



经济理论与经济管理

工作论文系列

Working Paper Series

数据要素与新质生产力：基于企业全要素生产率视角

史丹 孙光林

ETBMWP2024028

- * 本刊编辑部推出工作论文项目，将“拟用稿”而尚未发表的稿件，以工作论文的方式在官网呈现，旨在及时传播学术成果，传递学术动态。
本刊所展示的工作论文，与正式刊发版可能会存在差异。如若工作论文被发现存在问题，则仍有被退稿的可能。各位读者如有任何问题，请及时联系本刊编辑部，期待与您共同努力、改进完善。
联系人：李老师；联系电话：010-62511022

数据要素与新质生产力： 基于企业全要素生产率视角^{*}

史丹 孙光林

[摘要] 新质生产力以全要素生产率提升为标志，核心是创新，数据要素对于提升创新水平与全要素生产率具有重要意义。本文将国家级大数据综合试验区试点作为一次准自然实验，基于我国2009—2021年制造业和服务业上市公司面板数据，利用双重差分模型识别数据要素对企业全要素生产率的因果效应与作用机制。研究发现：数据要素显著提升了企业全要素生产率，且对服务业企业全要素生产率的影响要大于制造业企业，经过一系列稳健性检验后上述结论依然成立。机制分析结果表明，数据要素主要通过数字化变革和创新对企业全要素生产率产生间接影响。调节效应表明，产业融合与数据要素会共同发挥作用提升企业全要素生产率，且在中、高产业融合区域的作用效果没有显著差异，在低产业融合区域影响不显著。

[关键词] 数据要素；新质生产力；企业全要素生产率；创新；产业融合

一、问题提出

2023年9月，习近平总书记在黑龙江考察期间提出：“要整合科技创新资源，引领发展战略性新兴产业和未来产业，加快形成新质生产力”。2024年1月31日，习近平总书记在中共中央政治局第十一次集体学习时强调，要加快发展新质生产力，扎实推进高质量发展。发展新质生产力如此重要，原因在于近十年来，新一轮科技革命和产业变革为生产力发展注入了新活力，前沿科技和新兴产业所涉及的创新活动与知识传播对生产力的再造超越了传统生产力的范畴。特别是当数据成为要素以后，其既作为生产资料又作为劳动对象参与生产和交易，极大丰富了生产资料和劳动对象的类型，形成了以更新质态、更高质量为本质特征的新质生产力，从而实现生产力发展

^{*} 史丹，中国社会科学院工业经济研究所研究员、博士生导师，中国工业经济学会理事长，浙江财经大学—中国社科院大学浙江研究院合作项目负责人，邮政编码：100006；孙光林（通讯作者），经济学博士，中国社会科学院工业经济研究所—上海研究院联合培养博士后，南京财经大学金融学院副教授，电子邮箱：sunguanglin008@126.com，邮政编码：210023。本文得到国家自然科学基金专项项目“面向碳中和的中国经济转型模式构建研究”（72140001）；中国社会科学院登峰战略优势（产业经济）项目；中国社会科学院高端智库基础项目“产业发展新常态的理论分析方法及经济分析智能化能力建设”（21CKJC001）的资助。感谢匿名审稿人提出的修改建议，笔者已做了相应修改，本文文责自负。

“量与质”的协调统一（杨丹辉，2023）。

制造业“大而不强”和服务业低效率成为我国实现产业转型升级、高质量发展面临的困境之一（江小涓和靳景，2022）。一方面，制造业是立国之本、强国之基，但是，近年来受经济增速放缓和劳动力上升叠加的影响，我国制造业优势不断被削弱，制造业企业竞争力面临着严峻挑战（曹伟等，2022）。由此，我国制造业在“大而不强”阶段就已存在“未强先降”的整体衰退风险（黄群慧和杨虎涛，2022）。另一方面，2012年我国服务业增加值占GDP比重首次超过制造业，甚至在2015年超过50%，这标志着我国经济发展迈入以服务业为主的阶段。然而，同期我国经济增长却出现了稳定的下行趋势，而这种表现在很大程度上是受到服务业低效率的影响（江小涓和靳景，2022；张培丽和徐奇舟，2024）。

随着云计算、物联网和人工智能等大数据技术在经济社会各领域的广泛应用，数据要素在企业技术创新方面逐渐起到决定作用。刘志彪等（2023）认为数字时代的数据就如同石油和电力工业血液一样。任保平和王子月（2023）认为数据要素能够改变生产模式、提高生产效率与企业创新能力，数字经济时代新形成的生产力是新质生产力的重要方面，本质上是数据要素融合了传统生产要素。柳学信等（2023）认为数据要素使新质生产力形成成为可能。然而，已有较多文献从理论层面对新质生产力的进行了初步探讨，认为数据要素是形成新质生产力的重要因素，尚没有文献从企业全要素生产率视角对数据要素与新质生产力之间的关系进行深入研究。

与已有文献不同的是，本文拟从以下三个方面进行改进：一是基于企业全要素生产率视角探究数据要素与新质生产力之间的关系，试图从理论与实证双重角度拓展新质生产力的内涵，能够有效弥补已有相关研究的不足。二是本文使用微观企业数据考察数据要素对企业全要素生产率的影响以及制造业与服务企业表现出的异质性，并进一步从产业融合、数字化变革与企业创新角度分析其作用机制。三是长期以来，学术界与实务部门普遍认为制造业是经济增长的引擎，而服务业全要素生产率改进空间较小。而基于数据要素所形成的新质生产力会对制造业和服务业全要素生产率产生叠加作用。在这样的背景下，本文将企业全要素生产率作为新质生产力的重要维度，深入研究数据要素对制造业和服务业企业全要素生产率的影响机制，能够为相关部门制定提高新质生产力的政策提供微观经验证据。

二、数据要素与新质生产力的理论逻辑

已有研究主要从政治经济学和产业经济学去解读新质生产力的内涵与特征。第一种认为，新质生产力是数字经济时代的新型生产力，其特征主要表现为要素“质”的提升、颠覆性技术突破、生产方式质变和生产要素重组（任保平和王子月，2023；张林和蒲清平，2023）。第二种认为，新质生产力是数字技术对生产要素的数字化改造过程中形成的高质性生产力，注重融合性（李晓华，2023）。总体来看，两种解读方式都表明新质生产力注重对生产要素的数字化改造，以及生产方式的变革实现其创新性、融合性和跃迁性（刘友金和冀有幸，2024）。

习近平总书记指出“数据作为新型生产要素，对传统生产方式变革具有重大影响”。因此，数据要素是新质生产力的核心驱动力，是提升企业生产效率与新质生产力的微观基础（刘友金和冀有幸，2024）。张文武和张为付（2024）认为提高全要素生产率是新质生产力发展的首要方向，要通过数据要素提升全要素生产率。姜奇平（2024）认为新质生产力发展的关键是技术、产业和制度，其中，技术是指全要素生产率，产业是指现代产业体系，而制度是数据产权制度体系。总体来看，新质生产力具有高科技、高效能、高质量特征，在操作层面要以提升全要素生产率为主线发展新质生产力。

首先，提高企业全要素生产率契合新质生产力的“高科技”特征。企业生产的数量和质量取决于要素投入和组合效率，数据要素成为新要素能够突破要素供给约束促进科技进步，赋予生产力新的动力源泉。数据要素与传统要素结合推动企业数字化变革能够提升要素配置效率，实现要素价值的倍增效应，从而提高企业生产效率。如数据要素和劳动要素结合形成数智化生产力，数据要素经劳动者加工处理转化为有用的信息和知识，推动传统产业数字化发展。

其次，提高企业全要素生产率契合新质生产力的“高效能”特征。效率高低反映企业要素投入到产出的转化水平，当前企业对信息化与自动化等设备的需求越来越旺盛，对这些企业需求的满足程度越高，企业全要素生产率水平越高。具体来看，数据要素与企业组织创新融合重塑了企业业务模式和管理模式，推动着数字产业化和产业数字化相互促进和交织形成产业融合新业态。服务业基于数字虚拟空间提供智能化服务，使实体经济与服务业彼此融合相互赋能，同时实现实体价值与数据价值的增值，这一过程将实现智能化制造与智能化服务双重价值的创造。比如，在数据要素加持下，制造业与服务业日益融合产生新业态与新模式，智能手机和智能冰箱等“数字+工业产品”是制造业和服务业产业融合的典型模式，有利于提高制造业附加值（史丹，2022）

最后，提高企业全要素生产率契合新质生产力的“高质量”特征。由于数据要素具有低成本、大规模和可获得性，又有非竞争性、低成本和即时性等经济特征，这使数据要素天然具有高质量属性。我国实现高质量发展，是以创新、协调、绿色、开放、共享的新发展理念为指导，提高企业全要素生产率与高质量发展理念密切相关。创新发展意味着增大全要素生产率对经济增长的贡献，协调发展意味着提高全要素生产率有助于经济结构优化，绿色发展意味着全要素生产率能够满足需求结构的变化，开放和共享发展表明改善全要素生产率有利于提升全球资源配置效率和更好维持需求维度的调整。因此，数据要素提升企业全要素生产率能够更好地支撑高质量发展。在企业层面，数据要素与传统要素结合对企业进行数字化改造提升要素配置效率与促进企业创新，从而提升企业全要素生产率，即企业数字化改造是实现实体价值和数字价值双重增值的过程。在产业层面，数据要素促进企业全要素生产率主要体现为改变产业链组织结构形态和模式，增强了制造业与服务业等产业之间的关联性，形成产业融合新模式（史丹，2022）。

