

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

赵丽¹ 胡植尧²

(1. 宁波大学商学院, 浙江 宁波 315211;
2. 中国社会科学院大学经济学院, 北京 102488)



内容提要:数字经济时代,数据要素成为企业实现高质量发展的重要支撑。本文以2007—2021年中国上市公司数据为样本,利用Python爬取上市公司历年年报,实证研究数据要素对企业全要素生产率的影响及机制。研究发现:数据要素提升了企业全要素生产率;数据要素通过增强包括企业适应能力、吸收能力、创新能力在内的动态能力,提升企业全要素生产率;数据要素在非国有企业、中小规模企业、高科技行业企业、中西部地区企业、成熟期企业中对全要素生产率的提升作用更大;组织赋能、环境支撑、技术驱动、战略引领与数据要素形成互补效应,提高企业全要素生产率,这在一定程度上解释是否存在“数据生产率悖论”。本文对激活数据活力,释放数据价值,触发动态能力,发挥数据要素互补效应,实现企业高质量发展提供了理论解释和经验支撑。

关键词:数据要素 企业全要素生产率 动态能力 生产率悖论

中图分类号:F49 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2024)07—0055—18

一、引言

党的二十大报告指出:“高质量发展是全面建设社会主义现代化国家的首要任务。”经济高质量发展归根结底是企业高质量发展(黄速建等,2018)^[1]。尽管中国企业在市场主体数量、营商环境、增长速度等方面取得长足进步,但企业“大而不强”问题依旧突出,技术“卡脖子”和生产管理效率低下等问题制约着企业发展,尤其传统要素的边际报酬递减导致传统发展方式难以为继。数字经济时代,数据的大规模可得性和价格低廉性使其成为关键要素和重要战略资源(李海舰和赵丽,2023^[2];蔡跃洲和马文君,2021^[3]),蕴含巨大经济价值。2019年,党的十九届四中全会将数据作为与劳动、土地、资本、知识、技术、管理等生产要素并列的生产要素。在此背景下,数据要素的蓬勃发展为突破企业发展瓶颈提供新的发展机遇,尤其数据要素区别于传统要素的非竞争性、非排他性、边际报酬递增等特征对新发展方式产生了拉力。在“推拉”双重力量作用下,数据要素成为转变经济发展方式、深化供给侧改革、提高生产效率的重要支点(张叶青等,2021)^[4]。

数据要素具有非竞争性、非排他性、边际报酬递增等技术—经济特征(蔡跃洲和马文君,2021)^[3],是广义上信息通信技术的一种。然而,ICT是否促进全要素生产率的争论由来已久。早在1987年索洛便提出“我们到处可以看到计算机,但看不到生产率的增长”的经典论断,被称为“生产

收稿日期:2023-10-28

* 基金项目:浙江省省属高校基本科研业务费专项资金资助“数据要素应用对企业全要素生产率影响机制研究”(SJWZ2024014)。

作者简介:赵丽,女,讲师,管理学博士,研究领域为数据价值化与公司战略,电子邮箱:936674463@qq.com;胡植尧,男,博士研究生,研究领域为发展经济学,电子邮箱:huzhiyao@ucass.edu.cn。通讯作者:胡植尧。

率悖论”。对此,众多学者从宏观层面对这一问题进行深入探讨,发现“生产率悖论”并非普适性规律,不同国家的ICT对全要素生产率影响具有差异(何小钢等,2019^[5];Jorgenson等,2008^[6])。随着数字经济时代的到来,Brynjolfsson等(2017)^[7]认为产生“生产率悖论”的原因有错误预期、错误测度、集中分配和租金消散、滞后效应四种,并认为滞后效应的解释最为合理:一方面,技术累积和发挥技术的规模效应需要一定时间的积累;另一方面,与技术相匹配的人力资本、组织结构、供应链、客户端等互补系统越完备,技术对生产率的提升作用的滞后效应越强。然而,企业是生产的主体,相对于宏观数据,微观数据能够更加细致地探究ICT对企业全要素生产率的影响,分析“生产率悖论”是否成立。区别于宏观层面对“生产率悖论”问题的研究,微观层面主要基于ICT应用的互补效应视角检验“生产率悖论”是否存在。例如,何小钢和王善骞(2020)^[8]认为,人力资本、组织创新、管理实践、相关创新和经营策略等与ICT资本形成互补效应,促进企业全要素生产率增长。数字经济时代,数据要素的重要性不断提高,“生产率悖论”是否存在数据要素之中,出现“数据生产率悖论”?数据要素对企业全要素生产率的影响是否会自然而然发生?会形成哪些互补效应?

数据要素成为数字经济时代的关键要素,蕴含重大的技术范式和要素范式变革。一方面,技术和要素的更新换代创造了巨大的技术机会,开辟了广泛的要素应用场景(张路娜等,2021^[9];黄速建等,2018^[1]),有助于增强企业适应能力、吸收能力、创新能力,进而提高异质化生产效率(姜奇平,2023)^[10]。例如,数据成为广告公司与用户实时交互的重要资源,企业即时感知用户需求变化,激活、整合、匹配资源(Teece,2007^[11];孙新波等,2019^[12]),快速解构并重构内容创造过程中产品或服务的功能(肖土盛等,2022^[13];Cong等,2022^[14]),实行“一人千面”的精准研发、制造、营销、营运(肖静华等,2020)^[15],实现需求识别和需求响应的一致性,提高创新效率和创新能力(戴魁早等,2023)^[16],提升企业全要素生产率(史丹和孙光林,2022)^[17]。另一方面,技术和要素的更新换代带来了外部环境的不确定性(罗仲伟等,2014)^[18],企业的赛道、规则、打法均发生了变化(戚聿东,2022)^[19]。旧资源的路径依赖和核心刚性可能影响新资源的利用效率,导致企业适应能力、吸收能力、创新能力不足,难以实现需求识别与需求响应的一致性,阻碍企业全要素生产率的提升。鉴于此,数字经济时代,外部环境的高位高速运转要求企业实行与外部环境动态即时匹配的战略(尹西明和陈劲,2022)^[20]。在这一背景下,动态能力为企业做出即时匹配的战略提供了良好契机。企业包括适应能力、吸收能力、创新能力在内的动态能力的差异,带来数据要素对企业全要素生产率的影响差异。这亟需思考数据要素如何通过动态能力,提升企业全要素生产率。

事实上,已有部分文献开始关注数据要素与企业全要素生产率之间的关系:一是从理论层面探讨数据要素提升企业全要素生产率的机制。企业提纯有效信息,实现数据要素与传统要素之间的融合、替代、优化(白永秀等,2022)^[21],赋能业务流程(李海舰和赵丽,2021)^[22],推动企业管理模式和决策范式创新(戚聿东和肖旭,2020^[23];陈国青等,2022^[24]),进而提高企业全要素生产率。二是从实证层面验证大数据发展的市场条件和制度条件对企业全要素生产率的影响。研究发现,数据交易平台建设(戴魁早等,2023)^[16]和国家级大数据综合试验区建设(史丹和孙光林,2024)^[25]等大数据发展的市场条件和制度条件(史丹和孙光林,2022)^[17],通过企业创新、要素资源配置以及数据赋能提高企业全要素生产率。通过梳理上述文献发现:一是已有文献从理论层面探究数据要素提升企业全要素生产率的机制,缺少实证层面的定量研究;二是现有实证研究主要从城市或省级层面出发,探讨大数据发展的市场条件和制度条件(史丹和孙光林,2022)^[17]对企业全要素生产率的影响,而基于数据要素自身特征视角实证研究数据要素对企业全要素生产率影响的文献比较匮乏;三是现有研究主要聚焦于企业创新的内部机制,缺少对外部技术范式和要素范式变革的讨论。

