

数据要素赋能制造业全要素生产率机制研究

赵天宇¹,孙巍²

(1.河南工学院 经济学院,河南 新乡 453003;2.吉林大学 数量经济研究中心,吉林 长春 130012)

摘要:基于数据要素赋能制造业生产率提升的理论预期,通过构建包含数据、资本、劳动三要素生产函数,从理论上推导数据要素的直接赋能和数据要素与资本、劳动的交叉赋能机制。构建计量经济模型实证检验数据要素对制造业全要素生产率的影响,全样本回归结果表明,数据要素可以通过直接效应与要素间交叉效应影响制造业全要素生产率(TFP),从直接作用机制看,数据要素与TFP之间呈现“U”型关系,这种关系在同时考虑要素直接赋能机制与交叉赋能机制时仍然成立,同时数据与资本交叉赋能生产率提升。基于数据要素赋能水平分组检验表明,高水平组的数据要素是驱动TFP提升的主导因素,数据呈现类资本属性,数据与资本呈现替代关系,数据与劳动交叉赋能生产率提升;中等水平组数据与资本均正向促进制造业TFP提升,数据要素的作用强于资本;低水平组数据要素与资本要素呈现互补效应,数据要素与资本交叉赋能制造业TFP提升。当前数据要素发展强劲弥补了劳动要素对生产率的抑制效果,未来数据将进一步替代传统生产要素为制造业TFP提升做出更大贡献,研究为推进企业数字化、智能化支持发展新质生产力的相关政策制定提供了参考。

关键词:数据要素;直接赋能;交叉赋能;制造业生产率

中图分类号:F426; F273.1

文献标识码:A

DOI:10.16011/j.cnki.jjwt.2025.07.006

文章编号:1004-972X(2025)07-0072-12

高质量发展是全面建设社会主义国家的首要任务,习近平总书记指出,要构建以数据为关键要素的数字经济^[1]。《“十四五”数字经济发展规划》提出,要强化高质量数据要素供给、加快数据要素市场化流通、促进数字经济高质量。2023年,中国以数据为核心生产要素的数字经济规模超过50万亿元,占GDP比重提升至41.5%^[2],2024年初,国家数据局等17部门联合印发《“数据要素×”三年行动计划(2024—2026年)》,旨在充分发挥数据要素乘数效应,赋能经济社会发展。数据作为与土地、劳动、资本和技术并列的重要生产要素,是夯实数字经济发展的市场基础^[2],数据要素可以通过多种特性融入制造业的研发创新中,进而实现制造业的高质量发展和转型升级^[3-4],企业数据资产能够显著提升企业创新投入^[5-6],激发企业绿色创新潜能^[7]。数据作为新型生产要素,是价值创造的重要源泉;构建以数据为关键要素的数字经济,是释放数据价值的关键动力。数据要素通过帮助制造业进行突破性研发创新以实现高质量发展^[8],可以缓解数据“陷阱”^[9],

数字化转型赋予企业新的创新发展动能,传统制造业通过数字化转型进而提升全要素生产率。

全要素生产率(TFP)综合考量企业技术能力、经营管理能力、要素配置效率等因素,是度量制造业转型升级、高质量发展的重要指标之一。人工智能、大数据、区块链等数字化方式的出现迅速改变企业内部运营模式和外部环境^[10],传统制造业通过数字化带动新的技术进步,那么数据要素赋能制造业生产率的作用机制如何,不同地区的数据要素发展水平是否存在显著差距,是否因此导致了不同地区间生产率差异,对这些问题的深入剖析可以为推进数字经济与实体经济深度融合,因地制宜发展新质生产力提供决策参考。

一、文献综述

(一)数据要素促进全要素生产率提升

数据要素与传统要素结合推动企业数字化变

①数据来源于中国信息通信研究院发布的《中国数字经济发展研究报告》(2024)»,http://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/bps/202408/t20240827_491581.htm。

基金项目:河南省科技厅软科学项目“数字化驱动河南经济低碳发展的机制、效应与对策”(232400411167);中国商业统计学会一般规划课题“数据要素赋能制造业生产率提升的机制与优化对策”(2024STY47);教育部人文社会科学重点研究基地重大项目“共同富裕进程中消费与供给协同升级的市场机制与政策选择研究”(22JJD790023)

作者简介:赵天宇,经济学博士,河南工学院教授,研究方向为:数量经济、产业经济与金融市场;孙巍,吉林大学数量经济研究中心主任,教授,博士生导师,研究方向为:数量经济、产业经济。

革能够提升要素配置效率,实现要素价值的倍增,从而提高企业生产效率^[11-12]。Lene 和 Anders 表示数字技术通过人机协同、深度学习等辅助人类工作,最终实现劳动生产效率的提升^[13]。企业利用大数据、人工智能等新兴技术可以改革生产运营方式的过程^[14],人工智能、机器人以及物联网等应用使物质生产效率不断提高^[15]。数据的产生、分享以及数据挖掘水平的提升,可进一步提升资本和技术效率促进制造业生产率提升^[16],智能资本可以改善资本配置效率从而提升企业全要素生产率^[17],人工智能通过提高资源配置效率、降低成本,增强企业研发能力等途径提升全要素生产率^[18-20]。数字经济发展具有提升制造业生产率和优化资源配置的双重作用^[21-22],数字技术应用是提升全要素生产率的主要途径^[23-24]。Ur 和 Giulia 研究认为数字经济对整个欧洲地区全要素生产率具有积极而显著的影响^[25],Li 和 Cheng 研究认为企业数字化转型对企业全要素生产率提升具有显著的正向作用,突破性创新在其中发挥着积极作用^[26]。数字经济与绿色全要素生产率协同是实现经济与环境双赢的基础^[27-28],增加研发投入,优化产业结构是提升绿色全要素生产率的有效途径^[29]。

(二) 数字化发展的生产率“索洛悖论”

2017年以前以及更早一些时间的研究结果发现智能化应用降低生产率,支持“索洛悖论”^[30-31]。尽管近期的大部分研究支持数字化促进生产率提升的观点,但仍有学者发现存在生产率“索洛悖论”。如:Huang 和 Wei 探究智能化发展对企业全要素生产率影响的结果表明,智能发展对企业全要素生产率的影响存在阶段性“索洛悖论”^[32]。Wang 和 Li 认为数字化转型在短期内抑制企业绿色全要素生产率,但在长期内可以促进企业绿色全要素生产率^[33]。Wengler 等发现如果大型企业仅进行销售数字化转型,则会导致生产率下降^[34]。数字化初期由于降低了企业实质性创新进而导致了生产率悖论^[35],技术适配困境是导致生产率悖论的重要原因,由于数字化技术与组织流程不匹配,使企业陷入生产率悖论,需要通过制度创新予以规避^[36-37]。也有学者基于信息技术发展影响全要素生产率视角对生产率悖论进行了证伪^[38],破解了数字生产率悖论之谜^[39]。

(三) 数字技术对生产率的非线性、异质性影响 有关数字技术与生产率之间的非线性关系中,

多数学者的研究支持二者之间存在倒“U”型非线性关系,认为适度的数字化显著提高了企业全要素生产率^[40-43],但 Li 等研究认为数字化融入经济增长呈现“U”型轨迹^[44]。数字经济不仅可以提高企业生产率,且在不同行业、地理区域等背景下表现出异质性影响,如 Pan 等认为数字技术进步产生了异质性的全要素生产率效应^[45],突出表现在知识产权保护较好的地区、拥有高新技术认证的企业以及非国有企业、技术与资本密集型企业中^[46]。通过对比发达国家与发展中国家数字经济对生产率的影响时发现,数字经济在发达国家的影响程度更大^[47]。对比国内不同地区,认为在国内沿海地区数字经济对制造业全要素生产率的提升具有显著作用,而西北和东北地区的影响不显著^[48]。

