

数字化转型与数字化无形资本 匹配的创新效应研究^{*}

唐要家 王钰 唐春晖

摘要:如何充分实现数字经济与实体经济深度融合,进而实现高质量创新,是中国经济高质量发展的关键问题。无形资本是影响数字化转型不能忽视的关键因素,本文以此为切入点来揭示数字化转型创新潜能释放的内在机制。本文构建了包含数字化无形资本的内生增长模型,解释了数字化无形资本促进创新的内在机理。基于2010—2019年中国沪深A股上市企业数据检验发现:数字化无形资本具有创新催化剂效应,企业数字化转型和数字化无形资本的协调匹配能显著倍增数字经济创新产出;数字化无形资本的创新催化剂效应主要是通过创新效率提升和创新扩散促进两种机制来实现;异质性分析表明,数据及数据分析技术、高端人才资本对数字经济创新产出的催化剂效应更为显著;数字化无形资本会强化领先企业的创新优势而产生极化效应,企业间数字化无形资本鸿沟的拉大会阻碍社会整体的创新。据此,促进数字经济和实体经济深度融合,最大化释放数字经济促进创新潜能,应重视企业数字化无形资本的积累,形成激励数字化无形资本积累和驱动创新的系统制度,并消除企业间数字化无形资本鸿沟。

关键词:数字化无形资本 数字化转型 创新催化剂效应 数字化无形资本鸿沟

一、引言

创新驱动发展战略是中国推进经济高质量发展的核心战略,数字经济发展为实现创新驱动发展战略提供了新的动能。数字经济发展不仅会带来数字技术的创新及其商业化应用,同时数字经济和实体经济深度融合还会带动实体经济的创新和生产率提升。党的二十大报告指出,“加快发展数字经济,促进数字经济和实体经济深度融合,打造具有国际竞争力的数字产业集群。”数字经济和实体经济深度融合的重点是实体经济如何利用数据要素和数字技术来实现更高质量的创新发展。但目前数字经济和实体经济融合深度明显较浅,特别是数字经济驱动实体经济创新的巨大潜能没有充分释放。因此,如何提升实体经济数字化转型的创新绩效,最大化释放数字经济促进实体经济高质量创新的巨大潜能,成为新时期实现经济高质量发展的重要问题。

目前,越来越多的经济学研究指出,制约数字经济创新与全社会生产率提升的主要因素是数字化无形资本。对数字化无形资本的关注最初主要是来源于对“索洛悖论”的经济学解释。Solow(1987)指出,尽管以计算机为核心的数字技术革命在各个行业普遍出现,但是宏观经济生产率却并没有体现出同步增长的趋势,相反美国全要素生产率却出现下降。对此,Brynjolfsson & Hitt(2000)、Brynjolfsson et al(2019)的经验分析都指出,索洛悖论产生的一个重要原因是国民经济统计没有充

^{*} 唐要家、王钰(通讯作者),浙江财经大学经济学院,邮政编码:310018,电子邮箱:yaojiatang@163.com, wuyuluyao@163.com;唐春晖,浙江财经大学工商管理学院,邮政编码:310018,电子邮箱:tch428@sina.com。基金项目:国家社会科学基金项目“常态化监管下数据与算法反垄断监管研究”(23BJY003);教育部人文社会科学重点研究基地重大项目“数字经济数据—算法—平台三位一体关系与反垄断政策创新研究”(22JJD790008)。感谢匿名审稿人提出的宝贵建议,文责自负。

分衡量无形资产,而无形资产是数字技术促进经济创新发展的最主要体现。在数字经济发展中,只有将无形资产投入与数字技术结合起来才能完全实现促进生产率提升的目标,因此解释数字经济发展的高质量增长促进效应和设计数字经济政策不能忽略无形资产这一关键因素。

现有研究主要从宏观层面检验无形资产对生产率的影响,普遍认为无形资产在促进生产率提高中发挥了重要的作用,甚至认为数字经济的发展质量根本体现在无形资产的积累。Corrado et al(2009)采用1973—2003年间美国数据研究发现,当无形资产被纳入资本计算中,美国人均产出增长率变化更快,无形资产对美国劳动生产率增长的贡献达27%。Corrado et al(2018)基于2000—2013年间欧盟18个国家的无形资产投资数据研究发现,欧盟劳动生产率增长中无形资产深化的贡献达30%。Marrocu et al(2012)采用欧盟国家数据分析发现,随着数字经济发展,样本国家的经济增长呈现出无形资产占比高于有形资本的总体趋势,即体现出明显的无形资产深化趋势,并且无形资产投资占比的上升会显著促进生产率增长。Chen(2018)通过跨国数据实证研究发现,无形资产是解释国家间收入差距的重要因素,由于无形资产投资对劳动生产率的突出作用,无形资产投资越多的国家,其人均产出和收入水平也越高。

无形资产并不等同于无形资产,无形资产是企业会计核算资产负债表中具有明确经济价值的专利、商标品牌、特许经营协议;而无形资产范畴远不止此,一般来说包括:品牌价值、专利、技术、组织架构、商业模式、客户关系等。由于目前尚缺乏权威统一的界定,不同文献中无形资产概念及涵盖的细化类型存在较大差异。较为权威的是Corrado et al(2005)开创性构建的无形资产核算框架(简称CHS框架),具体将无形资产划分为计算机信息资本(计算机软件和数据库)、创新产权资本(科学研究、矿产勘探、创作娱乐和艺术原创作品、产品开发设计)以及经济竞争力资本(品牌名称、企业特有的人力资本和组织结构)三大类。这种无形资产分类标准被主流研究普遍接受并采用,但这种分类标准主要关注工业经济背景下的无形资产,不完全适应数字经济下无形资产的新变化。因此,需要建立数字化无形资产概念体系。Bughin & Manyika(2013)认为,数字化无形资产是企业开发数字经济新产品和服务的关键流程背后的无形资源,包括数字化设计、数据获取、营商环境、数据分析能力、商业模式、专利和品牌。但这种方法包含的内容太过庞杂,仅仅是将各种数字化无形资产简单罗列。Tambe et al(2020a)认为数字化无形资产是企业实现数字通用技术价值创造所需要互补的特定无形投资,包括员工培训,特定人力资本,以及支持数字技术的业务流程和组织变革。该方法指出了更加贴近数字经济特点的无形资产类型,但该方法过于微观,难以充分反映数字化无形资产的宏观增长效应。在数字经济背景下,应以数据要素价值最大化释放为目标来构建数字化无形资产的分类方法,只有这样才能更科学解释数字化无形资产的增长促进作用。据此,本文基于数据价值链理论将数字化无形资产分为数据及数据分析技术、数据人力资本、数据商业化能力三大类。

由于无形资产具有隐形特质并且大多数无形资产无法通过市场交易来实现价值显现,导致其难以被准确衡量,无形资产统计方法的缺乏造成现行国民经济统计无法对其充分反映,从而出现索洛悖论问题。因此,如何衡量国民经济中无形资产价值,进而科学评估数字化无形资产规模及其对经济增长的贡献成为理论研究的重要热点。Corrado et al(2005,2009)使用CHS框架对美国的无形资产价值进行了测算。Corrado et al(2013)采用CHS指标框架研究发现,欧盟无形资产投资强度远低于美国,这成为欧洲数字化转型和数字技术创新的主要阻碍。Tambe et al(2020b)基于美国IT行业面板数据的经验分析发现,无形资产累积占样本企业总资本的25%,并且其对生产率产生了重要的积极影响。Corrado et al(2022)基于无形资产衡量的CHS框架度量数字化无形资产后发现,数字化无形资产扩散会使劳动生产率每年提高0.5个百分点。虽然Corrado et al(2022)进行了系统性分类并考虑了数据价值链与数字化无形资产的关系,但可惜的是作者仍坚持原有的无形资产分类方法,并没有提出反映数字经济特点的数字化无形资产衡量方法。综上,尽管部分学者尝试构建科学的指标体系来测算无形资产规模并验证了其对生产率增长的贡献,但是已有研究没有构建数字化无形资产的衡量方法,并且没有深入分析数字化无形资产影响经济增长的理论机制以及数字化无形资产的最优匹配问题。