本文以中国A股上市公司为样本,利用年报中与数据要素相关的关键词出现的频数,构造数据要

素指标,实证探究数据要素对企业全要素生产率的影响及机制。本文的边际贡献体现在以下几方面:第一,采用文本分析法抓取与数据要素相关关键词反映数据要素水平,实证分析了数据要素对企业全要素生产率的影响。与熵值法和问卷调查法相比,文本分析法通过构建企业层面数据要素衡量指标,能更细粒度、精准、大规模测度企业数据要素水平。第二,考察了数据要素通过增强企业动态能力,进而提高全要素生产率的机制。不同于聚焦于企业内部的机制,动态能力更强调外部环境变化对企业内部战略的影响,即企业根据外部环境动态变化,持续调整企业内部战略,实现静态均衡向动态均衡、暂时竞争优势向持续竞争优势转变。这不仅丰富了数据要素提升企业全要素生产率的机制,还拓宽了动态能力的适用范围。第三,本文将组织赋能、环境支撑、技术驱动、战略引领纳入数据要素的分析框架,以探究它们与数据要素之间的互补效应,进一步探讨了是否存在“数据生产率悖论”。

二、理论分析与研究假设

1. 数据要素、动态能力与企业全要素生产率

数字经济时代,技术和要素的更新换代带来外部环境不确定的变化。旧资源的路径依赖和核心刚性与新环境之间的低适配性,要求企业跳出旧资源约束,改变既有的资源基础(Wernerfelt, 2011)^[26],连接外部主体,寻求新的资源,吸收内化外部资源,重新配置内外部资源,提高新资源与新环境的适配性。动态能力是企业为快速响应外部环境变化,创建、整合、重新配置内外部资源的能力(Teece等,1997)^[27]。Wang和Ahmed(2007)^[28]以等级顺序表示企业的竞争优势,认为动态能力包括适应能力、吸收能力以及创新能力。数据要素能够增强企业见解和洞察,使其快速适应外部环境变化,连接外部主体,吸收、整合、创建和重新配置内外部资源,实现产品创新、服务创新、流程创新,把握数据要素赋能带来的机会窗口(Christensen等,1998)^[29],获取持续竞争优势(彭新敏和姚丽婷,2019)^[30],提高企业全要素生产率,即数据要素可以通过增强企业动态能力提高企业全要素生产率(李树文等,2021)^[31]。本文借鉴了Wang和Ahmed(2007)^[28]、杨林等(2020)^[32]以及焦豪等(2022)^[33]对动态能力的定义,将动态能力划分为适应能力、吸收能力、创新能力三个维度。基于上述分析,数据要素可以通过培育包括适应能力、吸收能力以及创新能力在内的动态能力,提高企业全要素生产率。

(1)数据要素、适应能力与企业全要素生产率。适应能力是企业为快速响应、适应外部环境变化,对企业组织结构和战略进行灵活调整的能力。数据要素帮助企业扫描市场中潜在的威胁和机会,增强企业对快速变化的外部环境的适应能力(刘江鹏,2015^[34];Weerawardena等,2015^[35])。一方面,数据要素增强被动型适应,进而提高企业全要素生产率。数据要素带来的颠覆式创新,使未应用数据要素的企业面临与现有价值链脱钩的威胁,导致传统企业多年累积的竞争优势转瞬即逝,可能加剧市场环境和技术环境的动荡性、复杂性和不确定性。企业利用数据要素扫描到潜在威胁,被动地改进现有产品、服务以及用户体验,增强企业适应能力,形成“被动型适应”。这种“被动型适应”在一定程度上提升了企业在研发、制造、营销和营运方面的效率。另一方面,数据要素增强主动型适应,进而提高企业全要素生产率。数据的动态即时性赋能企业机器学习和深度学习的“学习效应”,加强企业洞察能力和预测能力(Fainshmidt等,2016)^[36],降低市场环境和技术的动荡性、复杂性和不确定性。企业利用数据要素识别到巨大的发展潜力和机遇,使得企业主动以市场为导向和以用户为中心,适应、满足市场和用户的需求,形成“主动型适应”,甚至引导市场和用户需求,重塑市场需求和用户偏好,助力企业在开发原创性产品和应用新商业模式中开拓新兴市场,实现用户价值跳跃式增长,持续重塑企业竞争优势(Marcus和Anderson,2006)^[37]。数据要素驱动的主动型适应甚至先动型适应能够大幅提升企业研发、制造、营销、营运效率。因此,本文提出如下假设:

H_{1a}:数据要素能够有效增强企业适应能力,进而提高企业全要素生产率。

(2)数据要素、吸收能力与企业全要素生产率。吸收能力是指企业将外部信息吸收、内化为自

有信息,并将其应用的能力(Cohen和Levinthal,1990)^[38]。数字技术的发展使得每个企业都是“数据生成器”。企业为打破自身数据资源约束,在自我优化、自我提升、自我激活既有数据的基础上,利用数据要素的网络性,选择科学的开放边界、开放程度和合作模式(廖筠等,2023)^[39],扩大合作范围,连接、渗透异质性或互补性数据资源节点,实现企业间数据资源的跨界融合和跨界流动,构建多数据资源节点间共享的互信关系,形成数据互补和资源互补的战略联盟或生态共同体。企业越处于战略联盟或生态共同体的中心位置,数据收集能力越强,数据范围越广。尤其“数据+算力+算法”的技术支撑,强化了数据的处理能力、洞察能力、吸收能力,促进企业利用互补性数据资源生产新产品、提供新服务、实现新功能,实现数据价值共创共享,扩大企业生产边界,提高企业全要素生产率。因此,数据要素有利于增强吸收能力,进而提高企业全要素生产率。例如,企业与用户通过数据要素的广泛连接,将外部的用户数据吸收内化为自有数据、信息和知识,增强企业吸收能力,协同更多用户优化产品设计和参与产品研发,实现企业柔性化、定制化、个性化供给,缩短新产品开发周期,改进创新效率。因此,本文提出如下假设:

H_{1b}:数据要素能够有效增强企业吸收能力,进而提高企业全要素生产率。

(3)数据要素、创新能力与企业全要素生产率。创新能力是指企业通过渐进式创新或颠覆式创新,对外部吸收的数据与内部自有数据进行整合、重构以及匹配的能力(Wang和Ahmed,2004^[40];Chen等,2012^[41];Oliver和Holzinger,2008^[42])。高价值密度的数据要素能够清晰地洞察用户需求,在技术仿真平台将实体空间的物质化生产要素复制到虚拟空间,以数据形式在虚拟空间模拟仿真、迭代试错,实现虚拟空间和实体空间的连接、打通、融合,以此降低创新成本,提高创新效率,增强创新能力。数据要素驱动的创新形式有两种:一是渐进式创新,企业利用用户反馈数据和现已成熟的技术,按照原有创新轨迹,促进模式、技术、产品、性能、工艺微小的创新,即实现渐进式创新,以此满足用户当前需求,实现企业短期发展。二是颠覆式创新,企业利用用户数据提纯出的知识摆脱对原有技术的路径依赖,实现前沿技术的根本性突破,促进新模式、新技术、新产品、新性能、新工艺的开发,实现企业颠覆式创新,以此满足用户未来需求,助力企业获得长期竞争优势。数据要素推动两种创新模式发展,形成分布式创新体系,实现企业渐进式创新和颠覆式创新的二元耦合,增强企业创新能力。因此,本文提出如下假设:

H_{1c}:数据要素能够有效增强企业创新能力,进而提升企业全要素生产率。

2.数据要素提高企业全要素生产率的互补效应

数据要素对企业全要素生产率的影响依赖于现有组织、环境、技术和战略。数据要素作为关键要素,不断与实体经济深度融合,逐步打破旧的常识和规则,瓦解旧的经济形态。组织、环境、技术、战略与数据要素间的低互补性要求改变既有的组织、环境、技术、战略(Wernerfelt,2011^[26];Brynjolfsson和Hitt,2003^[43]),建立与数据生产力互补的新的常识和规则(佩蕾丝,2007)^[44],实现与数据要素匹配的互补效应,进而提升企业全要素生产率。因此,本文在考虑数据要素对企业全要素生产率影响的基础上,也考虑数据要素与组织、环境、技术、战略间的互补效应对企业全要素生产率的影响。

(1)组织赋能的影响。数据要素与组织赋能形成互补效应,促进企业全要素生产率提升。数字经济时代,数据要素价值的发挥,需要数字技术、数字劳动、数字资本等在内的组织赋能。数据作为关键要素和战略性资源,在企业生产过程中,需要加大数字技术和数字设备的投入,充分挖掘数据要素价值,同时培育高级数字资本和数字人才,增强深度分析数据价值的的能力,实现人机协同。因此,数据要素与组织赋能形成互补效应,能缓解数据要素与企业内部数字技术、数字劳动、数字资本匹配的摩擦,强化数据要素对全要素生产率的提升作用。基于以上分析,本文提出如下假设:

