DOI:10.20069/j.cnki.DJKX.2026010

数据资产、产业链联动与企业全要素生产率

张本秀[1]，吴福象[1,2]，庄 林[3]

1. 南京大学 经济学院，江苏 南京 210093
2. 南京大学 长江三角洲经济社会发展研究中心，江苏 南京 210093
3. 中国人民大学 财政金融学院，北京 100872

移动端阅读

摘要：以数据为中心的要素形态和业务模式变革，推动数据要素成为企业战略性资产，促进创新并提升全要素生产率。以2008—2022年A股上市公司为研究样本，从产业链联动视角研究企业数据资产对全要素生产率的影响。研究发现：企业扩大数据资产规模带动全要素生产率提升，在此过程中企业间的信息联动发挥有效的中介效应。在不同规模、不同行业和不同无形资产占比的企业中，数据资产规模扩大均带动全要素生产率提升，此类效应在大型企业和无形资产占比高的企业中尤为显著。此外，数据资产对全要素生产率的影响随产业链联动而深化，下游行业数字化转型程度、市场竞争程度以及客户集中度，均对企业数据资产的生产率提升效应发挥正向调节作用。据此指出，充分发挥企业数据资产的生产率提升效应需要优化制度设计，建立多层次投入机制以及构建数字化联动平台，全面提升企业生产效率，发挥数据资产的协同价值。

关键词：数据资产；全要素生产率；产业链联动；信息联动；企业数字化；供应链关系

文献标识码：A **文章编号**：1002-2848-2026(01)-0017-16

一、问题提出

随着国际产业格局加速变革，全球产业链正发生大规模的解构、脱钩与重组，尤其以美国为主导的高技术“靶向脱钩”，迫使中国产业面对发达国家“高端回流”和发展中国家“中低端分流”的双重压力。全球产业链重组的实质是国家科技水平的竞争。率先完成以数据为中心的要素形态革新和业务模式变革的企业，能够快速积累数据资产，适应数字经济发展背景下企业以数字化转型为创新动力的主流模式。基于丰富的制造经验和相对成熟的数据交易市场，发达国家企业间的数据共享和交易较为活跃，有利于降本增效。在国际竞争中，国内企业提升比较优势和全球价值链分工地位的关键在于积累数据资产，并明确数据资产效率提升作用的动力机制和中间路径，不仅从要素配置优化的角度促进企业内部生产与管理模式升级，还有效引进和应用前沿技术且推动生产技术升级。

党的十九届四中全会指出，要“健全劳动、资本、土地、知识、技术、管理、数据等生产要素由市场评价贡献、按贡献决定报酬的机制”，明确数据成为一种生产要素①。作为生产要素的数据来源于个人活动、商业经营、平台机构等，具有原始性和无序性，虽具有信息含量，却不能直接为企业所采用。而数据资产需要经过人工处理方能得到，是对数据要素进行收集、加工和积累后，在企业内部以无形资产形式存在的

基金项目：国家社会科学基金重大项目(20&ZD123)；国家自然科学基金面上项目(72073061)。

作者简介：张本秀，女，南京大学经济学院博士研究生，研究方向为创新经济学研究；吴福象，男，南京大学经济学院教授，南京大学长江三角洲经济社会发展研究中心研究员，研究方向为全球价值链与创新链治理研究；庄林，男，通信作者，中国人民大学财政金融学院博士研究生，研究方向为数字经济与公司治理，电子邮箱为zl_aug@ruc.edu.cn。

① 参见https://www.12371.cn/2019/11/05/ARTI1572948516253457.shtml。

一类资源型资产。也就是说，数据资产的形成过程实质上就是数据要素变得有价值的过程[1]。在形态上，数据资产属于无形资产，是企业拥有或控制的没有实物形态的可辨认非货币性资产。在特征上，相较于专利、设备、技术等企业资产，数据资产的区别性特征主要体现在存续性、可加工性、衍生性这三个方面。其中，存续性体现数据资产的长期价值，即使生产在不断推进，作为历史信息的往期数据仍有较高参考和比较价值；可加工性体现数据资产的价值挖掘潜力，对收集到的多样化数据进行深度加工、分析和监测，有利于进一步获取信息、控制流程和优化反馈；衍生性体现数据资产的价值增殖能力，同类数据的长期收集和保存可在流程优化和原因追溯上起高效作用，多样化数据的组合分析带来的信息价值更有可能呈指数级增长。基于数据资产的概念、形态和特征，其不仅在单个企业内部具有提升效率、优化决策的重要作用，更因其可共享、可复用、可集成等属性，为跨组织协作与价值链整合提供了可能，从而在更大范围内推动信息流动与资源优化配置。由此可见，数据资产在促进信息流动、提高企业效率等方面的积极作用难以被忽视。

提高企业全要素生产率，是国家建设现代化经济体系的工作重点。党的二十大报告指出，建设现代化经济体系需要三个“着力”，其中一个着力就落实在提高全要素生产率上。创新驱动发展战略背景下，发展新质生产力以全要素生产率大幅提升为核心标志，全要素生产率的提升依赖新的要素投入和新的增长模式。在良好的市场竞争环境中，企业开展数字变革是赋能创新、提高效率的重要途径[2]，数字变革的一个重要方面就在于积累数据资产。已有文献从产业链、供应链视角考察了数据资产对企业生产率和绩效的影响，指出数据资产是释放产业创新变革优势、提高企业生产效率的关键[3]。此外，产业链创新链融合和产业链供应链合作背景下，企业提高生产率会受到外部创新要素融合和供应链上下游协同发展的影响，有必要形成具有全球竞争力的开放创新生态，提升国家创新体系的运行效率和整体效能。Acemoglu等[4]基于美国总体生产率的研究认为不同行业间创新和提升生产率的协同性是一国提高整体生产率的关键，且数据资产的特征在于数字化和信息化，有利于企业构建信息网络和共享数据库，从而具备融入开放性创新生态的资质。因此，本文基于信息联动和产业链联动视角，研究企业数据资产对全要素生产率的影响，以期为促进企业融入开放创新生态、提高全要素生产率进而建设现代化经济体系提供学理参考。

目前，学界针对数据资产的研究集中在概念解析和统计计量上，少有研究考察数据资产的经济效应。在理论研究方面，李海舰等[5]指出数据能够成为生产要素的关键在于数据具有生产力属性、数字技术具有支撑性以及数据符合成为关键生产要素的特征这三大性质，其中数据要素特征是研究数据要素演进成为数据资产的关键切入点。熊巧琴等[6]针对数据资产的财产权、交易和定价问题进行了研究，基于数据资产的可复制性、价值不确定性等基本特点，结合数据的流通方式，探析可行的数据产品交易和定价方式，为数据资产的统计核算和经济效应分析积累理论基础。在指标构建方面，许宪春等[7]基于国民经济核算研究范式，结合理论研究及实地调研，参考数据支出资本化核算的基本分类，探索数据资产价值的测度方法和基础统计资料来源。有较多学者对数据资产的统计计量展开数据测算和实证研究，总体分为财务数据计算派别和文本分析派别。前者直接利用现有财务数据进行计算，比如利用企业市场价值和账面价值之间的差距计算[8]，后者则基本采用“构建种子词汇—提取和统计企业年报关键词”的流程，比如筛选管理讨论和分析（MD&A）部分中提到与数据资产相关的关键词[9]，调整和完善种子词汇并统计词频等[10]。

部分文献基于企业资产构成视角研究企业绩效和经济增长问题，但这些研究大多聚焦信息和通信技术（ICT）资本，将其看成是相对于传统资本而言更为高效的一类投入要素[11]。杨俊等[12]将大数据视为新型生产要素，并将其内生化引入生产函数，刻画了大数据驱动技术进步与经济增长的路径与机制，这是尝试将数据要素化并研究其经济效应的突破性研究。随着数据作为生产要素的重要性日渐突出，数据在缓解信息不对称、提升企业决策效率等方面的影响也开始得到关注[13-14]。近年来，数据资产在政策层面上得到重视，数据要素也在市场端不断积累和扩大影响，数据资产化的内生演化路径演变逐渐成熟，聚焦数据资产及其经济效应的研究凸显出重要性。

