

# 数据要素市场发展与生产率提升\*

戴魁早 王思曼 黄姿

(湖南科技大学商学院,湖南 湘潭 411201)



**内容提要:** 本文从中国制造业迫切需要实现全要素生产率持续提升这一现实出发,结合当前正在重点推进的要素市场化配置改革,着重关注了数据要素市场发展对制造业全要素生产率提升的影响。本文以大数据发展反映数据要素市场发展状况,结合 2011—2020 年 A 股上市公司数据,研究发现:大数据发展水平显著促进了制造业企业全要素生产率提升,该结论在控制内生性问题等一系列稳健性检验后仍成立。“十三五”期间的政策支持改善了大数据发展水平的作用效果,而沿海城市、省会城市和数据法治建设更完善的地区大数据发展水平的促进作用更明显,大数据发展水平对智能化程度较高企业的促进作用更大。进一步地,大数据发展水平对制造业企业全要素生产率提升的促进作用,主要是通过优化要素资源配置、降低交易成本、提高管理效率等机制实现的;而劳动力市场、资本市场与技术市场等要素细分市场发展,增强了大数据发展水平的作用效果。本文验证了大数据发展水平在制造业企业生产率提升中的重要作用,为数据要素市场发展与制造业高质量发展提供了有益的参考依据。

**关键词:** 大数据发展水平 生产率 要素市场 制造业

**中图分类号:** F270 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002—5766(2023)06—0022—22

## 一、引言

制造业是国民经济的支柱,是国家竞争力、创造力和综合国力的支撑力量。随着我国经济转入高质量发展新阶段,制造业发展迫切需要转向高质量发展模式。高质量发展本质上就是质量和效益替代规模和增速,就是需要持续提高全要素生产率,然而,与经济高速增长形成鲜明对照的是,中国制造业全要素生产率增速却呈现出较明显的下滑态势(蔡昉,2014<sup>[1]</sup>;黄群慧和贺俊,2015<sup>[2]</sup>)。因而,如何实现全要素生产率持续提升对制造业高质量发展意义重大且非常紧迫。现有研究强调了研发、技术引进、FDI、国际贸易、人力资本、互联网发展等多种因素对提升全要素生产率的重要作用(Romer,1986<sup>[3]</sup>,1990<sup>[4]</sup>;Grossman 和 Helpman,1991<sup>[5]</sup>;Aghion 和 Howitt,1992<sup>[6]</sup>;Jefferson 等,2006<sup>[7]</sup>;吴延兵,2008<sup>[8]</sup>;唐未兵等,2014<sup>[9]</sup>;黄群慧等,2019<sup>[10]</sup>),然而,在当前要素市场化配置改革不断深化的背景下,正在培育和发展的数据要素市场对制造业生产率增长的可能影响尚未引起足够的重视。

收稿日期:2022-07-17

\* 基金项目:国家自然科学基金项目“技术要素市场发展对中国制造业生产率增长的影响机制及调控政策研究”(72173042);国家自然科学基金面上项目“要素价格扭曲对中国高技术产业出口技术复杂度的影响机制及调控政策研究”(71773107);湖南省研究生科研创新项目“要素市场化配置改革推进长株潭城市群制造业高质量发展研究”(CX20221047)。

作者简介:戴魁早,男,教授,博士生导师,经济学博士,研究领域为产业组织、产业升级与技术创新,电子邮箱:daikz2007@sina.com;王思曼,女,博士研究生,研究领域为产业组织与技术创新,电子邮箱:290336588@qq.com;黄姿,女,博士研究生,研究领域为产业组织与国际贸易,电子邮箱:Huangzii2022@163.com。通讯作者:戴魁早。

数据要素价值实现主要是依靠大数据技术收集、处理和共享,因而,大数据发展对培育和发展数据要素市场至关重要。由此可以认为,大数据发展对生产率增长的作用效果能够在很大程度上反映数据要素市场发展的影响。理论上,大数据发展为信息不对称问题的解决提供了可行途径(Kaplan和Haenlein,2010<sup>[11]</sup>;李文莲和夏健明,2013<sup>[12]</sup>;宁国良等,2015<sup>[13]</sup>;赵云辉等,2019<sup>[14]</sup>),也为业务流程再造提供技术支持(Baesens等,2016<sup>[15]</sup>;熊光清,2019<sup>[16]</sup>),不仅有助于优化要素资源配置,还可以降低交易成本和提高管理效率(许宪春等,2019<sup>[17]</sup>;谢康等,2020<sup>[18]</sup>),进而可能对全要素生产率增长产生重要影响。实践中,近年来我国大数据产业快速发展,产业规模从2016年的2840.8亿元增长到2020年的6388.0亿元,年均增长率达23.80%<sup>①</sup>,远高于同期其他产业的增长速度;而且,预计产业规模将由2021年7512亿元增长到2026年的15360亿元<sup>②</sup>,具有非常巨大的增长潜力。因此,大数据发展可能是提升制造业生产率的一条重要途径,而探究大数据发展影响生产率增长的基本规律则是值得研究的重要课题。基于此,本文以大数据发展水平反映数据要素市场发展状况,从理论与实证两个层面探究大数据发展水平对制造业企业全要素生产率提升的影响,试图从数据要素市场视角为推动中国制造业高质量发展提供理论依据与经验证据。

实际上,已有文献关注了数据要素与经济增长的关系。Jones和Tonetti(2020)<sup>[19]</sup>以数据要素“水平非竞争性”为假设前提,理论模型的结果显示,将数据要素产权授予消费者可以提高生产效率,而将数据要素产权授予生产者则会导致数据要素的低效率使用。Cong等(2021)<sup>[20]</sup>通过构建一个新的内生经济增长模型,将消费者所产生的数据作为一种关键要素引入到知识积累的过程当中,研究发现,数据要素使得企业创新更有效率,可产生出更多的新知识、新技术、新专利,进而提高长期经济增长率。而Cong等(2022)<sup>[21]</sup>则进一步假设数据要素具有“垂直非竞争性”,通过理论模型推理发现,数据要素既可以提高创新过程的效率,又可以提高生产过程的效率,进而提高长期经济增长率。就研究内容而言,上述文献都是在要素层面分析数据对经济增长率的影响,并未从制度层面探讨数据要素市场的影响,无法反映转型经济体发展相对滞后的要素市场对生产率增长的影响。就数据要素如何影响经济增长率而言,上述文献主要通过构建理论模型,演绎和仿真数据如何通过影响创新效率或生产效率等途径作用于经济增长率,这种解释没有考虑转型经济体要素市场不够完善这一重要事实,无法反映我国各地区数据要素市场发展对制造业企业生产率增长的真实影响。

与本文最为紧密相关的是史丹和孙光林(2022)<sup>[22]</sup>一文。该文从制度条件和市场条件两个维度构建了省级层面大数据发展指标,探究了大数据发展如何通过企业创新、要素配置和数据赋能等机制,作用于制造业企业生产率提升,并考察了大数据发展水平对不同所有制企业和不同规模企业的异质性影响。然而,就研究视角而言,该文不是从要素市场角度展开的,还不能准确刻画地级市层面(尤其是城市层面)数据要素市场发展对企业生产率增长的影响。就大数据发展如何影响企业生产率而言,该文未在直接效应和间接效应关系的框架下,探讨大数据发展作用于企业生产率增长的机制。就研究内容而言,该文未探讨大数据发展(或数据要素市场)与资本、劳动力和技术要素细分市场之间是否存在协同效应。就异质性效应而言,该文未考察不同时期和不同地区、不同数据法治建设水平下大数据发展对企业生产率增长的影响差异,以及大数据发展对技术特征不同企业生产率增长的影响差异。这为本研究提供了可能的突破空间。

① 数据来源于《2020年中国大数据产业白皮书》《2021年中国大数据产业白皮书》。

② 数据来源于《2022年中国大数据产业全景图谱》。

与上述文献不同,本文以大数据发展水平反映数据要素市场发展状况,基于数据价值链维度构建的大数据发展指数,探究大数据发展水平如何通过直接机制和间接机制作用于企业生产率提升,进而探讨大数据发展水平与要素细分市场之间是否存在协同效应。

与现有文献相比,本文的贡献主要体现在:第一,以大数据发展水平反映数据要素市场发展状况,基于数据价值链维度构建的大数据发展指数,探究大数据发展水平如何通过直接机制和间接机制作用于企业生产率提升。这拓展了要素市场发展与生产率的研究领域,也为大数据发展水平对生产率提升的影响提供了新证据。第二,探讨要素细分市场在大数据发展水平提升全要素生产率中的作用,研究发现,为了更有效地提升制造业全要素生产率,大数据发展水平需要与劳动力市场、资本市场、技术市场深度融合。这既深化了对大数据发展水平影响生产率内在规律的认识和理解,又为更好地发挥数据要素市场在提升制造业生产率中的作用提供了政策启示。第三,考察不同时期、不同地区和不同数据法治建设水平下大数据发展水平对企业生产率提升的影响差异,以及大数据发展水平对不同技术特征企业生产率增长的影响差异,这丰富了大数据发展水平与生产率提升的研究内容。

## 二、制度背景与理论分析

### 1. 制度背景

近年来,我国政府非常重视以大数据为重点的数据要素市场发展。自从2014年大数据首次写入政府工作报告,我国不断出台大数据相关政策。2015年8月,国务院印发的《促进大数据发展行动纲要》对大数据整体发展进行了顶层设计和统筹布局,产业发展开始起步。2016年3月发布的《“十三五”规划纲要》提出“国家大数据战略”,大数据与包括实体经济在内的各行各业的融合成为了政策热点。2017年10月,党的十九大报告中提出要推动大数据与实体经济深度融合;同年12月,中共中央政治局就实施国家大数据战略进行了集体学习,国内大数据产业开始全面、快速发展。2020年3月,《中共中央 国务院关于构建更加完善的要素市场化配置体制机制的意见》将数据与土地、劳动、资本和技术并称为五种要素,提出加快培育要素市场。2020年5月,《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》进一步提出加快培育和发展数据要素市场。2021年3月,《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》中提出,要推动大数据采集等技术创新,培育数据采集、标注、存储、传输、管理、应用等全生命周期产业体系,完善大数据标准体系。这标志着数据要素市场化配置上升为国家战略,有望对未来发展产生深远影响。

