

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2022.02.009

数字赋能制造企业创新效率提升

——来自 A 股上市公司的经验证据

孟卫军, 焦泽山, 邢青松

(重庆交通大学 经济与管理学院, 重庆 400074)

摘要: 为研究数字赋能下我国制造企业创新效率提升的有效途径, 本文基于 2015—2019 年 A 股上市制造企业平衡面板数据, 构建了一个超效率 SBM-Tobit 分析框架, 检验数字赋能对制造企业创新效率的影响, 并通过中介效应模型进一步揭示了其作用路径。结果显示: ①在研究期间, 样本企业创新效率具有由低到高的发展趋势, 但企业间由于资源禀赋差异, 存在“效率鸿沟”现象, 造成整体效率均值处于较低水平; ②数字赋能对制造企业创新效率提升具有显著的促进作用; ③数字赋能可以通过成本和开放式创新中介变量促进制造企业创新效率提升。

关键词: 数字赋能; 创新效率; 制造企业

中图分类号: F273; F424

文献标志码: A

文章编号: 1006-4710(2022)02-0212-11

Improving the innovation efficiency of digital enabled manufacturing enterprises: empirical evidence from A-share listed companies

MENG Weijun, JIAO Zeshan, XING Qingsong

(School of Economics and Management, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: Based on the balance panel data on Chinese listed manufacturing enterprises from 2015 to 2019, a super-efficiency SBM-Tobit analysis framework is constructed to study the effective ways to improve the innovation efficiency of Chinese manufacturing enterprises under digital empowerment, this paper examines the impact of digital empowerment on the innovation efficiency of manufacturing enterprises and further reveals its path by the intermediary effect model. The results show that: ①during the study period, the innovation efficiency of sample enterprises has a trend from low to high, but there is a "efficiency gap" phenomenon among enterprises due to the difference of resource endowment, and the average of the whole efficiency is at a low level. ②The digital empowerment can promote the innovation efficiency of the manufacturing enterprises. ③Digital empowerment can promote the innovation efficiency of manufacturing enterprises through cost and open innovation variables.

Key words: digital empowerment; innovation efficiency; manufacturing enterprise

当前, 以大数据、人工智能、物联网、5G 等为代表的新一代数字技术正深刻影响着世界经济的发展, 人类社会全面进入数字经济时代。据《中国数字经济发展白皮书 2020》数据显示, 2019 年我国数字经济规模与 2005 年相比增长了 12.5 倍, 占 GDP 的比重由 14.2% 提升到 36.2%, 其中产业数字化贡献值占数字经济的 80%, 已成为地区数字经济的关键

支撑。数字技术渗透赋能传统制造业产业革新和动能转换, 是产业数字化的重要领域, 企业将数字资源与传统要素条件重新组合并引入其生产体系, 改造其采购、制造、仓储物流、营销服务等关键环节, 可促进制造业向智能化、高端化趋势高质量发展。同时, 数字赋能制造企业转型升级的过程将推动创新流程与模式的演化, 使创新活动呈现出新的转变。

收稿日期: 2021-10-11; 网络出版日期: 2022-03-30

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1294.N.20220329.1920.004.html>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71401019)

第一作者: 孟卫军, 男, 博士, 副教授, 研究方向为技术创新管理。E-mail: weijun_meng@126.com

通信作者: 焦泽山, 男, 硕士生, 研究方向为技术创新管理。E-mail: 765209636@qq.com

数字赋能是指企业将数字技术与组织、生产及管理全方位融合,赋予企业一种新的生产函数,使企业在产品、市场、生产方式、原材料、组织方式等方面获得重新组合要素的新能力,进而对企业发展产生效率提升作用和加速增长效应^[1]。企业将各个环节与数字技术相结合,可以有效减少成本、优化内外部沟通、提高效率^[2],这是进行更高效的经济价值创造的过程。关于数字赋能创新,现有研究主要分为理论机制分析和实证研究两个部分。理论机制上,张昕蔚^[3]认为在数字技术的驱动下,创新组织正由线性和创新体系范式向创新生态系统演化,特别是在数字平台的支撑下,合作网络空间功能和范围得到了极大的拓展。多元异质主体和资源被平台整合,使跨技术、跨领域、跨行业的融合式创新成为常态^[4]。陈一华等^[5]总结了数字技术通过连接(利益相关者)、管控(自动化)和解释(整合信息)三种机制赋能制造业企业。张国胜等^[1]认为数字赋能可以通过优化资源配置、降低成本、提高劳动力水平三条路径促进企业技术创新。在实证研究方面,周青等^[6]基于浙江 73 个县的面板数据,发现数字化接入水平的提高有利于提升区域创新绩效。进一步,赵滨元^[7]认为数字经济发展不仅能够带动本地创新绩效提升,对周边城市也具有空间溢出效应。在企业层面,黄节根等^[8]考察了数字化水平对企业运营和市场创新绩效的正向作用。张国胜等^[1]利用世界银行对中国企业的调查数据,验证了数字赋能对企业技术创新产生的促进效应。

关于创新效率和数字赋能的测算方法。以往学者主要使用灰色关联分析、随机前沿分析(SFA)和数据包络分析(DEA)等方法对创新效率进行测算^[9],其中 DEA 方法因无需构建函数模型和设置权重的特点在效率评价方面占有重要地位。Tone 在 2001 年对传统 DEA 模型进行了改进,提出了基于松弛变量的非径向非角度的 SBM 模型,为解决相对有效单元的排序问题,随后又进一步提出了超效率 SBM 模型。此方法得到了广泛应用,如闫涛等^[10]使用超效率 SBM 测算了中国 285 个地级城市的生态效率,并考察了时空演变过程。对于数字赋能的测算方法,中国信息通信研究院^[11]采用增长核算账户框架(KLEMS)计算出 ICT 实际投资资本存量来表示传统行业中的数字经济部分。戚聿东和蔡呈伟^[12]基于关键词文本挖掘的方法对企业数字化程度进行了测算,考察数字化对制造业企业绩效的影响。