上述关于数据资产概念解析、统计计量方面的研究，为理解数据资产并进一步探索数据资产的经济效应提供了基础性的理论鉴析和方法参考。但是，由于多数研究仍笼统地探究大数据的经济效应，未将数据资产明确区别于数据要素进而展开研究，因此整体上关于数据资产经济效应的研究仍处于待完善阶

段。基于此，本文在明确数据资产概念、特征的基础上，研究数据资产对企业全要素生产率的影响和作用机制，以及这一影响受产业链联动的调节作用，是针对数据资产经济效应相关研究不足的重要补充。与已有研究相比，本文研究的独特性体现在从产业链联动的视角出发，考察数据资产对企业生产过程增效提质的作用，分析其对全要素生产率的影响。本文主要贡献在于：在研究视角上，丰富数据资产经济效应的研究成果，探讨企业数据资产对全要素生产率的影响，为有序推进企业数据资产化提供新思路，弥补了已有研究的不足；在研究框架上，指出产业链联动是数据资产促进企业全要素生产率提升的重要作用路径，并从信息联动效应角度考察中介机制，从上下游数字化转型程度和市场环境角度考察调节机制，这为解释数据资产的全要素生产率提升效应提供了新的理论视角。

二、理论模型

（一）数据资产投入的生产率提升效应

数据能够作为生产要素投入到企业生产中，形成企业独有的数据资产，但其要素特性不同于传统的物质资本和技术资本，具体表现在两个方面。一方面，数据要素不具有独立性，其无法独立在企业生产中发挥作用。企业掌握数据储存、处理和分析技术是数据要素成为数据资产的关键，这些环节中既需要高质量人力资本的配合，也需要智能化系统和网络的支撑，否则数据要素无法发挥作用。所以，企业投入的数据要素需要与ICT投入要素联合发挥作用。另一方面，数据要素具有独特性，不同企业的数据要素有所差异，由此产生信息差异并积累为独特的数据资产，可帮助企业形成竞争优势。根据数据要素的非独立性特征，假设企业内的数据要素和ICT投入要素联合发挥效率提升作用，借鉴徐翔等[15]的研究，本文采用Choi[16]的微观模型来说明企业数据资产对全要素生产率的影响。

数据要素及ICT投入要素联合发挥创新作用，提高企业生产技术水平，进而影响企业生产率。本文以$D_t^{\mu}I_t^{IT,1-\mu}$表示这种联合投入力度，其中D_t为数据要素，I_t^{IT}为ICT投入要素，μ为二者之间的替代弹性。Choi[16]认为，技术的创新突破是以泊松流的形式产生，所以本文假设联合投入力度$D_t^{\mu}I_t^{IT,1-\mu}$为1时，技术创新时的泊松流密度为a，单次创新带来的效率增长为g，则全要素生产率P_t随时间变化的关系为：

$$E(P_t|P_0)=P_0\cdot\sum_{k=0}^{\infty}(1+g)^k[\mathrm{e}^{-\int_0^t\gamma(x)\mathrm{d}x}(\int_0^t\gamma(x)\mathrm{d}x)^k/k!] \tag{1}$$

其中，P_0是初始生产率；P_t是t时刻的生产率；$\gamma(x)$是非齐次泊松过程中泊松流在时间点x的瞬时密度。将联合投入密度$D_t^{\mu}I_t^{IT,1-\mu}$和技术创新的泊松流密度a代入式(1)即可得：

$$E(P_t|P_0)=P_0\cdot\sum_{k=0}^{\infty}(1+g)^k[\mathrm{e}^{-a\int_0^t D_x^{\mu}I_x^{IT,1-\mu}\mathrm{d}x}(a\int_0^t D_x^{\mu}I_x^{IT,1-\mu}\mathrm{d}x)^k/k!] \tag{2}$$

式(2)即为数据要素和ICT投入要素联合发挥作用时，全要素生产率P_t随时间变化的关系式。长期视角下，数据要素和ICT投入要素在企业内积累为数据资产和ICT资本。本文进一步以DA_t代表数据资产，以K_t^{IT}表示ICT资本，以K_t^{NT}表示传统物质资产。由于本文主要关注数据资产是否影响企业全要素生产率，而非不同企业受到数据资产影响的差异性，故而参考徐翔等[15]的设定，采用代表性企业分析，技术创新在时间t附近无随机性地以$(1+g)^{aD_t^{\mu}I_t^{IT,1-\mu}}$的速率增长，设定$\lambda=ga$，则在极限处，增长率为$e_x^{\lambda D_x^{\mu}I^{IT,1-\mu}}$。将前式的连续时间转化为紧密的离散时间轴，每期间隔为1，投资均在期初发生，单期增长率为$\lambda D_x^{\mu}I_x^{IT,1-\mu}$。那么下一期全要素生产率和上一期全要素生产率间的关系为：

$$P_{t+1}=P_t\left[1+\lambda D_x^{\mu}I_x^{IT,1-\mu}+o(\lambda)\right] \tag{3}$$

取极限后，增长率为$\lambda\left[\mu q_t D_t/DA_t+(1-\mu)(I_t^{IT,1-\mu}/K_t^{IT,1-\mu}-\delta)\right]+o(1)$，$q_t$为企业数据储存、处理和分析的技术，$\delta$表示ICT资本的损耗和失效。将其代入式(3)并取比值可得：

$$P_{t+1}/P_t=1+\lambda\left[\mu q_t D_t/DA_t+(1-\mu)(I_t^{IT,1-\mu}/K_t^{IT,1-\mu}-\delta)\right]+o(\lambda) \tag{4}$$

进一步推导，可得以下过程：

$$P_{t+1}/P_t=\left[(1+q_tD_t/DA_t)^{\mu}(1+I_t^{IT,1-\mu}/K_t^{IT,1-\mu}-\delta)^{1-\mu}\right]^{\lambda}+o(\lambda) \tag{5}$$

$$P_{t+1}/P_t=\left[(DA_{t+1}/DA_t)^{\mu}(K_{t+1}^{IT,1-\mu}/K_t^{IT,1-\mu})^{1-\mu}\right]^{\lambda}+o(\lambda) \tag{6}$$

式(5)～(6)揭示了数据要素在数据储存、处理和分析技术下在企业内部积累成数据资产，以及ICT资本逐渐积累的背景下企业全要素生产率随时间的变动关系。基于式(6)继续迭代，忽略低阶项，并将DA_0和K_0^{IT}标准化为1，可得：

$$P_t=P_{t-1}\left[(DA_t/DA_{t-1})^{\mu}(K_t^{IT,1-\mu}/K_{t-1}^{IT,1-\mu})^{1-\mu}\right]^{\lambda} \tag{7}$$

$$P_t=P_{t-2}\left[(DA_t/DA_{t-2})^{\mu}(K_t^{IT,1-\mu}/K_{t-2}^{IT,1-\mu})^{1-\mu}\right]^{\lambda} \tag{8}$$

…

$$P_t=P_0\left[DA_t^{\mu}K_t^{IT,1-\mu}\right]^{\lambda} \tag{9}$$

显然，式(7)～(9)揭示了企业全要素生产率在时长为t的时段里的变化过程。由式(9)易得企业的全要素生产率同其数据资产的规模是成正比的。上述过程也可以从经济学理论和企业生产实践两方面进行解释。从理论上说，数据资产积累对企业生产率的提升效应是一种“干中学”效应，体现在数据要素的投入增加并在企业内部积累为数据资产的过程中，相关工作人员逐渐掌握有效的数据处理和分析方法，提高数据处理的效率和准确性，反馈于生产过程，形成有效的生产过程调节和生产决策优化作用，进而提高企业全要素生产率。从实践来看，为了提高自身竞争力，众多企业积极进行数字化转型，提高数据要素的投入，提升数据资产占比，积极开发应用计算模型和大数据云平台。这不仅提高了数据处理的效率和准确性，还保存了历史数据以供对比参考，使企业在响应市场变化、优化生产流程和做出优良决策等方面有大幅度改善，切实提升全要素生产率。综上，结合数据推导过程和理论实践两方面的分析，数据资产积累的确有利于企业全要素生产率的提升。

