

企业数字化、环境不确定性与全要素生产率

王鹏飞^{1,2} 刘海波^{1,2} 陈鹏³



- (1. 中国科学院科技战略咨询研究院, 北京 100190;
2. 中国科学院大学公共政策与管理学院, 北京 100049;
3. 北京师范大学经济与资源管理研究院, 北京 100875)

内容提要:数字化的经济效应有其一般内在规律和鲜明时代特征,企业数字化能否以及多大程度上取得实效,还会受环境不确定性的影响。本文基于2011—2020年沪深A股上市公司数据,利用年报文本中特征关键词的TF-IDF权重值刻画企业数字化指标,实证检验了数字化对全要素生产率(TFP)的影响机制,以及环境不确定性在其中的调节效应。以数字技术应用和数据管理能力为内核的企业数字化与TFP呈倒U型关系,且在当前主要表现为生产率提升作用;该倒U型关系在高环境不确定性下更加明显,随着时间推移(滞后1年),环境不确定性的调节作用在宏观层面会变弱,在微观层面会增强;管理者短视主义、行业竞争强度和区域数字经济创新创业水平对数字化的生产率效应存在一定异质影响,企业数字化在环境不确定性的正向调节下有收敛趋同的可能。以上研究结论为探究企业数字化与高质量发展的关系提供了新证据,对于引导企业推进数字化转型与组织管理变革,以及应对不确定性冲击、消弥“数字鸿沟”,具有实践及政策启示。

关键词:数字化 全要素生产率 环境不确定性 TF-IDF 文本分析

中图分类号:F272.3 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2023)01—0043—24

一、引言

随着数字经济蓬勃发展并与实体经济逐步融合,数字化、网络化、智能化应用创新不断涌现,数字技术的使能作用和数据要素的驱动作用不断凸显,企业加快数字化转型成为大势所趋。数字化转型的绩效研究日益成为焦点问题(王宇等,2020^[1];吴非等,2021^[2]),但仍有诸多谜题待解,数字化与企业绩效的复杂关系一直受到学者的关注(刘淑春等,2021)^[3]。突如其来的新冠肺炎疫情加快了数字化发展进程,倒逼各行各业将有限的资源和精力更多投向数字化转型。当外部环境发生剧烈变化,数字化转型也将面临更多更大的不确定性冲击,深入探究企业数字化的“生产率效应”,并考虑环境不确定性的可能影响,具有重要的现实意义和理论意义。

一方面,数字化转型已成为企业高质量发展的必由之路,但转型的风险和挑战严峻复杂。数字技术创新正在颠覆既有的技术路径、商业模式和组织战略,从根本上改变生产生活方式,给传统企业带来了转型压力。数字化情境下,企业经营环境与以往截然不同,利用数字技术提高效率、创造价值,成为企业运营管理创新、参与未来竞争的关键(陈剑等,2020)^[4]。中国企业总体赶上了数字

收稿日期:2022-06-28

作者简介:王鹏飞,男,博士研究生,研究领域为数字经济与数据治理,电子邮箱:wangpf1840@163.com;刘海波,男,研究员,博士生导师,博士,研究领域为知识产权管理与技术转移,电子邮箱:liuhb@casisd.cn;陈鹏,女,博士研究生,研究领域为创业经济与创新发展,电子邮箱:wode1234567@126.com。通讯作者:刘海波。

时代,但数字化改造、网络化协同、智能化升级等多重任务并存,不同企业、行业和区域之间差异明显。一些行业龙头或领军企业借助数字化得以增强创新能力和竞争优势,但广大中小微企业受认知、资源、能力等制约,加之转型成本高、难度大、阵痛期长、预期回报和风险不确定,致使不会转、不能转、不敢转问题突出,有的甚至陷入“转型找死、不转等死”的两难困境^①。

另一方面,环境不确定性陡增、经济下行压力增大,对数字化转型进程产生了重大影响。疫情以来,国家相关部委陆续出台关于推进“上云用数赋智”行动、中小企业数字化赋能专项行动、加快国有企业数字化转型等系列政策文件;国家“十四五”规划和2035年远景目标纲要提出“以数字化转型整体驱动生产方式、生活方式和治理方式变革”;“十四五”数字经济、信息化、两化深度融合、智能制造等专项规划均把企业数字化转型列为重中之重。在环境剧变和政策加持下,企业数字化是快速分化还是收敛趋同,尚有待观察。不过确定的是,中国企业正积极创新求变,将“互联网+”“数字技术+”作为逆境中的重要战略行为,赋能自身高质量发展(杨德明和刘泳文,2018^[5];吴非等,2021^[2])。

由于数字化转型的影响机制复杂、指标难以衡量等原因,目前有关实证研究仍处于探索阶段(赵宸宇等,2021)^[6]。关于企业数字化与全要素生产率(下文称TFP)的研究仍有疏漏需要补充:一是主要强调数字技术而弱化或忽略了数据要素。现有文献大都将数字化或数字化转型理解为数字技术应用问题(戚聿东和蔡呈伟,2020^[7];吴非等,2021^[2];陈庆江等,2021^[8]),其他一些关注数据价值的文献又难以窥见全貌,比如数据驱动的决策与创新(Brynjolfsson和McElheran,2016^[9];Wu等,2020^[10])、数据管理能力对生产率的影响(李唐等,2020)^[11]。在数据要素化和价值化加速推进的背景下,有必要将数据要素和数字技术纳入同一框架下进行考察。二是关于企业数字化与TFP的具体关系仍有模糊地带。新近研究大都支持二者正相关,只是对作用机制各有侧重(刘飞,2020^[12];赵宸宇等,2021^[6]),也有证据表明二者存在非线性的倒U型关系(武常岐等,2022)^[13]。更复杂的可能情形是,企业数字化投入和效率之间存在门槛效应,呈先降后升再下降的非线性关系,因而有一个动态波动的“阵痛期”(刘淑春等,2021)^[3]。数字化存在积极和消极两方面共同作用,非线性关系可能更加完整和贴近现实。三是缺乏企业经营环境变迁视角的深入研究(杜传忠和张远,2021)^[14],鲜少考虑环境或经济不确定性的影响。对企业而言,环境不确定性主要是经济不确定性,重大事件造成的经济不确定性会对经济活动产生更大更持久的影响(Jurado等,2015)^[15],带来微观企业、中观产业和宏观经济各层面产出、就业及生产率增长的剧烈波动。2008年金融危机前后,经济不确定性对TFP的冲击在企业和产业层面均表现出逆周期效应,并影响到政策的相对有效性(Bloom等,2018)^[16]。疫情影响下,政策密集调整,经济不确定性大幅攀升,其对企业数字化及其效果的影响值得深入研究。

因此,本文尝试拓展数字化的内涵,采用新的衡量指标,基于沪深A股上市公司数据,实证检验企业数字化对TFP的影响机制。可能的边际贡献有:理论视角上,兼顾数据要素与数字技术的作用,将数字化看作数字技术应用和数据管理能力的综合效应,明确强调数据管理能力的重要性,或可丰富关于数字化与数字化转型的理解。在检验企业数字化与TFP倒U型关系的基础上,把环境不确定性因素纳入进来,从微观、宏观两个层面着重探讨微观环境不确定性和经济政策、贸易政策不确定性的调节效应。研究方法上,提出一种基于文本分析测度数字化指标的新思路,即利用公司年报中相应关键词的TF-IDF权重值(term frequency-inverse document frequency,词频-逆向文本频率)来测算综合指标,可为衡量企业数字化水平提供有益补充。与关注到非线性关系及采用文

① 参见:国家信息中心信息化和产业发展部,京东数字科技研究院. 携手跨越 重塑增长——中国产业数字化报告2020[R]. 北京:国家信息中心,2020.

本分析法的文献(刘淑春等,2021^[3];武常岐等,2022^[13])相比,本文并未采用对样本数据平衡性要求较高的门限回归,而是聚焦实体经济领域上市公司的财务数据与年报信息,通过面板数据固定效应模型进行检验,并在数字化内涵界定与特征词典构建、指标测算及应用等方面有所创新。研究场景上,从企业、行业、区域三个维度,重点考察不同管理者行为特征(短期主义或长期主义)、不同行业竞争程度、不同区域数字创新创业水平下,企业数字化对TFP的异质性影响,可为不确定性环境下的企业数字化实践和政府数字化政策提供新的参考。

二、理论分析与研究假设

1. 企业数字化与全要素生产率

从概念内涵看,企业数字化的生产率效应根植于数字化的内在逻辑。数字技术的颠覆性作用及其带来的数据资源化、资产化、资本化,是数字化的基本特征。数字技术并非唯一决定因素,数据要素对提高效率的乘数作用、对传统要素的赋能作用同样至关重要。一方面,数字技术的创新应用是数字时代企业降本增效的基础支撑。运用人工智能、区块链、云计算、大数据等ABCD技术(吴非等,2021)^[2],对业务流程进行改造升级,主要目的就是降低运营成本、提高生产效率。另一方面,数据资源的开发利用和运营管理正在成为企业的关键能力,越来越决定着数字化的成败。大数据情境下,传统管理正变成数据管理,传统决策正变成基于数据分析的决策(陈国青等,2018)^[17],传统创新正变成数据驱动的创新,数据管理能力的重要作用越发凸显。数字技术应用和数据管理能力虽密不可分,却是两种不同的战略行为。企业数字化本质上是数字技术、数据等数字资源在业务场景的开发利用,是数字技术应用和数据管理能力的综合效应,强调技术、数据和业务的协同融合,需要商业模式、组织模式、制度文化等的调适和转型^①。正是数字技术的破坏性触发了组织战略响应,使企业利用数字技术、数据资源改变业务模式和价值创造途径,在组织结构变化、组织惯性等作用产生或积极或消极的结果(Vial,2019)^[18]。

从研究脉络看,关于信息化、数字化与生产率关系的讨论有一个不断深化的过程。自1987年罗伯特·索洛提出“IT生产率悖论”以来,有关研究与争论持续不断,宏观层面的研究结论不一,微观层面的研究大多不支持悖论存在(何小钢等,2019)^[19]。早期的研究将悖论归因于测量误差、滞后效应、收益再分配和管理不善(Brynjolfsson,1993)^[20]。伴随互联网和网络经济的兴起,研究者更加关注如何破解生产率悖论、发挥IT潜力、增强IT能力等话题(Brynjolfsson和Hit,1996^[21],2000^[22];Bloom等,2014^[23])。近年来,数字经济快速崛起,各界关注点逐渐从信息技术转向数字技术、从“信息化有效论”转向“数字化价值论”,如何克服“数字化悖论”(Gebauer等,2020)^[24]、释放数字化的价值潜力成为研究重点。中国情境下的研究大都证实了信息化、数字化对生产率提升的积极作用,诸如区域或行业层面对信息技术(ICT)、互联网、数字经济的考察(蔡跃洲和张钧南,2015^[25];黄群慧等,2019^[26];王开科等,2020^[27]),企业层面关于信息技术(何小钢等,2019)^[19]和数字化转型的研究。有证据表明,数字化已成为数字经济时代企业生产率提升的强劲动力(刘飞,2020^[12];赵宸宇等,2021^[6];刘平峰和张旺,2021^[28])。但是,数字化的结果并非总是线性增长,可能更多呈现非线性的动态变化(武常岐等,2022)^[13]。

从影响机理看,企业数字化对TFP的影响有积极和消极两个方面,两方面因素和力量此消彼长、相互作用,共同决定着数字化的生产率效应。

一方面,积极效应可以体现在业务流程的各个环节。将数字技术和数据要素嵌入决策、研发、生产、销售、服务等业务环节,赋能人力资源、技术创新、资本运营、供应链等管理场景,能够提高要