### 2. 理论分析

结合大数据在中国快速发展的客观事实,以及中国经济进入高质量发展阶段以后迫切需要实现制造业生产率持续提升的客观需要,通过梳理相关领域研究成果,本文构建如下理论分析框架探讨大数据发展水平对制造业企业全要素生产率提升的影响(如图1所示)。

(1)大数据发展与生产率增长。第一,直接效应:优化要素资源配置。内生增长理论认为,全要素生产率作为各个投入要素的综合生产率,其能否实现持续增长取决于劳动、资本和技术等要素的效率变化(Romer, 1990<sup>[4]</sup>; Grossman 和 Helpman, 1991<sup>[5]</sup>; Aghion 和 Howitt, 1992<sup>[6]</sup>; Jefferson 等, 2006<sup>[7]</sup>; 吴延兵, 2008<sup>[8]</sup>; 唐未兵等, 2014<sup>[9]</sup>)。实际上,大数据发展能够快速收集和存储海量的信息,通过计算和匹配分析,整合人才、资金和技术等要素资源的信息,降低要素资源的信息不对称程度,并将要素资源进行最优配置,这样可以提高企业之间(或项目之间)和企业内部(项目内部)要素资源的配置效率,因而能够有效促进制造业生产率提升。

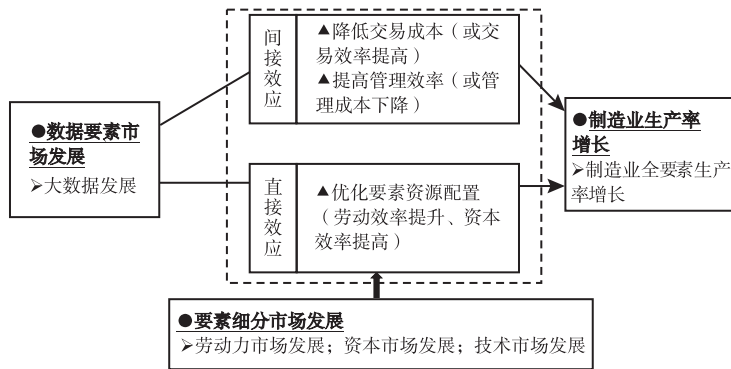


图1 理论分析框架

资料来源:作者整理

第二,间接效应(外部机制):降低交易成本。理论上,大数据发展带来的交易成本下降有助于提升制造业全要素生产率,具体来说:①企业在开办、办理施工许可证、金融信贷、纳税、跨境贸易、执行合同与办理破产等行政审批事项上,容易面临较高的制度性交易成本(夏杰长和刘诚,2017)<sup>[23]</sup>,而大数据发展能够较好地解决政府治理中信息不对称问题,通过大数据技术平台建立良好的政府信息透明机制,更加有效地规范政府的信息公开行为(Rajagopalan和Vellaipandian,2014<sup>[24]</sup>;赵云辉等,2019<sup>[14]</sup>),降低制造业企业在行政审批过程中的交易成本,进而促进制造业企业全要素生产率提升。②大数据发展能够整合生产与消费各个方面海量、多维度的信息资源,通过计算和分析,对供给与需求之间的信息进行有效匹配,形成客户精准营销与产销无缝衔接,这能够提高制造业企业之间、制造业企业与客户之间的交易效率,减少交易成本(李文莲和夏健明,2013<sup>[12]</sup>;韩先锋等,2014<sup>[25]</sup>;许宪春等,2019<sup>[17]</sup>)。

第三,间接效应(内部机制):提高管理效率。大数据发展带来的管理效率提高有助于制造业全要素生产率增长。具体来说:①从生产和研发角度看,大数据发展有效地解决了生产和研发过程中信息部门化、碎片化和信息不对称的问题,这能优化要素资源配置,提升产品生产和研发的管理效率(谢雄标等,2015)<sup>[26]</sup>。②从消费角度看,较高的大数据发展水平能够更好地实现数据的收集、整理、分析、反馈、响应,可以更好地精准圈定用户群并满足他们的真实需求和潜在需求(李文莲和夏健明,2013)<sup>[12]</sup>,这能改善销售业务管理效率,进而实现销售业务运营智能监控,优化企业内部要素资源配置(许宪春等,2019)<sup>[17]</sup>。③从流程再造角度看,较高的大数据发展水平为制造业企业的业务流程再造(包括生产、销售、财务、人事和决策等)提供了技术支持(Baesens等,2016)<sup>[15]</sup>,使业务流程更简洁、更方便,提高企业管理效率(李文莲和夏健明,2013<sup>[12]</sup>;熊光清,2019<sup>[16]</sup>;谢康等,2020<sup>[18]</sup>),进而实现企业生产效率提升(Irani等,2013<sup>[27]</sup>;徐国虎和田萌,2017<sup>[28]</sup>)。

综上所述,本文提出如下待检验的两个假设:

H<sub>1</sub>:大数据发展能够促进制造业全要素生产率提升。

H<sub>2</sub>:大数据发展可以通过直接效应(要素资源配置优化机制)和间接效应(交易成本下降机制和管理效率提高机制)来促进制造业全要素生产率提升。

(2)大数据发展、要素细分市场发展与生产率增长。上文理论分析表明,在劳动力、资本、技术等要素自由流动的情况下,大数据发展能够有效提升制造业全要素生产率。事实上,中国多年来的经济体制市场化改革进程中,要素市场改革相对滞后,劳动力、资本和技术等要素市场不够发达,存在较严重的市场分割和要素流动障碍(Young,2000<sup>[29]</sup>;Hsieh和Klenow,2009<sup>[30]</sup>;罗德明等,2012<sup>[31]</sup>;戴魁早和刘友金,2016<sup>[32]</sup>),因此,劳动力市场、资本市场和技术市场发展状况,可能会影

响到大数据发展的提升效果。

第一,劳动力市场发展的影响。较为发达的劳动力市场更有利于科技人员跨企业、跨行业流动,这能优化人才要素在制造业企业之间的配置状况(戴魁早和刘友金,2020)<sup>[33]</sup>,有助于增强大数据发展对劳动要素的优化配置效应;同时,科技人员是先进技术扩散的主要载体,其在制造业企业之间流动,可以促进先进技术的扩散和溢出(毛其淋和许家云,2015)<sup>[34]</sup>,这也有助于增强大数据发展对制造业生产率的提升作用。此外,较为发达的劳动力市场更容易吸引和聚集区域外的大数据技术研发和管理方面的高端人才,这既能更好地促进区域内大数据技术研发与应用推广,又能更好地改善大数据发展的管理效率效应。由此可以推测,劳动力市场发展能够强化大数据发展对制造业全要素生产率增长的促进作用。

第二,资本市场发展的影响。较为发达的资本市场更为真实地反映资本要素价格,更便于资本要素在企业之间的流动,可以更好地促进资本转移到区域内相对高效的企业或者投资项目(戴魁早和刘友金,2020)<sup>[33]</sup>,因而能够增强大数据发展对资本要素的优化配置效应。同时,较为发达的资本市场能够提高吸纳大数据研发与推广应用的资金能力,便于形成多元化、多层次、多渠道的大数据发展投融资体系,可以更好地推动区域内大数据发展,进而能够更好地为区域内制造业企业解决信息不对称问题,有助于增强大数据发展的要素资源优化配置等效应。由此可以推测,资本市场发展能够强化大数据发展的作用效果。

第三,技术市场发展的影响。技术市场是集聚技术、人才、资本、服务、需求、信息等创新资源的平台,较为发达的技术市场能够更好地配置创新要素(张汝飞等,2016<sup>[35]</sup>;戴魁早,2018<sup>[36]</sup>),因而,技术市场较为发达的地区,大数据发展对技术等要素的优化配置效果更好。同时,较为发达的技术市场能够为大数据技术的研发与推广应用提供更好的技术服务,这能更好地推动区域大数据发展。由此可见,技术市场发展既能改善大数据发展的技术等要素配置效率,又能推动大数据发展,进而能够增强大数据发展的促进作用。

综上所述,提出如下待检验的假设:

H<sub>3</sub>:大数据发展对制造业生产率增长的促进作用,会受到劳动力市场、资本市场或技术市场等要素细分市场发展状况的影响;或者说,大数据与劳动力市场、资本市场、技术市场等要素细分市场融合发展能够更好地促进制造业全要素生产率增长。

### 三、研究设计

依据以上理论分析,为了检验大数据发展水平对制造业全要素生产率增长的影响,本文设定了如下基准计量模型:

$$TFP_{it} = \rho_0 + \rho_1 BIGDATA_{it} + \rho_2 Z_{it} + \lambda_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,*BIGDATA*表示大数据发展水平;*TFP*为制造业企业全要素生产率;*Z*为控制变量。下标*i*表示制造业企业,*t*表示时间, $\lambda_i$ 为企业固定效应, $\gamma_t$ 为时间固定效应, $\varepsilon_{it}$ 反映随机误差项。 $\rho_0$ 表示常数项, $\rho_1$ 和 $\rho_2$ 均为模型估计参数。 $\rho_1$ 是本文主要关心的参数,若系数 $\rho_1$ 显著为正,则表明大数据发展促进了制造业企业全要素生产率增长。

关于大数据发展水平(*BIGDATA*)的衡量,本文采用《大数据蓝皮书:中国大数据发展报告》系列报告测算的大数据发展指数来反映。理由是:该系列报告是我国首套大数据蓝皮书,为大数据各领域研究发展提供了重要理论借鉴和路径支撑,已成为研究大数据各领域发展水平的重要窗口,因而,该系列报告的大数据发展指数对地级市或城市大数据发展水平的衡量具有权威性。此外,该大数据发展指数获得了学术界的认可(赵云辉等,2019)<sup>[14]</sup>,对地级市(或城市)大数据发展水平的衡量具有明显的优势。

