

数字技术何以驱动企业 创新:非对称驱动效应与机制解析

余倩 詹新宇*

摘要:现阶段中国在创新领域取得了不俗成就,但仍存在“量大质低”和核心技术依赖国外等诸多问题,鲜有文献从数字技术这一维度探讨如何破解上述难题。本文基于自然语言处理技术和深度学习前沿方法,验证了数字技术与企业颠覆性创新、渐进性创新之间的关系,以及两类创新模式偏向抉择背后的机制。研究发现,数字技术能显著促进企业颠覆性创新和渐进性创新,但数字技术对这两类创新呈现出非对称的驱动效应,企业更倾向使用数字技术进行渐进性创新。客观因素制约和企业“短视”均是导致上述偏向的重要因素。数字技术引致的成本缩尺效应和人才赋能效应是驱动上述两类创新的重要机制。本文的研究从数字技术角度为创新高质量发展提供了有益参考。

关键词: 数字技术;颠覆性创新;渐进性创新;企业“短视”

中图分类号: F062.4;F016

一、引言

创新是驱动经济持续增长的决定性因素,也是提高我国综合国力和国际竞争力的必然要求和战略举措。2024年我国创新排名位至全球第11位,是十年来创新力上升最快的经济体之一。^① 尽管我国与发达国家在创新能力方面的差距正在逐步缩小,但当前我国的创新进步仍以数量为主,呈现出专利数量爆炸式扩张的特征,而在创新质量方面仍有较大的提升空间。创新成本高和人才短缺是制约我国创新高质量发展的两大突出因素。因此,探讨如何有效破解上述难题,对解决“卡脖子”问题、实现“弯道超车”和全面建设创新型国家尤为重要。

熊彼特创新理论指出,科学研究和由它产生的技术发明是创新的主要动力(熊彼特,2014)。数字技术这种新型技术具有非竞争性、低进入门槛、自生长性、无边界性和通用性等

*余倩,中国民用航空飞行学院经济与管理学院,邮政编码:618307,电子信箱:1175143700@qq.com;詹新宇(通讯作者),北京工商大学经济学院,邮政编码:100048,电子信箱:xinyuzhanwh@qq.com。

本文获得教育部人文社会科学研究青年基金项目“数字技术赋能制造业颠覆性创新的效应评估、路径识别与政策优化”(24XJC790011)的资助。感谢匿名审稿专家提出的宝贵意见,作者文责自负。

①资料来源:中国政府网站(https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202410/content_6978963.htm)。

特征,是我国破解创新难题、赋能创新高质量发展的重要驱动力量。(1)数字技术可以破解企业创新成本高这一难题。企业通过虚拟仿真、数字孪生等手段对研发环节进行数字化支持,能够大幅缩短创新周期并降低创新成本;依托数字技术,企业可畅通信息,降低创新信息获取的难度和成本;数字技术还便于企业之间创新资源的合作与共享,避免重复建设与孤岛效应。(2)数字技术是破解企业创新人才短缺的利器。数字技术的在线教育和培训为各类创新人才培养提供了灵活且高效的渠道;人工智能和机器学习等数字技术的运用可以提高创新人才的创新能力与效率;数字技术催生的远程工作也使企业能吸引和保留全球范围内的创新人才。由此可见,研究数字技术这一新型力量如何破解企业创新难题,驱动企业创新具有重要的理论和现实价值。

然而,现阶段学术界关于数字技术与企业创新关系的研究较少,尤其是数字技术对企业颠覆性创新和渐进性创新的影响以及深刻机制剖析的研究更为缺乏。但是已有研究分别关注了企业创新、颠覆性创新和数字技术,这些研究为本文提供了有益参考。(1)已有关于企业创新的研究十分丰富,多集中在企业创新的驱动因素和经济后果等方面。企业创新的驱动因素包括外部因素和内部因素。外部因素主要包括产业政策(黎文靖、郑曼妮,2016)、所有制改革(陈瑶、余渡,2024)、交通设施(王岳龙、袁旺平,2023)和财税政策(Moll,2014;甘行琼、余倩,2023)等。内部因素主要包括创新竞争(Hoberg et al.,2020)、融资约束(庄子银等,2020)和企业特征(Shapiro et al.,2015)等。企业创新的经济后果重点围绕环境治理(Wang and Hajli,2017)、出口(张梅、杨华,2023)和企业成长(Cai et al.,2017)等方面。总的来说,上述研究大多停留在企业整体创新维度。尽管有部分文献关注了创新类型的差异,但多集中在实质性创新和策略性创新等维度。(2)关于颠覆性创新的研究则集中在概念探讨(Christensen,1997)、市场需求(Kumaraswamy et al.,2018)、员工关系(万鹏宇等,2023)等方面,且多使用案例研究方法。(3)近年来,关于数字技术的研究日益增加,主要集中在企业高质量发展(黄勃等,2023)、实体经济转型(田秀娟、李睿,2022)、企业并购(周鹏等,2024)和收入分配(郑志强、何佳俐,2024)等方面。与本文直接相关的文献是刘海兵等(2023),他们使用美的的单案例,探讨了微蒸烤一体机这一具体数字技术对高端颠覆性创新的影响。总的来说,现阶段从数字技术这一维度探讨如何破解企业创新难题,赋能企业创新,尤其是颠覆性创新的研究较为稀缺。少量文献虽基于案例分析,研究了某企业特定数字技术对颠覆性创新的影响,但缺乏对我国整体规律的分析,也缺乏不同类型创新的对比研究。

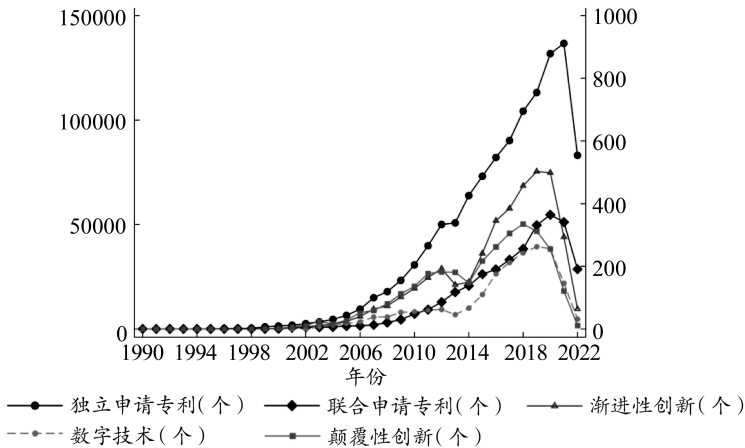
基于此,本文使用2000—2022年我国上市公司的专利文本数据和财务数据,试图回答以下三个核心问题:(1)数字技术这种新型力量能否有效破解企业创新面临的两大“瓶颈”,进而赋能企业创新?(2)数字技术对颠覆性创新和渐进性创新的影响是否存在差异?(3)如果存在差异,导致这种偏向背后的机制是什么?

