

【中国经济的理论分析】

基于“技术—经济”分析框架的 数字经济生产函数研究

徐翔 孙宝文 李涛

【摘要】以数据要素的特征归纳与数字技术的系统性分类为基础,文章提出了一个分析数字经济发展的新基础性框架:“技术—经济”分析框架。在这一分析框架的基础上,文章从经济发展的要素条件、组合方式、配置效率入手,区分数字经济中的数据要素化过程、数据价值化过程与产业数字化过程,构建综合考虑数据要素和数字技术作用的数字经济生产函数。研究发现,数据要素的虚拟性、非竞争性和规模报酬递增等特征是其驱动数字经济发展的动力来源,数字技术是数据要素发挥经济发展新动能作用的技术基础、实现渠道与应用手段。最后,文章对数字经济研究前景提出三点展望:强调数据要素的价值测度与估计研究、数据要素的流通与交易机制研究以及数据要素作用于创新的实现机制研究的重要性与紧迫性。

【关键词】数字经济;数据要素;数字技术;分析框架;生产函数

【作者简介】徐翔,中央财经大学经济学院副教授,硕士生导师,中国互联网经济研究院研究员;孙宝文,中央财经大学经济学院教授,博士生导师,中国互联网经济研究院研究员;李涛(通讯作者),中央财经大学经济学院教授,博士生导师,中国互联网经济研究院研究员。

【原文出处】《经济社会体制比较》(京),2022.5.38~48

【基金项目】国家社科基金重大项目“数字经济推动经济发展质量变革、效率变革、动力变革研究”(项目编号:22ZDA043);北京高校卓越青年科学家计划项目(项目编号:BJJWZYJH01201910034034)。

一、引言

近年来,伴随着数字产业化与产业数字化在全球范围内全面推进,以数据要素与数字技术的广泛使用为标志的数字经济时代已然到来。根据中国信息通信研究院发布的《全球数字经济白皮书(2022)》显示,2021年全球47个国家数字经济规模达到38.1万亿美元,占全球GDP比重为45.0%;同年我国数字经济规模达到45.5万亿元人民币,稳居全球第二,占GDP比重为39.8%,数字经济在国民经济发展中的地位进一步凸显。从2011年起,我国数字经济规模持续增加,平均每年增幅都在20%以上,2020年增幅更是达到了38.6%(见图1)。除了规模上的迅速扩张,数字经济的发展还促进了全方面的效率变革与消费

升级,逐渐成为全球经济发展的新动能和新引擎。

数字经济发展的核心驱动力是数据要素与数字技术的有效结合。2022年1月,国务院印发的《“十四五”数字经济发展规划》中明确提出:“数字经济是继农业经济、工业经济之后的主要经济形态,是以数据资源为关键要素,以现代信息网络为主要载体,以信息通信技术融合应用、全要素数字化转型为重要推动力,促进公平与效率更加统一的新经济形态。”首先,数据要素是数字经济深化发展的核心引擎。数据对提高生产效率的乘数作用日益凸显,成为最具时代特征的生产要素。其次,数字技术是数据要素与传统要素相结合的实现基础,也是企业通过数字化转型适应数字经济时代的技术手段。在数字技

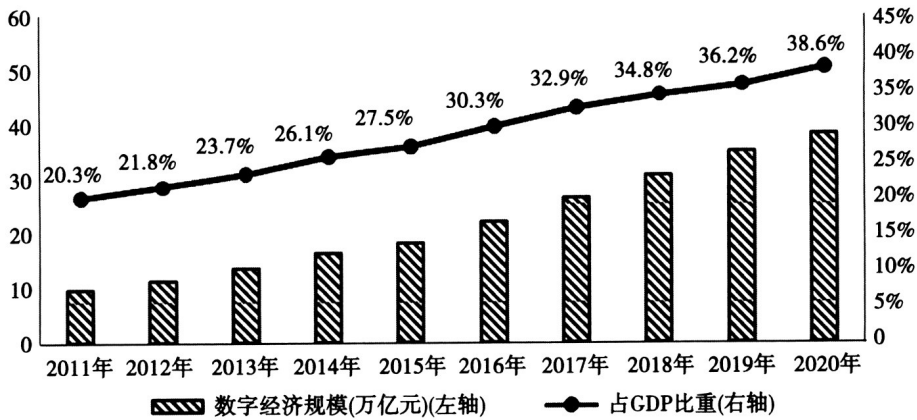


图1 中国数字经济规模(2011-2020年)

资料来源:中国信息通信研究院。

术中,既包括作为数字经济底层技术的信息通信技术,也包括直接分析处理数据要素的大数据分析技术,还包括应用数据等新要素为生产活动赋能的数字孪生和元宇宙等技术。谢康和肖静华(2022)提出,数字经济的发展将带来三大重要变革:数据作为关键生产要素推动既有生产要素重新配置,生产方式数字化转型推动产业体系的结构适应性变革,数字化创新引领和支撑经济结构实现根本性变革。这三大变革的内在驱动力正是数据要素与数字技术在数字经济活动中的充分运用。

本文尝试建立数据要素和数字技术的经济学分析基础,基于已有文献归纳总结数据要素的核心特征,再基于知识生产过程对数字技术进行系统性分类。在明确数据要素与数字技术的结合方式后,提出“技术—经济”分析框架,为分析数字经济中的新现象、新业态和新问题提供一个条理清晰、结构合理、思路明确的基础性分析框架。之后,从经济发展的要素条件、组合方式、配置效率入手,区分数字经济中的数据要素化过程、数据价值化过程与产业数字化过程,构建综合考虑数据要素和数字技术作用的数字经济生产函数。最后,对数字经济相关研究提出预测性展望,同时探讨本文研究未来应用的条件和局限。