现有研究从多个角度说明数字化、智能化发展能够提升制造业生产率,其中,改善资源配置效率、增强企业研发创新能力、降低成本等是数字化赋能生产率提升的主要途径,但仍有学者的研究结论认为过度数字化导致生产率下降。智能化通过推动资本替代劳动进而提升制造业全要素生产率的研究发现^[49],与之前的数字化背景下资本要素与劳动要素之间是强互补关系的观点不同^[50],提示我们有必要进一步关注并挖掘数据要素影响制造业生产率过程中的要素间交叉影响(替代或互补),以及其对生产率提升的传导效应。此外,尽管现有研究依据企业规模、产权、地理区位、技术特征等进行了数字化赋能生产率的异质性研究,并支持存在显著异质性效应的结论,但这种异质性分析的切入点弱化了数字化、数字技术应用、智能化等自身强度对生产率影响的差异。本文认为,数据要素作为新质生产力的重要组成部分,研究其赋能生产率提升的异质性应以企业应用的数据要素本身异质性为出发点,才能更好挖掘其赋能的异质性效应。

基于此,本文不同于以往研究之处在于:首先构建包括数据要素的三要素 CES 生产函数,从理论上推导了数据要素赋能的直接作用机制与要素交叉作用机制;其次,与以往基于企业规模、产权、行业、地理区域的异质性研究不同,基于数据要素赋能水平进行分组,研究不同数据要素赋能水平赋能制造业生产率的组间异质性,凸显了数据要素赋能制造业生产率的重要性;最后,深入挖掘生产要素交叉赋能机制对制造业生产率的影响,进一步厘清了数据要素与传统生产要素的替代、互补关系,识

别出在数据要素发展水平异质性条件下影响制造业生产率的主导因素及机制。本研究是对数据要素影响制造业全要素生产率领域相关研究的有益补充。

二、理论分析与模型构建

数据对生产过程的独立性、不可替代性是其成为独立生产要素的必要条件^[51],数据不仅存在上述特征,还拥有广泛性、非竞争性、迭代性等优势特征,数据作为生产要素必将对实体经济产生深远影响^[52]。Chen 和 Lin 构建了包含传统资本、劳动以及 IT 资本的三要素 CES 生产函数,并运用 15 个国家面板数据检验要素之间的替代弹性^[53]。刘平峰和张明基于 CES 生产函数构建产出模型,并通过泰勒展开式解决生产函数非线性问题,从理论层面建立了数字技术与全要素生产率的关联^[50]。马路萌和徐东华构建三要素 CES 生产函数,从实证层面测算数据要素发展指数,探讨中国数据要素化投入时空演变特点^[51]。本文在借鉴前述学者研究的基础上,构建数据要素评价体系以及包含数据要素的生产函数,从理论上分析数据要素对制造业生产率的影响机制,并运用中国制造业上市公司数据予以验证。

(一) 基于 CES 生产函数的理论分析

参考 Chen 和 Lin^[53]的做法,构建包含数据要素的 CES 生产函数,如下所示:

$$Y_{it} = A [\delta_1 D_{it}^{-p} + \delta_2 K_{it}^{-p} + (1 - \delta_1 - \delta_2)L_{it}^{-p}]^{\frac{1}{1-p}} e^{v_{it} - \mu_a} \quad (1)$$

其中, Y_{it} 是指在 t 时刻的第 i 个地区的观测产量。 A 是技术进步参数, $A > 0$ 代表所有可能引起生产函数发生变动的创新技术或制度变革。 D_{it} 、 K_{it} 、 L_{it} 分别代表在 t 时刻第 i 个地区的数据要素、普通资本投入和劳动力投入。 δ_1 、 δ_2 、 $1 - \delta_1 - \delta_2$ 分别是 3 种投入要素 D_{it} 、 K_{it} 、 L_{it} 的分配参数, 需要满足 $0 < \delta_1 < 1$, $0 < \delta_2 < 1$ 。 α 是规模收益参数, $\alpha > 1$ 代表规模收益递增, $0 < \alpha < 1$ 代表规模收益递减。 P 是替代或互补参数, v_{it} 是传统随机误差项。 μ_a 表示随机扰动项, 可能包括正、负两方面的影响, 如企业管理层以及国家政策等因素对生产率影响, 以及生产要素之间的中介效应而促进产出增长。

通过对式(1)取对数并进行泰勒级数展开, 可以得到:

$$\ln Y_{it} = \ln A + \alpha \delta_1 \ln D_{it} + \alpha \delta_2 \ln K_{it} + \alpha (1 - \delta_1 - \delta_2) \ln L_{it} - 1/2 \alpha p_1 \delta_1 \delta_2 (\ln D_{it} - \ln K_{it})^2 - 1/2 \alpha p_2 \delta_2 (1 -$$

$$\delta_1 - \delta_2) (\ln K_{it} - \ln L_{it})^2 - 1/2 \alpha p_3 (1 - \delta_1 - \delta_2) \delta_1 (\ln L_{it} - \ln D_{it})^2 + v_{it} - \mu_a \quad (2)$$

令 $\beta_0 + \beta_4 \omega_0 = \ln A$, $\beta_1 = \alpha \delta_1$, $\beta_2 = \alpha \delta_2$, $\beta_3 = \alpha (1 - \delta_1 - \delta_2)$, $\beta_4 \omega_1 = -1/2 \alpha p_1 \delta_1 \delta_2$, $\beta_4 \omega_2 = -1/2 \alpha p_2 \delta_2 (1 - \delta_1 - \delta_2)$, $\beta_4 \omega_3 = -1/2 \alpha p_3 (1 - \delta_1 - \delta_2) \delta_1$, $[\beta_4 (\omega_4 + \omega_5 + \omega_6) + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7] control_{it} + \beta_4 \xi_{it} + \lambda_{it} = -\mu_a + v_{it}$, 将其带入式(2)中, 可以得到:

$$\ln Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln D_{it} + \beta_2 \ln K_{it} + \beta_3 \ln L_{it} + \beta_4 (\omega_0 + \omega_1 clndk + \omega_2 clnkl + \omega_3 clnld + \omega_4 \sim \omega_6 control_{it} + \xi_{it}) + \beta_5 \sim \beta_7 control_{it} + \lambda_{it} \quad (3)$$

令 $Media_{it} = \omega_0 + \omega_1 clndk + \omega_2 clnkl + \omega_3 clnld + \omega_4 \sim \omega_6 control_{it} + \xi_{it}$, 可得式(4):

$$\ln Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln D_{it} + \beta_2 \ln K_{it} + \beta_3 \ln L_{it} + \beta_4 Media_{it} + \beta_5 \sim \beta_7 control_{it} + \lambda_{it} \quad (4)$$

根据式(2)、(3)、(4)可以看出, 产量变动主要受到技术进步、要素投入、要素之间的交叉效应 3 方面的影响。式中, $(\ln D_{it} - \ln K_{it})^2$ 代表要素 D_{it} 和 K_{it} 交叉效应, $(\ln K_{it} - \ln L_{it})^2$ 代表要素 K_{it} 和 L_{it} 的交叉效应, $(\ln L_{it} - \ln D_{it})^2$ 代表要素 L_{it} 和 D_{it} 的交叉效应, 根据全要素生产率的计算原理有: $\hat{TFP}_{it} = \ln \hat{Y}_{it} - \hat{\beta}_1 \ln \hat{D}_{it} - \hat{\beta}_2 \ln \hat{K}_{it} - \hat{\beta}_3 \ln \hat{L}_{it} - \hat{\beta}_4 Media_{it}$, 全要素生产率取决于要素投入的直接作用与要素之间交叉作用效应。

(二) 数据要素赋能指数构建与测算

1. 数据要素赋能指标体系构建

借鉴王德祥^[54]的衡量标准, 选择数字经济创新发展、网络及自动化发展状况、智能服务开放发展程度、软件开发及信息技术应用程度 4 个维度作为数据要素赋能的二级指标, 在此基础上选取 25 个三级指标, 具体衡量标准如表 1 所示。

2. 数据要素赋能指数测算

依据表 1 的指标体系, 运用熵值法测算数据要素赋能指数, 结果表明, 我国 30 个省级行政区(不包含我国西藏和港澳台地区)^②的数据要素赋能指数在样本期间总体上均呈上升趋势。表明各省级行政区越来越重视数字经济发展, 数字化与实体经济的融合程度日益提高。30 个省级行政区的数据要素赋能指数均处于 0.06~0.35 之间, 首位的广东达到了 0.349, 样本期间, 广东数据要素赋能指数上升了近 3 倍, 原因在于沿海地区各省级行政区在地