① 本文把企业数字化限定在业务流程层面,将数字化转型看作业务转型基础上的系统性组织变革。

素配置效率。从作用机制看,数字化可通过提高劳动效率和创新力、优化人力资本结构、降低运营成本(赵宸宇等,2021^[6];倪克金和刘修岩,2021^[29]),促进企业间知识溢出(涂心语和严晓玲,2022)^[30]和企业专业化分工(袁淳等,2021)^[31],进而提高生产率;IT投资与研发投入、ICT应用与劳动力结构存在互补效应,加强研发投入和人力资本建设能强化数字化的积极作用(王宇等,2020^[11];何小钢等,2019^[19])。从作用维度看,数字化投资、数字技术应用、业务模式转型对生产率存在直接、间接、互补多重影响(刘飞,2020)^[12],数据管理能力也能有效提升TFP(李唐等,2020)^[11],数据分析与技术创新也存在协同效应(Wu等,2020)^[10]。面对大数据带来的管理变革,拥抱大数据决策范式,不仅可以激发行为洞察、风险预见和业务模式等方面的创新(陈国青等,2020)^[17],形成数据驱动的决策和创新范式,而且能够借助跨功能模块、跨业务单元、跨应用场景的数据分析,大大提升经营管理效率。在美国,采用数据驱动决策的工厂在生产率方面比传统工厂平均高出5%~6%(Brynjolfsson和McElheran,2016)^[9]。

另一方面,消极效应主要来自于组织管理上的失调。管理上的失调会抵消数字化的积极作用(戚聿东和蔡呈伟,2020)^[7],造成数字技术与资源要素错配从而抑制生产率增长(刘平峰和张旺,2021)^[28]。(1)战略匹配的约束。企业数字化要求实施与整体战略、资源基础、业务需求相匹配的数字化战略。从企业战略层面推进数据协同、计算协同、分析协同和人机协同,有助于构建大数据价值发现框架(刘业政等,2020)^[32]。若脱离实际、协同不力,忽视数字化与现有战略、模式的融合,可能不利于生产率提升(武常岐等,2022)^[13];若出现技术与业务“两张皮”,未能及时转变商业模式、调整利益分配,也会带来不利影响。(2)组织惯性的阻力。企业数字化要求打造扁平化、敏捷化组织和平台化、生态化价值网络,更强调组织结构、制度文化层面的适配,更易遭受组织惰性、路径依赖、惯例更新的制约。若组织变革受阻、组织学习迟滞,就难以形成与数字化相适应的组织管理能力。其中,数据管理能力建设牵一发而动全身。但现阶段中国企业数据管理能力明显偏低,是制约资源配置优化和生产率提高的重要瓶颈(李唐等,2020)^[11]。(3)外部环境的制约。企业在产业链、创新链和价值链中的位势,所处地区、行业的实体经济与数字经济发展水平,企业协同转型的进展以及市场结构、竞争环境变化,都会影响数字化的效果。当企业数字化与外部数字化水平不适应、与创新生态系统不协调,远远落后于当前阶段、同类企业,或过于超前而进入“无人区”,其积极作用就难免受限。

企业数字化是一个新旧两股力量博弈、正反两类因素作用、内外多种资源交互的复杂系统工程,对TFP的影响是错综复杂的。早期阶段,数字化投资规模和应用水平不高,对业务流程改造的范围有限,对组织管理适配的要求较低,只要谋划科学、举措得当,是可以跨过“阵痛期”实现降本增效的;随着数字化投入加大与应用场景深化,若持续完善战略规划,统筹推进数字技术应用和数据管理能力建设,加快资源整合、数据共享和业务协同,就可以继续带来效率提升,但组织管理失调的负面影响也逐渐变大;当数字化越深入,对原有组织模式、商业模式的破坏性就越强,对组织管理变革和生态协同转型的要求就越高,转型的难度、成本和风险上升越快,会因边际效率递减而带来效率下降。数字化的边际效率之所以递减,是因为数字要素必须与传统要素融合起来才能发挥作用,并且受组织管理能力制约,难以逃脱要素配置的一般规律。考虑到当前企业数字化仍处在加快推进阶段,整体水平普遍不高,因而数字化的积极影响可能占主导地位。因此,本文提出如下假设:

H₁:企业数字化与全要素生产率存在倒U型的关系,适度的数字化区间更有利于生产率提升。

2. 环境不确定性的调节作用

数字经济时代,企业深处于不确定性的环境中,新冠肺炎疫情更是让高度不确定性成为常态。环境不确定性能够从微观和宏观两个层面产生影响:微观环境不确定性直接反映企业所处行业、市场不可预测的波动,可以用营业收入等业绩波动来衡量(Ghosh和Olsen,2009^[33];申慧慧等,2012^[34]);宏观环境不确定性主要表现为经济政策不确定性(顾夏铭等,2018)^[35],尤其是近两三

年,各国政府为抗击疫情、稳定增长、平滑波动而频繁调整经济贸易政策,致使企业难以预料政府何时及如何调整政策以致应对失据。借助数字化实现转型升级、增强组织韧性和竞争力,成为企业应对不确定性的的重要手段。

环境不确定性陡增必然对企业的数字化等活动产生重大影响。微观层面,环境不确定性可能会对国有和非国有企业的投资效率产生不同影响(申慧慧等,2012)^[34],可正向调节 IT 投资与企业绩效的关系(Li 和 Ye,1999)^[36],强化企业数字化转型的同群效应(陈庆江等,2021)^[8],或者通过与资源编排的交互作用对数字化转型产生影响(Chen 和 Tian,2022)^[37]。宏观层面,经济政策不确定性上升会抑制企业投资、生产等活动,带来政策敏感性行业投资、产出、就业减少和股价波动(Baker 等,2016)^[38],也可能对企业创新产生激励效应和选择效应(顾夏铭等,2018)^[35],对企业 TFP 产生或正向或负向的直接影响;贸易政策不确定性(Davis 等,2019)^[39]的影响机制也应类似。

无论微观还是宏观环境不确定性(经济政策、贸易政策不确定性),对企业数字化与 TFP 的关系都可能存在调节作用。高环境不确定性下,企业面临的生存压力和风险挑战更大,资源、能力约束更加凸显,加大数字化投入的动力和能力不足,但由于经济形势、市场格局和行业生态发生重大变化,政府倾向于以超常规举措激励企业高质量发展,经济社会数字化转型进程也将大大加快,企业若此时加大数字化力度,不仅能获得更有力的政策支持与转型服务,而且能有效释放数字化在促创新、降成本、增效率等方面的积极作用,以更有效的数字化投入撬动更优质的资源要素,换来更大程度的生产率提升。但对于数字化转型过度或组织管理严重失调的企业来说,如果不能把数字化控制在合理区间,无法在组织管理变革和企业协同转型方面取得更大突破,高环境不确定性同样会加剧数字化的消极影响,造成效率加速下降。高不确定性环境下,数字化对 TFP 的积极和消极效应都会得到加强,二者的倒 U 型关系可能更明显。因此,本文提出如下假设:

H₂:环境不确定性在企业数字化与全要素生产率之间起到正向调节作用。环境不确定性越高,数字化对 TFP 的影响程度越大,企业对二者的作用关系越敏感。

三、研究设计

1. 样本选择与数据来源

选取 2011—2020 年沪深 A 股上市公司数据作为初始样本,按通行做法做如下处理:(1)剔除金融类、房地产类企业,得到实体经济领域的公司样本;(2)剔除观察期内被 ST、*ST 等特殊处理以及 IPO 和退市的公司;(3)剔除重要财务数据缺失严重的公司,仅保留至少连续 5 年不存在数据严重缺失的样本;(4)对财务指标中的连续变量进行 1% 和 99% 的缩尾处理,以消除异常值的影响。最终,筛选出 1940 家上市公司 10 年的面板数据。

利用 Python 编程爬取所有样本公司的历年年报,并构造自定义的数字化特征关键词词典,用于后续 jieba 分词及 TF-IDF 指标计算。财务数据主要来自 CSMAR 数据库,辅以 WIND 数据库;年报文本主要来源于巨潮资讯网(www.cninfo.com.cn)。

2. 解释变量:企业数字化指标测度

科学合理地定量测度企业数字化水平,是一个前沿问题(吴非等,2021)^[2]和难点问题。目前主要有三种方式:(1)直接采用公司固定资产、无形资产明细中的 IT 硬件、软件投资占比(王宇等,2020)^[1]。(2)选用大型跟踪调查或小型调查问卷的 ICT 相关指标(何小钢等,2019^[19];刘淑春等,2021^[3])。(3)基于公司年报文本分析,利用数字化特征关键词的词频指标衡量(戚东和蔡呈伟,2020^[7];刘飞,2020^[12];吴非等,2021^[2];袁淳等,2021^[31];赵宸宇等,2021^[6])。三种方法各有利弊,第一种较直观、易获取,但难以反映数字化全貌,易受炫耀性投资干扰;第二种针对性强,但受数据样本和研究者个人理解差异的影响较大;第三种可相对客观地反映更多信息,但隐含的前提是年报

信息的有用性和可靠性,测度结果易受企业虚假宣传、关键词选择及具体计算方法等影响。鉴于数据易得性和指标合理性,第三种方法被越来越多的文献所采用,本文亦采用此方法。

企业数字化是一个动态变化、迭代升级的过程,考虑相对指标和综合指标更为合理。若直接采用年报中的词频数(或经过取对数、求占比等简单处理)来测度,而不考虑行业相对情况及当前整体水平,可能会高估数字化的变化趋势,即在早期阶段低估而在后期又高估企业间的差距。为尽量克服测量失真问题,本文并未采用词频指标,而是通过构造数字化关键词词典,先计算年报中各关键词的 TF-IDF 权重值,再借鉴赵宸宇等(2021)^[6]的做法,用熵值法计算综合指标。TF-IDF 是一种在信息检索和文本挖掘中常用的加权方法,用于评估某一关键词对文本集或语料库中某个文本的重要程度,在词频统计的基础上考虑了相应的语言环境,可根据需要把同期同行业或全部企业的年报文本作为参照系。

特征关键词的选取非常关键,应尽量兼顾关联度、重要性和覆盖面。现有文献在选取关键词时主要通过参考有关政策文本和文献的表述,采用专家评判或调查问卷、“种子词集+相似词扩展”(武常岐等,2022^[13])等方法,词典构造并无定见。为充分反映企业数字化的完整图景,本文梳理参考了数字化相关政策文件、研究报告及代表性文献的表述,并结合数字化转型、数据管理能力等评估模型及国家标准的理解,确定了数字化的关键词词典(如图1所示),包括数字技术应用(DTA)^①和数据管理能力(DMC)两个维度,且每个维度均从数字化认知(DC)、数字化资源(DR)、数字化应用(DA)三个方面解构。

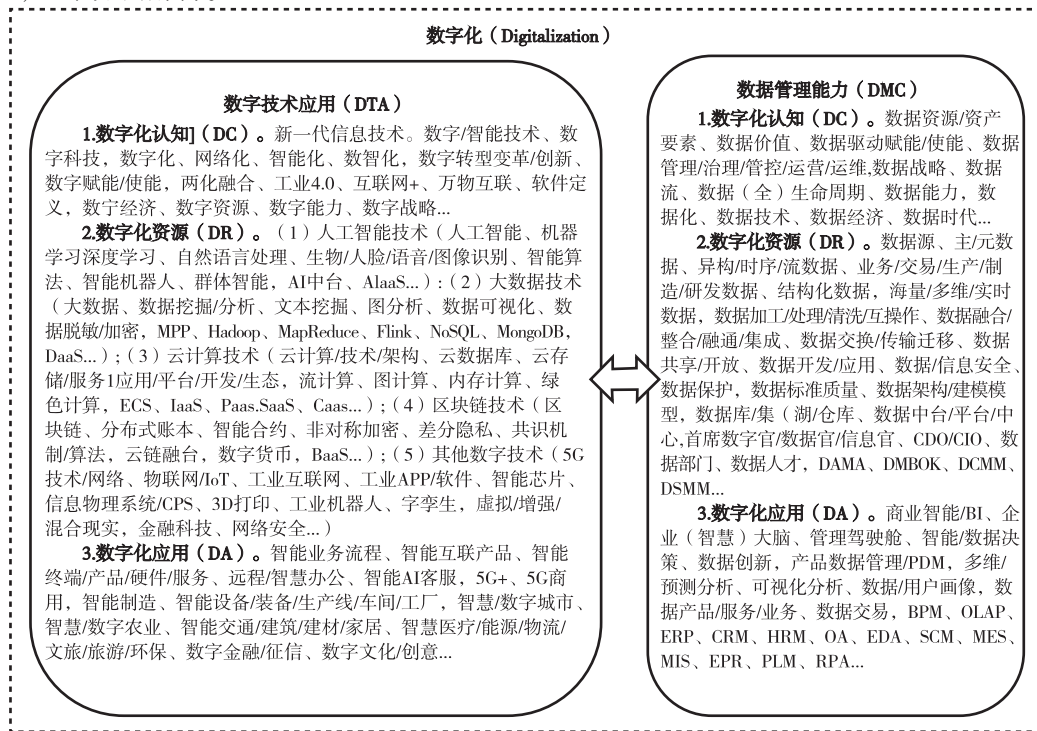


图1 企业数字化(Digitalization)相关特征关键词

注:仅列出部分特征关键词;为充分提取信息,纳入实际处理的部分关键词同时包含了中文繁体表述、英文表述及其缩写,且英文不区分大小写;“/”表示相近关键词合并表述

^① 这里采用 Vial(2019)^[18]等文献的数字技术定义,即信息、通信、计算和连接技术的组合,并参考吴非等(2021)^[2]关于 ABCD 技术的界定。