三、文献回顾与述评

（一）关于数字技术与制造业企业全要素生产率的相关研究

已有研究从不同角度深入探究了数字技术与制造业企业全要素生产率之间的关系（Tanaka et al. , 2020；史丹和孙光林，2022）。一些学者从数据要素视角展开研究。数据要素包含海量信息数据，企业利用数字技术挖掘数据要素背后的潜在价值，是创造新生产模式与提升生产效率的关键途径之一（Wu et al. , 2019；丁志帆，2020）。数字技术能够提高企业决策效率（Mikalef et al. , 2018），使企业更精准的把握消费者市场行为与偏好，从而帮助企业及时调整生产计划（Bajari et al. , 2019）。

另外一些学者从企业生产与交易成本视角展开讨论。已有研究认为数字技术能够有效地将生产、流通、服务与消费等整个环节整合在一起，线上与线下的有效结合有利于降低企业生产成本（Hukal et al. , 2020）。Acemoglu and Restrepo（2019）指出人工智能等数字技术在制造业企业的应用会减少劳动要素投入，降低企业生产成本。魏下海等（2021）发现数字技术普及有利于提高企业智能化水平，减少企业生产成本。还有一些学者从创新视角展开研究。数字技术使企业创新边界逐渐模糊，有利于促进资本深化，提高资本对企业研发的支持力度，进而提升企业全要素

史丹等：数据要素与新质生产力：基于企业全要素生产率视角

生产率（Vial, 2019；杜传忠和姜莹, 2022）。此外，数字技术与金融深度融合能够提高金融资源的使用效率，降低企业融资成本，促进企业创新（Hornuf et al., 2021）。

（二）关于数字技术与服务业低效率的相关研究

我国服务业发展未能摆脱低效率的规律性趋势（江小涓和靳景, 2022；黄群慧和杨虎涛, 2022）。数字技术为解决服务业“成本病”问题提供了契机（Peters et al., 2018；江小涓, 2021）。如江小涓等（2018）认为数字技术有利于提升我国体育和文化等服务业的生产效率。张培丽和徐奇舟（2024）认为数字技术特别是新一代信息通信技术的快速发展带动了服务业全要素生产率提升，我国服务业 TFP 增长率已经高于制造业 TFP 增长。除此以为，另一些研究从模式创新视角探讨了数字技术对服务业的影响。比如，李晓华（2022）认为数字技术能够推动服务业数字化和智能化转型，创新服务业服务模式，从而克服服务业低效率。

（三）评述

通过梳理已有文献，可以发现，数字技术突破产生的颠覆性技术创新是以新产业、新模式和新动能的方式表现出来。其中，数字技术快速发展壮大了工业机器人和脑机接口等新产业落地，为新质生产力产业发展奠定了基础。同时，数字技术创新产生的平台化、定制化和轻量化模式创新产生智慧销售和智能制造等，有助于保持制造业稳定发展与克服服务业低效率。除此以外，数字技术在经济社会各领域的广泛应用产生的数据要素正在牵引推动生产力实现“质”的跃迁。数据要素自身具有高质量属性，低成本、大规模、可获得，以及非竞争性与低复制性等特征有助于赋能新质生产力发展。如数据要素与土地要素结合，有助于合理规划使用耕地，实现田间的精准管控，提高要素配置效率与农业全要素生产率。然而，对于数据要素与新质生产力存在怎样的关系，已有文献却较少涉及。因此，本文在全要素生产率视角系统性研究数据要素与新质生产力之间的内在关系，不仅能够有效弥补已有相关研究的不足，也能够为实务部门制定政策提供微观经验证据。

四、理论分析与研究假说

本文将理论分析数据要素对企业全要素生产率的直接影响，从数字化变革、企业创新与产业融合讨论其作用机制。

（一）数据要素影响企业全要素生产率的理论分析

工业革命以来，依靠技术进步产生的高效率生产设备为制造业快速发展提供了源源不断的动力，工业产品市场规模的不断扩大又为制造业产品提供了广阔的消费市场。在此情景下，即使工人工资水平不断上升也会促进制造业单位产品成本不断下降。然而，由于服务业企业长期以“劳务投入为主”，不能使用机器替代，无法通过机器生产的规模效应提高生产效率，且长期受制于贸易效率和分工效率的约束，导致服务业企业劳动生产率和经营效率长期保持不变（江小涓, 2008）。与此同时，分工提升效率是经典经济学理论观点，尤其工业革命以后，劳动者的技能越来越专业、生产设备越来越专用，劳动者和机器之间的协同更加有效率，极大提升了制造业生产效率。然而，服务业企业的分工程度却远低于制造业（江小涓, 2008）。究其原因，是服务业企业产品更多的是体现在服务过程中，如市场营销与管理活动等很难事前确定服务质量和标准，导致服务业分工深化过程受到极大限制。

数据要素为提高制造业和服务业企业全要素生产率提供了契机，数字技术通过充分利用数据要素促进制造业和服务业企业数字化转型。一方面，制造业企业和服务业企业分别从生产效率改进和发展模式重塑，提升制造业和服务业企业全要素生产率（郭克莎和杨侗龙, 2023）。另一方

面，促进制造业和服务业融合，从而协同提升制造业和服务业企业全要素生产率。数据要素能为制造业和服务业企业提供高效的信息服务，提高要素配置效率，促使工业部门和服务业部门使用资本、技术替代劳动，尤其对服务业而言，网上购物、远程教育、视频会议等突破了传统服务业对“距离”和“不可存储性”等的硬性约束，通过规模经济、范围经济和长尾效应极大提升了服务业企业全要素生产率（江小涓和靳景，2022）。基于以上分析，提出以下研究假说：

假说 1：数据要素能够提升企业全要素生产率。

假说 1-1：数据要素能够提升制造业企业全要素生产率。

假说 1-2：数据要素能够提升服务业企业全要素生产率。

（二）数据要素的理论机制分析

1. 数字化变革的理论机制。企业数字化变革是数字技术市场化和产业化的重要表现，能缓解市场交易双方信息不对称程度，通过大数据技术改造传统产业产生新模式，提高资源配置效率与企业全要素生产率（史丹和孙光林，2022）。数据要素能促进大数据技术与实体经济融合发展，提升数字产业化和产业数字化水平，加快制造业和服务业企业数字化变革，创新服务新模式，从而提升企业全要素生产率。具体表现在以下两个方面：

首先，融资约束会抑制企业全要素生产率。数字金融服务模式是大数据等数字技术通过对传统金融业进行数字化改造产生的新模式，能显著降低企业与金融机构之间的信息不对称程度，增强金融机构对企业经营和偿债能力等信息评估的手段，从而提高金融机构信贷决策的效率，以缓解企业融资约束（孙光林等，2023a）。同时，企业数字化变革也可以有效降低企业与企业之间的信息不对称程度，减少企业交易的搜寻成本和监督成本，从而提升企业全要素生产率。其次，数字化变革通过对制造业和服务业企业进行数字化改造，从而提高企业生产到销售不同环节的融合效率，以提升企业全要素生产率。对制造业而言，数字化变革通过数据要素对制造业生产环节产生赋能效应，推动传统制造业企业向智能制造与柔性制造转变，从而提高制造业企业全要素生产率。对服务业而言，企业数字化变革可以发挥数据要素优势，提高人、产品与服务之间的衔接效率，引发服务业生产和服务模式的广泛变革，从而形成有价值的数字资产，通过发挥数据要素功能，提升服务业企业全要素生产率。基于以上分析，提出以下研究假说：

假说 2：数据要素能促进企业数字化变革提升企业全要素生产率。

2. 企业创新的理论机制。数据要素通过发挥数字基础设施作用、产业扶持和人才集聚等方式促进制造业和服务业企业创新，提升企业全要素生产率。具体来看，首先，数据要素集聚有助于完善数字基础设施，这为企业创新创造了良好的数字发展环境。一方面，良好的数字基础设施更有利于发挥数据要素的作用，提升不同企业之间和企业内部之间的资源配置效率，促进制造业和服务业企业内部管理和服务创新。如大数据能够通过降低信息不对称程度，提升资本和劳动要素在企业内部不同部门之间，以及企业与外部之间的配置效率。另一方面，良好的数字发展环境能降低企业的创新成本。事实上，规模较小的企业很难依靠自身力量搭建数字创新平台，良好的数字发展环境可以通过发挥产业集聚效应促进关联企业之间合作，使那些产业关联程度较高的制造业和服务业企业能够合作搭建数字化创新平台，以降低企业创新成本提升全要素生产率。其次，数据要素能促进不同企业之间创新资源共享，有利于制造业和服务业等不同行业企业发挥资源互补性，从而增强协同创新的能力，提升企业全要素生产率。此外，大数据技术应用能够降低企业创新风险，激发企业增加自主型创新投入规模，通过增强企业自主创新能力提升全要素生产率。基于以上分析，提出以下研究假说：

