其创造的经济和社会价值。此外,数据要素对经济的促进效应呈现非线性递增的态势,并打破了时空限制,促进了城市间的经济融合,为区域合作乃至经济的全球化

表 12 数据要素促进经济增长的空间溢出效应

模型设定	ln <i>GDP</i> (SAR)			ln <i>GDP</i> (SDM)		
空间矩阵类型	地理距离	经济距离	邻接矩阵	地理距离	经济距离	邻接矩阵
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
ln <i>D</i>	0.453*** (0.034)	0.365*** (0.011)	0.082*** (0.017)	0.307** (0.148)	0.267** (0.095)	0.263*** (0.022)
$W \cdot \ln D$				0.103* (0.099)	0.054 (0.056)	0.116*** (0.017)
空间自相关系数	0.620*** (0.036)	0.817*** (0.015)	0.302*** (0.030)	1.252*** (0.053)	1.365*** (0.013)	0.884* (0.656)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市和年份控制	是	是	是	是	是	是
直接效应	0.153** (0.065)	0.230** (0.100)	0.114** (0.051)	0.102** (0.050)	0.161*** (0.044)	0.168*** (0.014)
溢出效应	0.183*** (0.041)	0.164*** (0.017)	0.079** (0.035)	0.123** (0.058)	0.127** (0.053)	0.077 (0.094)
总效应	0.544*** (0.060)	0.628*** (0.075)	0.333*** (0.043)	0.316*** (0.067)	0.279*** (0.079)	0.326*** (0.061)
观测值	2114	2114	2114	2114	2114	2114
对数似然比	-1 103.523	-958.565	-804.564	-1 005.320	-1 038.648	-752.535
调整后 <i>R</i> <sup>2</sup>	0.773	0.747	0.802	0.752	0.868	0.886

注: \*、\*\*、\*\*\* 分别表示回归结果在 10%、5%、1% 水平上显著; 括号中数字为标准误。



发展提供了新的路径。

## (二)政策启示

本文研究发现具有如下政策启示：

第一，数据基础设施层面，政府应制定长远的战略规划，明确数据基础设施建设的目标和路线图，通过财政拨款、税收优惠和PPP模式吸引社会资本参与数据基础设施的投资和建设。且应注意各地区数据基础设施建设的均衡发展，可通过设立专项基金扶持经济欠发达地区的数据基础设施建设，促进区域间数据资源的互联互通，推动经济一体化与协调发展。技术层面，应加大对新一代信息技术的研发投入，以实现数据在更广泛经济领域和区域间的有效利用，并营造良好的政策环境。

第二，通过激励措施支持企业及研究机构采用技术和商业模式创新，提升数据应用水平，挖掘其经济和社会价值。政府可为企业和研究机构在数据技术研发、应用创新等方面的投入提供财政补贴以降低创新成本。并通过对研发费用实行加计扣除政策，对创新成果的转化和应用给予税收减免等手段持续激励。同时，联合企业、高校和科研机构共同开展数据技术的培训和教育，为创新提供智力支持，并鼓励企业探索基于数据的新型商业模式，通过商业模式的创新，实现数据价值的最大化。

第三，完善数据管理政策框架，确保数据资源的安全、高效流通和利用。从立法层面，制定和完善与数据安全、个人隐私保护相关的法律法规，为数据的收集、存储、处理和流通提供明确的法律依据。从行政层面，充分发挥国家数据局及省级数据管理机构的监管作用，围绕数据要素市场化配置改革，推进数据领域核心技术攻关，强化数据安全治理等，确保各项法律法规的实施和落实。此外，还应建立数据开放共享机制，鼓励公共部门和私营企业开放数据资源，促进数据在不同领域和行业间的流通和开发利用，并采用区块链、加密算法等技术保障数据在流通过程中的安全性和完整性，实现安全和发展、可信与创新的并重。