近年来越来越多的研究采用企业层面数据来进一步测算和分析无形资本具体类型对创新和生产率的影响。Ilmakunnas & Piekkola(2014)采用企业层面数据检验发现,研发类无形资本并未提高企业全要素生产率,反而组织类无形资本表现出了显著的全要素生产率提高作用。Li et al(2019)基于平台企业的案例研究认为,数据可能比分析能力更有价值,随着人工智能的快速发展数据正在成为影响算法质量的核心要素,并进一步发现商业模式类资本对促进平台企业数据价值释放及创新具有重要的提升效应。Kaus et al(2020)采用德国制造业企业数据分析发现,更多地投资研发无形资本的企业具有更高的生产率,而软件和专利投资的贡献则不太显著。Breithaupt et al(2020)认为品牌资本和企业特定人力资本是决定企业生产率增长的最重要因素。总体来说,由于对数字化无形资本具体类型界定的不统一和样本选择差异,现有研究对数字化无形资本具体类型对生产率影响的检验结论仍然存在较大差异,无法提出更具针对性的改革思路。

总体来说,已有理论研究都指出无形资本在促进经济高质量增长中的重要作用,但对于数字化无形资本促进生产率提升的理论机制、影响路径和异质性作用机制等问题则有待进一步深入研究。特别是在数字经济背景下,深化对数字化无形资本驱动企业创新和生产率增长作用机制的理解,有助于促进数字经济和实体经济更好地融合,推动整个国家的创新发展。为此,本文重点关注数字经济背景下数字化无形资本对创新绩效的影响,采用企业层面数据实证检验数字化无形资本倍增数字经济创新所产生的创新催化剂效应及其影响机制,同时考察特定类型数字化无形资本对创新绩效的作用差异,并验证了数字化无形资本的创新极化效应及其创新影响。

与以往文献相比,本文可能的贡献主要体现在以下三个方面:第一,从数字化无形资本与数字化转型匹配度的视角进一步解释了数字化无形资本促进企业创新的内在机制,并验证了数字化无形资本具有创新催化剂效应。第二,刻画了多类型数字化无形资本并检验了不同类型数字化无形资本对创新的差异化影响,发现数据和数据分析技术资本、高端人才资本的创新促进作用最为突出,从而为企业如何匹配数字化无形资本细分类型提供了情景适用的指导。第三,检验了企业间数字化无形资本差异对企业创新绩效的影响,发现数字化无形资本会强化领先企业的创新优势,产生极化效应,并且企业间数字化无形资本鸿沟的扩大会阻碍社会整体的创新。

二、理论模型

本文基于 Acemoglu & Restrepo(2018)、杨光和侯钰(2020)的内生增长模型,增加了数字化无形资本投入,以从理论层面解释数字化无形资本对数字经济创新的影响。

假定经济系统由各种不同的任务 x 构成,而且所有任务 x 均处于区间 $[N-1, N]$ 内,即区间的总长度固定为 1,说明区间长度并不会由于经济中新任务的增加而产生变化。每种任务 x 的生产函数均设为 C—D 生产函数,则创新总产出 Y 等于所有任务产出 $y(x)$ 的总和:

$$\ln Y = \int_{N-1}^N \ln y(x) dx \quad (1)$$

其中, Y 表示总产出, $y(x)$ 表示每个任务 x 的产出,任务的区间范围是 $[N-1, N]$ 。

完成任务 x 的每个企业需要选择是否进行数字化无形资本投资,即在完成任务 x 的过程中是否使用数字化无形资本。为了便于分析,本文将投资于数字化无形资本进行生产的任务 x 均放入区间 $[N-1, I]$,未进行数字化无形资本投资,仅使用传统要素(劳动力,有形资本(如硬件、厂房等))生产的任务 x 都放入区间 $[I, N]$ 。所以,每个任务 x 的生产函数均可描述如下:

$$y(x) = \begin{cases} r_{IN}(x)k_{TAN}(x)^{\alpha}k_{IN}(x)^{\beta}l(x)^{1-\alpha-\beta} & \text{if } x \in [N-1, I] \\ r_{TAN}(x)k_{TAN}(x)^{\alpha}l(x)^{1-\alpha} & \text{if } x \in [I, N] \end{cases} \quad (2)$$

其中, $k_{TAN}(x)$ 表示为完成任务 x 使用的有形资本存量; $k_{IN}(x)$ 表示为完成任务 x 匹配的数字化无形资本存量; $l(x)$ 表示为完成任务 x 使用的劳动力; $r_{IN}(x)$ 表示不仅使用传统要素(有形资本和劳

动力),还匹配了数字化无形资本以进行任务 x 生产的生产效率; $r_{TAN}(x)$ 表示仅使用传统要素进行任务 x 生产的生产效率;一般来说,有 $r_{IN}(x) > r_{TAN}(x)$ 。

在完全竞争市场条件下,每个任务的价格 $p(x)$ 均等于成本,那么,每个任务 x 的价格函数 $p(x)$ 均可描述如下:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{r_{IN}(x)} \left(\frac{R_{TAN}}{\alpha}\right)^\alpha \left(\frac{P_{IN}}{\beta}\right)^\beta \left(\frac{W}{1-\alpha-\beta}\right)^{1-\alpha-\beta} & \text{if } x \in [N-1, I] \\ \frac{1}{r_{TAN}(x)} \left(\frac{R_{TAN}}{\alpha}\right)^\alpha \left(\frac{W}{1-\alpha}\right)^{1-\alpha} & \text{if } x \in [I, N] \end{cases} \quad (3)$$

其中, $R_{TAN}(x)$ 表示有形资本价格; $P_{IN}(x)$ 表示数字化无形资本价格; W 表示劳动力工资。每个任务 x 对三种生产要素的需求分别表示为 $k_{TAN}(x)$ 、 $k_{IN}(x)$ 、 $l(x)$,相应地可以求出三种生产要素占总产出的份额,并表示出三种生产要素的价格。

对有形资本的需求:

$$k_{TAN}(x) = \alpha \frac{Y}{R_{TAN}} \quad \text{if } x \in [N-1, N] \quad (4)$$

故有形资本占总产出的份额为:

$$\frac{R_{TAN}K_{TAN}}{Y} = \alpha \quad (5)$$

对数字化无形资本的需求:

$$k_{IN}(x) = \begin{cases} \beta \frac{Y}{P_{IN}} & \text{if } x \in [N-1, I] \\ 0 & \text{if } x \in [I, N] \end{cases} \quad (6)$$

故数字化无形资本占总产出的份额为:

$$\frac{P_{IN}K_{IN}}{Y} = \beta(I - N + 1) \quad (7)$$

对劳动力的需求:

$$l(x) = \begin{cases} (1-\alpha-\beta) \frac{Y}{W} & \text{if } x \in [N-1, I] \\ (1-\alpha) \frac{Y}{W} & \text{if } x \in [I, N] \end{cases} \quad (8)$$

故劳动力占总产出的份额为:

$$\frac{WL}{Y} = \begin{cases} (1-\alpha-\beta)(I - N + 1) & \text{if } x \in [N-1, I] \\ (1-\alpha)(N - I) & \text{if } x \in [I, N] \end{cases} \quad (9)$$

又根据 Dixit—Stiglitz 框架,进一步可得:

$$\ln p(x) = \ln Y - \ln y(x) \quad (10)$$

对式(10)两边同时积分,并结合式(1)可得:

$$\int_{N-1}^N \ln p(x) dx = \ln Y \int_{N-1}^N dx - \int_{N-1}^N \ln y(x) dx = 0 \quad (11)$$

由式(3)和式(11)可得:

$$\int_{N-1}^N \ln p(x) dx = \int_{N-1}^I \ln \left[\frac{1}{r_{IN}(x)} \left(\frac{R_{TAN}}{\alpha}\right)^\alpha \left(\frac{P_{IN}}{\beta}\right)^\beta \left(\frac{W}{1-\alpha-\beta}\right)^{1-\alpha-\beta} \right] dx$$

$$+ \int_I^N \ln \left[\frac{1}{r_{TAN}(x)} \left(\frac{R_{TAN}}{\alpha} \right)^\alpha \left(\frac{W}{1-\alpha} \right)^{1-\alpha} \right] dx = 0 \quad (12)$$

分别根据式(5)(7)和式(9)得到各要素价格,进一步代入式(12)计算可得:

$$Y = \left(\frac{1}{I-N+1} \right)^{(1-\alpha)(I-N+1)} \left(\frac{1}{N-I} \right)^{(1-\alpha)(N-I)} AK_{TAN}^\alpha K_{IN}^{\beta(I-N+1)} L^{(1-\alpha-\beta)(I-N+1)+(1-\alpha)(N-I)} \quad (13)$$