综上,在数字技术与企业创新互动关系的研究

中,理论分析主要围绕数字技术的数字化、智能化和网络化属性通过改变研发创新过程、组织形式、资源配置等方面影响企业创新活动,也有部分学者实证检验了数字赋能对创新绩效的促进效应,但由于我国产业数字化过程还处于起步阶段,产业数字化部分因数据获取和测算的困难造成相关的实证研究较为缺乏。随着创新驱动战略的深入实施,我国制造业创新取得了长足进步,但企业的研发活动投入效率依然长期低于社会最优水平,特别是在创新资源依旧紧缺的现实基础上,很有必要从实证角度探讨数字赋能是否能有效促进制造企业创新效率的提升以及它的作用路径。本文基于企业微观层面数据,在作用机制分析之上,构造了一个超效率 SBM-Tobit 研究框架,对制造企业创新效率进行测算后,检验数字赋能对企业创新效率的影响,进一步通过中介效应模型探究其作用路径,以期改善数字赋能影响我国制造企业创新效率在微观层面研究不足的状况,为企业利用数字技术高效创新提供经验依据和决策参考。

1 理论分析与研究假设

1.1 数字赋能与制造企业创新效率

目前,学界关于数字赋能对创新效率的影响尚未形成一致的认识。与“索洛悖论”相类似,一部分学者认为数字化过程需要耗费大量的资金和内部学习成本^[13],造成数字赋能对创新效率的影响收效甚微,可能只能使得一部分企业的效率得到提升^[14]。但是,另一些学者肯定了数字化程度对创新效率显著的同向推动和促进作用^[15],认为数字赋能是当前推动企业创新效率提升的新动力^[16]。

创新效率是指企业在一定的环境和资源配置条件下单位创新投入的成果产出。数字赋能对创新活动的技术研发和成果转化两个阶段都产生了深刻影响,具体表现为:第一,在技术研发阶段前端,数字环境催生出多元、新颖的消费需求进而衍生出新的市场,企业能否通过产品的不断迭代创新来获得竞争优势直接关乎存亡,这对企业开展创新活动产生了强烈的刺激作用,从而加快了产品迭代创新速度;第二,在技术研发阶段中端,首先,如 CAD、CAE、CAM、CAPP、PLM 等数字技术提高了企业研发创新环节的产品定位、设计、仿真、试生产的便捷性和效率;其次,数字赋能促进了知识和资源的开放共享,加速了员工知识和技能的更新,提升了人员素质水平;最后,随着对传统创新边界的突破,多元主体的创新协同加速了技术攻关速度,赋予企业在原有

技术轨道上进行融合式发展和跨界创新的机会^[17]；第三，在成果转化阶段，一方面，面对模糊而不确定的需求市场，数字解释分析工具和算法能帮助企业快速锁定客户需求和产品定位，以数据驱动创新的形式进行研发活动，可以提高产品和服务质量，改善用户体验，保障创新成果的市场匹配度，从而提升创新成果的转化效率；另一方面，数字赋能帮助企业以更快的速度将新技术、新产品、新工艺向市场扩散推广，缩短了企业投资回报周期，增强了企业从事研发创新活动的能动性，进而对创新效率产生了提升效应。基于以上分析，本文提出如下假设：

H₁：数字赋能有利于制造企业创新效率的提升。

1.2 影响路径

1) 数字赋能通过降低研发创新活动成本提升创新效率。

从范围经济的理论视角看，数字经济比工业经济以更低的边际成本实现产品创新^[17]。从信息获取成本上，数字赋能使知识和信息以低成本渗透^[1]，减少了信息流动障碍和匹配成本，提高了搜寻效率。借助数字平台，创新活动中的供给或需求通常是 1 : N 的配比方式，企业可以更便捷地获取关键资源、开展新的业务活动和建立新的渠道与价值网络^[18]。同时，数字技术的去中介性可以减少对价值链中介的依赖，更便于向终端用户传递价值^[19]，有效减少了交易成本。从组织管理和决策成本看，利用新兴数字技术为企业赋能，有利于企业对战略内容和战略决策程序进行重新构造^[20-21]。数字技术挑战了企业组织传统的权利结构，让企业管理“扁平化”，通过优化组织结构，科学性决策流程得以简化并快速精准执行。而成本的有效控制为企业研发活动提供了内部资金保障^[22]，可从根本上帮助企业利用有限资源实现高效率创新。

综上，数字赋能可以通过减少企业的信息获取成本、交易成本和管理与决策成本来促进创新效率提升，因此本文提出如下假设：

H_{2a}：数字赋能可以有效降低创新活动成本，从而促进制造企业创新效率提升。

2) 数字赋能通过促进开放式创新提升创新效率。

企业利用数字技术对客户、合作伙伴、竞争企业以及政府等多方利益相关者的资源和信息进行整合，可以实现多方协同，优化资源配置，拓展价值创造与传递的程度和范围。一方面，计算机终端和传感器等设备将企业各个产销管理环节的信息数据

化，通过 OA、ERP、CRM、MES、DCS 等软件平台的应用，实现内部协调、外部协同、信息共享、价值共创的紧密链接。数字技术特别是数字平台将用户、供应商、竞争对手等纳入创新的参与者范围，促进了企业的开放式创新，而与其他组织创新合作产生的技术溢出效应和协同效应有利于扩展研发人员的知识视野与深度，实现资源互补与知识共享，从而加速研发创新过程。潘宏亮^[23]的实证研究证明了协同关系对企业创新能力演化和适应动态环境变化的重要作用。另一方面，数字技术应用于市场环境，使得价格机制的作用显著增强，各种微观机制降低了信息的不对称性，提升了市场对资源的配置效率。以网络空间为载体，创新资源和关键要素突破物理空间的限制高效流转，实现多元创新主体的快速连接，为跨区域的协同创新提供了现实条件。而这种协同关系表现为科学研究、产业发展和人才培养功能的集成化与协同，对创新效率具有显著的提升效应^[24]。

综上，数字赋能可通过提高企业内外部协作效率、优化资源配置、促进开放式创新，从而对创新效率产生提升效应，因此本文提出如下假设：

H_{2b}：数字赋能可以有效促进开放式创新，从而促进制造企业创新效率提升。

2 研究设计

2.1 超效率 SBM 模型介绍

传统 DEA 模型对无效率程度的测量只包含所有投入(产出)等比例缩减(增加)的比例，忽略了变量松弛性问题和径向问题带来的测量误差，导致测量结果不准确，也难以比较多个有效决策单元。鉴于此，Tone 在 2001 年和 2002 年相继提出了基于松弛变量的非径向、非导向型 SBM 模型和超效率 SBM 模型，弥补了传统 DEA 模型的短板。超效率 SBM 模型定义为：

$$\min \theta = \frac{1 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{s_i^-}{x_{ik}}}{1 - \frac{1}{s} \sum_{r=1}^s \frac{s_r^+}{y_{rk}}} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{j=1, j \neq k}^n x_{ij} \lambda_j - s_i^- \leq x_{ik} \quad (i = 1, 2, \dots, m) \\ \sum_{j=1, j \neq k}^n y_{rj} \lambda_j + s_r^+ \geq y_{rk} \quad (r = 1, 2, \dots, s) \\ \lambda_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n (j \neq k), s_i^- \geq 0, s_r^+ \geq 0 \end{cases}$$