^②下文简称 30 个省级行政区。

理、自然资源、人力资源等方面具有较强的优势，并且人力资源优势比较明显，有利于发明创造，而且还可以通过引进技术，以较低的成本和较快的速度实现技术的创新发展。均值最低的是青海，只有0.062，两者之间相差5倍有余。由此可见，数据要素赋能情况在我国30个省级行政区之间存在显著差异。根据计算得到的各省级行政区数据要素赋能均值，将全样本划分为数据要素赋能水平高、中、低三组，结果如表2所示。

表1 数据要素赋能指数指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	衡量方法	指标方向
数字经济创新发展	每百人创新企业数	当年企业注册数目(万个)/全市户籍人口数(万人)	+	
	专利授权数量/总人口	年末发明专利拥有量(件)/年末总人口(万人)	+	
	新产品开发经费占地区生产总值比重	新产品开发经费(万元)/地区生产总值(万元)	+	
	规模以上工业企业RD项目课题数	规模以上工业企业RD项目课题数(项)	+	
	技术合同成交总额	企业技术合同成交总额(万元)	+	
网络及自动化发展状况	专利申请授权数(件)	年末发明专利拥有量(件)	+	
	光缆线路长度	光缆线路长度(万千米)	+	
	单位面积长途光缆长度	长途光缆长度(万千米)/年末常住人口(万人)	+	
	人均互联网接入端口数	互联网宽带接入端口(万个)/年末常住人口(万人)	+	
	互联网域名数	互联网域名数(个)	+	
数据要素赋能指数	互联网宽带接入用户数	互联网宽带接入用户数(万人)	+	
	互联网接入端口数	互联网宽带接入端口(万个)	+	
	移动基站密度	移动电话基站(万个)/年末常住人口(万个)	+	
	移动电话普及率	移动电话普及率(部/百人)	+	
	机器人安装密度	制造业机器人数量(个)/制造业就业人数(万人)×1000	+	
智能服务开放发展程度	电子商务交易活动企业总数	电子商务交易活动企业总数(万个)	+	
	电信业务总量占地区生产总值比重	电信业务总量(万元)/地区生产总值(万元)	+	
	电子商务交易活动企业比例	电子商务交易活动企业总数(万个)/企业总数(万个)	+	
	企业电子商务占地区生产总值比重	企业电子商务产值(万元)/地区生产总值(万元)	+	
软件开发及信息技术应用程度	软件业务收入占地区生产总值比重	软件业务收入(万元)/地区生产总值(万元)	+	
	信息技术服务收入占地区生产总值比重	信息技术服务收入(万元)/地区生产总值(万元)	+	
	信息服务业从业人员数	信息服务业从业人员数(万人)	+	
	企业每百人使用计算机数	企业每百人使用计算机数(个)	+	
	每百家企拥有网站数	每百家企拥有网站数(个)	+	
	数字普惠金融指数	数字普惠金融指数(%)	+	

表2 2012—2023年数据要素赋能指数分组

分组情况	数字赋能水平	对应省级行政区
高水平区域	[0.190, 0.350]	上海、北京、广东、江苏、浙江
中等水平区域	[0.100, 0.189]	四川、天津、安徽、山东、江西、河北、河南、湖北、湖南、福建、辽宁、重庆、陕西
低水平区域	[0.060, 0.099]	云南、内蒙古、吉林、宁夏、山西、广西、新疆、海南、甘肃、贵州、青海、黑龙江

3. 模型构建

根据前文对CES生产函数的理论推导，采用逐步回归方式分别检验数据、资本、劳动要素对全要素生产率的直接赋能效应，以及要素交叉对生产率的赋能效应，因此构建如下计量模型进行回归分析。

$$TFP_u = \delta_0 + \delta_1 \ln D_u + \delta_2 \ln K_u + \delta_3 \ln L_u + \delta_4 Media_u + \sum control_u + \varepsilon_u \quad (5)$$

考虑到数据要素赋能可能存在非线性问题，因此将 $\ln D_u^2$ 作为变量放入固定效应模型(6)，即：

$$TFP_u = \delta_0 + \delta_1 \ln D_u + \delta_2 \ln D_u^2 + \delta_3 \ln K_u + \delta_4 \ln L_u + \delta_5 Media_u + \sum control_u + \varepsilon_u \quad (6)$$

引入 $clndk$ 作为交叉效应变量的固定效应模型为公式(7)：

$$TFP_u = \omega_0 + \omega_1 \ln D_u + \omega_2 \ln D_u^2 + \omega_3 \ln K_u + \omega_4 \ln L_u + \omega_5 clndk_u + \sum control_u + v_u \quad (7)$$

引入 $clnkl$ 作为交叉效应变量的固定效应模型为公式(8)：

$$TFP_u = \eta_0 + \eta_1 \ln D_u + \eta_2 \ln D_u^2 + \eta_3 \ln K_u + \eta_4 \ln L_u + \eta_5 clnkl_u + \sum control_u + \omega_u \quad (8)$$

引入 $clnld$ 作为交叉效应变量的固定效应模型为公式(9)：

$$TFP_u = \phi_0 + \phi_1 \ln D_u + \phi_2 \ln D_u^2 + \phi_3 \ln K_u + \phi_4 \ln L_u + \phi_5 clnld_u + \sum control_u + \chi_u \quad (9)$$

4个固定效应模型中的 $\delta_0, \omega_0, \eta_0, \phi_0$ 为截距项， $\delta_1, \delta_3, \delta_4, \omega_1, \omega_3, \omega_4, \eta_1, \eta_3, \eta_4, \phi_1, \phi_3, \phi_4$ 分别为解释变量数据要素、资本要素和劳动要素的系数， $\delta_2, \omega_2, \eta_2, \phi_2$ 为变量 $\ln D_u^2$ 的系数， ω_5, η_5, ϕ_5 叉效应变量的系数， $\varepsilon_u, v_u, \omega_u, \chi_u$ 为不可观测的固定效应以及随机扰动项。

三、数据要素赋能制造业生产率提升机制实证检验

(一) 变量定义与数据来源

1. 变量定义

(1) 被解释变量。借助CSMAR数据库选取2012—2023年中国制造业上市公司的相关年度数

据,将制造业上市公司根据其所属省级行政区分为30组,并运用LP法和ACF法测算各省级行政区上市企业的全要素生产率。由于LP法测算的全要素生产率和ACF法测算的全要素生产率指标类似,因而选取LP法测算的全要素生产率作为被解释变量,选择ACF法测算的全要素生产率作为稳健性检验中的替代变量。

(2)解释变量。结合前文对于CES生产函数的理论分析,以及对数据要素赋能指数构建,选择熵值法测算数据要素赋能指数(D_u)作为数据要素投入CES三因素模型中。选择2012—2023年中国30个省级行政区的资本存量作为传统资本投入(K_{it}),其中,劳动投入(L_{it})用中国30个省级行政区的就业人员合计来表示。分别对 D_{it} 、 K_{it} 、 L_{it} 进行取对数处理即可得到解释变量 $\ln D_{it}$ 、 $\ln K_{it}$ 、 $\ln L_{it}$ 。

(3)交叉效应变量。选取交叉效应变量时,考虑到数据要素赋能可以通过与资本要素、劳动要素产生交叉效应来间接影响制造业的高质量发展,因此,选择数据要素与传统资本投入的交叉效应($clndk$)、传统资本投入与劳动投入的交叉效应($clnkl$)、劳动投入与数据要素的交叉效应($clnld$)作为交叉效应变量。其中 $clndk = (\ln D_{it} - \ln K_{it})^2$ 、 $clnkl = (\ln K_{it} - \ln L_{it})^2$ 、 $clnld = (\ln L_{it} - \ln D_{it})^2$ 。

(4)控制变量。选取控制变量时,需要考虑其他相关变量对数据要素赋能制造业生产率的影响。本文选择产业结构(is)、地方教育投入综合得分(ae)以及地方财政支出(lne)作为控制变量。变量定义及测算方法如表3所示。