然后对样本公司的年报进行文本分析:先对年报进行格式转换(PDF →txt),再将得到的文本文件按年分组,作为计算各年份关键词 TF-IDF 的背景语料库;之后对每个文本进行 jieba 分词,借助 sklearn 库相应模块计算单个关键词的 TF-IDF;最后,对照数字化的关键词组合,把每个文本的关键词 TF-IDF 进行归类、求均值^①并加权求和。

假设有一系列关键词和文本集(语料库),第 i 个关键词对第 j 个文本的 TF-IDF 为:

$$TFIDF_{i,j} = \text{词频(TF)} \times \text{逆向文本频率(IDF)} = \frac{\text{词 } i \text{ 在文本 } j \text{ 的出现次数}}{\text{文本 } j \text{ 的总词数}} \times \log\left(\frac{\text{语料库的文本总数}}{\text{包含词 } i \text{ 的文本数} + 1}\right)$$

其含义是,某关键词在某文本中的 TF-IDF 越大就越重要,即关键词的重要性与其在该文本出现的次数成正比,与其在整个语料库中出现的频率成反比。TF-IDF 仍以词频统计为基础,通过引入逆向文本频率 IDF 来弱化常见词的重要性。当某个特征关键词在各公司年报出现得越频繁,重要程度就越低。计算时需作归一化处理,词频 TF 一般除以文本总词数, IDF 通常把包含词 i 的文本数加 1 后取对数。若把每年的全部年报文本作为当年的语料库,就可计算出各年报每个特征关键词的 TF-IDF;再分别计算关键词子组合 DC、DR、DA 的 TF-IDF 均值,利用熵值法对各分组进行加权求和,得到总指标 *Digital1* 及两个分指标 *DTA*、*DMC*(均为加权后的指标)。同时参考常见做法,计算基于词频的综合指标 *Digital2*,并对 *Digital1* 和 *Digital2* 求均值,得到 *Digital3*。*Digital2* 和 *Digital3* 用于稳健性检验。

3. 其他变量:TFP 与环境不确定性

(1)被解释变量:全要素生产率(TFP)。TFP 的计算方法主要有 OP 法、LP 法、GMM 法以及经 ACF 修正的 OP、LP 法,LP 法最常用。参考 Akerberg 等(2015)^[40]的做法,采用 ACF 修正的 LP 法计算。为充分吸收各种方法的信息,还把其他方法的计算结果及其均值和劳动生产率(人均营业收入:营业收入/员工人数)用于稳健性检验^②。

(2)调节变量:微观环境不确定性(EU)。借鉴 Ghosh 和 Olsen(2009)^[33]、申慧慧等(2012)^[34]的做法,采用经行业调整的去五年企业营业收入的变异系数来衡量:用过去五年的数据,以营业收入为因变量对年份作 OLS 回归,所得残差作为异常营收;用过去五年异常营收的标准差除以过去五年正常营收的均值,代表未经行业调整的环境不确定性;用同年度同行业所有公司未经行业调整的环境不确定性的中位数,表示行业环境不确定性;再用未经行业调整的环境不确定性除以行业环境不确定性,即为当期经行业调整的 EU。

宏观环境不确定性。采用经济政策不确定性(EPU)和贸易政策不确定性(TPU)^③两个指标:中国 EPU 指数由 Baker 等(2016)^[38]利用文本检索和过滤方法,基于《南华早报》新闻报道中相关概念的词频量化而来,该指数已被广为引用(EPU1);Davis 等(2019)^[39]用相同方法基于《人民日报》和《光明日报》进行了重新测算(EPU2),并构建了 TPU 指数。本文参考顾夏铭等(2018)^[35]的处理方式,把月度指数的算术平均值作为年度指数。

(3)控制变量。综合参考有关文献,选用能够反映企业关键特征并与 TFP 密切相关的指标:企业年龄、企业规模、总资产收益率、人均资本存量、股权集中度、研发投入强度、现金资产比率、流动比率、资产负债率、所有权性质。

① 采用各关键词 TF-IDF 均值进行熵值法计算,可以一定程度上降低因关键词选取差异造成的测量误差。

② 具体采用的投入产出指标有:产出 Y-主营业务收入,劳动 L-职工人数,资本 K-固定资产净额,中间投入 M-购买商品、接受劳务支付的现金,投资 I-购建固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金(用于 OP 法)。各方法的 TFP 指标均采用 prodest 命令计算得出。

③ Baker 等(2016)^[38]测算了各主要经济体及全球 EPU 指数的月度数据,还涉及货币、贸易、气候等政策不确定性,本文采用的是中国经济政策、贸易政策不确定性指数。数据来源:<http://policyuncertainty.com/>。

主要变量定义如表 1 所示。

表 1 主要变量定义

变量类别	变量名称	变量符号	变量定义及测度
被解释变量 (TFP)	全要素 生产率	$TFPLPACF$ $TFPLP$	ACF 修正的 LP 法 LP 法
解释变量 (Digital)	数字化	$Digital1$ $Digital2$ $Digital3$ DTA DMC	基于年报数字化特征关键词的 TF-IDF 以熵值法计算 基于年报中数字化特征关键词的词频以熵值法计算 $Digital1$ 和 $Digital2$ 的算术平均值 数字技术应用; $Digital1$ 的组成部分 数据管理能力; $Digital1$ 的组成部分
调节变量 (M)	环境 不确定性	EU $EPU1$ $EPU2$ TPU	微观环境不确定性: 经行业调整的过去五年营业收入变异系数 经济政策不确定性 1: Baker 等(2016) ^[38] 测算指标 经济政策不确定性 2: Davis 等(2019) ^[39] 测算指标 贸易政策不确定性: Davis 等(2019) ^[39] 测算指标
控制变量 (CV)	企业年龄 企业规模 总资产收益率 人均资本存量 股权集中度 研发投入强度 现金资产比率 流动比率 资产负债率 所有权性质	Age $Size$ ROA $LnKL$ $OCDI$ $RDRatio$ $CashRatio$ $LIQRatio$ $LEVRatio$ $State$	当期年份减去公司成立年份 总资产对数值 期末净利润/总资产余额 固定资产/员工数量(取对数) 第一大股东持股比例 研发投入/营业收入 期末现金及现金等价物余额/总资产 流动资产/流动负债 总负债/总资产 国有企业取值 1, 非国有企业取 0

4. 计量模型与实证策略

为检验数字化与 TFP 的关系, 设定基准回归模型:

$$TFP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_{i,t} + \sum_{k=1}^{10} \beta_k CV_{k,i,t} + \sum \eta + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

$$TFP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_{i,t} + \alpha_2 Digital_{i,t}^2 + \sum_{k=1}^{10} \beta_k CV_{k,i,t} + \sum \eta + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中, TFP 即全要素生产率, $Digital_{i,t}$ 、 $Digital_{i,t}^2$ 为数字化指标的一、二次项, $\sum \eta$ 表示控制时间、行业、省份固定效应的虚拟变量, CV 为控制变量, ε 为随机误差项; i 表示第 i 个企业, t 表示年份。TFP 取值以 TFPLPACF 为基准, 数字化指标以 Digital1 为基准。

为检验环境不确定性的调节效应, 在模型(1)和模型(2)基础上引入交乘项:

$$TFP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_{i,t} + \alpha_2 Digital_{i,t} \times M_{i,t} + \alpha_3 M_{i,t} + \sum_{k=1}^{10} \beta_k CV_{k,i,t} + \sum \eta + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

$$TFP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_{i,t} + \alpha_2 Digital_{i,t}^2 + \alpha_3 Digital_{i,t} \times M_{i,t} + \alpha_4 Digital_{i,t}^2 \times M_{i,t} + \alpha_5 M_{i,t} + \sum_{k=1}^{10} \beta_k CV_{k,i,t} + \sum \eta + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

其中, $Digital_{i,t} \times M_{i,t}$ 、 $Digital_{i,t}^2 \times M_{i,t}$ 表示调节变量 M 同 Digital 一、二次项的交乘项, M 分别取 EU、EPU1、EPU2、TPU。引入交乘项前先对 Digital 一、二次项和 M 进行中心化, 为便于结果解释, 对控制变量中的连续变量也作中心化处理(只影响常数项)。

由于线性回归无法反映数字化影响 TFP 的消极因素和边际效应(斜率变化),最终结果以二次模型为准,线性回归用于对比。考虑到数字化的影响和环境不确定性的调节作用可能存在时滞,稳健性检验时同时将模型(3)、模型(4)的调节变量滞后 1 期,对基准模型(1)、模型(2)的数字化指标作滞后 1~4 期处理,以便检验可能存在的滞后效应。

四、实证结果与分析

1. 描述性统计

如表 2 所示,本文测算的 TF-IDF 指标 *Digital1*、词频指标 *Digital2* 及二者均值 *Digital3* 取值范围在 0~1 之间,统计特征比较接近。从数字化指标年度均值的变化趋势看,*Digital1* 比 *Digital2* 更为平滑,说明后者可能高估了变化趋势;从构成来看,企业数字化水平的提高主要来自数字技术应用 *DTA*,而数据管理能力 *DMC* 的提升幅度非常小(如图 2 所示)。*TFP* 指标方面,经 ACF 修正的 LP 法计算结果比其他方法的结果偏小,标准差也更小。

表 2 主要变量的描述性统计

变量	样本数	均值	标准差	最小值	最大值	均值 (高 <i>Digital</i>)	均值 (低 <i>Digital</i>)
<i>TFPLPACF</i>	19400	9.927	0.793	8.262	12.566	9.942	9.912
<i>TFPLP</i>	19400	14.593	1.010	12.310	17.493	14.641	14.545
<i>Digital1</i>	19400	0.013	0.027	0.000	0.439	0.023	0.004
<i>Digital2</i>	19400	0.013	0.026	0.000	0.519	0.022	0.004
<i>Digital3</i>	19400	0.013	0.026	0.000	0.479	0.022	0.004
<i>DTA</i>	19400	0.009	0.019	0.000	0.253	0.015	0.002
<i>DMC</i>	19400	0.004	0.012	0.000	0.341	0.008	0.001
<i>EU</i>	19180	1.528	1.507	0.000	8.937	1.398	1.656
<i>EPU1</i>	19400	356.308	233.383	113.917	792.000	356.308	356.308
<i>EPU2</i>	19400	191.138	107.634	92.100	390.375	191.138	191.138
<i>TPU</i>	19400	241.690	222.900	44.275	687.633	241.690	241.690
<i>Age</i>	19400	17.459	5.875	1.000	45.000	16.901	18.012
<i>Size</i>	19400	22.291	1.301	19.671	26.190	22.317	22.265
<i>ROA</i>	19400	0.033	0.062	-0.266	0.195	0.036	0.030
<i>LnKL</i>	19400	12.650	1.129	9.502	15.733	12.481	12.817
<i>OCD1</i>	19400	0.339	0.148	0.086	0.738	0.337	0.340
<i>RDRatio</i>	16520	4.000	4.138	0.010	24.390	4.714	3.217
<i>CashRatio</i>	19400	0.159	0.127	0.010	0.631	0.170	0.148
<i>LIQRatio</i>	19400	2.311	2.516	0.260	16.635	2.454	2.170
<i>LEVRatio</i>	19400	0.437	0.208	0.051	0.933	0.423	0.450
<i>State</i>	19400	0.449	0.497	0.000	1.000	0.407	0.490