其中， θ 表示效率的最优解； m 和 s 分别表示投入变量 i 与产出变量 r 的个数； n 表示决策单元 j 的个数； x_{ik} 表示第 k 个决策单元的第 i 种投入； y_{rk} 表

示第 k 个决策单元的第 r 种产出; s_r^+ 和 s_r^- 分别表示产出与投入的松弛变量; λ_j 表示权重向量。

2.2 超效率 SBM 模型变量

关于创新效率评价的变量选择,本文借鉴白俊红^[25]、郭玉晶^[26]等的研究,基于企业微观层面,在投入与产出指标选取过程中同时考虑数量和质量指标,兼顾技术研发阶段和成果转化阶段,以保证效率评价结果的客观性。投入变量中,选择研发人员数量反映企业人力资源的投入水平;选择研发人员占比衡量企业对研发工作的投入强度;选择研发资金存量反映企业研发资金的投入水平,其中,因企业年末研发支出总额是反映企业当年研发费用的流量指标,考虑到当期的研发资金投入不仅会影响当期的

成果产出,同时也会对后期的研究成果做出贡献,本文参考吴延兵^[27]的研究,根据研发支出明细中用以支付技术开发人员劳务费用和资本化费用的比例,构造 R&D 支出价格指数,以 2015 年为基期,对当期研发支出费用进行平减后,采用永续盘存法(PIM)计算企业研发资金存量。产出变量中,选用专利授权量、发明专利授权量反映企业技术研发阶段成果的数量与质量;选用专利和非专利技术账面价值反映知识产权价值;限于上市公司年报并未公布新产品产值指标相关数据,且考虑到营业收入是企业进行产品、组织、商业模式等创新的综合体现,故将营业收入作为技术成果转化的代理指标。超效率 SBM 模型的投入产出指标见表 1。

表 1 超效率 SBM 模型的投入产出变量

Tab. 1 Input-output variables of super-efficient SBM model

类型	变量名称	单位	定义
投入 变量	研发人员数量	人	年末研发人员数量
	研发资金存量	元	年末企业研发资金存量
	研发人员占比	%	研发人员数量占职工总人数的比例
产出 变量	专利授权量	件	年末三种专利授权数量
	发明专利授权量	件	年末发明专利授权数量
	专利和非专利技术账面价值	元	无形资产明细中专利和非专利技术年末账面价值
	营业收入	元	年末营业收入总额

2.3 Tobit 模型及其变量

2.3.1 模型构建

使用超效率 SBM 模型计算出企业的实际创新效率后,进一步研究企业内外部因素对企业创新效率的影响。由于创新效率值是通过受约束的模型计算得出,且具有大于 0 的特性,采用一般的回归模型会导致结果有偏,而 Tobit 模型适用于受限因变量模型,可以避免此缺点,所以本文使用 Tobit 模型来验证数字赋能对样本企业创新效率的影响。对于面板数据而言,固定效应下的面板 Tobit 模型通常不能得到一致、无偏的估计量^[28],所以本文选择随机效应模型,具体设置如下:

$$Ie_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Dl_{i,t} + \alpha_2 X_{i,t} + u_i + e_{i,t} \quad (2)$$

为检验假设 H_{2a} 和 H_{2b} , 构建中介效应模型。参考温忠麟等^[29]提出的逐步回归程序来检验中介效应,具体模型如下:

$$Ie_{i,t} = b_0 + b_1 Dl_{i,t} + b_2 X_{i,t} + u_i + e_{i,t} \quad (3)$$

$$Med_{i,t} = f_0 + f_1 Dl_{i,t} + f_2 X_{i,t} + u_i + e_{i,t} \quad (4)$$

$$Ie_{i,t} = h_0 + h_1 Dl_{i,t} + h_2 Med_{i,t} + h_3 X_{i,t} + u_i + e_{i,t} \quad (5)$$

其中, i 代表企业; t 代表年份; Ie 代表企业创新效率; Dl 代表数字赋能水平; X 代表控制变量集合; Med 表示中介变量,分别带入成本和开放式创新水平进行检验; α_j 、 b_j 、 f_j 、 h_j 为待估参数, j 为待估参数序号; u_i 和 $e_{i,t}$ 分别为个体效应和随机误差项。

2.3.2 变量说明

被解释变量 (Ie): 本文将 SBM 模型的计算结果——企业创新效率 Ie 作为被解释变量。

解释变量 (Dl): 软件和硬件设备的升级是企业数字化的基本特征^[30], 企业通过配置与运用信息技术资源来整合组织其他资源, 其信息技术能力的动态提升反映了企业数字化转型的程度^[31]。本文参照黄节根等^[8]的研究, 使用企业用于构建数字化资源 ICT 的投资额来衡量企业的数字赋能水平。

控制变量: ① 债权融资水平 (Dar)。资产负债率是企业总负债占总资产的比例, 是衡量公司利用债权人资金进行经营活动能力的指标。在合理的范围内, 企业能够借入的资金越多, 说明企业越是活力充沛, 创新越高效。② 营业收入增长水平 ($Irmbr$)。

