

【产业发展】

企业数字化发展、 全要素生产率与产业链溢出效应

杨汝岱 李 艳 孟珊珊

【摘 要】高质量发展要求中国经济逐步从要素投入型向全要素生产率推动型增长模式转型,要实现这一目标,数字经济发展可能是未来一个潜在的突破口。本文将为这一判断提供初步的微观证据。本文将企业数字化投入纳入传统增长核算模型,发现数字化投入的产出弹性为0.07~0.09,且行业间差别大,配置效率提升空间较大;平均而言,数字化对企业全要素生产率的影响程度为10%左右。此外,行业—企业、企业—企业匹配数据检验结果均表明,上游的数字化发展存在产业链溢出效应,会使得下游企业管理费用下降、存货周转率提高,同时优化下游行业的资源配置效率,提升下游企业整体的生产率水平。本文的研究表明,当绝对的技术突破面临瓶颈和不确定性时,通过数字经济的发展优化资源配置,进而提高全要素生产率,也许是中国经济实现稳定增长的路径之一。

【关 键 词】数字化;全要素生产率;产业链溢出效应;配置效率

【作者简介】杨汝岱,孟珊珊,北京大学经济学院,电子邮箱:rdyang@pku.edu.cn,sarameng66@163.com(北京100871);李艳(通讯作者),清华大学中国财政税收研究所,清华大学经济管理学院,电子邮箱:liyan202199@mail.tsinghua.edu.cn(北京100084)。

【原文出处】《经济研究》(京),2023.11.44~61

【基金项目】本文研究得到国家社科基金项目(23BJL084、21ZDA035)和国家自然科学基金项目(71973007)的资助。

一、引言与文献述评

从宏观经济增长核算的角度来看,要素投入增加、要素使用和配置效率改善、技术进步是经济增长的源泉。过去,中国的经济增长主要依赖的是资本和劳动等要素投入增加。人口自由流动使得人口规模能不断转换为劳动力禀赋优势,城乡二元体制本质上是一种保障低成本优势、加速资本积累和工业化进程的制度安排。在经历了改革开放以来四十多年的快速增长之后,中国经济现在面临经济增长缺乏新动力、城乡与区域等结构性矛盾突出等现象。本文认为,数字经济的发展可能为现阶段中国经济增长注入新的活力,推动中国经济发展模式由要素投入型向效率增进型转型,促进高质量发展,为未来

进一步向创新引领型发展模式转型提供基础。一方面,数字经济可以拓展传统资本和劳动作为要素投入的定义范畴,数据本身就是一种生产要素,这可能缓解中国现阶段传统要素投入增长空间有限的约束。另一方面,数字经济发展可能提高资本和劳动要素的使用效率,同时引导资源流动,优化资源配置效率,这对缓解中国经济的结构性矛盾,促进向效率增进型发展模式转型有较为重要的意义。本文试图为这一判断提供初步的微观证据,重点研究两个问题。第一,研究数字化投入本身作为一种投入要素,对企业全要素生产率的影响。第二,研究企业数字化的产业链溢出效应,讨论上游数字化发展如何影响下游企业生产效率,并影响下游行业资源配置。

数字经济、数字化如何影响经济发展,文献上大体有宏观层面和微观企业层面两个研究思路。随着互联网、大数据、人工智能为代表的新一代信息技术的快速发展,数字经济和企业数字化转型日新月异,数字化资产和服务已经成为经济增长的新源泉(Jorgenson et al., 2005)。但是现在基于宏观数据检验信息技术对生产率影响的文献,并没有得到一致的结论。Dewan & Kraemer(2000)使用跨国数据,发现信息技术投入显著提高发达国家的产出,但是对发展中国家产出的提高作用不明显。Jorgenson(2001)发现信息技术资产增加是美国经济增长的重要原因,使得美国生产效率显著提高。Acemoglu et al.(2014)发现美国劳动生产率上升的原因,主要是劳动力的下降大于产出的下降导致的,而不是因为信息技术投入增加。从微观数据的研究来看,企业数字化能显著提升企业生产效率已被初步证实,但同时也会产生一定的分配效应(柏培文和张云, 2021)。Brynjolfsson & Hitt(2003)使用美国企业数据,发现企业信息技术投入能显著提升全要素生产率的增长率,且长期影响显著大于短期影响。Atrostic & Nguyen(2005)使用美国3万家企业数据,发现企业加入电脑网络后,企业劳动生产率有显著的提高。此外,数字化对企业生产效率的影响程度取决于企业的管理制度、组织结构、供应商客户关系。Bartel et al.(2007)使用电子管制造业数据,发现在引入信息技术资产后,企业优化了生产产品工艺,客户的满意度显著提升,同时也大幅度缩减了设备检修时间,提高了生产效率。Bloom et al.(2012)发现欧洲的美国跨国公司的生产率增长速度比欧洲跨国公司的生产率增长速度更快,特别是密集使用信息技术的行业,主要原因是美国跨国公司更好发挥了信息技术对企业生产率的提升作用。汪淼军等(2007)使用2004-2005年浙江省11个地市关于企业信息化和绩效的调查数据,研究发现企业信息化投资显著提升企业绩效,且与企业规模和所有制存在密切关系。何小钢等(2019)使用2005年中国企业投资环境调查数据,发现ICT与高技能员工、长期雇佣员工形成互补效应,共同促进企业生产率的提升。江小涓和靳景(2022)发现数字技术会提高分工水平和生产效率。总之,大部分文献

都发现数字化投入显著提高了企业的生产率,特别是在有其他配套制度和服务的环境下,效果更为明显。

关于数字化对关联企业的影响方面,现有文献更多从数字化降低搜寻匹配成本的角度进行研究(Anenberg & Kung, 2015)。比如,互联网信息技术会降低同品牌产品的价格,降低消费者和企业的购买成本(Brynjolfsson & Smith, 2000)。互联网信息技术还通过提高产品匹配度使得消费者和购买企业找到更合适的产品,进而影响消费者和企业的福利(Cullen & Farronato, 2021)。Forman & van Zeebroeck(2019)研究企业内不同分支机构使用数字技术的溢出效应,发现企业内不同地区分支结构在加入同一网络后,两分支机构的合作可能性提高了。此外,数字化促进知识在产业链上传播,提高关联企业生产率。陶锋等(2023)使用上市公司的五大客户供应商数据,研究客户数字化对供应商生产率的影响。此外,Castro & McQuinn(2015)发现数字化广泛应用于产业平台上,产业平台通过给全产业链上的企业提供数据相关服务,显著提高了产业链上企业的协同能力和全要素生产率。

根据对文献的梳理和对中国发展实践的思考,本文综合使用中国税收调查数据、客户—供应商数据、中国工商注册数据、省际间投入产出表,构建企业资本存量指标、投入和产出价格指数,使用ACF-OP、OP、LP和FE方法,估算纳入数字化后的企业全要素生产率,并进一步研究上游企业数字化对下游企业的溢出效应及传导机制。研究的结论主要有两个方面:第一,数字化投入能显著提高企业全要素生产率。将企业数字化投入纳入传统增长核算模型,发现数字化投入的产出弹性为0.07-0.09,且行业间差别较大,配置效率提升空间比较大;平均而言,数字化对企业全要素生产率的影响程度为10%左右。第二,企业的数字化投入有显著的产业链溢出效应。行业—企业、企业—企业匹配数据检验结果均表明,上游的数字化发展存在产业链溢出效应,会使得下游企业管理费用显著下降、存货周转率显著提高,同时优化下游行业的资源配置效率,从而提升下游企业整体的生产率水平。本文的研究价值体现在

如下三个方面。第一,基于中国大规模企业微观数据,考虑到数字化对企业资本和劳动使用效率的影响,将数字化投入纳入企业全要素生产率计算,并得到了一些有价值的发现,这对后续研究还是有一定的参考价值,有利于学术界将这个问题研究得更为深入。第二,本文关于数字化投入存在显著产业链溢出效应的研究,也具有较为重要的文献意义。本文的研究表明,数字化投入和其他排他性的投入不同,存在较大的外部性,这个问题值得深入探讨。20世纪80年代关于人力资本外部性的探讨,对宏观经济理论研究和世界各国相关政策均产生了重大影响。如果学术界能够对数字经济外部性问题提供更多更扎实的研究,这对理论和政策应用都有重要的意义。第三,本文的研究对中国现阶段经济发展思路的思考有一定的借鉴意义。经过四十多年快速增长,中国现阶段面临经济增长缺乏新动能、结构性矛盾突出等问题。如果数字经济真能在提升传统要素效率的同时,还有正向的外部性,既是一种新型投入要素,又可以通过提高市场配置效率来缓解结构性矛盾,那么数字经济的发展将为中国经济发展模式由要素投入型向效率增进型转型提供一个契机。