本文的可能贡献体现在以下三个方面:第一,从一个较为全面的视角归纳数据要素具有的关键特

征,为后续理论模型的构建奠定分析基础;第二,从技术与要素相融合的视角提出对于数字技术的新理解,进而构建覆盖数字经济全业态的“技术—经济”分析框架;第三,构建反映数字经济核心特征的新生产函数,为后续研究提供可供选择与拓展的基准模型与分析方法。

二、数据要素

进入21世纪后,伴随着大数据分析技术、大型存储设备、运算单元与算法等软硬件的迅速发展,以及以数据为核心的数据生态和数字经济的兴起,数据开始被广泛视为继劳动、资本、土地、知识、技术、管理之后的第七类生产要素。作为生产要素的数据,与其他类型的生产要素存在显著差异。与劳动、资本和土地等传统生产要素相比,数据要素的特殊性在于其是一种虚拟要素,需要大型存储设备或网络云空间作为数据载体,需要投入人力或人工智能算法进行分析,才能生成新的知识从而产生经济价值;与知识、技术和管理等现代生产要素相比,数据要素的特殊性在于其积累与消耗过程更类似于物质资本(徐翔、赵墨非,2020;Abis & Veldkamp, 2021)。

琼斯和托内蒂(Jones & Tonetti, 2020)指出,非竞争性是数据区别于其他要素的关键特征,表现为一家企业对于数据要素的使用并不会减少其他企业对于数据要素的使用,企业对于数据的使用可同时进行、并不互斥,这一新要素也因而具有巨大的潜在社

会收益。基于数据要素的非竞争性,琼斯和托内蒂(Jones & Tonetti, 2020)通过理论建模探讨了数据要素的社会最优配置和市场化配置之间的差异,提出将数据产权赋予消费者可以带来接近最优的福利分配。在他们的模型中,数据要素还具有部分排他性、副产品性和规模报酬递增等特征。

丛林等(Cong et al., 2021)强调了数据要素可能具有的内生性,即数据要素可由消费者内生选择,进而影响经济的长期稳态增长速度;此外,数据要素还表现出类似技术和知识要素的溢出性特征,这一特征使得数据能够成为经济增长的重要驱动力之一。埃克豪特和维尔德坎普(Eeckhout & Veldkamp, 2022)强调数据是一种与投资互补的虚拟资产,徐翔和赵墨非(2020)也表达了类似观点。法博迪和维尔德坎普(Farboodi & Veldkamp, 2021)认为,数据的可复制性是数据要素能够显著促进经济增长的关键性质。蔡跃洲和马文君(2021)强调了数据作为本轮技术革命的新关键要素所具备的大规模可得与即时性特征。熊巧琴和汤珂(2021)归纳了数据资产边际成本接近为0的重要特性。此外,以上研究中大部分都提出数据要素的产权分配存在一定的模糊性,以及可能由此引发的收入分配不均问题。

上述文献对数据要素的特征进行了描述,从中可以总结出三条基本规律。

第一,虚拟性、非竞争性和规模报酬递增是大多数文献在建模时重点考虑的数据要素特征。其中,虚拟性是数据要素的形式特征,非竞争性是数据要素的资源特征,规模报酬递增是数据要素的生产特征。已有文献涉及的其他特征大多是对于这三种特征的延伸,如网络外部性和低边际成本均与非竞争性密切相关。

第二,数据伴生于生产过程的特性(表现为衍生性、内生性和低边际成本等)导致了包含数据要素的理论模型难以被现实证据所验证,这一研究难点是研究其他生产要素时所未曾遇到的新困难。然而,这些性质本身也是数据要素的关键特征,需要在理论建模中有所反映。

第三,对于数据要素到底应被视为一种新技术还是一种经济资源仍然存在不同看法。非竞争性、溢出性和内生性在新增长理论中均是技术进步表现出的特征,在围绕数据要素进行的理论建模中也经常能看到类似于内生经济增长模型的分析过程;而与之相对的,另一些文献更加强调数据的“资产性”或“资本性”,数据要素的积累与折旧成为关键机制,其研究视角也更加聚焦于数据要素的产生、使用与分配等问题。

三、数字技术

数字技术的迅速发展是数据要素得以充分使用的前提条件。对于数字技术(也常称为数字化技术)的一般理解是产生、储藏与处理数字化信息的电子工具、系统、设备和资源。绝大多数数字技术与数据要素的产生、收集、整理和使用密切相关。在本节中,我们将数字技术区分为基础性数字技术(ICT技术)、与数据要素直接相关的大数据技术以及建立在大数据分析之上的应用型数字技术,比较这三类技术对于数字经济发展的差异性影响,并围绕数据要素建立数字技术与数据要素融合的理论框架。

(一)基础性数字技术:ICT技术

从20世纪末到21世纪初,数字技术中的基础性技术——ICT技术对于经济增长的贡献得到了宏观经济领域的重点关注。一些研究认为,企业在ICT软硬件上的大规模投入主导了20世纪后期至21世纪初的全球经济复苏。乔根森(Jorgenson, 2001)认为,ICT技术资本是美国20世纪90年代中后期经济增长的主要推动力。奥利纳等(Oliner et al., 2008)研究发现,进入21世纪后,ICT投资仍是美国经济增长的主要动力。之后基于包括中国在内的各主要经济体的实证研究也基本得出类似结论,肯定了ICT技术对于经济增长的持续贡献(徐升华、毛小兵, 2004; 蔡跃洲、张钧南, 2015)。