H_{2a}:数据要素对企业全要素生产率的促进作用,会受到组织赋能的影响。

(2)环境支撑的影响。数据要素与环境支撑形成互补效应,促进企业全要素生产率提升。构

建数据要素系统,不仅需要发挥组织赋能的作用,也需要企业所在行业和城市数字技术、数字劳动、数字资本投入的支持,即上市公司所在行业的R&D投入、所在城市高光缆密度、高移动交换容量、大量的互联网宽带接入用户规模和移动互联网用户规模等环境的支撑。如果所处的行业和城市等外部环境难以为企业数据要素提供良好的数字技术、相匹配的数字人才和数字资本投入,可能造成数据要素与数字技术、劳动、资本之间的环境摩擦,进而弱化数据要素对全要素生产率的促进作用。因此,本文提出如下研究假设:

H_{2b}:数据要素对企业全要素生产率的促进作用,会受到环境支撑的影响。

(3)技术驱动的影响。数据要素与技术驱动形成互补效应,促进企业全要素生产率提升。数据是以“0—1”形式存在的二进制编码。在“数据要素+数字技术”的互补效应下,企业通过智能传感器即时收集用户位置、消费偏好等数据,并通过数据传输接口,即时传输、分析、处理动态数据,实现以“数据要素+数字技术”为核心的智能解决方案无限供给。“数据要素+数字技术”互补促进企业全要素生产率提升的原因是,数据收集、数据存储、数据挖掘、数据分析等大数据技术(谢康等,2023)^[45],使碎片化、价值密度低的数据资源转化为系统化、价值密度高的数据要素,发挥数据要素的即时经济价值,赋能企业的研发、制造、营销、营运环节,实现降本增效提质,进而提高企业全要素生产率(谢康等,2020)^[46]。鉴此,数字技术有利于激活数据活力,释放数据价值。因此,本文提出如下假设:

H_{2c}:数据要素对企业全要素生产率的促进作用,会受到技术驱动的影响。

(4)战略引领的影响。数据要素与战略引领形成互补效应,促进企业全要素生产率提升。企业构建以数据要素为核心的战略引领思维,发挥管理层在战略引领中的作用,可以分为以下三个方面:首先,数字职务。该职务的设立有利于企业将数据要素与数字化战略深度融合,营造数据要素应用环境,缓解数据要素应用的摩擦,进而提高企业全要素生产率。其次,数字创新导向前瞻性。管理层在既有数字创新导向的基础上,加强数字创新导向的前瞻性,预测数字创新的趋势和方向,能有效挖掘数据要素价值,为提高企业全要素生产率提供前瞻性的数字创新支撑。最后,数字创新导向持续性。管理层数字创新导向的持续性,促进数据要素从单点渗透向多点发展,再向全局覆盖转变,实现企业的精益生产。因此,本文提出如下假设:

H_{2d}:数据要素对企业全要素生产率的促进作用,会受到战略引领的影响。

综上所述,本文的理论分析框架如图1所示。

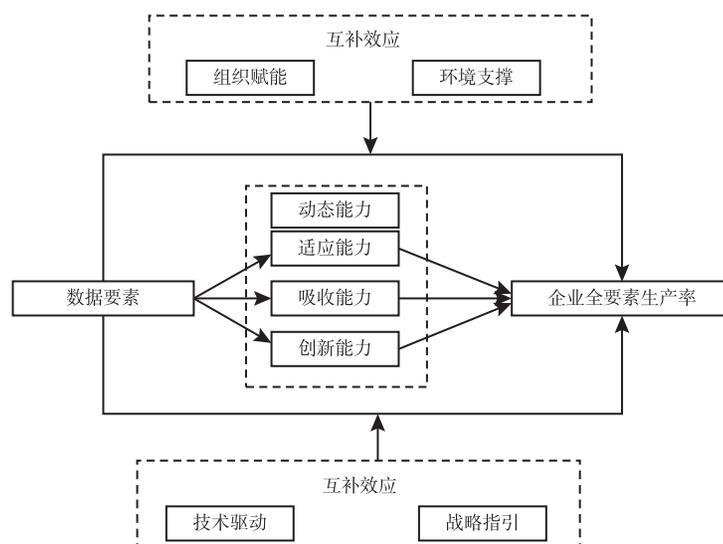


图1 理论分析框架

资料来源:作者整理

三、研究设计

1. 数据来源

本文以2007—2021年中国A股上市公司作为研究样本,进行如下剔除处理:ST、*ST和PT公司;已退市的公司;净资产为负的观测值;主要变量数据异常和严重缺失的公司。此外,为降低异常值干扰,对相关变量进行1%缩尾处理。企业数据要素变量来自对上市公司年报的文本分析,价格指数等数据来自中国统计年鉴,其他市场交易和财务数据主要来自国泰安数据库。

2. 变量设计

(1)被解释变量:企业全要素生产率(TFP_{LP})。本文采用Levinsohn和Petrin(2003)^[47]的方法测算企业全要素生产率(TFP_{LP}),原始数据主要包括:产出指标(Y)用企业营业收入衡量;劳动投入(L)用企业总人数衡量;资本投入(K)用固定资产净值衡量;中间投入(M)用营业成本、销售费用、管理费用、财务费用之和,减去折旧,再减去支付给职工以及为职工支付的现金衡量。此外,在数据处理过程中,剔除变量缺失以及值为负数或0的样本(聂辉华等,2012^[48];杨汝岱,2015^[49])。目前,学术界除用LP法测算企业全要素生产率,还用OP法测算企业全要素生产率,但以此方法进行测算要求企业真实投资额大于0,这在一定程度上导致样本的大量损失。鉴于此,本文以LP法测算的企业全要素生产率进行实证检验。

(2)核心解释变量:数据要素($ldata$)。一是数据要素的定义。数据是指被用于形成决策或者发现新知识的事实或者信息(徐翔等,2021^[50];Farboodi和Veldkamp,2021^[51])。Jones和Tonetti(2020)^[52]认为,除了知识和创意,其他信息都是数据。生产要素是国民经济运行及生产经营过程中必备的基本社会资源。数据不能直接产生经济价值,需要在生产过程中与其他生产要素结合,方可成为现实生产要素(谢康等,2020)^[46]。根据上述学者的观点,数据要素是指通过采集、存储、挖掘、分析、整理,从数据中“提纯”出的信息和知识,并投入到经济运行及生产经营过程中必要的基本社会资源(王胜利和樊悦,2020^[53];白永秀等,2022^[21])。二是数据要素的测度。利用上市公司年报中与数据要素相关的关键词出现的频数构造数据要素指标。数据要素的爬取过程可以分为以下三个步骤:首先,参考Saunders和Tambe(2013)^[54]、张叶青等(2021)^[4]的做法,选取与数据要素相关的关键词。其次,本文使用Python软件爬取2007—2021年所有上市公司历年年报,并转换为文本文件。最后,将相关关键词与所有上市公司年报进行搜索和匹配,利用文本分析法,得到与数据要素相关的关键词词频,加总得到总词频,以此更好地反映企业数据要素水平。借鉴以往文献、政府文件以及业界报告对数据要素的定义,本文选取数据要素、大数据、算力、信息、数据化、算法这六个关键词作为与数据要素相关的关键词(蔡跃洲和马文君,2021^[3];Jones和Tonetti,2020^[52];王胜利和樊悦,2020^[53];白永秀等,2022^[21];Farboodi和Veldkamp,2021^[51])。具体数据要素关键词词库如表1所示。

表1 与数据要素相关关键词定义

关键词	定义
数据要素	数据要素是指通过数据采集、数据存储、数据挖掘、数据分析、数据整理,从数据中“提纯”出有价值的信息和知识,并投入到经济运行及生产经营过程中必要的基本社会资源
大数据	数据的大规模可得性和价格廉价使得数据成为数字经济时代关键要素。大规模性是数据要素的重要技术—经济特征
算力	算力是计算机设备或计算/数据中心处理信息的能力。数据是除了知识和创意的信息,并且认为数据不能直接产生经济价值,需要通过数据采集、数据挖掘、数据分析、数据整理“提纯”出对国民经济运行和生产产品服务基本投入的信息要素,即“提纯”为知识,进而赋能实体经济
信息	数据是指被用于形成决策或者发现新知识的事实或者信息;数据要素更易于被收集、存储、分析,从中提取出有价值的信息和知识