二、数字化与全要素生产率

这些年来,中国高度重视数字经济的发展,数字经济已经成为我国经济的重要构成部分,并对经济发展产生很大影响(许宪春和张美慧,2020;蔡跃洲和牛新星,2021)。本部分将数字化纳入企业全要素生产率计算,重点讨论数字化与企业全要素生产率核算问题。

(一)全要素生产率计算模型构建与变量处理

要构建数字化与全要素生产率的核算模型,首先要思考在生产率模型中,数字化是如何影响企业行为的。 $Y=AF(K,L)$ 是通用的基准增长核算模型,适应于宏观,也适应于企业。数字化不同于土地、人力资本等要素,这些要素直接作为投入要素进入生产函数(余泳泽和张先轺,2015),而数字化对资本K、劳动L都会有影响,从而对全要素生产率产生影响。比如,数字化可以快速提供有效信息,辅助工作和决策,提高单位劳动和资本的产出效率。根据这一分析,并结合现有这些文献对数字化如何影响资本、劳

动产出效率的讨论(Doraselski & Jaumandreu, 2018)。构建式(1)的生产函数:

$$Y_{it} = A_{it} F(K_{it}, L_{it}) = A_{it} (e^{\gamma_k} K_{it})^\alpha (e^{\gamma_L} L_{it})^\beta = A_{it} e^{(\gamma_k \alpha + \gamma_L \beta)} K_{it}^\alpha L_{it}^\beta \quad (1)$$

其中, Y_{it} 表示企业*i*在第*t*年的增加值, A_{it} 表示企业生产率, K_{it} 和 L_{it} 分别表示资本和劳动力; $\gamma_L = \theta_1 \ln D_{it}$, D 是企业数字化服务投入, $e^{\gamma_k \alpha}$ 表示数字化投入对资本产出效率的影响, $\gamma_L = \theta_2 \ln D_{it}$, $e^{\gamma_L \beta}$ 表示数字化投入对劳动产出效率的影响。企业的全要素生产率等于:

$$TFP_{it} = \frac{Y_{it}}{K_{it}^\alpha L_{it}^\beta} = A_{it} e^{(\theta_1 \alpha + \theta_2 \beta) \ln D_{it}} \quad (2)$$

式(1)两边取对数之后,得到企业生产核算等式(3):

$$\ln Y_{it} = \ln A_{it} + \gamma \ln D_{it} + \alpha \ln K_{it} + \beta \ln L_{it} \quad (3)$$

其中, $\gamma = \alpha \theta_1 + \beta \theta_2$ 。对于某个企业,要计算全要素生产率和数字化弹性,需要有 α 、 β 、 γ 、 θ_1 、 θ_2 等几个参数,才能计算得到全要素生产率。因此,以式(3)为基础,构建式(4)的估计。 α 为 $\ln A_{it}$ 里不随个体和时间变化的部分, u_{it} 表示残差项。

$$\ln Y_{it} = a + \gamma \ln D_{it} + \alpha \ln K_{it} + \beta \ln L_{it} + u_{it} \quad (4)$$

通过估计式(4),得到 a 、 α 、 β 和 γ , $\gamma = \alpha \theta_1 + \beta \theta_2$,然后计算企业全要素生产率。这里的全要素生产率有两种计算方式:一种是没有包括数字化D的直接影响,但控制了数字化作为投入要素,即TFP_DC;另外一种是将数字化的直接影响也纳入计算,即TFP_DR。为了和传统的全要素生产率计算结果比较,定义 $Y_{it} = \tilde{A}_{it} F(K_{it}, L_{it}) = \tilde{A}_{it} K_{it}^\alpha L_{it}^\beta$ 的全要素生产率为TFP,TFP与TFP_DC、TFP_DR的比较,即反映了数字化对企业层面全要素生产率的影响:

$$TFP_DC_{it} = \ln Y_{it} - \hat{\alpha} \ln K_{it} - \hat{\beta} \ln L_{it} - \hat{\gamma} \ln D_{it} \quad (5)$$

$$TFP_DR_{it} = \ln Y_{it} - \hat{\alpha} \ln K_{it} - \hat{\beta} \ln L_{it} \quad (6)$$

对式(4)的估计和传统的方法类似,区别在于如何处理数字化的影响。对企业TFP的传统研究中,争论的焦点就是在估计资本和劳动弹性时,如何处理内生性问题。这个内生性的来源主要有两个:联合性和选择性偏差。企业选择资本和劳动投入来决定产量的同时,也会根据生产率和市场等情况来选择产量,从而影响资本和劳动投入(Akerberg et al., 2015)。本文TFP估计中增加了新的待估参数,即数

字化对资本效率和劳动效率的影响。以前,企业根据自身的生产率水平做出资本和劳动投入决策,但这个生产率水平研究人员观察不到,从而要采用不同的思路和方法估计这个生产率水平。本文的区别在于,企业生产率水平可以部分通过数字化投入显性地观察到,这有利于分离出数字化对生产率的影响,并在一定的函数形式假设条件下,估计出数字化对资本弹性和劳动弹性的影响。

在上述理论讨论的基础上,本文以2011-2016年中国税收调查数据库企业微观数据为基础(以下简称税调库),引入数字化,估算企业全要素生产率。要得到尽量准确的估算结果,最关键的几个变量包括数字化、资本、价格指数、增加值等。数字化变量方面,税调库有企业外购信息技术服务投入指标,这一变量能够较好地衡量企业的数字化发展。资本变量主要包括固定资产存量和投资,这是最难处理的变量。中国税收调查数据报告了企业的固定资产原值、固定资产年初值、固定资产年末值、固定资产净值和固定资产增加值,但是这些数据都是账面价值,而估计全要素生产率需要使用当年资本的真实价值。因此,首先要将资产的账面价值转换成真实价值,并剔除通货膨胀对统计价值的影响。对于面板中第一期之后的样本,根据固定资产增加值计算真实名义投资,然后对其进行消胀处理;如果固定资产增加额缺失,则根据前后两年固定资产原值之差计算名义投资,然后对其进行消胀处理。对于第一期出现在样本中的企业,处理相对复杂。本文的思路参考杨汝岱(2015),基于一定假设推算出企业从开业年份到进入样本年份之间每年的固定资产名义购买量,然后对每年购买的固定资产名义值进行消胀,得到每年固定资产投资真实值,然后基于永续盘存法和折旧信息计算真实资本存量和真实投资。

价格指数主要包括投资价格指数、产出平减指数和投入平减指数。国家统计局公布了1990-2016年的投资价格指数,将此数据转换成定基比数据(1998=1)。1986-1989年的投资价格数据来自Brandt et al.(2012),根据Brandt & Rawski投资价格进行转换,计算出1986-1989年的投资价格数据,转换成定基比指数(1998=100)。1985-2016年的产出平减指

数来自国家统计局网站。投入平减指数是根据产出平减指数和投入—产出(IO)表计算得到。具体来看,以中间投入的流量为基础,计算权重,然后对产出平减指数加权得到行业的投入平减指数。考虑到年度间中间品的差异,综合了包括1997年、2002年、2007年、2012年IO表,其中1998-2000年的投入权重是根据1997年的IO表计算,2001-2005年的投入权重是根据2002年的IO表计算,2006-2008年的权重是根据2007年的投入产出表计算,2008-2016年的权重是根据2012年的IO表计算。

(二)全要素生产率估计

在处理了几个非常关键的变量之后,本文基于中国税收调查数据库的微观企业数据计算企业层面的全要素生产率。税调库是税务局开展的调查数据,被调查企业根据企业年度纳税信息填写企业各项数据(申广军等,2016)。对数据作以下处理:(1)剔除不符合会计准则的企业(流动资产总额大于总资产的企业、固定资产总额大于总资产的企业、销售收入小于0的企业);(2)剔除小规模纳税人、作为分支机构其增值税由总机构汇总缴纳的纳税人和作为总机构缴纳包括分支机构增值税的纳税人增值税的一般纳税人;(3)剔除员工人数小于3人的企业,剔除年末资本小于100万元、固定资产小于10万元的企业。本文估计全要素生产率的企业数是59万。企业增加值取对数的均值是8.121,中位数是8.264;企业员工人数取对数的均值是4.486,中位数是4.460;企业资本的平均值是9.046,中位数是6.995;投资和数字化投入的均值分别是6.961和0.393;企业的平均年龄是10年。

使用ACF-OP方法分行业估计的回归系数发现,不控制企业数字化服务投入的回归结果,除去烟草制品行业,分行业劳动弹性均值为0.798,分行业资本弹性均值为0.429。分行业弹性估计值和均值均与现有文献较为接近。整体估计结果可以作为参考,劳动弹性为0.793,资本弹性为0.360,与Akerberg et al.(2015)估计的系数较为接近。加入数字化服务投入后,整体估计的数字化投入的产出弹性为0.09,这意味着数字化服务投入增加1%,企业增加值提高0.09%。考虑到样本期内企业数字化水平普遍还比