表3 变量定义

变量性质	变量符号	测算方法
被解释变量	TFP_{it}	LP法测算的全要素生产率和ACF法测算的全要素生产率
	$\ln D_{it}$	运用熵值法计算的数据要素赋能指数(D_{it})取对数
解释变量	$\ln K_{it}$	本期资本存量=上期资本存量×(1+10.96%)+本期固定资产形成总额,计算各省级行政区的资本存量(K_{it}),再对其取对数
	$\ln L_{it}$	各省级行政区的就业人员合计(L_{it})取对数
交叉效应变量	$clndk$	$clndk = (\ln D_{it} - \ln K_{it})^2$
	$clnkl$	$clnkl = (\ln K_{it} - \ln L_{it})^2$
	$clnld$	$clnld = (\ln L_{it} - \ln D_{it})^2$
控制变量	is	工业增加值占第三产业增加值的比重
	ae	选择各省级行政区的人均受教育平均年限和教育经费强度作为原始数据,并运用熵值法计算
	lne	各地方财政支出取对数

2. 数据来源

本文以中国30个省级行政区为研究对象,原

始数据来自各省级行政区统计年鉴、国家统计局、CSMAR数据库、国家工业信息安全发展研究中心。在计算资本存量过程中,由于2021年起国家统计局不再公布固定资产形成总额数据,因而选择用基础设施固定资产投资(不含农户)比上年增长(%)和制造业固定资产投资(不含农户)比上年增长(%)的加权平均值乘以上年的固定资产形成总额的方法来补充缺失数据。

(二)数据要素赋能制造业生产率实证检验及结果分析

表4中列(1)、列(3)、列(4)为数据要素、资本要素和劳动要素分别影响LP法测算的全要素生产率的回归结果,列(2)为考虑到数据要素赋能可能存在的非线性问题而引入了数据要素平方项变量的回归结果。表5列(1)为直接效应检验所得到的回归结果,列(2)、列(3)、列(4)为分别引入3个交叉效应变量而得到的回归结果,所有回归结果均纳入了控制变量。

表4 全样本数据要素赋能全要素生产率回归结果

变量	(1) TFP_{it}	(2) TFP_{it}	(3) TFP_{it}	(4) TFP_{it}
$\ln D_{it}$	0.038** (2.462)	0.310*** (9.145)		
$\ln D_{it}^2$		0.060*** (8.927)		
$\ln K_{it}$			0.100*** (5.409)	-0.102*** (-2.968)
$\ln L_{it}$				
is	0.473*** (3.052)	0.446*** (3.350)	0.459*** (3.008)	0.329** (2.109)
ae	0.191*** (3.894)	0.125*** (2.830)	0.207*** (4.474)	0.149*** (2.960)
lne	0.192*** (8.116)	0.153*** (7.265)	0.100*** (3.201)	0.217*** (12.782)
常数项	3.011*** (10.596)	3.684*** (14.751)	2.614*** (10.846)	3.479*** (10.125)
F	8.846***	12.961***	9.884***	8.743***
R ²	0.497	0.599	0.524	0.494
N	330	330	330	330

注:括号里面为t值,***、**、*分别表示在1%、5%、10%的显著水平下显著。下表同。

检验结果表明,从直接赋能机制看,数据、资本投入均可促进制造业全要素生产率提升,劳动要素抑制生产率提升。加入数据要素平方项后发现,数据要素对制造业生产率存在“U”型非线性影响。这与部分学者发现的数据要素与生产率存在倒“U”型关系不同,数据要素与生产率间存在正“U”型关系意味着随着数据要素投入量的增加,制造业全要素生产率会先降低,达到最低点再上升,这在一定程度上符合徐翔等^[9]发现的数据要素具有规模报酬递增特征,由于数据要素具有零边际成本,因此短期

中数据要素边际收益与传统要素的边际收益递减不同,假定资本等其他要素不变条件下,数据要素边际收益应该呈现非减特征,表4列(2)即为不考虑资本和劳动生产要素条件下数据要素对生产率的回归结果,有理由认为由于数据要素短期边际收益非减,长期规模报酬递增而产生了数据与生产率的“U”型非线性影响结果。表5列(1)再次表明,数据要素对生产率的影响仍是“U”型关系,意味着数据要素投入增长会带来生产率的持续上升。要素交叉赋能检验结果列(2)显示,数据与资本交叉赋能制造业生产率正向提升,数据要素自身对生产率的“U”型影响强度更大,同时资本要素抑制生产提升,劳动要素始终表现出对生产率的负向影响。列(3)显示,资本要素与劳动要素交叉正向赋能生产率提升时,资本要素已经不再是影响生产率的因素,但数据要素仍然保持对生产率的“U”型非线性作用。列(4)显示,在考虑数据与劳动的交叉赋能机制时,发现交叉赋能效应为负,数据要素的“U”型影响继续保持,此时资本对生产率的正向作用强度最大。这说明当数据要素与劳动相结合时,表现出对劳动要素的替代作用,数据要素与资本相结合时表现出与资本的互补作用,以上特征可以概括为,数据要素在中国制造业中更多体现为类资本属性。

表5 全样本数据要素赋能全要素生产率回归结果:

引入交叉效应变量

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP _{it}	TFP _{it}	TFP _{it}	TFP _{it}
lnD _{it}	0.300*** (9.283)	1.574*** (4.153)	0.340*** (11.335)	-0.008 (-0.06)
lnD _{it} ²	0.069*** (10.393)	0.070*** (10.571)	0.074*** (12.023)	0.071*** (10.603)
lnK _{it}	0.141*** (7.726)	-1.136*** (-2.995)	-0.571 (-5.501)	0.139*** (7.665)
lnL _{it}	-0.15*** (-4.900)	-0.135*** (-4.401)	0.621*** (5.340)	0.167 (1.297)
clndk		0.049*** (3.359)		
clnkl			0.072*** (6.894)	
clnld				-0.019** (-2.573)
is	0.265* (1.956)	0.259** (1.991)	0.186 (1.494)	0.226* (1.711)
ae	0.096** (2.445)	0.103*** (2.643)	0.090** (2.457)	0.101** (2.571)
lne	-0.006 (-0.201)	-0.005 (-0.18)	0.006 (0.228)	-0.009 (-0.303)
常数项	4.499*** (12.872)	12.749*** (5.233)	5.912*** (17.062)	3.267*** (5.281)
F	16.260***	16.323***	19.999***	15.613***
R ²	0.666	0.674	0.717	0.664
N	330	330	330	330

四、数据要素赋能制造业生产率的异质性分析

(一)基于数据要素赋能水平的组间异质性

依据计算得到的30个省级行政区数据要素赋

能水平均值,将全样本划分为数据要素赋能高、中、低三组,分组回归结果分别如表6至表8所示。

1.高水平组回归结果及分析

数据要素赋能高水平组检验结果表6显示,数据要素仍然与制造业生产率呈“U”型非线性关系,资本要素正向促进生产率提升,劳动要素抑制生产率提升,且影响程度与全样本组无明显区别。对比回归系数可知,数据要素赋能高水平组的数据要素与资本要素对生产率影响程度均高于全样本组,同时高水平组的生产率极值点(最小值点)会更早出现,意味着数据要素投入越多,其规模报酬递增特征越容易显现。交叉赋能机制检验表明,高水平样本组的数据与资本交叉赋能机制未见对生产率产生显著影响,资本要素对生产率的影响也变得不显著,劳动要素依旧表现抑制生产率提升,仅有数据要素仍然与生产率存在“U”型关系,表6列(4)表明,数据与劳动交叉赋能制造业生产率提升作用显著,此时资本要素未见影响生产率,数据要素自身仍保持与生产率的“U”型关系,这与全样本检验结果不同,此时数据要素与劳动之间由替代关系转为互补关系,但此时生产率的极值点出现较晚,说明需要足够的数据要素投入才能实现生产率持续增长的特征,数据要素是影响生产率的主导因素;表6中列(3)考虑资本和劳动交叉赋能机制时,其影响与全样本组基本一致,资本与劳动体现替代关系,数据要素与生产率保持“U”型关系。