续表 1

关键词	定义
数据化	为有效存储和分析,将实体世界中的信息和事物转化为数据形式的过程
算法	算法是解决问题的清晰指令。通过算法可以对大规模数据进行数据分析

(3)控制变量。借鉴张叶青等(2021)^[4]、史丹和孙光林(2022)^[17]的研究,本文控制了一系列影响企业全要素生产率的变量,主要包括两职兼任(*Dual*)、独董比例(*Indep*)、托宾Q值(*Tobin's Q*)、公司上市年限(*ListAge*)、股权性质(*SOE*)、第一大股东持股比例(*Top1*)、资产负债率(*Lev*)、现金流比率(*Cashflow*)、营业收入增长率(*Growth*)、总资产净利润率(*ROA*)。

3. 模型设定

本文采用以下模型检验数据要素对企业全要素生产率的影响:

$$TFP_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 lndata_{ijt} + \alpha_2 X_{ijt} + \mu_i + \delta_j + \sigma_t + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

其中, TFP_{ijt} 表示*I*行业第*j*年*i*企业的全要素生产率,主要用LP法进行测算,是本文的被解释变量; $lndata_{ijt}$ 是与数据要素相关词频出现次数加1取对数,是本文的核心解释变量; X_{ijt} 是控制变量, μ_i 、 δ_j 、 σ_t 分别为企业、时间、行业固定效应, ε_{ijt} 代表随机扰动项。本文主要关注 $lndata_{ijt}$ 的系数 α_1 的符号和显著性,以此检验数据要素对企业全要素生产率的影响。

四、实证研究

1. 描述性统计

表2列示了描述性统计结果。LP法测算的企业全要素生产率(TFP_{LP})的最大值为10.099,最小值为3.882,均值为7.150,此测算结果与武常歧等(2021)^[55]测算的结果整体上吻合。数据要素($lndata$)的样本均值为4.232,标准差为0.602,说明数据要素指标存在很大差异。

表 2 描述性统计

变量	变量定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
<i>TFP_LP</i>	LP法测算企业全要素生产率	24982	7.150	1.074	3.882	10.099
<i>lndata</i>	数据要素关键词在年报出现次数加一取对数	25036	4.232	0.602	0.000	7.016
<i>Dual</i>	董事长兼任CEO为1,否则为0	25085	0.307	0.461	0.000	1.000
<i>Indep</i>	独立董事人数占董事会总人数的比例	25082	0.376	0.053	0.250	0.600
<i>TobinQ</i>	公司总市值与总负债之和除以公司总资产	24698	2.078	1.334	0.802	17.729
<i>ListAge</i>	当年年份减去上市年份加1,再取对数	25085	1.930	0.940	0.000	3.367
<i>SOE</i>	公司最终实际控制人的性质	25085	0.297	0.457	0.000	1.000
<i>Top1</i>	第一大股东持股总数占总股本数的比例	25085	0.340	0.145	0.081	0.758
<i>Lev</i>	负债总额除以资产总额	25085	0.401	0.198	0.027	0.925
<i>Cashflow</i>	经营活动产生的现金流净额除以资产总额	25085	0.048	0.067	-0.224	0.283
<i>Growth</i>	本期销售增长除以上期销售收入	25080	0.179	0.386	-0.660	4.330
<i>ROA</i>	净利润除以总资产	25084	0.045	0.068	-0.398	0.254

2. 基准回归

表3列示了模型(1)的估计结果。第(1)一(3)列是以企业全要素生产率作为被解释变量,依次加入控制变量和固定效应的回归结果。结果显示,数据要素($lndata$)对企业全要素生产率具有显著的正向影响,虽然逐步加入控制变量后系数绝对值变小,但依然在1%的置信水平上显著,说明数据要素提高了企业全要素生产率。控制所有控制变量和固定效应后,第(3)列的估计系数为

0.082,说明数据要素水平每增加1%,企业全要素生产率将提升8.2%。研究结果表明,企业数据要素能够释放数据活力,提高企业全要素生产率,引领企业高质量发展。

表 3 基准回归

变量	(1)	(2)	(3)
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>
<i>ldata</i>	0.494*** (0.02)	0.233*** (0.02)	0.082*** (0.01)
<i>Dual</i>		0.011 (0.02)	0.000 (0.01)
<i>Indep</i>		0.035 (0.14)	-0.111 (0.12)
<i>TobinQ</i>		-0.056*** (0.00)	-0.039*** (0.01)
<i>ListAge</i>		0.330*** (0.01)	0.041*** (0.01)
<i>SOE</i>		-0.011 (0.04)	0.014 (0.04)
<i>Top1</i>		-0.241 (0.15)	-0.051 (0.12)
<i>Lev</i>		0.921*** (0.07)	1.024*** (0.06)
<i>Cashflow</i>		0.368*** (0.07)	0.381*** (0.06)
<i>Growth</i>		0.197*** (0.01)	0.221*** (0.01)
<i>ROA</i>		2.058*** (0.11)	1.974*** (0.10)
常数项	5.067*** (0.08)	5.203*** (0.12)	5.429*** (0.24)
行业/年份固定效应	否	否	是
企业固定效应	是	是	是
调整 R ²	0.170	0.399	0.484
观测值	24936	24542	24542

注:括号里的数值为在企业层面聚类的稳健标准误;***、**、*分别为表示1%、5%、10%置信水平上显著,下同

3. 内生性检验

考虑到潜在的内生性问题,本文使用工具变量予以缓解。本文参照 Goldsmith-Pinkham 等(2020)^[56]、沈国兵和袁征宇(2020)^[57]、方明月等(2022)^[58]的做法,构造 Bartik 工具变量。在本文中,使用样本前一年(2006年)企业所在二位数行业(除企业本身)的数据要素均值作为分析单元的初始份额,使用全国(除企业所在省份)互联网接入端口增长率作为总体增长率,二者的乘积就是数据要素的工具变量。一方面,企业数据要素水平与企业所在行业高度相关,企业所在行业差异导致企业数据要素差异。因此,满足工具变量的相关性要求。另一方面,本文使用样本前一年(2006年)除企业外行业内数据要素水平作为初始份额。此外,本文还使用除企业所在省份的全国互联网接入端口增长率作为总体增长率,以此排除企业所在省份的干扰。这在一定程度上增强了工具变量的排他性。因此,利用 Bartik 构造出的工具变量满足相关性和排他性要求。表4第(1)列中工

具变量 *bartik* 的系数在 1% 置信水平上显著为正,且一阶段 F 值大于 10。表 4 第(2)列中数据要素的系数在 10% 置信水平上显著为正,说明在考虑了潜在的内生性问题后,数据要素依然能显著提高企业全要素生产率。

此外,本文采用企业数据要素水平的滞后项 (*L.lndata*) 作为企业数据要素的工具变量。一方面,由于企业投资决策的连续性,企业前一年的数据要素水平与本年企业数据要素水平具有相关性;另一方面,企业前一年的数据要素水平并不会对企业全要素生产率产生直接影响。因此,工具变量 (*L.lndata*) 与企业全要素生产率之间具有排他性。表 4 第(3)列中工具变量 *L.lndata* 的系数在 1% 置信水平上显著为正,且一阶段 F 值大于 10。表 4 第(4)列中数据要素的系数在 1% 置信水平上显著为正,说明在考虑了潜在的内生性问题后,数据要素能显著提高企业全要素生产率。

表 4 内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lndata</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>lndata</i>	<i>TFP_LP</i>
<i>bartik</i>	0.136*** (0.05)			
<i>L.lndata</i>			0.455*** (0.02)	
<i>lndata</i>		1.124* (0.63)		0.248*** (0.04)
常数项	4.207*** (0.11)		3.069*** (0.13)	
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份/企业固定效应	是	是	是	是
一阶段 F 值	30.529		4608.697	
调整 R ²	0.809	-0.404	0.845	0.201
观测值	19180	19096	19567	19483