较低,在线性变化假设下,数字化服务投入增加一倍会使企业增加值提高9%,这个影响已经非常大了。当然,弹性可能会随着数字化水平不同而发生变化。本文数字化服务投入的产出弹性是资本产出弹性(34.9%)的26%,而平均数字化服务投入(取对数)是平均资本投入(取对数)的4%。从这个结果初步来看,增加同样规模的数字化投入比增加资本投入要带来更大规模的产出增加。

参考 Brandt et al.(2012)的方法,本文使用企业的营业收入作为权重,计算年度加权平均生产率。图1是不同生产函数估计的全要素生产率加权平均后的年度趋势图。其中,TFP是基于传统生产函数模型估算的全要素生产率,回归模型控制劳动、资本和企业年龄,没有控制企业数字化投入,TFP_DC、TFP_DR的定义见式(5)和式(6)。结果表明,不同模型估计的生产率呈现一致趋势,引入数字化模型估计的全要素生产率明显高于传统模型计算的全要素生产率,说明如果没有控制企业数字化投入,会高估劳动弹性和资本弹性,导致全要素生产率被低估。因为企业数字化投入不仅会提高企业产出,也会提高企业劳动生产率和资本生产效率,如果不控制数字化投入,可能会导致回归系数存在偏误。在图1中,TFP、TFP_DC、TFP_DR的均值分别为1.69、1.84、1.92,TFP_DC、TFP_DR分别比TFP高出8.9%和13.6%。图1的全要素生产率是加权后的结果,如果按照简单平均结果,TFP、TFP_DC、TFP_DR的均值分别为1.44、1.55、1.58,TFP_DC、TFP_DR分别比TFP高出7.6%和9.7%。由此简单判断,是否引入数字化投入,对

企业全要素生产率计算有较大的影响,影响的程度大约在7.6%–13.6%之间。考虑到稳健性问题,本文还使用了FE和OP方法估计企业全要素生产率,整体趋势与ACF-OP方法的估计结果一致,不再赘述。

三、上游企业数字化的产业链溢出效应

企业数字化的发展和其他要素投入的影响不同,数字化会改变内部的治理方式,会改变企业的生产组织方式,这种变化不只是对企业本身有影响,也会影响到关联企业,尤其是下游企业。前文的分析也初步表明,数字化对不同行业的影响程度是不同的,接下来将从全要素生产率的角度研究上游企业数字化的产业链溢出效应。

(一)变量构建与描述统计

参考 Lu et al.(2017),根据投入产出表,计算上游行业数字化发展指标(UpstreamDigital_{it}),是上游各行业平均数字化发展程度的加权平均值,具体计算公式如式(7):

$$\text{UpstreamDigital}_{it} = \sum_j \text{CompConsump}_{ij,2012} \cdot \ln D_{jt} \quad (7)$$

其中, $D_{jt} = \sum_i \frac{\text{sale}_{ijt}}{\sum_i \text{sale}_{ijt}} \cdot \frac{D_{ijt}}{A_{ijt}}$,CompConsump_{ij,2012}是

2012年j产品部门对i产品部门的直接消耗系数, D_{jt} 是j行业在第t年的数字化投入,是企业数字化投入(D_{ijt})与固定资产(A_{ijt})比值的加权平均值,权重是企业营业收入(sale_{ijt})占行业营业收入($\sum_i \text{sale}_{ijt}$)的比重, D_{jt} 越大表示行业j的数字化发展程度更高。计算结果显示,不同行业的上游数字化发展差异较大,技术密集型行业数字化发展程度相对更高,交通运输设备、食品制造和通信设备、计算机及其他电子设备制造

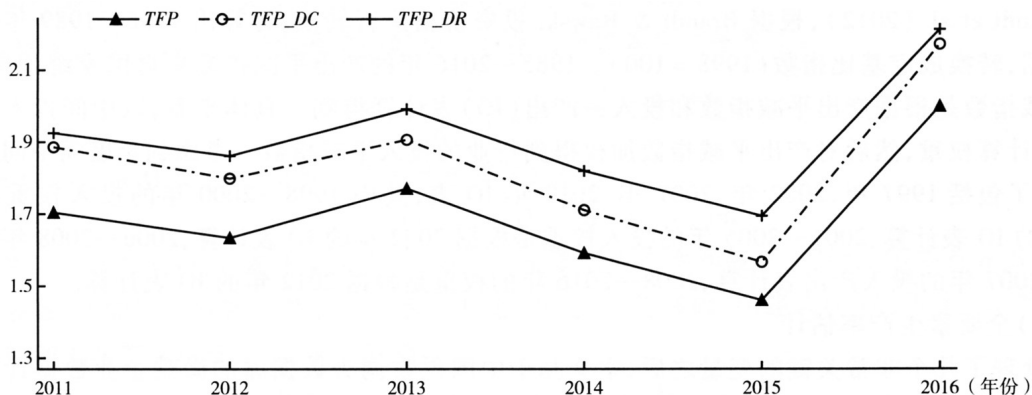


图1 不同方法估计的企业全要素生产率

业等行业的上游数字化发展程度最高。

为了检验数字化的产业链溢出效应,除了税调数据,本文还使用供应商—客户数据、工商注册数据、投入产出表数据等。供应商—客户数据是企业的招投标数据,包括每一家企业名称、供应商企业名称、客户企业名称、交易金额等数据,完整数据的时间跨度是从2010年到2021年。本文将此数据与税调库进行匹配,从企业—企业层面研究上游企业数字化对下游企业全要素生产率的影响。工商注册数据包含了企业注册的信息:企业名称、企业注册年份、注销年份、经营状态、企业股份结构等。在内生性讨论部分使用到该数据识别“两化融合”试点企业所属的行业,以此为基础,构建双重差分模型,缓解基准模型中可能存在的内生性问题。变量统计表明,传统模型估算的全要素生产率(TFP)、控制且包含数字化投入直接影响的全要素生产率(TFP_DR)和控制但不包含数字化投入直接影响的全要素生产率(TFP_DC)的均值分别是1.440、1.580和1.552,控制数字化投入估计的全要素生产率都比传统模型估计的全要素生产率的均值要大,说明如果没有控制数字化对劳动和资本产出效率的影响,会低估全要素生产率;上游行业数字化发展程度(UpstreamDigital)的均值是0.199。^①

(二)基准检验

企业数字化不仅会提高企业自身的全要素生产率,还会通过产业链,影响上下游企业全要素生产

率。本文使用实证方法检验上游数字化发展对下游企业全要素生产率的影响,如式(8):

$$y_{it} = \beta \text{UpstreamDigital}_{it} + \gamma X_{it} + \rho_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

其中, y_{it} 代表行业*i*企业*f*在第*t*年的全要素生产率,UpstreamDigital_{it}是*i*行业在第*t*年的上游数字化发展程度, X_{it} 是企业层面的控制变量,包括企业规模(lnL)、年龄(lnAge)和资产(lnAsset)等, ρ_i 是企业固定效应, τ_t 是年份固定效应, ε_{it} 是残差值。表1的Panel A是回归结果,回归系数的标准误在企业层面聚类,后文报告的标准误都是使用相同的聚类方法计算而来。第(1)~(3)列因变量是包含数字化投入直接影响的全要素生产率(TFP_DR),其中,第(1)列是控制企业和时间固定效应的回归结果,回归系数显著为正,说明提高上游数字化发展程度会显著提升下游企业全要素生产率,上游数字化发展程度每提高1个百分点,下游企业全要素生产率提高0.229%。第(2)列是控制省份—年份的固定效应,排除不同省份随时间变化的因素对回归结果的干扰,回归结果依然显著为正,上游数字化程度越大,下游企业全要素生产率越高。考虑到上游数字化对下游企业的影响可能存在滞后效应,使用滞后一期的上游数字化发展程度指标(Lag_UpstreamDigital)进一步检验基准结果,回归系数依然显著为正(第(3)列)。第(4)列是使用ACF-OP估计方法计算的控制企业数字化但不包含数字化直接影响的生产率(TFP_DC),回归系数显著为正,且系数大小与第(1)列的基本一致。第(5)~(6)列

表1 上游行业数字化与企业全要素生产率

变量	TFP_DR			TFP_DC	TFP_FE	TFP_OP
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Panel A 企业数据						
UpstreamDigital	0.229*** (0.0327)	0.198*** (0.0320)		0.224*** (0.0328)	0.0939*** (0.0364)	1.078*** (0.0409)
lag_UpstreamDigital			0.217*** (0.0430)			
年份固定效应	Y		Y	Y	Y	Y
省份年份固定效应		Y				
观测值	385497	385495	220592	385478	394759	394759
R-squared	0.713	0.727	0.741	0.711	0.688	0.749
Panel B 供应商—客户数据						
SupplierDigital	0.196** (0.0765)	0.182** (0.0771)	0.154** (0.0657)	0.149* (0.0781)	0.156** (0.0672)	0.199*** (0.0700)
行业固定效应			Y	Y	Y	Y
观测值	1849	1822	1818	1818	1803	1814
R-squared	0.775	0.776	0.817	0.815	0.800	0.908