具体地,《大数据蓝皮书:中国大数据发展报告》的大数据发展指数是基于数据价值链模型的总体构想,围绕大数据政用、大数据商用、大数据民用三个方面进行测评,指标体系共包括三个一级指标九个二级指标<sup>①</sup>。但是,该系列报告仅测评了2016—2021年31个省(市、区)层面的大数据发展水平,并未完整提供实证分析所需的城市层面数据。为了获取研究所需的2011—2020年城市层面数据,本文通过如下两步进行推算:①鉴于大数据发展与电信业务、互联网使用密切相关,省内不同城市大数据发展状况与电信业务量、互联网的用户数存在必然的联系。基于此,借鉴范子英和赵仁杰(2019)<sup>[37]</sup>推算地级市层面环境污染指标的处理思路,本文以地级市电信业务量占省级层面电信业务量比重(单位为%)、地级市国际互联网用户数占省级层面国际互联网用户数的比重(单位为%)两个指标的算术平均值为权重,乘以省级层面的大数据发展指数,可以得到2016—2020年地级市大数据发展指数的数据。②根据赵云辉等(2019)<sup>[14]</sup>推算2008—2017年省(市、区)层面大数据发展指数的思路,可以推算出省(市、区)层面2011—2015年的大数据发展指数<sup>②</sup>,然后结合2011—2015年间地级市电信业务量和国际互联网用户数的相关数据,推算2011—2015年间城市层面大数据发展指数。

制造业企业层面的全要素生产率(*TFP*)是采用LP方法(Levinsohn和Petrin,2003)<sup>[38]</sup>进行测算。关于企业产出和中间投入的衡量,借鉴刘莉亚等(2018)<sup>[39]</sup>的做法,采用销售收入进行衡量制造业企业产出;用销售额减去增加值来度量制造业企业的中间投入;而增加值为折旧、劳动者报酬、生产税净额和营业盈余四项之和。关于劳动力投入和资本投入的衡量,参考何光辉和杨咸月(2012)<sup>[40]</sup>的做法,劳动力投入变量采用现金流量表中“支付给职工以及为职工支付的现金”(即企业实际劳动投入成本)来反映,资本投入变量用企业固定资产净值来衡量。

关于企业层面控制变量( $Z_{it}$ )的选择,依据现有文献(张杰等,2015<sup>[41]</sup>;黄群慧等,2019<sup>[10]</sup>),选取企业资本密集度、企业规模、企业管理水平、存货周转率、企业财务状况等。企业资本密集度(*KL*)用固定资产金额占从业人员数比例来衡量;企业规模(*SIZE*)用企业从业人员数对数;企业管理水平(*RETUR*)用应收账款周转率衡量;存货周转率(*INTUR*)用销货成本占存货平均余额的比重来衡量;企业财务状况(*FINANCE*)用企业负债数与资产数之比来衡量。

依据现有文献,城市层面控制变量( $Z_{it}$ )包括外商直接投资、人力资本水平、交通基础设施、政府参与度、第三产业比重等。具体地,采用地级市外商直接投资额占生产总值比重衡量外商直接投资(*FDI*);地级市平均受教育年限衡量人力资本水平(*HCL*);交通基础设施(*IE*)使用地级市人均道路面积数;采用一般预算支出占国内生产总值比重衡量政府参与程度(*GOVERN*);用第三产业增加值与GDP比重来衡量第三产业比重(*TGDP*)。

控制变量还包括要素细分市场发展指数,由资本市场发展指数(*CMD*)、劳动力市场发展指数(*LMD*)和技术市场发展指数(*TMD*)反映,本文采用要素细分市场的市场化进程指数来衡量。由于该指数只测算了1997—2019年的数据,考虑到本文样本区间是2011—2020年,因此借鉴俞红海等(2010)<sup>[42]</sup>的做法,采用2011—2019年各省(市、区)要素市场的市场化进程指数的年平均增长率推算出2020年数据。

考虑到数据的可获得性,本文选取2011—2020年沪深A股上市公司作为研究样本,并按如下

① 该系列报告的大数据发展指数的三个一级指标分别是政用指数、商用指数、民用指数;大数据政用发展指数由数据开放、数字政府和数字行动三个二级指标组成,大数据商用发展指数由市场支撑、发展活力和产业融合3个二级指标组成,大数据民用发展指数由数字基础、便民通达和信息消费三个二级指标组成。

② 本文借鉴赵云辉等(2019)<sup>[14]</sup>选取大数据发展指数的思路,从各省份统计年鉴中每百人使用计算机数(台)、每百家企业拥有的网站数(个)和有电子商务交易活动的企业占总企业数的比重的栏目中查找对应省份层面数据,然后再利用熵值法计算2011—2015年间省级层面大数据发展指数。

原则对样本进行处理:(1)剔除非正常交易的上市企业(ST和\*ST);(2)剔除本文所选取变量缺失的样本;(3)剔除了明显违背会计准则的数据。大数据发展变量的测算数据来自于《大数据蓝皮书:中国大数据发展报告》《中国统计年鉴》、各省份统计年鉴和《中国城市统计年鉴》;企业层面全要素生产率的测算数据来源于国泰安数据库和万得数据库;企业层面控制变量测算数据来源于国泰安数据库和万得数据库;城市层面控制变量的测算数据主要源于《中国统计年鉴》《中国工业统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》和《中国科技统计年鉴》相关年度;要素细分市场发展指数的测算数据主要来源于王小鲁及其研究团队研发的新版中国分省份市场化指数数据库。为降低离群值对结果的影响,估计时对所有连续变量进行1%缩尾处理。

描述性统计结果如表1所示。其中,大数据发展的标准差为9.5639,中位数为20.12,均值为27.8634,说明我国不同地区大数据发展存在一定差距。同时,全要素生产率 $TFP$ 标准差为1.0682,均值为8.2331,中位数为8.1395,取值范围在5.0135~12.4556之间,中位数小于均值数,且最大值与最小值差距较大,这印证了我国企业整体上全要素生产率较低的特征事实。

表1 主要变量描述性统计

变量类型	变量名称与符号	变量指标或测度方法	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
因变量	企业全要素生产率( $TFP$ )	LP方法测算	8.2331	1.0682	5.0135	8.1395	12.4556
核心变量	大数据发展( $BIGDATA$ )	基于《大数据蓝皮书:中国大数据发展报告》中的大数据发展指数测算	27.8634	9.5639	1.5200	20.1200	79.9700
城市控制变量	外商直接投资( $FDI$ )	地级市外商直接投资金额/GDP(%)	2.1834	3.7648	0.0000	1.4113	9.3168
	人力资本水平( $HCL$ )	地级市平均受教育年限(年/人)	8.8007	1.0287	7.1142	8.5087	13.4879
	交通基础设施( $IE$ )	地级市人均道路面积	13.2970	6.3823	0.4056	12.9050	59.3000
	政府参与程度( $GOVERN$ )	地级市一般预算支出/GDP(%)	0.2111	0.2147	0.0439	0.1658	6.0406
	第三产业比重( $TGDP$ )	地级市第三产业增加值/GDP(%)	39.7814	10.1978	14.3600	38.5922	80.9800
企业控制变量	企业资本密集度( $KL$ )	企业固定资产/从业人员(%)	50.9436	60.9534	0.0000	25.3916	900.0000
	企业规模( $SIZE$ )	企业从业人员数(取自然对数)	7.6360	1.3537	1.9459	7.5642	13.2228
	企业管理水平( $RETUR$ )	企业应收账款周转率(%)	11.9782	20.8840	0.9167	5.8712	50.9324
	企业存货周转率( $INTUR$ )	销货成本/存货平均余额(%)	4.4860	5.2583	0.0682	3.7455	58.9130
	企业财务状况( $FINANCE$ )	企业负债数与资产数之比(%)	43.8508	21.4183	0.7080	43.3173	175.8354

## 四、实证结果

### 1. 基准估计结果

考虑到制造业全要素生产率的值会上下波动,具有一定的截断特征,普通最小二乘回归方法得到的结果可能有偏且可能不具有 consistency。因此,为了确保估计结果具有稳健性,这里采用面板 Tobit 和面板固定效应两种方法对模型(1)进行估计。主要模型的方差膨胀因子(VIF)总值和单个解释变量的 VIF 值都小于 10,表明解释变量之间不存在多重共线性<sup>①</sup>。

表 2 中第(1)和第(2)列列示了固定效应的估计结果<sup>②</sup>,第(3)和第(4)列列示了面板 Tobit 的估计结果,可以看出,无论是否控制城市和要素细分市场发展指数等控制变量,大数据发展(BIGDATA)的系数都显著为正。表明大数据发展对制造业企业全要素生产率产生了正向影响,即大数据发展显著促进了制造业企业全要素生产率增长,验证了假设 H<sub>1</sub>。

表 2 大数据发展对制造业企业生产率增长的影响估计结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	固定效应	固定效应	面板 Tobit	面板 Tobit	两步系统 GMM	两步系统 GMM
企业全要素生产率(TFP)						
<i>l. TFP</i>					0.940*** (46.9681)	0.849*** (31.7840)
<i>BIGDATA</i>	0.043*** (5.6428)	0.029*** (2.8938)	0.040*** (7.1062)	0.054*** (4.3698)	0.012** (2.5466)	0.011* (1.8917)
<i>KL</i>	0.064*** (4.4197)	0.036*** (6.6683)	0.064*** (13.0544)	0.038*** (10.5115)	0.017*** (4.4566)	0.011** (2.5326)
<i>SIZE</i>	0.526*** (22.1932)	0.558*** (10.3028)	0.543*** (76.4604)	0.556*** (4.3264)	0.066*** (4.0727)	0.098*** (6.1933)
<i>RETUR</i>	-0.001* (-1.9272)	-0.113 (-1.3146)	-0.001 (-0.4121)	-0.102 (0.2651)	-0.015*** (-3.0703)	-0.026** (-2.1235)
<i>INTUR</i>	0.017*** (35.6072)	0.025*** (3.5964)	0.017*** (5.7656)	0.048*** (2.8810)	0.018*** (2.6604)	0.015*** (2.7399)
<i>FINANCE</i>	0.089*** (5.8540)	0.311*** (4.5153)	0.124*** (21.4953)	0.399*** (3.7489)	0.021** (2.3550)	0.045*** (4.9774)
<i>CMD</i>		0.004 (0.6241)		0.001 (1.1643)		0.013 (0.9339)
<i>LMD</i>		0.012* (1.8408)		0.042 (1.3625)		0.015** (2.4996)
<i>TMD</i>		0.018*** (6.6522)		0.029** (2.4845)		0.024*** (4.0759)

