

# 数字化转型、知识溢出与企业全要素生产率

## ——来自制造业上市公司的经验证据

涂心语,严晓玲

(南开大学 经济学院,天津 300071)

**摘要:**在当前中国数字经济和实体经济逐渐融合的发展背景下,深入探索企业数字化转型与全要素生产率的关系对于经济实现高质量发展具有重要意义。基于2007—2019年制造业上市公司年报文本数据构建了企业数字化指数,在此基础上研究了数字化转型对企业全要素生产率的影响,并采用倾向得分匹配法为数字化转型程度高的企业构造了各种特征相似的数字化转型程度低的企业对照样本,通过反事实方法实证检验了数字化转型对企业间知识溢出的影响。主要结论如下:(1)企业数字化转型对其全要素生产率有显著的提升作用,在进行一系列稳健性检验后此结论仍然成立。(2)随着时间推移,数字化转型对企业全要素生产率的影响更为明显,这一方面可能表明当期所进行的数字化转型举措对企业的影响存在一定滞后,另一方面可能意味着测算得到的数字化指数部分反映了企业对数字化转型的预期或前期投入。(3)数字化转型能够通过加速企业间知识溢出进而促进其全要素生产率的提升,因此数字化增强了经济内生增长动力。研究结论为数字经济与实体经济的融合效果提供了微观证据,具有重要的政策含义:政府应通过政策倾斜等方式鼓励企业进行数字化转型,同时采取各项措施降低知识溢出的外部门槛,通过数字化转型与知识溢出的良性互动,推动经济实现高质量发展。

**关键词:**数字经济;高质量发展;生产率;技术溢出;文本分析;词频统计

**中图分类号:**F062.5 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-9301(2022)02-0043-14

DOI:10.13269/j.cnki.ier.2022.02.010

### 一、引言

中国改革开放已经四十余年,在不断进步的发展理念的推动下,经济实现了长期持续的高速增长,然而,制造业大而不强、国际竞争力弱的现象仍然严重。当前,推动经济高质量发展、提高全要素生产率是促使中国企业在国际竞争中取得优势的重要路径,同时能够为经济增长注入新的动力。进入21世纪后,信息技术逐渐改变世界,数字经济正在成为改变全球竞争格局的关键力量。十九大以来,党中央高度重视数字经济发展,将其作为供给侧结构性改革、实体经济发展和创新驱动发展的重要内容。数字经济是中国企业所面临的新一轮科技革命和产业变革新机遇,随着数字经济和实体经济的融合发展,产业数字化的经济效应成为一项重要议题。在此背景下,研究企业数字化转型对其全要素生产率的影响具有重要意义。

收稿日期:2021-11-10;修回日期:2022-01-21

**作者简介:**涂心语(1991—),男,湖北老河口人,南开大学经济学院博士研究生,研究方向为数字经济、产业组织、创新经济学;严晓玲(1991—),女,福建诏安人,南开大学经济学院博士研究生,研究方向为数字经济、创新经济学。

**基金项目:**国家社会科学基金重大项目(18ZDA102)

企业进行数字化转型是将互联网、物联网、大数据、云计算、人工智能等与其生产经营过程进行深度融合,在此过程中企业能够更深层次、更大范围地接触、吸收和利用外界信息<sup>[1]</sup>,而企业全要素生产率提升的一个重要影响因素便是外界对其所产生的知识溢出效应<sup>[2]</sup>。由此所带来的一系列重要问题是:数字化转型是否加速了知识溢出?企业进行数字化转型是否促进了其从外界知识溢出中获益,从而提高了全要素生产率?知识溢出效应的本质是研发的正外部性,其重要意义不光体现在微观企业层面,在宏观层面,知识溢出也是经济生产收益递增的重要源泉,是经济保持持续增长的内生动力<sup>[3]</sup>。因此,本文所要进行的第二项工作便是研究知识溢出在企业数字化转型对其全要素生产率的影响中所扮演的角色。

现有文献对于数字经济对实体经济的影响已有一些初步探讨。荆文君和孙宝文<sup>[4]</sup>从微观和宏观两个层面提出了数字经济促进经济高质量发展的理论分析框架,认为数字经济能够为经济生产提供更好的匹配机制与创新激励。李晓华<sup>[5]</sup>指出数字经济具有颠覆性创新不断涌现、平台经济与超速成长等新特征,从而为经济增长提供了新的动能。杜传忠和张远<sup>[6]</sup>基于2015—2018年腾讯研究院编制的城市数字经济指数和A股上市公司匹配数据研究了数字经济对企业生产率的影响,指出规模经济效应、范围经济效应、技术创新效应和管理效率效应是数字经济发挥作用的中间机制。上述研究的不足之处在于没有从企业数字化转型视角进行微观层面的实证检验。最新的一些研究通过对上市公司年报进行文本分析与词频统计构建出企业数字化转型指数,进而研究了数字化转型对企业全要素生产率<sup>[7]</sup>、服务化<sup>[8]</sup>、分工<sup>[9]</sup>、资本市场表现<sup>[10]</sup>的影响,这些文献对微观层面企业数字化转型的实证研究做出了有益探索。

综合来看,现有关于数字经济对实体经济影响的研究尚存在继续深入的空间。首先,现有文献更多从理论层面进行分析,为数不多的实证研究则集中在宏观层面,所使用的城市或地区数字化指标难以反映微观企业的数字化水平;其次,现有研究在探讨数字经济对实体经济的影响机制时较少考虑与检验知识溢出所发挥的作用,而从数字经济自身的特征来看,其与知识溢出之间应存在紧密联系。本文的主要工作便是基于2007—2019年中国制造业上市公司样本,实证检验企业数字化转型对其全要素生产率的影响,并考察企业间知识溢出效应在其中所扮演的角色。本文的可能贡献如下:(1)借助文本分析方法,通过对上市公司年报进行关键词词频统计构建了企业数字化指数,更为准确和全面地刻画了微观企业数字化转型状况,进一步推进和完善了现有研究方法。(2)分析了企业数字化转型对企业间知识溢出效应的影响,为揭示数字经济对实体经济的影响机理提供了新的视角和思路,对于深度理解数字经济与企业数字化转型具有重要意义。(3)采用倾向得分匹配法(PSM)为数字化转型程度高的企业构造了各种特征相似的数字化转型程度低的企业对照样本,通过反事实分析实证检验了企业数字化转型对知识溢出的影响,使研究结论更具可信性。

## 二、理论分析与研究假设

### (一) 数字化转型与企业全要素生产率

第一,数字化转型可通过提升企业技术创新水平进而提升其全要素生产率。创新是全要素生产率的重要影响因素<sup>[11]</sup>,数字化对企业创新的影响主要体现在两个层面:创新模式与创新过程。在创新模式层面,数字化转型推动了从单个企业、单个部门的传统封闭式创新模式向企业内部各系统、供应链、用户消费者共同参与的开放式、网络化的协同创新模式的转变。首先,通过5G专网、工业无线网络等网络基础设施改造,数字化转型能够促使知识要素、数据要素在企业内部各系统之间加速共享和流动<sup>[12]</sup>,从而促进企业内部的协同创新;其次,通过工业互联网平台,数字化转型能够汇聚供应链各环节主体,推动关键数据共享和制造资源优化配置,实现跨企业、跨地区、跨行业的研发协同,以数据价值网络推动创新水平提升;最后,在服务经济时代,用户创新日益兴起<sup>[13]</sup>,例如免费的开源软件项目等用户创新社区,而企业进行数字化转型拉近了其与用户之间的距离,通过从用户处获取灵

感、及时反馈用户需求实现以销定产等,提高了产品设计水平。在创新过程层面,数字化转型能够缓解工业设计工具软件落后和研发效率低等问题。例如,通过仿真设计工具创新,企业可实现并行、敏捷交互和模块化设计,精准模拟物理实体的各种物理参数,并通过可视化的方式展示出来,提高研发的精确性和便利性,降低研发成本<sup>[14]</sup>。