4. 动态能力的中介效应

在基准回归的基础上,继续考察数据要素通过动态能力对企业全要素生产率的影响。借鉴 Wang 和 Ahmed (2007)^[28]、杨林等 (2020)^[32]、焦豪等 (2022)^[33] 的研究,将动态能力分为适应能力 (*ACV*)、吸收能力 (*RD*)、创新能力 (*IA*)。参照江艇 (2022)^[59] 的方法对此进行检验。

(1) 适应能力 (*ACV*)。借鉴杨林等 (2020)^[32] 研究,本文采用研发支出强度、广告支出强度、资本支出强度这三个变量的调整变异系数衡量适应能力 (*ACV*),具体公式为 $ACV = -\sigma/mean$,其中, σ 为三个变量的标准差, $mean$ 为三个变量的均值。需要注意的是,为确保变异系数符号与适应能力的一致性,本文取变异系数的负值表示企业适应能力。表 5 第(1)列为数据要素对企业适应能力的影响,结果显示,数据要素的系数在 1% 的置信水平上显著为正,即数据要素帮助企业增强适应能力,进而提升企业全要素生产率。因此,基本研究假设 H_{1a} 得到验证。

(2) 吸收能力 (*RD*)。借鉴焦豪等 (2022)^[33] 研究,本文采用研发支出强度,即研发支出与营业收入的比重衡量企业吸收能力 (*RD*)。表 5 第(2)列给出数据要素对企业吸收能力的影响,结果表明,数据要素的系数在 1% 的置信水平上显著为正,说明数据要素可以帮助企业与外部主体建立联系,形成互补性或者异质性资源和知识连接网络。企业可以将其收集的外部数据进行整合,吸收、内化为自有数据,增强企业吸收能力,提高企业全要素生产率。因此,基本研究假设 H_{1b} 得到验证。

(3) 创新能力 (*IA*)。借鉴杨林等 (2020)^[32] 研究,本文采用企业研发支出强度和技术人员比例的标准化之和衡量企业创新能力 (*IA*)。表 5 第(3)列给出数据要素对企业创新能力的影响,结果表

明,数据要素的系数在1%的置信水平上显著为正,说明数据要素有助于企业实现渐进式创新和颠覆式创新,增强企业创新能力,进而提高企业全要素生产率。因此,基本研究假设H_{1c}得到验证。

表5 动态能力中介效应

变量	(1)	(2)	(3)
	<i>ACV</i>	<i>RD</i>	<i>IA</i>
<i>ldata</i>	0.003*** (0.00)	0.057*** (0.01)	0.013*** (0.00)
常数项	0.025* (0.01)	-1.051*** (0.07)	0.049 (0.05)
控制变量	控制	控制	控制
行业/年份/企业固定效应	是	是	是
调整 R ²	0.065	0.199	0.060
观测值	24534	24391	24534

5. 稳健性检验

本文采取如下方式进行稳健性检验:第一,替换被解释变量。本文在以 *TFP_LP* 作为被解释变量的基础上,以 *TFP_OP* 作为新被解释变量。回归结果如表6第(1)列所示,数据要素的系数仍然显著为正。第二,替换核心解释变量。参考张叶青等(2021)^[4]的研究,选取大数据、海量数据、数据中心、信息资产、数据化、算力、数据要素等关键词构建数据要素词典,回归结果如表6第(2)列所示,结果表明,数据要素的系数依旧显著为正。第三,2014年之前,大数据在中国处于萌芽阶段,2014年之后进入成熟发展阶段(何帆和刘红霞,2019)^[60]。因此,本文将样本分为2014年之后和2014年之前,以此检验不同样本区间数据要素的差异化影响,回归结果如表6第(3)和(4)列所示,在2014年之后和2014年之前的两组样本中,数据要素的系数均显著为正,且在2014年之后,数据要素的系数更大。第四,参考张叶青等(2021)^[4]做法,剔除与数据要素直接相关的“软件和信息技术服务业”“计算机、通信和其他电子设备制造业”,以避免在上述行业中数据要素关键词出现次数过多导致估计结果偏高,回归结果如表6第(5)列所示,数据要素的系数显著为正,这表明研究结论依旧稳健。

表6 稳健性检验1

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	替换被解释变量	替换核心解释变量	2014年之后	2014年之前	剔除与数据要素直接相关的行业
	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>
<i>ldata</i>	0.056*** (0.01)		0.071*** (0.01)	0.043*** (0.02)	0.068*** (0.01)
<i>ldata1</i>		0.062*** (0.01)			
常数项	3.797*** (0.20)	5.740*** (0.23)	6.836*** (0.18)	6.157*** (0.16)	5.567*** (0.24)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业/年份/企业固定效应	是	是	是	是	是
调整 R ²	0.470	0.487	0.434	0.476	0.486
观测值	24542	24586	19833	4709	20433

第五,本文根据《中共中央 国务院关于构建数据基础制度更好发挥数据要素作用的意见》(简称“数据二十条”),总结出与数据要素应用相关的关键词,以此替换核心解释变量,进行稳健性检验。选择“数据二十条”的原因在于,“数据二十条”初步形成中国数据基础制度的基本框架,对建立数据产权、数据高效流通、数据安全治理等发挥关键作用,有利于释放数据价值,实现企业高质量发展。鉴于此,根据“数据二十条”总结出与数据要素应用相关的48个关键词,将其与所有上市公司年报进行搜索和匹配,利用文本分析法,得到与数据要素应用相关的关键词词频,并加总得到总词频,回归结果如表7第(1)列所示。结果表明,在替换数据要素应用的关键词后,数据要素应用(*data20*)的系数仍然在1%的置信水平上显著为正。进一步,本文将数据要素应用细分为数据确权(*data_valid*)、数据要素权益保护(*data_prot*)、数据合规与监管(*data_regul*)、数据安全合规跨境流通(*data_compl*)、数据要素收益分配(*data_distr*)、数据治理(*data_gover*),以此检验其对企业全要素生产率的影响,回归结果如表7第(2)一(7)列所示。结果表明,数据确权(*data_valid*)、数据要素权益保护(*data_prot*)、数据合规与监管(*data_regul*)、数据安全合规跨境流通(*data_compl*)、数据要素收益分配(*data_distr*)、数据治理(*data_gover*)均对企业全要素生产率具有显著正向影响,研究结论依然稳健。

表7 稳健性检验2:“数据二十条”

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	<i>TFP_LP</i>						
<i>data20</i>	0.033*** (0.01)						
<i>data_valid</i>		0.058*** (0.01)					
<i>data_prot</i>			0.038*** (0.01)				
<i>data_regul</i>				0.105*** (0.03)			
<i>data_compl</i>					0.104*** (0.02)		
<i>data_distr</i>						0.062** (0.03)	
<i>data_gover</i>							0.103*** (0.03)
常数项	6.020*** (0.22)	5.726*** (0.23)	5.736*** (0.23)	5.740*** (0.23)	5.732*** (0.23)	5.742*** (0.23)	5.739*** (0.23)
控制变量	控制						
行业/年份/企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
调整R ²	0.476	0.484	0.482	0.482	0.483	0.482	0.483
观测值	10348	24586	24586	24586	24586	24586	24586

6. 异质性分析

(1)产权属性。将样本按照国有企业和非国有企业进行分组回归,回归结果如表8第(1)和(2)列所示,国有企业的数据要素对企业全要素生产率不具有显著影响,而非国有企业的数据要素系数在1%的置信水平上显著为正。可能的解释为:相对于国有企业,非国有企业更注重市场对资源配置的效率,更能充分挖掘数据要素价值。

表 8 产权属性和企业规模异质性

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	国有企业	非国有企业	大规模企业	中小规模企业
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>
<i>Indata</i>	0.028 (0.02)	0.101*** (0.02)	0.041** (0.02)	0.060*** (0.02)
常数项	5.997*** (0.22)	5.556*** (0.23)	6.679*** (0.25)	5.646*** (0.19)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份/企业固定效应	是	是	是	是
调整 R ²	0.487	0.497	0.405	0.404
观测值	7306	17236	10791	13751