其中, $A = e^{\int_{N-I}^I \ln r_{IN}(x) dx + \int_I^N \ln r_{TAN}(x) dx}$ 为各部门加总技术水平, $\left(\frac{1}{I-N+1} \right)^{(1-\alpha)(I-N+1)} \left(\frac{1}{N-I} \right)^{(1-\alpha)(N-I)} A$

通常被视为技术进步率。从技术进步表达式来看,技术进步内生于使用数字化无形资本进行生产的任务比例,数字化无形资本的协调匹配将显著提升创新。因为数字经济高质量发展的关键是如何最大化释放数据要素的价值,单纯的采集和存储大量的原始数据并不会创造价值,数据要创造价值必须对数据进行挖掘处理,从数据中发现有价值的知识或信息(也称为“洞见”),并据此做出正确的商业决策或实施商业模式创新。数据开发利用不仅取决于实物资本或硬件技术设备 K_{TAN} 的投入,更取决于数字化无形资本 K_{IN} 的投入。大数据技术、人工智能和人力资本等无形资本是实现数据要素深度开发和创新性应用的关键投入,无形资本和硬件设备等有形资本的结合不仅会大幅提高有形资本的生产效率,而且还会由于有形资本和无形资本的互补性整合而产生协整效应,实现了对多要素的最大化开发利用,在数据驱动的创新中发挥了重要的催化剂作用,极大地提高整体的创新产出 Y 。由此提出假设 1:

假设 1:数字化无形资本具有创新催化剂效应,即企业数字化无形资本匹配度的提高,会显著放大企业数字化转型的创新促进效应。

具体来看,在技术进步的表达式中,由于 $r_{IN}(x) > r_{TAN}(x)$,那么如果更多的任务通过有形资本要素、劳动要素与数字化无形资本匹配进行生产,即使使用数字化无形资本的生产效率 $r_{IN}(x)$ 和未使用数字化无形资本的生产效率 $r_{TAN}(x)$ 都保持不变,技术进步率也会提升,进而创新产出 Y 也会增加。即数据和数字技术、人力资本等数字化无形资本显著提高了企业的知识吸收能力及创新能力,降低了研发风险并提高了研发效率,商标品牌、商业模式类数字化无形资本通过提高新产品的市场价值转化率,激发了企业创新活力,推动企业进行高效创新进而促进了创新产出。

更何況,由于数字化无形资本具有范围经济和溢出效应,随着使用数字化无形资本的各种任务比例的增加, $r_{IN}(x)$ 会显著提高,由此技术进步水平也会显著提升。也就是说,数字化无形资本通过促进创新扩散带动全社会的广泛创新。首先,数字化无形资本具有显著的外溢性。数字化无形资本的作用主要是促进更高效地产出信息知识,其产生的信息知识具有较强的外溢性,并且非竞争性和有限排他性是无形资本最基础的特性(Crouzet et al, 2022),因此数字化无形资本的积累和质量的提高不仅会显著提升企业自身的创新能力,也会通过技术知识的扩散来提升整个社会的创新。其次,数字化无形资本往往具有通用目的技术属性,具有巨大的纵向和横向外部性以及多领域广泛适用性,可以被很多行业和领域所普遍应用,并引发更多行业和领域的后续创新,全面提升整体的创新产出,促进社会整体变革和长期高效率增长。在数字化无形资本密集的行业,企业可以充分及时地掌握先进技术并吸收内含的隐性知识,更好地接受数字经济发展扩散,从而加速引发该行业的后续创新。由于数字化无形资本匹配程度不同,不同企业的创新产出体现出差异,因为低水平数字化无形资本尚未达到实现扩散效应的门槛,会减缓数字经济创新产出的速度,高水平数字化无形资本可以充分吸收外溢的技术知识,更好地实现创新扩散效应,从而带来全行业甚至全社会的广泛创新。综上,本文提出如下假设:

假设 2:数字化无形资本将通过创新效率提升进而促进企业自身创新产出。

假设 3:数字化无形资本能通过推动创新扩散进而带来全社会的广泛创新。

将数字化无形资本 $k_{IN}(x)$ 进一步细分为数据及数据分析技术 $k_{IN1}(x)$ 、数据人力资本 $k_{IN2}(x)$ 、数据商业化能力 $k_{IN3}(x)$,相应细化的数字化无形资本的生产率分别为数据及数据分析技术的生产率 $r_{IN1}(x)$ 、数据人力资本的生产率 $r_{IN2}(x)$ 、数据商业化能力的生产率 $r_{IN3}(x)$ 。故 A 能表示为:

$$A = e^{\int_{N-1}^{I_1} \ln r_{IN1}(x) dx + \int_{I_1}^{I_2} \ln r_{IN2}(x) dx + \int_{I_2}^{I_3} \ln r_{IN3}(x) dx + \int_{I_3}^N \ln r_{TAN}(x) dx} \quad (14)$$

数字化无形资产内部结构复杂,各细分类别的数字化无形资产具有不同性质,所以各细分类别的数字化无形资产的生产率(r_{IN1} 、 r_{IN2} 、 r_{IN3})不同,在创新中发挥的作用存在差别,即投资于不同类型的数字化无形资产所带来的技术进步增量存在差异,而且针对处于不同数字化阶段的企业,其所需补充的数字化无形资产类型(k_{IN1} 、 k_{IN2} 、 k_{IN3})也不同。Teece(2018)认为,各数字化无形资产细分类别的作用不同,企业在不同阶段需要投资的数字化无形资产细分类别存在显著差异。Kim(2018)指出,各类型无形资产投资具有阶段性和承接性,前期投入数据和数字技术类无形资产会带来更高的投资回报率,并有利于下一发展阶段的其他无形资产充分发挥创新促进作用。由此,当前数字经济发展面临的一个重要的挑战是如何明确企业动态匹配数字化无形资产投入重点。数据驱动企业创新价值实现是一个动态的过程,在数据价值实现的初期,大量的原始数据仅是一种待开发的资源,企业通过数据采集、结构化并整合存储,形成了数据库无形资产,企业采用人工智能等分析技术对数据进行深度挖掘,从而产生商业知识,这使经济主体可以制定最佳的商业战略,通过商业模式创新来实现数据价值的最大货币化。

对应于数据价值链,在数字化发展初期,无形资产投资主要是建立数据资本,此时大数据及数据分析技术对实现数据驱动的创新影响更加显著,大数据及数据分析技术类无形资产 k_{IN1} 会显著提升企业数据驱动创新能力。在数字化发展中期,对数据深度开发利用的能力成为重点,能否从大数据分析中获得洞见成为关键。由于知识是关键的生产投入,决定着创新倾向和强度,而开发和管理知识的能力主要存储在企业的人力资本中,所以人力资本 k_{IN2} 通过加强知识吸收能力,充分吸收商业知识进而促进企业创新。在数字化发展中后期,数据驱动的创新主要体现为商业创新,即将基于数据分析获得的洞见转化为可以货币化的商业,此时品牌商标和商业模式等数据商业化能力类数字化无形资产 k_{IN3} 的作用突出。由此提出假设 4:

假设 4:总体上不同类型的数字化无形资产的创新促进效应存在显著差异,而且对于数字化程度处于不同阶段的企业,其所需的数字化无形资产细分类别结构也存在较大差异。

由于数字化无形资产决定了一个企业对数据要素开发利用的深度和实施数据驱动创新的能力,数字化无形资产的差距会造成企业之间的创新差异。Koman & Lalovic(2018)发现,在人力资本、组织资本和营销资本等数字化无形资产投资最多的企业其生产率也最高。因此,具有高质量数字化无形资产的企业将能获得更高的创新产出。由于数字化无形资产内在的自强化机制会拉大企业创新差距,强化先进企业的创新和生产率优势,会产生创新极化效应,导致具有不同数字化无形资产水平的企业之间的创新能力和生产率离散。

技术进步还由 $\left(\frac{1}{I-N+1}\right)^{(1-\alpha)(I-N+1)} \left(\frac{1}{N-I}\right)^{(1-\alpha)(N-I)}$ 构成,这体现了数字化无形资产差距的影响。