第二,数字化转型可通过提升企业经营管理水平进而提升其全要素生产率。经营管理水平的提升能够在生产技术水平不变的情况下提高现有资源的利用效率,从而减少成本,提高企业全要素生产率,而数字化的影响主要体现在人员组织管理和产购销管理两方面。一方面,数字化转型有利于降低企业内部交流和信息获取成本,提升了企业内部各层级之间的协同性,增强了企业的人员组织管理能力<sup>[6]</sup>。另一方面,数字化转型使企业能够基于工业互联网平台应用打通业务流程、管理系统和供应链数据,通过全链条数据贯通与智能分析,实现动态精准服务、辅助管理决策等管理模式创新,提升企业产购销管理能力。例如,通过工业互联网平台汇聚设计、制造、运维、供应链等各环节主体,推动关键数据共享和制造资源优化配置,同时对自身产购销各环节的信息进行收集和分析,企业可实现产品全生命周期的精细化管理,从机械式运作方式转变为生命式运作方式<sup>[15]</sup>;根据数字化平台沉淀的产品交易、用户评价等数据信息,企业管理者能够精准预测消费者的消费倾向、企业经营风险等<sup>[16]</sup>,提高管理效率。

第三,数字化转型可通过提升企业智能化生产制造水平进而提升其全要素生产率。这可在生产模式与生产过程两方面得到体现。首先,在生产模式方面,企业可通过工业互联网平台增强用户在产品全生命周期中的参与度,精准挖掘分析用户需求,并基于数据整合分析、模型库共享与供应商协同,实现模块化与个性化设计、柔性化生产、智能仓储和准时交付,实现高效率、零库存的生产模式。其次,在生产过程方面,一方面,企业使用工业机器人可以直接提升其全要素生产率<sup>[17]</sup>。另一方面,通过对制造过程的数字化改造,推动设备、系统与平台等之间数据互联互通,企业可实现对生产制造过程的动态感知、实时分析与科学决策,提升生产效率和产品质量,提高资源能源利用率与生产安全水平,实现数据驱动的智能化生产。例如,通过互联互通收集数据,企业能够缩短机器检修、工序切换等时间,降低运维成本。

第四,数字化转型可通过扩大企业规模经济效应进而提升其全要素生产率。首先,企业通过数字化转型可能使其产品组合中出现低边际成本甚至零边际成本的数字化特征产品。例如,一些传统家电厂商通过生产智能家居产品将硬件产品与软件商品打包出售,消费者通过购买不同层级的软件服务来实现硬件产品的不同功能。与硬件产品相比,这些软件服务便是典型的低边际成本产品,厂商将两者打包出售有利于其均摊固定成本,降低长期平均成本,从而实现规模经济,提升全要素生产率。其次,在传统交易方式中,受到地理空间的限制,供需双方面临着自然性市场分割问题,而通过数字化转型,企业能够利用电子商务平台、移动支付工具等使原本无法实现的交易在数字技术平台得以实现。此外,数字化转型可促使企业更有能力将供给与需求双方信息转化为数据,利用大数据技术进行供需的有效整合与精准匹配,解决了协调或交易成本问题,大大提高了资源配置效率<sup>[18]</sup>。因此,企业进行数字化转型有利于其扩大产品销售规模,实现规模经济,从而提升全要素生产率。

根据以上分析,本文提出如下假设:

假设 1: 企业进行数字化转型能够提升其全要素生产率。

## (二) 数字化转型与企业间知识溢出

企业间知识溢出效应主要指“一个企业可从另一个企业的研发活动中获益,但无须支付对方研发成本”的效应<sup>[19]</sup>,这种效应之所以能够产生,是因为知识具有非竞争性和部分排他性特征<sup>[3]</sup>。知识溢出的本质是信息的传递,然而信息的流动和传递通常受限于空间<sup>[20]</sup>,因此地理邻近被视为知识溢出效应得以产生的核心因素<sup>[21]</sup>。中国是一个幅员辽阔的大国,且地区之间存在市场分割<sup>[22]</sup>,地理空间对于

知识溢出的限制可能更为严重,企业进行数字化转型无疑能够在很大程度上消除信息传递的障碍。结合前文的分析可知,数字化转型使企业能够以前所未有的方式获取信息、加工信息、利用信息,从而以更低的成本获得更远范围内的知识,因此应能促进企业间的知识溢出效应,提升全要素生产率。

本文认为企业数字化转型对知识溢出的促进作用具体体现在以下三方面:第一,数字化转型加速了由企业间研发合作所产生的知识溢出。研发是一项高风险、高成本、高复杂性的活动,因此在一些情形下企业之间会进行研发合作<sup>[23]</sup>,这要求双方分享自身的现有知识,由此会产生知识溢出效应。数字化转型加强了企业之间的联结,即时通讯、视频会议、云平台等方式使知识、数据、思想能够更为畅通地共享,企业协同组织能力更强,从而加速了企业间研发合作所产生的知识溢出。第二,数字化转型加速了由科技文献所产生的知识溢出。世界现存的知识中有大量可以轻松甚至免费获取的基础性知识,如科技论文、书籍专著、专利等,企业在学习和吸收科技文献的过程中便会从外界知识溢出效应中获益。数字化转型使企业能够融入高效连通的信息网络,接触到更加多元化的信息,通过充分利用外部资源实现企业从有边界发展到无边界发展的突破<sup>[24]</sup>,此过程无疑会加速知识溢出。第三,数字化转型加速了由模仿学习所产生的知识溢出。通常来说,落后企业可以通过观察与模仿学习获取先进企业的技术知识,进而从外界知识溢出效应中获益<sup>[25]</sup>。在数字化转型背景下,模仿学习的范围被极大延伸,效率也得到提高,通过产业链各环节主体跨企业、跨地区、跨行业地网络化研发协同、制造协同、供应协同,不同企业的研发项目、管理理念、营销策略、售后服务等会对彼此产生较强的示范效应,从而加速知识溢出。根据以上分析,本文提出如下假设:

假设 2: 企业进行数字化转型可通过加速企业间知识溢出进而提升其全要素生产率。

### 三、研究设计

#### (一) 数字化转型指数的构建

如何准确测算企业数字化转型程度是一项难题。部分研究从 ERP 系统的应用<sup>[26]</sup>、IT 投资、电信支出等信息资产占比<sup>[27]</sup>,以及企业信息技术人员占比<sup>[28]</sup>等角度进行衡量。这些方法的主要缺陷在于,更多体现了企业的信息化水平,难以反映企业数字化全貌。何帆和刘红霞<sup>[29]</sup>通过手工整理上市公司的临时和定期公告构建出企业是否进行数字化转型的“0-1”虚拟变量指数,但此方法难以反映企业数字化转型的“程度”。近年来,一些学者开始对上市公司年报进行文本分析并进行关键词词频统计以构建企业数字化转型指数,如赵宸宇<sup>[8]</sup>、袁淳等<sup>[9]</sup>。上市公司年报具有总结和指导性质,年报中的词汇用法能够反映出企业的战略特征和未来展望,因此,从上市公司年报中涉及“企业数字化转型”的词频统计角度来刻画其转型程度有其科学性,且可行性较强<sup>[10]</sup>。但必须说明的是,这种方法构建的数字化转型指数有其缺陷之处,即年报中的部分信息具有前瞻性,可能反映的是上市公司数字化转型的预期或前期投入,而非数字化转型的结果。本文认为,虽然上述方法在刻画企业数字化转型程度方面存在误差,但大多数公司年报可能均存在此类问题,这种误差更多属于系统误差,不同企业之间以及不同年份之间的数字化转型指数仍然具有可比性,针对本文的研究主题而言,可假设其不会对研究结果产生严重干扰<sup>①</sup>。