(二)信息联动效应的机制作用

数据要素具有独特性，即不同企业获取的数据通常是不同的，进而形成了具有差异化的数据资产，这种差异性具体表现在国际前沿更新情况、生产技术革新方向、市场供求变化和上下游客户供应链信息等多个方面。另外，企业内数据要素的规模提高和种类增多有利于生产信息的编码程序化，此种信息编码过程为企业进一步对生产与管理进行数据分析和共享提供有利条件和信息基础。所以，企业数据资产规模提升，有利于企业内对信息进行编码并进一步数字化储存、分析和共享，降低链上企业的信息搜寻和验证成本，产生显著的正向信息溢出效应。在产业链联动视角下，企业间充分的信息交流和共同利益目标驱使的合作共赢更能够提高信息交流的积极性，这一行为可减少上下游企业间的信息不对称，从生产、管理、工艺和物流等多方面促进供应链运营效率提升，从而对企业全要素生产率产生影响。因此，研究数据资产投入的生产率提升效应要考虑上述信息联动效应所发挥的路径作用。

尽管前文以泊松流形式表示了技术创新带来的生产率提升，并经过推导证明了数据资产投入对全要素生产率提升的促进性，但基于产业链联动视角考察信息联动效应的路径作用需构建包含上下游行业的分析框架。因此，本文参考Peters等[17-18]构建的最终产品生产部门和中间产品生产部门的生产函数，分析企业的生产决策和行为。在任意t时刻，经济中的最终产品部门通过投入中间产品来生产最终产品，其生产函数采用柯布—道格拉斯(C-D)生产函数形式：

$$\ln Y=\int_0^1 \ln y_i \mathrm{d}i \tag{10}$$

本文假设中间产品部门有多家企业生产同质产品y_i，投入要素主要是资本(k)和劳动力(l)，总产出为Y。沿用前文技术创新突破带来生产率增长的设定，以q表示现有技术水平下的生产率，则企业规模报酬不变的C-D函数为：

$$y(k,l;q)=qk^{\alpha}l^{1-\alpha} \tag{11}$$

其中，α为资本—产出弹性；$1-\alpha$为劳动—产出弹性。本文关注的积累数据资产的企业主要对应中间产品部门的企业，处于产业链的中游位置，受到上下游企业信息联动效应的影响。此外，中间产品部门

的产出也由最终产品部门的需求决定，在产出和需求相同时达到平衡。而最终产品部门的需求由其边际成本最小化所决定，结合式(10)可得中间产品部门的需求函数为：

$$y_i = Y/p_i \tag{12}$$

式(12)中，p_i为中间品价格。由于前文已假设中间产品部门的各企业生产同质产品，属于完全替代品，并且企业采用规模报酬不变的生产函数，所以最终产品部门为了实现边际成本最小化，一定会选择价格最低的中间产品，因此价格最低的厂商能够占领整个市场。换言之，式(12)中的中间产品部门需求函数的p_i对应所有生产中间产品企业中的最低价格。

在中间产品部门的各企业竞争力相同且生产的产品完全同质时，中间产品市场是一个完全竞争市场，各企业拥有相同的市场份额和产品定价。但是，如果有企业开始增加数据要素投入，增加自身数据资产的规模，降低成本和产品定价，那么这类积累数据资产的企业将占有整个市场的份额。数据资产带来如此效应的原因在于两个方面。一方面，数据资产规模增加意味着企业内部信息管理维护的优化，企业能够更为精确地管理资源，包括协调人力资源、调配物力资源和支配财力资源，企业生产管理过程的数据信息化也帮助企业了解内部运行实况和资源利用效率，避免浪费和冗余，有效进行过程优化。随着企业数据资产规模的扩大，企业内部生产、管理效率大幅提升，节省生产和管理成本。另一方面，数据资产规模增加也是企业数字化转型的必然结果，借助数字技术，企业可以更加精准地预测市场需求变化，并基于数字化平台对信息进行编码并进一步数字化储存、分析和共享，降低链上企业的信息搜寻和验证成本。由此可见，企业信息拥有量的大小通过影响成本来决定企业降价幅度。本文参考Bloom等[19]提出的企业信息拥有量表达式，假设企业i同时与上游h个供应商企业和下游j个客户企业存在产品交易关系，则其信息拥有量为：

$$\varphi(iud) = \tilde{\varphi}_h \sum_{u=1}^{h} x(ui)\varphi_u + \tilde{\varphi}_j \sum_{d=1}^{j} x(di)\varphi_d + \varphi_i \tag{13}$$

其中，φ_i表示企业i的自有信息量；u表示企业i的上游供应商企业；d表示下游客户企业；$\tilde{\varphi}_h \sum_{u=1}^{h} x(ui)\varphi_u$表示$h$家供应商企业通过客户网络渠道向企业$i$传递的总信息量；$\tilde{\varphi}_h$表示供应商企业向企业$i$传递信息的程度；$x(ui)$表示企业$i$对供应商企业$u$的信息网络接近程度，企业从供应商处购买的产品量越多，二者交流越频繁，网络接近程度就越高。$\tilde{\varphi}_j \sum_{d=1}^{j} x(di)\varphi_d$则表示$j$家客户企业通过供应商网络渠道向企业$i$反馈的总信息量；$\tilde{\varphi}_j$表示客户企业向企业$i$反馈信息的程度；$x(di)$表示企业$i$对客户企业$d$的信息网络接近程度，企业向客户企业销售的产品量越多，二者交流越频繁，网络接近程度就越高。式(13)揭示了中间产品部门的企业信息拥有量主要有三个来源：一是上游供应商企业的信息溢出，二是下游客户企业的信息反馈，三是自身拥有的信息量。

企业数据资产规模扩大不仅意味着自身信息量的积累和扩充，也意味着其拥有的生产技术和数据处理技术水平在提高，同上下游企业的合作与交流更加便利化、效率化，后者对企业信息拥有量的影响主要作用于其同上下游企业间的信息联动效应，上下游企业向企业i传递信息的程度$\tilde{\varphi}_h$和$\tilde{\varphi}_j$同企业数据资产规模间为正相关关系。进一步地，为了揭示数据资产规模扩大后企业拥有信息量的增加对产品降价的促进作用，本文构建如下产品价格和企业信息拥有量的关系式：

$$p_i = \bar{p}/s\varphi(iud) = \bar{p}/s\left[\tilde{\varphi}_h \sum_{u=1}^{h} x(ui)\varphi_u + \tilde{\varphi}_j \sum_{d=1}^{j} x(di)\varphi_d + \varphi_i\right] \tag{14}$$

其中，$\bar{p}$为企业i投入数据资产前完全竞争市场的均衡价格；s为降价系数，反映市场价格因企业i积累数据资产而受影响的程度。结合式(12)(14)，可得中间产品部门企业的需求函数为：

$$y_i = Ys\left[\tilde{\varphi}_h \sum_{u=1}^{h} x(ui)\varphi_u + \tilde{\varphi}_j \sum_{d=1}^{j} x(di)\varphi_d + \varphi_i\right]/\bar{p} \tag{15}$$

比较式(11)中企业i的生产函数和式(15)中企业i的需求函数，可将企业i的全要素生产率q_i表示为：

$$q_i = Ys\left[\tilde{\varphi}_h \sum_{u=1}^{h} x(ui)\varphi_u + \tilde{\varphi}_j \sum_{d=1}^{j} x(di)\varphi_d + \varphi_i\right]/\bar{p}k^{\alpha}l^{1-\alpha} \tag{16}$$

显然，根据式(16)，企业全要素生产率同其上游供应商企业的信息溢出程度和下游客户企业的信息反馈程度均成正比，说明企业同上下游企业的信息联动效应可促进全要素生产率提升。同时，上下游企业的信息联动效应同企业数据资产规模呈正相关关系，所以“积累数据资产—信息联动效应增强—全要

素生产率提升”的传导路径成立，信息联动效应是企业数据资产促进全要素生产率提升的重要路径。

三、研究设计、指标构建与数据处理

（一）数据来源

本文以2008—2022年A股上市公司为研究对象，数据来源主要有三个方面。一是国泰安（CSMAR）数据库公布的上市公司相关数据，用于测算企业数据资产规模和获取企业相关数据；二是中国研究数据服务平台（CNRDS），是本文的企业专利引用和被引用数据的主要来源；三是国家统计局公布的2007—2020年投入产出表，用于测算上下游行业的数据资产积累水平。本文还对数据作以下处理：剔除金融行业、已退市和ST、*ST公司样本；剔除主要变量缺失严重的样本。在确保数据准确性的基础上，最终样本包括744家企业的11 160个观测值，部分企业在少量年份有缺失数据，本文均采用线性插值法补齐，并对主要变量进行上下1%缩尾处理。