① 限于篇幅,结果未报告,结果备索。

② 估计时,表 2 控制了时间效应、企业效应,聚类到企业层面。表 3 ~ 表 7 同。



续表 2

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	固定效应	固定效应	面板 Tobit	面板 Tobit	两步系统 GMM	两步系统 GMM
	企业全要素生产率 ( <i>TFP</i> )					
城市控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
观测值	16561	16513	16561	16513	14581	14501
时间/企业固定效应	是	是	是	是	是	是
R <sup>2</sup>	0.5073	0.3322				
sigma_u			0.148 *** (4.8611)	0.167 *** (5.9134)		
sigma_e			0.266 *** (7.5532)	0.387 *** (9.4692)		
ward 检验/p 值			8694.53 (0.0000)	9543.36 (0.0000)		
AR(1) 检验 p 值					0.0000	0.0000
AR(2) 检验 p 值					0.1357	0.3048
Hansen 检验 p 值					0.2598	0.2059

注:\*\*\*、\*\*、\* 分别表示统计值在 1%、5%、10% 的显著性水平下显著;小括号内的数值为聚类到企业层面的  $z$  值或  $t$  值;估计时对变量进行了标准化处理,表 3 ~ 表 7 同

鉴于影响全要素生产率增长的因素很多,可能存在因遗漏变量导致的内生性问题,因而这里采用动态面板的广义矩估计方法(GMM)进行稳健性检验(Windmeijer, 2005<sup>[43]</sup>; Roodman, 2009<sup>[44]</sup>)。表 2 第(5)和第(6)列列示了引入动态面板的两步系统 GMM 估计结果,Hansen 检验和 AR 检验均满足 GMM 估计的要求,即残差显著存在一阶自相关而不存在二阶自相关,且 Hansen 统计量不显著,这表明第(5)和第(6)列采用的工具变量合理有效,也不存在工具变量的过度识别问题,而且关键解释变量的系数值显著为正,说明大数据发展对制造业企业生产率增长的促进作用显著且稳健。

## 2. 工具变量的结果

为了进一步缓解内生性问题,这里采用两阶段工具变量方法进行估计。本文选取城市 1984 年每百人固定电话数量、每百万人邮局数量和 2005 年城市层面 IT 指数<sup>①</sup>作为地区大数据发展的工具变量。并借鉴 Nunn 和 Qian(2014)<sup>[45]</sup>的做法,引入时间序列变量,构造面板工具变量。这里采用上一年全国大数据发展指数(与时间有关)分别与城市层面的 1984 年每百人固定电话数量、每百万人邮局的数量和 2005 年 IT 指数的交互项(分别用符号 *VBD*、*NBDC* 和 *ITD* 表示),作为大数据发展指数的工具变量。由表 3 可知,固定效应第一阶段的回归结果(表 3 第(1)、第(3)和第(5)列)满足工具变量的相关性假设;Kleibergen-Paap Wald rk F 检验(简称 RKF 检验)统计量分别为 360.576、745.023 和 311.578,明显大于 Stock 和 Yogo(2005)<sup>[46]</sup>审定的 F 值在 10% 偏误水平下的 16.38 的临界值,说明不存在弱工具变量问题;同时,第二阶段回归结果显示,内生变量大数据发展(*BIGDATA*)的系数没有发生明显变化,从而间接说明工具变量满足排他性约束(Burchardi 和

① 城市的 IT 指数计算过程如下:首先,将报告中同一城市的“接受正规 IT 培训的劳动力比例”和“经常性使用计算机的员工比例”两个变量分别取均值,然后再将两变量相加得到该城市的最终的 IT 指数。

Hassan,2013)<sup>[47]</sup>,即工具变量是外生的。表 3 的 IV Tobit 估计结果显示,第一步回归的工具变量的系数都显著且整个方程的 F 值为 285.63、159.36 和 284.12,说明不存在弱工具变量问题,且工具变量满足相关性要求。可见,这里选取的工具变量有效。

表 3 工具变量估计结果<sup>①</sup>

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	工具变量 1(VBD)		工具变量 2(NBDC)		工具变量 3(ITD)	
	2SLS	IV Tobit	2SLS	IV Tobit	2SLS	IV Tobit
<i>BIGDATA</i>	0.152 *** (5.8773)	0.154 *** (6.2760)	0.967 *** (6.8675)	0.218 *** (7.4761)	0.396 *** (3.0542)	0.628 *** (6.7501)
要素细分市场发展指数变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
第一阶段估计结果						
工具变量	0.404 *** (16.4406)	0.574 *** (16.5942)	0.313 *** (9.1800)	0.302 *** (8.7316)	0.602 *** (9.6325)	0.508 *** (5.8897)
要素细分市场发展指数变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	16561	16561	16561	16561	16561	16561
时间/企业固定效应	是	是	是	是	是	是
DWH Chi2/值 (p 值)	11.628 (0.0023)		9.736 (0.0029)		36.342 (0.0001)	
R <sup>2</sup>	0.2578		0.1358		0.3420	
RKF 检验	360.576		745.023		311.578	
F 值 [p 值]		285.63 (0.0000)		159.36 (0.0000)		284.12 (0.0000)

工具变量第二阶段的估计结果显示,无论是固定效应 2SLS 还是 IV Tobit 估计,大数据发展 (*BIGDATA*) 的系数值都显著为正,说明前文相应的结论具有较好的稳健性。

### 3. 稳健性检验

以上采用了系统 GMM 和工具变量法控制了内生性的问题。为了确保估计结果的可靠性,这里进一步进行了稳健性检验。

(1) 省级层面大数据发展指数的稳健性检验。这里采用《大数据蓝皮书:中国大数据发展报告》测评的 2016—2020 年 31 个省份层面的大数据发展指数数据进行稳健性检验。具体做法是,用 2016—2020 年省份层面的大数据发展指数与城市和企业层面的因变量和控制变量进行匹配,进而检验主要结论的可靠性<sup>②</sup>。

① 限于篇幅,控制变量结果未报告,备案。

② 限于篇幅,省级层面大数据发展指数的相关估计结果未报告,备案。

(2)城市层面数据的稳健性检验。本文借鉴黄群慧等(2019)<sup>[10]</sup>和余泳泽等(2020)<sup>[48]</sup>的做法,采用基于DEA的Malmquist指数法测算城市层面制造业全要素生产率(TFP),从城市层面考察大数据发展水平对全要素生产率增长的影响<sup>①</sup>。

#### 4. 外生政策冲击

为了缓解由于不可观测的时间趋势对前文估计结果可能造成的偏误,本文利用2014—2020年各地区建立大数据交易平台作为一次准自然实验<sup>②</sup>,采用多期DID方法进行经验研究(Autor, 2003<sup>[49]</sup>;袁航和朱承亮,2018<sup>[50]</sup>)。具体模型设定如下:

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 treat_i \times time_t + \alpha_2 (Z_p \times f(t)) + \lambda_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

进一步,利用PSM模型匹配与实验组最相似的控制组,PSM-DID模型设定如下:

$$TFP_{it}^{PSM} = \alpha_0 + \alpha_1 treat_i \times time_t + \alpha_2 (Z_p \times f(t)) + \lambda_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, $i$ 代表企业, $t$ 代表年份。 $Y_{it}$ 为 $i$ 制造业企业在 $t$ 年全要素生产率, $treat_i \times time_t$ 为回归模型的核心解释变量,系数 $\alpha_1$ 反映大数据交易平台建设对当地制造业企业全要素生产率增长的影响。其中, $treat_i$ 为样本制造业企业的分组虚拟变量,若企业所在地区建立了大数据交易平台, $treat_i$ 取1;否则取值为0。 $time_t$ 为样本企业的时间虚拟变量,按照《大数据白皮书(2021)》中公布的大数据交易平台建立时间作为划分标准。企业所在地区建立大数据交易平台当年及之后的年份, $time_t$ 取1;之前的年份, $time_t$ 取0。 $Z_p$ 为城市控制变量、企业控制变量和要素细分市场发展变量的前定变量。实际上,发生在大数据交易平台时点以后的控制变量很可能是事后变量。为了避免控制事后变量导致估计结果存在的可能偏误,本文借鉴该领域文献的通常做法(陈诗一等,2021)<sup>[51]</sup>,控制大数据交易平台建设以前某一年(2013年)前定变量与时间趋势( $f(t)$ )的乘积项,以解决可能存在的内生性问题和估计结果偏误。

DID和PSM-DID的结果验证了前文的结论<sup>③</sup>,同时,本文选择当期为基期进行平行趋势检验,从图2可以看出,样本通过了双重差分法估计所需的平行趋势检验。此外,安慰剂检验结果也验证上述结论具有稳健性<sup>④</sup>。

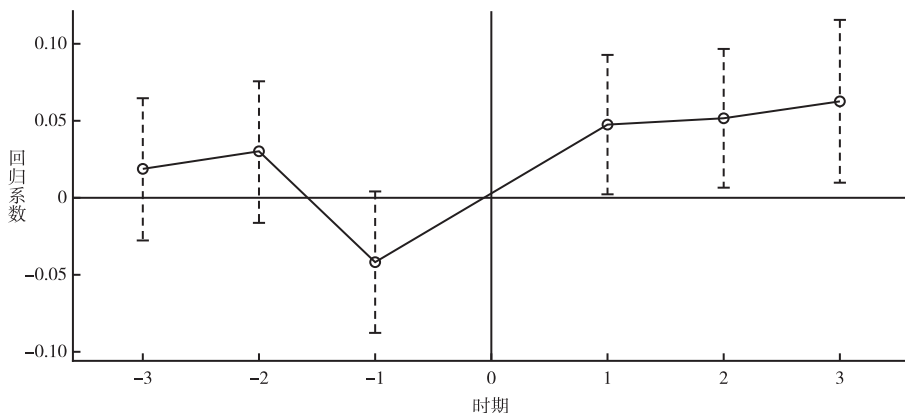


图2 平行趋势检验

资料来源:作者整理

① 限于篇幅,地区层面数据的稳健性检验相关估计结果未报告,备案。

② 根据《中共中央 国务院关于构建更加完善的要素市场化配置体制机制的意见》《国务院关于促进大数据发展行动纲要》精神,各地区建设大数据交易平台,以提升社会数据资源价值以及加强数据资源整合、引导数据要素向先进生产力集聚,助力经济实现高质量发展。