假说 3：数据要素能通过企业创新提升企业全要素生产率。

3. 制造业与服务业产业融合的理论机制。数字技术创新引发的技术进步使不同产业之间具

备了产业融合的共同技术基础，即技术创新使传统产业链上下游企业或不同产业之间的界限变的模糊，加速了产业间的互动融合进程，并最终形成新的产业形态。因此，数据要素可以通过促进制造业和服务业融合提升企业全要素生产率。这主要源于制造业服务化和服务业制造化两个方面（江小涓，2021）。在制造业服务化方面，制造业在一定程度上决定了服务业发展水平，如生产性服务业需求主要源于制造业发展的引致需求，制造业为现代服务业发展提供了先进的技术设备。在数据要素影响下制造业的增值环节正在由制造环节向服务环节转变，制造业服务化对服务业企业全要素生产率的提升作用愈发显著。在服务业制造化方面，金融和电子商务等服务业逐渐出现制造业的特征，其业务开展需要制造业提供相应的技术设备，这增强了服务业的产出标准化、可存储化、可贸易化程度。在数据要素赋能下，服务业基于数字虚拟空间提供智能化服务，使实体经济制造业与服务业彼此融合相互赋能，同时实现实体价值与数据价值的增值，这一过程将实现智能化制造与智能化服务双重价值的创造，从而提升制造业和服务业企业全要素生产率（江小涓和靳景，2022）。基于以上分析，提出以下研究假说：

假说 4：数据要素有助于促进制造业和服务业产业融合，从而提升企业全要素生产率。

五、研究设计

（一）模型构建

1. 基准回归模型。我国实施大数据综合试验区政策为本文研究数据要素提供了一个良好的准自然实验环境（刘传明等，2023）。本文以所在省市是否被设立综合试验区为基准将样本企业划分为实验组和控制组，实证检验数据要素对制造业和服务业企业全要素生产率的影响机制。在本文实证研究过程中，大数据综合试验区政策效应并不是严格外生的，是否被设立为大数据综合试验区与当地自然禀赋与经济基础等密切相关，但是这些因素并不能全部被观测到，从而造成遗漏变量，如果直接使用传统 OLS 回归方法进行估计会造成偏误。为此，本文使用双重差分法识别数据要素与企业全要素生产率之间的因果效应。本文基准回归模型设定如下：

$$TFP_{i,p,t} = \beta_0 + \beta_1 treat_i \times post_t + \beta_2 treat_i + \beta_3 post_t + \beta X_{i,p,t} + \alpha_i + \delta_t + \epsilon_{i,p,t} \quad (1)$$

其中， i 表示企业， p 表示省市（自治区）， t 表示年度。TFP 表示被解释变量企业全要素生产率，包括制造业企业全要素生产率和服务业企业全要素生产率。 $treat_i \times post_t$ 表示核心解释变量数据要素，其中， $post$ 表示大数据综合试验区政策，如果企业 i 在 p 省市（自治区）在 t 年实施了国家级大数据综合试验区，则 $post$ 取值为 1，反之则取值为 0。系数值 β_1 是本文重点关注的系数值，如果系数值 β_1 大于 0，说明数据要素可以改善企业全要素生产率。 β 表示控制变量系数值向量。 X 表示控制变量向量。 α_i 表示行业固定效应。 δ_t 表示未被观测到的时间固定效应。 $\epsilon_{i,p,t}$ 表示回归过程中存在的随机扰动项。

2. 机制回归模型。为了进一步探究数据要素是否会通过数字化变革与企业创新间接影响企业全要素生产率，在识别数据要素与企业全要素生产率因果效应的基础上，构建如下模型对数据要素影响企业全要素生产率的作用机制进行检验。具体来看：

$$M_{i,p,t} = \alpha_0 + \alpha_1 treat_i \times post_t + \alpha_2 treat_i + \alpha_3 post_t + \beta X_{i,p,t} + \alpha_i + \delta_t + \epsilon_{i,p,t} \quad (2)$$

$$TFP_{i,p,t} = \delta_0 + \delta_1 treat_i \times post_t + \delta_2 M_{i,p,t} + \delta_3 treat_i + \delta_4 post_t + \beta X_{i,p,t} + \alpha_i + \delta_t + \epsilon_{i,p,t} \quad (3)$$

其中，在式（2）和（3）中， M 表示机制变量，分别是企业数字化变革（Digital）和企业创

新 (INN); δ_1 表示大数据技术的直接效应, 与式 (1) 中 β_1 的总效应相对应, 企业数字化变革和企业创新的间接效应为 $\alpha_1 \times \delta_2$; 如果 δ_1 和 δ_2 在统计水平上均显著, 且相比式 (1) 基准回归结果系数值 β_1 , 系数值 δ_1 的值有所减小 ($\beta_1 > \delta_1$), 说明数字化变革和企业创新在数据要素影响企业全要素生产率过程中发挥部分中介效应; 相反, 如果在统计水平上, 系数值 δ_1 不显著, 说明数字化变革和企业创新在数据要素影响企业全要素生产率过程中发挥完全中介效应。

3. 调节效应回归模型。随着大数据技术的快速发展, 制造业与服务业之间存在的内生关联性不能被忽视。一方面, 有研究表明, 制造业的价值直接依附于服务业, 全球范围内制造业出口总价值的三分之一来自服务业, 分销与商业服务等对制造业价值的贡献显著 (Driemeier and Gaurav, 2017)。另一方面, 依附于先进制造业而发展起来的现代服务业, 如金融、互联网服务与数字科技企业等。虽然在产业分类中属于服务业, 但是, 现代服务业的发展与功能的实现需要先进制造业提供硬件设备, 导致现代服务业对固定资产的投入要求越来越高, 甚至接近于制造业 (黄群慧和杨虎涛, 2022)。数据要素增强了制造业与服务业之间的产业关联性, 传统产业演进过程中的“此消彼长”现象被弱化 (史丹, 2022)。

为此, 为了进一步实证检验产业融合在数据要素与企业全要素生产率之间发挥的内生产业关联性, 本文构建调节效应模型对此进行检验。具体方程如下:

$$TFP_{i,p,t} = \partial_0 + \partial_1 treat_i \times post_t \times rh_{p,t} + \partial_2 treat_i \times post_t + \partial_3 treat_i + \partial_4 post_t + rh_{p,t} + \beta X_{i,p,t} + \alpha_i + \delta_t + \varepsilon_{i,p,t} \quad (4)$$

其中, $rh_{p,t}$ 表示制造业和服务业产业融合程度, 借鉴史丹和孙光林 (2023) 的做法, 本文使用制造业与服务业融合程度衡量。 ∂_1 是重点关注的系数值, 如果在统计水平上, 系数值 ∂_1 显著为正, 则说明数据要素与产业融合会发挥交互作用提升企业全要素生产率。

(二) 变量说明

1. 被解释变量: 企业全要素生产率。新质生产力以全要素生产率提升为核心标志, 在企业层面形成新质生产力应该从提升全要素生产率入手。在本文研究中, 借鉴史丹和孙光林 (2022) 的做法, 分别使用半参数法 OP 和 LP 测度企业全要素生产率, 分别使用 TFP_OP 和 TFP_LP 表示, 前者用来衡量 OP 法测度企业全要素生产率的结果, 后者是使用 TFP_LP 法测度企业全要素生产率的结果。值得注意的是, 在测度过程中, 本文并不考虑企业的中间品投入, 主要原因是: 我国企业总产值与中间品投入高度相关, 二者相关系数在 0.8 以上, 中间品的产出弹性也达到 0.8 以上, 如果考虑中间品投入会大大压缩资本和劳动的投入弹性值 (鲁晓东和连玉君, 2012)。

2. 核心解释变量: 数据要素。贵州省成为全国首个国家大数据综合试验区以来, 大力发展以数据为关键要素的数字经济, 连续 6 年全国第一, 在数据要素使用方面具有典型性和先进性 (邱子迅和周亚虹, 2021)。因此, 本文借鉴刘传明等 (2023) 的做法, 将实施国家级大数据综合试验区作为数据要素的代理变量, 将样本企业分为实验组和对照组, $treat=1$ 表示样本企业位于实验组, 反之, $treat=0$ 表示企业位于对照组。 $post$ 表示国家级大数据综合试验区是否开始实施, 如果 $post=1$, 表示该省市在当年和之后年份实施大数据综合试验区, 反之, 则 $post=0$ 。

3. 机制变量。

(1) 数字化变革。数字化变革是指一个组织通过使用数字技术对环境变化做出反应来改变其价值创造的过程 (Vial, 2019), 是数字技术与企业运行流程的融合过程, 也是企业组织管理制度不断更新并最终与数字技术相适应的过程。企业数字化水平取决于高层管理者的战略导向、外部环境的支撑和内部组织环境的支持以及数字化成果和数字化应用等。随着数字化关键词词组的