注:右侧两列为高数字化和低数字化两个组别的均值(以 *Digital1* 中位数为界划分)

分组描述显示,企业间整体数字化水平差异显著,制造业小于非制造业,国有企业小于非国有企业,研发强度较高的企业和知识产权密集型行业普遍更高,低集中度行业和数字经济较发达地区相对较高,数字化水平较高企业的 *TFP* 通常更高。多重共线性检验显示,基准模型回归的各变量方差膨胀因子(VIF)和模型 VIF 均值都远小于 10,不存在严重的多重共线性问题。Hausman 检验等结果表明,选择固定效应模型较为合适。

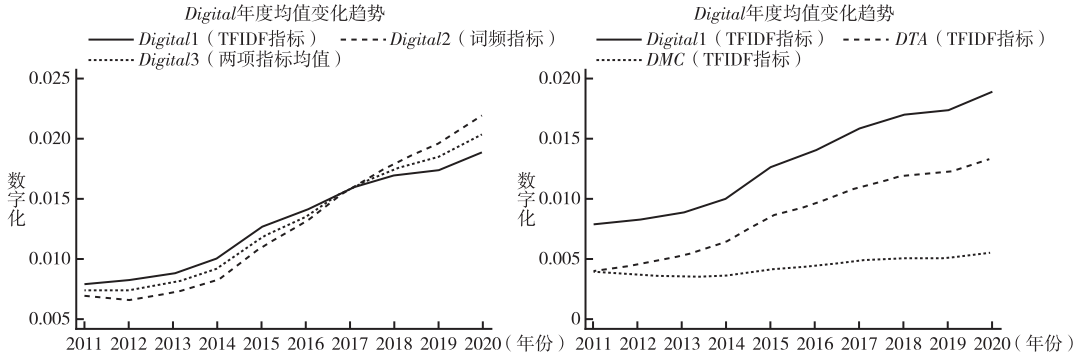


图 2 企业数字化指标年度均值变化趋势

注: 左图为 *Digital1*、*Digital2*、*Digital3* 对比示意图, 右图为 *Digital1* (*DTA* + *DMC*) 示意图

2. 基准回归

如表 3 所示, 奇数列的线性模型中, 数字化各指标同 *TFP* 均显著正相关; 偶数列的非线性模型中, 数字化指标一二次项系数均显著, 且一正一负, 符合倒 U 型关系特征。借鉴朱丹和周守华 (2018)^[41] 的方法进行严格检验: 第一, 一二次项系数均要求显著且正负异号, 所有模型都满足; 第二, 对于倒 U 型 (或 U 型) 关系, 曲线左右端点处须明显陡峭, 且斜率左正右负 (或左负右正); 第三, 拐点 (极值点) 估计值在样本数据的取值范围。

表 3 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>Digital</i> = <i>Digital1</i>		<i>Digital</i> = <i>Digital2</i>		<i>Digital</i> = <i>DTA</i>		<i>Digital</i> = <i>DMC</i>	
<i>Digital</i>	1.5432*** (7.85)	3.4606*** (9.15)	1.2869*** (6.08)	2.6853*** (7.08)	2.3322*** (8.66)	4.0704*** (6.83)	1.7681*** (4.12)	4.9520*** (6.04)
<i>DigitalSq</i>		-9.4853*** (-7.32)		-6.9013*** (-5.25)		-14.0878*** (-3.76)		-22.1625*** (-4.75)
<i>Age</i>	-0.0027*** (-2.74)	-0.0024** (-2.46)	-0.0027*** (-2.76)	-0.0026*** (-2.61)	-0.0026*** (-2.62)	-0.0025** (-2.53)	-0.0029*** (-2.90)	-0.0027*** (-2.76)
<i>Size</i>	0.1303*** (23.66)	0.1291*** (23.48)	0.1294*** (23.32)	0.1280*** (23.06)	0.1296*** (23.48)	0.1290*** (23.39)	0.1325*** (24.12)	0.1318*** (24.02)
<i>ROA</i>	1.7153*** (16.19)	1.7247*** (16.26)	1.7161*** (16.16)	1.7181*** (16.17)	1.7212*** (16.21)	1.7257*** (16.24)	1.7108*** (16.16)	1.7150*** (16.21)
<i>LnKL</i>	-0.0220*** (-3.06)	-0.0185** (-2.57)	-0.0227*** (-3.14)	-0.0203*** (-2.79)	-0.0215*** (-2.98)	-0.0194*** (-2.68)	-0.0260*** (-3.65)	-0.0241*** (-3.38)
<i>OCDI</i>	0.0832** (2.35)	0.0902** (2.55)	0.0829** (2.34)	0.0864** (2.44)	0.0867** (2.45)	0.0897** (2.53)	0.0749** (2.11)	0.0786** (2.22)
<i>RDRatio</i>	-0.0423*** (-27.75)	-0.0432*** (-28.00)	-0.0416*** (-27.42)	-0.0422*** (-27.53)	-0.0426*** (-28.00)	-0.0433*** (-27.98)	-0.0406*** (-26.99)	-0.0410*** (-27.15)
<i>CashRatio</i>	0.4737*** (9.64)	0.4553*** (9.26)	0.4807*** (9.79)	0.4679*** (9.51)	0.4716*** (9.61)	0.4657*** (9.49)	0.4813*** (9.79)	0.4686*** (9.52)
<i>LIQRatio</i>	0.0245*** (9.04)	0.0249*** (9.18)	0.0243*** (9.01)	0.0247*** (9.13)	0.0246*** (9.08)	0.0247*** (9.12)	0.0237*** (8.79)	0.0243*** (9.00)

续表 3

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Digital = Digital1		Digital = Digital2		Digital = DTA		Digital = DMC	
LEVRatio	0.6279*** (15.45)	0.6282*** (15.46)	0.6289*** (15.46)	0.6277*** (15.44)	0.6277*** (15.44)	0.6269*** (15.42)	0.6264*** (15.40)	0.6308*** (15.51)
State	0.0036 (0.33)	0.0056 (0.51)	0.0033 (0.30)	0.0053 (0.48)	0.0026 (0.23)	0.0039 (0.36)	0.0030 (0.27)	0.0048 (0.43)
Constant	6.8026*** (50.98)	6.7821*** (50.79)	6.8335*** (51.29)	6.8307*** (51.30)	6.8213*** (51.19)	6.8070*** (51.02)	6.8089*** (50.89)	6.7893*** (50.69)
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	16537	16537	16537	16537	16537	16,537	16,537	16,537
调整 R ²	0.360	0.361	0.359	0.360	0.359	0.360	0.360	0.361

注：* $p < 0.05$ ，** $p < 0.01$ ，*** $p < 0.001$ ；因变量为 $TFPLPACF$ ， $Digital$ 和 $DigitalSq$ 表示数字化指标的一二次项；系数下方括号内数值为聚类稳健标准误下的 t 值；模型均控制了年份、行业 and 省份固定效应；如无特殊说明，下同

表 4 结果表明，表 3 中偶数列的倒 U 型关系均成立。以第(2)列为例，TF-IDF 指标 $Digital1$ 拐点值为 0.1824，处在取值区间 0 ~ 0.4388 之间，左右端点斜率为 3.4606 和 -4.8629，不等于零且一正一负，显著性及置信区间都能通过检验，故满足倒 U 型关系的后两个条件。第(4)列词频指标的检验结果类似。表 4 第(3)、(4)两列的检验结果说明，数字技术应用、数据管理能力对 TFP 的影响也都呈倒 U 型变化，假设 H_1 进一步得到验证。

表 4 倒 U 型关系检验结果

utest 检验	H1: 倒 U 型; H0: 单调或 U 型 (因变量: $TFPLPACF$; 解释变量: $Digital$ 和 $DigitalSq$)							
	Digital = Digital1		Digital = Digital2		Digital = DTA		Digital = DMC	
区间(下限上限)	0	0.4388	0	0.5195	0	0.2534	0	0.3407
斜率(左右端点)	3.4606	-4.8629	2.6853	-4.4850	4.0704	-3.0695	4.9520	-10.1505
端点斜率显著性	(9.15)***	(-5.96)***	(7.08)***	(-4.23)***	(6.83)***	(-2.21)**	(6.04)***	(-4.04)***
拐点/极值点(EP)	EP _{Digital1} = 0.1824		EP _{Digital2} = 0.1946		EP _{DTA} = 0.1445		EP _{DMC} = 0.1117	
Fieller 置信区间	FCI = [0.1629, 0.2099]		FCI = [0.1628, 0.2494]		FCI = [0.1153, 0.2281]		FCI = [0.0918, 0.1467]	
H ₁ 整体显著性	(5.96)***		(4.23)***		(2.21)**		(4.04)***	

注：端点斜率及 H_1 检验整体显著性括号内的数值为 t 值；极值点 Fieller 置信区间(FCI)的置信水平为 95%

以上结果意味着，随着数字化特别是数字技术应用水平的提升， TFP 会先增后降。企业数字化水平存在一个最优区间，过低或过高均不利。对比各曲线拐点与数字化指标观察值的分位数发现，所有拐点值都大于 99% 分位数，说明绝大多数企业的数字化水平尚未达到拐点，仍处于上升通道，即数字化对 TFP 的影响主要表现为促进作用。仅少数企业在个别年份越过拐点进入下降通道，且主要集中在计算机、通信和其他电子设备制造业、软件和信息技术服务业等 ICT 软硬件行业。ICT 企业作为数字化赋能者，只有加快推进与传统实体企业的协同转型，才能进一步激发数字化的生产率效应。与数字技术应用相比，数据管理能力尽管整体水平偏低且提升缓慢，但对 TFP 的积极影响已经显现，应当作为下一步的着力点和突破口。因为长远来看，仅投资数字技术和资源未必能直接改善绩效，加强数据管理、形成大数据分析能力才是必要条件(谢康等，2020)^[42]。

3. 稳健性检验

以上回归可能由于内生性问题导致估计结果有偏。为此,采用两种办法予以处理:一是利用工具变量法克服遗漏变量等带来的内生性问题,以便得到更为稳健的因果推断。二是采用面板固定效应回归和其他多种方式进行检验。通过控制年份、行业、省份个体固定效应或控制双向固定效应,对核心变量作滞后期或前置期处理,改变核心指标解释,改用多个子样本回归,能够减弱测量误差、反向因果、样本选择偏误带来的内生性问题。

构造工具变量时,采取两种方式:(1)借鉴黄群慧等(2019)^[26]、赵涛等(2020)^[43]的思路,基于各城市1984年邮电历史数据进行构造。利用1984年各城市每万人固定电话机数量与上一年全国ICT服务业固定资产投资额、互联网用户数(上网人数)分别构造交互项,作为企业数字化指标的工具变量(*IVICTinvest*和*IVinternet*)。互联网普及始于电话拨号上网(PSTN),之后逐渐发展到光纤宽带和移动网络,历史上固定电话普及率较高的地区极有可能是后来互联网普及率较高的地区,而企业所在地长期以来形成的固定电话等通信方式,会自然延续并反映到后来的信息基础设施上,也会影响企业对信息通信技术的接受和应用程度,满足相关性要求。随着信息通信技术的快速变革,固定电话等传统电信工具逐渐被移动设备和智能手机所取代,对数字化发展的影响正在消失,难以影响企业生产率,满足排他性要求。采用滞后一期的两个时间序列指标构造交互项,可以将截面数据转换为适合面板数据使用的指标。(2)参考Lewbel(1997)^[44]和李唐等(2021)^[11]的方法,采用*Digital*离差(与按行业和省份分类的均值之差)的三次方作为工具变量(*IVDigital*)。由于工具变量至少要与内生变量一样多,故把*IVDigital*的平方项*IVDigitalSq*一并引入模型。在没有良好外生工具变量时,该方法通常是一种折衷办法。