计算可知,当 $(N-I)$ 与 $(I-N+1)$ 最接近时,该部分处于最大值。即当使用数字化无形资产的任务比例与不使用数字化无形资产的任务比例逐渐接近时,技术进步显著提升;当两者差距进一步扩大时,该部分的值减少,说明过大的数字化无形资产差距阻碍了数字化无形资产创新促进效应释放。数字化无形资产的创新极化效应对创新产出的影响呈现“倒 U”型特点,适度的数字化无形资产差距有利于企业相互学习,由此促进企业创新,但是过大的数字化无形资产差距造成的企业间数字化能力鸿沟会使知识技术扩散效应促进创新的作用受到抑制,从而严重削弱行业创新。当数字化无形资产差距较小时,先进企业和落后企业之间的创新差距较小,此时适度的创新差距有利于强化企业间相互学习的激励和确保相适应的吸收学习能力,即通过市场竞争以及对技术知识的吸收学习来促进企业创新产出;但当数字化无形资产差距过大而出现数字化无形资产鸿沟时,企业间的创新能力差距过大导致落后企业无法及时充分吸收领先企业的创新技术知识,抑制了外溢效应促进行业创新的作用,并弱化领先企业所面临的创新竞争压力,从而阻碍了全行业的创新。由此提出假设 5:

假设 5:数字化无形资产会拉大企业间的创新差距,强化领先企业的创新优势,适度的数字化无形资产差距有利于创新,但过大的数字化无形资产差距会阻碍创新。

三、研究设计

(一) 样本选择与数据来源

本文选择 2010—2019 年的中国 A 股上市企业为样本。选择 2010 年为起点,是因为数据资本投资额的数据从 2010 年才能从数据库中获得。在此基础上,剔除当年被 ST、* ST 和 PT 的企业以及部分关键指标明显不合理的企业等,本文最终得到包含 12 个大类行业,2755 个企业,共 11257 个“企业一年份”的观测值。研究数据来源于 CSMAR 数据库、RESSET 数据库、企业年报、《中国统计年鉴》以及《中国电子信息产业统计年鉴(软件篇)》,经手工搜集、整理和计算得到。

(二) 模型设计

为检验本文假设 1,首先设定基准模型如下:

$$Inv_{i,j,c,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Dige_{i,j,c,t} + \alpha_2 X_{i,j,c,t} + \mu_i + \delta_t + \gamma_{j,t} + \eta_{c,t} + \varepsilon_{i,j,c,t} \quad (15)$$

$$Inv_{i,j,c,t} = \varphi_0 + \varphi_1 Intdige_{i,j,c,t} + \varphi_2 X_{i,j,c,t} + \mu_i + \delta_t + \gamma_{j,t} + \eta_{c,t} + \varepsilon_{i,j,c,t} \quad (16)$$

式中,下标 i, j, c, t 分别代表企业、行业、省份(地区)和年份; Inv 为企业创新产出水平; $Dige$ 为企业数字化程度; $Intdige$ 为企业数字化与数字化无形资本匹配度; X 表示一系列控制变量; μ_i, δ_t 分别为企业和年份固定效应, $\gamma_{j,t}$ 表示行业固定效应与年份固定效应的交互项,即行业一年份固定效应, $\eta_{c,t}$ 表示省份固定效应与年份固定效应的交互项,即省份一年份固定效应; $\varepsilon_{i,j,c,t}$ 表示随机扰动项。通过控制多维固定效应,实证模型较好地排除了地区经济发展差异和行业自身发展趋势对企业创新所产生的影响,从而缓解了由于遗漏变量所导致的估计偏误。式(15)考察企业数字化程度对企业创新的影响;式(16)考察数字化与数字化无形资本匹配度对企业创新的影响。

其次,为进一步明确数字化无形资本的创新催化剂效应,构建调节效应模型如下:

$$Inv_{i,j,c,t} = \omega_0 + \omega_1 Dige_{i,j,c,t} \times Intdige_{i,j,c,t} + \omega_2 Dige_{i,j,c,t} + \omega_3 Intdige_{i,j,c,t} + \omega_4 X_{i,j,c,t} + \mu_i + \delta_t + \gamma_{j,t} + \eta_{c,t} + \varepsilon_{i,j,c,t} \quad (17)$$

(三) 变量定义

1. 数字化与数字化无形资本匹配度。本文采用耦合协调度模型测算企业数字化程度与数字化无形资本的协调发展水平(张勇等,2013)。耦合协调度计算模型可表示为:

$$C = 2 \sqrt{Dige \times Int} / (Dige + Int) \quad (18)$$

$$T = \alpha Dige + \beta Int \quad (19)$$

$$Intdige = \sqrt{C \times T} \quad (20)$$

其中, $Dige$ 为企业数字化程度,测度企业数字化程度是一项较为复杂的系统工程,由于企业财务报表和相关统计均没有直接统计企业数字化程度的数据,现有研究在测度方法和测度指标的选取方面仍存在较大争议,基于本文的研究问题我们借鉴袁淳等(2021)的处理思路,采用文本分析法爬取了企业年报中“数字化转型”相关关键词,^①对有效总词频加 1 取自然对数来构建企业数字化程度指标,该识别方法能够更细致地刻画微观企业数字化转型水平。

Int 为数字化无形资本水平,本文将数字化无形资本细化为数据及数据分析技术、数据人力资本、数据商业化能力三个维度一级指标,具体二级指标和三级指标见表 1。其中,由于数据价值释放

①“企业数字化程度”选用了以下关键词:数字化、数字营销、数字科技、数字技术、数字运营、数字终端、数字经济、数字贸易、数字体系、数字供应链、计算机技术、信息时代、信息化、信息技术、信息集成、信息通信、大数据、数据集成、数据融合、数据信息、数据管理、数据资产、物联网、边缘计算、云计算、云服务、云端、自动化、5G、智慧时代、智慧建设、智慧业务、智能、机器人、机器学习、3D 打印、3D 技术、3D 工具、AI、O2O、B2B、C2C、P2P、C2B、B2C、电子技术、电子科技、线上、网络、线上线下、互联网、电子商务、跨境电商、电商平台、数字货币、区块链。

是从原始数据到数据商业价值货币化的完整过程,本文所指的数据人力资本不仅包括直接从事数据采集开发利用的数据专业人力资本,还包括通过数据分析进行技术创新、商业创新和市场创新进而推动数据商业化价值实现的中高端人力资本,所以三级指标采用学历水平反映数据人力资本,尤其是细化高学历人才结构。数据驱动的创新除了体现在专利产出,更体现在数据驱动的商业创新,数据商业创新主要反映在两个方面:一方面是品牌商标,因为其代表了数据驱动新产品直接的货币价值实现;另一方面是商业模式创新,由于数据要素具有强范围经济特点,多领域使用创新成果将产生更大的总收益,因此多元化经营能较好反映数字经济商业模式创新的主要特点,所以本文采用商标投资额和多元化经营指标来反映企业数据商业化能力。通过对指标进行标准化处理,并使用经济学通用的熵权法,依据各指标观测值所提供信息的客观大小来确定权重,最终通过综合指数计算得到数字化无形资产指数。

表 1 数字化无形资产水平指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	指标属性
数据及数据分析技术	数据资本	数据处理和运营服务总额	+
	数据分析技术	软件投资额	+
数据人力资本	中端人才	本科员工数量占比	+
	高端人才	硕博员工数量占比	+
数据商业化能力	品牌商标	商标投资额	+
	商业模式	多元化经营	+

C 为耦合度, T 表示综合协调指数,参数 a 和 β 均设为 0.5,表示企业数字化程度与数字化无形资产投资同等重要;最终得到数字化与数字化无形资产的耦合协调度 ($Intdige$),即数字化与数字化无形资产匹配度。需要说明的是,使用耦合协调度进行测算时,需先将企业数字化程度和数字化无形资产水平标准化在 $[0, 1]$ 区间内,再根据式(18)(19)和式(20)计算数字化与数字化无形资产匹配度。

与此类似,基于耦合协调度计算模型,使用数字化无形资产水平指标体系的三级指标,分别计算企业数字化程度与特定类型数字化无形资产匹配度,得到数字化与数字化无形资产匹配度的五个子变量:数字化与数据及数据分析技术匹配度 ($Softdadige$)、数字化与中端人才资本匹配度 ($Bacdige$)、数字化与高端人才资本匹配度 ($Hedudige$)、数字化与品牌商标资本匹配度 ($Brandige$)、数字化与商业模式资本匹配度 ($Bizmdige$)。其中,采用耦合协调度模型测算数字化与以收入熵计算的多元化经营商业模式资本的耦合协调度时,参照姚俊等(2004)的做法,收入熵指数 = $\sum p_i \ln(1/p_i)$, p_i 为第 i 个行业在总收入中的比重。