史丹等：数据要素与新质生产力：基于企业全要素生产率视角

成熟，CSMAR 团队与华东师范大学工商管理学院企业管理系“智能工商与科创企业管理”研究团队联合研发了《中国上市公司数字化转型研究数据库》，从战略引领、技术驱动、组织赋能、环境支撑、数字化成果和数字化应用六个维度，31 个二级指标全面刻画了企业数字化程度，既避免了单纯采用相关数字化关键词词频的局限性，又克服了采用数字无形资产占比的片面性（张文文和景维民，2024）。因此，本文使用该指数来度量企业数字数变革（*digital*）。

（2）企业创新。本文使用企业发明专利数来度量企业创新水平。

（3）产业融合。制造业和服务业发展过程中，在产业规模、产业机构、空间区域和发展潜力会表现出一定的匹配性。为此，本文借鉴史丹和孙光林（2023）的做法，使用耦合评价模型测度制造业与生产性服务业融合程度，以反映制造业与服务业产业融合水平。

4. 控制变量。为了控制潜在变量对企业全要素生产率的影响，本文选取以下控制变量：①财务杠杆（*lev*），使用企业资产负债率来度量；②现金持有水平（*cash*），使用企业货币资金占总资产的比例衡量；③盈利能力（*roa*），使用企业总资产收益率度量；④股权集中度（*first*），使用企业第一大股东持股比例度量；⑤资本存量（*ppe*），使用企业年末固定资产净值占总资产比例度量；⑥经济发展水平（*lgdp*），使用省际层面人均 GDP 的对数值度量；⑦产业结构（*gdpsec*），使用省际层面第二产业占 GDP 的比值来度量。

表 1 变量描述性统计

变量	观测值	均值	方差	最小值	最大值
<i>TFP_LP</i>	26 819	9.079	1.125	5.626	13.578
<i>TFP_OP</i>	31 000	6.620	0.918	1.519	11.415
<i>post</i>	31 000	0.638	0.481	0.000	1.000
<i>treat</i>	31 000	0.206	0.404	0.000	1.000
<i>digital</i>	30 766	0.775	1.188	0.000	6.260
<i>li</i>	31 000	0.248	0.775	0.000	7.931
<i>rh</i>	28 661	0.637	0.188	0.077	1.720
<i>lev</i>	29 702	0.419	0.213	0.041	1.233
<i>cash</i>	29 702	0.192	0.141	0.011	0.699
<i>roa</i>	29 702	0.034	0.097	-0.946	0.786
<i>first</i>	29 698	34.582	14.942	7.260	79.570
<i>ppe</i>	30 765	0.211	0.163	0.001	0.753
<i>lgdp</i>	27 625	11.153	0.446	9.706	12.013
<i>gdpsec</i>	27 625	41.433	9.310	15.800	59.000

（三）数据来源

本文基于我国 2009—2021 年 A 股上市公司制造业和服务业企业为研究对象，剔除了金融类企业、被标记为 ST 的企业以及相关数据存在缺失的样本。地区层面的相关数据分别来自《中国统计年鉴》；企业财务数据均来自 CSMAR 数据库。为了避免极端值对实证结果的影响，对相关数据进行了缩尾处理或对数化处理。对于大部分连续型变量，通常存在着尾部离群值，这些离群值很可能会导致伪回归结果。解决这一问题的方式有两种。一种是直接删除这些离群值，但是，

该方法的缺点是会牺牲样本容量。第二种方式是以某一分位数为临界点，将临界点以外的取值替换为临界点的取值，这样做的好处是在不明显改变离群值排序的情况下，保证了样本容量。第二种方式被学术界广泛采用。因此，本文采用第二种方式处理数据，将所有的连续型变量都按 1% 的水平进行缩尾处理，即将 99.5% 和 0.5% 以外的观测值替换为相应的分位数。

六、实证结果分析

本文实证结果分析分为以下两个部分：①使用双重差分 DID 实证检验数据要素对企业全要素生产率的影响，并讨论数据要素对制造业和服务业企业全要素生产率影响的异质性；②识别数据要素对企业全要素生产率的作用机制。

（一）基准回归结果

1. 回归结果分析。为了实证分析数据要素对企业全要素生产率的影响，以检验基本研究假说 1，本文对基本模型设定式（1）进行回归，回归结果如表 2 所示。表 2 中第（1）和（2）列是使用全样本进行回归后的结果，其中，第（1）列是使用 LP 法测度企业全要素生产率的回归结果，第（2）列是使用 OP 法测度企业全要素生产率的回归结果，在加入控制变量、行业固定效应和年度固定效应后，其结果表明在 1% 的置信水平上数据要素与企业全要素生产率之间存在显著的因果关系，即大数据综合试验区政策的数据要素集聚效应会显著提升企业全要素生产率。习近平总书记指出，高质量发展需要新的生产力理论来指导，而新质生产力已经在实践中形成并展示出对高质量发展的强劲推动力、支撑力。新质生产力本质上是先进生产力，大幅提升全要素生产率是新质生产力的核心标志。数据要素提高了信息透明度和市场运行效率以及要素配置效率，提高企业竞争力和企业全要素生产率，从而赋能企业新质生产力发展。因此，基本研究假说 1 得到验证。

表 2 中第（3）、（4）、（5）和（6）列是分别使用制造业企业和服务业企业子样本进行回归后的结果^①。由表 2 中第（3）和（4）列可知，数据要素的系数值分别为 0.094 和 0.114，均在 5% 的置信水平上显著，说明数据要素有利于提升制造业企业全要素生产率。同时，表 2 中第（5）和（6）列给出了服务业企业回归结果，数据要素的系数值分别为 0.194 和 0.221，均在 1% 的置信水平，说明在服务业行业中数据要素与企业全要素生产率之间仍然存在显著的因果关系，即数据要素有利于改善服务业企业全要素生产率。为了比较数据要素对制造业和服务业企业影响的差异性，本文对制造业和服务业企业回归结果进行 Chow 检验，检验结果 P 值为 0.000，说明制造业和服务业企业回归结果存在显著差异。无论是 LP 法测度全要素生产率的回归结果（0.194 > 0.094），还是 OP 法测度全要素生产率的回归结果（0.221 > 0.114），数据要素对服务业企业全要素生产率的影响在显著性和影响程度上都要大于制造业企业。可能的原因是：与制造业相比，服务业是一个全要素生产率增长缓慢的部门，主要原因是服务业具有一些典型的特征性，如生产与消费难以分离，具有一定的无形性，难以进行储存等，这导致服务业长期难以使用机器替代进行标准化生产，造成服务业全要素生产率长期滞后于制造业（江小涓和靳景，2022）。然而，数

^① 本文借鉴鲁晓东和连玉君（2012）、赵宸宇等（2021）等主流文献的做法，直接将服务业和制造业企业全要素生产率分组进行异质性分析。正如审稿人所言，异质性回归结果可能会受到企业资本结构、经营模式等的影响。对此，本文在回归过程中尽可能控制了企业所处行业、资本存量、盈利能力和财务杠杆等因素的影响，在一定程度上可以降低制造业和服务业行业异质性造成的全要素生产率差异。我们必须承认的是，并没有完美解决服务业和制造业企业全要素生产率的差异。

史丹等：数据要素与新质生产力：基于企业全要素生产率视角

据要素和服务业传统要素的结合催生一系列服务新模式形成新质生产力，优化服务业企业服务流程，极大降低了服务业企业中繁琐、重复性高和低效率等非核心环节的人力需求。因此，与制造业企业相比，由于服务业企业全要素生产率提升长期滞后于制造业企业，数据要素对服务业企业人力资本优化与服务模式创新影响更为显著，从而表现出数据要素对服务业企业全要素生产率的政策效应比制造业企业更大。

表 2 基准回归结果

变量	全样本		制造业		服务业	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>
<i>treat</i> × <i>post</i>	0.194*** (6.74)	0.115*** (5.23)	0.094** (2.20)	0.114** (2.30)	0.194*** (4.44)	0.221*** (4.50)
<i>post</i>	0.201*** (7.02)	0.117*** (5.44)	0.205*** (6.14)	0.299*** (7.65)	0.241*** (4.32)	0.320*** (5.06)
<i>treat</i>	0.086*** (3.31)	0.015 (0.78)	0.155*** (4.34)	0.183*** (4.41)	0.129*** (3.14)	0.168*** (3.64)
<i>lev</i>	2.707*** (54.54)	1.884*** (49.93)	2.742*** (43.67)	3.253*** (45.42)	2.723*** (33.56)	3.100*** (33.77)
<i>cash</i>	0.104 * (1.73)	-0.060 (-1.39)	0.264*** (3.32)	0.273*** (2.99)	-0.008 (-0.08)	-0.144 (-1.27)
<i>roa</i>	2.584*** (7.14)	1.807*** (7.06)	3.198*** (6.49)	3.686*** (6.75)	1.891*** (3.98)	2.228*** (4.14)
<i>first</i>	0.010*** (20.30)	0.006*** (16.65)	0.008*** (14.04)	0.009*** (14.16)	0.010*** (12.79)	0.013*** (14.07)
<i>ppe</i>	-0.859*** (-17.06)	-1.074*** (-27.88)	-0.778*** (-11.75)	0.061 (0.79)	-0.965*** (-11.72)	0.095 (1.02)
<i>lgdp</i>	0.155*** (9.24)	0.203*** (15.68)	0.029 (1.48)	0.012 (0.53)	0.337*** (10.48)	0.358*** (9.83)
<i>gdpsec</i>	-0.005*** (-6.70)	-0.004*** (-6.38)	-0.006*** (-6.19)	-0.008*** (-6.57)	-0.003** (-2.23)	-0.004*** (-3.11)
常系数	6.439*** (31.47)	3.993*** (25.06)	7.845*** (32.71)	9.490*** (34.00)	3.812*** (9.94)	5.034*** (11.64)
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	24 260	26 860	15 431	15 431	7 913	7 913