③ 限于篇幅,双重差分(DID)方法的估计结果未报告,备案。

④ 限于篇幅,安慰剂检验结果备案。

### 五、机制检验

这里对理论分析部分的影响机制进行检验,以更好地认识和理解大数据发展影响制造业生产率增长的基本规律。为此,借鉴学术界通常的做法(黄群慧等,2019<sup>[10]</sup>;毛其淋,2019<sup>[52]</sup>),采用以下模型进行验证<sup>①</sup>:

$$M_{it} = \rho_0 + \rho_1 BIGDATA_{it} + \rho_2 Z_{it} + \lambda_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \tag{4}$$

$$M_{it} = \rho_0 + \rho_1 treat_i \times time_t + \rho_2 (Z_p \times f(t)) + \lambda_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \tag{5}$$

其中, $M_{it}$ 代表机制变量,即直接效应(要素资源配置优化机制)和间接效应(交易成本下降机制和管理效率提高机制)的代理变量,其他符号的涵义与模型(1)或模型(2)相同。模型(4)可以检验大数据发展是否显著地影响到机制变量,进而可以验证大数据发展是否通过提高要素资源配置效率、降低交易成本和提高管理效率等机制作用于制造业全要素生产率增长;而模型(5)可以检验大数据交易平台建设是否显著影响到机制变量,进而验证假设  $H_2$ 。

#### 1. 直接效应:要素资源配置优化机制

为了确保估计结果的可靠性,这里选用两个指标来衡量要素配置效率:一是采用劳动效率衡量劳动这一要素的配置效率;二是采用资本效率间接反映资本这一要素的配置效率。

(1)劳动效率提升。本文借鉴吴延兵(2012)<sup>[53]</sup>的做法,选用主营业务收入占员工人数的比重(LABOR)作为衡量企业劳动效率提升机制的代理变量。该指标表示企业劳动产出与劳动投入的比率,反映了劳动投入所得,因而能较好地反映劳动效率。预期大数据发展对劳动效率的影响系数为正。测算企业劳动效率的数据均来自于万得数据库 A 股上市制造业企业财务报表。

为了排除模型(4)可能存在的内生性问题,这里采用工具变量法(2SLS)进行估计<sup>②</sup>。表 4 第(1)列和第(2)列列示了工具变量 1(VBD)的估计结果,其中,第(1)列仅控制企业层面的协变量,第(2)列还控制了城市控制变量和要素细分市场发展指数<sup>③</sup>。可以看出,大数据发展(BIGDATA)的系数在 1% 水平上显著为正,值为 0.341 和 0.346;这说明大数据发展显著地提升了制造业企业劳动效率,也即大数据发展通过劳动效率提升这一机制促进了制造业企业生产率增长。此外,表 4 第(5)列和第(6)列还列示了劳动效率机制的多期 DID 方法估计结果,即检验了大数据交易平台建设对制造业企业劳动效率的影响。可以看出,treat 和 time 的交互项的系数值都显著为正,说明大数据交易平台建设显著提高了制造业企业的劳动效率。

表 4 直接效应的估计结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	2SLS	2SLS	2SLS	2SLS	DID	DID	DID	DID
	要素资源配置优化机制							
	劳动效率(LABOR)		资本效率(CAPITAL)		劳动效率(LABOR)		资本效率(CAPITAL)	
BIGDATA	0.341*** (10.5288)	0.346*** (11.2513)	0.329*** (10.9239)	0.326*** (10.7182)				

① 为了检验提高资源配置效率、降低交易成本和提高管理效率是否能显著促进制造业企业生产率增长,我们还对各机制变量与制造业企业生产率进行回归估计。结果表明,各机制变量的回归系数值均是显著的。限于篇幅,估计结果备索。

② 限于篇幅,控制变量结果未报告,备索。

③ 本文也采用工具变量 2(NBDC)、工具变量 3(ITD)进行了固定 2SLS 估计。限于篇幅,正文未报告工具变量 2(NBDC)和工具变量 3(ITD)的固定 2SLS 估计结果。

续表 4

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	2SLS	2SLS	2SLS	2SLS	DID	DID	DID	DID
	要素资源配置优化机制							
	劳动效率(LABOR)		资本效率(CAPITAL)		劳动效率(LABOR)		资本效率(CAPITAL)	
<i>treat</i> × <i>time</i>					0.424 *** (22.7777)	0.407 *** (14.8974)	0.321 *** (12.3671)	0.365 *** (12.2984)
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
要素细分市场 发展指数变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
城市控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
R <sup>2</sup>	0.0983	0.1026	0.0859	0.0856	0.1000	0.2155	0.0213	0.0228
观测值	15912	15862	15336	15291	16233	16186	15517	15475
时间/企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是

(2)资本效率提高。本文借鉴陈思霞和薛钢(2014)<sup>[54]</sup>的做法,选用企业主营业务收入占企业固定资产的比重(CAPITAL)作为衡量企业资本效率提高机制的代理变量。该指标表示企业单位资本创造的价值,可以有效反映资本的利用效率和配置水平,单位资本产出率越大,表明资本效率越高。预期大数据发展对资本效率的影响系数为正。测算企业资本效率的数据均来自于万得数据库A股上市制造业企业财务报表。

表4第(3)列和第(4)列列示了工具变量1(VBD)的估计结果,可以看出,大数据发展(BIGDATA)的系数显著为正,值为0.329和0.326;这说明大数据发展显著地提高了制造业企业资本效率,也即大数据发展通过提高资本效率这一机制促进了制造业企业生产率增长。此外,表4第(7)和第(8)列还列示了资本效率机制的多期DID方法估计结果,即检验了大数据交易平台建设对制造业企业资本效率的影响。可以看出,*treat*和*time*的交互项的系数值都显著为正,说明大数据交易平台建设显著提高了制造业企业的资本效率。

## 2. 间接效应

(1)外部机制:交易成本下降机制。本文选用企业销售费用(TREF)作为衡量企业交易成本下降(或企业交易效率提高)机制的代理变量。理由是,销售费用中很大一部分是企业的广告推广费用,而企业发布广告的最终目标是为了降低信息不对称进而减少交易成本,因而,采用企业销售费用占主营业务收入占比可以较好地反映企业交易成本(刘凤委等,2009<sup>[55]</sup>;黄群慧等,2019<sup>[10]</sup>)。预期大数据发展对交易成本的影响系数为负。测算企业交易成本的数据均来自于万得数据库A股上市制造业企业财务报表。

表5第(1)列和第(2)列列示了工具变量1(VBD)的估计结果,可以看出,大数据发展(BIGDATA)的系数都在1%水平上显著为负,值为-0.695和-0.738;这说明大数据发展显著地降低了制造业企业交易成本,也即大数据发展通过降低交易成本这一机制促进了制造业企业生产率增长。此外,表5第(5)列和第(6)列还列示了交易成本下降机制的多期DID方法估计结果,即检验了大数据交易平台建设对制造业企业交易成本的影响。可以看出,*treat*和*time*的交互项的系数值都显著为负,说明大数据交易平台建设显著降低了制造业企业的交易成本。

表 5 间接影响机制的估计结果<sup>①</sup>

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	2SLS	2SLS	2SLS	2SLS	DID	DID	DID	DID
	交易成本下降机制		管理效率提高机制		交易成本下降机制		管理效率提高机制	
	销售费用 ( <i>TREF</i> )		管理费用 ( <i>MAFE</i> )		销售费用 ( <i>TREF</i> )		管理费用 ( <i>MAFE</i> )	
<i>BIGDATA</i>	-0.695*** (-8.5208)	-0.738*** (-7.4988)	-0.280*** (-11.5107)	-0.394*** (-2.7180)				
<i>treat</i> × <i>time</i>					-0.281*** (-11.1956)	-0.352*** (15.1800)	-0.315*** (-4.3868)	-0.453** (-2.3910)
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
要素细分市场 发展指数变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
城市控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
R <sup>2</sup>	0.3389	0.3211	0.1950	0.1465	0.0645	0.2684	0.1866	0.2567
观测值	14201	14152	16243	16192	14201	14152	16243	16192
时间/企业 固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是

(2)内部机制:管理效率提高机制。本文选用管理费用变量(*MAFE*)衡量管理效率提高效应。理由是,管理效率提高的结果是企业的管理费用占比下降,因而用管理费用占主营业务收入的比重可以较好地反映管理成本(方明月,2014)<sup>[56]</sup>。预期大数据发展对管理成本的影响系数为负。测算数据来自于万得数据库 A 股上市制造业企业财务报表。

表 5 第(3)列和第(4)列列示了管理效率提高机制的 2SLS(工具变量为 *VBD*)估计结果,可以看出,大数据发展(*BIGDATA*)的系数值都在 1% 水平上显著为负;这说明大数据发展显著地降低了制造业企业管理成本,即验证了大数据发展通过提供管理效率这一机制促进了制造业企业生产率增长。此外,第(7)列和第(8)列为多期 DID 方法估计结果,也验证了大数据交易平台建设显著地降低了实验组制造业企业的管理成本。

## 六、进一步分析

### 1. 要素细分市场发展的影响

上文的研究表明,在劳动力、资本、技术等要素自由流动的情况下,大数据发展通过降低交易成本、提高管理效率等机制促进了中国制造业生产率增长。然而,中国多年来的经济体制市场化改革进程中,要素市场改革相对滞后,劳动力和资本市场等要素市场不够发达,存在较严重的市场分割和要素流动障碍(戴魁早和刘友金,2016<sup>[32]</sup>;苏美丽和刘凤芹,2022<sup>[57]</sup>),那么,大数据发展对制造业全要素生产率增长的影响是否会受到劳动力、资本和技术等要素市场发展状况制约呢?对这个疑问的经验验证,有助于深化对大数据发展影响生产率增长内在规律的认识和理解,在政策层面更具明确的启示意义。

这里采用学术界通常的做法,在模型(1)中加入大数据发展与要素细分市场发展指数(包括劳动力市场、资本市场和技术市场)的乘积项,计量模型如下:

$$TFP_{it} = w_0 + w_1 BIGDATA_{it} + w_2 BIGDATA_{it} \times X_{it} + w_3 X_{it} + w_4 Z_{it} + \lambda_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

① 限于篇幅,控制变量结果未报告,备案。

其中,  $X_{it}$  表示要素市场发展指数,由资本市场发展指数 ( $CMD$ )、劳动力市场发展指数 ( $LMD$ ) 和技术市场发展指数 ( $TMD$ ) 反映。  $BIGDATA \times X$  为大数据发展与要素市场发展指数的乘积项,  $w_2$  为乘积项的系数,其他符号的涵义与模型 (1) 一致。如果乘积项的系数  $w_2$  显著为正,则说明要素细分市场与大数据发展的联合作用显著地促进了企业全要素生产率增长,即验证了假设  $H_3$ 。