进一步地,按照经济学研究的通行做法,采用离差指标来衡量数字化与数字化无形资产匹配度的差距 ($DIntdige$),即数字化与数字化无形资产匹配度差距 = 某企业某年数字化与数字化无形资产匹配度 / 该年度所有企业数字化与数字化无形资产匹配度的均值。

2. 创新产出。本文使用专利数量衡量企业创新产出水平,并依据企业专利申请时间来确定创新产出时间。考虑到很多样本企业的年度专利申请数量为 0,而且专利申请数量存在右偏态分布问题,所以本文将上市企业专利申请数加 1 后取自然对数,构建创新水平变量 Inv 。

进一步地,本文同样采用离差指标来衡量创新产出差距 ($DInv$),即创新产出差距 = 某企业某年创新产出 / 该年度所有企业创新产出的均值。

3. 控制变量。结合文献本文综合选取如下控制变量:市场结构 ($Lerner$),用营业收入与营业成本、销售管理费用之差和营业收入的比值度量;财务杠杆 (Lev),用总负债与总资本之比衡量;第一大股东持股比例 ($Largeholdra$),用第一大股东持股额与总股本之比衡量;销售费用率 ($Sale$),用销售费用占营业收入的比值度量;管理费用率 (Exp),用管理费用占营业收入的比值度量;政府补贴

(*Subsidies*),用政府补贴额占总资本的比值度量;企业年龄(*Age*),用企业成立年龄加1取对数度量;经营现金流量比(*Cf*),用经营现金流量净额与总负债之比衡量;固定资本密集度(*Fixpro*),用固定资本净额与总资本之比衡量;总资本增长率(*Growth*),用总资本增长额与总资本期初值之比衡量。

四、实证结果分析

(一)描述性统计

主要变量的描述性统计见表2。结果显示,企业创新产出的均值为3.064,表明样本企业平均每年申请专利的总数为20.413个;数字化与数字化无形资本匹配度均值为0.372,最大值为0.751,最小值为0,表明不同企业的数字化与数字化无形资本匹配度有较大差异。从控制变量看,不同企业在财务杠杆、政府补贴和固定资本密集度等方面也存在明显差异。

表2 主要变量的描述性统计

变量	观测值	均值	中位数	标准差	最小值	最大值
<i>Inv</i>	11257	3.064	3.178	1.580	0.000	8.875
<i>Intdige</i>	11257	0.372	0.372	0.090	0.000	0.751
<i>Lerner</i>	11257	0.132	0.120	0.116	-0.223	0.511
<i>Lev</i>	11257	0.387	0.374	0.192	0.057	0.886
<i>Largeholdra</i>	11257	0.337	0.315	0.141	0.088	0.712
<i>Sale</i>	11257	0.083	0.051	0.092	0.001	0.483
<i>Exp</i>	11257	0.095	0.080	0.066	0.011	0.382
<i>Subsidies</i>	11257	0.007	0.004	0.007	0.000	0.040
<i>Age</i>	11257	2.865	2.890	0.309	1.946	3.466
<i>Cf</i>	11257	0.202	0.124	0.323	-0.423	1.654
<i>Fixpro</i>	11257	0.197	0.171	0.139	0.004	0.638
<i>Growth</i>	11257	0.212	0.106	0.367	-0.328	2.134

(二)回归结果分析

1. 基准回归。式(15)的OLS回归结果如表3中列(1)和列(2)所示。列(1)*Dige*的系数为0.113,在1%水平上显著,表明企业数字化程度促进了企业的创新绩效,即每增加1单位企业数字化程度,能提高0.113个单位的企业创新产出。为更科学地与式(16)的回归系数相比较,列(2)报告了标准化处理后的数字化程度(*BDige*)对企业创新的影响,从标准化后的数字化程度来看,企业数字化程度对创新的影响系数提高为0.847。式(16)的回归结果如表3中列(3)所示。列(3)*Intdige*的系数为1.686,在1%水平上显著,表明数字化与数字化无形资本匹配度的提高显著促进了企业创新,即数字化与数字化无形资本匹配度每增加1单位,能提高1.686个单位的企业创新产出。由此可见,不论是否标准化企业数字化程度,数字化与数字化无形资本匹配度对创新的促进作用远高于数字化程度对企业创新的单一影响。所以,初步来看,数字化无形资本具有催化剂效应,其倍增了数字经济的创新促进效应。

为进一步明确数字化无形资本的创新催化剂效应,本文在计量模型中引入*Dige*×*Intdige*这一交互项来判断数字化与数字化无形资本匹配度对数字经济创新促进效应的影响,列(4)报告了式(17)的回归结果。结果显示,交互项系数在1%的水平上显著为正,表明企业数字化的创新促进效应受到数字化与数字化无形资本匹配度的正向调节。所以,数字化无形资本是实现数据要素价值释放的关键,只有协调匹配企业数字化程度与数字化无形资本,才能最大化释放数据要素驱动创新和高质量增长潜能,实现数字经济创新产出倍增。

表 3 数字化无形资本的创新催化剂效应

变量	Inv			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Dige</i>	0.113*** (4.53)			0.091*** (2.95)
<i>BDige</i>		0.847*** (4.53)		
<i>Intdige</i>			1.686*** (4.27)	1.125** (2.39)
<i>Dige</i> × <i>Intdige</i>				0.526*** (2.79)
控制变量	控制	控制	控制	控制
多维固定	控制	控制	控制	控制
观测值	11257	11257	11257	11257
R ²	0.165	0.165	0.165	0.167

注:括号内为 t 统计量,***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著。本文的多维固定特指企业、年份、行业—年份、省份—年份固定效应,囿于篇幅,其余变量实证结果略。下表同。

2. 机制检验。考虑到以人工智能为核心的大数据技术会大幅提高研发生产率,企业的各类数字化无形资本可能通过提高创新效率进而促进自身创新产出。为进一步明确数字化无形资本促进创新的作用机制,首先构建中介效应模型进行机制检验,检验结果如表 4 所示,其中,使用超效率 DEA 法测算得到中介变量创新效率(*Inveff*)。^① 列(1)表明数字化与数字化无形资本匹配度显著促进了企业创新产出;列(2)检验了数字化无形资本对创新效率的影响,结果表明数字化与数字化无形资本匹配度显著提高了企业创新效率;将数字化与数字化无形资本匹配度、创新效率同时作为解释变量,得到列(3)的回归结果,可以看到,创新效率的回归系数显著为正,同时数字化与数字化无形资本匹配度的回归系数与列(1)相比有所下降,综合以上结果表明创新效率提升是数字化无形资本促进企业创新产出的作用机制,假设 2 创新效率提升机制得到了印证,由于数据和数据分析技术、数据人力资本类数字化无形资本增强了企业学习能力及技术应用能力,提高了企业研发成功率,而且品牌商标、商业模式类数字化无形资本提升了创新产品的商业价值,激发企业的高效率创新活动,所以数字化无形资本可以通过提高企业创新效率进而促进创新产出。

为考察假设 3 数字化无形资本的创新扩散效应,本文按照企业数字化与数字化无形资本匹配度均值将样本分为数字化与数字化无形资本高匹配度组和低匹配度组,结果见表 4。列(4)(5)分别是高匹配度组、低匹配度组中数字化与数字化无形资本匹配度对创新的影响结果。在高匹配度组中,数字化与数字化无形资本匹配度对创新的回归系数是 3.182;在低匹配度组中,虽然系数仍为正值,但是降至 1.411,而且组间差异系数显著。这表明在不同类型的企业中,由于数字化与数字化无形资本匹配度对创新的促进作用存在较大差异,导致不同类型的企业的创新产出存在梯度变化,在数字化无形资本匹配度较高的企业中,数字化无形资本具有创新扩散效应,数字化与数字化无形资本匹配度大幅促进创新,创新产出显著增加;而在数字化无形资本匹配度较低的企业中,数字化无形资本尚未达到扩散效应门槛,数字化与数字化无形资本匹配度仅小幅促进创新,创新产出提升较少。故假设 3 创新扩散机制得到了验证,由于数字化无形资本具有显著的外溢性和通用目的技术特征,知识外溢和数字技术扩散迅速带动整个社会更大范围的技术创新,所以数字化无形资本不仅通过创新效率提升进而促进自身创新产出,还具有显著的扩散效应,带动了全社会的广泛创新。进一步,基于稳健性考虑,本文还考察了不同行业中数字化无形资本的扩散效应,按照样本企业所属行业的数字化与数字化无形资本匹配度类型,将总样本分为高匹配度行业样本组和低匹配度行业样本组,回归结果分别见列(6)和列(7),再次验证了创新扩散效应。