鉴于此,本文使用词频统计方法构建企业的数字化转型指数。具体步骤如下:(1)通过 python 软件下载沪深 A 股制造业 2007—2019 上市公司年报,将其转换为 txt 纯文本格式,并提取上市公司经营情况分析部分的文本。由于不同年份上市公司年报的章节安排存在差异,本文提取了 2007—2014 年年报的董事会报告章节、2015 年年报的管理层讨论与分析章节以及 2016—2019 年年报的经营情况讨论与分析章节。(2)结合赵宸宇<sup>[8]</sup>与吴非等<sup>[10]</sup>的研究构建本文的企业数字化词典,共有 159 个关键词<sup>②</sup>。这两篇文献选取企业数字化转型关键词的依据主要有:参考企业数字化转型主题的现有文献,如陈春花等<sup>[30]</sup>、陈剑等<sup>[14]</sup>的研究成果;参考数字化转型的相关政策文件和研究报告,如工业和信息化部办公厅发布的《中小企业数字化赋能专项行动方案》等;人工选取数字化转型较为成功的企业样本,从其年报

中判断和提取数字化关键词。(3) 基于搜狗输入法的财经金融词汇大全词库与本文的企业数字化转型关键词词典构建自定义分词词典,在此基础上使用 python 的“jieba”中文分词组件对第一步所提取的文本进行分词处理。根据分词结果,统计每家公司的数字化关键词词频,将各关键词词频加总得到数字化总词频。考虑到每家公司年报的经营情况分析部分文本长度存在差异,本文最终所构建的企业数字化转型指数,即数字化指数 A(  $digital\_a$  ),为上市公司年报的经营情况分析部分中数字化总词频与经营情况分析部分总词数之比,由于此比值较小,为使行文简洁,本文将其乘以 100,即:

$$digital\_a = \frac{\text{经营情况分析部分中数字化总词频} \times 100}{\text{经营情况分析部分总词数}} \quad (1)$$

$digital\_a$  数值越大,意味着公司数字化转型程度越高。为尽量保证结果的稳健性,本文还使用了以下三种指标,即数字化指数 B(  $digital\_b$  )、数字化指数 C(  $digital\_c$  )、数字化指数 D(  $digital\_d$  ),以衡量企业数字化转型程度:

$$digital\_b = \frac{\text{年报中数字化总词频} \times 100}{\text{年报总词数}} \quad (2)$$

$$digital\_c = \text{经营情况分析部分中数字化总词频} \quad (3)$$

$$digital\_d = \text{年报中数字化总词频} \quad (4)$$

图 1 为四种企业数字化指数样本期内每年的均值,可看出虽然四种数字化指数呈现出明显差异,但均保持增长态势,特别是 2013 年以后增长速度明显加快,这主要是因为中国的数字金融、共享经济、智能制造等新型数字经济业态普遍诞生于 2013 年及以后<sup>[6]</sup>。

表 1 按照证监会制造业二级行业分类标准列出了各行业企业数字化指数 A 的均值。可看出,技术密集型行业中同时存在数字化转型程度较高的行业(如仪器仪表制造业、计算机、通信和其他电子设备制造业等)和数字化转型程度较低的行业(如化学纤维制造业、医药制造业等),其他数字化转型程度较高的行业多集中在劳动密集型行业(如皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业、家具制造业等),其他数字化转型程度较低的行业多集中在资本密集型行业(如石油加工、炼焦和核燃料加工业、有色金属冶炼和压延加工业等)。

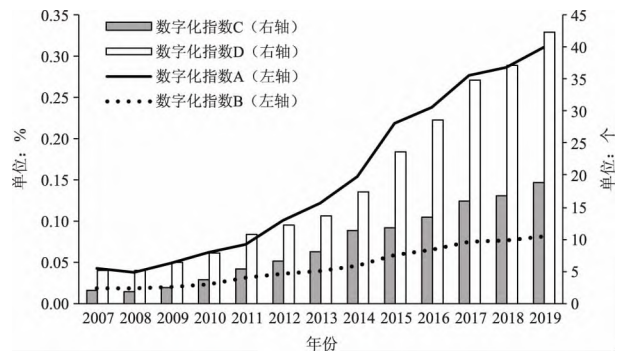


图 1 数字化指数均值的时间趋势

资料来源:作者绘制。

表 1 各制造业行业数字化指数均值

行业	数字化指数 A(%)	行业	数字化指数 A(%)
仪器仪表制造业	0.574 2	酒、饮料和精制茶制造业	0.138 8
皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业	0.366 7	铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业	0.128 1
家具制造业	0.365 6	食品制造业	0.127 4
计算机、通信和其他电子设备制造业	0.362 0	农副食品加工业	0.121 1
文教、工美、体育和娱乐用品制造业	0.291 6	木材加工和木、竹、藤、棕、草制品业	0.118 7
电气机械和器材制造业	0.279 0	橡胶和塑料制品业	0.106 1
纺织服装、服饰业	0.274 1	化学原料和化学制品制造业	0.098 5
印刷和记录媒介复制业	0.242 8	非金属矿物制品业	0.096 3
专用设备制造业	0.239 1	黑色金属冶炼和压延加工业	0.090 9
通用设备制造业	0.235 5	废弃资源综合利用业	0.079 4
金属制品业	0.158 5	石油加工、炼焦和核燃料加工业	0.071 3
纺织业	0.157 2	有色金属冶炼和压延加工业	0.067 3
造纸和纸制品业	0.148 5	化学纤维制造业	0.065 6
汽车制造业	0.147 1	医药制造业	0.061 8

资料来源:作者测算得出。

## (二) 计量模型与变量测算

本文构建如下计量模型实证检验企业数字化转型对其全要素生产率的影响:

$$\ln TFP_{i\eta kt} = \alpha_1 + \alpha_2 digital\_a_{i\eta kt} + \beta X_{i\eta kt} + \lambda_{\eta} + \mu_k + \xi_t + \varepsilon_{i\eta kt} \quad (5)$$

其中  $\ln TFP_{i\eta kt}$  表示年份  $t$  在行业  $\eta$  中且位于省份地区  $k$  的企业  $i$  的全要素生产率对数  $digital\_a_{i\eta kt}$  表示数字化指数  $A$   $X_{i\eta kt}$  为控制变量向量  $\lambda_{\eta}$ 、 $\mu_k$ 、 $\xi_t$  分别为行业、地区、时间固定效应  $\varepsilon_{i\eta kt}$  为随机误差项。各变量的测算方法如下: (1) 被解释变量。全要素生产率 ( $\ln TFP$ ) 使用 OP-ACF 法<sup>[31-32]</sup> 来估计,并用 LP<sup>[33]</sup> 等方法进行稳健性检验。(2) 解释变量。数字化指数  $A$  ( $digital\_a$ )<sup>③</sup> 的测算方法详见式 (1)。(3) 控制变量。①知识资本 ( $\ln K$ ) 参考经典文献<sup>[11]</sup>, 本文采用永续盘存法计算,并取对数。企业第  $t$  期知识资本  $K_t$  的计算公式如下:  $K_t = R_{t-1} + (1 - \delta) K_{t-1}$ 。其中  $R_{t-1}$  代表企业在第  $t-1$  期的研发投入;  $\delta$  为折旧率,按照惯例,假设  $\delta$  为 15%<sup>④</sup>。接下来需要对研发投入进行价格平减,平减指数用《中国科技统计年鉴-2020》的研发经费内部支出可比价增长率推算得出。最后还需要估算基期知识资本  $K_0$ , 计算公式为:  $K_0 = R_0 / (g + \delta)$ <sup>[35]</sup>。其中  $R_0$  为基期实际研发投入  $g$  为样本期内企业研发投入的平均增长率。②企业规模 ( $\ln size$ ) 用企业总资产的对数值表示。③竞争程度 ( $market$ ) 用企业销售毛利率表示。④政府补助 ( $subsidy$ ) 用企业非经常性损益中的政府补助与企业主营业务收入之比表示。⑤企业年龄 ( $\ln age$ ) 从企业上市年份计算,并取对数。⑥盈利能力 ( $profit$ ) 用企业净资产收益率表示。⑦现金流量 ( $cash$ ) 用企业销售商品提供劳务收到的现金与营业收入之比表示。⑧成长能力 ( $growth$ ) 用企业总资产增长率表示。⑨营运能力 ( $\ln manage$ ) 用企业营业周期表示,并取对数。