（二）模型构建

为了探究企业数据资产对全要素生产率的影响，本文设定基本模型如下：

$$TFP_{i,t}=\alpha_0+\alpha_1 Dig_{i,t}+\alpha_2 Z_{i,t}+\mu_i+\delta_t+\varepsilon_{i,t} \tag{17}$$

其中，i表示企业，t表示年份；$TFP_{i,t}$表示企业i在t年的全要素生产率；$Dig_{i,t}$为企业i的数据资产规模；$Z_{i,t}$表示影响企业i全要素生产率的控制变量；μ_i表示企业固定效应，δ_t表示时间固定效应，$\varepsilon_{i,t}$表示随机扰动项。

为了验证企业数据资产影响全要素生产率的作用机制，本文在式（17）的基础上进一步构建中介效应模型进行机制检验。前文已分析论证信息联动效应对企业全要素生产率的影响，且已有研究分别基于理论研究和实证分析等层面验证了企业间的信息联动效应对全要素生产率的影响[20-21]，本文仅验证数据资产对中介变量的影响，模型设计如下：

$$Lin_{i,t}=\beta_0+\beta_1 Dig_{i,t}+\beta_2 Z_{i,t}+\mu_i+\delta_t+\varepsilon_{i,t} \tag{18}$$

其中，$Lin_{i,t}$表示信息联动效应，综合代表中介变量，回归时细分为综合信息联动效应（$Inf_{i,t}$）和创新信息联动效应（$Inn_{i,t}$）。

（三）指标设计

1.全要素生产率

全要素生产率是企业生产投入转化为最终产出的总体效率，一定程度上代表了企业技术进步水平，还反映了物质生产的知识水平、管理技能、制度环境以及计算误差等因素，因此全要素生产率准确且全面地反映了企业的生产率水平。本文在基准分析中采用OP法[22]全要素生产率，在稳健性检验中采用LP法[23]全要素生产率。

2.数据资产

目前学界针对数据资产的科学测度方法仍在实践和探索中，文献主要以筛选财务数据方法和文本分析方法为主。在筛选财务数据方法中，主要的做法包括利用企业市场价值和账面价值之间的差值衡量[10]，以及筛选企业财务报表附注中所披露的固定资产和无形资产支出明细来衡量[24]。综合比较两类方法，相较于直接利用财务数据，文本分析方法采用“从权威文件中提取种子词汇—从企业年报中统计关键词词频”的流程，能更加客观、准确地反映数据资产的信息含量与动态演变[25]。

中国信息通信研究院通过关键词检索和文本识别，将数据资产按照用途划分为自用型数据和交易型数据资产①，何瑛等[25]在此基础上以数据资产相关法律法规文本为语料库，围绕“信息”“网络”“数字”“数

① 此类划分方法出现在中国信息通信研究院政策与经济研究所于2020年发布的《数据资产确认与会计计量研究报告》中。

据”这4类种子词汇，采用神经网络模型和深度学习技术构建相似词词集，尽可能覆盖了重要关键词和扩充信息含量。基于此，本文构建的数据资产关键词词库，对企业年报进行了关键词搜索和总词频统计，并以总词频作为衡量企业数据资产的测度指标。由于以关键词总词频衡量的企业数据资产具有明显的“右偏”特征，本文对其采用加1后取对数处理，从而得到衡量企业数据资产规模的代理变量。

3.综合信息联动效应

数据资产打通了加速要素流动的高效信息渠道，降低了企业间的信息不对称，实现了上下游企业之间、供应商企业与客户企业之间的高效信息联动，优化了产业链整体决策，提升了其整体生产效率。因此，本文主要采用企业与重要合作伙伴的信息连结强度衡量产业链中企业的信息溢出，这一指标反映了重要合作伙伴对供应商企业信息的了解和接近程度，体现企业间对于生产和技术相关信息的联动效应。参考孙浦阳等[26]的研究，构建企业同合作主体间的信息连接强度如下：

$$inf_{it}=ass_{it}\times cus_{it}\Big/\sum_{i\in j}ass_{it} \tag{19}$$

其中，ass_{it}表示企业资产，j表示行业，cus_{it}表示企业对前五大客户的销售额占其总销售额的比重。式(19)以企业资产在行业资产中的占比衡量企业的行业影响力。而前五大客户代表企业在不同年份的主要销售渠道，如果客户购买了较大比重的企业产品，其同企业交流的机会越多，能够获取更多真实的企业生产、经营、管理等相关信息。因此，以前五大客户的销售额占其总销售额的比重捕捉重要合作伙伴对企业生产、经营、管理等综合信息的了解程度，也反映了企业向重要合作伙伴的综合信息溢出程度，双向视角下即为企业同重要合作伙伴间的信息连结强度。由于此变量属于比重相乘的数据，同本文其他变量不在同一层级，所以回归时取对数处理。

4.创新信息联动效应

企业间的创新信息流动有利于实现知识基础互补，其中企业的知识基础主要包括研发创新能力、生产技术方案等，这类创新禀赋在企业保护知识产权和推动创新成果转化应用的过程中，集中以专利的形式体现出来。而专利引用是企业、研发机构、实验室等创新主体进行技术学习、知识共享的重要途径，体现了发明人之间的交流和研发要素流动，所以企业的专利引用和被引用次数综合揭露其主动学习前沿技术的意愿和自身知识信息溢出的程度。为了体现企业对创新类信息的分享与交流，本文采用专利引用次数和被引用次数之和衡量企业间的创新信息联动效应，由于此变量具有“右偏”特征，所以回归时对其作加1后取对数的处理。

5.控制变量

为了防止遗漏变量带来的回归偏误，本文还引入了一系列反映企业经营运作和财务状况的控制变量，主要包括：资产负债率(*Alr*)、流动比率(*Cr*)、托宾Q值(*TbQ*)、第二至第五股东持股比重(*Sr*)和管理费用占比(*Mar*)。主要变量的描述性统计结果如表1所示。

表1　主要变量的描述性统计结果

变量类型	变量符号	变量名称	变量说明	均值	最小值	最大值
被解释变量	*TFP*	全要素生产率	投入产出法测算	6.788	2.881	9.539
解释变量	*Dig*	数据资产	数据资产关键词总词频	20.435	2.000	186.000
机制变量	*Inf*	综合信息联动效应	信息连接强度	0.001	0	0.128
	Inn	创新信息联动效应	专利引用数和被引用数之和	83.775	0	138 279.000
控制变量	*Alr*	资产负债率	资产与负债的比值	0.502	0	1.488
	Cr	流动比率	流动资产与流动负债比值	1.875	0.001	46.405
	TbQ	托宾Q值	市场价值与资产重置成本比值	2.088	0.595	10.925
	Sr	第二至第五股东持股比重	企业第二至第五位股东持有股票市值占总市值的比重	0.600	0.004	4.366
	Mar	管理费用占比	管理费用与主营业务收入比值	0.127	0	2.037

四、实证结果分析

(一)基准回归结果

为验证数据资产对企业全要素生产率的影响,本文采用式(17)进行回归,估计结果如表2所示。第(1)列仅加入了数据资产的变量,其回归系数在1%的水平下显著为正,第(2)~(6)列逐步加入了一系列控制变量,数据资产的回归系数均在1%的水平下显著为正,这说明企业数据资产显著促进了全要素生产率提升。

表2 基准回归估计结果

变量	被解释变量:*TFP*					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Dig	0.117***	0.116***	0.116***	0.104***	0.102***	0.179***
	(0.015)	(0.015)	(0.015)	(0.015)	(0.015)	(0.013)
Alr		−0.148***	−0.200***	−0.142**	−0.139**	0.022
		(0.057)	(0.061)	(0.058)	(0.058)	(0.054)
Cr			−0.010***	−0.007*	−0.008**	−0.001
			(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.003)
TbQ				−0.078***	−0.077***	−0.038***
				(0.006)	(0.006)	(0.006)
Sr					0.062***	0.036**
					(0.017)	(0.016)
Mar						−0.989***
						(0.045)
观测值数	11 160	11 160	11 160	11 160	11 160	11 160
调整后的R^2	0.753	0.753	0.754	0.761	0.761	0.797