表6 数据要素赋能指数高水平组回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP _{it}	TFP _{it}	TFP _{it}	TFP _{it}
lnD _{it}	0.406*** (3.100)	2.845 (1.579)	0.383*** (3.124)	1.286*** (4.027)
lnD _{it} ²	0.157*** (3.268)	0.156*** (3.194)	0.136*** (2.958)	0.133*** (3008)
lnK _{it}	0.217** (2.363)	-2.186 (-1.249)	-0.416 (-1.555)	0.122 (1.316)
lnL _{it}	-0.120** (-2.069)	-0.143** (-2.311)	0.579** (2.044)	-0.982*** (-3.195)
clndk		0.095 (1.378)		
clnkl			0.075** (2.512)	
clnld				0.054*** (2.906)
is	-0.530 (-1.394)	-0.497 (-1.349)	-0.422 (-1.222)	-0.505 (-1.412)
ae	0.054 (0.484)	0.087 (0.773)	-0.030 (-0.270)	0.185 (1.441)
lne	-0.038 (-0.411)	-0.074 (-0.776)	-0.135 (-1.384)	0.054 (0.576)
常数项	4.371*** (6.341)	20.001* (1.756)	6.029*** (6.273)	8.037*** (5.874)
F	22.461***	20.787***	23.106***	24.235***
R ²	0.852	0.856	0.868	0.874
N	55	55	55	55

(二) 中等水平组回归结果及分析

中等组的要素投入对制造业生产率的直接赋能规律上与全样本、高档组、低档组未见显著性差异,均表现为数据要素与生产率呈“U”型关系,资本要素促进生产率提升,劳动要素抑制生产率提升,作用强度上资本的赋能效应弱于高水平组,但强于全样本以及低水平组,表明当前制造业投资仍是支撑生产率的重要因素。

表 7 数据要素赋能指数中等水平组回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TPF_{it}	TPF_{it}	TPF_{it}	TPF_{it}
$\ln D_u$	0.305*** (3.521)	-1.166 (-1.297)	0.191** (2.129)	0.106 (0.489)
$\ln D_u^2$	0.009*** (4.426)	0.091*** (4.599)	0.057*** (2.775)	0.092* (4.534)
$\ln K_u$	0.195*** (6.825)	1.679* (1.851)	-0.658*** (-2.877)	0.194** (6.752)
$\ln L_{it}$	-0.114** (-2.238)	-0.116** (-2.297)	0.799*** (3.126)	0.110 (0.478)
$clndk$		-0.056 (-1.639)		
$clnkl$			0.087*** (3.728)	
$clndl$				-0.014 (-1.007)
is	0.672*** (3.386)	0.649*** (3.169)	0.486** (2.367)	0.600*** (2.752)
ae	0.118* (1.838)	0.097 (1.538)	0.076 (1.270)	0.118** (1.843)
lne	0.080 (1.593)	0.096* (1.902)	0.073 (1.581)	0.064 (1.224)
常数项	2.547*** (3.910)	-7.384 (-1.199)	4.358*** (5.858)	1.874* (1.960)
F	19.161***	18.613***	21.461***	18.136***
R ²	0.747	0.753	0.779	0.748
N	143	143	143	143

要素交叉赋能机制与其他组别存在显著差异,具体表现为:不存在数据要素与资本要素交叉赋能生产率的作用机制,但回归系数表明,此时资本要素对生产率的作用大幅度提升,不同于高水平组的资本要素对生产率以及交叉赋值的影响同时不显著的情形,中等组在数据要素与资本要素对生产率的交叉赋能机制不显著时,资本要素表现对生产率的强劲支撑作用,作用系数达到1.679,也与此状态下的全样本组的资本要素对生产率的影响截然不同,全样本组在考虑数据要素与资本要素交叉赋能机制时,交叉赋能作用为正,而资本要素显著抑制生产率提升,且作用系数为-1.136,再对比低水平组,发现低水平组考虑数据与资本交叉机制时与全样本结果几乎一致,交叉机制正向赋能生产率提升,资本要素抑制生产率。以上的组间对比分析我们可以初步判断,当前数据要素、资本要素是正向赋能制造业生产率提升的核心因素,当数据要素发

展水平高时,替代了资本要素的正向赋能作用;当数据要素发展水平较低时,主要通过数据与资本的交叉赋能机制提升制造业生产率,同时进一步提升资本自身对生产率提升的赋能水平;中等水平的数据要素发展水平则主要通过提升资本要素对制造业生产率提升赋能机制发挥作用,数据要素更多体现出类资本要素的属性。

考虑资本与劳动的交叉赋能机制时发现,数据要素与生产率的“U”型关联机制保持不变,资本与劳动交叉正向赋能生产率提升,但同时,引发资本与劳动要素自身对生产率的影响,具体表现为:全样本组的资本要素不显著,劳动正向促进生产率提升;高水平组与全样本组表现几乎一致,与中等水平组、低水平组显著不同,中等水平组、低水平组均表现为劳动正向促进生产率,同时资本抑制生产率,二者的生产率效应存在相互抵消关系,这一发现仍然支持数据要素的类资本属性,短期资本与劳动的相互替代关系,很可能在长期中演变成数据与劳动的替代关系。

考虑数据与劳动的交叉赋能机制时发现,数据要素自身与生产率的“U”型关系始终存在。全样本组的数据与劳动交叉负向抑制生产率提升,同时资本正向支撑生产率提升,劳动未见显著性影响;高水平组则表现为数据与劳动交叉正向赋能生产率提升,资本要素未见显著性影响,劳动负向抑制生产率;中等水平组数据与劳动交叉赋能生产率机制不再出现,劳动也未见影响,仅体现为资本要素正向促进生产率提升。低水平组与全样本组规律相近,交叉机制负向抑制生产率提升,资本正向促进生产率提升,劳动不显著。综上的讨论都在证明,数据要素在短期中替代劳动要素,与资本要素呈现互补效应,在长期中替代资本要素,短期中数据要素发展强劲会遮掩部分劳动要素对生产率的影响效果。

(三) 低水平组回归结果及分析

表8为数据要素赋能低水平组回归结果,直接效应模型中的数据要素系数为0.398,且变量 $\ln D_u^2$ 系数为0.078,表明数据要素赋能存在“U”型非线性,在初始阶段数据要素投入引起全要素生产率下降,只有数据要素增加到一定程度后才能发挥促进作用。列(2)加入交叉效应变量 $clndk$ 的回归结果显示数据要素系数为1.552,相比之前增长3.9倍,表明数据要素与资本要素存在互补效应,资本要素

和劳动要素交叉回归系数为负,表明数据要素在短期中替代劳动要素,与资本要素呈现互补效应,但在长期中替代资本要素。列(4)中,数据要素、劳动要素不再显著,交叉效应变量 $clnld$ 显著为负,再次印证数据要素与劳动要素是替代效应。

表 8 数据要素赋能指数低水平组回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP_{it}	TFP_{iu}	TFP_{it}	TFP_{iu}
$\ln D_u$	0.398** (2.194)	1.552*** (2.713)	0.324* (1.931)	-0.055 (-0.212)
$\ln D_{it}^2$	0.078** (2.304)	0.086*** (2.559)	0.063** (2.037)	0.064* (1.931)
$\ln K_u$	0.062** (2.391)	-1.056*** (-2.025)	-0.330** (-2.475)	0.061** (2.365)
$\ln L_u$	-0.169*** (-3.502)	-0.124** (-2.329)	0.277* (1.756)	0.235 (1.305)
$clndk$		0.043** (2.145)		
$clnkl$		0.039*** (2.946)		
$clnld$			-0.023** (-2.276)	
is	0.339* (1.693)	0.259 (1.337)	0.287 (1.610)	0.271 (1.376)
ae	-0.014 (-0.249)	0.005 (0.090)	0.016 (0.258)	0.017 (0.295)
lne	-0.014 (-0.329)	0.003 (0.064)	0.024 (0.578)	-0.002 (-0.037)
常数项	5.649*** (12.239)	12.572*** (3.908)	5.938*** (14.839)	3.788*** (4.129)
F	3.442***	3.541***	4.615***	3.132***
R ²	0.354	0.375	0.439	0.347
N	132	132	132	132