本文选取 2007—2019 年中国

表 2 主要变量的描述性统计

上市公司作为基础样本,并进行以下处理: (1) 剔除非制造业行业(根据证监会 2012 年修订的《上市公司行业分类指引》)的企业; (2) 剔除在样本期内被\*ST、ST、PT 处理的企业,因为这些企业的财务制度可能存在异常; (3) 剔除样本期内在 B 股上市的企业; (4) 剔除企业 IPO 当年的观测值; (5) 剔除资产负债率不在 0~1 范围内等财务指标明显异常的观测值。数字化指数由本文对上市公司年报进行文本分析所得,其余变量所需数据来源于中国经济金融研究数据库(CSMAR)。主要变量的描述性统计见表 2。

变量名	代码	观测值个数	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
全要素生产率	$\ln TFP$	10 269	4.850 0	0.759	0.500 3	4.945	7.218
数字化指数 A	$digital\_a$	10 269	0.190 1	0.284	0	0.087 3	4.12
数字化指数 B	$digital\_b$	10 737	0.054 0	0.078	0	0.028 42	1.013
数字化指数 C	$\ln digital\_c$	10 269	1.780 0	1.202	0	1.792	5.533
数字化指数 D	$\ln digital\_d$	10 737	2.473 1	1.209	0	2.485	6.122
知识资本	$\ln K$	10 269	18.618 0	1.405	8.677	18.59	24.41
企业规模	$\ln size$	10 269	16.970 6	1.112	14.17	16.81	22.4
竞争程度	$market$	10 269	30.014 5	16.524	-22.55	26.64	96.43
政府补助	$subsidy$	10 269	0.009 7	0.023	0	0.004 26	1.241
企业年龄	$\ln age$	10 269	1.925 4	0.725	0.693 1	1.946	3.367
盈利能力	$profit$	10 269	8.050 7	10.782	-179.8	7.42	103.2
现金流量	$cash$	10 269	96.350 4	17.868	12.76	99.3	265.3
成长能力	$growth$	10 269	0.173 0	0.449	-0.707 1	0.100 5	15.89
营运能力	$\ln manage$	10 269	5.302 1	0.697	1.732	5.318	8.487

得,其余变量所需数据来源于中国经济金融研究数据库(CSMAR)。主要变量的描述性统计见表 2。

## 四、实证结果

## (一) 基准回归结果

表 3 报告了本文的基准回归结果,即企业数字化转型对其全要素生产率影响的估计结果。列(1)为将数字化指数 A 作为解释变量且不加入控制变量的回归结果,结果表明,数字化指数 A 的估计系数在 1% 水平上显著为正,这意味着企业数字化转型程度越高,其全要素生产率越高。列(2)加入了控制变量,并重新进行回归,可发现结果没有产生明显改变。为尽量保证上述结果的稳健性,列(3)、列(4)、列(5)分别用数字化指数 B、数字化指数 C、数字化指数 D 作为解释变量重新回归,虽然估计系数与第(2)列有明显差异,但最终结论并没有改变,即企业数字化转型对其全要素生产率在统计上有显著的正向影响。从经济意义上看,以列(2)的估计结果为例,平均而言如果企业数字化转型程度提升 1 个单位将促使其全要素生产率提升约 11.53%。这说明,无论是在统计意义上还是在经

济意义上,企业数字化转型对其全要素生产率的提升作用都是显著的。最终结论与前文假设1相符,本文认为数字化能够产生影响的主要机理在于其提升了企业的技术创新、经营管理、智能化生产制造水平以及规模经济效应,而这四者能够提升企业全要素生产率。

### (二) 内生性问题分析

企业数字化转型面临着诸多困难,例如前期需要大量资金投入,数字化技术储备不足,转型结果不确定等<sup>[36]</sup>,因此全要素生产率更高的企业通常更有能力和意愿进行数字化转型。由以上分析可知,基

准回归中可能存在双向因果问题,为尽量缓解此类内生性问题对估计结果的干扰,本文将数字化指数分别滞后一阶、二阶、三阶进行回归。由表4列(1)至列(3)的估计结果可知,企业数字化转型对其全要素生产率有显著的正向影响,此外,可发现随着滞后期的增加,数字化指数的估计系数有变大趋势。这一方面可能表明,企业当期进行的数字化转型举措对其全要素生产率的提升作用存在滞后,另一方面则可能与本文数字化转型的测算方法有关,即从企业年报中挖掘出的数字化词频信息部分表明了企业对数字化转型的预期或者前期投入,具体的转型举措或转型结果滞后了数期才得以显现。表4列(4)

将数字化指数的一阶、二阶滞后值作为工具变量(IV)进行两阶段最小二乘法(2SLS)估计,可发现结论没有产生较大改变。

### (三) 稳健性检验

本文还进行了以下稳健性检验:(1)将标准误分别聚类到行业层面和地区层面,并重新回归。(2)分别使用OLS、固定效应、LP<sup>[33]</sup>、LP-ACF<sup>[32-33]</sup>、OP<sup>[31]</sup>、GMM<sup>[37]</sup>方法测算企业全要素生产率,并重新回归。(3)将样本变量按照1%和99%百分位的Winsorize办法进行处理,并重新回归。(4)对变量中存在的缺失值使用插值法进行补充,并重新回归。综合所有结果来看<sup>⑤</sup>,本文的核心结论是稳健的,即企业进行数字化转型能够显著提升其全要素生产率。

### 五、数字化转型加速了企业间的知识溢出吗?

要实证检验假设2,即数字化转型是否可通过加速企业间知识溢出进而提升其全要素生产率,首先需要测算知识溢出。本文的研究思路如下:(1)基于企业之间的多维空间邻近关系构建每

表3 基准回归结果

解释变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>digital_a</i>	0.107 7*** (0.035 5)	0.115 3*** (0.031 1)			
<i>digital_b</i>			0.414 8*** (0.125 2)		
<i>lndigital_c</i>				0.021 8*** (0.007 8)	
<i>lndigital_d</i>					0.028 2*** (0.008 9)
控制变量	否	是	是	是	是
N	12 460	10 269	10 737	10 269	10 737
F	9.207 7	174.491 6	179.287 4	176.421 0	182.456 2
Adj. R <sup>2</sup>	0.170 0	0.526 8	0.522 9	0.526 2	0.522 7

注:\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在1%、5%、10%的水平上显著;括号内数值为企业层面的聚类稳健标准误;表中结果均控制了行业、地区、时间固定效应;限于篇幅,表中未列出控制变量与常数项的估计结果。

表4 内生性问题分析

解释变量	(1) 滞后一阶	(2) 滞后二阶	(3) 滞后三阶	(4) IV-2SLS
<i>digital_a</i>	0.107 5*** (0.041 6)	0.114 1** (0.047 6)	0.176 5*** (0.055 4)	0.115 9** (0.052 7)
识别不足检验				[0.000 0]
弱工具变量检验				1 821.798
过度识别检验				[0.322 4]
内生性检验				[0.948 3]
N	8 921	7 782	6 579	7 222
F	152.008 3	133.863 3	111.670 0	126.221 9
Adj. R <sup>2</sup>	0.518 3	0.513 5	0.505 0	0.425 6

注:\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在1%、5%、10%的水平上显著;圆括号内数值为企业层面的聚类稳健标准误,方括号内数值为相应检验统计量的p值;识别不足检验使用Kleibergen-Paap rk LM统计量,过度识别检验使用Hansen J统计量,内生性检验使用Wooldridge稳健得分检验,弱工具变量检验使用Kleibergen-Paap rk Wald F统计量;表中结果均控制了行业、地区、时间固定效应;限于篇幅,表中未列出控制变量与常数项的估计结果。



家企业所面临的潜在溢出池,通过考察潜在溢出池对企业全要素生产率的影响以测算知识溢出效应。(2) 根据数字化指数对样本进行分组,考察数字化转型程度更高的组中知识溢出效应是否更强。(3) 为研究数字化转型与知识溢出之间是否存在因果关系,本文采用倾向得分匹配法(PSM)为数字化转型程度高的企业构造各种特征相似的数字化转型程度低的企业对照样本,通过反事实分析进行研究。