注:1.()中为稳健标准误。

2.***、**和*分别表示在1%、5%和10%的水平下显著。

3.已控制企业固定效应和年份固定效应。

(二)稳健性检验①

1.替换被解释变量的测算方法

本文使用LP法测算的全要素生产率替代基准回归中的OP法全要素生产率进行回归。替换被解释变量的测算方法后,数据资产显著促进企业全要素生产率提升,证明本文核心结论的稳健性。

2.剔除部分年份的样本数据

考虑到新冠病毒感染疫情的影响,本文剔除了2020—2022年的样本数据进行回归,结果显示,即便剔除此影响,仅针对2008—2019年的样本数据回归,数据资产对企业全要素生产率提升的促进效应仍然显著,证明本文的核心结论是稳健的。

3.延长时间考察窗口

本文延长了数据资产影响企业全要素生产率的时间考察窗口,依次将核心解释变量数据资产滞后一期以及被解释变量企业全要素生产率前置一期进行回归,系数都呈现为企业数据资产显著促进企业全要素生产率提升,再次证明本文核心结论的稳健性。

① 篇幅限制,结果留存备索。

4.控制交互固定效应

在基础回归的基础上，本文进一步控制了行业与年份的交互固定效应，进而控制随时间和个体变化的不可观测因素，减少因遗漏变量导致内生性问题的干扰。回归结果显示，在控制了行业与年份的交互固定效应后，$Dig_{i,t}$的回归系数在1%的水平下显著为正，与本文的基准回归结果一致，说明本文的结论稳健。

（三）内生性检验①

本文的研究还可能存在互为因果的内生性问题，即数据资产促进企业全要素生产率提升，企业全要素生产率提升也促使相关企业和行业有了更高的数据资产需求，持续转化并积累数据资产。尽管已有研究中多有采用核心解释变量滞后的处理方法来减弱互为因果的干扰，但回归模型中仍旧可能存在遗漏变量偏误。基于此，本文主要采用两种做法缓解遗漏变量问题、可能存在的样本选择偏误以及反向因果问题。

其一，本文选取同行业同年份其他企业的数据资产均值（*DIV*）作为工具变量，采用两阶段最小二乘法进行回归。一方面，企业所在行业的数据资产积累情况同企业数据资产有相关性。另一方面，考虑到行业特性和差异化因素，行业内其他企业数据资产积累的平均水平难以直接影响企业的全要素生产率，满足外生性原则。结果显示，一阶段工具变量对数据资产重新估计的回归系数显著为正，二阶段回归中，数据资产对企业全要素生产率提升的回归系数显著为正，与本文的基准回归结果一致，说明本文的结论稳健。此外，Kleibergen-Paap rk Wald F统计量在10%的显著性水平下大于Stock-Yogo临界值，LM统计量在1%的显著性水平下拒绝原假设，表明工具变量通过了弱工具变量检验与可识别检验。因此，工具变量的选取合理且有效。

其二，考虑到受数字技术发展程度和自身发展需求的影响，企业的数据资产积累是分批次推动的，且工业和信息化部于2016年发布的《大数据产业发展规划（2016—2020年）》推动了大数据产业发展，促进企业开启并重视数据资产的积累，这对于企业来说是典型的外生冲击事件，可以构建准自然实验来进行研究。因此，本文选择多期双重差分模型（DID）来进一步克服内生性问题。通过对实验组和对照组的企业进行两次差分，从而有效地消除个体之间的内在差异以及与实验组无关的时间趋势导致的偏误，得到企业数据资产对全要素生产率提升的“净效应”。首先，以政策文件发布的2016年为关键时间点，根据2016年企业所在行业的数据资产中位数来引入个体虚拟变量*Tre*，如果某行业2016年数据资产总规模高于所有行业数据资产规模中位数，则将此行业内所有企业作为实验组，*Tre*赋值1，反之则为控制组，赋值0。其次，以2016年为起始时间引入时间虚拟变量，2016年及以后年份赋值1，2016年之前年份赋值0。据此，本文构建如下DID模型来检验企业数据资产对全要素生产率的影响：

$$TFP_{i,t}=\phi_0+\phi_1 Tre_{i,t}+\phi_2 Pos_{i,t}+\phi_3(Tre_{i,t}\times Pos_{i,t})+\phi_4 Z_{i,t}+\varepsilon_{i,t} \tag{20}$$

其中，φ_3是关键变量的待估参数，表示企业积累一定规模的数据资产前后，企业全要素生产率变化的情况。结果显示$Tre_{i,t}\times Pos_{i,t}$的回归系数显著为正，这说明企业数据资产对全要素生产率具有显著的正向影响。

（四）作用机制检验②

前文理论分析指出，数据资产规模通过加强企业间的信息联动效应促进了全要素生产率提升。为此，本文对作用机制进行检验，并在指标构建上，以企业间的信息连接程度衡量企业和重要合作伙伴间关于生产、经营、管理等综合信息的分享程度，表示综合信息联动效应。以企业的专利引用和被引用总次数衡量企业和其他创新主体间关于技术、专利等创新信息的借鉴学习和溢出程度，表示创新信息联动效应。结果显示，数据资产对综合信息联动效应的回归系数显著为正，说明企业和重要合作伙伴间在生产、经

① 篇幅限制，结果留存备索。

② 篇幅限制，结果留存备索。

营、管理等方面的信息了解程度在数据资产促进企业全要素生产率提升中发挥显著的中介作用。数据资产对创新信息联动效应的回归系数显著为正，说明企业同其他创新主体间在技术、专利上的互相学习和创新溢出能够在数据资产促进企业全要素生产率提升中发挥显著的中介作用。综上，信息联动效应是企业数据资产促进全要素生产率提升的机制路径。

(五)异质性检验

1.基于企业规模的异质性检验

不同规模的企业在产业链中承担不同的分工，也因自身禀赋的不同，具有不同的要素优势，企业发展和成长路径有所不同[27]。所以，不同规模的企业通过积累数据资产来提升自身全要素生产率的过程也存在差异。本文以企业资产均值的75%分位数为标准，将样本企业划分为大型企业和中小企业，并分组进行回归。表3第(1)(2)列结果显示，大型企业和中小企业数据资产的回归系数均显著为正，但大型企业数据资产的回归系数略高于中小企业，此回归结果通过了系数组间差异检验。这说明不论企业规模大小，数据资产对全要素生产率的促进作用都能够得到有效发挥，大型企业在整合数据资产、优化资源分配方面具有优势。而中小企业同时面临资源有限、优胜劣汰、规模劣势等多重挑战，数据资产帮助中小企业针对有限的资源进行优化配置，提升数据分析和决策能力，在提升其全要素生产率方面虽可能存在困难，但也能取得显著效果。

表3 异质性检验回归估计结果

变量	被解释变量：*TFP*					
	(1)大型企业	(2)中小企业	(3)创新行业	(4)非创新行业	(5)无形资产占比高	(6)无形资产占比低
Dig	0.105*** (0.031)	0.103** (0.014)	0.087*** (0.015)	0.131*** (0.031)	0.102*** (0.017)	0.101*** (0.019)
观测值数	2 790	8 370	9 712	1 448	5 595	5 565
调整后的R^2	0.749	0.736	0.800	0.839	0.778	0.799
组间差异检验P值	0.045**		0.303		0.097*	

注：1.()中为稳健标准误。

2.***、**和*分别表示在1%、5%和10%的水平下显著。

3.已控制企业固定效应和年份固定效应，控制变量估计结果留存备索。

4.系数组间差异检验方法采用费舍尔组合检验(抽样1 000次)。

2.基于行业分类的异质性检验

不同行业内企业的经营管理和生产情况有所不同，可能导致生产率提升效果存在差异。考虑到创新行业和非创新行业中企业积累数据资产情况的差异性，本文将样本企业所在的行业进行分类，参考国家统计局出台的《新产业新业态新商业模式统计分类(2018)》，筛选出创新行业和非创新行业并分组进行回归。表3第(3)(4)列结果显示，创新行业内企业的数据资产显著促进全要素生产率提升，非创新行业内企业的数据资产同样显著提升全要素生产率，后者的回归系数更大。此回归结果未通过系数组间差异检验，说明不论企业所在的行业是否属于创新行业，数据资产均能提升其全要素生产率，也进一步揭示了数据资产积累以及数字化技术广泛应用所带来的优化效果已经覆盖创新能力不强的传统行业。