注：***，**，* 分别表示在 1%、5% 和 10% 的置信水平上显著；(2) 回归均采用稳健标准误估计；(3) 括号内数据为 t 值。

2. 因果识别检验。(1) 平行趋势检验。为了进一步检验数据要素政策效应的有效性，本文对模型设定进行平行趋势检验，即大数据政策实施前，试点和非试点省市的企业全要素生产率的趋势应该是平行的。为此，本文使用事件研究法进行平行趋势检验，以检验实施大数据综合试验区的动态效应。如果平行趋势未能通过，说明本文使用双重差分模型进行估计的结果是有偏的。本文借鉴已有文献的做法，构建以下模型进行平行趋势检验：

$$TFP_{i,t} = \alpha + \beta_k \sum_{k>-5}^3 (treat_i \times post_t)^k + \beta X_{i,p,t} + \alpha_i + \delta_t + \epsilon_{i,p,t} \quad (5)$$

在式子 (5) 中, $(treat_i \times post_t)^k$ 表示国家级大数据综合试验区实施当期为参考生产的变量; 当 $k < 0$ 时, 表示国家级大数据综合试验区发生前第 k 期; 当 $k = 0$ 时, 表示实施国家级大数据综合试验区当期; 当 $k > 0$ 时, 表示实施国家级大数据综合试验区以后第 k 期。本文以大数据国家综合试验区发生前一年为基期, 设定 $(treat_i \times post_t)^3 = 1$, 表示实施国家级大数据综合试验区三年及以后年份为 1。式 (5) 中的其他变量与符号与式 (1) 一致。如果检验结果显示系数值 β_k 不显著, 说明双重差分模型满足平行趋势检验。与此同时, 当 $k \geq 0$ 时, 系数值 β_k 还表示实施国家级大数据综合试验区以后的动态效应。图 1 是使用 LP 法测度企业全要素生产率的检验结果, 图 2 是使用 OP 法测度企业全要素生产率的检验结果。由图 1 和图 2 可以看出, 在国家级综合试验区实施之前 β_k 的系数值始终在 0 附近上下变动且不显著, 说明在国家级大数据综合试验区实施以前, 处理组和控制组企业全要素生产率并不存在明显差异, 满足双重差分法平行趋势假设。然而, 在国家级大数据综合试验区实施以后, 系数值 β_k 明显远离 0。同时, 随着时间的变化, 实施国家级大数据综合试验区的政策效应具有一定的持续性, 并没有明显变化。

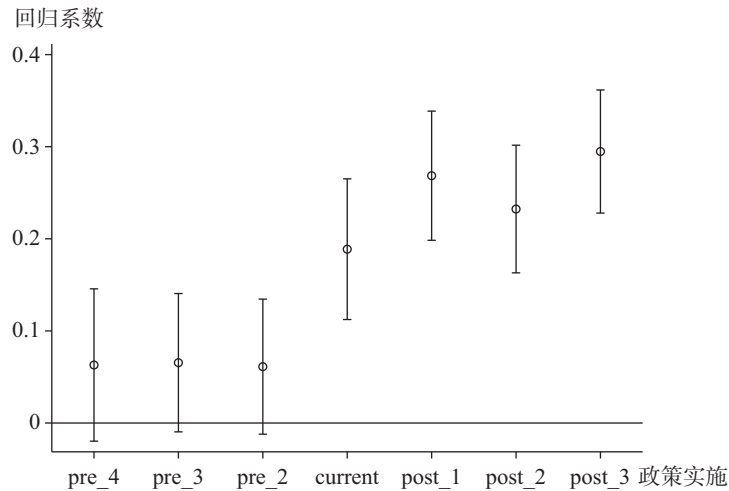


图 1 基于 TFP_LP 的平行趋势检验

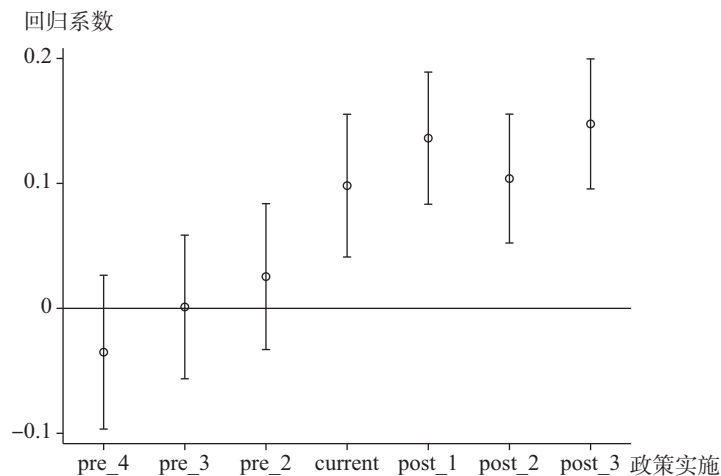


图 2 基于 TFP_OP 的平行趋势检验

(2) 安慰剂检验。在本文实证研究过程中，可能会存在一些未被观测到的因素或随机因素对本文回归结果造成影响，为了排除上述因素对基准回归结果产生的不利影响，本文使用安慰剂检验对此进行检验。具体来看，首先，在样本企业中随机抽取与基准回归数量相同的企业为非实际处理组，在此基础上，生成国家级大数据综合试验区政策效应的虚拟变量，其他未被抽取的样本企业自动会划归到非实际控制组。其次，利用本文基准回归模型（1）进行回归分析，并对回归过程重复 500 次，得到 500 个非实际国家级大数据综合试验区政策效应的系数值和 P 值。图 3 和图 4 分别汇报了安慰剂检验结果，其中，图 3 是使用 LP 法测度全要素生产率的结果，图 4 是使用 OP 法测度全要素生产率的结果，图 3 和图 4 中横坐标表示回归系数值，左侧纵坐标表示回归系数值出现的密度刻度，右侧纵坐标表示回归系数值对应的 P 值。图 3 和图 4 横坐标虚线表示基准回归结果数据要素对应 10% 的显著性水平，纵向虚线表示基准回归结果数据要素的实际系数值。由图 2 和图 3 可知，非实际实施国家大数据综合试验区政策效应的系数值较大比例落在了 0 值附近，且只有较少的系数值在 10% 的置信水平以内，说明本文基准回归结果通过了安慰剂检验，表明数据要素提升企业全要素生产率的实证结论未受到随机因素的影响。