(四)数据要素赋能制造业生产率提升区域异质性分析

数据要素赋能制造业生产率提升在不同地区可能存在差异,为了深入探究不同地区的异质性,本文将30个省级行政区按照经济带划分为东部地区、中部地区、西部地区。区域异质性回归结果及分析如表9至表12所示。

表 9 东部地区检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP_{it}	TFP_{iu}	TFP_{it}	TFP_{iu}
$\ln D_u$	0.219*** (5.570)	-0.225 (-0.302)	0.279*** (7.038)	0.321* (1.958)
$\ln D_{it}^2$	0.065*** (7.409)	0.064*** (7.324)	0.075*** (8.431)	0.066*** (7.415)
$\ln K_u$	0.186*** (6.716)	0.625 (0.843)	-0.416*** (-2.792)	0.187*** (6.734)
$\ln L_u$	-0.134*** (-3.685)	-0.136** (-3.759)	0.492*** (3.130)	-0.238 (-1.437)
$clndk$		-0.017 (-0.596)		
$clnkl$		0.061*** (4.075)		
$clnld$			0.006 (0.642)	
is	0.588*** (2.693)	0.569*** (3.523)	0.504*** (3.179)	0.616*** (3.77)
ae	0.068 (1.231)	0.063 (1.128)	0.021 (0.374)	0.064 (1.152)

lne	0.014 (0.404)	0.014 (0.404)	0.003 (0.080)	0.014 (0.404)
常数项	3.349*** (7.395)	0.523 (0.108)	4.932*** (8.720)	3.747*** (4.863)
F	21.760***	20.065***	23.760***	20.642***
R ²	0.771	0.767	0.796	0.772
N	143	143	143	143

表 10 中部地区检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP_{it}	TFP_{iu}	TFP_{it}	TFP_{iu}
$\ln D_{it}$	0.556*** (3.817)	0.220 (0.158)	0.301* (1.823)	1.457** (2.111)
$\ln D_{it}^2$	0.115*** (3.755)	0.113*** (3.640)	0.055 (1.532)	0.099*** (2.955)
$\ln K_{it}$	0.202*** (2.825)	0.528 (0.391)	-1.168** (-2.366)	0.187** (2.596)
$\ln L_{it}$	-0.248*** (-3.060)	-0.252*** (-2.984)	1.209** (2.273)	-1.252 (-1.626)
$clndk$		-0.012 (-0.240)		
$clnkl$			0.138*** (2.765)	
$clnld$				0.057 (1.316)
is	0.125 (0.242)	0.120 (0.228)	-0.244 (-0.482)	0.118 (0.228)
ae	-0.108 (-1.021)	-0.111 (-1.037)	-0.056 (-0.533)	-0.093 (-0.880)
lne	-0.143 (-1.11)	-0.138 (-1.043)	-0.086 (-0.705)	-0.105 (-0.792)
常数项	6.234*** (5.320)	4.018 (0.438)	8.560*** (6.208)	10.300*** (3.060)
F	13.989***	12.635***	15.593***	13.153***
R ²	0.760	0.760	0.796	0.767
样本量	66	66	66	66

表 11 西部地区检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP_{it}	TFP_{iu}	TFP_{it}	TFP_{iu}
$\ln D_{it}$	0.517*** (3.693)	2.570*** (4.573)	0.494*** (3.522)	-0.168 (-0.667)
$\ln D_{it}^2$	0.103*** (3.881)	0.078*** (3.129)	0.099*** (3.704)	0.081*** (3.188)
$\ln K_{it}$	0.116*** (3.732)	-2.120*** (-3.675)	-0.302* (-1.755)	0.115*** (3.765)
$\ln L_{it}$	-0.166** (-2.077)	-0.131* (-1.855)	0.313 (1.495)	0.383** (2.045)
$clndk$		0.085*** (3.847)		
$clnkl$			0.043** (2.529)	
$clnld$				-0.034*** (-3.185)
is	-0.115 (-0.509)	-0.223 (-1.092)	-0.067 (-0.296)	-0.210 (-1.061)
ae	0.074 (1.104)	0.114* (1.843)	0.111* (1.669)	0.104* (1.639)
lne	-0.082 (-1.339)	0.023 (0.400)	-0.046 (-0.762)	-0.069 (-1.138)
常数项	6.108*** (11.462)	19.428*** (5.593)	6.392*** (12.779)	3.673*** (3.929)
F	5.238***	5.434***	6.282***	5.037***
R ²	0.464	0.489	0.526	0.471
N	121	121	121	121

比较表9至表12可知,数据要素对生产率的“U”型影响始终存在,按照数据要素发展水平分组与按经济区域分组均未改变这个作用机制。资本要素正向促进生产率提升,劳动要素抑制生产率提

升也同样在所有分组检验结果中保持一致。从交叉赋能机制上看,东部地区的数据与资本交叉赋能效应与高水平组一致,资本与劳动交叉赋能机制也与高水平组一致,但数据与劳动交叉赋能机制在高水平组表现与其他所有组别均不同,高水平组的数据与劳动交叉赋能正向促进生产率提升,且此时资本要素对生产率不产生影响,说明仅在数据要素高水平组别可以最大限度观测到数据要素赋能生产率的机制与效应,数据要素的高水平发展既可以替代资本,也可以替代劳动对生产率的影响,这应该是未来随着中国数字化发展程度的日益加深而呈现的趋势。西部地区与低水平地区的数据与资本交叉赋能机制的效应几乎一致,但数据与劳动的交叉赋能在西部地区仅部分遮掩了劳动要素对生产率的抑制,而在低水平数据要素组则全部遮掩了劳动要素对生产率的影响。中部地区在考虑资本与劳动交叉赋能机制时,数据要素表现出线性正向促进生产率,这是与其他所有组别不同的特征,即此时数据要素与生产率是单向正相关关系。以上对比分析表明,基于数据要素发展水平的异质性分析能够更加清晰深入地捕捉到数据要素对制造业生产率的异质性动态影响。

表 12 不同分组方式的异质性特征比较

变量	$\ln D_u$	$\ln D_u^2$	$\ln K_u$	$\ln L_u$	$clndk$	$clnkl$	$clnld$
东部	正	正	正	负	正	正	-0.003*** (-3.309)
	不显著	正	不显著	负			
	正	正	负	正			
中部	正	正	正	负	正	正	0.028* (1.736)
	不显著	正	不显著	负			
	正	不显著	负	正			
西部	正	正	正	负	正	正	0.012** (2.425)
	正	正	负	负			
	正	正	负	不显著			
高水 平组	正	正	正	负	正	正	3.409*** (38.716)
	不显著	正	不显著	负			
	正	正	不显著	正			
中等 水平 组	正	正	正	负	正	正	26.966*** (22.068***)
	不显著	正	正	正			
	正	正	负	正			
低水 平组	正	正	正	负	正	正	0.737 330
	正	正	负	负			
	不显著	正	正	不显著			

(五)稳健性检验

由于 LP 法测算的全要素生产率和 ACF 法测算的全要素生产率指标类似,只是在计算方法上存在

差异,因而选择后者作为稳健性检验的替代变量,用以检验模型结果的可靠性和稳定性,替换变量后回归结果如表 13 所示。

表 13 稳健性检验结果

变量	(1) TFP_u	(2) TFP_u	(3) TFP_u	(4) TFP_u
$\ln D_u$	0.039*** (9.779)	0.205*** (4.154)	0.044*** (11.809)	-0.011 (-0.689)
$\ln D_u^2$	0.009*** (10.934)	0.009*** (11.133)	0.010*** (12.588)	0.009*** (11.412)
$\ln K_u$	0.020*** (8.639)	-0.146*** (-2.970)	-0.065*** (-4.903)	0.019*** (8.542)
$\ln L_u$	-0.020*** (-5.260)	-0.018*** (-4.735)	0.072*** (4.873)	0.032* (1.945)
$clndk$		0.006*** (3.362)		
$clnkl$			0.009*** (6.418)	
$clnld$				-0.003*** (-3.309)
is	0.031* (1.854)	0.032* (1.939)	0.023 (1.494)	0.028* (1.736)
ae	0.011** (2.208)	0.012** (2.494)	0.011** (2.255)	0.012** (2.425)
lne	-5.87E-05 (-0.017)	0.001 (0.145)	0.002 (0.652)	-0.000 (-0.034)
常数项	3.245*** (73.568)	4.317*** (13.683)	3.405*** (76.094)	3.039*** (38.716)
F	22.816***	23.009***	26.966***	22.068***
R ²	0.737	0.745	0.774	0.737
N	330	330	330	330