3.基于企业无形资产占比的异质性检验

数据本身不具备直接创造价值的能力，需要同特定的技术共同作用，才能为企业带来价值提升，所以数据要素不能作为独立的要素投入生产，而是需要互补性的要素来协同投入[28]。企业无形资产囊括了专利权、非专利技术、特许权等智力资本，反映了企业技术实力和文化特色等软实力，所以无形资产占比高的企业在数据开发与应用方面具有优势。基于此，本文以企业无形资产除以总资产比值的中位数为标准，将样本企业划分为无形资产占比高和占比低两组，分别进行回归。表3第(5)(6)列结果显示，不论企业无形资产的占比高或低，数据资产均能促进全要素生产率显著提升，无形资产占比高的企业数据资产回归系数略高于无形资产占比低的回归系数，此回归结果已通过系数组间差异检验。显然，无形资产占

比高的企业在数据处理、研发管理等方面具有优势，其内部要素禀赋同数据要素的互补性更强，要素间的协同作用充分发挥，有利于转化形成数据资产进而提升企业全要素生产率。相比之下，无形资产占比低的企业可能在添设生产设备、扩建厂房、开展市场营销等方面投入更多，这类投入多以有形资产形式体现。数据资产是数字化、智能化较高的禀赋，在企业内部能够连结人才、技术等多类要素，对有形资产进行高效利用，所以对无形资产占比低、有形资产占比高的企业同样具有提升生产效率的积极作用。

五、产业链联动的调节效应

（一）上下游行业数字化转型程度的调节效应

产业链联动视角下，上下游企业间的合作程度加深，合作企业的生产改进和效率优化会通过上下游行业间的业务传导效应影响企业全要素生产率。上下游行业内的供应商和客户是企业在业务经销和行情沟通上的主要合作主体，而数字化转型程度综合衡量了企业利用数字技术提高业务效率、质量和效益的水平，深度影响企业对外的业务合作和信息交流。所以上下游行业内企业的数字化水平可能基于“供应商—企业—客户”的业务链条，影响企业数据资产提升全要素生产率的过程。

基于此，本文参考陶锋等[29]的做法，先筛选企业无形资产中包含“数字化”“智能”“软件”“网络”“系统”“客户端”“电子商务”等数字化关键词的明细项，以包含数字化关键词的无形资产期末余额与其全部无形资产期末余额总值之比来衡量企业的数字化转型程度，再以相关行业内所有企业数字化转型程度的均值衡量行业数字化程度。

另外，为了反映本文样本企业所对应的上下游行业的数字化程度，参考包群等[30]的方法来进行测算，测算公式如下：

$$up_{kt}=\sum_{j\neq k}\left(inp_{kjt}\Big/\sum_{j}inp_{kjt}\right)\times tra_{jt} \tag{21}$$

$$dow_{kt}=\sum_{j\neq k}\left(out_{kjt}\Big/\sum_{j}out_{kjt}\right)\times tra_{jt} \tag{22}$$

其中，up_{kt}为行业k的上游行业数字化转型程度；inp_{kjt}为t年行业j向行业k投入的中间产品；$\sum_{j}inp_{kjt}$为行业k被投入的全部中间产品，二者相除为t年行业k对行业j的直接消耗系数；dow_{kt}为行业k的下游行业数字化转型程度；out_{kjt}为t年行业k向行业j提供的中间产品；$\sum_{j}out_{kjt}$为t年k行业所收到的全部中间需求，二者相除为t年行业k对行业j的分配系数。上述中间产品投入量和中间需求量均是基于国家统计局公布的2007—2020年全国投入产出表所计算的。tra_{jt}表示t年行业j的数字化转型程度，分别乘以行业k对行业j的直接消耗系数和分配系数，可得行业k的上游和下游行业数字化转型程度。最后，本文以样本企业的行业归属为依据，计算出的不同行业的上下游行业数字化转型程度相匹配，由此建立“样本企业—所属行业—行业的上下游数字化转型程度”的对应关系。

上游行业数字化转型程度调节效应的回归结果如表4第（1）列所示，上游行业数字化转型程度与企业数据资产的交互项回归系数虽为正，但不显著，说明上游行业数字化转型程度未对企业提升全要素生产率产生显著的促进作用。下游行业数字化转型程度调节效应的回归结果则如表4第（2）列所示，下游行业数字化转型程度与企业数据资产的交互项回归系数显著为正，说明下游行业数字化转型程度对企业数据资产提升全要素生产率具有显著的正向调节作用。

一方面，中国企业的数字化转型正在发展阶段，更加靠近终端消费者的下游行业相较于垄断性企业较多的上游行业，具有更加强烈的数字化转型需求。另一方面，位于上游行业的企业具有资本、技术密集型特征，数字要素和数字技术在这类企业内部的应用和生效周期长。而下游行业靠近市场，面临激烈的市场竞争，具有加快数字技术应用推广进而提高全要素生产率和市场竞争力的需求。综合以上两方面，下游行业数字化转型可能优于上游行业，本文有限样本的统计结果同样显示，上游行业的企业数字化转型程度均值为0.053，略低于下游行业的0.056。故而，下游行业数字化转型能够带来显著的正向促进作用，而上游行业数字化转型的促进作用尚未充分发挥。

表4 产业链联动的调节效应回归估计结果

变量	被解释变量：*TFP*				
	(1)上游数字化	(2)下游数字化	(3)市场竞争程度	(4)客户集中度	(5)供应商集中度
Dig×*Up*	2.032 (1.312)				
Dig×*Dow*		0.487*** (0.153)			
Dig×*Com*			0.218*** (0.076)		
Dig×*Cus*				0.102* (0.061)	
Dig×*Sup*					0.103** (0.050)
观测值数	11 160	11 160	11 160	11 160	11 160
调整后的R^2	0.810	0.825	0.811	0.797	0.812

注：1.（）中为稳健标准误。

2.***、**和*分别表示在1%、5%和10%的水平下显著。

3.已控制企业固定效应和年份固定效应，控制变量估计结果留存备索。

（二）市场结构的调节效应

产业链上各环节之间的相互作用和关联依赖市场调节，不同的市场结构可能会影响这种联动关系进而呈现出不同的反应模式。尤其是市场竞争格局的变化，直接影响企业技术需求和管理模式，对不同规模、不同类型的企业具有差异化影响，从而影响数据资产提升全要素生产率的过程。据此，本文以赫芬达尔指数衡量市场竞争程度，以其为调节变量检验市场竞争程度对数据资产提升企业全要素生产率的影响。表4第(3)列结果显示，市场竞争程度和数据资产的交互项回归系数显著为正，说明其在数据资产提升企业全要素生产率中起正向调节作用。

事实上，活跃的市场竞争能够倒逼各类企业积极创新和转型升级，并促进不同类型的企业、位于不同产业链环节的企业加强合作与信息交流，增强产业链联动效应，进而对数据资产促进企业全要素生产率提升产生正向影响。所以企业所在市场的竞争程度越高，数据资产对企业全要素生产率的提升作用越大。

（三）供应链关系的调节效应

供应链关系的本质在于原材料采购和产品生产销售，但在其运作的同时，也伴随着信息的流通与共享，对于协调“供应商—企业—客户”关系、降低信息不对称具有积极影响，与数据资产提升企业全要素生产率的机制相契合，所以供应链关系会对该过程产生一定的调节作用。为探究供应链关系对数据资产提升企业全要素生产率的影响，本文分别以前五大客户销售额占年度总销售额的比例衡量客户集中度，以前五大供应商采购额占年度总采购额的比例衡量供应商集中度，针对这两个指标分别与数据资产构建交互项进行回归。表4第(4)(5)列结果显示，客户集中度和数据资产的交互项回归系数在10%的水平下显著为正，供应商集中度和数据资产的交互项回归系数在5%的水平下显著为正。这说明客户集中度和供应商集中度皆对数据资产提升企业全要素生产率产生正向调节作用。