(2)企业规模。本文以企业规模的均值为标准,将大于均值的企业视为大规模企业,小于或等于均值的企业视为中小规模企业,并进行分组回归。回归结果如表8第(3)和(4)列所示,数据要素在大规模企业和中小规模企业的系数分别为0.041和0.06,且均显著为正。结果表明,在中小规模企业中,数据要素对企业全要素生产率的促进作用更大。可能的解释是:相比大规模企业,中小规模企业更加灵活敏捷,能更好地贴近用户需求、了解用户痛点,进行针对性的产品优化、研发和创新,从而更大程度提高企业全要素生产率。

(3)行业特征。本文根据彭红星和毛新述(2017)^[61]的研究,将行业分为高科技行业和非高科技行业进行分组回归,以考察数据要素对企业全要素生产率的行业异质性。回归结果如表9第(1)和(2)列所示,数据要素对企业全要素生产率的促进作用在高科技行业中更大。可能的解释为:高科技行业的数字技术水平更高,更能发挥数字技术对数据价值释放的支撑作用,对企业全要素生产率的提升作用更大。

表 9 行业和地区异质性

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	高科技行业	非高科技行业	东部地区	中西部地区
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>
<i>Indata</i>	0.078*** (0.02)	0.069*** (0.02)	0.081*** (0.02)	0.084*** (0.02)
常数项	5.600*** (0.31)	5.888*** (0.14)	5.306*** (0.37)	5.590*** (0.26)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份/企业固定效应	是	是	是	是
调整 R ²	0.448	0.488	0.499	0.471
观测值	7835	16707	17118	7424

(4)地区差异。本文根据上市公司注册地(肖土盛等,2022)^[13],将企业分为东部地区企业和中西部地区企业,以考察数据要素对企业全要素生产率的地区异质性。回归结果如表9第(3)和(4)列所示,中西部地区数据要素对企业全要素生产率的正向影响更大。可能的解释为:相对于东部地区的高数字经济发展水平和丰富的数据资源,中西部地区随着数据要素使用频度、使用广度、使用深度不断加深,数据要素对企业全要素生产率的提升作用更大。

(5)企业生命周期。处于不同生命周期的企业,数据要素对企业全要素生产率具有异质性影响。借鉴 Dickinson(2011)^[62]的研究方法,将企业生命周期划分为成长期、成熟期、衰退期,并对其

进行分组回归。如表 10 第(1)一(3)列所示,数据要素在成长期、成熟期、衰退期的系数分别为 0.069、0.074、0.063,并且成长期和成熟期的样本在 1% 置信水平上显著为正,但在衰退期,数据要素对企业全要素生产率的影响并不显著。对此,可能的解释为:首先,尽管成长期企业数据体量和增速提高,但受制于产品种类和生产规模的约束,数据体量和增速依旧存在潜在空间。此外,成长期企业资金约束阻碍了企业对数字基础设施的投资,导致企业数字化水平较低。因此,相对于成熟期,成长期数据要素对全要素生产率提升作用较小。其次,在成熟期,一方面,企业各环节成为“数据生成器”,数据体量和增速不断提高,数据要素对全要素生产率的提升作用逐步增强;另一方面,企业销售量和利润的“双增”突破资金约束,加大对数字基础设施的投资,并根据企业数据缺口,大量补充外部数据资源。因此,数据要素在成熟期对企业全要素生产率的提升作用最大。最后,在衰退期,数据秩序混乱等负外部性凸显,数据要素优势缩减,并且,企业销售量和利润的“双减”带来的资金缺口“挤出”了数字基础设施和数据购买的投资,加剧了数据要素迭代更新的缺口,进而导致数据要素对全要素生产率提升作用不显著。

表 10 生命周期异质性

变量	(1)	(2)	(3)
	成长期	成熟期	衰退期
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>
<i>ldata</i>	0.069*** (0.02)	0.074*** (0.02)	0.063 (0.04)
常数项	5.431*** (0.20)	5.611*** (0.22)	5.333*** (0.37)
控制变量	控制	控制	控制
行业/年份/企业固定效应	是	是	是
调整 R ²	0.533	0.556	0.369
观测值	11709	8482	4320

五、进一步分析:数据要素提高企业全要素生产率的互补效应

1. 组织赋能的互补效应

本文借鉴国泰安数据库(CSMAR)对组织赋能的构造,利用熵值法,选取数字资本投入计划、数字人力投入计划、数字基础设施建设、科技创新基地建设等指标,计算组织赋能的得分。表 11 第(1)列是数据要素与组织赋能之间的互补效应的回归结果,数据要素与组织赋能的交乘项(*ldata*×*orgen*)的系数在 10% 置信水平上显著为正。结果表明,企业自身的数字技术、数字劳动、数字资本等组织赋能与数据要素形成互补效应,促进企业全要素生产率的提升。因此,研究假设 H_{2a} 得以验证。

2. 环境支撑的互补效应

本文借鉴国泰安数据库(CSMAR)对环境支撑的构造,选取行业数字化技术强度、行业数字资本投入强度、行业人力资本投入强度、行业发明专利数量、行业 R&D 活动情况、行业新产品开发及销售情况、城市光缆密度、城市移动交换容量、城市互联网宽带接入用户规模、城市移动互联网用户规模等二级指标,通过熵值法,计算环境支撑的得分。表 11 第(2)列是数据要素与环境支撑之间的互补效应的回归结果,数据要素与环境支撑交乘项(*ldata*×*envsp*)的系数为 0.002,且在 1% 置信水平上显著为正,表明环境支撑与数据要素形成互补效应,促进企业全要素生产率的提升。因此,研究假设 H_{2b} 得以验证。

3. 技术驱动的互补效应

本文借鉴国泰安数据库(CSMAR)对技术驱动的构造,主要考虑大数据技术对数据要素的关键支撑。表11第(3)列是数据要素与技术驱动之间的互补效应的回归结果,数据要素与技术驱动之交乘项($lndata \times tecdr$)的系数在1%置信水平上显著为正。结果表明,数据要素与数字技术形成互补效应,可以更好地进行数据收集、存储、挖掘、分析,实现降本增效,进而提升企业全要素生产率。因此,研究假设H_{2c}得以验证。

4. 战略引领的互补效应

本文借鉴国泰安数据库(CSMAR)对战略引领的构造,选取管理层数字职务、管理层数字创新导向前瞻性、导向持续性等二级指标,通过熵值法,计算战略引领的得分。表11第(4)列是数据要素与企业战略引领之间互补效应的回归结果,数据要素与战略引领之交乘项($lndata \times strgu$)的系数为0.003,且在1%置信水平上显著为正。结果表明,通过设立企业数字职务,增强管理层数字创新导向前瞻性和持续性,企业能更好地推进数据要素的应用,形成数据要素与战略引领的互补效应,弥补数据要素应用过程中的短板,激活数据活力,进而提高企业全要素生产率。因此,研究假设H_{2d}得以验证。

综上所述,正是企业组织赋能、环境支撑、技术驱动、战略引导的异质性,带来数据要素对企业全要素生产率影响的差异。企业数据要素应用过程中,需要企业从组织赋能、环境支撑、技术驱动、战略引导视角形成一个以数据要素为核心的互补系统,以此提高它们与数据要素的适配性,缓解数据要素应用摩擦,发挥多要素的互补效应,最大程度激活数据活力,释放数据价值,引领企业高质量发展。

表 11 组织赋能、环境支撑、技术驱动、战略引领的互补效应

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	组织赋能	环境支撑	技术驱动	战略引领
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>
<i>lndata</i>	-0.002 (0.03)	-0.086*** (0.03)	0.035 (0.02)	0.005 (0.02)
<i>lndata \times orgen</i>	0.001* (0.00)			
<i>orgen</i>	-0.004 (0.00)			
<i>lndata \times envsp</i>		0.002*** (0.00)		
<i>envsp</i>		-0.008*** (0.00)		
<i>lndata \times tecdr</i>			0.002*** (0.00)	
<i>tecdr</i>			-0.004 (0.00)	
<i>lndata \times strgu</i>				0.003*** (0.00)
<i>strgu</i>				-0.010*** (0.00)
常数项	6.818*** (0.19)	7.021*** (0.19)	6.906*** (0.18)	7.243*** (0.19)