两阶段最小二乘法(TSLS)回归结果如表5所示。第(1)~(3)列为第一种方法的估计结果,第一阶段工具变量与内生变量均显著相关,第二阶段K-P rk LM统计量在1%水平上显著,弱识别检验F统计量大于10%水平下的临界值,说明不存在未识别和弱工具变量问题;由于工具变量与内生变量数量相等,模型恰好识别,不存在过度识别问题。故选用的工具变量满足要求,是有效的。第(4)~(6)列为Lewbel(1997)^[44]工具变量的回归结果,同样支持原结论。第(3)、(6)两列结果表明,一二次项系数及显著性均符合倒U型关系特征,排除内生性问题干扰后,原假设 H_1 依然成立。针对基准线性模型的工具变量检验显示,数字化与TFP的正相关关系同样稳健(结果不再报告)。

表5 工具变量法TSLS估计结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Digital</i>	<i>DigitalSq</i>	<i>TFPLPACF</i>	<i>TFPLPACF</i>	<i>TFPLPACF</i>	<i>TFPLPACF</i>
	IV方法1-第一阶段		第二阶段	IV方法2-第一阶段		第二阶段
<i>Digital</i>			29.2022 *** (3.26)			3.1047 *** (4.74)
<i>DigitalSq</i>			-113.2679 *** (-2.82)			-7.9689 *** (-4.11)
<i>IV1</i>	0.0069 *** (3.37)	0.0023 *** (3.55)		44.1660 *** (20.70)	10.3015 *** (16.86)	
<i>IV2</i>	-0.0003 * (-1.73)	-0.0002 *** (-3.24)		-1,316.6246 *** (-9.57)	-208.4110 *** (-5.34)	
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制

续表 5

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Digital</i>	<i>DigitalSq</i>	<i>TFPLPACF</i>	<i>TFPLPACF</i>	<i>TFPLPACF</i>	<i>TFPLPACF</i>
	IV 方法 1 - 第一阶段		第二阶段	IV 方法 2 - 第一阶段		第二阶段
固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	16041	16041	16041	16537	16537	16537
F 统计量	17.51 ***	7.16 ***	108.44 ***	470.47 ***	364.18 ***	132.99 ***
调整 R ²			0.175			0.361
未识别检验 (K-P LM Stat.)			29.57 ***			16.30 ***
弱识别检验 (K-P F Stat.)			14.84			26.40
倒 U 型关系检验 (utest)			(2.53) ***			(2.20) **

注:K-P 即 Kleibergen-Paap 检验;Stock-Yogo 弱工具变量识别检验 F 统计量在 10% 水平下的临界值均为 7.03;采用黄群慧等(2019)方法时,IV1、IV2 分别为 *IVICTinvest*、*IVinternet*;采用 Lewbel(1997)^[44]方法时,IV1、IV2 分别为 *IVDigital*、*IVDigitalSq*;utest 检验报告倒 U 型关系的整体显著性;未报告控制变量及常数项,下同

为进一步检验回归结果的稳健性,还采用了其他一些方法:(1)替换核心指标解释。将因变量 TFP 的指标替换为 OP 法、LP 法、GMM 法、ACF 修正的 OP 法等计算结果以及各种方法的均值和劳动生产率,检验结果均能保持一致。把 TF-DIF 指标 *Digital1* 替换为词频指标 *Digital2* 和两种指标均值 *Digital3*,回归结果亦支持原结论,只是 *Digital1* 的相关系数更大,侧面说明了采用 TF-IDF 指标的合理性。(2)对核心变量作滞后或前置期处理。考虑到数字化的影响可能存在传递延时,把 *Digital* 分别滞后 1~4 期,或者把 *TFP* 前置 1~4 期,基准模型的倒 U 型关系仍然成立。这说明,企业数字化确实存在滞后效应(吴非等,2021)^[2],能在较长时期内(3~4 年)对 TFP 产生影响。为消除因变量前后期相关的可能影响,又把 *Digital* 当期项和滞后 1 期项一并引入基准模型,同样未能推翻原结论。(3)采用子样本回归。分别改用:1)2015—2020 年数据;2)剔除受疫情影响的 2020 年数据;3)剔除信息传输、软件和信息技术服务业公司样本,这些行业是数字经济的核心产业,数字化水平较高,可能会影响整体结果;4)仅制造业企业;5)非国有企业。各子样本的检验结论与全样本一致。(4)采用数字化的子指标。分别对 *Digital* 的子指标数字技术应用、数据管理能力或数字化认知、数字化资源、数字化应用进行回归。结果显示,除数字化应用与 *TFP* 仅线性相关之外,其余子指标与 *TFP* 均呈倒 U 型关系,进一步验证了原假设。此外,采用双向固定效应模型的回归结果同样支持基本结论。

五、调节效应检验

1. 非线性调节效应检验方法

参考 Haans 等(2016)^[45]、朱丹和周守华(2018)^[41]关于倒 U 型关系调节效应的分析思路,从三个方面检验微观环境不确定性 *EU* 和宏观环境不确定性(经济政策、贸易政策不确定性 *EPU1*/*EPU2* 和 *TPU*)的非线性调节效应:第一,调节效应是否成立。通过考察调节效应检验模型(4)中自变量 *Digital* 二次项与调节变量 *M* 交乘项的系数 α_4 是否显著,判断 *M* 是否具有调节作用。第二,对曲线形态的影响。对于倒 U 型(或 U 型)关系, α_4 显著为正(或为负),则曲线随 *M* 增大而趋于平缓,若显著为负(或为正)则曲线趋于陡峭。第三,对曲线拐点的影响。通过考察拐点处 *Digital**

的取值(公式(5))及其对 M 一阶偏导(公式(6))的正负,可判断 M 增大时拐点右移还是左移。公式(5)和(6)省去了控制变量,并不影响拐点计算等变量关系的估计特性,推导过程从略。由于公式(6)的分母恒为正,故仅考察分子 $\alpha_1\alpha_4 - \alpha_2\alpha_3$ 的正负即可。 $\alpha_1\alpha_4 - \alpha_2\alpha_3$ 若大于0,则 M 越大 $Digital^*$ 取值越大,拐点右移;反之,则 M 越大 $Digital^*$ 取值越小,拐点左右移。

$$Digital^* = \frac{-(\alpha_1 + \alpha_3 M)}{2\alpha_2 + 2\alpha_4 M} \quad (5)$$

$$\frac{\partial Digital^*}{\partial M} = \frac{\alpha_1\alpha_4 - \alpha_2\alpha_3}{2(\alpha_2 + \alpha_4 M)^2} \quad (6)$$

2. 非线性调节效应回归结果

回归结果如表6所示,调节变量 M 无论取当期还是滞后1期,其与 $DigitalSq$ 交乘项的系数 α_4 均显著为负,表明环境不确定性各指标的调节效应都显著,且具有滞后性。以微观环境不确定性 EU 为例,由于 $Digital$ 与 TFP 呈倒U型关系,列(1)的系数 α_4 显著为负,曲线形态会随 EU 变大而趋陡; $\alpha_1\alpha_4 - \alpha_2\alpha_3$ 等于 -6.0305 ,小于0,说明在 EU 的调节下, $Digital$ 与 TFP 的曲线拐点会左移。宏观环境不确定性三个衡量指标 $EPU1$ 、 $EPU2$ 和 TPU 的影响机制类似,也会使曲线变陡、拐点左右移。从相关系数大小、拐点偏移程度等判断, EU 比 $EPU1$ 、 $EPU2$ 和 TPU 的调节效应更明显, EU 滞后1期比取当期时更明显, $EPU1$ 、 $EPU2$ 和 TPU 则是取当期时比滞后1期更明显。假设 H_2 得到验证。

表6 环境不确定性的非线性调节效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	EU	$EPU1$	$EPU2$	TPU	LEU	$LEPU1$	$LEPU2$	$LTPU$
$Digital$	3.6568 *** (9.23)	3.1325 *** (7.99)	3.1726 *** (8.11)	3.2232 *** (8.24)	3.7775 *** (9.25)	3.2006 *** (8.21)	3.2289 *** (8.35)	3.2359 *** (8.39)
$DigitalSq$	-10.5865 *** (-6.85)	-8.5222 *** (-5.90)	-8.7318 *** (-6.03)	-8.8359 *** (-6.13)	-11.1669 *** (-6.60)	-8.8791 *** (-6.26)	-8.9446 *** (-6.38)	-8.9553 *** (-6.44)
$Digital \times M$	1.8581 *** (6.01)	0.0042 *** (3.14)	0.0084 *** (3.02)	0.0034 ** (2.48)	2.1793 *** (6.74)	0.0044 *** (3.02)	0.0105 *** (3.15)	0.0043 *** (3.14)
$DigitalSq \times M$	-7.0283 *** (-4.30)	-0.0129 ** (-2.28)	-0.0247 ** (-2.13)	-0.0102 * (-1.75)	-9.2925 *** (-5.30)	-0.0123 ** (-2.07)	-0.0295 ** (-2.17)	-0.0120 ** (-2.19)
M	0.0299 *** (8.08)	0.0005 *** (11.71)	0.0011 *** (11.66)	0.0008 *** (11.76)	0.0295 *** (7.92)	0.0004 *** (11.57)	0.0012 *** (11.54)	0.0005 *** (11.54)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	16337	16537	16537	16537	15825	16537	16537	16537
调整 R^2	0.369	0.362	0.362	0.362	0.373	0.362	0.362	0.362
系数 α_4 显著性	显著为负	显著为负	显著为负	显著为负	显著为负	显著为负	显著为负	显著为负
$\alpha_1\alpha_4 - \alpha_2\alpha_3$	-6.0305	-0.0048	-0.0047	-0.0029	-10.7667	-0.0002	-0.0013	-0.0008
M 调节效应的显著性	显著	显著	显著	显著	显著	显著	显著	显著
M 对曲线形态的影响	趋陡	趋陡	趋陡	趋陡	趋陡	趋陡	趋陡	趋陡

续表 6

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>EU</i>	<i>EPU1</i>	<i>EPU2</i>	<i>TPU</i>	<i>LEU</i>	<i>LEPU1</i>	<i>LEPU2</i>	<i>LTPU</i>
<i>M</i> 对曲线拐点的的影响	左移	左移	左移	左移	左移	左移	左移	左移
拐点值 EP_L^* (<i>Digital</i> [*])	0.1607	0.1793	0.1791	0.1813	0.1514	0.1801	0.1799	0.1804
拐点值 EP_H^* (<i>Digital</i> [*])	0.1507	0.1748	0.1769	0.1768	0.1382	0.1799	0.1795	0.1799
拐点偏移 ($EP_H^* - EP_L^*$)	-0.0100	-0.0045	-0.0023	-0.0045	-0.0132	-0.0002	-0.0004	-0.0007

注:*Digital* × *M*、*DigitalSq* × *M* 表示 *Digital* 一二次项与 *M* 的交乘项;(1) ~ (4)列为 *M* 取当期,(5) ~ (8)列为 *M* 滞后 1 期;调节变量 *M* 分别取值 25% 和 75% 分位数,代表低和高环境不确定性,具体数值不再报告

3. 非线性调节效应结果分析

图 3 和图 4 展示了环境不确定性在当期的调节效应。微观层面,高 *EU* 水平下的曲线更陡峭、整体水平略高、拐点值明显更小(图 3 中左图),鉴于样本观察值主要处在上升通道,*EU* 越大,数字化对 *TFP* 的影响程度越大,最优数字化水平越小。宏观层面,高 *EPU* 和高 *TPU* 水平下的曲线也都更陡峭、整体水平明显更高、拐点略微左移(图 4 和图 3 中右图),表明数字化对 *TFP* 的影响更敏感且影响程度更大。*M* 滞后 1 期时情况类似。