客户集中度越高，意味着企业前五大客户业务量占比越高，其销售途径愈发依赖稳定的大客户，这类销售关系的稳定性对于企业持续优化生产管理和沟通路径，促进数据资产积累并发挥数据资产的生产率提升作用具有辅助性优势，避免了频繁更换主要合作客户所导致的低效行为。但是，长期的固定需求也可能导致企业生产线缺乏灵活性和规模效益，且企业过于依赖大客户会提高市场风险，并缺乏技术革新的动力，这类因素可能会对企业发挥数据资产优势来提升全要素生产率的过程产生制约性，属于需要及时识别并纠正的消极因素。供应商集中度越高，意味着企业前五大供应商采购额占比越大，其采购途径来源于稳定的合作商。企业与供应商建立长期稳定的供应关系有利于企业在议价、谈判和合同管理等方

面提高自身地位，虽然对于供应商的过度依赖也存在一定风险，但企业作为支付方和需求方具有主导优势，可对供应商技术升级、产品和服务质量等方面提出合理要求，也可以同主要供应商协作，优化物流、仓储和库存管理等环节，降低运营成本，由此多方面促进数据资产发挥生产率提升作用。

六、结论及政策建议

国内企业正在经历以数据为中心的要素形态和业务模式变革，提高企业内数据资产的规模对于提高全要素生产率具有重要意义。本文采用理论模型刻画了企业数据资产、信息联动效应及全要素生产率间的作用渠道，并以2008—2022年A股上市公司为研究样本，考察企业数据资产对全要素生产率的影响以及信息联动效应在此过程中的机制作用。研究结论有四个方面。第一，企业数据资产规模的提高有利于自身全要素生产率的提升，在更换核心变量、考虑内生性问题后，研究结论稳健。第二，企业数据资产提高主要通过促进企业间的信息联动效应来提升全要素生产率，不论是生产、经营、管理等为主的综合信息流动，还是以技术、专利为主的创新信息溢出，均是数据资产促进企业全要素生产率提升的有效路径。第三，数据资产对企业全要素生产率的影响具有普适性，能够全面提升不同规模、不同行业和不同无形资产占比企业的全要素生产率，根据异质性分析结果，数据资产针对大型企业和无形资产占比高企业的全要生产率提升效应更优。第四，基于产业链联动视角的调节效应检验表明，企业所在行业的下游行业数据资产积累水平提升、企业所在市场的竞争程度加强以及企业的供应商集中度、客户集中度提高时，企业数据资产的生产率提升效应得到显著增强。基于以上研究结果，本文得到如下政策启示：

一是优化政府引导企业管理变革的制度设计，助力企业建立以数据资产为中心的生产与管理模式。人工智能时代，企业开始提升智能化、数字化水平，逐渐积累数据要素，但多数国内企业未经历过“科学管理”和“精益管理”的变革，不具有妥善储存、处理和分析数据的技术基础，也尚未形成同数据中心化变革相适配的人才基础和业务模式。针对上述问题，政府部门应从两方面发力帮助企业建立以数据资产为中心的生产与管理模式。其一，落实针对性引导措施，从定期举行数据化管理模式的培训会和分享会、制定数据资产管理相关标准并设立数据资产管理示范企业和项目、进行优化管理模式的企业评比以及为企业同相关高校和研究机构的管理学科专业人员提供合作交流机会等方面发力；其二，出台鼓励性政策，具体在针对企业数据中心化改革的税收优惠、打击数据侵权行为并完善数据权利相关的法律法规、维护数据市场公平竞争的监管制度以及促进企业数据资产投入并转化为成果的鼓励政策等方面发力。

二是完善数据要素资产化的多层次投入机制，针对不同类型企业的特征及所受影响实施差异化战略。本文的研究证明，中小企业、无形资产占比高的企业更能发挥数据资产的效率提升作用。首先，中小企业通常面临数据资产投入规模有限和数据中心化管理变革资金不足的问题。针对中小企业，政府部门不仅要加大财政补贴和税收优惠力度，出台中小企业专享的鼓励性政策，更要积极组织数据资产管理和业务模式优化相关的培训活动，帮助中小企业准确认识自身禀赋优势和发展前景，优先配备与自身业务模式、发展方向相契合的数据资产。其次，无形资产占比高的企业通常处于高技术产业，这类企业亟需与其自身数据资产配置相匹配、能够帮助其提高市场竞争力的高技能人才和前沿技术。在引进和培育人才方面，为其开通直接对接高校和对口产业的人才招聘通道，并为企业管理人员和数据资产对接人员提供针对性的培训和指导；在促进技术创新方面，鼓励企业同创新主体合作，着重搭建企业同重点实验室和研发机构合作交流的平台，促进产学研合作和研发成果转化应用，打造前沿技术领域和关键技术领域的创新共同体。

三是搭建跨行业、跨地区、跨时期的数字化联动平台，为充分发挥联动优势提供覆盖全产业链的平台保障。产业链联动视角下，上下游行业的数字化水平、市场竞争程度和供应链关系都深刻影响着企业数据资产的生产率提升效应，对此，政府部门应牵头建立跨行业、跨地区、跨时期的数字化联动平台。建立联动平台的重点在于三个方面。其一，需要设计灵活的平台架构和标准统一的管理规范。联动平台的架构应根据不同行业、不同产业链的业务模式和运行特征灵活设计，但需要应用统一的管理规范，即以促进数字化联动、发挥数据资产优势为主的资源共享式管理。其二，明确政府部门是联动平台的管理主体，并尝试在优势行业和重点行业试点运行。作为智能时代出现的崭新生产要素，国内对数据的产权保护体系

尚不完善，因此以优势行业和重点行业先行试点，完善后逐步推广至其他行业的分批式应用更为合理。其三，瞄准前沿技术和数字化发展前景，推动联动平台由链式覆盖向网络化覆盖发展。随着企业数据资产规模日渐提升，智能化、数字化发展将成为企业转型主攻方向，未来产业链的发展会进一步融入创新链、人才链和资金链，纳入高校、研发机构、金融机构等主体，所以数字化联动平台的发展要趋向网络化，考虑更多主体的特征和需求，实现更多类型要素的融入，方能适应现代企业的发展需求，切实为提高企业数据资产的生产率提升效应发挥联动优势。

参考文献：

[1] 翟运开，刘冰琳，王宇，等.数据生命周期视角下医疗健康大数据资产化影响因素研究[J].情报杂志，2024，43(1)：183-190.
ZHAI Y K，LIU B L，WANG Y，et al. Research on the influencing factors of medical and health big data assetization from the perspective of data life cycle[J].Journal of Intelligence，2024，43(1)：183-190.

[2] 叶举，艾玮炜.市场竞争中的企业数字变革：赋能创新的影响研究[J].当代经济科学，2024，46(3)：80-94.
YE J，AI W W. Digital transformation in the market competitive environment：impact of enabling enterprise innovation [J].Modern Economic Science，2024，46(3)：80-94.

[3] GUNASEKARAN A，PAPADOPOULOS T ，DUBEY R ，et al. Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance[J].Journal of Business Research，2017，70：308-317.

[4] ACEMOGLU D，AUTOR D，PATTERSON C. Bottlenecks：sectoral imbalances and the U. S. productivity slowdown[R].National Bureau of Economic Research Working Paper，2023.

[5] 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，2021，41(8)：48-59.
LI H J，ZHAO L. Data becomes a factor of production：characteristics，mechanisms，and the evolution of value form [J].Shanghai Journal of Economics，2021，41(8)：48-59.

[6] 熊巧琴，汤珂.数据要素的界权、交易和定价研究进展[J].经济学动态，2021，62(2)：143-158.
XIONG Q Q，TANG K. Research progress on the right delimitation，exchange and pricing of data[J]. Economic Perspectives，2021，62(2)：143-158.

[7] 许宪春，张钟文，胡亚茹.数据资产统计与核算问题研究[J].管理世界，2022，38(2)：16-30.
XU X C，ZHANG Z W，HU Y R. Research on deriving measures of data assets in national accounts[J]. Journal of Management World，2022，38(2)：16-30.

[8] 路征，周婷，王理，等.数据资产与企业发展：来自中国上市公司的经验证据[J].产业经济研究，2023，22(4)：128-142.
LU Z，ZHOU T，WANG L，et al. Data assets and firm development：empirical evidence from Chinese listed companies[J].Industrial Economics Research，2023，22(4)：128-142.