## 注释：

①因篇幅限制未在本文呈现283个城市的数据要素发展水平指数，可单独向作者索取，联系邮箱：nieyunqiu@gmail.com。

## 参考文献：

- [1]中国政府网. 中共中央 国务院关于新时代加快完善社会主义市场经济体制的意见[EB/OL]. (2020-05-18)[2024-06-01]. [https://www.gov.cn/zhengce/2020-05/18/content\\_5512696.htm](https://www.gov.cn/zhengce/2020-05/18/content_5512696.htm).
- [2]徐翔, 赵墨非. 数据资本与经济增长路径[J]. 经济研究, 2020(4): 38-54.
- [3]茹慧超, 邓峰. 数字消费的经济增长效应: 机制探索与中国经验——来自国家信息消费试点的准自然实验[J]. 中国流通经济, 2023(11): 61-75.
- [4]黄先海, 王芳, 杨高举. 企业数字化转型与创新: 基于网络溢出的视角[J]. 经济理论与经济管理, 2023(11): 56-69.
- [5]SCHAEFER A, SCHIESS D, WEHRLI R. Long-term growth driven by a sequence of general purpose technologies [J]. Economic modelling, 2014(37): 23-31.
- [6]谢康, 夏正豪, 肖静华. 大数据成为现实生产要素的企业实现机制: 产品创新视角[J]. 中国工业经济, 2020(5): 42-60.
- [7]CHEN D Q, PRESTON D S, SWINK M. How the use of big data analytics affects value creation in supply chain management [J]. Journal of management information systems, 2015(4): 4-39.
- [8]刘文革, 贾卫萍. 数据要素提升经济增长的理论机制与效应分析——基于新古典经济学与新结构经济学的对比分析[J]. 工业技术经济, 2022(10): 13-23.
- [9]蔡跃洲, 牛新星. 中国数字经济增加值规模测算及结构分析[J]. 中国社会科学, 2021(11): 4-30, 204.
- [10]SORESCU A. Data-driven business model innovation [J]. Journal of product innovation management, 2017(5): 691-696.
- [11]郑世林, 张美晨. 科技进步对中国经济增长的贡献率估计: 1990-2017年[J]. 世界经济, 2019(10): 73-97.
- [12]李海舰, 赵丽. 数据成为生产要素: 特征、机制与价值形态演进[J]. 上海经济研究, 2021(8): 48-59.
- [13]JORGENSEN D W, VU K. Information technology and the world economy [J]. The scandinavian journal of economics, 2005(4): 631-650.
- [14]BABU M, RAHMAN M, ALAM A, et al. Exploring big data-driven innovation in the manufacturing sector: evidence from UK firms [J]. Annals of operations research, 2021(4): 1-28.
- [15]陈彦斌, 林晨, 陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. 经济研究, 2019(7): 47-63.
- [16]KARAPAEV O, NUEEEV R. Economy digitalization and labor productivity [J]. Journal of economic regulation, 2019(10): 76-91.
- [17]AESIC M. Impact of digitalization on economic growth, productivity and employment [J]. Economic themes, 2020(4):

431-457.

- [18]马晓君, 聂昀秋, 肖潇. 数字物流赋能可持续发展的机制与效应——基于物流碳生产率视角[J]. 中国流通经济, 2024(4): 68-79.
- [19]LYU Y, JI Z, ZHANG X Q, et al. Can fintech alleviate the financing constraints of enterprises? —evidence from the Chinese securities market [J]. Sustainability, 2023(5): 3 876.
- [20]LIAO L, QIN X, LI X, et al. Creative destruction, human capital accumulation, and growth in a digital economy [J]. Macroeconomic dynamics, 2023(10): 1-25.
- [21] TAN J. Research on the mechanism of digital economy to enhance the innovation efficiency of high-tech industry in the context of big data [J]. Applied mathematics and nonlinear sciences, 2024(1): 1-14.
- [22]杨艳, 王理, 廖祖君. 数据要素市场化配置与区域经济发展——基于数据交易平台的视角[J]. 社会科学研究, 2021(6): 38-52.
- [23]李治国, 王杰. 数字经济发展、数据要素配置与制造业生产率提升[J]. 经济学家, 2021(10): 41-50.
- [24]刘媛媛, 陶长琪. 中国31省份数字贸易发展水平测算分

析——基于 RAGA 投影寻踪模型[J]. 价格月刊, 2021(4): 69-76.

- [25]姚奕, 倪勤. 各地区碳减排能力综合评价研究——基于投影寻踪分类模型[J]. 运筹与管理, 2012(5): 197-203.
- [26]单志广. 数字新经济发展新动能[N]. 学习时报, 2019-01-04(003).
- [27]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.
- [28]VANGJEL X. New business models generated by technological innovation [J]. Faculty of economics, 2021(2): 26-34.
- [29]ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets [J]. Journal of political economy, 2020(6): 2 188-2 244.
- [30]LIU Y, YANG Y, LI, H, et al. Digital economy development, industrial structure upgrading and green total factor productivity: empirical evidence from China's cities [J]. International journal of environmental research and public health, 2022(4): 2 414.

特邀编辑: 演春

## Development Level of Data Factors and Economic Growth: Analysis of Impact Effects and Mechanisms

NIE Yun-qiu, MA Xiao-jun and ZHENG Jia-ning

(School of Statistics, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116012, Liaoning, China)

**Abstract:** The authors employ a projection pursuit model based on a real-coded accelerated genetic algorithm to quantitatively measure the development level of data factors in various cities across China from 2014 to 2021. This measurement is then incorporated into a new structural production function to empirically test its impact effect and mechanisms on China's economic growth. It is found that data factors, as a new quality productive force, significantly promote the growth of gross domestic product (GDP), and this effect is influenced by macroeconomic policy orientation and regional economic structure, highlighting the role of policymakers in optimizing data resource management and utilization. Additionally, the optimization of the development level of data factors fosters regional economic integration and non-linear dynamic changes in economic growth models. The results indicate that the enhancement of technical efficiency and labor productivity, as well as the cumulative effect of capital, are the three pathways through which data factors drive economic growth. These conclusions provide a new perspective on understanding how data factors affect economic growth and offer an empirical foundation for policy formulation. In the digital economy era, optimizing the development and application of data resources is crucial for sustaining economic growth. To fully unleash the potential of data factors in the new era of economic development, investments in data infrastructure should be increased, legal regulations on data management and application should be improved, data openness and sharing should be promoted, and the innovative vitality of enterprises and research institutions should be stimulated. These policy recommendations not only help optimize the management and utilization of data resources but also provide important theoretical basis and policy guidance for promoting high-quality economic development in China.

**Key words:** data factors; new quality productive forces; production function; GDP