表 6 列示了以  $VBD$  与  $X$  乘积项为工具变量的 2SLS 的估计结果<sup>①</sup>。从第 (1) 和 (2) 列可看出,  $BIGDATA \times CMD$  的系数在 1% 水平下都显著为正,值为 0.134 和 0.117,说明资本市场发展显著强化了大数据发展对制造业企业生产率增长的作用效果。同时,第 (3) ~ (6) 列的结果显示,  $BIGDATA \times LMD$  和  $BIGDATA \times TMD$  的系数也都显著为正,这说明劳动力市场和技术市场等要素细分市场发展也增强了大数据发展的促进作用。这验证了假设  $H_3$ 。

表 6 要素细分市场发展的影响估计结果<sup>②</sup>

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	资本市场发展指数 ( $CMD$ )		劳动力市场发展指数 ( $LMD$ )		技术市场发展指数 ( $TMD$ )	
	2SLS	2SLS	2SLS	2SLS	2SLS	2SLS
	$VBD \times CMD$	$VBD \times CMD$	$VBD \times LMD$	$VBD \times LMD$	$VBD \times TMD$	$VBD \times TMD$
$BIGDATA$	0.356 *** (6.1399)	0.419 *** (13.5818)	0.105 *** (2.6981)	0.091 *** (3.3154)	0.221 *** (5.9155)	0.164 *** (6.1487)
$BIGDATA \times CMD$	0.134 *** (6.2790)	0.117 *** (10.9095)				
$BIGDATA \times LMD$			0.238 *** (4.5006)	0.458 *** (6.5099)		
$BIGDATA \times TMD$					0.038 ** (2.5006)	0.044 *** (2.0133)
$CMD$	0.014 *** (4.9050)	0.008 *** (3.4485)				
$LMD$				0.212 *** (3.1587)	0.308 *** (5.1019)	
$TMD$					0.039 *** (2.9289)	0.046 *** (2.9453)
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区控制变量	不控制	控制	不控制	控制	不控制	控制
观测值	16561	16513	16561	16513	16561	16513
时间/企业固定效应	是	是	是	是	是	是
$R^2$	0.2396	0.3555	0.2156	0.2597	0.1236	0.1411
RKF 检验	229.322	163.085	130.197	122.1652	311.955	394.682

① 实际上,本文也分别采用工具变量  $NBDC \times CMD$ 、 $NBDC \times LMD$ 、 $NBDC \times TMD$  进行 2SLS 估计,结果验证了表 6 的结论具有较好的稳健性。限于篇幅,估计结果未报告,结果备案。

② 限于篇幅,控制变量结果未报告,备案。

上述研究结论表明,对于要素细分市场发展程度较高地区来说<sup>①</sup>,大数据发展对地区制造业企业生产率增长的作用效果更好。因而,对于要素细分市场发展水平较低地区来说,如资本市场发展水平较低的甘肃、云南和广西(均值为 4.34、4.75 和 4.78),劳动力市场发展水平较低的广西、云南和甘肃(均值为 4.23、4.12 和 1.65),技术市场发展程度较低的海南、宁夏、广西(均值为 0.22、0.3 和 0.31),需要高度重视大数据发展对提升制造业生产率的重要意义。由此引出的重要政策启示是,要素细分市场发展水平较低的地区,推动大数据与资本市场、劳动力市场和技术市场深度融合,应该是提升制造业全要素生产率的重要政策方向<sup>②</sup>。

## 2. 大数据发展对制造业企业生产率增长的异质性影响

由于中国“十三五”前后制造业发展的目标与进程、各城市资源禀赋和各企业数字基础存在较大差异,导致大数据发展可能存在异质性影响。本文着重从不同时期、不同地区和不同企业特征三个方面,探讨大数据发展的异质性影响,以加深对大数据发展影响企业生产率增长基本规律的认识和理解。

(1) 大数据发展对企业生产率增长的时期差异<sup>③</sup>。《“十三五”规划纲要》正式提出“国家大数据战略”,国内大数据产业开始快速、全面发展。2017 年,习近平总书记在中央政治局第二次集体学习中指出“数据是新的生产要素,是基础性资源和战略性资源,也是重要生产力”。由此可知,“十三五”规划的目标、进程与政策措施都有所不同。由此可以推测,不同时期的大数据发展对制造业企业生产率增长的影响可能不同。为了验证此推测,在此引入时间虚拟变量  $T$ 。在“十三五”之前(2011—2015 年) $T$  取值为 0,“十三五”期间(2016—2020 年) $T$  取值为 1。

表 7 的第(1)列和第(2)列的估计结果显示, $BIGDATA \times T$  的系数值都在 1% 水平上显著为正,这说明,“十三五”期间,大数据发展对企业全要素生产率增长的促进作用增强了;而且,“十三五”以后大数据发展的促进作用增强得更加明显。究其原因,可能在于:“十三五”期间,政府更加重视大数据在经济社会发展中的重要地位,采取相关政策措施加快了数据要素市场发展,如加大对人工智能的研发与应用,以及加大了大数据技术改善传统工作模式和流程等,这有利于更好地发挥大数据在提升制造业要素资源配置效率、交易效率和企业管理流程再造中的作用,进而能够更好地提升制造业企业生产率。

表 7 异质性估计结果<sup>④</sup>

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	“十三五” 虚拟变量		东部地区 虚拟变量		省份城市 虚拟变量		数据法治环境 虚拟变量		智能化程度 虚拟变量	
	固定效应	面板 Tobit	固定效应	面板 Tobit	固定效应	面板 Tobit	固定效应	面板 Tobit	固定效应	面板 Tobit
$BIGDATA$	0.005 *** (5.6170)	0.004 *** (5.6176)	0.107 *** (5.0863)	0.102 *** (6.9351)	0.056 *** (3.9351)	0.084 *** (6.7005)	0.048 *** (3.6520)	0.206 *** (12.4637)	0.043 *** (4.6720)	0.045 *** (4.5251)
$BIGDATA \times T$	0.005 *** (13.7048)	0.004 *** (14.9973)								

① 资本市场发达程度较高的地区包括上海、浙江和广东(均值为 9.03、10.39 和 8.99),劳动力市场发展水平较高的地区包括天津、上海和广东(均值为 10.16、9.85 和 9.04),技术市场发展水平较高的地区包括北京、天津、上海(均值为 18.58、11.73、10.98)。

② 同时控制三个要素市场发展指数时,估计结果也印证了本部分的结论具有稳健性。

③ 实际上,本文也采用了大数据发展的工具变量与对应虚拟变量的乘积项作为工具变量,采用 2SLS 进行了估计,结果验证了表 7 的结论具有较好的稳健性。限于篇幅,估计结果未报告,结果备案。

④ 限于篇幅,控制变量结果未报告,备案。



续表 7

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	“十三五” 虚拟变量		东部地区 虚拟变量		省份城市 虚拟变量		数据法治环境 虚拟变量		智能化程度 虚拟变量	
	固定效应	面板 Tobit	固定效应	面板 Tobit	固定效应	面板 Tobit	固定效应	面板 Tobit	固定效应	面板 Tobit
<i>BIGDATA</i> × <i>D1</i>			0.005 ** (2.9314)	0.007 *** (4.1552)						
<i>BIGDATA</i> × <i>D2</i>					0.004 ** (3.4569)	0.007 *** (7.5943)				
<i>BIGDATA</i> × <i>L</i>							0.003 *** (2.9418)	0.003 *** (2.8429)		
<i>BIGDATA</i> × <i>G</i>									0.002 * (1.9344)	0.003 ** (2.8091)
<i>T</i>	0.026 (1.5100)	0.029 (1.2072)								
<i>D1</i>			0.025 *** (3.4517)	0.027 *** (5.2345)						
<i>D2</i>					0.061 ** (2.0892)	0.129 (1.4401)				
<i>L</i>							0.058 (0.7366)	0.285 (0.1735)		
<i>G</i>									0.025 (1.2678)	0.027 * (1.7472)
要素细分市场 发展指数变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	16561	16561	16561	16561	16561	16561	16561	16561	16561	16561
时间/企业 固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.3370		0.2845		0.3381		0.3218		0.3368	

(2) 大数据发展对企业生产率增长的地区差异。我国东部沿海地区开放程度较高,制造业基础较好,可能会更有利于全要素生产率增长(吴虹仪和殷德生,2021)<sup>[58]</sup>;同时,省会城市集聚更多

的资源,具有明显的资源禀赋优势,制造业企业全要素生产率增长可能较快;进一步地,健全的数据法律制度促进了数据开放与共享(赵云辉等,2019<sup>[14]</sup>;王燃,2021<sup>[59]</sup>;吴海军和郭璿,2023<sup>[60]</sup>),企业可以更方便获取高质量和高价值的的数据资源,制造业企业生产率增长可能更显著。因而,不同地区大数据发展对企业生产率增长的作用程度可能不同。为了验证此推测,在此引入地区虚拟变量  $D1$ 、 $D2$  和  $L$  进行考察。对东部省份所辖地级市  $D1$  取 1,其他省份所辖地级市取 0;对省会城市  $D2$  取 1,其他地级市取 0;对地区数据法治指数<sup>①</sup>大于中位数  $L$  取 1,其他取 0。表 7 第(3)~(8)列列示了引入大数据发展与地区虚拟变量乘积项的估计结果。

从表 7 第(3)列和第(4)列可以看出,乘积项( $BIGDATA \times D1$ )的系数显著为正,说明大数据发展对沿海制造业企业生产率的提升效果更好。对此可能的解释是:东部地区制造业发展基础较好,具有较为明显的区位优势与人才等资源禀赋优势,而且东部地区产业数字化水平和大数据发展水平都较高,因而,东部地区科技和资金等方面的优势能够更好地促进大数据平台建设和数据要素市场发展,进而能够更好地提升制造业企业全要素生产率。