相比已有研究,本文的边际贡献可能体现在以下三个方面:(1)研究视角上,本文把数字技术和企业创新纳入同一分析框架,重点探讨了数字技术对渐进性创新和颠覆性创新的非对称促进效应,以及产生这种偏向是源于客观因素制约,还是企业主观“短视”,丰富了企业创新驱动因素的相关研究。(2)作用机制上,区别于已有文献对知识资源获取能力和合作创

新渠道等机制的关注,本文聚焦于我国创新面临的两大主要制约“瓶颈”——创新成本高和创新人才短缺,剖析数字技术如何破解上述两大关键制约因素,进而赋能企业渐进性创新和颠覆性创新,丰富了数字技术作用于企业创新的机制研究。(3) 指标测度上,本文创新性地使用自然语言处理技术,通过对比 t 和 t_0 时刻任意两个专利之间的相似度,识别了渐进性创新和颠覆性创新。本文的指标测度方法具备可推广性,为相关领域的创新类型识别提供了理论与实践价值。

二、典型事实与研究假说

我国数字经济的发展历程可分为准备期(1994—1998 年)、萌芽期(1999—2008 年)、发展期(2009—2014 年)和深化期(2015 年至今)。从我国专利演进图(见图 1)可以观察到,无论是独立专利申请量还是联合专利申请量,其增长趋势均与数字经济的发展阶段高度契合。如 2008 年和 2014 年前后,随着数字经济进入新的发展阶段,我国专利产出也呈现出明显的跃升式增长特征。进一步对比分析不同类型的创新发现,我国渐进性创新和颠覆性创新的专利申请量与数字技术也呈现出一致的演进趋势。随着数字技术的发展和涌现,两类创新的专利申请量都在增加,且随着数字经济进入新发展阶段,两类创新的专利申请量均表现出非线性的跳跃式增长特征。



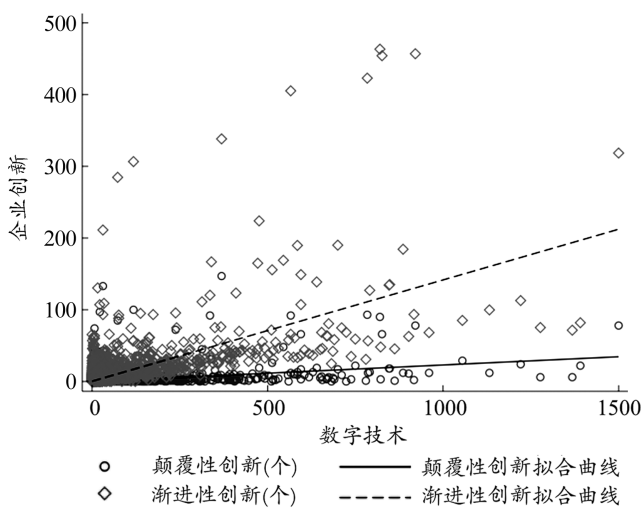
注:图 1 为双 Y 轴折线图,右侧的 Y 轴为颠覆性创新的专利申请数量,左侧的 Y 轴适用于图中其他变量。

图 1 1990—2022 年我国专利申请量与数字技术演进

(资料来源:由作者整理绘制,数据来源见后文数据说明部分。)

进一步分析数字技术与两类创新的关系图(见图 2)发现^①,数字技术与颠覆性创新和渐进性创新均呈正相关关系,进一步印证了前文的分析。同时,也注意到颠覆性创新的拟合曲线斜率低于渐进性创新。这意味着数字技术对颠覆性创新的促进效应小于渐进性创新,呈现出非对称的发展趋势。当然更为严谨的分析有待后文的实证检验。

①根据创新的发展路径可将创新分为渐进性创新和颠覆性创新。渐进性创新强调对现有技术、产品和生产过程的持续改进与优化,呈现出连续性的发展轨迹;颠覆性创新则源于主流市场关注不到的利基市场,呈现出跃迁式的发展路径。



注:为了便于展示和比较,图 2 渐进性创新的值除了 10。

图 2 数字技术与企业创新散点图

(资料来源:由作者整理绘制,数据来源见后文数据说明部分。)

基于此,本文提出:

假说 1:数字技术能够促进企业整体创新,但对渐进性创新的促进效应大于颠覆性创新,呈现出非对称性的特征。

创新成本过高和创新人才短缺是当前制约我国企业创新最突出的两类因素。而数字技术能够通过成本缩尺效应和人才赋能效应,有效破解上述两个突出“瓶颈”,赋能企业创新。

一是数字技术的创新成本缩尺效应。数字技术可以缩减企业全流程创新成本。(1)在概念形成阶段,数字技术可以通过远程会议、云参观和虚拟现实等方式创新市场调研,实现线上线下无缝对接,节省人力、时间和物力资源,从而使企业以较低的成本获得高时效性的一手数据;数字技术可以拓展企业外部知识获取范围,降低知识搜寻门槛与成本,使企业以低成本获得二手数据;数字技术能降低数据存储、处理和共享成本,使企业以低成本进行大数据分析 and 市场预测;同时数字技术的无边界性、自生长性和通用性特征,能为企业提供跨领域交流,激发创新灵感。

(2)在研发阶段,借助计算机仿真、数字孪生和人工智能等数字技术手段,企业可以快速验证和优化设计方案,缩短研发周期和减少实物试错成本;运用云计算、大数据和物联网,企业可以提高信息传播速度,降低研发环节的沟通成本,并有效缓解创新领域长期存在的“信息孤岛”问题,推动资源共享与协同创新,避免重复建设带来的高昂成本;依托数字技术搭建高效的创新网络,不仅能促进创新主体间的协同与合作,还能实现用户深度参与,有助于精准衔接市场需求和创新供给,降低创新的不确定性与沉没成本。

(3)在商业化阶段,数字技术可以在营销、销售和流通环节促进创新商业化。营销方面,数字技术能推动营销方式由线下向线上转变,降低宣传成本,提升传播效率。如创新采用者可通过社交媒体自行传播,使企业在低成本甚至零成本的情况下实现高效市场扩散。销售方面,线上平台显著降低了企业租金和人工成本;企业借助大数据,还能在更大范围内精准

匹配消费群体,实现市场扩展和销售增长。流通环节,数字技术能提高物流效率,减少时间成本。同时,数字技术能打破传统流通环节中的信息壁垒,实现全链路信息可视化和实时掌控,降低边际流通成本。此外,数字技术还能重塑客户关系管理模式,使企业能够以更低的成本了解客户偏好,提供定制化产品,并通过社交媒体和即时通讯工具与客户高效互动,增强客户黏性和满意度。

基于此,本文提出:

假说 2:数字技术能够有效降低企业全流程创新成本,破解创新成本高这一难题,从而赋能企业创新。

二是数字技术的创新人才赋能效应。现阶段我国企业在创新人才方面面临着供给不足、供需不匹配和人才流动受限等问题。首先,尽管我国高度重视创新人才培养,但仍存在一系列短板,带来创新人才供给不足和供需不匹配问题。这些导致毕业生在专业能力上难以契合企业实际创新需求,从而形成创新人力资本“结构性短缺”问题。数字技术的通用性和无边界性使其能广泛运用于教育领域,通过构建数字人才培养平台,打破教育与需求之间的信息不对称,实现课程设置和师资配置向创新需求看齐,有助于缓解创新人才供给不足与结构错配问题。同时,数字技术能打破时间和空间限制,支持在校学生通过在线教育等方式提高能力,也使在职创新人才可借助人工智能和机器学习等工具不断提升创新能力与专业水平。

其次,我国虽培养出一些掌握关键核心技术的高端人才,但整体上与国际先进水平仍存在差距,成为制约我国创新能力跃升的重要因素。数字技术可支撑构建国际化教育合作平台,推动国内高校与海外院校在教学资源、课程设置及合作项目等方面协作,提升人才培养的国际化水平。此外,数字技术也有助于创新人才及时掌握全球技术动态,拓宽国际视野,增强国际竞争力。

最后,创新人才在地区和行业间的流动与配置存在问题。如部分地区和行业的人才过剩,而另一些则短缺,不利于“就业难”和“招才难”问题解决。而数字技术可以通过智能招聘系统优化人才匹配机制,提升招聘效率与精准度;求职者也能更高效地找到与自身技能和偏好匹配的岗位;借助云办公、视频会议和协作工具等远程办公技术,企业能突破区域限制,实现跨区域吸引和保留创新人才;数字化户籍、社保、医疗等公共服务平台的建设,也有助于减少人才流动的制度性成本,如区块链技术为跨地区社保迁移、户籍变更等提供了技术支撑。

基于此,本文提出:

假说 3:数字技术能破解创新人才面临的“瓶颈”,通过优化创新人才供给数量和提高创新人才供给质量,进而驱动企业创新。

图 2 的分析表明数字技术对渐进性创新的促进效应大于颠覆性创新,呈现出非对称性。客观因素和主观原因均有可能干扰企业创新模式选择,形成这种非对称偏向。

一是客观因素。创新难度上,渐进性创新是对已有创新的改进和优化,门槛相对较低;而颠覆性创新通常需构建全新技术体系,可参考借鉴的基础薄弱,难度更大。当企业基础薄弱、能力有限时会更倾向选择渐进性创新。创新成本上,渐进性创新可重复利用已有设计、

材料和流程,成本相对较低;而颠覆性创新需要“另起炉灶”,投入大、试错成本高,资金有限的企业难以承担。创新人才上,颠覆性创新难度大、风险高,其对创新人才的要求也更高。这意味着更高的薪酬与人力成本,部分企业在成本的压力下可能倾向选择渐进性创新。

二是主观因素。除了客观因素,企业“短视”也会影响创新模式选择。短期绩效目标是影响企业创新行为的重要因素,Baber 等(1991)发现,当企业难以达到目标利润时,管理者有较强的短视行为动机,会通过削减创新投入提高企业绩效。Markarian 等(2008)也指出,企业在进行研发投资决策前会考虑企业当期资产回报率的变化,如果资产回报率下降,企业创新投入也会被削减。此外,一些企业还存在机会主义,通过“骗补式创新”、“策略性创新”实现短期利益(Tong et al.,2014)。这些“短视”行为会导致企业更倾向选择渐进性创新,而非高投入、周期长的颠覆性创新。

基于此,本文提出:

假说4:客观因素和企业“短视”是制约企业创新模式选择的重要因素,二者将促使企业在短期内更倾向使用数字技术进行变化小、风险低、周期短的渐进性创新。

数字技术影响企业创新的机制见图3。

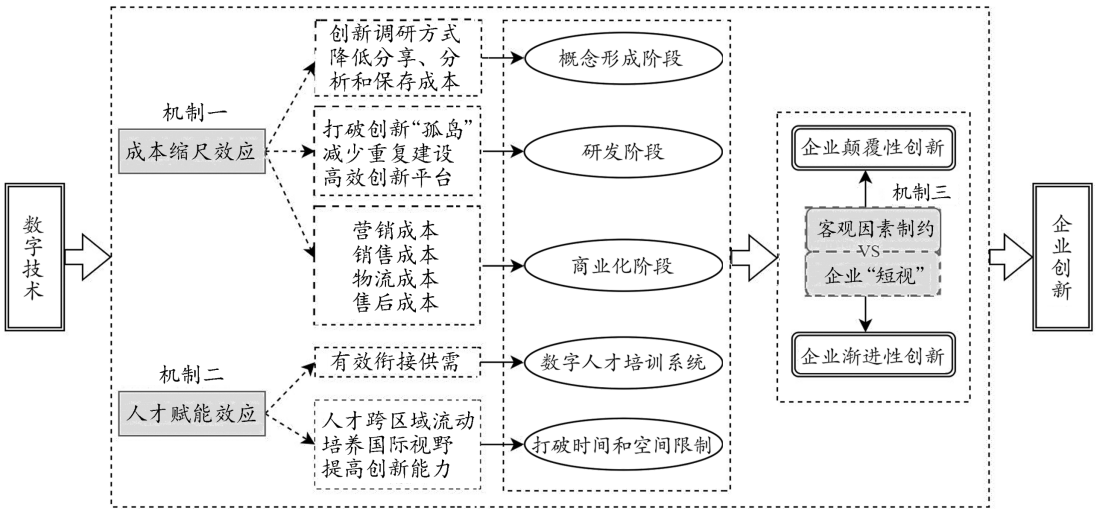


图3 作用机制图

三、实证策略、创新测度和数据说明

(一) 实证策略

1. 模型设定

本文旨在剖析数字技术与企业创新之间的关系,并揭示其作用机制。由于本文的核心解释变量是专利数据,这类数据为计数数据,具有离散非负的特征,所以应选取计数模型进行回归分析。由于泊松回归要求满足均等分散的假设,而专利数据的方差远大于均值,负二项回归更为适用。因此本文使用负二项回归模型进行实证检验,模型的具体设定如下:

$$Innovation_{i,t} = exp(\alpha_0 + \alpha_1 Digital_{i,t} + \sum \alpha_k Controls_{i,t} + \gamma_i + \tau_t + \varepsilon_{i,t}) \quad (1)$$

(1)式中: $Innovation_{i,t}$ 是核心被解释变量企业创新,包括渐进性创新($InnoI$)和颠覆性创新

(*InnoD*)。 $Digital_{i,t}$ 为 i 企业第 t 年的数字技术水平。 $Controls_{i,t}$ 为系列控制变量。 γ_i 、 τ_t 、 $\varepsilon_{i,t}$ 分别为企业个体固定效应、时间固定效应和随机误差项。 α_1 是本文重点关注的系数,如果其为正,则意味着数字技术能够正向激励企业创新。反之,则不能。