续表 11

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	组织赋能	环境支撑	技术驱动	战略引领
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_LP</i>
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业/年份/企业固定效应	是	是	是	是
调整 R ²	0.452	0.452	0.456	0.456
观测值	23116	23116	23116	23116

六、结论与建议

本文利用中国 A 股上市公司披露的年报,抓取与数据要素相关的关键词,构造了企业层面的数据要素指标,研究了数据要素对企业全要素生产率影响机制,为更好地挖掘数据要素价值、赋能实体经济高质量发展提供了良好的理论解释与经验支持。本文研究发现:数据要素对企业全要素生产率具有显著正向影响,即数据要素能够提升企业全要素生产率;企业动态能力在数据要素与企业全要素生产率间发挥中介效应,数据要素通过增强企业适应能力、吸收能力、创新能力,进而提高企业全要素生产率;在经过一系列稳健性检验后,数据要素与企业全要素生产率之间依旧显著为正,说明数据要素对企业全要素生产率的提升作用具有稳健性;数据要素更有利于提升非国有企业、中小规模企业、高科技行业、中西部地区企业、成熟期企业的全要素生产率;数据要素与组织赋能、环境支撑、技术驱动、战略引领具有互补效应,提高企业全要素生产率。

根据研究结论,本文提出以下政策建议:

一是建立和完善数据要素基础制度。数据作为新生产要素,其非竞争性、非排他性以及边际报酬递增等特征颠覆了既有的产权理论和定价理论,导致数据要素确权和数据要素定价制度供给的缺失,严重阻碍了数据要素的流通和交换。因此,需要建立和完善包括数据要素确权、数据要素定价在内的数据要素基础制度,以此打通数据壁垒、推倒数据烟筒,激活、挖掘数据要素价值,充分发挥数据要素对企业全要素生产率的提升作用。

二是充分培育企业动态能力是发挥数据要素对企业全要素生产率作用的关键。需要加强对外部潜在机遇与威胁的感知和适应能力,充分把握机会窗口、识别潜在威胁。通过与外部用户、企业、政府等主体之间建立更广泛的连接,构建数据资源共享、合作互信的生态体系,以此强化企业的吸收能力。此外,需要加强企业利用数据要素等资源进行颠覆式创新和渐进式创新的能力,不断开发新产品、优化产品质量。

三是加强数据要素的互补效应。数据要素的生产力属性带来数据要素的生产关系变革,意味着数据生产关系需要与数据生产力适应,共同促进企业全要素生产率的增长。具体来看,首先,企业需要不断强化内外部数字技术应用、数字人才培养、数字资本投资,降低组织和环境摩擦。其次,加强关键数字技术攻关,降低处理和反馈时滞性,提高精准性和时效性,降低数据处理、分析、应用成本。最后,加强战略引领,形成战略引领与数据要素的互补效应,进而提高企业全要素生产率。

四是加强数据要素的使用广度和使用深度。研究结果表明,数据要素在非国有企业、中小规模企业、高科技行业、中西部地区、企业成熟期对企业全要素生产率的提升作用更大,这就要求不断拓宽数据要素的使用广度和使用深度,持续不断向非国有企业、中小规模企业、高科技行业、中西部地区、企业成熟期下沉,实现数据要素与更多生产场景、消费场景融合,发挥数据要素的乘数效应,促进企业全要素生产率大幅提升,引领企业高质量发展。

参考文献

- [1]黄速建,肖红军,王欣.论国有企业高质量发展[J].北京:中国工业经济,2018,(10):19-41.
- [2]李海舰,赵丽.数据价值理论研究[J].北京:财贸经济,2023,(6):5-20.
- [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].北京:数量经济技术经济研究,2021,(3):64-83.
- [4]张叶青,陆瑶,李乐芸.大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J].北京:经济研究,2021,(12):42-59.
- [5]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.
- [6]Jorgenson, D.W., M.S.Ho, and K.J.Stiroh.A Retrospective Look at the US Productivity Growth Resurgence[J].Journal of Economic Perspectives, 2008, 22, (1): 3-24.
- [7]Brynjolfsson, E., D.Rock, and C.Syverson.Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics[R].NBER Working Paper, No.24001, 2017.
- [8]何小钢,王善骞.信息技术生产率悖论:理论演进与跨越路径[J].成都:经济学家,2020,(7):42-52.
- [9]张路娜,胡贝贝,王胜光.数字经济演进机理及特征研究[J].北京:科学学研究,2021,(3):406-414.
- [10]姜奇平.信息生产力是新质生产力[J].北京:互联网周刊,2023,(20):12-16.
- [11] Teece, D.J.Explicating Dynamic Capabilities: The Nature and Microfoundations of (Sustainable) Enterprise Performance[J].Strategic Management Journal,2007,28,(13):1319-1350.
- [12]孙新波,钱雨,张明超,李金柱.大数据驱动企业供应链敏捷性的实现机理研究[J].北京:管理世界,2019,(9):133-151,200.
- [13]肖土盛,吴雨珊,亓文韬.数字化的翅膀能否助力企业高质量发展——来自企业创新的经验证据[J].北京:经济管理,2022,(5):41-62.
- [14] Cong, L.W., W.Wei, and D.Xie, et al.Endogenous Growth Under Multiple Uses of Data[J].Journal of Economic Dynamics and Control, 2022, 141, 104395.
- [15]肖静华,胡杨颂,吴瑶.成长品:数据驱动的企业与用户互动创新案例研究[J].北京:管理世界,2020,(3):183-205.
- [16]戴魁早,王思曼,黄姿.数据交易平台建设如何影响企业全要素生产率[J].北京:经济学动态,2023,(12):58-75.
- [17]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.
- [18]罗仲伟,任国良,焦豪,蔡宏波,许扬帆.动态能力、技术范式转变与创新战略——基于腾讯微信“整合”与“迭代”微创新的纵向案例分析[J].北京:管理世界,2014,(8):152-168.
- [19]戚聿东.数字经济时代企业管理研究新议题[J].南京:阅江学刊,2022,(5):109-113,174.
- [20]尹西明,陈劲.产业数字化动态能力:源起、内涵与理论框架[J].沈阳:社会科学辑刊,2022,(2):114-123.
- [21]白永秀,李嘉雯,王泽润.数据要素:特征、作用机理与高质量发展[J].北京:电子政务,2022,(6):23-36.
- [22]李海舰,赵丽.数据成为生产要素:特征、机制与价值形态演进[J].上海经济研究,2021,(8):48-59.
- [23]戚聿东,肖旭.数字经济时代的企业管理变革[J].北京:管理世界,2020,(6):135-152,250.
- [24]陈国青,任明,卫强,郭迅华,易成.数智赋能:信息系统研究的新跃迁[J].北京:管理世界,2022,(1):180-196.
- [25]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].北京:经济理论与经济管理,2024,(4):12-30.
- [26] Wernerfelt, B.Invited Editorial: The Use of Resources in Resource Acquisition[J].Journal of Management, 2011, 37, (5): 1369-1373.
- [27] Teece, D.J., G.Pisano, and A.Shuen.Dynamic Capabilities and Strategic Management[J].Strategic Management Journal, 1997, 18,(7):509-533.
- [28] Wang, C.L., and P.K.Ahmed.Dynamic Capabilities: A Review and Research Agenda[J].International Journal of Management Reviews, 2007, 9, (1): 31-51.
- [29] Christensen, C.M., F.F.Suárez, and J.M. Utterback. Strategies for Survival in Fast-changing Industries[J]. Management science, 1998, 44, (12-part-2): 207-220.
- [30]彭新敏,姚丽婷.机会窗口、动态能力与后发企业的技术追赶[J].天津:科学学与科学技术管理,2019,(6):68-82.
- [31]李树文,罗瑾琨,葛元骏.大数据分析能力对产品突破性创新的影响[J].哈尔滨:管理科学,2021,(2):3-15
- [32]杨林,和欣,顾红芳.高管团队经验、动态能力与企业战略突变:管理自主权的调节效应[J].北京:管理世界,2020,(6):168-188,201,252.