对于ICT技术具体如何促进经济增长,已有文献主要给出了两种解释。一种解释认为,ICT技术生产部门,即生产电子元件、计算机和“云+网+端”软硬件的制造业部门,本身代表了经济中的高效生产力,这

一部门的迅速扩张以及对于传统制造业的替代显著提高了社会生产率与经济增长速度(Jorgenson, 2001)。另一种解释则认为,其他生产部门对于ICT软硬件的深度使用是经济持续增长的主要动力。具体解释是,ICT投资形成的ICT资本是一种相对传统投资品更高效的要素投入(渠慎宁,2017)。与此同时,在2008年国际金融危机爆发之后,也有一些实证研究提出,ICT生产与使用部门的生产率均在下滑,ICT技术作为经济增长核心驱动力的时代可能已经接近尾声(Gordon,2012)。

(二)数据处理的革命性变革:大数据技术

大数据技术的发展推动了数据要素成为新经济的关键要素,促使数字经济成为当前时代最重要的经济发展模式,继而推动传统经济与数字经济的深度融合。2005-2010年间,美国制造业中使用大数据技术辅助决策的企业占比已从11%上升到30%,这一改变可以解释这段时间内美国5%左右的生产率增长(Brynjolfsson & McElheran, 2016)。穆勒等(Muller et al., 2018)研究表明,2008-2014年间,进行大数据分析的美国企业的平均生产率上升了4.1%。在行业层面进行加总的结果显示,大数据分析使得信息技术密集型行业的生产率提高6.7%,使存在较强竞争行业的生产率提高5.7%。这一生产率提升效果不仅适用于制造业,金融行业结合客户信息与大数据分析构建的用户图像能够帮助其发掘潜在借款人,而无须客户经理主动联系客户,彻底改变信贷业务的运营模式,极大地提升了金融企业的信贷发放效率(Begenau et al., 2018)。

从经济发展的角度,如何理解大数据技术的影响和作用?布雷斯纳汉和特拉坦伯格(Bresnahan & Trajtenberg, 1995)创造了“通用目的技术”(general purpose technology, 简称GPT)一词来描述在技术革命中位于核心地位的主导技术,将其他解决特定应用问题的技术定义为“专用目的技术”(special purpose technology)。包括蒸汽机、内燃机、电动机和ICT等在内的GPT对于人类经济社会产生了巨大、深远而广泛的影响,进而成为“经济增长的引擎”。能够成为GPT的技术需具备三个核心特征:普遍适用性、

动态演进性以及创新互补性。贝卡等(Bekar et al., 2018)在这三条特征之外,添加了使能性、普遍的生产力收益性以及没有相近替代技术这三条作为GPT的补充性特征,成为GPT的核心判断标准。

大数据技术可被广泛应用于绝大多数行业,其使用成本随着技术进步与数据获取方式的多样化不断下降,显著提高了大数据应用部门的生产率,因此符合GPT的三条原始特征。此外,大数据能够为其其他技术、产品和服务赋能,能够广泛提高绝大多数经济活动的生产效率,目前来看没有能够替代其作用的新型技术,因此也符合贝卡等(Bekar et al., 2018)定义三条新特征。综合以上分析,大数据技术无疑已经成为数字经济时代的GPT。

(三)应用型数字技术

在数字经济中,大数据技术作为关键性的技术平台,起到了将数据要素转化为生产可用知识与信息的作用。将这些知识与信息的经济价值释放出来,实现产量扩张、效率提升与组织改进的技术便是应用型数字技术,常见的包括人工智能、云服务、移动互联、数字孪生以及刚刚兴起的元宇宙等技术。

对于应用型数字技术是否能够推动经济增长与生产率提升,已有文献的总体态度是肯定的。格雷茨和迈克尔斯(Graetz & Michaels, 2018)实证研究了17个国家的工业机器人使用情况,发现机器人的使用显著提高了企业生产率。纳戈尔(Nagle, 2019)实证研究发现,具有互补性软件生态系统的企业对于免费开源软件的使用显著提高了其生产率,这一效果对于规模较小的企业更为显著。除了实证研究外,一系列基于工作任务自动化与数字化的理论建模也支持数字技术将推动经济快速增长的积极观点(Aghion et al., 2017; Acemoglu & Restrepo, 2018)。陈彦斌等(2019)认为,人工智能这一重要应用性数字技术能够通过减少生产活动所需的劳动力、提高资本回报率与全要素生产率促进经济增长。

(四)数字技术与数据要素的结合

考虑到数据要素在数字经济中的核心地位,本文把由大数据技术驱动的、将数据要素转化为生产

可用知识的数据处理过程视为数字经济的核心经济活动。围绕这一核心经济活动,数字技术可能以三种方式发挥作用:生成进入数据处理过程的数据要素,参与数据要素的处理过程,以及基于数据要素生成的知识和信息开展生产活动。基于这一划分逻辑,可以将数字技术区分为数据要素的前端技术、中端技术和后端技术。其中,前端技术以“云+网+端”技术架构为核心,对应已有研究重点关注的ICT技术;中端技术以大数据技术为核心,还包括区块链、隐私计算和人工智能等同样基于数据要素资源的数据处理工具,其主要作用是将数据要素转化为可用知识;后端技术则以数字孪生、元宇宙等应用型数字技术为代表,是产业数字化的技术基础。

基于上述划分,本文给出了数字技术与数据要素的结合方式(见图2)。这一路径可以被视为数字经济的技术路线图,也可以帮助我们理解不同类型的数字技术(尤其是刚刚产生或者发展起来的新技术)如何与数据要素发生互动,进而对整体经济产生影响。进一步地,在与实际经济活动进行对应匹配后,将能够构建完整的“技术—经济”分析框架。