为了稳健性,本文使用双向固定效应模型进行回归,具体设定如下:

$$Innovation_{i,t} = \rho_0 + \rho_1 Digital_{i,t} + \sum \rho_k Controls_{i,t} + \gamma_i + \tau_t + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

(2)式中: ρ_1 为本文关注的核心系数,其余变量的含义与(1)式相同。

2. 变量说明

(1)颠覆性创新(*InnoD*)的测度。颠覆性创新这一概念最早由 Christensen (1997) 提出。^① 自提出后,学术界对其进行了大量研究,但多集中在理论探讨或案例研究。近年来,部分学者尝试从实证角度量化识别颠覆性创新,试图把颠覆性创新由理论层面的探讨转向应用层面。但由于数据和技术的限制,要么把新技术或高被引用技术界定为颠覆性创新;要么研究范围较窄,集中在某一个或几个具体企业的具体技术上,难以揭示我国整体现状。

随着自然处理语言技术的发展,涌现的新方法为识别颠覆性创新提供了新的思路和可能性。本文从颠覆性创新的经典定义和特征出发,使用频率-逆文档频率(TF-IDF)法和余弦相似度识别我国颠覆性创新。该方法已在实证领域获得广泛应用(Brown and Tucker, 2011; Cohen et al., 2020),是学术界和实务界普遍使用的成熟方法。为了稳健性,本文还使用哈希算法来计算相似度,两种方法配合识别颠覆性创新。

具体来说,颠覆性创新具有新颖性、独特性和替代性。无论是整合现有技术形成新技术,还是构建全新的技术体系,其应当与以前和现有的专利技术有着明显区别。同时,在颠覆性创新成功侵蚀主流市场之前,人们对其关注度较低。而一旦侵蚀成功,人们对其关注度将急剧增加,且会有越来越多的后续技术引用和模仿。这就呈现出三个阶段和三个判断标准:

$t \leq t_0$ 时,颠覆性创新的专利信息相似度很低;

$t > t_0$ 时,颠覆性创新的专利信息相似度很高;

$t > t_0$ 时,颠覆性创新取代主流创新。

本文把同时满足上述四项条件的专利识别为颠覆性创新。前三个条件通过自然语言对比文本相似度识别,第四个条件则把满足前三个条件的专利进行人工识别判断。由于数字技术本身就属于创新的一种,故本文在测度被解释变量时,剔除了数字技术,以避免结果有偏。

(2)渐进性创新(*InnoI*)的测度。本文把除了具有跃迁式发展路径之外的创新界定为渐进性创新,这里是指不满足颠覆性创新前三个条件之外的创新。

(3)数字技术(*Digital*)的测度。数字技术是一种借助一定的设备将各种信息,包括图、文、声、像等,转化为电子计算机能识别的二进制数字“0”和“1”后进行运算、加工、存储、传送、传播、还原的技术(Nambisan et al., 2017; Vial, 2019)。已有研究对数字技术的测度方法主要包括以下三类:一是基于行业分类法,使用数字经济及其核心产业中的专利申请量度量(张辽、姚蕾, 2023);二是基于专利文本关键词识别(Liu et al., 2023; 黄勃等, 2023);三是基

^①Christensen (1997) 认为颠覆性创新是一种为主流技术提供价值,但主要性能却稍显逊色的技术。

于问卷调查,采用“是否使用互联网”作为代理变量(刘子玉、罗明忠,2023)。上述方法为数字技术的测度和识别提供了重要参考,具有理论和现实价值。但是,这些方法一定程度上依赖研究者的主观判断,可能存在遗漏或者判断偏误等问题。

本文使用深度学习领域前沿模型——Bert 模型识别数字技术。Bert 模型刷新了 11 项自然语言处理任务的记录,甚至超过了人类平均表现。与以往的模型相比,Bert 模型的创新体现在:Bert 模型可以同时利用词语上下左右的信息;能通过句子对的方式,分析两个句子之间的关系。使用该方法识别的数字技术更为科学。具体来说,先从样本中随机抽取 5000 条,再从这 5000 条中随机抽取 4000 条作为训练集,500 条作为开发集,500 条作为测试集;然后基于上述数据微调 and 训练分类器,最后识别数字技术。为了保持稳健性,本文借鉴陶锋等(2023)的思路,根据《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》和《国际专利分类与国民经济行业分类参照关系表(2018)》,从 IPC 小组层面识别数字技术。

(4)控制变量。参考黎文靖和郑曼妮(2016)、高华川等(2024),本文控制了一系列可能影响企业创新的变量,主要包括:企业规模(*Size*),总资产的自然对数;企业年龄(*Age*),统计年份减成立年份加 1 的自然对数;资产负债率(*Lev*),期末总负债除以总资产;产权性质(*Prop*),取值为 1 时,是国有企业,取值为 0 时,则是非国有企业;两职合一(*Part*),董事长与总经理兼任情况,取值为 1,表示兼任,取值为 0 则反之;股权结构(*Owner*),年末第一大股东持股比例;董事规模(*Direct*),董事人数取对数;独董比例(*Port*),独立董事人数除以董事会总人数。此外,本文还控制了企业固定效应(γ_i)和年份固定效应(τ_t),以减弱企业个体环境 and 经济周期的可能影响。

3.数据说明

本文的专利文本数据来源于国家知识产权局专利数据库,该数据库涵盖了自 1985 年《中华人民共和国专利法》实施以来至今在国家知识产权局申请并公开的所有专利,数据超过 2400 万条。数据包括专利名称、摘要、分类号、申请人和主权项等信息。考虑到发明专利的质量高于实用新型专利和外观设计专利,是企业创新能力的集中体现,本文选取发明专利为研究样本。其余变量来自国泰安(CSMAR)数据库、万德(Wind)数据库和中国研究数据服务平台(CNRDS)。为了稳健性和科学性,本文剔除了金融行业数据,核心变量严重缺失的样本,ST、*ST和 PT 企业,并对变量进行了 1%和 99%分位的缩尾处理。变量的描述性统计见表 1。

表 1 变量描述性统计

变量	样本量	均值	最小值	最大值
<i>InnoD</i>	72951	0.0551	0	2
<i>InnoI</i>	72951	4.4731	0	94
<i>Digital</i>	72951	1.4833	0	51
<i>Size</i>	58150	21.8422	13.7953	28.6365
<i>Age</i>	69145	2.7498	0	4.1744
<i>Lev</i>	58552	0.4310	-0.1270	10.3752
<i>Prop</i>	49165	0.3983	0	1
<i>Part</i>	50428	0.2786	0	1
<i>Owner</i> (%)	50073	35.1468	0.2900	100
<i>Direct</i>	54079	2.1411	0	3.1781
<i>Port</i> (%)	55749	1.3979	0	3.3363