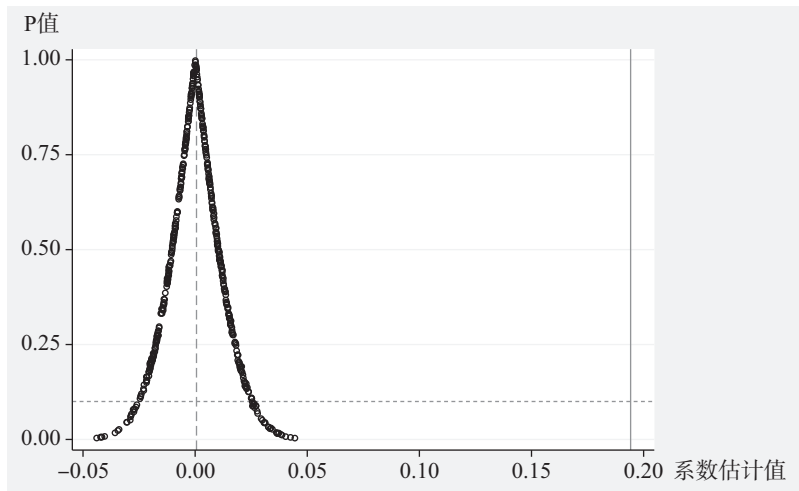


图 3 基于 TFP_LP 法企业全要素生产率的安慰剂检验

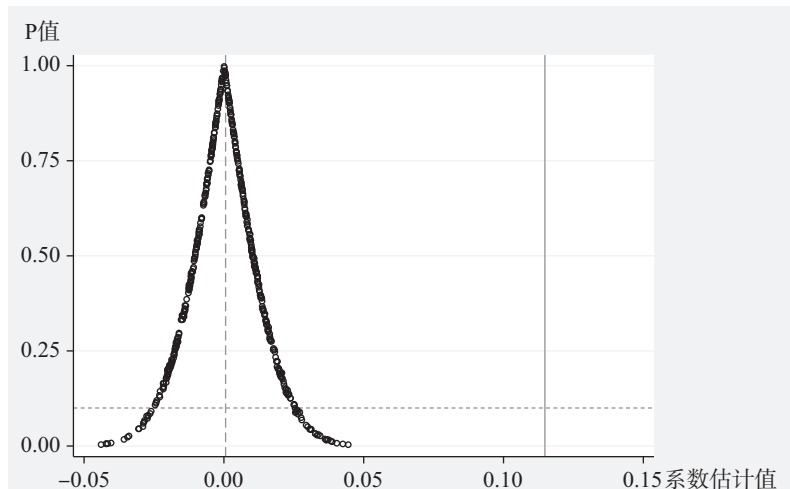


图 4 基于 TFP_OP 法企业全要素生产率的安慰剂检验

3. 稳健性检验。为了进一步检验数据要素提升企业全要素生产率实证结论的稳健性，本文通过改变企业全要素生产率测度方法进行稳健性检验。首先，使用 OLS 法测度企业全要素生产率，使用全样本回归后的结果如表 3 中第 (1) 列所示，在 1% 统计水平上，数据要素对企业全要素生产率具有显著正向影响，且表 3 中第 (3) 和 (5) 列分别使用制造业企业和服务业企业子样本进行回归后发现数据要素和企业全要素生产率之间仍然具有显著正向因果关系，说明本文基准回归结果是稳健的。其次，使用 FE 法测度企业全要素生产率，回归结果如表 3 中第 (2) 列所示，数据要素的系数值为 0.233，在 1% 的统计水平上显著，且进一步使用制造业和服务业企业子样本进行回归后发现，结论仍然成立，再次说明本文回归结果的稳健性。

表 3 稳健性检验

变量	全样本		制造业		服务业	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>TFP_OLS</i>	<i>TFP_FE</i>	<i>TFP_OLS</i>	<i>TFP_FE</i>	<i>TFP_OLS</i>	<i>TFP_FE</i>
<i>treat</i> × <i>post</i>	0.222*** (6.72)	0.233*** (6.73)	0.114** (2.30)	0.120** (2.31)	0.221*** (4.50)	0.232*** (4.51)
<i>post</i>	0.287*** (8.70)	0.308*** (8.92)	0.299*** (7.65)	0.320*** (7.84)	0.320*** (5.06)	0.344*** (5.20)
<i>treat</i>	0.115*** (3.89)	0.125*** (4.02)	0.183*** (4.41)	0.193*** (4.43)	0.168*** (3.64)	0.183*** (3.81)
常系数	7.967*** (33.88)	8.429*** (34.33)	9.490*** (34.00)	9.982*** (34.20)	5.034*** (11.64)	5.392*** (11.96)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	24 260	24 260	15 431	15 431	7 913	7 913

注：***，**，* 分别表示在 1%、5% 和 10% 的置信水平上显著；(2) 回归均采用稳健标准误估计；(3) 括号内数据为 t 值。

七、数据要素的影响机制检验

(一) 数字化变革的机制分析

作用机制回归结果如表 4 所示。表 4 中第 (1)、(2) 和 (3) 列是企业数字化变革作用机制回归结果。由表 4 中第 (1) 列可知，数据要素对企业数字化变革影响的政策效应系数值为 1.156，在 1% 的置信水平上显著，说明实施国家级大数据技术政策能加快企业数字化转型。同时，表 4 中第 (2) 和 (3) 列回归结果表明，无论是 LP 法测度的企业全要素生产率，还是 OP 法测度结果作为被解释变量，企业数字化变革和数据要素均能够提升企业全要素生产率，说明数据要素能够通过促进企业数字化变革提升企业全要素生产率。新质生产力是以数据为关键要素，以数字化与智能化为显著特征的新型生产力形态。数字化变革可以重塑生产力，推动传统生产要素数字化和智能化转型，促使物理实体世界和数字虚拟世界深度融合，在农业、工业和服务业等不同领域大放异彩，从而提升资源配置效率与企业全要素生产率（孙光林等，2023b）。

表 4 中 (4)、(5) 和 (6) 列是制造业企业全要素生产率回归结果，第 (7)、(8) 和 (9) 列

史丹等：数据要素与新质生产力：基于企业全要素生产率视角

是服务业企业子样本回归结果。由表 4 中第 (4) 和 (7) 列可知，数据要素对制造业和服务业企业数字化变革都具有显著促进作用。然而，在第 (5) 和 (6) 列，(7) 和 (8) 列估计结果中，虽然企业数字化变革对制造业和服务业企业全要素生产率具有正向显著影响，但数据要素的政策效应不显著，说明企业数字化变革在数据要素影响制造业企业和服务业企业全要素生产率过程中发挥着完全中介效应。可能的原因是：建立国家级大数据综合试验区的根本目的是为了促进数据要素共享、开放与应用，企业可以通过大数据技术挖掘数据要素中对自己有价值的信息和知识，数据红利也可以得到更充分的释放，通过形成与发展新质生产力提升企业全要素生产率。然而，无论是制造业企业还是服务业企业其利用数据要素与大数据技术的前提必须进行数字化变革（黄勃等，2023），也只有企业先自身进行数字化变革才能通过生产过程数字化和商业服务模式数字化，实现降低生产与运营成本，提高商业市场规模的目的，提升企业全要素生产率，进而形成新质生产力。

表 4 企业数字化转型作用机制回归结果

变量	全样本			制造业			服务业		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	<i>digital</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>digital</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>digital</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>
<i>treat</i> × <i>post</i>	1.156*** (38.52)	0.067** (2.24)	0.055** (2.41)	1.153*** (27.27)	-0.016 (-0.36)	0.009 (0.30)	1.098*** (25.04)	0.058 (1.25)	0.055 (1.48)
<i>post</i>	0.745*** (34.65)	0.124*** (4.28)	0.080*** (3.66)	0.679*** (25.94)	0.143*** (4.24)	0.094*** (3.82)	0.924*** (22.51)	0.138** (2.42)	0.070 (1.57)
<i>treat</i>	0.231*** (9.12)	0.056** (2.19)	0.002 (0.09)	0.218*** (6.37)	0.131*** (3.66)	0.074*** (2.90)	0.283*** (7.29)	0.090** (2.20)	-0.026 (-0.77)
<i>digital</i>		0.108*** (15.09)	0.052*** (9.66)		0.096*** (11.47)	0.051*** (8.60)		0.119*** (9.48)	0.052*** (5.26)
常数	-0.116 (-0.74)	6.445*** (31.67)	3.996*** (25.14)	-0.075 (-0.40)	7.856*** (32.86)	5.211*** (28.93)	0.100 (0.33)	3.770*** (9.94)	2.172*** (6.91)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	32 416	24 260	26 860	20 779	15 431	17 087	10 553	7 913	8 808

注：***, **, * 分别表示在 1%、5% 和 10% 的置信水平上显著；(2) 回归均采用稳健标准误估计；(3) 括号内数据为 t 值。

(二) 企业创新的机制分析

表 5 给出了企业创新的作用机制回归结果，表 5 中第 (1)、(2) 和 (3) 列是使用全样本企业进行回归后的结果。表 5 中第 (1) 列结果显示，数据要素与企业创新之间具有显著因果关系，实施国家级大数据综合试验区有利于促进企业创新。同时，表 5 中第 (2) 和 (3) 列回归结果表明，在 1% 的置信水平上下，数据要素与企业全要素生产率，以及企业创新与企业全要素生产率之间均具有显著因果关系。当今时代，科技创新是生产力发展中最活跃的因素，依靠科技创新提高生产力已经成为一种普遍规律。新质生产力本质上就是创新驱动的生产力，数据要素有利于打破企业传统生产和商业模式，改善生产流程与降低生产成本，促进企业创新，即通过企业创新与

产业的良性互动提高全要素生产率和企业核心竞争力。因此，基本研究假说 H3 得到验证。

表 5 中第 (4) 列回归结果表明，数据要素与制造业企业创新之间具有显著因果关系，实施国家级大数据综合试验区也有利于促进制造业企业创新。表 5 中第 (5) 和 (6) 列分别是使用 LP 法和 OP 法测度企业全要素生产率得到的回归结果，结果表明，企业创新在数据要素影响企业全要素生产率过程中发挥着部分中介效应。然而，表 5 中第 (7) 列回归结果表明，数据要素对服务业企业创新的影响系数虽然为正，但并不显著。虽然表 5 中第 (8) 列和第 (9) 列回归结果表明，企业创新和数据要素对服务业企业全要素生产率均具有正向显著影响，但综合考虑第 (7)、(8) 和 (9) 列的回归结果，企业创新在数据要素影响服务业企业全要素生产率的过程中，企业创新的中介效应并不显著。可能的原因是：一方面，服务业企业使用数据要素直接依附于制造业，当前服务业企业创新商业业务和服务模式往往需要较大程度依赖于金融、电信和数字平台企业等，这些行业虽然属于服务业但是其在服务业行业发挥功能需要依赖制造业提供的设备（黄群慧和杨虎涛，2022），因此，数据要素对服务业企业创新的影响更多需要依赖于制造业企业创新，从而在统计水平上表现不显著。另一方面，受到服务业行业数据特性的限制，与制造业数据相比，服务业数据更为复杂和分散，用户反馈、社交媒体评论和文本数据等大量非结构性数据难以处理，制约了大数据对服务业企业创新的支持作用。