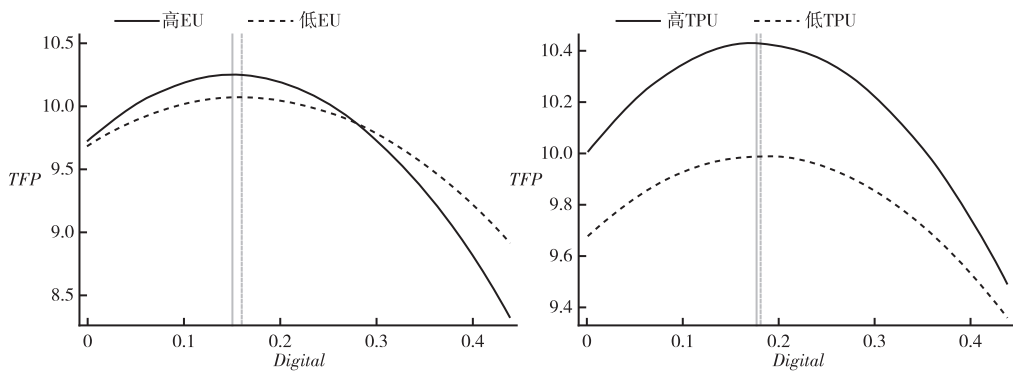


图 3 *EU*(左图)和 *TPU*(右图)取当期时的调节效应图示

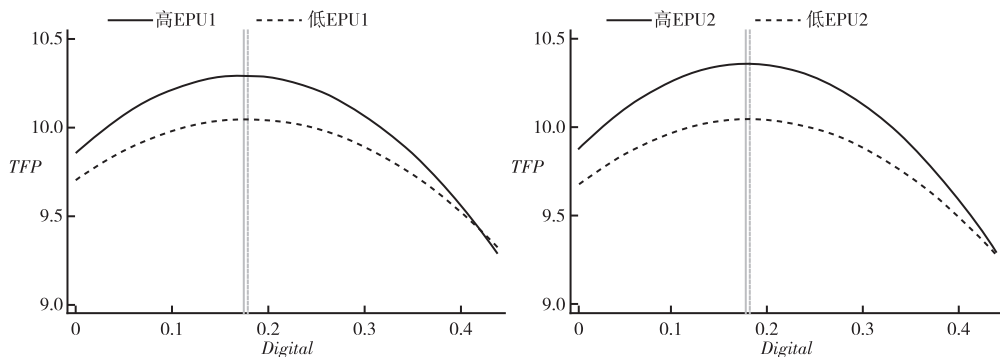


图 4 *EPU1*(左图)和 *EPU2*(右图)取当期时的调节效应

无论微观还是宏观层面,环境不确定性越大,数字化对 *TFP* 的影响越大。同样的数字化水平在高不确定性环境下能带来更高的生产率,同样的数字化提升会促成更大的生产率变化。但微观与宏观环境不确定性的调节效应有所区别,前者对曲线拐点、后者对曲线整体水平影响更大。环境不确定性的调节作用存在滞后效应,一定时期内,随着时间推移,在宏观层面会变弱,在微观层面会增强。可能的解释是,环境不确定性从宏观到微观存在特定的传导机制,经济贸易政策等宏观环境变化传导至微观层面可能存在滞后或衰减,面对重大事件造成的宏观不确定性冲击,政府和企业因预期转弱等原因倾向于立即作出响应,随着宏观冲击逐渐转为微观不确定性变化,企业活动便更多受微观不确定性影响。

4. 结果补充:线性调节效应

对环境不确定性的线性调节效应作检验,能够进一步印证非线性调节回归结果的合理性。如表 7 所示,除第(7)列 *TPU* 取当期时不显著,其余各列交乘项系数均显著为正,说明正向调节作用成立。第(1)、(2)两列交乘项系数远大于其余各列,说明微观环境不确定性的调节效应明显强于经济、贸易政策不确定性。与当期相比,*EU* 滞后 1 期时调节效应更强,*EPU1*、*EPU2* 略微变小,*TPU* 则由不显著变为显著,说明存在滞后效应。

表 7 环境不确定性的线性调节效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>M = EU</i>		<i>M = EPU1</i>		<i>M = EPU2</i>		<i>M = TPU</i>	
	<i>M</i> 取当期	<i>M</i> 滞后 1 期	<i>M</i> 取当期	<i>M</i> 滞后 1 期	<i>M</i> 取当期	<i>M</i> 滞后 1 期	<i>M</i> 取当期	<i>M</i> 滞后 1 期
<i>Digital</i>	1.7705*** (8.72)	1.8702*** (8.76)	1.4057*** (6.74)	1.4163*** (6.90)	1.4119*** (6.82)	1.4205*** (6.99)	1.4406*** (6.96)	1.4242*** (7.02)
<i>Digital × M</i>	1.0167*** (5.80)	1.0226*** (5.11)	0.0012* (1.94)	0.0013* (1.85)	0.0026* (1.88)	0.0033** (2.04)	0.0010 (1.56)	0.0013** (2.04)
<i>M</i>	0.0313*** (8.40)	0.0315*** (8.32)	0.0005*** (12.16)	0.0004*** (12.11)	0.0012*** (12.14)	0.0012*** (12.09)	0.0008*** (12.18)	0.0005*** (12.09)
Constant	9.6657*** (172.13)	9.6755*** (168.77)	9.6115*** (163.97)	9.6592*** (169.13)	9.5563*** (157.53)	9.5679*** (158.82)	9.6233*** (165.27)	9.6489*** (167.97)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	16337	15825	16537	16537	16537	16537	16537	16537
调整 R ²	0.367	0.372	0.360	0.360	0.360	0.360	0.360	0.360

六、异质性分析

数字化的生产率效应因企业的异质性特征而存在显著差异,比如,企业规模、所有权性质、要素密集度以及外部知识产权保护强度(赵宸宇等,2021)^[6],行业竞争度、区域数字普惠金融发展水平(武常岐等,2022)^[13]等都会产生影响。这里从企业、行业和区域三个视角,聚焦管理者短视主义(Managerial Myopia)、行业竞争程度、城市数字创新创业水平三种情境,对基准模型和调节效应模型进行分组回归,以便深入探究如何放大数字化的积极效应、降低其消极效应。鉴于大多数样本值仍处于倒 U 型曲线的上升阶段,线性分组回归的结论也能基本保持一致,限于篇幅不再对线性回归作分析。

1. 管理者短视主义

管理者尤其是高管层作为公司战略的掌舵者、执行者,能否秉持长远理念推进数字化战略,对

企业数字化的成效起着决定性作用。管理者短视主义意味着管理者的决策视域较短,更倾向于关注短期利益而非长远发展,会导致企业减少长期投资和研发支出(胡楠等,2021)^[46],让企业在数字化变革面前踟躇不前。数字化必然引发组织管理变革,而组织变革的超前规划可以缓解数字化转型与竞争战略选择不匹配带来的消极影响(武常岐等,2022)^[13]。组建数字化转型战略委员会,设立首席数字官或首席数据官(CDO),实施数据战略并加强数据管理,都是标本兼治之举;若只出于短期考量,将数字化交由 IT 或技术部门负责,往往很难突破。与短视主义者相比,长期主义者倾向于洞察行业趋势和市场变化,以长远战略统筹推进企业数字化和管理变革,正常情况下很可能拥有更高的数字化水平和较低的边际效率,在高不确定性环境下更能够抵御环境冲击、赢得数字竞争优势。

为检验管理者短期和长期行为特征的可能影响,本文采用胡楠等(2021)^[46]测算的管理者短视主义指标,以中位数为界分为短期主义、长期主义两组。该指标基于文本分析和机器学习方法,利用年报中与“短期视域”相关的关键词词频来衡量,可反映管理者的短视主义特质。如表 8 所示,两组基准回归均支持倒 U 型关系成立,只是长期主义组别的极值点更小,拐点左侧的斜率更小、曲线更平滑,说明秉持长期主义能够以更小的数字化水平稳步达到最佳效率区间,但过度数字化也会导致更快的效率下降。第(3)~(8)列的结果表明,EU、EPU1、TPU 的调节效应在两个组别都显著,但 EU 对长期主义组别的正向调节作用更强(判断方法见第五节),EPU1 对短期主义组别的调节作用更强,TPU 仅对长期主义组别有调节作用。微观环境和贸易政策不确定性越大,越有利于长期主义者加快数字化转型;但宏观经济政策不确定性越大,可能越不利于长期主义者。

表 8 按管理者短视主义分组回归

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	基准回归		M = EU		M = EPU1		M = TPU	
	短期主义	长期主义	短期主义	长期主义	短期主义	长期主义	短期主义	长期主义
Digital	3.2933 *** (5.08)	3.0784 *** (6.63)	3.5731 *** (5.33)	3.2634 *** (6.79)	2.5323 *** (3.43)	2.7925 *** (5.89)	2.6021 *** (3.29)	2.8656 *** (6.08)
DigitalSq	-7.6308 *** (-3.25)	-8.9339 *** (-5.80)	-10.1203 *** (-3.81)	-9.5217 *** (-5.41)	-3.8506 (-1.06)	-8.1546 *** (-4.94)	-3.6877 (-0.85)	-8.3876 *** (-5.16)
Digital × M			1.5197 *** (3.00)	2.0690 *** (5.57)	0.0059 ** (2.37)	0.0044 *** (2.73)	0.0049 * (1.92)	0.0038 ** (2.27)
DigitalSq × M			-6.6867 *** (-2.66)	-7.0471 *** (-3.79)	-0.0239 * (-1.74)	-0.0135 ** (-2.06)	-0.0212 (-1.51)	-0.0118 * (-1.74)
M			0.0297 *** (5.52)	0.0270 *** (5.27)	0.0005 *** (7.45)	0.0006 *** (9.22)	0.0007 *** (7.44)	0.0009 *** (9.33)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	8050	8487	7984	8353	8050	8487	8050	8487
调整 R ²	0.367	0.362	0.371	0.372	0.367	0.362	0.367	0.362
倒 U 型曲线极值点	0.2158	0.1723						
曲线左右端点斜率	(3.2933, -3.4029)	(3.0784, -4.7613)						
M 对曲线调节作用			显著/趋陡/左移		显著/趋陡/左移		显著/趋陡/左移	

2. 行业竞争强度

行业竞争强度影响着企业对同类企业行为的关注度、对外部环境变化的敏感度。竞争越激烈,企业越关注竞争对手的战略动向,通过加快数字化转型、加强研发创新以提高组织敏捷性和竞争力的意愿越强;企业间资源流动和信息交换越活跃,“最优数字化实践”扩散速度越快,当竞争对手通过数字化获得竞争优势时,企业会快速作出战略响应、竞相学习模仿,当环境不确定性增大时,这一同群效应会进一步强化(陈庆江等,2021)^[8],行业数字化水平也能够得到较快提升。但是,竞争越激烈,行业平均利润率越低,企业平均规模越小,资源基础和抗风险能力有限,加大数字化投入难免挤占其他方面的资源,率先开展数字化会面临更大的风险和不确定性。竞争较弱时,头部企业的领军地位和示范效应就十分重要,头部企业数字化更具规模效应,可以在更大程度上提升生产效率和组织运行效率(倪克金和刘修岩,2021)^[29]。因此,竞争越激烈,先行者机会成本越大,跟进者转型风险越小,行业数字化水平可能越高,企业数字化的边际效率反而可能较低。

赫芬达尔指数(HHI)常被用来衡量行业集中度,集中度越低,竞争越激烈。以该指标中位数为界近似划分高集中度(低竞争)、低集中度(高竞争)两组,回归结果如表9所示。基准回归结果显示,两组的倒U型关系均成立,低集中度组别的极值点更小,拐点左侧斜率更小、曲线更平滑,说明该组别的企业最佳数字化水平较低,但过度数字化一样会带来更快的效率下降。第(3)~(8)列表明,环境不确定性的调节作用存在组间差异。 EU 对两组的调节效应都显著,但对高集中度组别的调节作用更强; $EPU1$ 、 TPU 仅对高集中度行业有正向调节作用。在高环境不确定性情境下,高集中度行业的企业进行同等程度的数字化,能够获得更大程度的生产率提升。高集中度行业通常竞争压力较小,企业数字化转型动力不足,更加依赖龙头带动、典型示范和数字化生态打造,由于行业数字化水平整体偏低,龙头企业的引领示范效应一旦形成,就能以可观的边际效率赋能行业协同转型。