四、“技术—经济”分析框架

(一)“技术—经济”分析框架的提出

结合上文对于数据要素、数字技术与数字经济发展的系统分析,本文提出数字经济的“技术—经济”分析框架(见图3)。这一框架包含技术与经济两大维度,通过凝练数字经济的两方面特征实现了数字产业化与产业数字化的融会贯通。

在横向视图中,“技术—经济”分析框架剖析了

“技术维度→路径机制→经济维度”的影响关系:新兴数字技术通过“互联→数据→集成→融合→创新→转型”路径,形成数字经济的“新基建→新要素→新生产/新服务→新模式/新业态→新经济”核心维度,进而实现经济转型升级与高质量发展。其中,互联层描述了“云+网+端”技术发展所支撑的新型基础设施建设,数据层代表数据要素与大数据分析等数据处理技术的有机结合,集成层描述数据要素转化为新知识、新技术和新组织形式的生产过程,融合层与创新层分别强调数据等新要素与传统生产过程的融合以及由融合所驱动的多维创新,转型层则强调整体经济层面下新的生产方式、经营模式乃至经济业态的形成与推广。综上,“技术—经济”分析框架较为系统地描述了数字经济从“使能”到“赋能”再到“产能”的价值创造过程,是一个可以被广泛使用的基础性分析框架。

在纵向视图中,“技术—经济”分析框架区分了数字产业化与产业数字化两大模块。互联层、数据层和集成层及对应的新基建、新要素与新生产/新服务属于数字产业化的范畴,对应了企业以数据要素为核心的经济过程,其关键是通过数据分析处理获得新的知识。融合层、创新层和转型层及对应的新生产/新服务、新模式/新业态和新经济属于产业数字化的范畴,强调将数据要素与基于数据要素产生的新知识、新技术和新组织形式同传统经济深度融合,从而实现产出增加与效率提升的经济过程。数字产业化与产业数字化两者之间相互支撑、相互影响,共同构成完整的数字经济生产模式,最终实现经济形态转换与高质量发展。