表 5 企业创新的作用机制回归结果

变量	全样本			制造业			服务业		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	<i>INN</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>INN</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>INN</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>
<i>treat</i> × <i>post</i>	0.046** (2.02)	0.190*** (6.57)	0.113*** (5.13)	0.086** (2.09)	0.085** (1.99)	0.064** (2.12)	0.020 (0.84)	0.194*** (4.45)	0.111*** (3.15)
<i>post</i>	0.033 (1.46)	0.201*** (7.04)	0.116*** (5.42)	0.061* (1.87)	0.205*** (6.16)	0.128*** (5.25)	-0.010 (-0.33)	0.242*** (4.35)	0.115*** (2.62)
<i>treat</i>	0.032* (1.66)	0.083*** (3.19)	0.014 (0.69)	0.058* (1.78)	0.152*** (4.26)	0.085*** (3.29)	-0.034 (-1.62)	0.130*** (3.17)	-0.008 (-0.23)
<i>INN</i>		0.103*** (16.12)	0.051*** (11.38)		0.087*** (12.29)	0.042*** (8.36)		0.126*** (9.00)	0.053*** (5.34)
常数	-0.901*** (-5.73)	6.535*** (32.13)	4.039*** (25.41)	-0.679*** (-3.06)	7.903*** (33.21)	5.235*** (29.12)	-1.198*** (-7.32)	3.974*** (10.35)	2.248*** (7.11)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	32 423	24 260	26 860	20 786	15 431	17 087	10 553	7 913	8 808

注：***，**，* 分别表示在 1%、5% 和 10% 的置信水平上显著；(2) 回归均采用稳健标准误估计；(3) 括号内数据为 t 值。

(三) 产业融合的机制分析

由于本文使用制造业与服务业融合情况表示产业融合程度。为此，本文在该部分使用调节效

史丹等：数据要素与新质生产力：基于企业全要素生产率视角

应模型考察产业融合的作用机制以及在不同产业融合程度上制造业与服务业企业表现出的异质性。表 6 中给出了产业融合与数据要素调节效应回归结果，其中，表 6 中第（1）列是使用 LP 法测度企业全要素生产率的回归结果，第（2）列是使用 OP 法测度企业全要素生产率的回归结果。由表 6 中第（1）列和第（2）列可知， $treat \times post \times rh$ 的系数值分别为 0.153 和 0.126，分别在 10% 和 5% 的统计水平上显著，说明数据要素和产业融合会共同发挥作用对企业全要素生产率产生正向影响。同时，产业融合与企业全要素生产率之间也具有显著正向因果关系，说明提高制造业与服务业融合程度有利于改善企业全要素生产率。数据要素向其他传统产业渗透促进产业融合形成新产业和新模式，加快了制造业和服务业等不同产业的纵向和横向整合，提高企业的业务经营范围和全要素生产率，即通过持续深化推动制造业和服务业等传统产业融合，加快培育具有决定性的新质生产力的核心产业集群。因此，基本研究假说 4 得到验证。

表 6 产业融合的调节效应回归结果

变量	(1)	(2)
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>
$treat \times post \times rh$	0.153* (1.79)	0.126** (2.01)
rh	0.260*** (5.64)	0.061* (1.74)
$treat \times post$	0.093 (1.48)	0.034 (0.72)
$post$	0.214*** (7.22)	0.132*** (5.78)
$treat$	0.078*** (3.00)	0.007 (0.36)
常系数	7.798*** (30.08)	4.410*** (21.81)
控制变量	控制	控制
行业固定效应	是	是
年度固定效应	是	是
观测值	23 442	25 614

注：***，**，* 分别表示在 1%、5% 和 10% 的置信水平上显著；（2）回归均采用稳健标准误估计；（3）括号内数据为 t 值。

为了进一步探究不同产业融合水平下数据要素对企业全要素生产率影响的异质性，本文借鉴史丹和孙光林（2023）的做法，将不同省市划分为高产业融合组、中产业融合组和低产业融合组后分别进行回归，回归结果如表 7 中第（1）—（6）列所示。由表 7 中回归结果可知，数据要素对高、中产业融合区域的企业全要素生产率显著，且影响程度差异性较小。表 7 中第（5）和（6）列回归结果可知，实施国家级大数据综合试验区对低产业融合区域企业全要素生产率的影响不显著。

八、结论及政策建议

本文基于我国 2009—2021 年制造业和服务业上市企业面板数据，利用双重差分法从全要素

生产率视角实证检验数据要素与新质生产力的关系。可以得到如下结论：①数据要素与企业全要素生产率之间具有显著正向因果关系，实施国家级大数据综合试验区有利于提升企业全要素生产率，从而形成与发展新质生产力；②企业数字化变革在数据要素影响企业全要素生产率的过程中发挥着中介效应作用，但异质性结果表明在制造业企业和服务业企业中数字化变革均发挥着完成中介效应作用，说明数字化变革是制造业企业和服务业企业利用数据要素的必备条件；③数据要素可以通过促进企业创新提升企业全要素生产率，且这一结论是制造业企业中仍然成立，但是在服务业企业中作用效应不显著；④产业融合与数据要素的交互效应显著，说明大数据综合试验区可以通过促进制造业和服务业融合提升企业全要素生产率，但是，异质性结果表明，数据要素对中和高产业融合区域企业全要素生产率的影响显著，对低产业融合组企业全要素生产率的影响不显著。

表 7 基于区域制造业与服务业融合程度的分组回归结果

变量	高产业融合程度		中产业融合程度		低产业融合程度	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>
<i>treat</i> × <i>post</i>	0.195*** (6.04)	0.223*** (6.04)	0.194** (2.46)	0.191** (2.08)	0.102 (1.10)	0.149 (1.40)
<i>post</i>	0.247*** (6.87)	0.337*** (8.15)	0.826*** (7.74)	1.022*** (8.26)	0.201 (1.24)	0.323* (1.71)
<i>treat</i>	0.084*** (2.88)	0.122*** (3.68)	0.004 (0.05)	0.019 (0.22)	0.114 (1.40)	0.095 (1.01)
常系数	8.412*** (21.42)	10.261*** (22.55)	8.503*** (6.77)	9.878*** (6.83)	6.748*** (7.30)	8.540*** (7.95)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	16 853	16 853	3 734	3 734	3 081	3 081

注：***，**，* 分别表示在 1%、5%和 10%的置信水平上显著；(2) 回归均采用稳健标准误估计；(3) 括号内数据为 t 值。

为了充分发挥新质生产力对提升全要素生产率的作用，根据研究发现的作用机制，本文提出以下政策建议：

一是大力发展新质生产力，加快推动企业数字化变革。人工智能与云计算等大数据技术为破解我国“人口红利”下降带来成本上升的负面影响、提升全要素生产率创造了前所未有的机遇。我国要充分发挥大数据综合试验区的示范作用，移植其先进经验和做法，加快企业的数字化改造，形成大中小企业协同、上中下游环节联通的数字化产业生态，开辟新的赛道形成竞争新优势。强化企业科技创新主体地位。发挥科技型骨干企业引领支撑作用，促进科技型中小微企业健康成长，推进创新链产业链资金链人才链深度融合。

二是加快新质生产力赋能传统产业改造、转型、升级，广泛应用数智技术、绿色技术，加快传统产业转型升级，激发传统产业活力。推进新型工业化，推进产业智能化、绿色化、高端化发展。积极培育新新兴产业，积极培育未来产业，培育发展新动能，实现新旧动能接续转换。利用大数据技术推动制造业与服务业融合，加快形成新产业、新模式、新业态。

史丹等：数据要素与新质生产力：基于企业全要素生产率视角

三是坚持以科技创新引领新质生产力发展。要加快实现高水平科技自立自强，发挥科技创新对新一代信息技术、人工智能、生物技术、新能源、新材料、高端装备、绿色环保等产业发展的引领带动作用。加强应用基础研究和前沿研究，完善新型举国体制，强化战略科技力量，着力补短板、锻长板、强基础。一方面，要布局大数据中心、算力中心和超算中心等大数据技术基础设施，推动大数据技术创新以提升算力，从而提升云计算和人工智能等使用效率。另一方面，要注重培养大数据技术创新人才，通过加强高等院校、科研院所与人工智能、大数据等企业的合作，通过协同发挥作用实现资源共享与优势互补，从而为传统产业数字化创新与大数据技术创新提供人才支持。