表9 按行业集中度分组回归

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	基准回归		$M = EU$		$M = EPU1$		$M = TPU$	
	高集中度	低集中度	高集中度	低集中度	高集中度	低集中度	高集中度	低集中度
<i>Digital</i>	3.7736*** (6.23)	3.1959*** (6.61)	3.7116*** (5.91)	3.3781*** (6.80)	1.7707** (2.01)	3.1853*** (6.59)	1.7500 (1.88)	3.2097*** (6.63)
<i>DigitalSq</i>	-8.8400*** (-4.17)	-9.4450*** (-5.82)	-9.1358*** (-3.49)	-10.2085*** (-5.63)	-2.9068 (-0.47)	-9.4337*** (-5.73)	-0.3513 (-0.05)	-9.5690*** (-5.76)
<i>Digital</i> × <i>M</i>			2.8670*** (5.81)	1.3776*** (4.00)	0.0112*** (4.25)	0.0009 (0.52)	0.0140*** (3.68)	-0.0001 (-0.07)
<i>DigitalSq</i> × <i>M</i>			-11.0509*** (-4.33)	-4.6972** (-2.53)	-0.0346** (-1.99)	-0.0027 (-0.37)	-0.0546* (-1.65)	0.0012 (0.20)
<i>M</i>			0.0357*** (7.08)	0.0208*** (3.86)	0.0112*** (4.25)	0.0009 (0.52)	0.0008*** (8.48)	0.0006*** (10.14)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	9171	7366	9081	7256	9171	7366	9171	7366

续表 9

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	基准回归		$M = EU$		$M = EPU1$		$M = TPU$	
	高集中度	低集中度	高集中度	低集中度	高集中度	低集中度	高集中度	低集中度
调整 R^2	0.397	0.306	0.406	0.312	0.398	0.306	0.398	0.305
倒 U 型曲线极值点	0.2134	0.1692						
曲线左右端点斜率	(3.7736, -3.9837)	(3.1959, -5.0923)						
M 对曲线调节作用			显著/趋陡/左移		趋陡/左移	不显著	趋陡/左移	不显著

3. 数字创新创业水平

区域数字经济发展能够整体提升全要素生产率(蔡跃洲和张钧南,2015^[25];王开科等,2020^[27]),带来企业生产率增长和资源配置效率提升,而且不同地区可能存在差异,东部地区受影响程度更大(杜传忠和张远,2021^[14];李慧泉和简兆权,2022^[47])。互联网发展也可以从城市、行业和企业三个维度显著提高制造业生产率(黄群慧等,2019)^[26]。那么,区域数字经济能否影响企业数字化的生产率效应?企业及行业数字化转型是数字经济影响企业生产率的重要途径,一个地区数字经济发展水平越高,数字创新创业就越活跃,企业整体数字化水平和生产率水平可能越高,但在边际效应递减规律的作用下,通过数字化促进生产率提升的难度也更大。与传统实体经济相比,数字经济大幅缩短了时空距离,很大程度上摆脱了地理区位、要素流动等的时空障碍,东西部之间、发达与欠发达城市之间,在数字化转型效能上的差异或许没有想象中那么大,不同区域的企业起点不同但机会平等。若考虑环境不确定性因素,则数字经济落后地区的企业甚至有可能“后发赶超”。

转型与创新是相辅相成的,数字经济发展的核心是数字创新创业。为此,本文采用戴若尘等(2022)^[48]测算的数字经济创新创业指数(IRIEDEC),按照市级指标的中位数划分为高、低数字双创水平两组。如表 10 所示,分组回归结果存在显著差异。基准回归表明,仅高数字双创组别的倒 U 型关系成立,低数字双创组别表现为线性相关,说明处在低数字双创地区的企业其数字化水平普遍较低,数字化对 TFP 的影响仅表现为促进作用。调节效应分组检验表明,微观、宏观不确定性各指标对低数字双创组别均起到正向的线性调节作用,EU 的非线性调节作用仅在高数字双创组别显著,EPU1、TPU 对高数字双创组别则不存在调节作用。这说明,常规情况下,高数字双创地区企业进行数字化的生产率效应在早期更明显,随后会逐渐减弱,直至落后于低数字双创地区;微观环境不确定性变大时,对两个组别的正向调节程度可能差别不大;经济、贸易政策不确定性越大,越有利于低数字双创地区的企业通过数字化提高生产率。这对欠发达地区的企业似乎是一个“福音”。

表 10 按数字创新创业水平分组回归

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	基准回归		$M = EU$		$M = EPU1$		$M = TPU$	
	高数字双创	低数字双创	高数字双创	低数字双创	高数字双创	低数字双创	高数字双创	低数字双创
Digital	3.9243 *** (8.46)	1.4740 * (1.79)	3.9979 *** (8.33)	1.2991 *** (2.80)	3.8062 *** (8.02)	0.5800 (1.17)	3.8532 *** (8.13)	0.7583 (1.58)

续表 10

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	基准回归		$M = EU$		$M = EPU1$		$M = TPU$	
	高数字双创	低数字双创	高数字双创	低数字双创	高数字双创	低数字双创	高数字双创	低数字双创
<i>DigitalSq</i>	-10.9168*** (-7.02)	-1.1819 (-0.23)	-11.0174*** (-6.30)		-10.7466*** (-6.54)		-10.9409***	
<i>Digital</i> × <i>M</i>			1.1209*** (2.94)	1.4257*** (3.42)	0.0019 (1.22)	0.0059*** (3.65)	0.0014 (0.91)	0.0052*** (3.11)
<i>DigitalSq</i> × <i>M</i>			-3.4918* (-1.96)		-0.0044 (-0.71)		-0.0026 (-0.40)	
<i>M</i>			0.0357*** (6.40)	0.0307*** (5.83)	0.0005*** (8.30)	0.0005*** (7.82)	0.0008*** (8.38)	0.0007*** (7.73)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	8249	8288	8148	8189	8249	8288	8249	8288
调整 R ²	0.412	0.308	0.419	0.315	0.412	0.309	0.412	0.309
倒 U 型曲线极值点	0.1797	线性相关斜率 = 1.3398						
曲线左右端点斜率	(3.9243, -5.6555)							
<i>M</i> 对曲线调节作用			趋陡/左移	正向调节	不显著	正向调节	不显著	正向调节

注:由于低数字双创组别仅存在线性关系,故第(4)、(6)、(8)列列示环境不确定性的线性调节效应检验结果

七、结论与启示

加快推动数字经济和实体经济深度融合,是高质量发展的必然选择。面对数字化变革机遇和空前的不确定性冲击,企业数字化转型面临诸多内外约束和风险挑战。数字化的价值在于降本增效、促进创新、引领变革,如何顺应环境不确定性变化,进一步激发企业数字化的动力、活力和潜能,强化其积极因素、弱化其消极因素,仍是一个普遍难题。上市公司作为上一阶段的“优胜者”,其数字化实践对其他企业及政府政策具有重要的启示意义。本文基于沪深 A 股上市公司的财务数据和年报文本,利用年报关键词 TF-IDF 指标刻画企业数字化水平,检验了数字化对 TFP 的影响和环境不确定性的调节效应。主要结论有:

第一,企业数字化的关键在于数字技术应用和数据管理能力,数字化对 TFP 的影响呈先增后降的倒 U 型变化。数字化水平只有处于合理区间,才最有利于生产率提升。数字化首先表现为技术冲击带来的业务流程改造,然后是引发组织管理变革,当数字化与现有企业战略、业务模式、管理模式不匹配时,会阻碍其积极作用。当前,企业的数字管理能力整体偏低且提升缓慢,是制约数字化发挥作用的重要瓶颈。采用工具变量法克服内生性问题并经过系列稳健性检验后,结论依然成立。

第二,微观和宏观环境不确定性能够正向调节数字化与 TFP 的关系,且在微观层面更加明显。环境不确定性越大,企业数字化越能在更高水平、更大程度上影响 TFP,相应的最佳数字化阈值越低。这种调节效应存在滞后效应,微观环境不确定性滞后 1 期时的调节作用更强,经济及贸易政策不确定性则是当期更强,说明环境不确定性冲击存在从宏观到微观的传导机制。高环境不确定性为有效弥合“数字鸿沟”和“效率鸿沟”提供了机会。

第三,管理者短视主义、行业竞争程度、城市数字创新创业水平对数字化的生产率效应存在一定影响。常规情况下,对于秉持短期主义和处在低集中度行业的企业,数字化对 TFP 的影响可能更大,城市数字双创水平的影响则因数字化阶段的不同而存在差异。环境不确定性越高,越有利于长期主义者和处在高集中度行业、低数字双创水平地区的企业进行数字化。长远来看,企业数字化会在环境不确定性的正向调节下收敛趋同。

基于以上结论,可以得出以下政策启示:

第一,加快数字化进程仍是多数实体企业的当务之急,应当高度重视以数字技术应用和数据管理能力为内核的数字化转型能力建设。对企业来说,切勿片面追求数字技术应用方面的“高大上”,应从战略层面统筹推进数据管理能力建设,防止落入重技术、轻管理的陷阱;数字化“领跑者”和“赋能者”尤其要把握好数字化的“度”,既避免投入不足、转型过度,又注重开放创新、协同转型,激活大中小微各类商业伙伴的数字资源,共同打造数字创新生态系统。对政府而言,应当总结提升两化融合管理、大数据管理等标准化工作经验,借鉴国外数字化转型的鲜活实践经验,联合政产学研用各方资源、力量,大力引导和支持企业参与数据管理能力成熟度评估模型(DCMM)、数字化转型等各级各类标准的贯标应用;通过搭建数字化转型促进中心、公共服务平台等平台载体,为企业破除数据治理难题和“数据孤岛”困境提供普惠性服务支撑,推动形成数据驱动的创新链和价值链;各级各地还应加快数据要素市场化配置改革,加强数据治理体系和治理能力建设,为企业增强数据管理能力、开发利用数字资源,营造开放、健康、安全的数据价值生态。

第二,企业数字化是一个量变到质变的动态演化过程,必须充分考虑环境不确定性的影响。就企业而言,应当充分利用环境不确定性对数字化生产率效应的调节机制,勇于“逆势而上”,善于“危中寻机”,越是在高不确定性环境下,越要整合资源、积极进取,加快实施数字化战略;还应注意利用数字化增强组织的韧性和敏捷性,敏锐感知行业、市场、政策环境变化和同类企业、生态伙伴的战略行动,动态调整完善自身数字化战略。对政府来说,越是高不确定性,越要注重数字政策在宏、微观层面的协调配合与跨周期设计,创造性推动数字经济领域有关意见、规划、计划和方案落地落实,强化对企业数字化转型的政策引导和宏观指导;综合运用“揭榜挂帅”、试点示范、场景发布、减税降费、资金及项目支持等举措,加大对数字化转型企业的激励与扶持;重点强化中小微企业的转型支持力度,提供“扶上马送一程”的全链条、全周期政策供给,助力企业抵御不确定性冲击。

第三,数字化的成效同企业自身特征和所处阶段、行业、区域息息相关,应当实事求是、对症下药,因时因地因业因企施策。从企业角度看,数字化转型不可能一蹴而就,需分阶段稳步推进,逐步实现运营模式的颠覆式创新(陈剑等,2020)^[4],越是环境不确定,越要秉持长期主义、避免短视主义,坚持以数字化战略引领商业模式转型和组织管理变革,充分挖掘内部资源基础和外部数字资源,加强组织学习、惯例更新和动态能力再造,加快实现战略、技术、业务、数据等的协同融合。从政府角度看,有必要将政策资源优先向竞争性行业、数字经济欠发达地区和中小微企业倾斜,并鼓励行业龙头和数字平台企业在保障安全的前提下,开放其平台、技术、数据等资源要素,多方共建创新联合体和专业化、市场化的转型服务平台,为中小微企业提供个性化、精细化的数字化服务;大力支持中西部地区和欠发达城市数字经济创新发展,鼓励其聚焦数字化转型的体制机制和政策服务

创新,探索构建“数据+算力+算法+场景”的政企合作、区域合作新机制与转型服务新生态,将环境不确定性冲击转化为企业高质量发展的契机,共享数字红利。

最后,关于不确定性环境下数字化的经济效应研究还有很大讨论空间,诸如数字化对价值创造的影响机制,对劳动结构、创新管理、组织变革的深刻影响,以及数字化转型与数字化创新的协同关系等。数据管理能力在数字化转型中的作用、数据要素化的微观实现机制,区域数字政策与数据治理对企业数字化转型的影响,企业间协同转型的激励与约束机制,也都非常值得深入探讨。此外,本文在利用文本分析法测度企业数字化方面还有改进空间,可以更精细地刻画并深入探究数字化在经营管理各环节的嵌入特征和作用机理。