- [33] 焦豪, 杨季枫, 金宇珂. 企业消极反馈对战略变革的影响机制研究——基于动态能力和冗余资源的调节效应[J]. 天津: 管理科学学报, 2022, (8): 22-44.
- [34] 刘江鹏. 企业成长的双元模型: 平台增长及其内在机理[J]. 北京: 中国工业经济, 2015, (6): 148-160.
- [35] Weerawardena, J., G.S.Mort, and S.Salunke, et al. The Role of the Market Sub-System and the Socio-Technical Sub-System in Innovation and Firm Performance: A Dynamic Capabilities Approach.[J]. Journal of the Academy of Marketing Science, 2015, 43, (2): 221-239.
- [36] Fainshmidt, S., A.Pezeshkan, and M.L.Frazier, et al. Dynamic Capabilities and Organizational Performance: A Meta-Analytic Evaluation and Extension[J]. Journal of Management Studies, 2016, 53, (8): 1348-1380.
- [37] Marcus, A.A., and M.H.Anderson. A General Dynamic Capability: Does It Propagate Business and Social Competencies in the Retail Food Industry?[J]. Journal of Management Studies, 2006, 43, (1): 19-46.
- [38] Cohen, W.M., and D.A.Levinthal. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation [J]. Administrative Science Quarterly, 1990, 35, (1): 128-152.
- [39] 廖筠, 魏孟华, 赵雪伟. 市场竞争强度对企业开放度的影响: 基于吸收能力的调节效应分析[J]. 天津: 现代财经(天津财经大学学报), 2023, (1): 103-121.
- [40] Wang, C.L., and P.K.Ahmed. The Development and Validation of the Organisational Innovativeness Construct Using Confirmatory Factor Analysis[J]. European Journal of Innovation Management, 2004, 7, (4): 303-313.
- [41] Chen, H., R.H.L.Chiang, and V.C.Storey. Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact[J]. MIS quarterly, 2012, 36, (4): 1165-1188.
- [42] Oliver, C., and I.Holzinger. The Effectiveness of Strategic Political Management: A Dynamic Capabilities Framework [J]. Academy of Management Review, 2008, 33, (2): 496-520.
- [43] Brynjolfsson, E., and L.M. Hitt. Computing Productivity: Firm-level Evidence[J]. Review of Economics and Statistics, 2003, 85, (4): 793-808.
- [44] 佩蕾丝. 技术革命与金融资本[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2007.
- [45] 谢康, 张祎, 吴瑶. 数据要素如何产生即时价值: 企业与用户互动视角[J]. 北京: 中国工业经济, 2023, (11): 137-154.
- [46] 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.
- [47] 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.
- [48] 聂辉华, 江艇, 杨汝岱. 中国工业企业数据库的使用现状和潜在问题[J]. 北京: 世界经济, 2012, (5): 142-158.
- [49] 杨汝岱. 中国制造业企业全要素生产率研究[J]. 北京: 经济研究, 2015, (2): 61-74.
- [50] 徐翔, 厉克奥博, 田晓轩. 数据生产要素研究进展[J]. 北京: 经济学动态, 2021, (4): 142-158.
- [51] Farboodi, M., and L.A.Veldkamp. A Model of the Data Economy[R]. NBER Working Paper, No.w28427, 2021.
- [52] Jones, C.I., and C.Tonetti. Nonrivalry and the Economics of Data[J]. American Economic Review, 2020, 110, (9): 2819-2858.
- [53] 王胜利, 樊悦. 论数据生产要素对经济增长的贡献[J]. 上海经济研究, 2020, (7): 32-39, 117.
- [54] Saunders, A., and P.Tambe. A Measure of Firms' Information Practices Based on Textual Analysis of 10-K Filings[R]. Working Paper, 2013.
- [55] 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.
- [56] Goldsmith-Pinkham, P., I.Sorkin., and H.Swift. Bartik Instruments: What, When, Why, and How[J]. American Economic Review, 2020, 110, (8): 2586-2624.
- [57] 沈国兵, 袁征宇. 企业互联网化对中国企业创新及出口的影响[J]. 北京: 经济研究, 2020, (1): 33-48.
- [58] 方明月, 林佳妮, 聂辉华. 数字化转型是否促进了企业内共同富裕? ——来自中国A股上市公司的证据[J]. 北京: 数量经济技术经济研究, 2022, (11): 50-70.
- [59] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 北京: 中国工业经济, 2022, (5): 100-120.
- [60] 何帆, 刘虹霞. 数字经济视角下实体企业数字化变革的业绩提升效应评估[J]. 重庆: 改革, 2019, (4): 137-148.
- [61] 彭红星, 毛新述. 政府创新补贴、公司高管背景与研发投入——来自我国高科技行业的经验证据[J]. 北京: 财贸经济, 2017, (3): 147-161.
- [62] Dickinson, V. Cash Flow Patterns as a Proxy for Firm Life Cycle[J]. The Accounting Review, 2011, 86, (6): 1969-1994.

Research on the Influence Mechanism of Data Elements on Total Factor Productivity of Enterprises:Crack the “Data Productivity Paradox”

ZHAO Li¹,HU Zhi-yao²

(1.Business School,Ningbo University,Ningbo,Zhejiang,315211,China;

2.School of Economics,University of Chinese Academy of Social Science,Beijing,102488,China)

Abstract: In the era of digital economy, the large-scale availability and low price of data make it become a key element and an important strategic resource, which contains huge economic value. The vigorous development of data elements provides new development opportunities for enterprises to break the development bottleneck, especially the non-competitive, non-exclusive and increasing marginal returns characteristics of data elements that are different from traditional elements have a pull on the new development mode. Data elements become an important path for enterprises to achieve high-quality development. This paper takes the data of listed companies in China from 2007 to 2021 as a sample, and uses Python to crawl annual reports of listed companies for empirical investigation into the impact of data elements on total factor productivity(TFP) of enterprises.

The findings are as follows: (1) Data elements improve the TFP of enterprises; (2) Data elements improve the TFP of enterprises by improving their dynamic capabilities, including adaption capability, absorption and innovation capability; (3) data elements in non-state-owned enterprises, small and medium-sized enterprises, high-tech industries, enterprises in the central and western region and mature enterprises have a greater effect on the improvement of TFP; (4) Organizational empowerment, environmental support, technology-driven, strategic guidance and data elements form complementary effects, promote enterprise TFP, which explains whether there is a “data productivity paradox” to a certain extent.

The marginal contribution of this paper is reflected in the following aspects: First, the text analysis method is used to capture the relevant keywords of data elements to reflect the level of data elements. By constructing enterprise-level data elements measurement indicators, text analysis can measure the level of enterprise data factor more fine-grained, accurate and large-scale. Second, it examines how data elements can improve total factor productivity by improving dynamic capability. This not only broadens the scope of application of dynamic capabilities, but also enriches the realization mechanism of data elements to improve the TFP of enterprises. Thirdly, the paper explores the complementary effect of data elements with organizational empowerment, environmental support, technology drive and strategic guidance on TFP of enterprises. This is conducive to integrating organizational empowerment, environmental support, technology drive, and strategic guidance into the analytical framework of the impact of data elements on enterprise TFP, giving play to their complementary effects, and further explaining whether there is a “data productivity paradox”.

In terms of policy suggestions: First, establish and improve the basic system of data elements. It is necessary to establish and improve the basic system of data elements including data elements right confirmation and data elements pricing, so as to break through data barriers, activate the value of data elements, and give full play to the role of data elements in improving the TFP of enterprises. Second, fully cultivate the dynamic ability of enterprises. It is necessary to strengthen the ability to adapt to the external environment, to absorb external resources, and to develop new products and optimize product quality innovation. Third, strengthen the complementary effect of data elements. The productivity attributes of data elements bring about changes in the production relations of data elements, which means that data production relations need to adapt to data productivity, forming complementary effects between data elements and organizational empowerment, environmental support, technology drive and strategy guidance, thus promoting the growth of TFP of enterprises. Fourth, strengthen the breadth and depth of use of data elements. Data elements continue to sink to non-state-owned enterprises, small and medium-sized enterprises, high-tech industries, central and western regions, and the maturity of enterprises, so as to achieve the integration of data elements with more scenarios, give play to the multiplier effect of data elements, and promote the significant improvement of TFP of enterprises.

Key Words: data elements; enterprise total factor productivity; dynamic capability; productivity paradox

JEL Classification: O30, D83

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2024.07.004

(责任编辑:张任之)