注:检验中控制了lnL、lnAge、lnAsset等控制变量;Panel A控制了企业固定效应,Panel B控制了供应商和年份固定效应;***、**和*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著;Panel A的标准误在企业层面聚类;Panel B的标准误在行业层面聚类。下表同。

分别是使用固定效应方法FE和OP方法估计的企业全要素生产率,回归系数都显著为正,结论稳健。企业数字化强度不仅会影响自身全要素生产率,还存在溢出效应,能提高关联企业的全要素生产率。

接下来用供应商—客户数据进一步验证供应商数字化发展程度对客户全要素生产率的影响。将供应链数据库与税调库进行匹配,得到每一家企业的供应商的信息和数字化发展程度,研究供应商的数字化程度对业全要素生产率的影响,如式(9):

$$y_{fsit} = \beta \text{SupplierDigital}_{st} + \gamma X_{fsit} + \theta X_{st} + \rho_s + \delta_i + \tau_t + \varepsilon_{fsit} \quad (9)$$

其中,s代表供应商, y_{fsit} 是行业i供应商是s的企业f在第t年的全要素生产率,SupplierDigital_{st}是供应商s在第t年的数字化发展程度, X_{st} 是供应商s的控制变量,包括供应商的规模(lnL_{supplier})、年龄(lnAge_{supplier})和资产(lnAsset_{supplier}), X_{fsit} 是行业i供应商为s的企业f在第t年的变量,包括企业的规模(lnL)、年龄(lnAge)和资产(lnAsset)。 ρ_s 是供应商固定效应, δ_i 是行业固定效应, ε_{fsit} 是残差值,其他变量与前文设定一致。表1的Panel B是回归结果。第(1)列是控制供应商和时间固定效应,供应商的数字化程度与下游企业全要素生产率之间存在显著的正相关,供应商的数字化程度提高1个百分点,下游企业全要素生产率提高0.196%。第(2)列是增加了供应商的控制变量,第(3)列是控制行业的固定效应,第(4)–(6)列分别使用ACF–OP方法计算的控制企业数字化但没有调整数字化直接影响的全要素生产率(TFP_DC)、固定效应方法计算的全要素生产率(TFP_FE)和OP方法计算的全要素生产率(TFP_OP)替换前面3列的被解释变量。所有的检验均显示,上游供应商的数字化程度会提高下游企业的全要素生

产率,结论与前文一致。

(三)内生性问题

为了缓解内生性,本文使用两种方法:一是构建工具变量,检验基准结果的稳健性;二是根据“两化融合”管理体系贯标的政策试点改革,构建连续的双重差分模型,进一步检验基准结果。

首先,参考Bartik IV方法,构建上游数字化发展程度的工具变量,使用工具变量回归模型检验基准结果。企业i的上游数字化发展程度的工具变量是除i所在省份之外的上游行业的加权数字化发展程度,具体如式(10):

$$\text{UpstreamDigital}_{iv_{ip't}} = \sum_j \text{CompConsump}_{ij,2012} \cdot \ln D_{jp't} \quad (10)$$

$$\text{其中, } D_{jp't} = \sum_{f \notin p} \frac{\text{sale}_{fp'jt}}{\sum_{f \notin p} \text{sale}_{fp'jt}} \cdot \frac{D_{fp'jt}}{A_{fp'jt}}, \text{企业 } f \text{ 所在的}$$

省份是p, $D_{jp't}$ 除省份p以外的行业j的在第t年的数字化投入, $D_{fp'jt}$ 除p省份之外的企业f所属行业j的数字化投入, $A_{fp'jt}$ 除p省份之外的企业f所属行业j的固定资产,sale_{fp'jt}是企业营业收入, $\sum_f \text{sale}_{fp'jt}$ 是除p省份之外的行业营业收入。表2是工具变量的回归结果,其中,第(1)列和第(3)列是工具变量第一阶段的回归结果,第(2)列和第(4)列是第二阶段的回归结果,第(3)列和第(4)列是在第(1)列和第(2)列的基础上增加了省份—年份对的固定效应。第(1)列和第(3)列的回归系数显著为正,说明工具变量和内生变量存在相关性,满足工具变量的要求。第(2)列和第(4)列的回归系数显著为正,且与基准回归系数相差不大。其次,KP检验的P值是0.000,说明选择的工具变量不存在弱工具变量的问题。因此,工具变量的回归结果进一步验证上游数字化发展能显著提升下游企业全要素

表2 工具变量回归结果

变量	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	UpstreamDigital	TFP	UpstreamDigital	TFP
	(1)	(2)	(3)	(4)
UpstreamDigital _{iv}	0.711*** (0.000846)		0.711*** (0.000849)	
UpstreamDigital		0.185*** (0.0330)		0.163*** (0.0324)
观测值	385497	385497	385497	385497
R-squared		0.040		0.087
观测值	147005	147005	147005	147005
省份×年份固定效应			Y	Y

注:控制了企业固定效应和年份固定效应。

生产率,即数字化存在产业链溢出效应,与基准结果一致。

其次,根据“两化融合”管理体系贯标的政策试点改革,构建连续的双重差分模型,进一步检验基准结果。“两化融合”是指“以信息化造就工业化、以工业化增进信息化”。“两化融合”管理体系贯标试点企业政策从2014年开始,国家每年选择600家企业作为“两化融合”管理体系试点企业,并在年末审核其是否达标,是否系统地建立、实施、保持和改进两化融合过程管理机制的通用方法,可帮助企业依据为实现自身战略目标,以形成获取可持续竞争优势所要求的信息化环境下的新型能力。“两化融合”能促使企业限定时间内提高数字化,满足相关标准,获得政府奖励、融资等支持。

本文根据2014–2016年的试点企业构建行业层面的政策冲击,使用双重差分方法,检验上游数字化对下游企业全要素生产率的影响。本文认为试点企业越多的行业,是重点要推动“两化融合”的行业,因此政策对这些行业的冲击更大;根据“同群效应”(peer effects)可知,在一个行业内,试点企业越多对同行业其他企业产生的影响越大。基于此,将行业分成受冲击大的行业和受到冲击小的行业,结合投入产出表,计算上游行业的数字化受到政策冲击的程度(D_i),然后构建双重差分模型,检验上游行业数字化政策冲击程度对下游企业全要素生产率的影响,如式(11):

$$y_{it} = \beta D_i \times \text{Post} + \gamma X_{it} + \rho_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

其中, $D_i = \{D_dum_i, D_con_i\}$, $D_dum_i = \sum_j \text{CompConsump}_{ij, 2012} \cdot Dum_j$, $D_con_i = \sum_j \text{CompConsump}_{ij, 2012} \cdot Num_j$, Dum_j 是行业受到“两化融合”政策冲击程度指标,根据2014年每个行业的试点企业数,设定 Dum_j 值。如果行业的试点企业数大于平均值,那么 $Dum_j = 1$, 表

示行业受到“两化融合”政策冲击大;如果行业的试点企业数小于平均值,那么 $Dum_j = 0$, 表示行业受到“两化融合”政策冲击小。其次,根据2014–2016年加总的企业数,采取同样的方法,将行业分成受到“两化融合”政策冲击大和受到“两化融合”政策冲击小两组。 Num_j 是行业 j 的试点企业数。根据 Dum_j 和 Num_j , 使用投入产出表的产业关联程度($\text{CompConsump}_{ij, 2012}$), 计算行业 i 的上游行业数字化政策冲击程度指标 D_dum_i 和 D_con_i 。Post 是时间是否在2014年之后的指示变量,如果时间在2014年之后,则 $\text{Post} = 1$, 否则 $\text{Post} = 0$ 。预期上游行业受到数字化政策冲击更大,下游企业全要素生产率更高,即回归系数 β 大于0。

表3是检验结果。表3第(1)列是根据2014年的企业数,将行业分成受政策影响大和影响小两组,然后构建上游行业受数字化政策冲击程度指标,回归系数显著为正,说明上游行业受到数字化政策的冲击越大,政策实施后下游企业的全要素生产率更高,与预期一致。第(2)列是根据2014–2016年加总的企业数,将行业分成受政策影响大和影响小两组,构建上游行业受数字化政策冲击程度指标,回归系数显著为正,与第(1)列回归系数相差较小。这说明行业在不同年份受到政策的影响基本一致。第(3)~(4)列是直接根据试点企业数构建上游行业受数字化政策冲击程度指标,而不是分组计算行业受冲击程度指标,回归系数依然显著为正。接着使用2014年及之前的样本和根据2014年试点企业数构建的指标,进一步检验结果,排除后续政策对回归结果的干扰,回归系数依然显著为正(第(5)列和第(6)列),且与第(1)列和第(3)列的结果基本一致,说明了“两化融合”政策促进上游行业提高数字化发展程度,提高下游企业的全要素生产率,且相关结果十分稳健。