第(5)列和第(6)列的结果显示, $BIGDATA \times D2$  的系数显著为正,说明大数据发展对省会城市全要素生产率增长的促进作用更大。对此可能的解释是:相对于非省会城市,省会城市具有明显的人才与互联网等资源禀赋优势,在优化要素资源配置、降低交易成本、提高管理效率等方面具有更好的产业基础、技术能力和人才优势,因而大数据发展的作用效果更为明显。

从表 7 第(7)列和第(8)列可以看出,乘积项( $BIGDATA \times L$ )的系数都显著为正,说明在数据法治建设水平较高的地区,大数据发展对制造业企业的促进作用更大。对此可能的解释是:数据作为一种生产要素,在数据法治建设健全的地区能获得更好的保护,要素价值能被更充分地激活,因此能更好地优化企业资源配置,进而提升制造业企业全要素生产率。这个结论也表明了,对于浙江、广东、江苏等数据法治建设越完善的地区来说,大数据发展的作用效果更显著;而对于新疆、青海、西藏等数据法治建设相对不足的地区来说,应加快数据立法进程。

(3)大数据发展对智能化程度不同企业的异质性影响。理论上,智能化水平不同的行业,企业生产率会存在差异(王林辉等,2022<sup>[61]</sup>;张万里和宣畅,2022<sup>[62]</sup>)。智能化水平较高的企业不仅能更好地把新兴技术融入生产环节,而且还具备更强的数据分析能力,能更好地把数据资源转化为生产要素,因此,生产率增长会更快。由此可以推测,对于智能化水平较高行业中的企业来说,大数据发展的促进作用可能更显著。关于工业智能化水平的衡量,参考芦婷婷和祝志勇(2021)<sup>[63]</sup>的做法,使用机器人的安装密度进行表征。为了验证这一结论,在此引入行业虚拟变量  $G$  进行考察。对所在细分行业智能化水平数值大于中位数的企业取 1;其他企业取 0。表 7 第(9)列和第(10)列列示了引入大数据发展与行业虚拟变量乘积项( $BIGDATA \times G$ )的估计结果。

从表 7 第(9)列和第(10)列可以看出,乘积项( $BIGDATA \times G$ )的系数都显著为正,说明大数据发展对智能化水平较高的制造业企业促进作用更大。对此可能的解释是:智能化水平较高的制造业企业具有较好的数字技术基础设施,能够更好地将数据要素转化为现实生产力。因而,大数据发展对智能化水平较高的企业影响更大,能够更好地通过提升要素资源配置效率、降低交易成本和提高管理效率等机制提升制造业企业全要素生产率。

## 七、研究结论和政策启示

本文着重探讨了大数据发展对制造业全要素生产率增长的影响,在理论归纳大数据发展影响

① 关于数据法治建设水平的衡量,本文用《大数据蓝皮书:中国大数据发展报告(2021版)》中大数据法治指数进行表征。

生产率增长机理的基础上,结合中国 2011—2020 年 A 股上市公司数据,运用多种计量方法对理论预期进行了经验验证;进一步地,考察了劳动力市场、资本市场、技术市场在大数据发展促进制造业全要素生产率增长中的作用。

经验证据支持理论分析的结论,即大数据发展水平显著地促进了制造业企业的全要素生产率提升,这一结论在一系列稳健性检验之后仍然成立。“十三五”期间,大数据发展的提升效果持续增强;而对于东部地区城市、省会城市和在更优数据法治环境下的企业来说,大数据发展的促进作用更明显;对于智能化程度较高的企业来说,大数据发展水平能更好地促进企业生产率提升。大数据发展水平对制造业企业生产率提升的促进作用主要是通过优化要素资源配置、降低交易成本、提高管理效率等渠道机制实现的。进一步研究还发现,劳动力市场、资本市场和技术市场等要素细分市场发展显著增强了大数据发展的提升效果,表明了劳动力市场、资本市场、技术市场与大数据的融合发展,能够更有效地提升制造业企业生产率。

本文的研究结论,从政策层面来说,具有如下重要启示意义:

第一,政府的制造业生产率提升政策措施需要与正在重点推进的大数据发展结合起来,需要将提升制造业全要素生产率作为数据要素市场培育与发展的重要方向,内陆城市、非省会城市尤其要加快数据要素市场发展,以提升大数据发展在提升地区制造业全要素生产率过程中的作用。各地区结合自身独有区域产业基础、资源条件、市场优势和法治建设情况,制定符合区域制度环境的数据要素市场发展政策。例如,东部地区城市需要依托自身人才与技术优势大力发展数据流通交易与数据技术研发等高精尖业务,围绕中心经济带的欠发达地区则发挥人力密集特点开展数据标注、清洗等传统数据服务,数据法治建设较差的地区政府需要重点完善数据确权等方面,特别是在数据开放、数据交易和数据安全层面的立法和市场监管。

第二,为了更有效地提升制造业全要素生产率,推进数据要素市场培育与发展的政策措施需要与优化要素资源配置、降低交易成本、提高管理效率等政策措施相互协调与配合。具体政策措施包括:首先,建立有利于数据资源要素自由流通的市场分配机制,有效消除当前存在的数据垄断、数据滥用、非法交易等现象,搭建包括数据交易撮合、交易监管、资产定价、争议仲裁在内的全流程数据要素流动平台,明确数据登记、评估、定价、交易跟踪和安全审计机制,建立全社会数据资源质量评估和信用评级体系。整合区块链等新技术,搭建全社会数据授权存证、数据溯源和数据完整性检测平台。其次,运用大数据平台,提高产品的创新和设计能力,实现产品的个性化和多样化,并提高资源利用及企业管理的效率和水平,流程改造并推进组织结构的扁平化与合理化。充分发挥政府和市场作用,强化数据确权定价、准入监管、公平竞争、跨境流通、风险防范等方面制度建设,营造健康可持续的数据市场环境。

第三,数据要素市场培育与发展的政策措施需要与劳动力、资本和技术等要素市场发展的政策措施协同与配合,尤其是劳动力市场、资本市场和技术等要素市场发展程度较低的地区,要高度重视推进数据要素市场与劳动力市场、资本市场、技术市场融合发展的重要意义。具体来说:各级政府需要加快要素市场一体化建设,不断完善人才自由流动的市场体系。建立企业与高校之间的人才交流机制,打通大数据理论与实践之间的隔阂;鼓励各高校积极推动大数据与人工智能相关专业设置及学科建设;设立专项基金吸引海内外大数据高端人才,定期开展企业大数据人才培养。同时,需要基于大数据技术对人才市场、资本市场、技术市场的服务活动进行业务流程再造,使得这些要素市场的服务流程更简洁、更方便、更快速,建立与数字化生产力相匹配的数据要素流通分配政策,逐步实现全国范围内要素市场的数据共享与服务。

需要指出的是,本文基于《大数据蓝皮书:中国大数据发展报告》的数据价值链模型推算出的城市层面大数据发展指数,对已有研究是一个推进,也为进一步深化该领域的研究提供了新指标和

新思路。然而,受当前数据与测度方法的局限,本文城市层面大数据发展指数还有待进一步完善,这是本文可能存在的不足。因而,寻找更为合适的指标衡量城市层面数据要素市场发展是该领域的重要研究方向。

## 参考文献

- [1] 蔡昉. 破解中国经济发展之谜[M]. 北京: 中国社会科学出版社, 2014.
- [2] 黄群慧, 贺俊. 中国制造业的核心能力、功能定位与发展战略——兼评《中国制造 2025》[J]. 北京: 中国工业经济, 2015, (6): 5 - 17.
- [3] Romer, P. M. Increasing Returns and Long-Run Growth[J]. *Journal of Political Economy*, 1986, 94, (5): 1002 - 1037.
- [4] Romer P. M. Endogenous Technological Change[J]. *Journal of Political Economy*, 1990, 98, (5): 71 - 102.
- [5] Grossman, G. M., and E. Helpman. Quality Ladders in the Theory of Growth[J]. *The Review of Economic Studies*, 1991, 58, (1): 43 - 61.
- [6] Aghion, P., and P. Howitt. A Model of Growth Through Creative Destruction[J]. *Scholarly Articles*, 1992, 60, (2): 323 - 351.
- [7] Jefferson, G. H., B. Huamao, G. Xiaojing, and Y. Xiaoyun. R&D Performance in Chinese Industry [J]. *Economics of Innovation and New Technology*, 2006, 15, (4 - 5): 345 - 366.
- [8] 吴延兵. 自主研发、技术引进与生产率——基于中国地区工业的实证研究[J]. 北京: 经济研究, 2008, (8): 51 - 64.
- [9] 唐未兵, 傅元海, 王展祥. 技术创新、技术引进与经济增长方式转变[J]. 北京: 经济研究, 2014, (7): 31 - 43.
- [10] 黄群慧, 余泳泽, 张松林. 互联网发展与制造业生产率提升: 内在机制与中国经验[J]. 北京: 中国工业经济, 2019, (8): 5 - 23.
- [11] Kaplan, A. M., and M. Haenlein. Toward a Parsimonious Definition of Traditional and Electronic Mass Customization [J]. *Journal of Product Innovation Management*, 2010, 23, (2): 168 - 182.
- [12] 李文莲, 夏健明. 基于“大数据”的商业模式创新[J]. 北京: 中国工业经济, 2013, (5): 83 - 95.
- [13] 宁国良, 黄侣蕾, 廖靖军. 交易成本的视角: 大数据时代政府治理成本的控制[J]. 湘潭: 湘潭大学学报(哲学社会科学版), 2015, (5): 18 - 21.
- [14] 赵云辉, 张哲, 冯泰文, 陶克涛. 大数据发展、制度环境与政府治理效率[J]. 北京: 管理世界, 2019, (11): 119 - 132.
- [15] Baesens, B., R. Bapna, J. R. Marsden, J. Vanthienen, and J. L. Zhao. Transformational Issues of Big Data and Analytics in Networked Business[J]. *MIS Quarterly*, 2016, 40, (4): 807 - 818.
- [16] 熊光清. 大数据技术的运用与政府治理能力的提升[J]. 北京: 当代世界与社会主义, 2019, (2): 173 - 179.
- [17] 许宪春, 任雪, 常子豪. 大数据与绿色发展[J]. 北京: 中国工业经济, 2019, (4): 5 - 22.
- [18] 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]. 北京: 中国工业经济, 2020, (5): 42 - 60.
- [19] Jones, C. I., and C. Tonetti. Nonrivalry and the Economics of Data[J]. *American Economic Review*, 2020, 110, (9): 2819 - 2858.
- [20] Cong, L. W., D. Xie, and L. Zhang. Knowledge Accumulation, Privacy, and Growth in a Data Economy[J]. *Management Science*, 2021, 67, (10): 6480 - 6492.
- [21] Cong, L. W., W. Wei, D. Xie, and L. Zhang. Endogenous Growth under Multiple Uses of Data [J]. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2022, 141, (104395).
- [22] 史丹, 孙光林. 大数据发展对制造业企业全要素生产率的影响机理研究[J]. 北京: 财贸经济, 2022, (9): 85 - 100.
- [23] 夏杰长, 刘诚. 行政审批改革、交易费用与中国经济增长[J]. 北京: 管理世界, 2017, (4): 47 - 59.
- [24] Rajagopalan, M. R., and S. Vellaipandian. Big Data Framework for National E-governance Plan[C]. *International Conference on Ict and Knowledge Engineering*, 2014.
- [25] 韩先锋, 惠宁, 宋文飞. 信息化能提高中国工业部门技术创新效率吗[J]. 北京: 中国工业经济, 2014, (12): 70 - 82.
- [26] 谢雄标, 吴越, 严良. 数字化背景下企业绿色发展路径及政策建议[J]. 昆明: 生态经济, 2015, (11): 88 - 91.
- [27] Irani, Z., A. Pishdad, and A. Haider. ERP Institutionalization; Exploring the Influential Factors [J]. *Journal of Enterprise Information Management*, 2013, 26, (6): 642 - 660.
- [28] 徐国虎, 田萌. 大数据系统实施对企业绩效影响的实证研究[J]. 武汉: 科技进步与对策, 2017, (16): 98 - 105.
- [29] Young, A. The Razor's Edge: Distortions and Incremental Reform in The People's Republic of China [J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2000, 115, (4): 1091 - 1135.
- [30] Hsieh, C. T., and P. J. Klenow. Misallocation and Manufacturing TFP in China and India [J]. *The Quarterly Journal of*