企业创新行为对企业绩效有显著的促进作用^[32],创新带来的财务收益增长会反向激励企业进行创新活动,形成良好的循环反馈,同时,创新战略的实施也需要企业资源提供保障,本文选取营业收入增长率代表营业收入增长水平。③自有资本效率(Re)。净资产收益率是衡量企业运用自有资本效率的指标,其指标值越高,表示投资带来的收益越高,也说明企业利用资金的能力越强。创新效率的提升反映了创新主体能利用较少的投入获取更多的回报,需要企业对资源有较高的利用效率。④人力资源规模(Hrs)。人才是创新活动的关键资源,人力资源水平直接决定了企业发展,人力资源规模越大,优秀人才的基数越大,越有利于创新效率提升。所以本文选取员工数量表示企业人力资源规模。⑤政府支持力度(Gsc)。政府的资金支持不仅能直接给予企业物质上的帮助,也能起到激发企业创新活力的作用,熊凯军^[33]的实证研究发现,政府的直接创新补贴和间接财政支出对企业创新产出和效率提升均具有显著的积极影响。尽管上述结论在学界并未得到一致认可,但他们都认为政府支持对企业创新活动有着重要作用。⑥市场结构($Lerner$)。根据熊彼特的假设,市场结构越趋于垄断,创新投入或产出可能越多,但由于垄断的作用,企业想通过创新建立竞争优

势需要付出更大的代价,导致效率降低。本文选取行业勒纳指数(Lerner index)作为企业所在行业垄断情况的测度指标。

中介变量:结合本文理论机制分析,参考罗超平和胡猛^[22]的研究成果,以企业的研发成本取对数($Lncost$)表示成本中介变量。另外,相关研究认为,企业对外进行开放式创新合作(Lic)能实现资源优势互补,不断激励企业进行更多的自主研发投入^[34],所以本文选取企业与其它主体的联合专利授权量作为代理指标表示开放式创新水平中介变量。

2.3.3 数据来源

本文研究期间为 2015—2019 年,选取沪深 A 股制造业上市公司为研究对象。所需数据均来自于国泰安 CSMAR 数据库、中国研究数据服务平台 CNRDS 和上市公司年度报告。根据相关文献和本文研究需求,样本选取遵循以下三个原则:①公司上市期在 2015 年之前,且延续至 2019 年依旧存在;②剔除 ST 和 PT 类型的公司;③为保证每年企业创新效率评价的一致性,剔除数据缺失的公司。经过上述筛选,共选取 275 家制造业上市公司 2015—2019 年的数据,共计 1 375 个平衡面板样本。相关变量的描述性统计结果如表 2 所示。

表 2 样本描述性统计

Tab. 2 Sample descriptive statistics

变量名称	变量	平均值	样本量/个	最大值	最小值	标准差	方差
企业创新效率	Ie	0.240	1 375	2.336	0.000	0.380	0.144
数字赋能水平/亿元	DI	0.214	1 375	13.367	0.000	0.737	0.544
债权融资水平/%	Dar	0.410	1 375	0.995	0.034	0.182	0.033
营业收入增长水平/%	$Irmbr$	0.221	1 375	24.327	-0.863	0.887	0.787
自有资本效率/%	Re	0.003	1 375	0.924	-1.671	1.801	3.244
人力资源规模/万人	Hrs	0.626	1 375	21.751	0.016	1.227	1.505
政府支持力度/亿元	Gsc	0.041	1 375	9.405	0.000	0.325	0.105
开放式创新水平/百件	Lic	0.035	1 375	3.200	0.000	0.156	0.024
市场结构	$Lerner$	0.108	1 375	0.220	0.012	0.041	0.002
成本中介变量	$Lncost$	0.241	1 375	5.008	-7.954	1.274	1.622

3 实证结果

3.1 超效率 SBM 模型的效率测算结果

利用规模报酬可变、非导向的超效率 SBM 模型,运用 DEA-Solver-Pro 13.1 软件对样本上市公司历年的创新效率进行测算。由于研究个体众多,为了方便分析,本文参照王越等^[35]的研究,将样本

的创新效率值分为以下四个等级:将 $0 \leq Ie < |\bar{S} - \sigma|$ 的对象定义为“效率较低”;将 $|\bar{S} - \sigma| \leq Ie < \bar{S}$ 的对象定义为“效率中等”;将 $\bar{S} \leq Ie < \bar{S} + \sigma$ 的对象定义为“效率较高”;将 $Ie \geq \bar{S} + \sigma$ 的对象定义为“效率较优”。其中 Ie 为企业的创新效率; \bar{S} 和 σ 为当年研究期创新效率的样本均值与标准差,具体结果见表 3。

表3 2015—2019年各创新效率等级的企业数量及均值

Tab.3 Number and average of enterprises in each innovation efficiency level from 2015 to 2019

年份	效率较低		效率中等		效率较高		效率较优	
	企业数量/家	平均值	企业数量/家	平均值	企业数量/家	平均值	企业数量/家	平均值
2015	195	0.064	33	0.186	12	0.326	35	1.207
2016	147	0.059	72	0.185	18	0.371	38	1.207
2017	164	0.055	47	0.175	30	0.346	34	1.010
2018	183	0.060	27	0.178	35	0.310	30	1.214
2019	169	0.057	31	0.177	42	0.305	33	1.192
个体分组	101	0.043	102	0.142	39	0.362	33	0.983

从各等级的企业数量来看,2015至2019年期间,处于“效率较低”等级的制造企业数量呈波动减少趋势;“效率中等”的企业数量呈先上升后下降的趋势;“效率较高”的企业数量逐年增加;“效率较优”的企业数量波动较小。随着国家对创新的大力倡导和市场竞争的日益激烈,企业为了获得竞争优势积极开展创新活动,随着创新能力的提升,“效率较低”的企业逐渐向“效率较高”的等级迈进。按企业个体分组求得5年效率均值后,“效率较优”的企业数量为33家,占比12.0%，“效率较高”的企业数量为39家,占比14.2%，“效率中等”的企业数量为102家,占比37.1%，“效率较低”的企业数量为101家,占比36.7%。从各等级的企业效率均值来看,这5年中,各等级内的差距较小,而等级间的差距则以倍数计算。以上分析显示,“效率较高”和“效率较优”的企业数量依然占比较少,虽然有企业在努力提升效率,但由于企业之间存在资源禀赋差异,其产生的“马太效应”进一步形成了“效率鸿沟”,拉低了整体效率均值。

3.2 Tobit 模型结果

3.2.1 Tobit 模型基本回归结果分析

利用全样本数据对式(2)进行Tobit回归分析,结果见表4第1~2列。其中,考虑到Tobit模型是基于MLE原理对影响因素进行回归,为了保证结论的稳健性,采用GLS估计的面板随机效应模型与Tobit回归结果进行对比分析,结果见表4第3列。由表可知,似然比检验(LR test)结果显著,拒绝不存在个体效应的原假设,说明使用随机效应面板Tobit比较合理。第1~2列是只包含解释变量与被解释变量和加入控制变量后的回归结果,数字赋能对上市制造企业创新效率影响的估计系数均在1%的水平上显著正相关,在加入控制变量之后, Dl 系数发生变化,说明数字赋能对创新效率的作用会受控制变量的影响。在GLS估计结果中,部分控制