### (一) 知识溢出的识别方法

知识溢出在理论上的含义虽相对明确,但进行实证测算时面临较大困难。学术界对于知识溢出的测算方法至今没有统一标准,被多数学者所接受的是 Jaffe<sup>[38]</sup> 提出的技术相似度方法。但 Bloom *et al.*<sup>[39]</sup> 指出,官方统计的价格平减指数存在缺陷,由此测算得到的企业全要素生产率往往是“收入”生产率,难以纯粹反映企业的技术水平,此时企业全要素生产率会同时被外界企业研发所带来的两种外部性所影响,这两种外部性分别为正的知识溢出效应以及负的偷生意效应<sup>⑥</sup>,仅使用 Jaffe<sup>[38]</sup> 的方法对知识溢出进行测算可能会被偷生意效应所干扰,使结果出现偏差。

为解决上述问题,本文参考 Bloom *et al.*<sup>[39]</sup>、庞瑞芝等<sup>[40]</sup> 的方法识别知识溢出对企业全要素生产率的影响,这里简单介绍识别策略。(1) 将能对本企业产生知识溢出效应与偷生意效应的所有企业划分为本企业的四类空间邻居:技术空间邻居、地理空间邻居、产业链垂直空间邻居、产品市场空间邻居。由于四类空间邻居间存在相互重叠关系(详见庞瑞芝等<sup>[40]</sup> 的文章),因此利用以 Jaffe<sup>[38]</sup> 为代表的学者所使用的方法(仅考察技术空间邻居的研发对本企业的影响)测算得到的知识溢出效应可能存在偏误,更为科学的识别策略需要将产品市场空间邻居的研发对本企业的影响剔除。(2) 设置企业间技术空间距离权重矩阵  $\omega_{ij}^{tecspill}$ 、地理空间距离权重矩阵  $\omega_{ij}^{geospill}$ 、产业链垂直空间距离权重矩阵  $\omega_{ij}^{verspill}$  以及产品市场空间距离权重矩阵  $\omega_{ij}^{competition}$ ,进而测算潜在的知识溢出池即技术溢出池( $K_i^{tecspill} = \sum_{j \neq i} \omega_{ij}^{tecspill} K_j$ )或地理溢出池( $K_i^{geospill} = \sum_{j \neq i} \omega_{ij}^{geospill} K_j$ )或产业链垂直溢出池( $K_i^{verspill} = \sum_{j \neq i} \omega_{ij}^{verspill} K_j$ ),以及市场竞争池( $K_i^{competition} = \sum_{j \neq i} \omega_{ij}^{competition} K_j$ )<sup>⑦</sup>。其中  $K_j$  为除企业  $i$  外某一家企业  $j$  的知识资本。(3) 构建如式(6)所示的计量模型,通过在实证中同时控制知识溢出池和市场竞争池以最终识别出知识溢出效应。其中  $TFP$  代表企业的全要素生产率,  $K$  代表企业的知识资本,  $X$  与  $\Omega$  为控制变量向量及相应系数向量,系数  $\tau_3$  即为知识溢出效应的影响系数,  $\tau_4$  即为偷生意效应的影响系数。需要指出的是,由于数据可得性问题,本文无法研究基于产业链垂直空间邻近所产生的知识溢出。

$$\ln TFP_{iht} = \tau_1 + \tau_2 \ln K_{iht} + \tau_3 \ln K_{iht}^{tecspill} \text{ (或 } \ln K_{iht}^{geospill} \text{)} + \tau_4 \ln K_{iht}^{competition} + \tau_5 digital\_a_{iht} + \Omega X_{iht} + \lambda_{\eta} + \mu_k + \xi_t + \varepsilon_{iht} \quad (6)$$

### (二) 按照数字化指数分组回归

表5报告了企业间基于地理邻近的知识溢出( $\ln K_{iht}^{geospill}$ )与基于技术邻近的知识溢出( $\ln K_{iht}^{tecspill}$ )对其全要素生产率影响的回归结果,以及相应的按照数字化指数分组回归的结果。由列(1)可知,企业间基于地理邻近的知识溢出对其全要素生产率有显著的正向影响,对比列(2)和列(3)结果可知,在数字化指数更高的样本组中这种知识溢出的影响更强且更为显著,参考连玉君等<sup>[41]</sup> 的做法对两组中地理溢出池的系数差异进行检验,发现经验  $p$  值为 0.001,说明高数字化指数组中地理溢出池的估计系数显著高于低数字化指数组。上述结果初步证实了本文的假设2,即企业进行数字化转型可通过加速企业间知识溢出进而提升其全要素生产率。表5列(4)至列(6)结果表明,企业间基于技术邻近的知识溢出对其全要素生产率没有显著影响,按照数字化指数分组后此影响仍不显著,这种结果与本文的认知并不相符。我们认为原因可能有两点:首先, Bloom *et al.*<sup>[39]</sup> 的研究表明,如果测算得到的全要素生产率能够纯粹反映企业的技术水平,那么根源于产品市场竞争的偷生意效应不会对企业生产率产生影响,但表5中市场竞争池( $\ln K_{iht}^{competition}$ )的估计系数显著为负,这说明由于官



方统计的价格平减指数存在缺陷,本文测算得到的全要素生产率存在系统性偏差,这种偏差可能导致我们无法识别基于技术邻近的知识溢出。其次,技术差距是知识溢出得以产生的重要影响因素<sup>[42]</sup>,本文所用样本为上市公司,而上市公司彼此之间的技术差距远不如非上市公司与上市公司之间的技术差距,这导致基于技术邻近的知识溢出难以被识别。

表5 数字化转型与知识溢出(I)

解释变量	(1) 全样本	(2) 低数字化指数组	(3) 高数字化指数组	(4) 全样本	(5) 低数字化指数组	(6) 高数字化指数组
$\ln K^{\text{geospill}}_a$	0.010 1* (0.005 2)	0.003 9 (0.006 5)	0.015 7** (0.007 1)			
$\ln K^{\text{tecpill}}$				-0.021 2 (0.014 2)	-0.023 9 (0.018 1)	-0.027 2 (0.018 7)
$\ln K^{\text{competition}}$	-0.042 5* (0.023 1)	-0.030 8 (0.030 8)	-0.072 7** (0.030 2)	-0.044 2* (0.024 0)	-0.041 4 (0.031 6)	-0.064 9** (0.032 1)
$\text{digital}_a$	0.109 8*** (0.031 2)	-0.147 2 (0.236 7)	0.074 9** (0.035 9)	0.115 9*** (0.030 5)	-0.112 0 (0.246 5)	0.087 5** (0.034 8)
N	10 049	4 933	5 116	9 513	4 705	4 807
F	144.346 7	107.825 7	75.601 6	143.762 2	101.999 8	81.111 0
Adj. R <sup>2</sup>	0.528 4	0.557 6	0.512 6	0.528 4	0.557 4	0.510 1
组间系数差异检验	[0.001]			[0.451]		

注:\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在1%、5%、10%的水平上显著;圆括号内数值为企业层面的聚类稳健标准误;组间系数差异检验使用费舍尔组合检验法(Fisher's Permutation Test),方括号内数值为自体抽样(Bootstrap)1 000次得到的经验p值;表中结果均控制了行业、地区、时间固定效应;限于篇幅,表中未列出控制变量与常数项的估计结果。

表5中地理溢出池( $\ln K^{\text{geospill}}_a$ )的测算思想是以企业总部以及研发部门是否处于同一座城市为标准,为加强上述结论的稳健性,接下来使用传统方法,以企业总部间的地理距离定义距离权重<sup>[43-44]</sup>,并设置了无门槛和有门槛两种不同的距离衰减模式分别测算地理溢出池。地理空间距离权重为: $\omega_{ij}^{\text{geospill}} = 1/d_{ij}^2$ 。其中 $d_{ij}$ 为企业i总部与企业j总部之间的地理距离,在有门槛的衰减模式下,则参考符森<sup>[43]</sup>、王文翌和安同良<sup>[44]</sup>等的做法,设置 $d_{ij}$ 大于800公里时 $\omega_{ij}^{\text{geospill}}$ 为0。表6报告了上述无门槛地理溢出池( $\ln K^{\text{geospill}}_b$ )以及有门槛地理溢出池( $\ln K^{\text{geospill}}_c$ )对企业全要素生产率影响的回归结果,可发现结论与表5列(1)至列(3)的结果基本一致,即在数字化指数更高的样本组中基于地理邻近的知识溢出的影响更强且更为显著。