① 创新效率测算使用研发投入、研发技术人员占比表征创新投入,使用专利申请数表征创新产出。

表 4 数字化无形资本的创新效率提升效应和创新扩散效应

变量	<i>Inv</i>	<i>Inveff</i>	<i>Inv</i>	<i>Inv</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>Intdige</i>	1.686*** (4.27)	0.168*** (2.83)	0.669*** (4.64)	3.182*** (4.05)	1.411** (1.99)	3.448*** (2.90)	1.222*** (2.81)
<i>Inveff</i>			6.042*** (76.30)				
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
多维固定	是	是	是	是	是	是	是
观测值	11257	11257	11257	5619	5638	2215	9042
R ²	0.165	0.239	0.904	0.211	0.180	0.284	0.162

3. 特定类型的数字化无形资本。将细化的各类数字化无形资本同时纳入实证模型,回归结果如表 5 所示。表 5 的列(1)是针对总样本的回归结果,列(2)和列(3)分别是数字化程度较高以及数字化程度较低的企业样本回归结果。列(1)结果显示,数字化与数据及数据分析技术匹配度、数字化与高端人才资本匹配度、数字化与品牌商标资本匹配度的系数显著为正,说明数据及数据分析技术资本、高端人才资本、品牌商标资本类数字化无形资本与企业数字化协调发展均显著促进了创新,特别是数字化与数据及数据分析技术匹配度对创新的促进作用最大,系数为 3.080。而数字化与中端人才资本匹配度、数字化与商业模式资本匹配度对创新的影响系数虽为正值,但并不显著,说明中端人才资本、商业模式资本两类数字化无形资本并没有显著放大企业数字化转型的创新促进效应。其原因在于,一方面,数字经济属于科技创新密集型经济,人工智能技术快速发展并开始逐步取代中端人才的工作,除了进行基础服务工作的必要低端劳动力,企业亟须高层次人才投入与之匹配,所以数字经济背景下企业减少了中级技能人才需求,突出了高端和低端人才需求,特别是高端人才对于创新尤为重要。另一方面,数据驱动企业创新的价值只有经过采集整合、深度挖掘和商业化应用这一完整的价值链才能实现最大化。在这个过程中,数据和数据分析技术是影响企业创新最为关键的数字化无形资本类型,数据资本从数量维度影响创新,而数据分析技术从能力维度决定数据资本的价值实现程度,所以实证结果表现出数据及数据分析技术对创新的促进作用最大。在数据价值链中,前期商业模式组织资本对创新的作用并不明显,即在数字化转型前期,企业对组织资本匹配的需求较低,只有到数字化转型后期,数据量丰富、数据开发利用能力大幅提升时,组织资本的重要性及创新效应才会显现。

在上文的分析框架中,本文认为各类数字化无形资本对创新的影响会因企业数字化程度产生异质性,为此,根据企业数字化程度的均值将总样本分为高低两组。列(2)和列(3)分样本实证结果显示,处于不同数字化发展阶段的企业所需的数字化无形资本结构存在较大差异。具体来说,对于数字化程度较高的企业,各类数字化无形资本均显著放大了高数字化程度企业的数字经济创新促进效应。而对于数字化程度较低的企业,仅有数字化与数据及数据分析技术匹配度、数字化与高端人才资本匹配度的回归系数显著为正,表明数字化程度较低的企业更需要匹配数据与数据分析技术资本以及高端人才资本。这是因为数字化程度较高的企业已经形成了较为完整的数据价值链,各类数字化无形资本均能在不同节点发挥关键作用;而数字化程度较低的企业仍位于数据价值链前端环节,其更加需要数据与数据分析技术资本、高端人才资本,故假设 4 得到支持。

4. 数字化无形资本的创新极化效应。数字化无形资本及其隐含的自强化机制可能拉大创新差距,过大的创新差距最终产生阻碍创新的不利影响。结果如表 5 所示,列(4)检验了数字化无形资本对企业创新差距的影响,表明数字化与数字化无形资本匹配度显著提高了企业间的创新产出差距。列(5)检验了各类数字化无形资本在拉大企业间创新差距中发挥的不同作用,结果表明,除数字化与中端人才资本匹配度之外,数字化与数据及数据分析技术匹配度、数字化与高端人才资本匹配度、数字化与品牌商标资本匹配度、数字化与商业模式资本匹配度均显著拉大了企业间的创新差距。由于

数据资本类数字化无形资产的强规模经济、范围经济和网络效应,数字化无形资产具有自强化性,本文进一步考察了数字化无形资产差距对企业创新产出差距的影响,回归结果列(6)显示,数字化无形资产差距与企业间创新产出差距在 1%的水平上存在正相关关系,说明不仅数字化无形资产拉大企业间创新产出差距,企业间数字化无形资产差距也强化了企业间创新产出差距,从而造成了数字化无形资产密集型企业与数字化无形资产零散型企业间的创新产出差距越来越大,这验证了数字化无形资产的创新极化效应。

创新极化对于创新产出的影响可能具有非线性特征,适度的创新差距通过推动企业间有效的学习交流进而促进了创新产出,但过大的创新差距增加了企业学习难度,阻碍了创新扩散,最终将削弱企业的创新产出。对此,本文使用含创新差距一次项和二次项的模型进行检验,结果见表 5,列(7)(8)使用企业创新差距指标进行回归。可以看到,列(7)说明总体上创新差距对创新产出具有积极影响,这可能是因为目前数字化无形资产整体匹配程度较弱,并未引致较大的创新差距,故总体体现为适度的创新差距促进创新产出;进一步加入创新差距二次项,在列(8)结果中,创新差距的一次项系数显著大于 0,二次项系数显著小于 0,表明创新差距与创新产出存在“倒 U”型关系,过度的创新差距最终不利于创新产出。同样的,使用行业创新差距指标的非线性检验结果也表现出类似的特征。^① 综上,验证了假设 5。

表 5 特定类型数字化无形资产的创新催化剂效应和数字化无形资产的创新极化效应

变量	Inv			DInv			Inv	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Intdige</i>				0.582*** (4.36)				
<i>DIntdige</i>						0.218*** (4.40)		
<i>Softdadige</i>	3.080*** (4.70)	2.944*** (3.37)	3.391*** (3.26)		0.766*** (3.52)			
<i>Bacdige</i>	0.546 (1.13)	1.539* (1.77)	0.237 (0.38)		0.218 (1.37)			
<i>Hedudige</i>	0.370** (2.51)	0.456** (2.19)	0.493** (1.96)		0.130*** (2.65)			
<i>Brandige</i>	0.618* (1.82)	0.767* (1.69)	0.735 (1.43)		0.192* (1.69)			
<i>Bizmdige</i>	0.112 (1.37)	0.202* (1.79)	0.192 (1.35)		0.047* (1.71)			
<i>DInv</i>							2.998*** (479.96)	3.041*** (183.42)
<i>DInv²</i>								-0.026*** (-2.64)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
多维固定	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	11257	5406	5851	11257	11257	11257	11257	11257
R ²	0.172	0.211	0.194	0.089	0.094	0.089	0.990	0.990

五、稳健性检验

(一) 替换关键变量

本文分别对核心解释变量和被解释变量进行了替换。一方面,前文使用企业年报中的数字化转

^①篇幅所限,结果备索。

型关键词词频来度量企业数字化程度,但是该指标与企业数字化无形资本可能存在一定程度的交叉,对此本文参照唐要家等(2022),使用省级数字经济发展水平度量数字化并重新测算数字化与数字化无形资本匹配度,尽可能地得到相对干净的指标度量结果。结果见表6,列(1)对应于式(16)、列(2)(3)是针对假设3的分组回归,列(4)(5)分别是数字化无形资本及其差距对创新差距的影响再检验,结果再次验证了基本研究结论。另一方面,本文使用发明专利申请数量加1取自然对数度量企业创新产出(*Invia*)。回归结果见表7列(1)(4),与前文一致。