接下来使用事件分析方法,检验双重差分法的

表3 “两化融合”政策冲击

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$D_dum_{2014} \times \text{Post}$	0.0608*** (0.0132)				0.0693*** (0.0140)	
$D_dum_{2014-2016} \times \text{Post}$		0.0559*** (0.0127)				
$D_con_{2014} \times \text{Post}$			0.0199*** (0.00721)			0.0249*** (0.00774)
$D_con_{2014-2016} \times \text{Post}$				0.0223*** (0.00662)		
观测值	384002	384002	384002	384002	335220	335220
R-squared	0.727	0.727	0.727	0.727	0.728	0.728

注:控制了企业、省份×年份固定效应。

事前平行趋势和事后的动态效果,如式(12):

$$y_{it} = \sum_{t \neq 2011} \delta_t \times D_t \times T_t + \gamma X_{it} + \rho_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

其中, T_t 表示第 t 年,以 2011 年为参照年份,所以 $t=2012、2013、2014、2015、2016$, 政策发生在 2014 年。检验结果显示,相对于 2011 年,2012 年和 2013 年对应的回归系数不显著,2014 年和 2015 年的回归系数显著为正,2016 年的回归系数为正。这说明,本文使用的双重差分模型满足平行趋势,前文结果不是由于事前趋势导致的。政策实施后,上游行业受到政策冲击更大,那么下游企业全要素生产率提升幅度更大,与前文结论一致。

(四)稳健性讨论

第一,数字化制造业投资处理。前文估计全要素生产率的模型是使用数字化服务投入作为数字化发展的代理变量,但是企业数字化发展既包括数字化服务投入,也包括数字化制造设备投入,如果仅仅考虑数字化服务,可能会低估数字化发展对企业产出的影响,进而导致估计的全要素生产率是有偏的。因此,估计全要素生产率的模型需要进一步控制数字化制造设备投入变量,并检验相关结果是否依然稳健。使用两种方法构建数字化制造设备投入指标,控制其对产出的影响。一种是在宏观上,通过控制省份一行业数字化制造设备投入对产出的影响,替代控制企业数字化制造投入对产出的影响;另一种是在微观上,通过供应商—客户数据中的中标数字化制造业设备金额,分离出数字化资本和非数字化资本,估算全要素生产率。

先利用省际间投入产出表(石敏俊和张卓颖, 2012),构建行业—省份维度的数字化制造业投入占其总投入的比重,并纳入增长核算模型中,估计行业—省份的数字化制造业投入对产出的额外效应(外部性),并在此基础上测算全要素生产率。参考 Hulten et al.(2006),将行业—省份数字化制造业投入纳入增长核算模型中:

$$Y_{ikpt} = A(B_{kp})F(K_{it}, L_{it}) = A_{it}B_{kp}^{\rho}(e^{\gamma_k} K_{it})^{\rho}(e^{\gamma_L} L_{it})^{\beta} \quad (13)$$

其中, B_{kp} 是 p 省份的 k 行业的平均数字化制造业投入比重,是根据投入产出表计算而来,具体是计算每个省份行业从本省和其他省份购买的数字化制造业设备投入(通信设备、计算机和其他电子设备)占总

中间投入品的比重,该比重越大,说明省份—行业的数字化制造业投入程度越高。基于此模型,企业的全要素生产率是:

$$\widehat{TFP}_{ikpt} = \frac{Y_{ikpt}}{K_{it}^{\alpha} L_{it}^{\beta}} = A_{it} B_{kp}^{\rho} e^{(\theta_1 \alpha + \theta_2 \beta) \ln D_{it}} \quad (14)$$

将式(13)取对数,得到估计方程(15):

$$\ln Y_{ikpt} = a + \rho \ln B_{kp} + \gamma \ln D_{it} + \alpha \ln K_{it} + \beta \ln L_{it} + u_{ikpt} \quad (15)$$

然后,基于估计方程(15),使用 ACF-OP 的方法,分行业计算全要素生产率(TFP_DR_Manu)。在所有行业回归的结果中,省份—行业的平均数字化制造业投入的回归系数是 0.024,说明省份—行业的数字化制造业规模对企业产出有正向的作用。另控制行业—省份的数字化制造业投入估计得到的全要素生产率(TFP_DR_Manu)的均值是 1.61,大于前文估计的全要素生产率,说明没有控制数字化制造业投入会低估全要素生产率。

基于加入省份—行业数字化制造业投入计算的全要素生产率,进一步检验上游数字化对下游企业全要素生产率的影响。回归结果如表 4 的 Panel A 的第(1)~(3)列, TFP_DR_Manu 是考虑数字化服务和数字化制造业投入影响的全要素生产率。结果表明,上游数字化程度与下游企业全要素生产率存在显著的正相关,且回归系数与基准回归结果相差不大。这进一步验证了上游数字化发展对下游企业全要素生产率有促进作用。

接下来计算企业层面的数字化制造业投资,据此计算数字化资本和非数字化资本,估计全要素生产率,并检验上游数字化对下游企业全要素生产率的影响。首先,根据供应商客户数据,计算每一家企业通过招投标形式购买的数字化制造业设备投入(通信设备、计算机和其他电子设备)的金额;然后,计算数字化制造业设备金额占总投资的比重。假设企业数字化制造设备投资占总投资的比重与数字化资本占总资本的比重相同。据此将企业资本分解为数字化资本和非数字化资本,然后基于式(16)估计全要素生产率:

$$\ln Y_{it} = a + \gamma \ln D_{it} + \alpha \ln K_ND_{it} + \theta \ln K_D_{it} + \beta \ln L_{it} + u_{it} \quad (16)$$

其中, $\ln K_ND_{it}$ 是非数字化资本, $\ln K_D_{it}$ 是数字化资本,其他变量的定义与式(4)一致。因为税调数

据和供应商客户匹配后会损失很多样本,部分供应商客户数据没有报告采购金额或者没有报告采购设备类型,最终保留的样本量较小且大多数企业只出现一期,所以使用固定效应方法来估计全要素生产率(TFP_DR_Manu2)。基于新估计的全要素生产率,再次检验上游数字化发展对下游全要素生产率的影响,回归结果如表4的Panel A的第(4)~(6)列。

第二,引入中间品的全要素生产率计算方式。因为基准估计方程的因变量是增加值,所以在回归方程中没有加入中间品,接下来使用工业产值作为因变量,将数字化服务和非数字化中间品加入模型中,重新计算全要素生产率。因为税调数据中没有中间品的数据,所以使用外购原材料作为非数字化

中间品的代理变量。估计方程如式(17):

$$\ln \hat{Y}_{it} = \alpha + \gamma \ln D_{it} + \alpha \ln K_{it} + \beta \ln L_{it} + \theta \ln m_{it} + u_{it} \quad (17)$$

其中, $\hat{Y}_{it}$ 是企业工业产值, m_{it} 是企业非数字化中间投入品,其他变量与前文设定一致。考虑到是使用工业产值作为因变量,且模型中加入了非数字化中间品数据,因此本文使用ACF-LP的方法重新估计全要素生产率,使估计方法和数据更加匹配(Ackerberg et al., 2015)。同样,先分行业估计方程(17),然后计算全要素生产率(TFP_DR_Input)。相对于基准方程估计的全要素生产率,使用产值估计的全要素生产率的均值更大,为2.774,分布向右移动。这主要是由于两个因素导致的:一方面,这里是基于ACF-LP方法进行估计,基准回归结果是基于ACF-OP方法;

表4 稳健性检验

Panel A 控制数字化制造业投入						
变量	控制省份—行业数字化制造业投入			控制企业层面数字化制造业投资		
	TFP_DR_Manu			TFP_DR_Manu2		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
UpstreamDigital	0.180*** (0.0327)	0.147*** (0.0320)		1.068*** (0.304)	0.832*** (0.306)	0.787** (0.336)
Lag_UpstreamDigital			0.157*** (0.0437)			
企业固定效应	Y	Y	Y			
年份固定效应	Y		Y	Y	Y	
省份固定效应					Y	
省份×年份固定效应		Y				Y
观测值	385277	385277	220485	938	938	900
R-squared	0.704	0.718	0.716	0.059	0.125	0.173
Panel B 加入非数字化中间投入和去掉数字化服务投入为0的样本						
变量	加入非数字化中间投入			去掉数字化服务投入为0的样本		
	TFP_DR_Input			TFP_DR_Input		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
UpstreamDigital	0.631*** (0.0363)	0.631*** (0.0365)		0.607*** (0.0987)	0.541*** (0.0973)	
Lag_UpstreamDigital			0.561*** (0.0477)			0.296*** (0.112)
年份固定效应	Y		Y	Y		Y
省份×年份固定效应		Y			Y	
观测值	375605	375603	218405	34991	34988	25598
R-squared	0.812	0.813	0.824	0.821	0.831	0.845
Panel C 其他稳健性检验						
变量	$\Delta TFP = TFP_{it} - TFP_{i,t-1}$		使用企业工资薪酬计算生产率		控制城市—年份固定效应	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	
UpstreamDigital	0.128* (0.0763)	0.220*** (0.0755)	0.522*** (0.0337)	0.490*** (0.0330)	0.200*** (0.0318)	
年份固定效应	Y		Y			
省份—年份对固定效应		Y		Y		
城市—年份对固定效应					Y	
观测值	139563	139559	412041	412039	404218	
R-squared	0.263	0.291	0.724	0.736	0.754	