变量的回归系数和截距项存在差异,而核心解释变量 Dl 的回归系数、方向和显著性与Tobit回归一致,说明Tobit结果较为稳健,假设 H_1 得证。因此,数字赋能对制造业上市公司创新效率的提升具有显著的促进作用,本文从企业微观视角得到的结论与相关文献从区域和产业层面得到的结论相一致^[15,36],表明我国制造企业通过数字赋能来提升创新效率是合理有效的。

表4 数字赋能对制造企业创新效率的影响检验结果

Tab.4 Test results of the impact of digital empowerment on innovation efficiency of manufacturing enterprises

变量	Ie		
	(1)	(2)	(3)
Dl	0.037*** (0.013)	0.041*** (0.013)	0.041*** (0.013)
Dar		0.186*** (0.070)	0.187*** (0.070)
$Irmbr$		0.032*** (0.007)	0.032*** (0.007)
Re		0.011*** (0.004)	0.011*** (0.004)
Hrs		0.046*** (0.010)	0.046*** (0.010)
Gsc		0.040* (0.021)	0.040* (0.021)
$Lerner$		-0.520** (0.230)	-0.519** (0.231)
$cons$	0.232*** (0.019)	0.174*** (0.040)	0.173*** (0.040)
$sigma_u$	0.301*** (0.014)	0.281*** (0.014)	
$sigma_e$	0.222*** (0.005)	0.219*** (0.005)	
$N/个$	1 375	1 375	1 375
ρ	0.649	0.623	0.618
Log Likelihood	-198.912***	-166.161***	
LR test	756.44***	712.60***	

注:*、**、***分别表示在10%、5%、1%的统计水平上显著;括号内数值为标准误差; ρ 表示Tobit回归检验中,模型个体误差 $sigma_u$ 平方占个体误差 $sigma_u$ 与随机误差 $sigma_e$ 平方和的比例,下同。

从控制变量来看:①企业的债权融资水平与创新效率显著正相关,说明企业可通过活跃自身的融资能力来保障创新活动的实施;②企业的营业收入增长水平与创新效率显著正相关,说明企业创新活动与营业绩效的良性互动反馈关系有效促进了企业创新效率的提升;③企业的自有资本效率与创新效率显著正相关,说明企业进行研发创新,需要具备高效的资源利用能力;④企业的人力资源规模与创新效率显著正相关,说明人力资源是创新活动的重要资源,利用附着在研发人员身上的知识与经验,可为研发活动创造价值增值;⑤政府支持力度与创新效率显著正相关,处于创新比较优势的企业可以得到政府直接的创新补贴,而得到支持的企业会进一步增强开展创新活动的积极性,形成良性反馈机制,这与熊凯军^[33]的研究结论一致;⑥行业垄断水平与创新效率显著负相关,说明市场垄断程度越高,企业想要获得市场份额的难度就越大,需要投入更多的资源来进行研发活动。

3.2.2 机制检验

表5为假设 H_{2a} 的检验结果,结果表明,数字赋能通过中介变量成本 $Lncost$ 促进制造企业创新效率提升,具体表现在:①第4列中 Dl 的系数在1%的置信水平下显著为负,说明随着数字赋能水平的提升,制造企业的成本逐渐降低,这是因为在数字赋能的过程中,制造企业可以实现对各环节成本的精细化控制,从而有效降低成本;②第3列中 $Lncost$ 的系数在1%的置信水平下显著为负,说明低成本的领先优势可以使企业利用有限的资金创造更大的价值成果,从而对创新效率产生显著的促进作用;③第2列中 Dl 的系数在1%的置信水平上显著为正,说明 $Lncost$ 是一个重要的中介变量,在控制 $Lncost$ 后, Dl 对创新效率 Ie 的影响依然显著。由此可见,本文的实证结果支持数字赋能通过有效降低成本的路径对制造企业创新效率产生促进效应。

表6是假设 H_{2b} 的检验结果,结果表明,数字赋能通过中介变量 Lic 促进制造企业创新效率提升,具体表现在:①第4列中 Dl 的系数在5%的置信水平下显著为正,说明随着数字赋能水平的提升,开放式创新水平显著提升;②第3列中 Lic 的系数在5%的置信水平下显著为正,说明开放式创新水平的提升有助于制造企业利用互补优势与合作溢出效应促进创新效率提升;③第2列中 Dl 的系数在1%的置信水平下显著为正,说明 Lic 是一个重要的中介变量,在控制 Lic 后, Dl 对制造企业创新效率的影响依然显著。因此,本文的实证结果支持数字赋能通

过促进企业开放式创新的路径对制造企业创新效率产生促进效应。

表5 成本中介效应检验结果

Tab.5 Test results of cost intermediary effect

变量	Ie			$Lncost$
	(1)	(2)	(3)	(4)
$Lncost$		-0.052*** (0.011)	-0.042*** (0.011)	
Dl	0.041*** (0.013)	0.054*** (0.013)		-0.173*** (0.024)
Dar	0.186*** (0.07)	0.280*** (0.072)	0.306*** (0.072)	1.278*** (0.166)
$Irmbr$	0.032*** (0.007)	0.033*** (0.007)	0.033*** (0.007)	-0.013 (0.012)
Re	0.011*** (0.004)	0.010*** (0.004)	0.010*** (0.004)	-0.003 (0.006)
Hrs	0.046*** (0.01)	0.062*** (0.011)	0.053*** (0.011)	0.177*** (0.022)
Gsc	0.040* (0.021)	0.047** (0.021)	0.042** (0.021)	0.103*** (0.033)
$Lerner$	-0.520** (0.23)	-0.155 (0.242)	-0.27 (0.242)	9.397*** (0.529)
$cons$	0.174*** (0.04)	0.095** (0.043)	0.112*** (0.043)	-1.509*** (0.113)
$sigma_u$	0.281*** (0.014)	0.272*** (0.013)	0.279*** (0.014)	1.083*** (0.063)
$sigma_e$	0.219*** (0.005)	0.218*** (0.005)	0.218*** (0.005)	0.330*** (0.01)
$N/\text{个}$	1 375	1 375	1 375	1 375
ρ	0.623	0.609	0.621	0.915
Log Likelihood	-163.998***	-155.719***	-164.150***	-811.340***
LR test	712.60***	663.40***	663.57***	1 269.62***
Z 统计值				-1.947**
中介效应的效应值/%				9.104