(二) 基准回归与结果分析

1. 基准回归

表 2 第(1)—(2)列是负二项回归模型的结果,第(3)—(4)列是双向固定效应模型的回归结果。结果显示颠覆性创新(*InnoD*)和渐进性创新(*InnoI*)的回归系数均在 1% 的显著性水平上显著。这意味数字技术能够显著促进企业颠覆性创新和渐进性创新。以第(1)—(2)列为例,数字技术每增加 1 项,颠覆性创新的期望计数将增加 $e^{\alpha} = 4.95\%$,渐进性创新的期望计数将增加 $e^{\alpha} = 5.64\%$ 。第(3)—(4)列的回归结果显示,数字技术每增加 1 项,颠覆性创新和渐进性创新将分别增加 0.02 项和 1.33 项。

表 2 基准回归结果

变量	<i>InnoD</i>	<i>InnoI</i>	<i>InnoD</i>	<i>InnoI</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Digital</i>	0.0483 *** (0.0024)	0.0549 *** (0.0006)	0.0158 *** (0.0010)	1.3300 *** (0.0364)
<i>Size</i>	0.1296 ** (0.0555)	0.0444 *** (0.0097)	0.0030 (0.0024)	0.4785 *** (0.1221)
<i>Age</i>	-0.4478 *** (0.1366)	0.5316 *** (0.0284)	0.0020 (0.0142)	0.2859 (0.7210)
<i>Lev</i>	-0.3112 (0.2501)	-0.5201 *** (0.0557)	0.0055 (0.0093)	0.1824 (0.3617)
<i>Prop</i>	0.0261 (0.0339)	0.0459 *** (0.0060)	-0.0010 (0.0012)	-0.0636 (0.0502)
<i>Part</i>	-0.1749 ** (0.0782)	-0.0518 *** (0.0194)	-0.0082 ** (0.0040)	0.0364 (0.1564)
<i>Owner</i>	0.0041 (0.0040)	-0.0018 ** (0.0008)	-0.0001 (0.0002)	-0.0138 (0.0103)
<i>Direct</i>	0.1066 (0.2083)	-0.0491 (0.0506)	0.0047 (0.0108)	0.6100 (0.4185)
<i>Port</i>	-0.2149 (0.1434)	-0.1109 *** (0.0418)	-0.0130 (0.0125)	-0.5647 (0.5369)
常数	-0.5126 (1.1766)	-2.4174 *** (0.2114)	-0.0125 (0.0676)	-8.5113 *** (3.1075)
<i>Firm FE</i>	YES	YES	YES	YES
<i>Year FE</i>	YES	YES	YES	YES
N	9564	30807	46157	46157
<i>Adj. R</i> ²	—	—	0.4465	0.7937

注:***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著;括号内汇报的为稳健标准误。下表同。

对比标准化后的回归系数发现,数字技术对渐进性创新的促进效应大于颠覆性创新,呈现出非对称的驱动效应。以双向固定效应模型为例,颠覆性创新和渐进性创新标准化后的系数分别为 0.37 和 0.68。这意味着数字技术对渐进性创新的促进效应平均比颠覆性创新高了约 1 倍。换言之,数字技术每促进 1 项颠覆性创新产生,平均将对应产生约 2 项渐进性创新。此外,本文还参考陶锋等(2023),从 IPC 小组层面识别数字技术,然后再进行因果识别,回归结果与前文一致。^①

2. 稳健性检验

(1) 内生性处理。数字技术和企业创新之间可能存在反向因果,这会导致基准回归结果

①为节约篇幅,正文中未展示相应的回归结果,留存备索。

有偏。为了排除潜在的内生性,本文引入工具变量,并使用两阶段最小二乘法进行因果识别。本文参考黄群慧等(2019),选取1984年每百万人电话数量和每百万人邮局数量作为数字技术的工具变量。工具变量须满足外生性和相关性。一是外生性,本文的样本期为2000—2022年,1984年的电话数量和邮局数量不会影响这个时间段的企业创新。二是相关性,1984年每百万人电话数量和每百万人邮局数量可以有效反映当时的通信基础设施水平,这是数字技术产生的重要物质基础。同时,电话和邮局与地区经济发展水平和技术进步密切相关。一般而言,经济发展水平越高、技术越先进,该地区越有可能产生数字技术。考虑到上述两个工具变量是时不变的横截面数据,在固定效应模型中会被固定效应吸收。因此,本文进一步将上述两个工具变量(与个体相关)与上一年全国互联网投资额(与时间相关)交互,作为数字技术的工具变量(*Digital_IV*)。回归结果见表3。其中,第(1)—(2)列是1984年每百人固定电话数量与上一年全国互联网投资额交互项的回归结果。第(3)—(4)是1984年每百万人邮局数量与上一年全国互联网投资额交互项的回归结果。结果显示,无论使用哪个工具变量,其KP LM和KP Wald F统计量均大于10%的临界值,排除了弱工具变量问题,表明工具变量设置合理。工具变量法的回归结果与基准回归结果一致,表明基准回归的结果具有稳健性。

变量	内生性分析			
	<i>InnoD</i> (1)	<i>InnoI</i> (2)	<i>InnoD</i> (3)	<i>InnoI</i> (4)
<i>Digital_IV</i>	0.0613 *** (0.0084)	2.9928 *** (0.2914)	0.0164 *** (0.0027)	2.5656 *** (0.1091)
<i>Controls</i>	YES	YES	YES	YES
<i>Firm FE</i>	YES	YES	YES	YES
<i>Year FE</i>	YES	YES	YES	YES
N	36446	36446	36446	36446
<i>Adj. R</i> ²	0.6321	0.2066	0.0797	0.0868
Kleibergen-Paap rk LM 统计量	47.7960	47.7960	263.5470	263.5470
Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量	48.6160	48.6160	231.5280	231.5280

(2)更换模型设定。基准回归分别使用负二项回归模型和双向固定效应模型进行因果识别。理论上,负二项回归十分适用于专利这类较为离散的计数数据,其结果具有科学性和可信性。但为了稳健性,本文还使用泊松回归进行实证检验。同时,考虑到专利数据包含大量的0值,本文根据是否有颠覆性创新或渐进性创新设置虚拟变量,进行模糊处理,然后再使用Logit模型回归。

(3)排除其他因素的干扰。根据已有研究,财税扶持政策是促进企业创新不可忽视的重要因素。为了排除财税扶持政策对基准回归结果的干扰,本文在基准回归的基础上,进一步引入政府补助和税收优惠的控制变量。其中,政府补助使用政府补助总额与营业收入之比度量;税收优惠使用企业实际税率度量。

在一系列稳健性检验后,基准回归的结果依然成立,表明其具有稳健性。^①

^①为节约篇幅,更换模型设定和排除其他因素的干扰部分的回归结果在正文中未展示,留存备案。

四、数字技术驱动企业创新的机制与偏向的动因

(一) 成本缩尺效应:成本递增还是递减

正如前文所述,数字技术能够降低企业创新全流程成本,进而赋能企业创新。为了验证这一机制,本文使用单位创新成本度量企业创新成本,然后进行机制检验。其中,单位创新成本包括研发费用与专利独立申请量之比取对数(*Ucost1*)、研发费用与专利联合申请量之比取对数(*Ucost2*)。表 4 第(1)—(2)列是数字技术当期的回归结果,第(3)—(4)列是数字技术滞后一期的回归结果。结果表明,数字技术显著减少了企业的单位创新成本,成本缩尺效应是数字技术赋能企业创新的重要机制。