注:Panel B和Panel C控制了企业固定效应。

另一方面,估计模型的因变量不同,这里是用工业产值作为因变量,基准回归结果是用增加值作为因变量。接下来,进一步检验上游数字化对下游企业全要素生产率的影响,表4的Panel B的第(1)~(3)列是相关的检验结果,回归系数依然显著为正,与基准结果一致。

第三,零值处理。在估计全要素生产率时,有些企业的数字化服务投入是0,基准结果的处理方式是先用数字化服务投入加1,然后再取对数。稳健性检验部分,去掉企业数字化服务投入为0的样本,直接取对数,再次估计全要素生产率(TFP_DR_Lnd)。与基准结果相比较,去掉数字化服务投入为0的样本的全要素生产率的均值更大,为2.104。表4的Panel B的第(4)~(6)列的检验结果表明,去掉数字化服务投入为0的样本,不影响基准结果,上游数字化发展依然显著促进下游企业全要素生产率的提升。

第四,进一步讨论其他几种稳健性分析,结果列于表4的Panel C中。由于全要素生产率的变动可能与前一期的全要素生产率相关,相关的结果可能是由前一期不可观测的因素导致的。回归结果第(1)~(2)列将因变量更换为全要素生产率的变动($\Delta TFP = TFP_{it} - TFP_{i,t-1}$)。此外,在估计全要素生产率时,考虑到人力资本的作用,将劳动力人数换成企业的员工薪酬,重新估计企业全要素生产率,回归结果见表4的第(3)~(4)列。第(5)列考虑到随时间变动的城市特征对基准结果的影响,增加城市一年份固定效应。从表4的结果可以看到,所有检验中上游数字化投入的系数均显著为正,与基准回归基本一致,结论稳健。

四、进一步的机制检验

前文研究发现,上游行业数字化显著提升下游企业全要素生产率,那么影响的渠道和机制是什么呢?这部分将从下游企业规模扩张、降低管理费用、优化库存管理和提高配置效率的角度初步回答此问题,更好地理解上游企业数字化带来的外部性。

(一)促进下游企业规模扩张

行业内存活下来的企业规模扩张同样是资源配置效率改善的一种表现。上游行业数字化转型会提高生产的产品质量,较高质量的中间品有利于下游

行业生产和扩大规模,规模扩张带来规模经济。企业在规模扩大后也更愿意优化管理方式、开展研发和创新活动等,进而提高下游企业全要素生产率。Rittera & Pedersena(2023)发现企业数字化转型会促进产品和服务创新,进而为下游企业提供更优质的产品和服务。同时,对于下游企业,如果能购买到更优质的中间品和服务,企业就存在更强的成本或产品优势,竞争力也就更强,成长也就更快。Cheng & Nault(2007)研究发现,如果上游行业的数字化资本提高10.5%,那么上游行业的产出提高0.63%~0.70%,下游行业总产出提高6600万~7200万美元。基于此,分别使用企业营业收入和工业产值构建企业规模指标,使用前后两年企业规模变动衡量企业成长。计算企业规模变量有两种方法:一种是前后两年企业规模先相减,再取对数 $\Delta \ln Y_{it} = \ln(Y_{it}) - \ln(Y_{i,t-1})$;另一种是先将企业规模取对数,然后前后两年再相减, $\Delta \ln Y_{it} = \ln(Y_{it}) - \ln(Y_{i,t-1})$,类似于增长率的概念。对于第一种方法可能出现相减为负无法取对数的问题,参考文献做法(Bellemare & Wichman, 2020),使用IHS (inverse hyperbolic sine transformation)方法对数据进行转换,具体方法如式(18):

$$IHS_Y_{fict} = \ln(\Delta Y_{fict} + \sqrt{\Delta Y_{fict} \cdot \Delta Y_{fict} + 1}) \quad (18)$$

其中, $\Delta Y_{fict} = Y_{fict} - Y_{fict,t-1}$,使用行业*i*城市*c*中企业*f*在第*t*年的企业规模减去该企业在第*t-1*年的企业规模。通过式(18)转换之后,解决了之前存在负值不能取对数以及指标右偏的问题。接下来使用一阶差分回归方程检验上游数字化对下游企业成长的影响,具体如式(19):

$$\Delta y_{fict} = \beta \cdot \Delta \text{UpstreamDigital}_{it} + \gamma \Delta X_{fict} + \rho_c + \tau_t + \varepsilon_{fict} \quad (19)$$

其中, Δy_{fict} 是因变量,分别包括 IHS_Sales_{fict} 、 IHS_Y_{fict} ; $\Delta \ln Sales_{fict}$ 和 $\Delta \ln Y_{fict}$; $\Delta \text{UpstreamDigital}_{it}$ 是上游行业前后两年数字化指标相减, $\Delta \text{UpstreamDigital}_{it} = \text{UpstreamDigital}_{it} - \text{UpstreamDigital}_{i,t-1}$, ΔX_{fict} 是控制变量两期相减, $\Delta X_{fict} = X_{fict} - X_{fict,t-1}$,包括从业人数和资本,由于企业年龄两期相减都等于1,因此没有做处理。 ρ_c 是城市的固定效应, τ_t 是时间的固定效应, ε_{fict} 是残差值。考虑到回归模型中的变量做了一阶差分,剔除了企业随时间不变的因素,因此在回归方程中不再控制企业固定效应,标准误也在城市层面聚类。

表5是回归结果。第(1)列因变量是 IHS_Sale_{fict} ,回归系数显著为正,说明上游数字化发展程度增加越大,下游企业营业收入增加的越多。从回归系数来看,上游数字化发展程度增加额每提高1个百分点,下游企业营业收入增加额提高1.42%。第(2)列因变量是工业产值,回归系数依然显著为正,系数与第(1)列的系数大小基本一致。第(3)~(4)列因变量分别是 $\Delta \ln Sale_{fict}$ 和 $\Delta \ln Y_{fict}$,回归系数与(1)~(2)列一致,均显著为正,上游行业数字化发展程度增加额提高1个百分点,下游企业营业收入和工业产值的增长速度都提高0.05个百分点。表5的结果显示,上游企业提高数字化后,促进了下游企业规模成长,尤其是提高了下游企业营业收入和产值的增长速度。企业收入、产值的增长速度本身就是表征企业资本和劳动使用效率的重要指标,其变化模式和全要素生产率高度一致。

(二)提高存货周转率、降低下游企业管理费用

上游企业的数字化会改变企业自身的生产和管理方式,提高生产率(Bartel et al., 2007),还会通过产业链传导到下游企业,改变下游企业的生产和管理,优化下游企业的配置效率,进而提高生产效率(杨金玉等, 2022)。Mariscal(2023)发现数字化资产能提高企业的管理效率,降低管理成本,并促进知识在企业间传播。本文认为,一方面,下游企业通过学习上游企业的经验,优化管理方式;另一方面,上游数字化为下游企业提供更丰富的供销信息、更优质和稳定的中间品和服务,降低下游企业搜寻成本、库存量和

仓储成本,提高下游企业的库存周转率和管理费用。这部分从库存周转率、仓储管理和及管理费用的角度,检验上游数字化对下游企业全要素生产率的影响机制。以企业仓储费用为例,仓储费用已经成为企业生产成本的重要组成部分,是企业决策的关键变量,特别是对于电商企业来说,仓储物流成本可能高达30%。同时,数字化的仓储管理也降低了上游企业供货、出货的不确定性,有利于下游企业优化中间品进货时间和管理,降低仓储费用。

进一步检验上游数字化对下游企业库存管理和及管理费用的影响。表6是检验结果。第(1)~(2)列的因变量是企业的库存周转率,分别使用营业成本与平均存货之比、营业收入与平均存货之比来衡量。回归结果表明,上游数字化程度越高,下游企业的存货周转率越高。第(3)列结果显示,下游企业的管理费用显著下降,说明上游企业数字化优化了下游企业的管理,降低了管理费用。此外,税调库统计了企业物流辅助支出和仓储费,直接反映了企业的仓储费用成本,但是这两个指标缺失严重,特别是对于非制造业。第(4)列因变量是物流辅助服务支出,第(5)列的因变量是仓储费,这两个检验的数据缺失非常严重,有效样本较小,回归系数仍然为负,但第(5)列不显著。总体来说,表6的结果显示,上游企业数字化能优化下游企业库存管理,降低下游企业的库存规模,节约库存成本。存货周转率上升,管理、物流费用下降,这都能够很好地提高资本服务效率,是提高企业全要素生产率水平的重要途径。