参考文献

- [1]王宇,王铁男,易希薇.R&D投入对IT投资的协同效应研究——基于一个内部组织特征的情境视角[J].北京:管理世界,2020,(7):77-89.
- [2]吴非,胡慧芷,林慧妍,任晓怡.企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J].北京:管理世界,2021,(7):10,130-144.
- [3]刘淑春,闫津臣,张思雪,林汉川.企业管理数字化变革能提升投入产出效率吗[J].北京:管理世界,2021,(5):170-190,13.
- [4]陈剑,黄朔,刘运辉.从赋能到使能——数字化环境下的企业运营管理[J].北京:管理世界,2020,(2):117-128,222.
- [5]杨德明,刘泳文.“互联网+”为什么加出了业绩[J].北京:中国工业经济,2018,(5):80-98.
- [6]赵宸宇,王文春,李雪松.数字化转型如何影响企业全要素生产率[J].北京:财贸经济,2021,(7):114-129.
- [7]臧聿东,蔡呈伟.数字化对制造业企业绩效的多重影响及其机理研究[J].哈尔滨:学习与探索,2020,(7):108-119.
- [8]陈庆江,王彦萌,万茂丰.企业数字化转型的同群效应及其影响因素研究[J].武汉:管理学报,2021,(5):653-663.
- [9]Brynjolfsson E., and K. McElheran. The Rapid Adoption of Data-Driven Decision-Making[J]. American Economic Review,2016,106,(5):133-139.
- [10]Wu L., L. Hitt, and B. Lou. Data Analytics, Innovation, and Firm Productivity[J]. Management Science,2020,66,(5):2017-2039.
- [11]李唐,李青,陈楚霞.数据管理能力对企业生产率的影响效应——来自中国企业—劳动力匹配调查的新发现[J].北京:中国工业经济,2020,(6):174-192.
- [12]刘飞.数字化转型如何提升制造业生产率——基于数字化转型的三重影响机制[J].成都:财经科学,2020,(10):93-107.
- [13]武常岐,张昆贤,周欣雨,周梓洵.数字化转型、竞争战略选择与企业高质量发展——基于机器学习与文本分析的证据[J].北京:经济管理,2022,(4):5-22.
- [14]杜传忠,张远.数字经济发展对企业生产率增长的影响机制研究[J].深圳:证券市场导报,2021,(2):41-51.
- [15]Jurado K., S. C. Ludvigson, and S. Ng. Measuring Uncertainty[J]. American Economic Review,2015,105,(3):1177-1216.
- [16]Bloom N., M. Floetotto, and N. Jaimovich, et al. Really Uncertain Business Cycles[J]. Econometrica,2018,86,(3):1031-1065.
- [17]陈国青,曾大军,卫强,张明月,郭迅华.大数据环境下的决策范式转变与使能创新[J].北京:管理世界,2020,(2):95-105,220.
- [18]Vial G. Understanding Digital Transformation: A Review and A Research Agenda[J]. The Journal of Strategic Information Systems,2019,28,(2):118-144.
- [19]何小钢,梁权熙,王善骞.信息技术、劳动力结构与企业生产率——破解“信息技术生产率悖论”之谜[J].北京:管理世界,2019,(9):65-80.
- [20]Brynjolfsson E. The Productivity Paradox of information Technology[J]. Communications of the ACM,1993,36,(12):66-77.
- [21]Brynjolfsson E., and L. Hitt. Paradox lost? Firm-Level Evidence on The Returns to Information Systems Spending[J]. Management science,1996,42,(4):541-558.
- [22]Brynjolfsson E., and L. Hitt. Beyond Computation: Information Technology, Organizational Transformation and Business Performance[J]. Journal of Economic Perspectives,2000,14,(4):23-48.
- [23]Bloom N., L. Garicano, and R. Sadun, et al. The Distinct Effects of Information Technology and Communication Technology on

Firm Organization[J]. Management Science,2014,60,(12):2859-2885.

[24] Gebauer H., E. Fleisch, C. Lamprecht, and F. Wortmann. Growth Paths for Overcoming The Digitalization Paradox[J]. Business Horizons,2020,63,(3):313-323.

[25] 蔡跃洲,张钧南. 信息通信技术对中国经济增长的替代效应与渗透效应[J]. 北京:经济研究,2015,(12):100-114.

[26] 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.

[27] 王开科,吴国兵,章贵军. 数字经济发展改善了生产效率吗[J]. 成都:经济学家,2020,(10):24-34.

[28] 刘平峰,张旺. 数字技术如何赋能制造业全要素生产率? [J]. 北京:科学学研究,2021,(8):1396-1406.

[29] 倪克金,刘修岩. 数字化转型与企业成长:理论逻辑与中国实践[J]. 北京:经济管理,2021,(12):79-97.

[30] 涂心语,严晓玲. 数字化转型、知识溢出与企业全要素生产率——来自制造业上市公司的经验证据[J]. 南京:产业经济研究,2022,(2):43-56.

[31] 袁淳,肖土盛,耿春晓,盛誉. 数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化[J]. 北京:中国工业经济,2021,(9):137-155.

[32] 刘业政,孙见山,姜元春,陈夏雨,刘春丽. 大数据的价值发现:4C 模型[J]. 北京:管理世界,2020,(2):129-138,223.

[33] Ghosh D., and L. Olsen. Environmental Uncertainty and Managers'Use of Discretionary Accruals[J]. Accounting, Organizations and Society,2009,34,(2):188-205.

[34] 申慧慧,于鹏,吴联生. 国有股权、环境不确定性与投资效率[J]. 北京:经济研究,2012,(7):113-126.

[35] 顾夏铭,陈勇民,潘士远. 经济政策不确定性与创新——基于我国上市公司的实证分析[J]. 北京:经济研究,2018,(2):109-123.

[36] Li M., and L. R. Ye. Information Technology and Firm Performance: Linking With Environmental, Strategic and Managerial Contexts[J]. information & Management,1999,35,(1):43-51.

[37] Chen H., and Z. Tian. Environmental Uncertainty, Resource Orchestration and Digital Transformation: A Fuzzy-Set Qca Approach [J]. Journal of Business Research,2022,139:184-193.

[38] Baker S. R., N. Bloom, and S. J. Davis. Measuring Economic Policy Uncertainty[J]. The Quarterly Journal of Economics,2016,131,(4):1593-1636.

[39] Davis S. J., D. Liu, and X. S. Sheng. Economic Policy Uncertainty in China Since 1949: The View From Mainland Newspapers [M]. Chicago: The University of Chicago Booth School of Business,2019.

[40] Akerberg D. A., K. Caves, and G. Frazer. Identification Properties of Recent Production Function Estimators[J]. Econometrica,2015,83,(6):2411-2451.

[41] 朱丹,周守华. 战略变革、内部控制与企业绩效[J]. 北京:中央财经大学学报,2018,(2):53-64.

[42] 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.

[43] 赵涛,张智,梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据[J]. 北京:管理世界,2020,(10):65-76.

[44] Lewbel A. Constructing Instruments for Regressions With Measurement Error When No Additional Data Are Available, With An Application to Patents and R&D[J]. Econometrica:Journal of The Econometric Society,1997,65,(9):1201-1214.

[45] Haans R. F. J., C. Pieters, and Z. L. He. Thinking about U: Theorizing and Testing U-and Inverted U-Shaped Relationships in Strategy Research[J]. Strategic management journal,2016,37,(7):1177-1195.

[46] 胡楠,薛付婧,王昊楠. 管理者短视主义影响企业长期投资吗? ——基于文本分析和机器学习[J]. 北京:管理世界,2021,(5):139-156,11,19-21.

[47] 李慧泉,简兆权. 数字经济发展对技术企业的资源配置效应研究[J]. 北京:科学学研究,2022,(8):1390-1400.

[48] 戴若尘,王艾昭,陈斌开. 中国数字经济核心产业创新创业:典型事实与指数编制[J]. 北京:经济动态,2022,(4):29-48.

Digitalization, Environmental Uncertainty and Firm Productivity

WANG Peng-fei^{1,2}, LIU Hai-bo^{1,2}, CHEN Peng³

(1. Institutes of Science and Development, Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100090, China;

2. School of Public Policy and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100049, China;

3. School of Economics and Resources Management, Beijing Normal University, Beijing, 100875, China)

Abstract: With the vigorous development of digital economy, digitalization and digital transformation (DT) are obviously becoming the essential pathway for high-quality development of enterprises. Digitalization has its general laws and distinctive characteristics of the times, and the effect of digitalization will also be affected by environmental uncertainty (EU). While the external environment undergoes drastic changes, can digitalization still improve firm productivity or performance? What is the impact of EU on productivity effects of digitalization at the micro and macro levels? this paper expands the connotation of digitalization into the combined effect of digital technology application (DTA) and data management capabilities (DMC), then use a new conceptual framework and digitalization indicator for empirical analysis. Based on the panel data of 1,940 A-share listed companies in Shanghai and Shenzhen Stock Exchange (SSE & SZSE) from 2011 to 2020, this paper use the TF-IDF (Term Frequency-inverse Document Frequency) of characteristic keywords in annual reports to describe the digitalization level, by defining a keywords dictionary about digitalization. With fixed effects regression and moderating effect model, this paper empirically tests the nonlinear and heterogeneous impact mechanism of digitalization on total factor productivity (TFP), as well as the positive moderating effect of micro-EU and macro-EU.

The impact mechanism of digitalization on TFP is complex, especially in the context of a sharp increase of EU. This study finds that digitalization has a inverted U-shaped effect on TFP, and it is mainly manifested as a promoting effect. only when digitalization is in the best threshold and reasonable range, can it be most conducive to productivity improvement. There is also a hysteresis effect in this relationship. Enterprises' DMC are generally low and slow to improve, which is an important bottleneck restricting the positive role of digitalization. Both micro-EU and macro-EU measured by economic policy uncertainty (EPU) and trade policy uncertainty (TPU) can moderate the relationship between digitalization and TFP. The inverted U-shaped impact of digitalization on TFP is more obvious in a high-EU-level. and over time (e.g. with a lag of 1 year), the moderating effect of EU will weaken at the macro level and increase at the micro level. Further heterogeneity test shows that managerial myopia, industry competition, and regional digital innovation and entrepreneurship (DIE) level have certain heterogeneous impact on the productivity effect of digitization. for companies that adhere to short-termism and are in low-concentration industries, digitalization has greater impacts on TFP, and the impact of urban DIE level is different due to different digital stages. The higher the EU is, the more conducive it is for long-termists and companies in high-concentration industries and low-DIE areas. in the long run, Digitalization level of different enterprises will converge upwards under the positive moderation of EU.

The conclusions can bring new implications for enterprises' digitalization. First of all, accelerating digitalization with DTA and DMC as the core is still the top priority of most enterprises, and digitalization needs to be controlled within a reasonable range; the higher the EU is, the more important it is to integrate resources and accelerate the implementation of digital strategy. Secondly, digitalization is a dynamic evolution process from quantitative to qualitative, therefore it needs to be advanced in stages and step by step, the impact of EU shocks must also be fully considered. Coordination and cross-cycle design of the micro and macro digital policies is critical, the government should increase incentives and support for enterprises' DT, and guide them to use digitalization to resist EU shocks. Thirdly, Digitalizaion must be practical and realistic, and adapt to current resource base and transformation needs of industries and enterprises, in order to strengthen the positive effect and weaken the negative effect of digitalization. The higher the EU is, the more long-termism rather than short-sightedness should be upheld. Policy resources should be given priority to small and micro enterprises (SMEs), competitive industries, and less developed regions of the digital economy. Finally, it is necessary to stimulate collaboration and synergy of industrial leaders, digital platform companies, and SMEs. The whole society should jointly build an open, synergetic, data-driven innovation ecosystem to bridge the "digital divide" as much as possible.

Key Words: digitalization; total factor productivity; environmental uncertainty; TF-IDF; text analysis

JEL Classification: D80, L10, O14

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2023.01.003

(责任编辑: 闫梅)