表 4 成本缩尺效应分析 I

变量	<i>Ucost1</i>	<i>Ucost2</i>	<i>Ucost1</i>	<i>Ucost2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Digital</i>	-0.0328 *** (0.0012)	-0.0116 *** (0.0020)		
<i>L.Digital</i>			-0.0195 *** (0.0013)	-0.0097 *** (0.0022)
<i>Controls</i>	YES	YES	YES	YES
<i>Firm FE</i>	YES	YES	YES	YES
<i>Year FE</i>	YES	YES	YES	YES
N	22136	8168	21460	8047
<i>Adj.R</i> ²	0.7047	0.7068	0.7012	0.7071

考虑到企业减少创新行为也可能导致单位创新成本下降,本文进一步使用研发支出费用占总资产的比重(*Expen1*)和研发支出费用取对数(*Expen2*)进行机制检验,回归结果见表 5。其中,第(1)列和第(3)列是数字技术当期的回归结果,第(2)列和第(4)列是数字技术滞后一期的回归结果。所有回归均显示,数字技术显著增加了企业研发投入。

表 5 成本缩尺效应分析 II

变量	<i>Expen1</i>		<i>Expen2</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Digital</i>	0.0001 *** (0.0000)		0.0039 *** (0.0008)	
<i>L.Digital</i>		0.0001 *** (0.0000)		0.0031 *** (0.0008)
<i>Controls</i>	YES	YES	YES	YES
<i>Firm FE</i>	YES	YES	YES	YES
<i>Year FE</i>	YES	YES	YES	YES
N	33421	32090	33411	32080
<i>Adj.R</i> ²	0.6676	0.6671	0.8645	0.8659

结合表 2、表 4 和表 5 可以得出,数字技术不仅增加了企业研发投入和创新产出,还降低了企业单位创新成本。这意味着,数字技术通过降低单位创新成本(即成本缩尺效应),有效驱动了我国渐进性创新和颠覆性创新。

(二) 人才赋能效应:供给数量还是质量

数字技术的出现催生了在线教育和培训,有利于各类创新人才的培养;数字技术还能打破地理限制,使企业吸引和保留全球范围内的创新人才;人工智能和机器学习等数字技术的

运用还可以提高创新人才的创新能力与效率,最终赋能企业创新。由此可见,创新人才数量增加和创新人才质量提升是数字技术驱动企业创新的有效机制。为了验证上述机制,本文首先度量创新人才数量与创新人才质量,然后再进行机制检验。创新人才数量使用研发人员占员工总人数的比重(*Talen*)度量。考虑到创新产出质量和创新效率是创新人才质量的直接体现,本文将从这两个维度度量创新人才质量。其中,创新产出质量使用专利引用量度量,包括整体创新质量(*Quality1*,下一年企业申请专利他引次数加1的自然对数)、平均创新质量(*Quality2*,下一年企业申请专利平均他引次数加1的自然对数)。创新效率(*Effe*)则使用数据包络分析法测算,包括*Effe1*和*Effe2*两个指标。其中,*Effe1*的创新产出为发明专利、实用新型专利和外观设计专利的总申请量。*Effe2*在*Effe1*的基础上为每类专利进行赋权,发明专利、实用新型专利和外观设计专利的权重分为3、2、1。实证回归结果见表6,其中,第(2)列是数字技术滞后一期的回归结果,其余各列是数字技术当期的回归结果。结果显示,数字技术显著增加了创新人才数量,提升了创新人才质量。以第(1)列为例,数字技术每增加1项,研发人员占比将增加0.03。以第(3)列和第(5)列为例,数字技术每增加1项,创新产出质量将提升2.41%,创新效率将提高0.001。由此可见,数字技术能通过增加创新人才供给数量和提升创新人才质量,赋能企业创新。

表 6		人才赋能效应分析				
变量	<i>Talen</i>	<i>Talen</i>	<i>Quality1</i>	<i>Quality2</i>	<i>Effe1</i>	<i>Effe2</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Digital</i>	0.0345 *** (0.0071)		0.0241 *** (0.0009)	0.0012 *** (0.0003)	0.0011 *** (0.0001)	0.0012 *** (0.0001)
<i>L.Digital</i>		0.0315 *** (0.0074)				
<i>Controls</i>	YES	YES	YES	YES	YES	YES
<i>Firm FE</i>	YES	YES	YES	YES	YES	YES
<i>Year FE</i>	YES	YES	YES	YES	YES	YES
N	24536	23719	27530	27530	33968	33968
<i>Adj. R²</i>	0.9068	0.9094	0.8318	0.5916	0.7038	0.6764

(三) 创新模式偏向:客观因素还是企业“短视”

基准回归结果显示,企业更倾向使用数字技术进行渐进性创新。为了验证这一偏向是因为客观因素制约,还是企业“短视”,本文将基于如下思路进行实证检验:如果企业不受资金等客观因素的制约,或者受客观因素制约的力度较小,企业仍偏向渐进性创新,则表明企业存在“短视”。融资约束能很好地反映企业受到客观因素制约的程度,因此,本文将SA指数绝对值低于25%分位数的样本定义为融资约束小的组,将SA指数绝对值高于75%分位数的样本定义为融资约束大的组。

表7的回归结果显示,无论融资约束程度如何,企业颠覆性创新的系数均小于渐进性创新。对比标准化后的系数发现,当企业面临较小融资约束时,渐进性创新的赋能效应仍是颠覆性创新的1.49倍,这部分反映了企业“短视”对创新模式选择的影响。当企业面临的融资约束较大时,企业渐进性创新的赋能效应是颠覆性创新的2.43倍。这意味着,当企业的融资约束减小时,渐进性创新的偏向减少了1.63倍,此部分识别的是客观因素制约对创新模式选择的影响。上述结果表明,客观因素和企业“短视”都是导致企业偏向渐进性创新的有效因素。事实上,基准回归结果中的颠覆性创新系数显著为正,也意味着至少不是所有企业都“短视”地放弃

了颠覆性创新,与表 7 的结果相互印证。为了稳健性,本文还设置了融资约束虚拟变量,与数字技术交乘,然后再回归。当企业属于融资约束大的组别时,取值为 1,属于融资约束小的组别时则取值为 0。回归结果见表 7 第(5)列和第(6)列,其结果与分组回归的结果一致。