Economics,2009,124,(4):1403-1448.

- [31] 罗德明,李晔,史晋川.要素市场扭曲、资源错置与生产率[J].北京:经济研究,2012,(3):4-14.
- [32] 戴魁早,刘友金.要素市场扭曲如何影响创新绩效[J].北京:世界经济,2016,(11):54-79.
- [33] 戴魁早,刘友金.市场化改革能推进产业技术进步吗?——中国高技术产业的经验证据[J].北京:金融研究,2020,(2):71-90.
- [34] 毛其淋,许家云.市场化转型、就业动态与中国地区生产率增长[J].北京:管理世界,2015,(10):7-23.
- [35] 张汝飞,刘超,赵彦云.技术市场与科技创新互动效应研究——以北京技术市场为例[J].北京:数学的实践与认识,2016,(16):43-51.
- [36] 戴魁早.技术市场发展对出口技术复杂度的影响及其作用机制[J].北京:中国工业经济,2018,(7):117-135.
- [37] 范子英,赵仁杰.法治强化能够促进污染治理吗?——来自环保法庭设立的证据[J].北京:经济研究,2019,(3):21-37.
- [38] Levinsohn, J., and A. Petrin. Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables [J]. The Review of Economic Studies,2003,70,(2):317-341.
- [39] 刘莉亚,金正轩,何彦林,朱小能,李明辉.生产效率驱动的并购——基于中国上市公司微观层面数据的实证研究[J].北京:经济学(季刊),2018,(4):1329-1360.
- [40] 何光辉,杨咸月.融资约束对企业生产率的影响——基于系统GMM方法的国企与民企差异检验[J].北京:数量经济技术经济研究,2012,(5):19-35.
- [41] 张杰,郑文平,陈志远.进口与企业生产率——中国的经验证据[J].北京:经济学(季刊),2015,(3):1029-1052.
- [42] 俞红海,徐龙炳,陈百助.终极控股股东控制权与自由现金流过度投资[J].北京:经济研究,2010,(8):103-114.
- [43] Windmeijer, F. A Finite Sample Correction for the Variance of Linear Efficient Two-step GMM Estimators [J]. Journal of Econometrics,2005,126,(1):25-51.
- [44] Roodman, D. How to do xtabond2: An Introduction to Difference and System GMM in Stata [J]. Stata Journal,2009,9,(1):86-136.
- [45] Nunn, N., and N. Qian. US Food Aid and Civil Conflict [J]. American Economic Review,2014,104,(6):1630-1666.
- [46] Stock, J. H., and M. Yogo. Testing for Weak Instruments in Linear IV Regression [R]. NBER Technical Working Papers,2005.
- [47] Burchardi, K. B., and T. A. Hassan. The Economic Impact of Social Ties: Evidence from German Reunification [J]. The Quarterly Journal of Economics,2013,128,(3):1219-1271.
- [48] 余泳泽,王岳龙,李启航.财政自主权、财政支出结构与全要素生产率——来自230个地级市的检验[J].北京:金融研究,2020,(1):28-46.
- [49] Autor, D. H. Outsourcing at Will: The Contribution of Unjust Dismissal Doctrine to the Growth of Employment Outsourcing [J]. Journal of Labor Economics,2003,21,(1):1-42.
- [50] 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].北京:中国工业经济,2018,(8):60-77.
- [51] 陈诗一,张建鹏,刘朝良.环境规制、融资约束与企业污染减排——来自排污费标准调整的证据[J].北京:金融研究,2021,(9):51-71.
- [52] 毛其淋.人力资本推动中国加工贸易升级了吗? [J].北京:经济研究,2019,(1):52-67.
- [53] 吴延兵.国有企业双重效率损失研究[J].北京:经济研究,2012,(3):15-27.
- [54] 陈思霞,薛钢.地方环境公共支出如何影响了经济增长?——技术效率与健康资本的视角[J].北京:中国软科学,2014,(5):173-181.
- [55] 刘凤委,李琳,薛云奎.信任、交易成本与商业信用模式[J].北京:经济研究,2009,(8):60-72.
- [56] 方明月.先天优势还是后天努力——国企级别对全要素生产率影响的实证研究[J].北京:财贸经济,2014,(11):125-136.
- [57] 苏美丽,刘凤芹.基础研究投入与企业生产率差异:创新与选择效应[J].北京:经济管理,2022,(10):5-21.
- [58] 吴虹仪,殷德生.专利流动与中国工业企业全要素生产率[J].北京:经济管理,2021,(4):21-38.
- [59] 王燃.大数据司法监督机制研究[J].湘潭:湖南科技大学学报(社会科学版),2021,(3):132-141.
- [60] 吴海军,郭璉.数据要素赋能制造业转型升级[J].北京:宏观经济管理,2023,(2):35-41,49.
- [61] 王林辉,姜昊,董直庆.工业智能化会重塑企业地理格局吗[J].北京:中国工业经济,2022,(2):137-155.
- [62] 张万里,宣畅.智能化如何提高地区能源效率?——基于中国省级面板数据的实证检验[J].北京:经济管理,2022,(1):27-46.
- [63] 芦婷婷,祝志勇.人工智能是否会降低劳动收入份额——基于固定效应模型和面板分位数模型的检验[J].太原:山西财经大学学报,2021,(11):29-41.

# Data Factor Market Development and Productivity Improvement

DAI Kui-zao, WANG Si-man, HUANG Zi

(School of Business, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan, Hunan, 411201, China)

**Abstract:** Based on the reality that China's manufacturing industry urgently needs to continuously improve productivity, and the ongoing factor market reform, this paper focuses on the impact of the big data development on the productivity growth of manufacturing enterprises (PGME).

The development of the big data factor market is reflected by the development of big data, combined with the city-level and A-share listed company data from 2011 to 2020. It is found that the big data development (BDD) significantly promotes the productivity growth of manufacturing enterprises. The results can be justified after the control of endogenous problems and the robustness test of enterprise level data. The policy supported during the "13th Five-Year Plan" period has improved the effect of the big data development, while the promoting effect of the big data development is more obvious in coastal cities, provincial capitals and the city that has strict data rule of law, and the promoting effect of the big data development on enterprises with higher intelligence degree is greater. Moreover, the promotion effect of the big data development on the productivity growth of manufacturing enterprises is mainly through the mechanisms including optimizing the factor efficiency, reducing the transaction costs and improving management efficiency. In addition, the development of the labor market and capital market and technology market has enhanced the promotion effect of the big data development on the productivity growth of manufacturing enterprises. This paper shows the effect of the big data development on the productivity growth of manufacturing enterprises and provides a beneficial reference for the development of the big data factor market and the high-quality development of China's manufacturing industry.

The above research findings provide significant policy insights for promoting the productivity growth of manufacturing enterprises and using the big data to promote factor market development. Firstly, the government policies for improving manufacturing productivity need to be combined with the development of big data. It is necessary to take the improvement of manufacturing total factor productivity as an important direction for the development of data factor markets. Particularly, inland cities and non-provincial capital cities should accelerate the development of data factor markets. The city shall formulate data element market development policies that conform to the regional institutional environment in combination with its own unique regional industrial base, resource conditions, market advantages and legal construction. For example, coastal cities such as Shanghai, Guangzhou and Shenzhen need to rely on their own talent and technological advantages to vigorously develop sophisticated businesses, such as data circulation trading and data technology research and development. Besides, the underdeveloped areas around the central economic zone need to develop traditional data services such as data labeling and cleaning based on the characteristics of human resources. Regional governments with poor data rule of law construction need to focus on improving data rights, especially in data opening Legislation and market supervision on data transaction and data security. Secondly, the policy that promote the development of the data factor market need to be coordinated with the measures that optimize the allocation of factor resources, reduce transaction costs, and improve management efficiency. Specifically, using the big data platform to improve the innovation and design ability of products, improving the level of resource utilization and enterprise management, and promoting the flattening and rationalization of the organizational structure. Thirdly, the government policy for the development of the data factor market need to be coordinated with the development of the labor, capital, technology and other factor markets. Especially we should attach more importance on these areas where the development of the labor market, capital market and technology and other factor markets is not perfect. The above work plays an important role in promoting the development of big data and real economy.

**Key Words:** big data development; productivity; factor market; manufacturing industry

**JEL Classification:** R11, O47, L60

**DOI:** 10.19616/j.cnki.bmj.2023.06.002

(责任编辑:吴海军)