表6 替换关键解释变量

变量	<i>Inv</i>			<i>DInv</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Intdige</i>	5.104*** (3.48)	8.704*** (3.58)	6.196** (2.49)	1.768*** (3.60)	
<i>DIntdige</i>					0.224*** (3.55)
控制变量	是	是	是	是	是
多维固定	是	是	是	是	是
观测值	11257	5262	5995	11257	11257
R ²	0.164	0.155	0.197	0.088	0.088

(二) 改变样本窗口期

由于2017年的数据资本指标存在缺失值,前文使用插值法进行了缺失值处理。虽然该子指标的单一年份数据所占权重较低,但考虑到插值处理缺失值仍会带来部分信息损失,这可能在一定程度上降低了估计结果的准确性,对此,本文剔除2017年样本数据重新进行回归,改变样本窗口期的基准回归结果见表7列(5)(8),实证结果证明了研究结论的稳健性。

表7 替换被解释变量和改变样本窗口期

变量	<i>Invia</i>				<i>Inv</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Dige</i>	0.132*** (5.32)			0.121*** (4.12)	0.120*** (4.32)			0.095*** (2.82)
<i>BDige</i>		0.992*** (5.32)				0.901*** (4.32)		
<i>Intdige</i>			1.799*** (4.60)	1.069** (2.37)			1.714*** (4.05)	1.114** (2.23)
<i>Dige</i> × <i>Intdige</i>				0.778*** (4.10)				0.467** (2.34)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
多维固定	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	11257	11257	11257	11257	9037	9037	9037	9037
R ²	0.147	0.147	0.146	0.152	0.184	0.184	0.184	0.186

(三) 内生性处理

为尽可能缓解遗漏变量的内生性影响,本文进行了较为严格的多维固定效应控制。但是考虑到数字化无形资本与创新仍可能存在反向因果关系,对此本文采用工具变量法缓解内生性问题。

第一,考虑到数字化与数字化无形资本匹配度包含多维度信息,需要综合选取多个工具变量。对于企业数字化维度,借鉴黄群慧等(2019)和袁淳等(2021)的方法,选取1984年各地区邮局数和电话数与互联网投资额的交互项作为数字化的工具变量,企业所在地早年的邮局和电话设施从技术基础和行为偏好等方面影响到未来企业的数字基础设施建设和数字化转型水平,满足相关性条件;而且由于邮局和电话的主要功能是提供通信服务,其并不直接影响企业创新活动,满足排他性条件。对于数字化无形资本维度,一方面参照方明月等(2022)的研究,使用企业所在地区其他企业的软件投资额均值、品牌商标投资均值、商业模式均值分别作为数据及数据分析技术、品牌商标资本和商业

模式资本的工具变量,由于同地区其他企业的数字化无形资产从投资环境、同群效应等方面影响该企业的数字化无形资产投资,且基本不会直接影响该企业的创新产出,这类工具变量满足相关性和排他性要求;另一方面参照陈斌开和张川川(2016)的思路,基于 1999 年高校扩招政策使用各地区 1998 年每百万人口高等学校数量与 4 年前高等学校招生数的交互项作为人力资本的工具变量,同时参照 Bosetti et al(2015),将低学历和中低学历人力资本数量也作为人力资本的工具变量。使用上述工具变量的回归结果见表 8 列(1),可以看到,各统计量的检验结果说明本文选取的工具变量是相对合理可靠的,在考虑了内生性问题后,数字化与数字化无形资产匹配度的系数仍然显著为正,再次验证了数字化无形资产的创新催化剂效应。

第二,根据以往文献的做法(张峰等,2021),本文将数字化与数字化无形资产匹配度滞后一期作为数字化与数字化无形资产匹配度的工具变量。往期的匹配协调程度通过路径依赖影响当期的数字化与数字化无形资产的匹配协调度,且企业创新产出主要受当期数字化与数字化无形资产匹配程度的影响,并不会直接受到往期匹配度的影响,所以该工具变量也基本符合相关性和外生性要求。表 8 列(2)报告了该工具变量的估计结果,计量学结果说明该工具变量选择是合理的。工具变量法估计结果表明,数字化无形资产的创新催化剂效应依然成立。而且,为解决中介效应模型中的内生性问题,本文进一步参照 Dippel et al(2020)的方法,使用基于工具变量法的因果中介效应模型进行创新效率提升效应机制检验,结果说明考虑了内生性后,中介效应仍然显著。^①

表 8 工具变量法

变量	Inu	
	(1)	(2)
<i>Intdige</i>	2.360** (2.04)	2.569** (2.35)
控制变量/固定效应	控制	控制
Kleibergen—Paap rk LM statistic	189.716 [0.000]	192.993 [0.000]
Cragg—Donald Wald F statistic	134.250 {11.290}	941.064 {16.380}
Hansen J statistic	3.555 [0.737]	
观测值	10963	8125
R ²	0.118	0.083

注:[]内数值为 P 值, { }内数值为 Stock—Yogo 弱识别检验在 10% 水平上的临界值。

六、研究结论与政策建议

党的二十大报告提出:“必须坚持科技是第一生产力、人才是第一资源、创新是第一动力。”^②目前数字经济发展是实施创新驱动发展战略的重要新动能。在数字经济和实体经济深度融合过程中,数字化无形资产是释放数字经济创新驱动潜能不能忽略的重要因素,数字化无形资产能显著提升创新质量,最大化释放实体经济数字化转型的效率倍增效应,实现高质量的数字经济与实体经济融合发展。本文从理论层面提出了数字化无形资产的创新催化剂效应理论及主要影响机制,在此基础上采用 2010—2019 年沪深 A 股上市企业数据构建了数字化无形资产指标体系,实证检验了数字化无形资产与数字化匹配度对创新绩效的影响。研究发现:第一,数字化无形资产具有显著的创新催化剂效应,数字化无形资产通过提升创新效率和推动创新扩散而促进创新产出。第二,各类数字化无形资产的创新促进作用存在显著差异,总体来说数据及数据分析技术、高端数字技术人才创新催

①篇幅所限,结果备索。

②习近平:《高举中国特色社会主义伟大旗帜 为全面建设社会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告》,人民出版社 2022 年版。

化剂效应更为突出。第三,数字化无形资本会强化领先企业的创新优势,拉大企业间的创新差距,适度的数字化无形资本差距形成的竞争压力会有利于企业创新产出提高,但数字化无形资本差距过大形成的数字化能力鸿沟则会产生阻碍创新的负面影响。

基于以上研究结论,数字经济发展政策应该将重心放在数字化无形资本的投资和积累,切实提高数字化无形资本的数量、质量和创新能力。最大化释放数据要素促进创新发展的基础在于形成数据要素采集利用有形资本与数字化无形资本合理配置的新型资本结构,从而最大化释放数据要素高质量增长促进效应。数字化无形资本累积政策重点是:

第一,激励企业对数字化无形资本的投入和能力建设,实施“数字化无形资本深化战略”。企业数字化转型的重点不是实物资本而是无形资本,数字化无形资本决定了数字化转型的绩效。企业应将数字化无形资本的投入、积累和深化作为重要的战略,应分阶段实行无形资本深化战略,初期重点是数据及数据分析技术、高端人才资本积累,中后期重点是商业模式、品牌资本等积累。在数字化转型中,企业要合理平衡实物资本投资和无形资本投资的比例关系,以充分提高投资效率和投资收益。为了更好地激励企业投资于数字化无形资本,应创新企业数字化无形资本估值方法和评估制度,将数字化无形资本作为企业资本评估和财务数据公开的重要组成部分,实现数字化无形资本的显性化和价值化,推行数字化无形资本质押试点。

第二,建立强化企业数字化无形资本投入和数据驱动创新的激励机制。企业投资于数字化无形资本的重要驱动因素是获得高收益,如果企业投资收益得不到充分保障,则其将缺乏对数字化无形资本投资的激励。因此,需要强化对数据无形资本的财产权保护,保障数字化无形资本所有者的合理收益,激发企业投资于无形资本的积极性。具体来说:一是加强对数字化无形资本的知识产权保护,重点是强化数据版权保护和企业数据资产的财产权保护。为保证企业投资数据采集利用的激励,应制定《商业数据保护法》,切实保护企业投入巨大资本和智力劳动所形成的数据资产的财产权益,强化对各种侵害数据财产权违法行为的处罚。二是将数字化人才培养和数字技能培训作为推进数字经济与实体经济深度融合的政策重点,改革高等教育专业设置和招生体制,加大数字高端人才的供给,并建立政府、企业、教育机构、社会多元主体协同的员工数字技能培训体制,为企业数字化转型提供充分的人力资本保障。三是营造有利于商业化创新的制度环境,重视企业家精神培育和企业家群体,为企业进行商业创新提供稳定可预期的政策环境和多种资源积聚的生态,建立商业创新容错机制,全面提升企业数字商业创新能力。