表6 数字化转型与知识溢出(II)

解释变量	(1) 全样本	(2) 低数字化指数组	(3) 高数字化指数组	(4) 全样本	(5) 低数字化指数组	(6) 高数字化指数组
$\ln K^{\text{geospill}}_b$	0.012 5*** (0.003 9)	0.008 8* (0.005 0)	0.014 0*** (0.004 8)			
$\ln K^{\text{geospill}}_c$				0.012 6*** (0.003 8)	0.009 0* (0.004 9)	0.013 9*** (0.004 7)
$\ln K^{\text{competition}}$	-0.042 6* (0.024 1)	-0.029 2 (0.032 0)	-0.075 1** (0.029 9)	-0.042 9* (0.024 0)	-0.029 5 (0.032 0)	-0.075 1** (0.029 9)
$\text{digital}_a$	0.107 8*** (0.031 5)	-0.071 9 (0.235 0)	0.070 1* (0.036 4)	0.107 7*** (0.031 5)	-0.071 2 (0.235 0)	0.070 1* (0.036 4)
N	10 269	5 071	5 198	10 269	5 071	5 198
F	149.040 0	108.202 1	78.439 6	149.252 7	108.245 1	78.454 4
Adj. R <sup>2</sup>	0.528 7	0.556 5	0.512 2	0.528 8	0.556 6	0.512 2
组间系数差异检验	[0.041]			[0.050]		

注:\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在1%、5%、10%的水平上显著;圆括号内数值为企业层面的聚类稳健标准误;组间系数差异检验使用费舍尔组合检验法(Fisher's Permutation Test),方括号内数值为自体抽样(Bootstrap)1 000次得到的经验p值;表中结果均控制了行业、地区、时间固定效应;限于篇幅,表中未列出控制变量与常数项的估计结果。

## (三) 稳健性检验: 倾向得分匹配

前文的分组回归结果表明,在数字化转型程度更高的样本组中知识溢出对企业全要素生产率的影响更大,但这更多体现的是数字化转型与知识溢出效应之间的相关关系,而非因果关系,因为数字化转型程度更高的企业可能同时具有其他有利于知识溢出效应发挥的特征。为尽可能检验数字化转型与知识溢出效应之间的因果关系,本文参考张天华和张少华<sup>[45]</sup>的方法,采用倾向得分匹配法(PSM)为数字化转型程度高的企业构造各种特征相似的数字化转型程度低的企业对照样本,通过反事实方法进行分析。

样本匹配的具体步骤如下: 第一,将每年的企业样本按照数字化指数从低向高排列,并等分为三组,假定其误差项的分布是相同的,将数字化指数最高的组视为“处理组”,其余数字化指数较低的两组视为“对照组”。之所以分为三组,是为了保证对照组有较多样本,从而能够更好地进行匹配<sup>[46]</sup>。第二,假定技术差距、吸收能力、研发强度、企业规模、竞争程度是影响知识溢

表7 样本匹配结果的平衡性检验(2019年)

年份	变量	样本	均值		偏差	偏差降低 (%)	t 值	p 值
			处理组	对照组				
2019	技术差距	匹配前	0.231 82	0.225 49	5.9	70.6	1.16	0.246
		匹配后	0.231 82	0.233 68	-1.7		-0.3	0.767
	吸收能力	匹配前	7.217 3	5.510 7	8.1	68.2	1.56	0.119
		匹配后	7.217 3	7.760 1	-2.6		-0.36	0.722
	研发强度	匹配前	4.708 4	3.937 4	22.6	76.5	4.46	0
		匹配后	4.708 4	4.889 8	-5.3		-0.8	0.426
	企业规模	匹配前	105.11	98.606	2	-71.7	0.38	0.703
		匹配后	105.11	116.28	-3.5		-0.49	0.625
	竞争程度	匹配前	0.099 83	0.110 43	-9.4	87.8	-1.78	0.076
		匹配后	0.099 83	0.098 53	1.2		0.18	0.858

出效应的核心因素,在这几方面特征近似的处理组企业与对照组企业满足本文研究背景下的非混淆性假定:处理组企业与对照组企业知识溢出效应的差异,主要归因于数字化转型程度的不同。技术差距指本企业生产率与同行业最高生产率的差距,通常而言技术差距越大,企业越能从知识溢出中获益<sup>[47]</sup>;吸收能力用企业的知识资本表示,根据Cohen and Levinthal<sup>[48-49]</sup>的经典文献,吸收能力越强的企业越能从知识溢出中获益;研发强度用企业研发投入占主营业务收入比重表示,不同研发强度企业的要素使用情况、创新机制、创新理念具有较大差异,其在知识溢出中获益情况可能会不同<sup>[50]</sup>;企业规模用企业总资产表示,结合经典文献中Schumpeter<sup>[51]</sup>关于企业规模与创新的探讨,本文认为企业规模与知识溢出有重要关联,例如,大企业更为多元的研究项目更可能使其从外界知识溢出中获益<sup>[52]</sup>;竞争程度指企业所处市场的竞争程度,用勒纳指数表示,熊彼特假说<sup>[51]</sup>指出,在完全竞争市场中,一旦有企业研发成功,其他企业也会迅速获得相关技术,缺乏市场掌控力的创新者难以保护自己的创新收益,因此竞争程度可能会影响知识溢出效应。第三,逐年将处理组样本和对照组样本进行倾向得分匹配,具体步骤如下:(1)选取技术差距、吸收能力、研发强度、企业规模、竞争程度为协变量。(2)使用logit模型估计倾向得分。(3)将处理组和对照组共同取值范围内的个体使用无放回的一对一近邻匹配方法进行倾向得分匹配。最终匹配达到了较好的效果,篇幅所限,这里仅展示2019年匹配结果的平衡性检验<sup>⑧</sup>,详见表7。可看出在匹配后处理组和对照组中五个变量的均值不存在显著差异,与匹配前相比,多数变量的偏差有明显降低。

接下来,本文基于匹配后的样本重新进行分组回归,结果列于表8。综合列(1)至列(6)的结果来看,处理组(数字化转型程度较高的组)中知识溢出对企业全要素生产率的影响高于对照组(数字化转型程度较低的组),组间系数差异的显著程度高于表5、表6。由于两组中其他影响知识溢出效应的关键因素即技术差距、吸收能力、研发强度、企业规模、竞争程度均较为相似,因此本文认为两组中知识溢出效应的差异主要源于企业数字化转型程度的不同,从而可近似得到两者的因果性联系:数字化转型加速了企业间的知识溢出。此结果更为稳健地支持了前文的假设2。

表8 数字化转型与知识溢出: 样本匹配

解释变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	对照组: 低数字化指数组	处理组: 高数字化指数组	对照组: 低数字化指数组	处理组: 高数字化指数组	对照组: 低数字化指数组	处理组: 高数字化指数组
$\ln K^{\text{geospill}}_a$	-0.002 9 (0.007 2)	0.025 3 *** (0.008 9)				
$\ln K^{\text{geospill}}_b$			0.003 3 (0.005 6)	0.013 9 *** (0.005 3)		
$\ln K^{\text{geospill}}_c$					0.003 3 (0.005 5)	0.013 8 *** (0.005 2)
$\ln K^{\text{competition}}$	-0.012 5 (0.030 3)	-0.110 8 *** (0.035 9)	-0.013 5 (0.030 6)	-0.108 7 *** (0.035 5)	-0.013 6 (0.030 6)	-0.108 6 *** (0.035 5)
$\text{digital}_a$	-0.118 2 (0.157 1)	0.031 1 (0.040 3)	-0.073 8 (0.158 8)	0.031 2 (0.041 0)	-0.073 6 (0.158 9)	0.031 2 (0.041 0)
N	3 396	3 429	3 475	3 479	3 475	3 479
F	82.890 0	50.717 3	87.086 9	52.825 2	87.083 7	52.809 3
Adj. R <sup>2</sup>	0.545 7	0.508 8	3 475	3 479	3 475	3 479
组间系数差异检验	[0.000]		[0.000]		[0.000]	