为了进一步检验 $Lncost$ 和 Lic 是否为有效的中介变量,对中介效应进行Sobel检验。在中介变量为 $Lncost$ 的回归中, Z 统计值为-1.947,在5%的置信水平下显著,中介效应的效应值为9.104%;在中介变量为 Lic 的回归中, Z 统计值为2.656,在1%的置信水平下显著,中介效应的效应值为9.834%。以上结果表明, $Lncost$ 和 Lic 均为有效的中介变量,假设 H_{2a} 和假设 H_{2b} 成立。

表6 开放式创新中介效应检验结果
Tab.6 Results of the open innovation test

变量	<i>Ie</i>			<i>Lic</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Lic</i>		0.144** (0.074)	0.155** (0.075)	
<i>Dl</i>	0.041*** (0.013)	0.042*** (0.013)		0.016** (0.008)
<i>Dar</i>	0.186*** (0.07)	0.192*** (0.07)	0.228*** (0.069)	0.167*** (0.055)
<i>Irmbr</i>	0.032*** (0.007)	0.032*** (0.007)	0.032*** (0.007)	-0.004 (0.005)
<i>Re</i>	0.011*** (0.004)	0.011*** (0.004)	0.011*** (0.004)	0.002 (0.002)
<i>Hrs</i>	0.046*** (0.01)	0.046*** (0.01)	0.041*** (0.011)	0.010** (0.007)
<i>Gsc</i>	0.040* (0.021)	0.043** (0.021)	0.040* (0.021)	0.018* (0.013)
<i>Lerner</i>	-0.520** (0.23)	-0.515** (0.23)	-0.551** (0.231)	0.15 (0.17)
<i>cons</i>	0.174*** (0.04)	0.176*** (0.04)	0.177*** (0.04)	-0.191*** (0.032)
<i>sigma_u</i>	0.281*** (0.014)	0.283*** (0.014)	0.287*** (0.014)	0.205*** (0.012)
<i>sigma_e</i>	0.219*** (0.005)	0.218*** (0.005)	0.218*** (0.005)	0.119*** (0.004)
N/个	1 375	1 375	1 375	1 375
<i>rho</i>	0.623	0.628	0.634	0.747
Log Likelihood	-166.161***	-163.998***	-169.219***	-67.475***
LR test	712.60***	716.91***	715.49***	699.98***
Z 统计值			2.656***	
中介效应的效应值/%			9.834	

3.2.3 稳健性检验

为了验证回归结果的可靠性,分别以解释变量滞后两期和替换解释变量、被解释变量的方式设计稳健性检验,见表7第1~3列。首先,考虑到数字赋能对创新效率的影响具有时间滞后效应,将解释变量滞后两期进行回归分析,结果显示,除市场垄断水平不显著外,核心解释变量和其他控制变量系数的显著性与方向均与上文一致。其次,借鉴陈德球等^[37]的研究,利用专利授权量(*Nogp*)衡量企业的

创新效率,借鉴戚聿东和蔡呈伟^[12]的研究,使用关键词文本挖掘方法,从上市制造企业年报中提取新一代数字技术(包括人工智能技术、区块链技术、云计算技术、大数据技术、数字技术应用)出现的词频来衡量企业的数字赋能水平,并以其代替本文ICT投资额作为核心解释变量进行回归分析。回归结果显示,替换解释变量和被解释变量后,核心解释变量系数的显著性与方向均与上文保持了较好的一致性。综上,本文的回归结果是稳健的。

表7 稳健性检验结果

Tab.7 Results of robustness tests

变量	<i>Ie</i>		<i>Nogp</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>Dl</i>	0.051*** (0.019)	3.277** (1.580)	0.170*** (0.056)
<i>Dar</i>	0.239*** (0.089)	0.218*** (0.069)	0.962*** (0.299)
<i>Irmbr</i>	0.034*** (0.007)	0.032*** (0.007)	-0.043 (0.026)
<i>Re</i>	0.015*** (0.003)	0.011*** (0.004)	0.002 (0.013)
<i>Hrs</i>	0.027*** (0.010)	0.041*** (0.010)	0.248*** (0.053)
<i>Gsc</i>	0.055*** (0.020)	0.037* (0.021)	0.518*** (0.075)
<i>Lerner</i>	-0.480 (0.335)	-0.570** (0.231)	2.572*** (0.901)
<i>cons</i>	0.149** (0.059)	0.190*** (0.041)	0.179 (0.200)
<i>sigma_u</i>	0.286*** (0.014)	0.284*** (0.014)	2.304*** (0.113)
<i>sigma_e</i>	0.188*** (0.006)	0.219*** (0.005)	0.774*** (0.017)
N/个	825	1 375	1 375
<i>rho</i>	0.699	0.629	0.899
Log Likelihood	-76.931***	-2 122.648***	-168.926***
LR test	403.63***	1 559.95***	710.51***

4 结论及建议

数字赋能有利于降低制造企业创新过程的成本和促进开放式创新,并推动制造企业创新效率的提

升。本文选用2015—2019年我国A股275家上市制造企业的平衡面板数据,构建了一个超效率SBM-Tobit分析框架,对制造企业创新效率进行测算后,检验了数字赋能对企业创新效率的影响,并进一步通过中介效应模型探究了其作用路径。结果显示:①在研究期间,样本企业创新效率具有由低到高的发展趋势,但因企业间创新资源禀赋差异产生的马太效应形成了“效率鸿沟”现象,造成整体效率均值处于较低水平;②数字赋能对制造企业创新效率提升具有显著的促进作用;③机制检验表明,数字赋能可以通过成本和开放式创新中介变量促进制造企业创新效率提升。