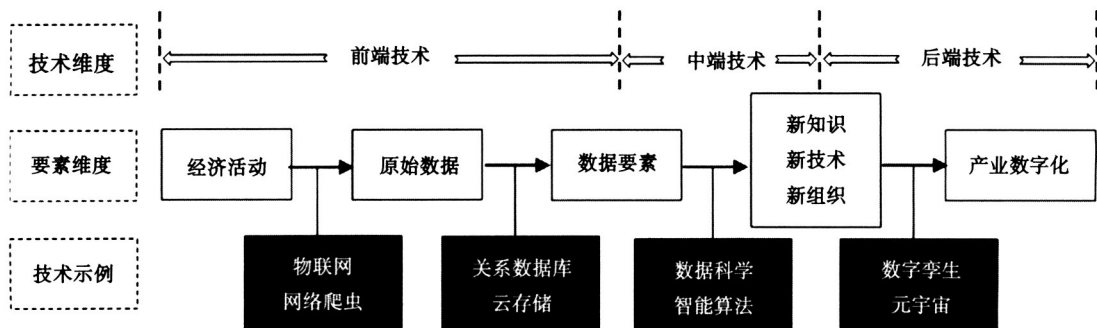


图2 数字技术与数据要素的结合

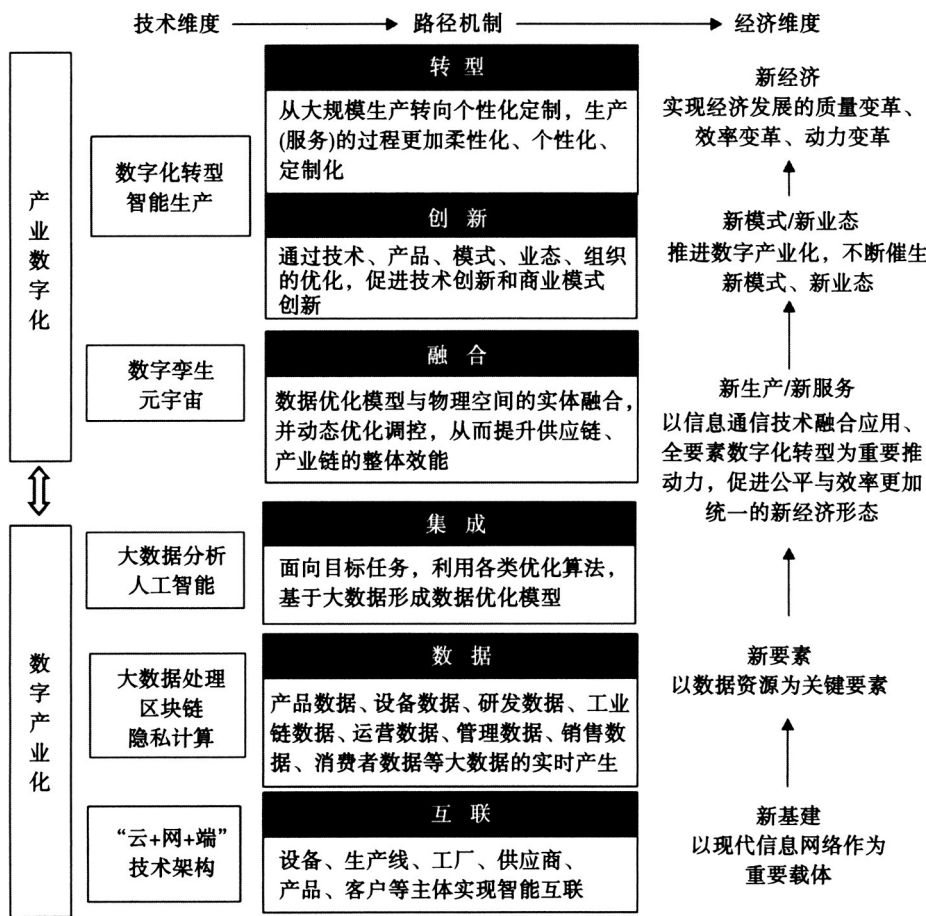


图3 “技术—经济”分析框架

(二)“技术—经济”分析框架的应用

“技术—经济”分析框架的适用性可以通过分析定制化生产这一数字经济的典型案例予以验证。定制化生产以满足消费者对于产品的个性化需求为核心目标,需要在进行生产前明确消费者的实际要求。在现实中,消费者在定制化平台输入或者上传自己的需求信息,这些信息被转化为一组或多组数据,通过互联网传输给生产者。在获得消费者数据后,制造业企业需要通过智能算法与数字孪生等技术将其转化为机器可读的生产计划,进而优化企业原先拥有的标准化生产模型,经由智能制造生成满足企业需求的个性化产品。在上述过程中,企业积累了消费者个人信息、偏好与新生产活动的大量数据,这些数据可以被企业用于:(1)通过消费者信息与偏好的关联匹配,建立消费者的用户画像,

优化之后的定制模型和推荐顺序;(2)比较新旧生产过程的流程、效率与成本差异,诱发技术创新与组织创新;(3)获得关于消费者群体整体偏好的趋势性判断,从而调整企业的标准生产模式与定制化方案。以上几个方面的变化都会全方位地提高企业生产效率与创新能力,推动企业进行持续的数字化转型。

央企数字化研究院首席科学家姚期智院士在2021年12月14日首届中央企业数字化转型峰会上提到,“数据+算力+算法”共同构成了数字经济的技术基础,其中数据对应“技术—经济”分析框架中的数据层,算力对应作为基础设施的互联层,算法对应数据转化为知识的集成层。石勇(2022)也提出,大数据、智能算法和算力平台是数字经济的三大基础要素。其中,大数据是数字化时代的新型战略资

源和驱动创新的重要因素;智能算法是开展大数据分析的数学工具,通过智能算法实现从数据到知识的价值释放;算力平台是进行大数据储存分析的计算资源,也应该包括数据收集和整理的“云+网+端”架构。结合“技术—经济”分析框架,大数据对应六个层次中的数据层,智能算法对应六个层次中的集成层,强调数据的集成与整合,而算力平台则对应六个层次中最为基础的互联层,三大基础要素的组合构成了完整的数字产业化过程,为企业数字化转型、产业数字化与高质量发展赋能。

五、数字经济生产函数

2021年11月24日,刘鹤副总理在《人民日报》撰文指出,“现阶段,我国生产函数正在发生变化,经济发展的要素条件、组合方式、配置效率发生改变”。对于数字经济环境中生产过程的研究也应从这三个方面入手,结合“技术—经济”框架进行理论分析,在此基础上构建新的数字经济生产函数。

(一)要素条件

数据的充分要素化是数字经济发展的前提条件。在现实中,根据企业尤其是科技企业的生产实践,数据本身是相对易得的,亟需的是信息基础设施的完善建设与“云+网+端”技术架构的充分使用。然而,从获得数据到投入生产,需要企业主动的、内生的投入,进行挖掘、清洗、处理、整合和转换等操作,将数据充分生产要素化。大数据处理、区块链、隐私计算等技术的发展与进步,为数据生产要素化提供了有效途径,在保证数据可信、安全的前提下,实现数据的深度挖掘与合规流通。

在理论建模过程中,需要采用模型语言解决数据要素相关的两个核心问题。首先,企业在生产之前是如何获得数据的?现代信息网络与“云+网+端”技术架构是数据的直接来源,以个人、企业与政府为主题的经济社会活动是数据的真实来源。其次,数据是如何转化为数据要素的?在碎片化、区块化的零散数据被收集之后,经由大数据技术的清洗、整合和处理,形成能被机器直接学习或直接用于辅助决策的数据要素。

(二)组合方式

单独依靠某种生产要素很难实现对经济增长的推动作用,数据只有跟基于商业实践的算法、模型聚合在一起的时候才能创造价值。通过采取数字技术实现数据要素与其他要素的结合,数据要素将被集成为生产可用的新知识、新技术和新组织形式,继而提升其他要素的投入回报与生产效率(金星晔等,2020)。数据要素可以融入到劳动、资本、技术等每个单一要素中,推动这些要素的价值提升。数据也可以激活其他要素,提高产品、商业模式创新能力,以及个体及组织的创新活力。数据要素可以用更少的物质资源创造更多的物质财富和服务,减少资源消耗,替代传统要素的投入和功能,进而以相对更少的要素投入实现更高质量的经济产出。

在理论建模过程中,数字经济的有效组合主要涉及数据的分析处理阶段。这一阶段是数字产业化的核心,描述数据要素被转化为知识的生产过程,也是许多已有研究重点分析的生产阶段。

(三)配置效率

除了提升单一要素的经济价值之外,数据要素更重要的作用是提高了劳动、资本、技术、土地这些传统要素之间的资源配置效率。数据本身不能生产商品,但是数据可以帮助企业低成本、高效率、高质量地生产商品,可以促进新的知识和技术的产生以及已有生产技术的进步与改良,可以促进企业以更高效的方式组织生产活动,最终实现经济发展的质量变革、效率变革与动力变革。