注: \*\*\*, \*\*, \* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著; 圆括号内数值为企业层面的聚类稳健标准误; 组间系数差异检验使用费舍尔组合检验法( Fisher's Permutation Test), 方括号内数值为自体抽样( Bootstrap) 1 000 次得到的经验  $p$  值; 表中结果均控制了行业、地区、时间固定效应; 限于篇幅, 表中未列出控制变量与常数项的估计结果。

## 六、结论与政策建议

本文通过对上市公司年报进行文本分析构建了 2007—2019 年企业数字化指数, 在此基础上首先研究了企业数字化转型对其全要素生产率的影响, 然后采用倾向得分匹配法为数字化转型程度高的企业构造了各种特征相似的数字化转型程度低的企业对照样本, 通过反事实方法实证研究了数字化转型是否能够通过加速企业间知识溢出从而对全要素生产率产生促进作用。主要结论如下: (1) 企业进行数字化转型对其全要素生产率有显著的提升作用, 经过多种稳健性检验后这种影响仍然显著。(2) 随着时间推移, 数字化转型对企业全要素生产率的影响更为明显, 这一方面可能表明, 企业当期进行的数字化转型举措对其全要素生产率的提升作用存在滞后, 另一方面则可能与本文数字化转型的测算方法有关, 即从企业年报中挖掘出的数字化词频信息部分表明了企业对数字化转型的预期或者前期投入。(3) 数字化转型程度较高的企业更能从外界知识溢出中获益, 因此数字化转型能够加速和扩大企业间的知识溢出效应, 进而提升全要素生产率。基于研究结果, 本文提出以下政策建议。

第一, 政府应积极顺应数字经济迅猛发展的趋势, 把握和应对数字经济带来的机遇和挑战, 为企业数字化转型营造良好的外部环境, 通过政策倾斜等方式鼓励企业进行数字化转型。进行高质量发展需要切实推动质量变革、效率变革、动力变革, 全要素生产率的提高是重要标志。而本文结论表明, 作为数字经济与实体经济深度融合的重要表现形式, 企业的数字化转型对全要素生产率有显著的提升作用, 这意味着大力发展数字经济能够助推中国经济实现高质量发展, 政府应重视这一发展路径, 有效引导企业进行数字化转型。首先, 应出台针对数字化转型企业的扶持政策, 加大数字技术和数据资产的知识产权保护力度, 优化企业转型的相关市场管理体制与行政审批流程, 扫清企业数字化转型过程中面临的各种外部障碍。其次, 在助力企业进行数字化转型的过程中应做到“因企制宜”。根据本文所构建的企业数字化指数, 可发现数字化转型程度较高的行业多为劳动密集型行业, 资本密集型行业的数字化转型程度普遍较低, 这说明不同行业领域的自身需求和发展方向存在差异, 在采取政策鼓励企业进行数字化转型的过程中应遵循企业自身禀赋优势, 帮助企业寻找适用于自身的数字化发展路径, 避免“一刀切”。最后, 应通过各类宣传手段帮助企业认识到数字化转型是一项久久为功的事业, 不能只关注短期利益, 而应注重长期效益, 促使企业树立正确的转型观念, 保持战略定力, 避免急于求成。

第二,应重视知识溢出在经济生产中发挥的作用,采取各项措施降低知识溢出的外部门槛,通过数字化转型与知识溢出的良性互动,提升企业生产率,增强经济内生增长动力。本文研究结论表明,数字化转型能够帮助企业进一步从外界知识溢出中获益,从而扩大知识溢出效应,这意味着从宏观层面看数字经济有利于经济生产进一步实现收益递增,从而形成持续增长动力。因此,通过采取措施降低知识溢出的外部门槛,促进企业从知识溢出中获益,能够进一步把握数字经济红利,发挥数字技术对经济发展的放大、叠加、倍增作用。首先,应进一步加强经济活动的空间集聚,加速创新要素的自由流动以及知识溢出,促进产业集群内的知识溢出与共享,建立企业之间的共享共创与技术交流平台,鼓励企业之间以合作创新的方式共享设备和技术等。对于技术薄弱、吸收能力较差的中小微企业,应提供针对性的扶持政策,促进其从知识溢出中获益。其次,深入推动区域一体化建设,消除各地区间的市场分割和进入壁垒,进一步打破地域分割、人员分类的传统管理体制,建立科研实验室、博士后工作站、工程技术中心等资源共享和技术资格共同认证制度,实现区域科技资源共享,从而促进企业之间的业务往来以及科研人员的交流互动,加速知识溢出。

#### 注释:

- ①在后文内生性分析部分,本文也分别将数字化转型指数滞后一阶、二阶、三阶进行回归,发现研究结论具有一定稳健性。
- ②受篇幅所限,这里未列出具体的关键词,感兴趣的读者可向作者索取。
- ③除数字化指数 A 外,本文还使用了数字化指数 B、C、D 进行稳健性检验,考虑到数字化指数 C、D 是词频数据,具有典型的“右偏性”特征,本文在实证过程对其进行了对数化处理。
- ④白俊红和李婧<sup>[34]</sup>进行了较为详细的梳理和说明。
- ⑤受篇幅所限,这里未报告相关结果,感兴趣的读者可向作者索取。
- ⑥偷生意效应主要指,引进先进技术通常会使得现有技术的吸引力下降,从而损害现有技术所有者的利益。
- ⑦测算方法详见庞瑞芝等<sup>[40]</sup>的文章。
- ⑧受篇幅所限,这里未列出其余年份的平衡性检验结果,感兴趣的读者可向作者索取。

#### 参考文献:

- [1]肖旭,臧聿东.产业数字化转型的价值维度与理论逻辑[J].改革,2019(8):61-70.
- [2]GRILICHES Z. The search for R&D spillovers[J]. The Scandinavian journal of economics, 1992, 94: S29-S47.
- [3]ROMER P M. Increasing returns and long-run growth[J]. Journal of political economy, 1986, 94(5): 1002-1037.
- [4]荆文君,孙宝文.数字经济促进经济高质量发展:一个理论分析框架[J].经济学家,2019(2):66-73.
- [5]李晓华.数字经济新特征与数字经济新动能的形成机制[J].改革,2019(11):40-51.
- [6]杜传忠,张远.数字经济发展对企业生产率增长的影响机制研究[J].证券市场导报,2021(2):41-51.
- [7]赵宸宇,王文春,李雪松.数字化转型如何影响企业全要素生产率[J].财贸经济,2021(7):114-129.
- [8]赵宸宇.数字化发展与数字化转型——来自制造业上市公司的经验证据[J].南开管理评论,2021(2):149-163.
- [9]袁淳,肖士盛,耿春晓,等.数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化[J].中国工业经济,2021(9):137-155.
- [10]吴非,胡慧芷,林慧妍,等.企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J].管理世界,2021(7):130-144+10.
- [11]GRILICHES Z. Issues in assessing the contribution of research and development to productivity growth[J]. The bell journal of economics, 1979, 10(1): 92-116.
- [12]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].经济研究,2020(1):33-48.
- [13]VON HIPPEL E. Lead users: a source of novel product concepts[J]. Management science, 1986, 32(7): 791-805.
- [14]陈剑,黄朔,刘运辉.从赋能到使能——数字化环境下的企业运营管理[J].管理世界,2020(2):117-128+222.
- [15]肖静华.企业跨体系数字化转型与管理适应性变革[J].改革,2020(4):37-49.