在数字经济时代,数字变革引领创新为制造企业提供了新的机遇窗口,制造企业利用数字技术渗透赋能,可以进行更高效的研发创新活动。结合本文研究结论,提出如下建议:①制造企业首先应该培养自身的“数字化思维”,认识数字赋能对企业发展的重要作用,积极利用如CAD、CAE、CAM、CAPP、PLM等数字技术的数字化、智能化、网络化特点,充分发挥连接、管控、解释技术提高企业研发创新环节的产品定位、设计、仿真、试生产的便捷性和效率;②数字赋能具有提升信息和资源流转效率、优化组织管理结构、降低价值链的中介依赖等特点,可以有效降低创新活动成本,企业应加快数字化的全面改造,加大利用数字工具搭建智能分析和决策系统模型,从而进一步提升内部成本管控和决策能力;③数字经济的发展渐渐改变了创新组织形态,打破了传统的封闭式创新模式,企业要培育开放合作包容的心态,加强与政府、高校、科研机构、其他企业的联系与合作,利用与不同创新主体的协同关系产生的技术溢出和资源互补优势,赋能技术攻关和产品迭代。特别对于创新资源稀缺和创新能力不足的企业,可以充分利用数字平台对强化供需关系和优化资源配置的作用,联合其他创新主体进行资源共享和研发设计协同,整合研发特长,从而弥补能力与资源的不足;④数字化过程不能一蹴而就,需要结合自身实际制定转型方案,动态化、螺旋式地完成对数字经济和数字技术从了解、适应到运用的过程,最终做到用数字识别机会、用数字驱动发展、用数字赋能价值创造。

参考文献:

[1] 张国胜,杜鹏飞,陈明明. 数字赋能与企业技术创新——来自中国制造业的经验证据[J]. 当代经济科学, 2021, 43(6): 65-76.
ZHANG Guosheng, DU Pengfei, CHEN Mingming.

Digital empowerment and enterprise technology innovation——empirical research from Chinese manufacturing enterprises [J]. *Modern Economic Science*, 2021, 43(6): 65-76.

- [2] 王春英,陈宏民. 数字经济背景下企业数字化转型的问题研究[J]. 管理现代化, 2021, 41(2): 29-31.
WANG Chunying, CHEN Hongmin. Research on enterprise digital transformation under the background of digital economy [J]. *Modernization of management*, 2021, 41(2): 29-31.
- [3] 张昕蔚. 数字经济条件下的创新模式演化研究[J]. 经济学家, 2019, 247(7): 32-39.
ZHANG Xinwei. Research on evolution of innovation model under the condition of digital economy [J]. *Economist*, 2019, 247(7): 32-39.
- [4] 黎晓春,常敏. 数字经济时代创新型城市发展的动力变革和路径优化研究[J]. 治理研究, 2020, 36(1): 93-99.
- [5] 陈一华,张振刚,黄璐. 制造企业数字赋能商业模式创新的机制与路径[J]. 管理学报, 2021, 18(5): 731-740.
CHEN Yihua, ZHANG Zhen'gang, HUANG Lu. Exploring the mechanisms and paths of manufacturing digital enablement on business model innovation [J]. *Chinese Journal of Management*, 2021, 18(5): 731-740.
- [6] 周青,王燕灵,杨伟. 数字化水平对创新绩效影响的实证研究——基于浙江省73个县(区、市)的面板数据[J]. 科研管理, 2020, 41(7): 120-129.
ZHOU Qing, WANG Yanling, YANG Wei. An empirical study of the impact of digital level on innovation performance——a study based on the panel data of 73 counties (districts, cities) of Zhejiang Province [J]. *Science Research Management*, 2020, 41(7): 120-129.
- [7] 赵滨元. 数字经济对区域创新绩效及其空间溢出效应的影响[J]. 科技进步与对策, 2021, 38(14): 37-44.
ZHAO Binyuan. The impact of digital economy on regional innovation performance and its spatial spillover effect [J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2021, 38(14): 37-44.
- [8] 黄节根,吉祥熙,李元旭. 数字化水平对企业创新绩效的影响研究——来自沪深A股上市公司的经验证据[J]. 江西社会科学, 2021, 41(5): 61-72, 254-255.
HUANG Jiegen, JI Xiangxi, LI Yuanxu. An empirical study on the impact of digital level on enterprise innovation performance——evidence from A-share listed companies in Shanghai and Shenzhen [J]. *Jiangxi Social Sciences*, 2021, 41(5): 61-72, 254-255.
- [9] 郭婧煜,樊帆. 长江经济带农业科技创新效率及影响因素研究[J]. 科学管理研究, 2020, 38(3): 126-131.
GUO Jingyu, FAN Fan. Study on the efficiency and influencing factors of agricultural science and technology