[9] HU C，LI Y，ZHENG X. Data assets，information uses，and operational efficiency[J].Applied Economics，2022，54 (60)：6887-6900.

[10] 于翔，牛彪，苑泽明.数据资产、人力资本升级与企业价值[J].中南财经政法大学学报，2024，51(2)：109-122.
YU X，NIU B，YUAN Z M. Data assets，human capital upgrading and enterprise value[J]. Journal of Zhongnan University of Economics and Law，2024，51(2)：109-122.

[11] KRETSCHMER T. Information and communication technologies and productivity growth：a survey of the literature [R].Organization for Economic Co-operation and Development Digital Economy Papers，2012.

[12] 杨俊，李小明，黄守军.大数据、技术进步与经济增长：大数据作为生产要素的一个内生增长理论[J].经济研究，2022，57(4)：103-119.
YANG J，LI X M，HUANG S J. Big data，technical progress and economic growth：an endogenous[J]. Economic Research Journal，2022，57(4)：103-119.

[13] BEGENAU J，FARBOODI M，VELDKAMP L. Big data in finance and the growth of large firms[J]. Journal of Monetary Economics，2018，97(5)：71-87.

[14] HUGHES-CROMWICK E，CORONADO J. The value of US government data to US business decisions[J].Journal of Economic Perspectives，2019，33，(1)：131-146.

[15] 徐翔，赵墨非.数据资本与经济增长路径[J].经济研究，2020，55(10)：38-54.
XU X，ZHAO M F. Data capital and economic growth path[J].Economic Research Journal，2020，55(10)：38-54.
[16] CHOI J P. Dynamic R&D competition under hazard rate uncertainty[J].Rand Journal of Economics，1991，22，(4)：596-610.
[17] PETERS M. Heterogeneous markups，growth and endogenous misal location[J].Econometrica，2020，88，(5)：2037-2073.
[18] AKCIGIT U，ALP H，PETERS M. Lack of selection and imperfect managerial contracts：firm dynamics in developing countries[J]. American Economic Review，2021，111(1)：231-275.
[19] BLOOM N，MARK S，JOHN V R. Identifying technology spillovers and product market rivalry[J].Econometrica，2013，81(4)：1347-1393.
[20] 游家兴.市场信息效率的提高会改善资源配置效率吗：基于R^2的研究视角[J].数量经济技术经济研究，2008，25(2)：110-121.
YOU J X. Can the increase in the market information efficiency improve the capital allocation efficiency[J].Journal of Quantitative & Technological Economics，2008，25(2)：110-121.
[21] 邢恩泽，邓玉萍，袁礼，等.信息披露质量与企业全要素生产率[J].中国软科学，2023，38(7)：114-126.
XING E Z，DENG Y P，YUAN L，et al. Information disclosure quality and total factor productivity of enterprises[J]. China Soft Science，2023，38(7)：114-126.
[22] OLLEY S，PAKES A. The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry[J].Econometrica，1996，64(6)：1263-1297.
[23] LEVINSOHN J，PETRIN A. Estimating production functions using inputs to control for unobservables[J].Review of Economic Studies，2003，70(2)：317-341.
[24] 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.
LI J，DONG X F，ZHANG J L，et al. The impact of data assets on enterprise innovation investment[J]. Foreign Economics & Management，2023，45(12)：18-33.
[25] 何瑛，陈丽丽，杜亚光.数据资产化能否缓解“专精特新”中小企业融资约束[J].中国工业经济，2024，41(8)：154-173.
HE Y，CHEN L L，DU Y G. Does data assetization alleviate financing constraints of SRDI SMEs[J].China Industrial Economics，2024，41(8)：154-173.
[26] 孙浦阳，刘伊黎.企业客户贸易网络、议价能力与技术追赶：基于贸易网络视角的理论与实证检验[J].经济研究，2020，55(7)：106-122.
SUN P Y，LIU Y L. Firm trade networks，bargaining power and technological progress[J]. Economic Research Journal，2020，55(7)：106-122.
[27] 王杰，刘斌.环境规制与企业全要素生产率：基于中国工业企业数据的经验分析[J].中国工业经济，2014，31(3)：44-56.
WANG J，LIU B. Environmental regulation and enterprises’ TFP：an empirical analysis based on China’s industrial enterprises data[J].China Industrial Economics，2014，31(03)：44-56.
[28] 段巍.解码数字经济时代的产业链升级：数据要素和数字技术的双重作用[J].中国社会科学评价，2023，9(3)：58-66.
DUAN W. Decoding the upgrading of the industrial chain in digital economy：the dual role of data elements and digital technology[J].China Social Science Review，2023，9(3)：58-66.
[29] 陶锋，王欣然，徐扬，等.数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率[J].中国工业经济，2023，40(5)：118-136.
TAO F，WANG X R，XU Y，et al. Digital transformation，resilience of industrial chain and supply chain，and enterprise productivity[J].China Industrial Economics，2023，40(5)：118-136.
[30] 包群，叶宁华，王艳灵.外资竞争、产业关联与中国本土企业的市场存活[J].经济研究，2015，50(7)：102-115.
BAO Q，YE N H，WANG Y L. Foreign competition，industrial linkage and domestic firms’ survival in China[J]. Economic Research Journal，2015，50(7)：102-115.

编辑：郑雅妮，高原

Data Assets, Industrial Chain Linkage, and Enterprise Total Factor Productivity

ZHANG Benxiu[1], WU Fuxiang[1,2], ZHUANG Lin[3]

1. School of Economics, Nanjing University, Nanjing 210093, China
2. Yangtze River Delta Economic and Social Development Research Center, Nanjing University, Nanjing 210093, China
3. School of Finance, Renmin University of China, Beijing 100872, China

Summary Against the backdrop of accelerated transformation in the international industrial landscape, the global industrial chain is undergoing large-scale deconstruction, decoupling, and restructuring. The U. S. led "targeted decoupling" in high-tech sectors has subjected Chinese industries to dual pressure: the "high-end backflow" from developed countries and the "mid-to-low-end diversion" from developing countries. The core of this global industrial chains restructuring lies in competition over national technological capabilities. Enterprises that prioritize data as a core production factor for innovation and business model transformation can rapidly accumulate data assets, thereby adapting to the mainstream innovation paradigm driven by digital transformation in the digital economy.

Following traditional production factors such as labor, capital, and land, data has been formally recognized as a new production factor. Data assets refer to resource-based assets that exist within enterprises in the form of intangible assets, formed through the collection, processing, and accumulation of data elements. Their positive role in facilitating information flow and enhancing enterprise efficiency should not be overlooked. In this context, this study uses Chinese listed companies from 2008 to 2022 as the research sample to examine how corporate data assets affect total factor productivity (TFP) from the perspectives of information linkage and industrial chain connectivity. The results show that expanding the scale of data assets enhances TFP, with inter-firm information linkage serving as an effective mediating mechanism. This effect is observed across firms of different sizes, industries, and intangible asset ratios, and is particularly pronounced in large enterprises and those with high proportions of intangible assets. Furthermore, the impact of data assets on TFP is deepened by industrial chain linkage—downstream industry digital transformation, market competition intensity, and customer concentration all positively moderate the productivity-enhancing effect of corporate data assets.

Compared with existing literature, this study contributes in two main aspects: First, in terms of research perspective, it enriches the research on the economic effects of data assets by exploring how corporate data assets influence TFP, providing new insights for the orderly advancement of corporate data assetization and addressing gaps in existing research. Second, in terms of research framework, this study identifies industrial chain linkage as an important pathway through which data assets enhance enterprise TFP. It examines the mediating mechanism from the perspective of information linkage and the moderating mechanisms from the perspective of upstream-downstream digital transformation and market environment. This offers a novel theoretical perspective, thereby providing a new theoretical perspective for explaining the TFP-enhancing effect of data assets.

This study identifies the impact and mechanisms through which corporate data assets affect TFP. It suggests that fully leveraging the productivity-enhancing effects of data assets requires optimized institutional design, establishment of multi-level investment mechanisms, and construction of digital collaboration platforms. Multiple measures should be taken to comprehensively improve enterprise production efficiency and maximize the synergistic value of data elements.

Keywords data assets; total factor productivity; industrial chain linkage; information linkage; enterprise digitalization; supply chain relationships