表5 机制检验:促进下游企业规模扩张

变量	IHS_Sale_{fict}	IHS_Y_{fict}	$\Delta \ln Sale_{fict} = \ln Sale_{fict} - \ln Sale_{fict,t-1}$	$\Delta \ln Y_{fict} = \ln Y_{fict} - \ln Y_{fict,t-1}$
	(1)	(2)	(3)	(4)
$\Delta UpstreamDigital$	1.416*** (0.347)	1.234*** (0.297)	0.0451*** (0.0131)	0.0461** (0.0220)
观测值	154159	147026	224848	219510
R-squared	0.103	0.081	0.147	0.058

注:检验中控制了年份和城市固定效应;标准误在城市层面聚类。

表6 机制检验:提高存货周转率和降低管理费用

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	存货周转率1 (营业成本/平均存货)	存货周转率2 (营业收入/平均存货)	管理费用 (剔除研发费用)	物流辅助服务支出(机场服务、 港口服务、运输代理、仓储)	仓储费用
$UpstreamDigital$	0.0297** (0.0131)	0.0466*** (0.0133)	-0.0344* (0.0201)	-0.193* (0.110)	-0.0693 (0.132)
观测值	373332	373332	189480	16632	9769
R-squared	0.890	0.888	0.936	0.728	0.876

注:检验中控制了 $\ln L$ 、 $\ln Age$ 、 $\ln Asset$ 、 $\ln Sale$ 等控制变量,控制了年份和企业固定效应。

(三)提高下游行业的配置效率

数字化促进资源在企业间配置,充分发挥市场“无形的手”的优胜劣汰机制,优化资源配置效率,提高行业集中度和改变市场结构(Bessen, 2017)。根据产业链的传染效应(Isaksson et al., 2016),上游行业数字化会通过产业链影响下游企业的优胜劣汰,进而改善下游行业的配置效率。参考 Hsieh & Klenow (2009),首先将企业层面的变量通过平均化处理成行业层面的数据;然后根据下游行业全要素生产率的标准误(Sd)、九十分位值减去十分位值(P90-P10)、七十五分位值减去二十五分位值(P75-P25),构建下游行业错配程度指标,并根据行业平均全要素生产率做标准化处理,该值越大代表资源错配越严重,资源配置效率越差;最后在行业层面进行检验,检验方程如下:

$$Y_{it} = \theta \cdot \text{UpstreamDigital}_{it} + \gamma X_{it} + \rho_i + \tau_t + \varepsilon_{it} \quad (20)$$

其中, Y_{it} 是行业 i 在第 t 年的资源错配程度, X_{it} 是行业平均的控制变量, ρ_i 是行业的固定效应, τ_t 是时间固定效应, ε_{it} 是残差,其他变量的设定与前文一致。表7的第(1)~(3)列显示,上游行业数字化发展程度越大,下游行业资源错配程度越小。第(4)~(6)列是使用一阶差分的实证方法,回归系数依然显著为负,与前文结论一致。表7的结果显示,上游行业数字化程度越高,越利于构建公平的竞争市场,优化信息流动,更好地发挥市场的优胜劣汰作用,提升下游行业的资源配置效率。这对于中国现阶段的经济增长模式转型至为重要。

五、主要结论与研究扩展

现阶段,如何提高传统要素的使用效率,挖掘新的增长动能,是中国能否实现高质量、可持续发展的关键。数字经济的发展也许可以为这一转型提供支撑。数字经济兴起是一次外部性革命,重要程度可

以类比1980年代研究人力资本外部性对内生经济增长理论的影响;数字经济兴起也是一次交易成本革命,重要程度可以类比大航海时代使得运输成本大幅度下降从而推动全球化发展。在这一背景下,本文研究数字经济发展对中国未来经济发展的影响。本文的研究表明,数字经济可以拓展传统资本和劳动作为要素投入的定义范畴,数据本身就是一种生产要素,这可以缓解中国现阶段传统要素投入增长空间有限的约束。此外,数字经济发展可能可以提高资本和劳动要素的使用效率,同时引导资源流动,优化资源配置效率,可以推动中国经济发展模式由要素投入型向效率增进型转型。

对经济学理论创新而言,数字经济、新经济是一个非常宏大的研究主题,是一个有很大希望带来经济学理论重大创新的主题。对中国现实的经济发展而言,数字经济发展同样有着非同一般的意义,被寄望能更好地推动中国经济高质量发展。无论从理论上,还是应用上,数字经济问题都需要深入研究。本文的研究得到了一些有意义的发现,但整体上研究还非常初步,很多重要问题都有待后续研究。第一,如何将数字经济引入宏观经济增长核算,有待理论研究上的突破。宏观与微观相结合,是现代经济学研究越来越重视的范式。本文的研究中,在理论上假设了数字化对资本效率、劳动效率都有促进作用,文献上也有类似的微观层面支撑研究。但在宏观经济核算方面,数字化、数据如何影响传统要素使用效率、如何直接对产出产生影响,这些问题都还没有统一的研究框架和结论。而且,从微观到宏观,不是简单的加总,其中还有结构变化和市场、外围冲击等影响因素。这些问题都有待后续的深入思考。第二,数字经济是个非常宽泛的概念范畴,微观层面的研究高度依赖于代理变量的选择。数字经济投射到企

表7 机制检验:优化下游行业的配置效率

变量	Sd/Mean	(P75-P25)/Mean	(P90-P10)/Mean	Δ [Sd/Mean]	Δ [(P75-P25)/Mean]	Δ [(P90-P10)/Mean]
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
UpstreamDigital	-2.796**(1.378)	-2.991**(1.463)	-7.048**(3.472)			
Δ UpstreamDigital				-1.887**(0.951)	-2.045**(1.001)	-4.630*(2.394)
行业固定效应	Y	Y	Y			
观测值	203	203	203	168	168	168
R-squared	0.806	0.821	0.801	0.125	0.169	0.132

注:检验中控制了lnL、lnAge、lnAsset、 Δ lnAsset、 Δ lnL等控制变量,控制了年份固定效应。本表标准误是稳健标准误。

业层面,有很多不同维度的含义。比如,企业建设数据中心聚集相关信息优化生产与销售行为,企业建设以工业机器人为主体的数字化生产线,企业购买数字化信息化相关服务优化生产与人员管理流程等,不同类型的数字化投入对企业会有不同的影响。本文的研究聚焦在购买相关数字化信息化服务的角度,因为这个维度在不同企业间可比性较强,没有太大的度量上的异质性,是一个相对容易测度的角度。但是,如前所述,不同类型的数字化发展方式对不同的企业会有不同的影响,要得到更有针对性的结论和政策价值,后续还需要对数据资产核算、数据资本非线性积累过程等有更为细致的研究。第三,关于数字经济分配效应的进一步思考。现阶段,中国经济需要由要素积累型向效率驱动型转型,数字经济可以改善配置效率,促进增长。但和其他技术进步与规模经济发展类似,数字经济在促进增长的同时,也有很强的分配效应,伴随着剧烈的优胜劣汰和不同维度的不平衡发展。实践中可以观察到一些数字经济发展反而使得资源大规模流动越来越难的例子,比如很多地方化电商平台的建立。只有将增长效应和分配效应都研究清楚,才能使得全民分享数字经济兴起带来的成果,才能避免出现过度“互联网+”和过度限制资本扩张等现象,才能提高产业规制的精准性与合理性,才能更好地稳定预期,促进数字经济健康、快速发展。由此,未来还需要对数字经济的分配效应做更深入的研究。

*作者特别感谢匿名审稿专家的宝贵意见。当然,文责自负。

注释:

①上游行业数字化发展程度(UpstreamDigital)在后文的分析中做了乘以100的处理。

参考文献:

- [1]柏培文、张云,2021:《数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益》,《经济研究》第5期。
- [2]蔡跃洲、牛新星,2021:《中国数字经济增加值规模测算及结构分析》,《中国社会科学》第11期。
- [3]何小钢、梁权熙、王善骞,2019:《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》,《管理世界》第9期。

[4]江小涓、靳景,2022:《数字技术提升经济效率:服务分工、产业协同和数实孪生》,《管理世界》第12期。

[5]申广军、陈斌开、杨汝岱,2016:《减税能否提振中国经济?》,《经济研究》第11期。

[6]石敏俊、张卓颖,2012:《中国省区间投入产出模型与实际经济联系》,科学出版社。

[7]陶锋、王欣然、徐扬、朱盼,2023:《数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率》,《中国工业经济》第5期。

[8]汪森军、张维迎、周黎安,2007:《企业信息化投资的绩效及其影响因素:基于浙江企业的经验证据》,《中国社会科学》第6期。

[9]许宪春、张美慧,2020:《中国数字经济规模测算研究——基于国际比较的视角》,《中国工业经济》第5期。

[10]杨汝岱,2015:《中国制造业企业全要素生产率研究》,《经济研究》第2期。

[11]余泳泽、张先轸,2015:《要素禀赋、适宜性创新模式选择与全要素生产率提升》,《管理世界》第9期。

[12]Acemoglu, D., D. Autor, D. Dorn, G. H. Hanson, and B. Price, 2014, "Return of the Solow Paradox? IT, Productivity, and Employment in U.S. Manufacturing", *American Economic Review*, 104(5), 394-399.