在理论建模过程中,数字经济中的资源配置效率提升可以通过三个渠道实现。首先是融合渠道。在新知识生成之后,与传统要素的有效融合将促进生产效率的提升与产出规模的扩大。这一阶段是从数字产业化上升为产业数字化的关键阶段,也是企业数字化转型成功与否的关键。其次是创新渠道,具体包括产品与服务创新、生产技术创新以及商业模式创新等形式。而上述创新的实现基础,是数据要素与数字技术的有机融合所催生的新

知识、新技术和新的组织形式。最后是转型渠道。当创新积累到一定程度之后,生产组织的基本形式、经济增长的核心动力乃至经济发展的主要形态都将发生根本性变化,具体表现为从微观到宏观的数字化转型。

基于“技术—经济”分析框架,数字经济的发展能够在互联层和数据层解决经济发展的要素条件问题,在集成层解决经济发展的组合方式问题,在融合层、创新层和转型层解决经济发展的配置效率问题。基于有效解决上述问题的基本逻辑,将数据相关的生产活动分成三个部分:数据要素化过程、数据价值化过程与产业数字化过程,进而构建新生产函数。其中,数据要素化过程与数据价值化过程的结合对应一般意义上的数字产业化过程。

(四)新生产函数的构建

1. 数据要素化过程

数据的产生伴生于人类的经济社会活动。企业获得的数据规模取决于企业的数据收集与处理能力,反映为物质资本中ICT资本的比例。在获得原始数据后,企业采用大数据处理、区块链和隐私计算等技术对原始数据进行清洗和整理,从而获得可供直接使用的数据要素,这一阶段的生产效率也自然取决于企业在数据层的技术能力。企业对于数据要素的收集和积累需要时间,企业收集到的数据也并非只在当期使用。在数据要素化的过程中,自然需要考虑这一要素积累与潜在的折旧过程。具体地,我们假设企业在第 t 期的ICT资本水平为 $k_{i,t}^{\pi}$,定义企业在数据采集、清洗和整理等前端数字技术上具有的异质性能力为数字化水平 z_i ,企业每一期的新增数据要素 $i_{i,t}^D$ 满足:

$$i_{i,t}^D = z_i k_{i,t}^{\pi, \alpha} \quad (1)$$

进一步,企业的数据要素存量水平 $D_{i,t}$ 取决于上期数据要素积累、当期新增与折旧情况:

$$D_{i,t} = (1 - \delta_{i,t}) D_{i,t-1} + i_{i,t}^D \quad (2)$$

对于折旧率 $\delta_{i,t}$,根据每项研究对于数据要素积累及数据要素核心特征的理解可以做出不同假设:零折旧、固定折旧或动态折旧假设。这一参数选择

对于函数整体的影响并不特别重要,故在本文中不再展开讨论。

2. 数据价值化过程

数据的价值化过程是大数据分析技术作用于数据要素,产生用于生产的新知识、新技术和新组织的过程。已有文献大多遵循罗默(Romer, 1986)的处理方式将这一过程描述为“知识生产过程”。知识生成改进了生产者的生产效率、决策效率和管理效率,在未增加劳动力投入的情况下提高了劳动生产率,实现“劳动力增强”(labor-augmenting)的效果。也就是说,数据价值化的实质是提高了“人”的效率:让管理者做出更好的决策,让生产者更高效地使用物资资本与无形资产,让研发人员的创新活动更有针对性。基于这一判断,本文提出,在建模时应将企业的数据要素存量与劳动力相结合,其结合产物可以定义为“数字劳动力”或“数字化劳动力”。在生产函数中,企业 i 在第 t 期的数字劳动力可以用 $X_{i,t}$ 表示。

$$X_{i,t} = \eta_i D_{i,t}^{\beta} L_{i,t} \quad (3)$$

式(3)中的 η_i 代表企业 i 的劳动力具有的数字素养——即能将数据要素转化为有效的生产可用知识的内在能力。与一般意义上的个体数字素养不同,企业的数字素养既取决于其劳动力具有的数字获取、制作、使用、评价、交互、分享、创新、安全保障、伦理道德等一系列素质与能力,也取决于企业自身的大数据技术水平(即数据处理过程的中端技术),二者之间亦具有较高的相关性。根据建模需要可以设为外生或专门展开讨论。

3. 产业数字化过程

在现实中,产业数字化过程对应数字经济与传统经济相互融合的过程。在生产函数构建的过程中,需要考虑由引入数据要素带来的规模报酬递增性,生产函数的具体形式也因此略不同于传统意义上的柯布道格拉斯(C-D)生产函数或固定替代弹性(CES)生产函数。可能的表现形式包括:

$$Y_{i,t} = A_i k_{i,t}^{pY, \gamma} X_{i,t}^{1-\gamma} \quad (4)$$

或者:

$$Y_{i,t} = A_i \left[\theta (k_{i,t}^{PY})^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (1-\theta) (X_{i,t})^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (5)$$

在式(4)和式(5)中, A_i 均代表全要素生产率, $k_{i,t}^{PY}$ 为企业刨除ICT资本外的物质资本。由于存在数据要素这一独立于劳动力和资本的新要素,无论是式(4)还是式(5)中的生产函数都表现出规模报酬递增的性质。

纵观整个函数构建过程可以看出,模型中的关键参数包括企业的数字化水平 z_i , 数据要素的折旧率 $\delta_{i,t}^D$, 劳动力的数字素养 η_i , 以及剥离数据要素后的全要素生产率 A_i 。对这些参数的讨论将影响模型的均衡结果,进而提升我们对于数字经济整体发展的理解。