- [16] HE J N ,FANG X ,LIU H Y ,et al. Mobile app recommendation: an involvement-enhanced approach [J]. SSRN electronic journal 2018.
- [17] 杨光 ,侯钰. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长 [J]. 中国工业经济 2020( 10) : 138 - 156.
- [18] 丁志帆. 数字经济驱动经济高质量发展的机制研究: 一个理论分析框架 [J]. 现代经济探讨 2020( 1) : 85 - 92.
- [19] BRANSTETTER L G. Looking for international knowledge spillovers a review of the literature with suggestions for new approaches [J]. The economics and econometrics of innovation 2000: 495 - 518.
- [20] KRUGMAN P. Increasing returns and economic geography [J]. Journal of political economy 1991 99( 3) : 483 - 499.
- [21] JAFFE A B ,TRAJTENBERG M ,HENDERSON R. Geographic localization of knowledge spillovers as evidenced by patent citations [J]. The quarterly journal of economics 1993 108( 3) : 577 - 598.
- [22] 徐保昌 ,谢建国. 市场分割与企业生产率: 来自中国制造业企业的证据 [J]. 世界经济 2016( 1) : 95 - 122.
- [23] D'ASPREMONT C ,JACQUEMIN A. Cooperative and noncooperative R&D in duopoly with spillovers [J]. The American economic review 1988 78( 5) : 1133 - 1137.
- [24] 李海舰 ,田跃新 ,李文杰. 互联网思维与传统企业再造 [J]. 中国工业经济 2014( 10) : 135 - 146.
- [25] AITKEN B J ,HARRISON A E. Do domestic firms benefit from direct foreign investment? Evidence from Venezuela [J]. The American economic review 1999 89( 3) : 605 - 618.
- [26] 王立彦 ,张继东. ERP 系统实施与公司业绩增长之关系——基于中国上市公司数据的实证分析 [J]. 管理世界 , 2007( 3) : 116 - 121 + 137.
- [27] 李坤望 ,邵文波 ,王永进. 信息化密度、信息基础设施与企业出口绩效——基于企业异质性的理论与实证分析 [J]. 管理世界 2015( 4) : 52 - 65.
- [28] 王永进 ,匡霞 ,邵文波. 信息化、企业柔性 with 产能利用率 [J]. 世界经济 2017( 1) : 67 - 90.
- [29] 何帆 ,刘红霞. 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]. 改革 2019( 4) : 137 - 148.
- [30] 陈春花 ,朱丽 ,钟皓 ,等. 中国企业数字化生存管理实践视角的创新研究 [J]. 管理科学学报 2019( 10) : 1 - 8.
- [31] JOLLEY G S ,PAKES A. The dynamics of productivity in the telecommunications equipment [J]. Econometrica 1996 64 ( 6) : 1263 - 1297.
- [32] ACKERBERG D ,CAVES K ,FRAZER G. Structural identification of production functions [R]. München: MPRA paper 2006.
- [33] LEVINSOHN J ,PETRIN A. Estimating production functions using inputs to control for unobservables [J]. The review of economic studies 2003 70( 2) : 317 - 341.
- [34] 白俊红 ,李婧. 政府 R&D 资助与企业技术创新——基于效率视角的实证分析 [J]. 金融研究 2011( 6) : 181 - 193.
- [35] 吴延兵. R&D 与生产率——基于中国制造业的实证研究 [J]. 经济研究 2006( 11) : 60 - 71.
- [36] 吕铁. 传统产业数字化转型的趋向与路径 [J]. 人民论坛·学术前沿 2019( 18) : 13 - 19.
- [37] WOOLDRIDGE J M. On estimating firm-level production functions using proxy variables to control for unobservables [J]. Economics letters 2009 104( 3) : 112 - 114.
- [38] JAFFE A B. Technological opportunity and spillovers of R&D: evidence from firms' patents ,profits and market value [J]. The American economic review 1986 76( 5) : 984 - 1001.
- [39] BLOOM N ,SCHANKERMAN M ,VAN REENEN J. Identifying technology spillovers and product market rivalry [J]. Econometrica 2013 81( 4) : 1347 - 1393.
- [40] 庞瑞芝 ,涂心语 ,严晓玲. 产品市场竞争与知识溢出如何影响企业研发? ——基于多维空间邻近的实证识别 [J]. 产业经济研究 2021( 2) : 1 - 14 + 29.
- [41] 连玉君 ,彭方平 ,苏治. 融资约束与流动性管理行为 [J]. 金融研究 2010( 10) : 158 - 171.
- [42] NAKAMURA T. Foreign investment ,technology transfer ,and the technology gap: a note [J]. Review of development economics 2002 6( 1) : 39 - 47.
- [43] 符淼. 地理距离和技术外溢效应——对技术和经济集聚现象的空间计量学解释 [J]. 经济学( 季刊) 2009( 4) : 1549 - 1566.
- [44] 王文翌 ,安同良. 产业集聚、创新与知识溢出——基于中国制造业上市公司的实证 [J]. 产业经济研究 2014( 4) : 22 - 29.

- [45] 张天华, 张少华. 偏向性政策、资源配置与国有企业效率[J]. 经济研究, 2016(2): 126–139.
- [46] ABADIE A, IMBENS G W. Simple and bias-corrected matching estimators for average treatment effects[R]. NBER working paper No. t0283, 2002.
- [47] AGHION P, HOWITT P. A model of growth through creative destruction[J]. Econometrica, 1992, 60(2): 323–351.
- [48] COHEN W M, LEVINTHAL D A. Innovation and learning: the two faces of R&D[J]. The economic journal, 1989, 99(397): 569–596.
- [49] COHEN W M, LEVINTHAL D. Absorptive capacity: a new perspective on learning and innovation[J]. Administrative science quarterly, 1990, 35(1): 128–152.
- [50] AUDRETSCH D B, FELDMAN M P. R&D spillovers and the geography of innovation and production[J]. The American economic review, 1996, 86(3): 630–640.
- [51] SCHUMPETER J A. Capitalism, socialism and democracy[M]. London: Routledge, 2010.
- [52] HENDERSON R, COCKBURN I. Scale, scope and spillovers: the determinants of research productivity in ethical drug discovery[J]. RAND journal of economics, 1996, 27(1): 32–59.

(责任编辑: 戴芬园)

## Digital transformation, knowledge spillover, and enterprise total factor productivity: empirical evidence from listed manufacturing companies

TU Xinyu, YAN Xiaoling

(School of Economics, Nankai University, Tianjin 300071, China)

**Abstract:** With the gradual integration of China's digital economy and real economy, an in-depth exploration of the relationship between enterprise digital transformation and total factor productivity is of great significance for achieving high-quality economic development. Based on text data from the annual reports of listed manufacturing companies from 2007 to 2019, this paper constructs a corporate digital index and studies the impact of digital transformation on corporate total factor productivity. In addition, this paper uses the propensity score matching method to construct a comparative sample of low-digital-transformation enterprises for high-digital-transformation enterprises; all other characteristics of these two types are similar. On this basis, this paper uses counterfactual methods to empirically test the impact of digital transformation on knowledge spillover between enterprises. The main findings are as follows: (1) The digital transformation of an enterprise has a significant positive effect on its total factor productivity; this conclusion remains valid after a series of robustness tests. (2) The impact of digital transformation on enterprises' total factor productivity becomes more obvious over time. This may indicate that the current digital transformation measures have a lagged impact, and on the other hand, it may indicate that the digital transformation index calculated here partly reflects the company's expectations or initial investment in digital transformation. (3) Digital transformation can increase total factor productivity by accelerating the spillover of knowledge among enterprises. Therefore, digitization has strengthened the economy's endogenous growth momentum. The findings provide micro evidence for the effect on the integration of the digital economy and real economy and have important policy implications. The government should encourage enterprises to carry out digital transformation through policy preference and other methods, and simultaneously adopt measures to lower the external sectoral threshold of knowledge spillover, promote the benign interaction between digital transformation and knowledge spillover, and ultimately promote the realization of high-quality economic development.

**Key words:** digital economy; high-quality development; productivity; technology spillover; text analysis; word frequency statistics