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

[14]Anenberg, E., and E. Kung, 2015, "Information Technology and Product Variety in the City: The Case of Food Trucks", *Journal of Urban Economics*, 90, 60-78.

[15]Atrostic, B. K., and S. V. Nguyen, 2005, "It and Productivity in U.S. Manufacturing: Do Computer Networks Matter?", *Economic Inquiry*, 43(3), 493-506.

[16]Bartel, A., C. Ichniowski, and K. Shaw, 2007, "How Does Information Technology Affect Productivity? Plant-Level Comparisons of Product Innovation, Process Improvement, and Worker Skills", *Quarterly Journal of Economics*, 122(4), 1721-1758.

[17]Bellemare, M. F., and C. J. Wichman, 2020, "Elasticities and the Inverse Hyperbolic Sine Transformation", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 82(1), 50-61.

[18]Bessen, J., 2017, "Information Technology and Industry Concentration", Working Paper.

[19]Bloom, N., R. Sadun, and J. Van Reenen, 2012, "Americans Do IT Better: US Multinationals and the Productivity Mira-

cle", *American Economic Review*, 102(1), 167–201.

[20]Brandt, L., J. Van Biesebroeck, and Y. Zhang, 2012, "Creative Accounting or Creative Destruction? Firm-level Productivity Growth in Chinese Manufacturing", *Journal of Development Economics*, 97(2), 339–351.

[21]Brynjolfsson, E., and L. M. Hitt, 2003, "Computing Productivity: Firm-Level Evidence", *Review of Economics and Statistics*, 85(4), 793–808.

[22]Brynjolfsson, E., and M. D. Smith, 2000, "Frictionless Commerce? A Comparison of Internet and Conventional Retailers", *Management Science*, 46(4), 563–585.

[23]Castro, D., and A. McQuinn, 2015, "Cross-Border Data Flows Enable Growth in All Industries", *Information Technology and Innovation Foundation*, 2, 1–21.

[24]Cheng, Z., and B. R. Nault, 2007, "Industry Level Supplier-Driven IT Spillovers", *Management Science*, 53(8), 1199–1216.

[25]Cullen, Z., and C. Farronato, 2021, "Outsourcing Tasks Online: Matching Supply and Demand on Peer-to-Peer Internet Platforms", 67(7), 3985–4003.

[26]Dewan, S., and K. L. Kraemer, 2000, "Information Technology and Productivity: Evidence from Country-Level Data", *Management Science*, 46(4), 548–562.

[27]Doraszelski, U., and J. Jaumandreu, 2018, "Measuring the Bias of Technological Change", *Journal of Political Economy*, 126(3), 1027–1084.

[28]Forman, C., and N. van Zeebroeck, 2019, "Digital Technology Adoption and Knowledge Flows within Firms: Can the Internet

Overcome Geographic and Technological Distance?", *Research Policy*, 48(8), 103697.

[29]Hsieh, C.-T., and P. J. Klenow, 2009, "Misallocation and Manufacturing TFP in China and India", *Quarterly Journal of Economics*, 124(4), 1403–1448.

[30]Hulten, C. R., E. Bennathan, and S. Srinivasan, 2006, "Infrastructure, Externalities, and Economic Development: A Study of the Indian Manufacturing Industry", *World Bank Economic Review*, 20(2), 291–308.

[31]Isaksson, O. H. D., M. Simeth, and R. W. Seifert, 2016, "Knowledge Spillovers in the Supply Chain: Evidence from the High Tech Sectors", *Research Policy*, 45(3), 699–706.

[32]Jorgenson, D. W., 2001, "Information Technology and the U.S. Economy", *American Economic Review*, 91(1), 1–32.

[33]Jorgenson, D. W., M. S. Ho, and J. Stiroh, 2005, "Growth of U.S. Industries and Investments in Information", in Carol A. Corrado, John C. Hahiwanger, and Daniel E. Sichel(eds.), *Measuring Capital in the New Economy*, University of Chicago Press, 403–478.

[34]Lu, Y., Z. Tan, and L. Zhu, 2017, "Identifying FDI Spillovers", *Journal of International Economics*, 107, 75–90.

[35]Mariscal, A., 2023, "Firm Organization and Information Technology: Micro and Macro Implications", Working Paper, Universitat Rovirai Virgili.

[36]Rittera, T., and C. L. Pedersena, 2023, "Digitization Capability and the Digitalization of Business Models in Business-to-Business Firms: Past, Present, and Future", *Industrial Marketing Management*, forthcoming.

Corporate Digitization Development, Total Factor Productivity and Industrial Chain Spillover Effects

Yang Rudai Li Yan Meng Shanshan

Abstract: According to the macroeconomic growth accounting perspective, economic growth is primarily driven by factors such as increased factor input, improved factor utilization and allocation efficiency, and technological progress. In the past, China's economic growth was largely dependent on the increased inputs of capital and labor. However, as the Chinese economy has experienced rapid growth over the last four decades, it is now facing a lack of new growth drivers and notable structural contradictions between urban and rural areas as well as regions. To address these challenges, we propose that the development of the digital economy can bring new vitality to China's economic growth at the current stage. The digital economy has the potential to transform China's economy from being input-driven to efficiency-driven, ultimately facilitating high-quality development and transitioning towards an innovation-led economy.

On the one hand, data are regarded as a productive factor, complementing capital and labor inputs and easing the constraints of the limited growth space of traditional factor inputs in China. On the other hand, the development of the digital economy can enhance the use efficiency of capital and labor inputs by directing resource flow and optimizing resource allocation efficiency. These implications are of great significance in addressing China's structural contradictions and promoting a transformation towards an efficiency-driven development model.

Incorporating digitization into growth accounting equations, we examine the impact of digitalization on total factor productivity and explore the industrial chain spillover effects and transmission mechanism. The findings of the study can be summarized in two aspects. On the one hand, digital inputs significantly improve the total factor productivity of firms. The study finds that the output elasticity of digital inputs stands at 0.09 by incorporating these inputs into traditional growth accounting models, with variations across industries. On average, digitization has a positive impact on total factor productivity, contributing to approximately 10% improvement. Secondly, both industry-firm and firm-firm matching data reveal the existence of industrial chain spillover effects resulting from upstream digital development. The mechanism involves enhancing upstream digitization to lower management costs, increase inventory turnover rates, and optimize resource reallocation efficiency in downstream industries, ultimately enhancing the total factor productivity of downstream firms.

This paper contributes to the literature mainly in three ways. Firstly, it explores the impact of digital inputs on total factor productivity, extending beyond the prevailing literature that mainly focuses on the effect of digitization on firm output or labor productivity. The findings offer crucial insights that enhance future research and deepen the academic understanding of the topic. Secondly, the study sheds light on the significant industrial chain spillover effects of digital inputs, highlighting the substantial externalities associated with digitization. This finding necessitates further exploration into the externalities of the digital economy, similar to the discussions on human capital externalities in the 1980s that significantly impacted macroeconomic theory and related policies. Research on the externalities of the digital economy is important for theory and policy applications. Thirdly, we emphasize the potential of the digital economy to address challenges such as a lack of growth drivers and structural issues at this stage. If the digital economy, as a new form of input factors, is capable of enhancing the efficiency of traditional factors, generating positive externalities, and mitigating structural contradictions by optimizing market allocation efficiency, it will transition China from an input-driven to an efficiency-driven economy.

However, several aspects require further exploration. For instance, incorporating the digital economy into macroeconomic growth accounting requires advancements in theoretical research; digital assets differ from traditional physical capital, and more detailed research is needed on data asset accounting and the non-linear accumulation process of data capital; additionally, the distributional effects of the digital economy should be given greater consideration. Only by thoroughly studying both the growth effect and distribution effect can we ensure that everyone shares the benefits brought by the rise of the digital economy, and avoid phenomena such as overemphasis on Internet+ and over-restriction of capital expansion.

Key words: digitization; total factor productivity; industrial chain spillover effects; reallocation efficiency