与已有建模尝试相比,本文提出的数字经济生产函数更加完整地描述了从数字产业化到产业数字化、最终实现经济高质量发展的完整过程,充分体现了数字经济以数据要素为核心要素、以数字技术为关键技术、以数字经济与传统经济融合为核心驱动力的主要特征,是“技术—经济”分析框架的模型化表示。

(五)新命题的提出

前文提出,在给定假设下,数字经济生产函数能够被用于研究从数据要素积累到企业数字化转型再到产业数字化升级的一系列问题。本节通过引入目前常见的一系列假设展开模型分析,作为之后更加深入的理论研究的一个示例。具体假设如下:

1. 企业的ICT投资与传统物质资本投资在稳态时增长速度相同;
2. 企业的资本积累过程采取新古典增长模式;
3. 企业ICT资本增长带来的数据要素增长满足规模报酬不变($\alpha=1$);
4. 数据要素仅在生成后的一期具有经济价值($\delta_{i,t}^D=1$);
5. 企业的产品生产满足柯布道格拉斯生产函数形式;
6. 各种类型的技术进步均为外生;
7. 人口增长率外生为 n 。

基于上述假设,我们可以把上节构建的数字经

济生产函数重新表述为:

$$Y_{i,t} = B_i k_{i,t}^{PY, \gamma} L_{i,t}^{1-\gamma} K_{i,t}^{1-\gamma} \quad (6)$$

其中, $B_i = A_i z_i^{(1-\gamma)\eta_i}$, 代表企业在生产技术、数字化水平和员工数字素养上的综合水平。由式(6)表示的数字经济生产函数表现出显著的规模报酬递增特征,企业对于ICT资本的使用具有显著的溢出效应,生产技术和数字化水平与员工数字素养的提升均能显著提高产出水平——上述特性均是数字经济所具有的基本特征,因此可以被用于分析具体的数字经济问题。

假设对于符合生产函数式(6)的宏观经济体,存在经济增长的稳态且企业具有不变的综合技术水平 B , 结合假设1、2和7,可以估计出稳态时该经济体的人均产出增长速度 g :

$$g = \frac{n\beta}{1-\beta} \quad (7)$$

根据式(6)、式(7)和上面的分析,我们可以得出关于数字经济增长的几个关键命题。

命题1:在数字经济中,生产率增长内生于人口与劳动力增长速度。维持一定速度的人口增速对于经济持续增长至关重要。

命题2:在数字经济时代,一个企业、产业或经济体将积累的数据要素转化为新知识和新技术的能力决定了其生产率长期增速。

命题3:生产技术、数字化水平与员工数字素养上的进步和变革均能提高生产率增长。然而,上述技术进步对于总产出的影响并不同质。数字化水平与员工数字素养提升主要通过优化数据价值化过程促进经济增长,生产技术进步则直接影响最终产出规模。

本节给出的分析过程与三个命题仅是相关理论研究的一个示例。通过逐步放松上面的假设,这一模型框架可以被用于分析数字经济的各个层次与维度的理论与实践问题,并结合实际数据开展深入的实证研究。此外,本文构建的数字经济生产函数主要聚焦于供给侧,在尝试构建数字经济发展的一般均衡模型时需要引入关于需求侧和市场结构的基本假设。

六、总结与展望

本文探讨了在经济活动中使用的数据要素和数字技术相关的一系列问题,提出了分析数字经济问题的新框架,进而构建了综合考虑数据要素与数字技术的数字经济生产函数,得出关于数字经济发展的三个核心判断。第一,数据要素的虚拟性、非竞争性和规模报酬递增等新经济特征是这一新要素驱动数字经济发展的动力来源;第二,数字技术是数据要素发挥经济发展新动能作用的技术基础、实现渠道与应用手段;第三,描述数字经济发展的新生产函数应综合考虑数字经济相对于传统经济在要素条件、组合方式与配置效率上的巨大变革。

本文构建的“技术—经济”分析框架与数字经济生产函数具有十分广阔的应用空间。“技术—经济”分析框架适用于分析数据要素应用、数字技术进步、数字产业升级与数字经济增长等重要问题。数字经济生产函数可以被用于构建从微观到产业再到宏观层面的生产者模型,在与关于需求侧和市场结构的基本假设结合后可被用于构建完整的一般均衡模型。立足当下,以下三个方向的研究进展将能够加深我们对于数据要素、数字技术与数字经济三者之间互动关系的理解。

第一,数据要素的价值测度与估计。围绕数据要素构建起来的一系列经济理论需要得到现实证据的有力支持。由于数据要素本身是一种未被充分交易的虚拟资源,其影响生产过程、进入生产函数的方式也存在一定的模糊性与不确定性,导致在现实中很难度量其实际成本与经济价值,进而致使相关的实证研究难以开展。如果不能解决这一问题,对于数据要素的理论建模恐成“空中楼阁”,难以继续深入或产生有持续影响力和深远现实意义的研究成果。

第二,数据要素的流通与交易机制。由于数据要素具备的可复制性、价值不确定性等特征,其交易和定价与传统资产、金融资产完全不同(熊巧琴、汤珂,2021)。如果采取传统的物质资产或金融资产的流通与交易方式处理数据要素(如通过第三方销售商或交易平台),即使数据要素的经济价值

得到正确测度,也可能导致这一重要经济资源的严重错配,不利于中国经济的高质量发展。对于数据要素的流动方式、交易设计和定价机制,均需要进行深入研究以指导实践。考虑到和数据要素流通安全高度相关的隐私计算等技术的重要性,对于数据要素的市场机制研究应当更多地采取经济学与应用数学、计算机科学、密码学等学科交叉研究形式。