第三,数字经济与实体经济深度融合政策应注重消除企业间“数字化无形资本鸿沟”。企业之间数字化无形资本鸿沟的扩大会加剧企业之间在数据要素开发利用、实施数据驱动创新与生产率增长的离散程度,企业之间数字化无形资本的差距过大会严重削弱创新知识外溢和技术扩散对创新和生产率提升的促进作用,从而阻碍社会整体的创新和生产率提升。面对数字化无形资本内在的极化效应,在促进企业数字化转型和推进数字经济与实体经济融合发展的政策中,政策重点不仅择优助强,发挥领导企业的引领作用,还要扶持数字化无形资本落后企业。政府可以建立支持中小企业数字化无形资本的专项资金,完善数字化无形资本公共服务体系,如采取增加公共无形资本设施供给、公共研发、教育培训、建立公共数据池等措施来消除企业间数字化无形资本鸿沟,使不同能力的企业可以实现均衡协同的数字化,进而促进整体创新和经济高质量增长。

参考文献:

- 陈斌开 张川川,2016:《人力资本和中国城市住房价格》,《中国社会科学》第5期。
- 方明月 林佳妮 聂辉华,2022:《数字化转型是否促进了企业内共同富裕?——来自中国A股上市公司的证据》,《数量经济技术经济研究》第11期。
- 黄群慧 余泳泽 张松林,2019:《互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验》,《中国工业经济》第8期。
- 唐要家 王钰 唐春晖,2022:《数字经济、市场结构与创新绩效》,《中国工业经济》第10期。
- 杨光 侯钰,2020:《工业机器人的使用、技术升级与经济增长》,《中国工业经济》第10期。
- 姚俊 吕源 蓝海林,2004:《我国上市公司多元化与经济绩效关系的实证研究》,《管理世界》第11期。
- 袁淳 肖土盛 耿春晓 盛誉,2021:《数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化》,《中国工业经济》第9期。

张峰 战相岑 殷西乐 黄玖立, 2021:《进口竞争、服务型制造与企业绩效》,《中国工业经济》第5期。

张勇 蒲勇健 陈立泰, 2013:《城镇化与服务业集聚——基于系统耦合互动的观点》,《中国工业经济》第6期。

Acemoglu, D. & P. Restrepo(2018), “Modeling automation”, *AEA Papers and Proceedings* 108(5):48-53.

Bosetti, V. et al(2015), “Migration of skilled workers and innovation: A European perspective”, *Journal of International Economics* 96(2):311-322.

Breithaupt, P. et al(2020), “Intangible capital indicators based on web scraping of social media”, ZEW-Centre for European Economic Research Discussion Paper, No. 20-046.

Brynjolfsson, E. & L. M. Hitt(2000), “Beyond computation: Information technology, organizational transformation and business performance”, *Journal of Economic Perspectives* 14(4):23-48.

Brynjolfsson, E. et al(2019), *Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press.

Bughin, J. & J. Manyika(2013), “Measuring the full impact of digital capital”, *McKinsey Quarterly* 4:88-97.

Chen, W. (2018), “Cross-country income differences revisited: Accounting for the role of intangible capital”, *Review of Income and Wealth* 64(3):626-648.

Corrado, C. et al(2005), *Measuring Capital in the New Economy*, University of Chicago Press.

Corrado, C. et al(2009), “Intangible capital and US economic growth”, *Review of Income and Wealth* 55(3):661-685.

Corrado, C. et al(2013), “Innovation and intangible investment in Europe, Japan, and the United States”, *Oxford Review of Economic Policy* 29(2):261-286.

Corrado, C. et al(2018), “Intangible investment in the EU and US before and since the Great Recession and its contribution to productivity growth”, *Journal of Infrastructure, Policy and Development* 2(1):11-36.

Corrado, C. et al(2022), “The value of data in digital-based business models: Measurement and economic policy implications”, OECD Economics Department Working Paper, No. 1723.

Crouzet, N. et al(2022), “The economics of intangible capital”, *Journal of Economic Perspectives* 36(3):29-52.

Dippel, C. et al(2020), “Causal mediation analysis in instrumental-variables regressions”, *Stata Journal* 20(3):613-626.

Illmakunnas, P. & H. Piekkola(2014), “Intangible investment in people and productivity”, *Journal of Productivity Analysis* 41:443-456.

Kaus, W. et al(2020), “Intangible capital and productivity: Firm-level evidence from German manufacturing”, IWH Discussion Paper, No. 1.

Kim, N. (2018), “Innovation and intangible capital for economic growth”, *Journal of the Korea Academia-Industrial Cooperation Society* 19(9):454-464.

Koman, M. & G. Lalović(2018), “Do better performing companies possess more intangible assets: Case of Slovenia”, *Economic and Business Review* 20(1):5-50.

Li, W. C. Y. et al(2019), “Value of data: There’s no such thing as a free lunch in the digital economy”, RIETI Discussion Paper, No. 19-E-022.

Marrocu, E. et al(2012), “Intangible capital and firms’ productivity”, *Industrial and Corporate Change* 21(2):377-402.

Solow, R. et al(1987), “We’d better watch out”, *New York Times Book Review* 12(36):1-2.

Tambe, P. et al(2020a), “Digital capital and superstar firms”, NBER Working Paper, No. 28285.

Tambe, P. et al(2020b), “IT, AI and the growth of intangible capital”, SSRN Working Paper, No. 3416289.

Teece, D. J. (2018), “Profiting from innovation in the digital economy: Enabling technologies, standards, and licensing models in the wireless world”, *Research Policy* 47(8):1367-1387.

附录:

附表1 极化效应对创新产出的非线性影响

变量	Inv	
	(1)	(2)
<i>Dinv_hy</i>	2.492*** (47.30)	3.321*** (71.12)
<i>Dinv_hy2</i>		-0.406*** (-16.22)

变量	<i>Invo</i>	
	(1)	(2)
常数项	-0.626 (-0.97)	-0.933* (-1.66)
企业固定效应	是	是
省一年固定效应	是	是
行业一年固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
观测值	11254	11254
R ²	0.900	0.930

附表 2 基于工具变量法的因果中介效应检验

中介效应检验	中介变量
	创新效率
总效应	2.344*** (10.72)
直接效应	0.542*** (3.10)
间接效应	1.683*** (5.32)
中介效应占比	71.80%

The Innovation Effects of Matching Digital Intangible Capital with Digital Transformation

TANG Yaojia WANG Yu TANG Chunhui

(Zhejiang University of Finance and Economics, Hangzhou, China)

Abstract: How to fully realize the deep integration of the digital and the real economy, so as to achieve high-quality innovation, is a key issue for China's high-quality economic development. Intangible capital is a key factor that cannot be ignored in digital transformation. This paper highlights the role of intangible capital to reveal the inherent mechanisms of releasing the innovation potential of digital transformation. This paper constructs an endogenous growth model including digital intangible capital to explain the internal mechanism of digital intangible capital driving innovation. Based on the data of Shanghai and Shenzhen A-share listed enterprises from 2010 to 2019, it is found that digital intangible capital has the effect of innovation catalyst, and the coordination and matching of enterprise digitization and digital intangible capital can significantly multiply the innovation output of digital economy; the innovation catalyst effect of digital intangible capital is mainly realized through the mechanism of innovation efficiency enhancement and innovation diffusion. Heterogeneity analysis shows that data and data analysis technology as well as highly educated human capital have more obvious catalyst effect on the overall innovation of digital economy. Digital intangible capital strengthens the innovation advantage of leading enterprises and exhibits a polarization effect, but the widening of digital intangible capital gap between different enterprises hinders the overall social innovation. Accordingly, to promote the deep integration of the digital economy and the real economy and maximize the release the innovation potential of the digital economy, the policy should focus on the accumulation of digital intangible capital. To realize this goal, governments should construct an incentive system to stimulate the enterprises to accumulate digital intangible capital and carry out innovation, and adopt effective policies to eliminate the digital intangible capital gap among different enterprises.

Keywords: Digital Intangible Capital; Digital Transformation; Innovation Catalyst Effect; Digital Intangible Capital Gap

(责任编辑:木丰)

(校对:金禾)