参考文献

杜传忠、侯佳妮，2021：《制造业与服务业融合能否有效缓解服务业“成本病”》，《山西财经大学学报》第3期，第83-124页。

黄群慧、杨虎涛，2022：《中国制造业比重“内外差”现象及其“去工业化”涵义》，《中国工业经济》第3期，第20-37页。

江小涓，2018：《网络空间服务业：效率、约束及发展前景——以体育和文化产业为例》，《经济研究》第4期，第4-17页。

江小涓，2021：《数字时代的技术与文化》，《中国社会科学》第8期，第4-34+204页。

江小涓、靳景，2022：《数字技术提升经济效率：服务分工、产业协同和数字孪生》，《管理世界》第12期，第9-26页。

刘传明、陈梁、魏晓敏，2023：《数据要素集聚对科技创新的影响研究——基于大数据综合试验区的准自然实验》，《上海财经大学学报》第5期，第107-121页。

李晓华，2022：《数字技术与服务业“成本病”的克服》，《财经问题研究》第11期，第18-28页。

李晓华，2023：《新质生产力的主要特征与形成机制》，《人民论坛》第21期，第15-17页。

鲁晓东、连玉君，2012：《中国工业企业全要素生产率估计：1999—2007》，《经济学（季刊）》第2期，第541-558页。

刘友金、冀有幸，2024：《发展新质生产力须当拼在数字经济新赛道》，《湖南科技大学学报（社会科学版）》第1期，第89-99页。

邱子迅、周亚虹，2021：《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》第7期，第4-17页。

任保平、王子月，2023：《数字新质生产力推动经济高质量发展的逻辑与路径》，《湘潭大学学报（哲学社会科学版）》第6期，第23-30页。

史丹，2022：《数字经济条件下产业发展趋势的演变》，《中国工业经济》第11期，第26-42页。

史丹、孙光林，2022：《大数据发展对制造业企业全要素生产率的影响机理研究》，《财贸经济》第9期，第85-100页。

孙光林、李婷、莫媛，2023b：《数字经济对中国农业全要素生产率的影响》，《经济与管理评论》第1期，第92-103页。

孙光林、汪琳林、艾永方，2023a：《大数据发展对我国县域碳排放的影响机理研究》，《西安理工大学学报》第3期，第301-309页。

沈华夏、殷凤，2019：《制造业与生产性服务业互动不平衡》，《国际经贸探索》第3期，第54-69页。

魏下海、郭凯明、吴春秀，2021：《数字技术、用工成本与企业搬迁选择》，《中国人口科学》第1期，第104-116页。

赵宸宇、王文春、李雪松，2021：《数字化转型如何影响企业全要素生产率》，《财贸经济》第7期，第114-129页。

周晶、王磊、金茜，2015：《中国工业行业能源 CES 生产函数的适用性研究及非线性计量估算》，《统计研

究》第4期，第51-58页。

张林、蒲清平，2023：《新质生产力的内涵特征、理论创新与价值意蕴》，《重庆大学学报（社会科学版）》第6期，第137-148页。

张培丽、徐奇舟，2024：《技术进步、反鲍莫尔成本病与制造业占比》，《经济理论与经济管理》第2期，第97-116页。

张文文、景维民，2024：《数字经济监管与企业数字化转型——基于收益和成本的权衡分析》，《数量经济技术经济研究》第1期，第5-24页。

张文武、张为付，2024：《加快形成新质生产力：理论逻辑、主体架构与实现路径》，《南京社会科学》第1期，第56-64页。

Acemoglu D, Restrepo P, "Artificial intelligence, automation, and work", NBER Working Papers 24196. 2019.

Hallward -Driemeier, M. , N. Gaurav, "Trouble in the Making? The Future of Manufacturing -Led Development", Washington, DC: World Bank, 2017.

Harrmann, L. K. , Eggert, A. , Böhm, E, "Digital technology usage as a driver of servitization paths in manufacturing industries", European Journal of Marketing, 2023, 57 (3): 834 - 857.

Hornuf, L. , Klus, M. F. , Lohwasser, T. S. , Schwiendbacher, A. , "How do Banks Interact with Fintech Startups?", Small Business Economics, 2021, 57 (3): 1505 - 1526.

Peters, B. , Riley, R. , Siedschlag, I. , Vahter, P. , McQuinn, J, "Internationalisation, innovation and productivity in services: Evidence from Germany, Ireland and the United Kingdom", Review of World Economics, 2018, 154: 585 - 615

Tanaka, M. , N. Bloom, J. M. David, M. Koga, "Firm Performance and Macro Forecast Accuracy", Journal of Monetary Economics, 2020, 114: 26 - 41.

Vial, G. , "Understanding DigitalTransformation: A Review and a Research Agenda", The Journal of Strategic Information Systems, 2019, 28 (2): 118 - 144.

Data Elements and NewQuality Productive Forces: A Perspective from Total Factor Productivity of Enterprises

SHI Dan¹ SUN Guanglin^{1,2}

- (1. Institute of Industrial Economics, Chinese Academy of Social Sciences;
2. School of Finance, Nanjing University of Finance and Economics)

Summary: The dilemma of “large but not strong” in manufacturing and the inefficiency in the service industry have become one of the challenges facing China’s industrial transformation and upgrading towards high-quality development. Over the past decade, a new round of technological revolution and industrial transformation has injected new vitality into productivity development. The innovative activities and knowledge dissemination involved in cutting-edge technologies and emerging industries have transcended the realm of traditional productivity reformation. Especially when data becomes a factor, serving both as means of production and as objects of labor involved in production and transaction processes, it greatly enriches the types of means of production and labor objects, forming a new productive force characterized by the essence of renewing quality and achieving higher quality. This results in the coordination and unity of “quantity and quality” in productivity development.

New quality productive forces, characterized by the improvement of total factor productivity (TFP), is centered on innovation, where data elements play a crucial role in enhancing both innovation levels and TFP. This study takes the national-level big data comprehensive pilot zone as a quasi-natural experiment. Based on panel data of manufacturing and service companies listed in China from 2009 to 2021, a double-difference model is employed to identify the causal effects and mechanisms of data elements on enterprise TFP. The research findings indicate that data elements significantly enhance enterprise TFP, with a greater impact on TFP in the service sector compared to the manufacturing sector. This conclusion remains robust after a series of robustness checks. Mechanism analysis results suggest that data elements mainly exert an indirect impact on enterprise TFP through digital transformation and innovation. Moreover, the moderation effects indicate that industrial integration and data elements jointly play a significant role in improving enterprise TFP. The effect is not significantly different between moderate and high industrial integration areas, whereas it is not significant in low industrial integration areas.

In order to fully leverage the role of new quality productive forces in enhancing total factor productivity, based on the findings of our research, we propose the following policy recommendations:

Firstly, vigorously develop new quality productive forces and accelerate the digital transformation of enterprises. China should fully leverage the demonstrative role of the big data comprehensive pilot zones, transplanting their advanced experiences and practices to expedite the digital transformation of enterprises. This will facilitate the formation of a digital industrial ecosystem connecting enterprises of all sizes, as well as upstream and downstream sectors, thereby opening

up new avenues and competitive advantages. Additionally, it is crucial to strengthen the position of enterprises in technological innovation, by promoting the leading role of technology-oriented backbone enterprises, fostering the healthy growth of technology-oriented small and medium-sized enterprises, and advancing the deep integration of innovation chains, industrial chains, funds, and talent.

Secondly, accelerate the empowerment of traditional industries with new quality productive forces, promoting their transformation, and upgrading through the widespread application of intelligent technologies and green technologies. This will expedite the transformation and upgrading of traditional industries, stimulating their vitality. The promotion of new industrialization should be prioritized, facilitating the intelligent, green, and high-end development of industries. Active cultivation of emerging industries and future industries is essential to foster new growth drivers and achieve the seamless transition between old and new growth drivers. Utilizing big data technology to promote the integration of manufacturing and service industries will expedite the formation of new industries, new models, and new formats.

Thirdly, adhere to the leadership of scientific and technological innovation in the development of new quality productivity. Efforts should be intensified to achieve high-level technological self-reliance and self-strengthening, harnessing the leading role of scientific and technological innovation in the development of industries such as next-generation information technology, artificial intelligence, biotechnology, new energy, new materials, high-end equipment, and green environmental protection. Strengthening applied basic research and frontier research, improving the new national system, enhancing strategic scientific and technological capabilities, and addressing weaknesses while reinforcing strengths are imperative. On one hand, it is necessary to establish big data technology infrastructure such as data centers, computing power centers, and supercomputing centers, promoting innovation in big data technology to enhance computing power, thereby improving the efficiency of cloud computing and artificial intelligence applications. On the other hand, emphasis should be placed on nurturing talent in big data technology innovation, fostering collaboration between higher education institutions, research institutes, and enterprises in artificial intelligence, big data, and other fields. By synergizing resources and complementary advantages, talent support for digital innovation in traditional industries and innovation in big data technology can be achieved.

Key words: Data elements; New quality productive forces; Total factor productivity; Innovation; Industry convergence