第三,数据要素作用于创新的实现机制。数据要素是微观经济的微观基础与创新引擎。首先,数据要素能够促进科学技术创新。图灵奖得主、关系型数据库鼻祖吉姆·格雷将以大数据为基础的“数据密集型科研”视为继实验科学、归纳总结、计算机仿真之后科学研究的“第四范式”。其次,数据要素能够促进业态创新。基于数据的新业态发展促进了产业转型升级和经济新动能培育。最后,数据要素能够促进组织形式创新。数据要素与大数据分析的结合,不仅能够强化企业的信息处理能力,提升管理者对市场的洞察能力,还能够影响组织学习的方式乃至组织惯例的更新(谢康、肖静华,2022)。对于数据要素影响创新的理论探索与实证分析,将提供促进企业创新、产业升级与经济增长的新思路与新方法,具有极强的现实意义。

参考文献:

- [1]陈彦斌、林晨、陈小亮,2019:“人工智能、老龄化与经济增长”,《经济研究》,2019,7:47—63。
- [2]蔡跃洲、张钧南,2015:“信息通信技术对中国经济增长的替代效应与渗透效应”,《经济研究》,2015,12:100—114。
- [3]蔡跃洲、马文君,2021:“数据要素对高质量发展影响与数据流动制约”,《数量经济技术经济研究》,2021,3:64—83。
- [4]金星晔、伏霖、李涛,2020:“数字经济规模核算的框架、方法与特点”,《经济社会体制比较》,2020,4:69—78。
- [5]刘鹤,2021:“必须实现高质量发展”,《人民日报》,2021—11—24。
- [6]渠慎宁,2017:“ICT与中国经济增长:资本深化、技术外溢及其贡献”,《财经问题研究》,2017,10:26—33。
- [7]石勇,2022:“数字经济的发展与未来”,《中国科学院

刊》,2022,1:78—87。

[8]谢康、肖静华,2022:“面向国家需求的数字经济新问题、新特征与新规律”,《改革》,2022,1:85—100。

[9]熊巧琴、汤珂,2021:“数据要素的界权、交易和定价研究进展”,《经济动态》,2021,2:143—158。

[10]徐升华、毛小兵,2004:“信息产业对经济增长的贡献分析”,《管理世界》,2004,8:75—80。

[11]徐翔、赵墨非,2020:“数据资本与经济增长路径”,《经济研究》,2020,10:38—54。

[12]中国信息通信研究院,2022:“全球数字经济白皮书(2022)”,《北京日报》,2022-07-29。

[13]Abis, S. and L. Veldkamp, 2021. "The Changing Economics of Knowledge Production." SSRN Working Paper. No.3570130.

[14]Acemoglu, D. and P. Restrepo, 2018. "Artificial Intelligence, Automation, and Work." MIT Department of Economics Working Paper. No. 18-01.

[15]Aghion, P., B. F. Jones, and C. I. Jones, 2017. "Artificial Intelligence and Economic Growth." NBER Working Paper. No. 23928.

[16]Begenau, J., M. Farboodi, and L. Veldkamp, 2018. "Big Data in Finance and the Growth of Large Firms." Journal of Monetary Economics. 97(8): 71-87.

[17]Bekar, C., K. Carlaw, and R. Lipsey, 2018. "General Purpose Technologies in Theory, Application and Controversy: A Review." Journal of Evolutionary Economics. 28(5): 1005-1033.

[18]Bresnahan, T. F. and M. Trajtenberg, 1995. "General Purpose Technologies 'Engines of Growth'?" Journal of Econometrics. 65(1): 83-108.

[19]Brynjolfsson, E. and K. McElheran, 2016. "The Rapid

Adoption of Data-driven Decision-making." American Economic Review. 106(5): 133-139.

[20]Cong, L. W., D. Xie, and L. Zhang, 2021. "Knowledge Accumulation, Privacy, and Growth in a Data Economy." Management Science. 67(10): 5969-6627.

[21]Eeckhout, J. and L. Veldkamp, 2022. "Data and Market Power." NBER Working Paper. No. 30022.

[22]Farboodi, M. and L. Veldkamp, 2021. "A Growth Model of the Data Economy." NBER Working Paper. No. 28427.

[23]Gordon, R.J., 2012. "Is US Economic Growth Over? Faltering Innovation Confronts the Six Headwinds." NBER Working Paper. No. w18315.

[24]Graetz, G. and G. Michaels, 2018. "Robots at Work." Review of Economics and Statistics. 100(5): 753-768.

[25]Jones, C. I. and C. Tonetti, 2020. "Nonrivalry and the Economics of Data." American Economics Review. 110(9): 2819-2858.

[26]Jorgenson, D. W., 2001. "Information Technology and the US Economy." American Economic Review. 91(1): 1-32.

[27]Müller, O., M. Fay, and J. Brocke, 2018. "The Effect of Big Data and Analytics on Firm Performance: An Econometric Analysis Considering Industry Characteristics." Journal of Management Information Systems. 35(2): 488-509.

[28]Nagle, F., 2019. "Open Source Software and Firm Productivity." Management Science. 65(3): 1191-1215.

[29]Oliner, S. D., D. E. Sichel, and K. J. Stiroh, 2008. "Explaining a Productive Decade." Journal of Policy Modeling. 30(4): 633-673.

[30]Romer, P. M., 1986. "Increasing Returns and Long-Run Growth." Journal of Political Economy. 94(5): 1002-1037.