表 7 客观因素制约还是企业“短视”						
变量	InnoD		InnoI		InnoD	InnoI
	融资约束小	融资约束大	融资约束小	融资约束大	交乘项	交乘项
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Digital	0.0193 *** (0.0007)	0.0112 *** (0.0005)	1.3151 *** (0.0177)	1.2402 *** (0.0167)	-0.0084 *** (0.0008)	-0.0564 ** (0.0230)
Controls	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES	YES	YES
N	8363	12316	8363	12316	21036	21036
Adj.R ²	0.6496	0.4086	0.8795	0.8205	0.5323	0.8299

(四) 动力对比:基础数字技术还是应用数字技术

根据数字技术的技术属性与应用场景可将其划分为基础数字技术与应用数字技术。基础数字技术是构成数字世界基础的核心技术,涵盖硬件和软件两个维度,包括新型芯片、操作系统、算法、编程语言等,以及与之相关的工程和设计创新。应用数字技术则是指那些在特定行业、领域或场景中应用基础数字技术解决具体问题或满足特定需求的技术,包括医疗保健、金融、教育、制造业、娱乐等领域。基础数字技术构成数字技术和数字经济的基石,能直接为企业创新提供平台和工具,在创意形成阶段和研发阶段发挥着重要作用,这种基础性质也决定了其对企业创新具有长期和可持续的影响,能够推动企业在更广泛的范围进行创新。应用数字技术则多直接面向最终用户,解决现实世界的问题,更多的是体现在企业创新的应用层面。

那么数字技术对企业创新的驱动效应更多来自基础数字技术,还是应用数字技术呢?为了回答这一问题,本文进行了实证检验。表 8 的实证结果显示,基础数字技术和应用数字技术均显著促进了企业创新,但基础数字技术对渐进性创新和颠覆性创新的驱动效应都大于应用数字技术。

表 8 基础数字技术与应用数字技术的对比分析				
变量	InnoD		InnoI	
	基础	应用	基础	应用
	(1)	(2)	(3)	(4)
Digital	0.0343 *** (0.0007)	0.0231 *** (0.0004)	2.6760 *** (0.0252)	1.9677 *** (0.0110)
Controls	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
N	46157	46157	46157	46157
Adj.R ²	0.4270	0.4477	0.7223	0.8009

五、结论与政策建议

创新是推动经济高质量发展的第一动力,是建设现代化经济体系的重要战略支撑,党中央多次强调创新的重要意义。但现阶段我国的创新仍面临“量大质低”和“低端锁定”的问

题。已有文献从产业政策、创新竞争、数字金融和财税政策等维度探讨了如何破解上述难题。但这些研究都是基于传统要素视角展开的,忽略了数字技术这一新兴力量。本文基于2000—2022年的专利文本数据和企业财务数据,使用自然语言处理技术和深度学习前沿方法,分析数字技术这种新兴力量如何影响企业渐进性创新和颠覆性创新、数字技术对这两类创新的影响是否相同以及企业偏向创新模式抉择背后的机制。研究发现,数字技术带来的成本缩尺效应和人才赋能效应能显著驱动渐进性创新和颠覆性创新,但是数字技术对两类创新呈现出非对称的驱动效应,客观因素和企业“短视”都是导致企业创新模式抉择偏向的有效因素。进一步分析发现,基础数字技术对企业创新的促进效应大于应用数字技术。在系列稳健性检验后,上述结论依然成立。基于以上结论,本文提出如下政策建议:

(1) 践行创新驱动战略需要重视数字技术在其中的重要作用。数字技术是现代科技创新的重要驱动力量,对提升产业结构和国家竞争力具有深远意义。本文的研究也表明数字技术是驱动企业创新的重要力量。因此,在践行创新驱动战略时,要高度重视数字技术的重要作用。尽管当前我国在数字经济领域取得了显著进展,但仍存在进一步完善空间。如数字基建网络覆盖不足、服务质量不高等问题制约了数字技术进一步发展。因此,应当健全数字技术基础设施建设,加大对大数据、云计算、人工智能等关键领域的政策倾斜,营造有利于数字技术涌现与企业利用的内外部环境。政府可通过专项基金、税收优惠和研发补助等手段,建立风险分摊与成本缓释机制,提升企业开展高质量创新的意愿与能力。

(2) 引导企业合理选择创新模式,实现不同类型创新的协同增效。创新模式的选择不仅影响技术路径和组织机制,更关系到创新的可持续性 with 系统性。本文研究发现,客观因素制约和企业“短视”会让企业更倾向使用数字技术进行变化小、风险低、周期短和难度低的渐进性创新。但是相比渐进性创新,颠覆性创新的影响会更为深远。因此,应通过优化激励机制,引导企业增强长期发展意识,避免短期绩效导向对创新决策的干扰。首先要提高企业管理层的认知,使其认识到颠覆性创新不仅能提高企业的盈利能力,还能增强企业核心竞争力和话语权。通过股权激励、长期业绩奖励等方式,把管理层和关键员工的利益与企业长期利益绑定,鼓励他们关注企业的长期发展而非短期利益。同时,应发挥政策引导作用,打破客观因素对创新模式的限制,提升企业承担颠覆性创新风险的能力。如通过研发补贴、税收优惠和融资支持等政策,引导企业选择颠覆性创新。此外,各类创新模式也并非孤立存在,应鼓励企业在不同创新路径之间形成互补关系,推动多元化创新体系建设,强化跨行业、跨领域的协同创新机制。

(3) 优化创新环境,助力企业打破创新“瓶颈”,营造良好的创新生态。当前我国企业创新面临着创新成本高与创新人才短缺等问题,亟需在制度供给与资源配置层面予以回应,通过构建良好的创新环境助力高质量创新涌现。本文的研究表明,数字技术可以破解创新成本高和创新人才短缺难题,但是仅靠数字技术是不够的,需要进一步从顶层设计完善科技创新体系,营造良好的创新生态,为数字技术赋能企业创新提供更好的环境。创新成本方面,应当提供更加有效和针对性的财税激励政策。如可通过设立专项资金、多渠道的科技资金投入、加大对高新技术企业和创新型企业的税收优惠政策力度,直接降低企业创新成本;通过完善创新基础设施建设、加强知识产权保护和优化创新人才引进补贴机制等措施,为企业创新营造良好的环境;鼓励创新主体间的合作与交流,打破封闭式创新模式,实现资源共享,避免重复建设和浪费。创新人才方面,应改革创新人才培养机制,有效连接市场需求和创新

教育,培养社会所需的创新人才。同时,应当发挥数字技术在提升职业培训质量方面的作用,提高在职创新人才的专业技能和创新能力,建立专业的职业培训体系,确保培训内容和实际需求相匹配。充分利用数字技术完善人才吸引和激励机制,提高创新人才的薪资待遇和福利水平;建立科学的薪酬体系,确保创新人才的付出与回报相匹配;政府还应当配套人才引进补贴政策,减轻企业人才引进压力;建立创新平台和科学的评价体系,并加强知识产权保护,为创新人才营造良好的制度环境。

参考文献:

- 1.陈瑶、余渡,2024:《集团层面混合所有制改革与国有企业创新》,《经济评论》第4期。
- 2.甘行琼、余倩,2023:《税收激励对企业创新的多重激励效应》,《贵州财经大学学报》第3期。
- 3.高华川、王划璞、董珍,2024:《智能驱动与企业绿色创新——基于国家人工智能试验区的准自然实验》,《江南大学学报(人文社会科学版)》第6期。
- 4.黄勃、李海彤、刘俊岐、雷敬华,2023:《数字技术创新与中国企业高质量发展——来自企业数字专利的证据》,《经济研究》第3期。
- 5.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。
- 6.黎文靖、郑曼妮,2016:《实质性创新还是策略性创新?——宏观产业政策对微观企业创新的影响》,《经济研究》第4期。
- 7.刘海兵、刘洋、黄天蔚,2023:《数字技术驱动高端颠覆性创新的过程机理:探索性案例研究》,《管理世界》第7期。
- 8.刘子玉、罗明忠,2023:《数字技术使用对农户共同富裕的影响:“鸿沟”还是“桥梁”?》,《华中农业大学学报(社会科学版)》第1期。
- 9.陶锋、朱盼、邱楚芝、王欣然,2023:《数字技术创新对企业市场价值的影响研究》,《数量经济技术经济研究》第5期。
- 10.田秀娟、李睿,2022:《数字技术赋能实体经济转型发展——基于熊彼特内生增长理论的分析框架》,《管理世界》第5期。
- 11.万鹏宇、郑俊巍、张振铎,2023:《勿让亲密成为负担:上下级情感关系对员工突破式创新的双刃剑作用》,《心理科学》第5期。
- 12.王岳龙、袁旺平,2023:《地铁开通、协同合作与企业创新》,《经济评论》第6期。
- 13.约瑟夫·阿洛伊斯·熊彼特,2014:《经济发展理论》,中译本,江西教育出版社。
- 14.张辽、姚蕾,2023:《数字技术创新对城市经济韧性的影响研究——来自中国278个地级及以上城市的经验证据》,《管理科学》第5期。
- 15.张梅、杨华,2023:《技术创新是否促进了ICT产品出口——基于知识产权保护的视角》,《调研世界》第9期。
- 16.郑志强、何佳俐,2024:《数字技术创新的收入分配效应研究——基于产品创新和公司治理的视角》,《华东经济管理》第5期。
- 17.周鹏、王卓、谭常春,2024:《数字技术创新的价值——基于并购视角和机器学习方法的分析》,《中国工业经济》第2期。
- 18.庄子银、贾红静、肖春唤,2020:《突破性创新研究进展》,《经济学动态》第9期。
- 19.Baber, W. R., P. M. Fairfield, and J. A. Haggard. 1991. "The Effect of Concern about Reported Income on Discretionary Spending Decisions: The Case of Research and Development." *Accounting Review* 66(4):818-829.
- 20.Brown, S. V., and J. W. Tucker. 2011. "Large-Sample Evidence on Firms' Year-Over-Year MD&A Modifications." *Journal of Accounting Research* 249(2):309-346.
- 21.Cai, Z., Y. Xie, and F. X. Aguilar. 2017. "Eco-Label Credibility and Retailer Effects on Green Product Purchasing Intentions." *Forest Policy And Economics* 80(2):200-208.
- 22.Christensen, C. M. 1997. *The Innovator's Dilemma: When New Technologies Cause Great Firms to Fail*. Boston, MA: Harvard Business School Press.
- 23.Cohen, L., C. J. Malloy, and Q. Nguyen. 2020. "Lazy Prices." *Journal of Finance* 5(3):1371-1415.

24.Hoberg, G., Y. Li, and G. M. Phillips. 2020. “Internet Access and U.S.–China Innovation Competition.” NBER Working Paper 28231.

25.Kumaraswamy, A., R. Garud, and S. Ansari. 2018. “Perspectives on Disruptive Innovations.” *Journal of Management Studies* 55(7):1025–1042.

26.Liu, Y., J. Dong, L. Mei, and R. Shen. 2023. “Digital Innovation and Performance of Manufacturing Firms: An Affordance Perspective.” *Technovation* 119,102458.

27.Markarian, G., L. Pozza, and Prencipe. 2008. “A Capitalization of R&D Costs and Earnings Management: Evidence from Italian Listed Companies.” *The International Journal of Accounting* 43(3):246–267.

28.Moll, B. 2014. “Productivity Losses from Financial Frictions: Can Self-financing Undo Capital Misallocation?” *American Economic Review* 104(10):3186–3221.

29.Nambisan, S., K. Lyytinen, A. Majchrzak, and M. Song. 2017. “Digital Innovation Management: Reinventing Innovation Management Research in a Digital World.” *MIS Quarterly* 41(1):223–238.

30.Shapiro, D., T. Yao, M. Wang, and W. Zhang. 2015. “The Effects of Corporate Governance and Ownership on the Innovation Performance of Chinese SMEs.” *Journal of Chinese Economic and Business Studies* 13(4):311–335.

31.Tong, T. W., W. He, Z. L. He, and J. Lu. 2014. “Patent Regime Shift and Firm Innovation: Evidence from the Second Amendment to China’s Patent Law.” *Academy of Management Proceedings* 2014(1), 14174.

32.Vial, G. 2019. “Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda.” *The Journal of Strategic Information Systems* 28(2):118–144.

33.Wang, Y., and N. Hajli. 2017. “Exploring the Path to Big Data Analytics Success in Healthcare.” *Journal of Business Research* 70:287–299.

How Digital Technology Drives Enterprise Innovation:
Asymmetric Driving Effect and Mechanism Analysis

Yu Qian¹ and Zhan Xinyu²

(1: School of Economics and Management, Civil Aviation Flight University of China;

2: School of Economics, Beijing Technology and Business University)

Abstract: As the innovation-driven strategy is proposed and implemented, China has achieved commendable success in the field of innovation. However, the current state of China’s innovation still faces several challenges, including a large quantity but low quality of innovative outcomes and a dependency on foreign countries for key core technologies. There is scant literature exploring how to address these issues from the perspective of digital technology. Utilizing natural language processing(NLP) and cutting-edge deep learning techniques, this paper innovatively incorporates digital technology and enterprises’ innovation within the same analytical framework, verifying the relationship and mechanisms between them. This paper finds that digital technology can significantly promote disruptive innovation and incremental innovation, but digital technology has an asymmetric driving effect on these two types of innovation; enterprises are more inclined to use digital technology for incremental innovation. Objective factors restrict and enterprise “short-sightedness” are important factors leading to the above bias. The cost scaling effect and talent empowerment effect caused by digital technology are important mechanisms driving the above two types of innovation. This paper provides valuable references for the high-quality development of innovation from the perspective of digital technology.

Keywords: Digital Technology, Disruptive Innovation, Incremental Innovation, Enterprises’ “Short-sightedness”

JEL Classification: O32, D22, O14

(责任编辑:陈永清)