表 13 中,列(1)是数据、资本、劳动对全要素生产率的直接影响,列(2)至列(4)是分别考虑了数据与资本的交叉赋能、资本与劳动交叉赋能、数据与劳动交叉赋能效应。对比全样本 LP 法测算的全要素生产率回归结果可知,数据、资本、劳动的直接赋能效应与前述检验结果基本一致,数据要素对生产率的“U”型非线性影响仍然显著。交叉效应变量 $clndk$ 的系数为 0.006 在 1% 的情况下显著为正,交叉效应变量 $clnkl$ 的系数 0.009,在 1% 的情况下显著为正,交叉效应变量 $clnld$ 的系数 -0.003,在 1% 的情况下显著为正,稳健性检验结果前述模型回归结果稳健可靠。

五、研究结论与启示

本文以中国制造业上市公司为研究对象,运用 LP 法和 ACF 法测算制造业上市公司全要素生产率,并根据上市地点将全部上市公司样本进行了对应省级行政区匹配。在此基础上运用熵值法测算了数据要素赋能指数,基于 CES 生产函数进行数据要素赋能制造业生产率理论分析基础上,构建计量经济模型进行了实证检验,得到如下重要结论:

第一,数据要素作为新的生产要素可以通过直接机制与要素交叉机制赋能制造业生产率提升,从直接作用机制来看,数据要素与全要素生产率之间

呈现“U”型关系,不同于传统生产要素,数据要素具有规模报酬递增特征,资本要素仍然是驱动制造业生产率提升的因素之一,劳动要素则抑制生产率。中国制造业的数字化、智能化转型中伴随着资本替代劳动,以及数据替代劳动,这一趋势在未来将持续深化。

第二,数据要素、劳动要素、资本要素可以通过交叉机制作用于全要素生产率,在考虑要素交叉作用机制时,数据要素与全要素生产率之间的“U”型关系始终存在。其中,数据与资本交叉正向赋能制造业生产率提升,此时数据要素对生产率的“U”型作用强度更大,数据要素与资本要素之间表现出替代关系;资本要素与劳动要素交叉正向赋能生产率提升时,资本要素已经不再是影响生产率的因素;考虑数据与劳动的交叉赋能机制时,发现交叉赋能效应为负,数据此时比资本对生产率的正向作用强度最大。说明当数据要素与劳动相结合时,表现出对劳动要素的替代作用,数据要素与资本相结合时表现出与资本的互补作用,由此可知,数据要素在中国制造业中更多体现为类资本属性。

第三,数据要素赋能异质性检验表明:首先,高水平区域,数据要素赋能指数越高,数据要素越呈现出类资本属性,数据要素与资本要素的替代效应越大。数据要素与劳动要素的替代效应本质上是资本要素对劳动要素的替代。其次,中等水平区域,数据要素在更大程度上促进全要素生产率增长,资本要素对全要素生产率增长的促进作用较小。主要是由于数据要素促进全要素生产率增长,掩盖了劳动要素对全要素生产率的影响。最后,低水平区域,数据要素在短期中替代劳动要素,与资本要素呈现互补效应,但在长期中替代资本要素。区域异质性检验表明:东部地区和中部地区的数据要素促进全要素生产率增长,掩盖了资本要素和劳动要素对全要素生产率的贡献。西部地区与低水平区域相同,数据要素在短期中替代劳动要素,与资本要素呈现互补效应,在长期中替代资本要素。

基于以上研究结论,得到如下启示。

一是要加快推进数字人才培育。数据要素正在逐渐替代传统劳动要素支撑生产率提升,意味着企业对人力资本的需求更加偏向于数字化人才,数据要素能够与数字化人力资本再次形成互补效应共同促进生产率提升。因此需要加强数字化人才培养,培育高水平懂技术的数字工程师是支撑数字

经济发展的基础,各地应抓紧落实《加快数字人才培育支撑数字经济发展行动方案(2024—2026年)》,尤其是当前数字化发展水平偏低的地区,要在数字人才培养环节主动作为,将数字化发展与数字人才培育两手一起抓,以便突破传统的后进、跟随模式的束缚,争取在数字经济时代实现突破。

二是优化投资结构,契合数字经济时代的发展逻辑。尽管目前资本要素仍然是支撑制造业生产率提升的因素,但长期看随着数字化规模发展壮大,数据要素将由资产转为资本,其与企业以往形成的研发资本、无形资本等有相近之处,又与其有一定区别,但较为明显的是与传统物质资本的区别将持续分化,数据要素因其在相互链接、融合共生等方面的优势,使其在生产过程的每个环节发挥着重要的作用,最终均表现为提升企业的全要素生产率。但投资是制造业企业不可或缺的组成部分,投资决策是企业最重要的决策,制造业企业应认清未来发展趋势,主动融入数字化发展浪潮,紧抓当前央行降息支持实体经济发展的机遇,加大数字化发展投资,提前布局,成为数字化时代高质量市场主体,为新质生产力发展贡献制造力量。

参考文献:

- [1]习近平.审时度势精心谋划超前布局力争主动 实施国家大数据战略加快建设数字中国[N].人民日报,2017-12-10 (01).
- [2]吴海军,郭琎.数据要素赋能制造业转型升级[J].宏观经济管理,2023(2):35-41+49.
- [3]蔡跃洲,马文君.数据要素对高质量发展影响与数据流动制约[J].数量经济技术经济研究,2021,38(3):64-83.
- [4]李三希,李嘉琦,刘小鲁.数据要素市场高质量发展的内涵特征与推进路径[J].改革,2023(5):29-40.
- [5]李健,董小凡,张金林,等.数据资产对企业创新投入的影响研究[J].外国经济与管理,2023,45(12):18-33.
- [6]褚希伟,王婧卜.数据要素集聚、科技创新与数字新质生产力[J].商业研究,2024(5):1-9.
- [7]王海,郭冠宇,尹俊雅.数字化转型如何赋能企业绿色创新发展[J].经济学动态,2023(12):76-91.
- [8]钞小静,元茹静.数字技术对制造业与服务业融合发展的影响[J].统计与信息论坛,2023,38(4):33-47.
- [9]徐翔,赵墨非,李涛,等.数据要素与企业创新:基于研发竞争的视角[J].经济研究,2023,58(2):39-56.
- [10]黄徐亮,李诗雯,倪鹏飞.数字中国战略对企业全要素生产率的影响研究[J].调研世界,2023(11):3-13.
- [11]于柳箐,高煜.数据要素是推动中国服务业增长的新动能吗——来自机器学习的估计[J].现代经济探讨,2023(9):73-85.

- [12]史丹,孙光林.数据要素与新质生产力:基于企业全要素生产率视角[J].经济理论与经济管理,2024,44(4):12-30.
- [13]LENE K , ANDERS S . Automation, performance and international competition: A firm-level comparison of process innovation[J]. Economic Policy, 2019, 34(100).201-222.
- [14]ILVONEN I, THALMANN S, MANHART M, et al. Reconciling digital transformation and knowledge protection: A research agenda[J]. Knowledge Management Research & Practice, 2018, 16(2):235-244.
- [15]张平.数据生产要素性质、知识生产与中国式现代化[J].社会科学战线,2023(10):44-57.
- [16]于柳箐,高煜.数据要素如何驱动制造业生产率提升[J].财经科学,2024(1):76-90.
- [17]王启超,孙广生.智能化的“去错配”效应与全要素生产率增长[J].管理评论,2024,36(4):39-48.
- [18]LIANG K W, TING T S, YU R X. The impact of artificial intelligence on total factor productivity: Empirical evidence from China's manufacturing enterprises[J]. Economic Change and Restructuring, 2022, 56(2):1-15.
- [19]孙早,侯玉琳.人工智能发展对产业全要素生产率的影响——一个基于中国制造业的经验研究[J].经济学家,2021(1):32-42.
- [20]杜传忠,曹效喜,任俊慧.人工智能影响我国全要素生产率的机制与效应研究[J].南开经济研究,2024(2):3-24.
- [21]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.
- [22]廖斌,韩雷.全要素生产率视角下中国新质生产力发展的指数测度与时空演进[J].河海大学学报(哲学社会科学版),2024,26(6):125-136.
- [23]沈坤荣,乔刚,林剑威.智能制造政策与中国企业高质量发展[J].数量经济技术经济研究,2024,41(2):5-25.
- [24]陈楠,蔡跃洲,马文君.企业技术能力对市值和利润的影响——基于大数据专利的机制检验和互补性投入分析[J].财贸经济,2024,45(1):106-123.
- [25]UR N R, GIULIA N. The effect of the digital economy on total factor productivity in European regions[J]. Telecommunications Policy, 2023, 47(10):1-16.
- [26]LI Y, CHENG Z. Digital transformation and total factor productivity of enterprises: Evidence from China[J]. Economic Change and Restructuring, 2024, 57(1):307-319.
- [27]ZHANG Z Y, ZHANG Y M, WANG Y, et al. Spatio-temporal heterogeneity of the coupling between digital economy and green total factor productivity and its influencing factors in China[J]. Environmental Science and Pollution Research International, 2023, 30(34): 82326-82340.
- [28]叶云岭,张其仔.人工智能、产业集聚外部性与长江经济带碳排放效率[J].南通大学学报(社会科学版),2024,40(2):55-65+159.
- [29]张建,王博.数字经济发展与绿色全要素生产率提升[J].审计与经济研究,2023,38(2):107-115.
- [30]李丫丫,潘安.工业机器人进口对中国制造业生产率提升的机理及实证研究[J].世界经济研究,2017(3):87-96+136.
- [31]ACEMOGLU D, AKCIGIT U, ALP H, et al. Innovation, reallocation, and growth[J]. American Economic Review, 2018, 108(11):3450-3491.
- [32]HUANG J, WEI J Y. Impact of intelligent development on the total factor productivity of firms—based on the evidence from listed Chinese manufacturing firms[J]. Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, 2022, 26(4):555-561.
- [33]WANG S, LI J. Does digital transformation promote green and low-carbon synergistic development in enterprises? A dynamic analysis based on the perspective of Chinese listed enterprises in the heavy pollution industry[J]. Sustainability, 2023, 15(21):1-19.
- [34]WENGLER S, HILDMANN G, VOSSEBEIN U. Digital transformation in sales as an evolving process[J]. The Journal of Business & Industrial Marketing, 2021, 36(4):599-614.
- [35]刘新争.企业数字化转型中的“生产率悖论”——来自制造业上市公司的经验证据[J].经济学家,2023(11):37-47.
- [36]周怡靓,曾培伦.规避“索洛悖论”:中国新闻业的人工智能赋能路径——基于通用目的技术的分析[J].南京社会学,2025(1):114-125+146.
- [37]曹玉平,侯迎信.智能制造计划可以跨越“生产率悖论”吗:来自智能制造试点示范项目的准自然实验[J].中国软科学,2024(6):23-32.
- [38]王春,陈海东.信息技术发展与全要素生产率——证伪“生产率悖论”的285个地级市证据[J].经济问题,2023(4):61-70.
- [39]赵丽,胡植尧.数据要素、动态能力与企业全要素生产率——破解“数据生产率悖论”之谜[J].经济管理,2024,46(7):55-72.
- [40]ZHANG S H, SONG H R, XU Y Y. How does digital technology affect total factor productivity in manufacturing industries? Empirical evidence from China[J]. Economic Research-Ekonomska Istraživanja, 2023, 36(1):111-124.
- [41]WANG Y, HAN P. Digital transformation, service-oriented manufacturing, and total factor productivity: Evidence from a-share listed companies in China[J]. Sustainability, 2023, 15(13):1-25.
- [42]JIA K, LI L. The moderate level of digital transformation: From the perspective of green total factor productivity[J].

- Mathematical Biosciences and Engineering: MBE, 2024, 21(2):2254–2281.
- [43]王鹏飞,刘海波,陈鹏.企业数字化、环境不确定性与全要素生产率[J].经济管理,2023,45(1):43–66.
- [44]LI P , LIU J, LU X, et al. Digitalization as a factor of production in China and the impact on total factor productivity (TFP)[J]. Systems, 2024, 12(5): 1–16.
- [45]PAN J, FAURA C J, ZHAO X, et al. Unlocking the impact of digital technology progress and entry dynamics on firm's total factor productivity in Chinese industries[J]. Global Finance Journal, 2024, 60(1):100957.
- [46]王飞,李月.企业数字化转型赋能全要素生产率:理论机制与经验证据[J].软科学,2024(11):26–33.
- [47]LI J Q, REN S F. How digital economy affects high-quality economic development: Based on international comparison [J]. Frontiers of Economics in China, 2022, 17(1):59–71.
- [48]CHANG J, LAN Q, TANG W, et al. Research on the impact of digital economy on manufacturing total factor productivity [J]. Sustainability, 2023, 15(7):1–17.
- [49]刘征驰,高翔宇,陈文武,等.数字技术跃迁与企业全要素生产率——从自动化到智能化的比较分析[J].经济评论,2024(4):73–89.
- [50]刘平峰,张旺.数字技术如何赋能制造业全要素生产率? [J].科学学研究,2021,39(8):1396–1406.
- [51]马路萌,余东华.一个包含数据要素的经济增长模型:生产率效应与数据要素化[J].科技进步与对策,2024,41(4):12–22.
- [52]徐翔,厉克奥博,田晓轩.数据生产要素研究进展[J].经济学动态,2021(4):142–158.
- [53]CHEN Y H, LIN W T. Analyzing the relationships between information technology, inputs substitution and national characteristics based on CES stochastic frontier production models[J]. International Journal of Production Economics, 2009, 120(2):552–569.
- [54]王德祥.数字经济背景下数据要素对制造业高质量发展的影响研究[J].宏观经济研究,2022(9):51–63+105.

Research on the Mechanism of Data Factors Enabling Total Factor Productivity in Manufacturing Industry

ZHAO Tian-yu¹, SUN Wei²

(1.School of Economics, Henan Institute of Technology, Xinxiang 453003, China;

2.Center of Quantitative Economics, Jilin University, Changchun 130012, China)

Abstract: The direct enabling mechanism of data factors and the cross-enabling mechanism of data factors, capital and labor are theoretically deduced by constructing the production function including data, capital, and labor, which is based on the theoretical expectation of the productivity improvement of manufacturing industry empowered by data factors. An econometric model is constructed to empirically test the impact of data elements on the total factor productivity of the manufacturing industry. The regression results of the full sample show that data elements can affect the TFP of the manufacturing industry through direct effect and cross effect between factors. From the perspective of direct action mechanism, there is a U-shaped relationship between data elements and TFP. This relationship is still valid when considering both the direct enabling mechanism and the cross-enabling mechanism of factors, and the cross-enabling productivity of data and capital is improved. The grouping test based on the empowerment level of data elements shows that: The data factors in the high-level group are the dominant factor driving productivity improvement; the data presents capital-like attributes; the data and capital present an alternative relationship; Data and capital in the medium level group both positively promote manufacturing productivity, and the role of data factors is stronger than that of capital; In the low-level group, data factors and capital factors show a complementary effect, and data factors and capital cross-enable manufacturing productivity to improve. The current strong development of data factors makes up for the inhibitory effect of labor factors on productivity, and in the future, data will further replace traditional production factors and make greater contributions to the improvement of manufacturing productivity.

Key words: data factors;direct empowering;cross empowering;manufacturing TFP

(责任编辑:张爱英)