- innovation in the Yangtze River Economic Belt [J]. *Scientific Management Research*, 2020, 38(3): 126-131.
- [10] 闫涛, 张晓平, 赵艳艳. 基于超效率 SBM 模型的中国城市生态效率时空演变及影响因素[J]. *中国科学院大学学报*, 2021, 38(4): 486-493.
- YAN Tao, ZHANG Xiaoping, ZHAO Yanyan. Spatiotemporal evolution of urban eco-efficiency in China and its influencing factors based on super-efficiency SBM model [J]. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 2021, 38(4): 486-493.
- [11] 中国信息通信研究院. 中国数字经济发展白皮书(2020年)[R]. 北京:中国信息通信研究院, 2021.
- [12] 戚聿东, 蔡呈伟. 数字化对制造业企业绩效的多重影响及其机理研究[J]. *学习与探索*, 2020, 300(7): 108-119.
- QI Yudong, CAI Chengwei. Research on the multiple effects of digitalization on the performance of manufacturing enterprises and their mechanisms[J]. *Study & Exploration*, 2020, 300(7): 108-119.
- [13] 徐艳. 大数据时代企业人力资源绩效管理创新[J]. *江西社会科学*, 2016, 36(2): 182-187.
- [14] HAJLI M, SIMS J M, IBRAGIMOV V. Information technology (IT) productivity paradox in the 21st century[J]. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 2015, 64(4).
- [15] 殷群, 田玉秀. 数字化转型影响高技术产业创新效率的机制[J]. *中国科技论坛*, 2021, 299(3): 103-112.
- YIN Qun, TIAN Yuxiu. The mechanism of digital transformation affecting innovation efficiency of high-tech industry[J]. *Forum on Science and Technology in China*, 2021, 299(3): 103-112.
- [16] 韩先锋. “互联网+”赋能企业创新的异质动态效应研究——政府研发资助的调节作用[J]. *科技进步与对策*, 2021, 38(17): 97-105.
- HAN Xianfeng. Research on internet+'s heterogeneous dynamic effects on promoting enterprise innovation: based on the perspective of government R&D funding adjustment [J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2021, 38(17): 97-105.
- [17] 柳卸林, 董彩婷, 丁雪辰. 数字创新时代: 中国的机遇与挑战[J]. *科学学与科学技术管理*, 2020, 41(6): 3-15.
- LIU Xielin, DONG Caiting, DING Xuechen. Innovation in the digital world: the opportunities and challenges of China[J]. *Science of Science and Management of S. & T.*, 2020, 41(6): 3-15.
- [18] 易加斌, 柳振龙, 杨小平. 数字经济能力驱动商业模式创新的机理研究[J]. *会计之友*, 2021, 656(8): 101-106.
- [19] AUTIO E, NAMBIAN S, THOMAS L D W, et al. Digital affordances, spatial affordances, and the genesis of entrepreneurial ecosystems[J]. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 2018, 12(1): 72-95.
- [20] 苗力. 保险企业数字化战略转型路径研究[J]. *保险研究*, 2019, 372(4): 57-65.
- MIAO Li. A research on the strategic digital transformation path of Chinese insurance enterprises[J]. *Insurance Studies*, 2019, 372(4): 57-65.
- [21] 刘政, 姚雨秀, 张国胜, 等. 企业数字化、专用知识与组织授权[J]. *中国工业经济*, 2020, 390(9): 156-174.
- LIU Zheng, YAO Yuxiu, ZHANG Guosheng, et al. Firm's digitalization, specific knowledge and organizational empowerment[J]. *China Industrial Economics*, 2020, 390(9): 156-174.
- [22] 罗超平, 胡猛. 互联网对制造企业创新的影响机制及实证研究[J]. *科技进步与对策*, 2022, 39(3): 96-106.
- LUO Chaoping, HU Meng. The influence mechanism and empirical research of internet on innovation of manufacturing enterprises[J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2022, 39(3): 96-106.
- [23] 潘宏亮. 都市圈协同创新、知识吸收能力与中小企业升级关系研究——以中原经济区为例[J]. *中国科技论坛*, 2015, 225(1): 96-101.
- PAN Hongliang. Collaborative innovation and knowledge absorptive capacity of metropolitan region: effect on the SMEs upgrading——sample of central economic region[J]. *Forum on Science and Technology in China*, 2015, 225(1): 96-101.
- [24] 杨柏, 陈银忠, 李爱国, 等. 政府科技投入、区域内产学研协同与创新效率[J]. *科学学研究*, 2021, 39(7): 1335-1344.
- YANG Bai, CHEN Yinzong, LI Aiguo, et al. Government financial technology input, regional industry-university-research collaborative and innovation efficiency[J]. *Studies in Science of Science*, 2021, 39(7): 1335-1344.
- [25] 白俊红. 企业规模、市场结构与创新效率——来自高技术产业的经验证据[J]. *中国经济问题*, 2011, 268(5): 65-78.
- BAI Junhong. Firm size, market structure and innovation efficiency: evidence from high-tech industry[J]. *Economic Issues in China*, 2011, 268(5): 65-78.
- [26] 郭玉晶, 朱雅玲, 张映芹. 股权结构与上市公司技术创新效率研究——基于三阶段 DEA 与 Tobit 模型[J]. *技术经济*, 2020, 39(7): 128-139.
- GUO Yujing, ZHU Yaling, ZHANG Yingqin. Equity structure and research on technology innovation efficiency of listed companies: based on three-stage DEA

- method[J]. *Journal of Technology Economics*, 2020, 39(7): 128-139.
- [27] 吴延兵. 自主研发、技术引进与生产率——基于中国地区工业的实证研究[J]. *经济研究*, 2008, 43(8): 51-64.
- WU Yanbing. Indigenous R&D, technology imports and productivity: evidence from industries across regions of China [J]. *Economic Research Journal*, 2008, 43(8): 51-64.
- [28] 陈强. 高级计量经济学及 STATA 应用[M]. 第二版. 北京:高等教育出版社, 2014.
- [29] 温忠麟, 张雷, 侯杰泰, 等. 中介效应检验程序及其应用[J]. *心理学报*, 2004, 36(5): 614-620.
- WEN Zhonglin, ZHANG Lei, HOU Jietai, et al. Testing and application of the mediating effects[J]. *Acta Psychologica Sinica*, 2004, 36(5): 614-620.
- [30] LOURIDAS P, EBERT C. Machine learning [J]. *IEEE Software*, 2016, 33(5): 110-115.
- [31] 曾德麟, 蔡家玮, 欧阳桃花. 数字化转型研究: 整合框架与未来展望[J]. *外国经济与管理*, 2021, 43(5): 63-76.
- ZENG Delin, CAI Jiawei, OUYANG Taohua. A research on digital transformation: integration framework and prospects[J]. *Foreign Economics & Management*, 2021, 43(5): 63-76.
- [32] 胡保亮. 商业模式创新、技术创新与企业绩效关系: 基于创业板上市企业的实证研究[J]. *科技进步与对策*, 2012, 29(3): 95-100.
- HU Baoliang. Business model innovation, technological innovation and firm performance: an empirical study of listed companies on the GEM [J]. *Science & Technology Progress and Policy*, 2012, 29(3): 95-100.
- [33] 熊凯军. 营商环境、政府支持与企业创新产出效率——基于技术比较优势的视角[J]. *首都经济贸易大学学报*, 2020, 22(6): 83-93.
- XIONG Kaijun. Business environment, government support and enterprise innovation output efficiency——based on the perspective of technological advantage comparative[J]. *Journal of Capital University of Economics and Business*, 2020, 22(6): 83-93.
- [34] 蒋伏心, 季柳. 产学研合作对企业技术创新的影响——基于门槛回归的实证研究[J]. *华东经济管理*, 2017, 31(7): 132-138.
- JIANG Fuxin, JI Liu. The effect of industry-university-research cooperation on corporate technology innovation——an empirical study based on the threshold regression [J]. *East China Economic Management*, 2017, 31(7): 132-138.
- [35] 王越, 王承云. 长三角城市创新联系网络及辐射能力[J]. *经济地理*, 2018, 38(9): 130-137.
- WANG Yue, WANG Chengyun. Urban innovation linkage network and radiation ability in Yangtze River Delta[J]. *Economic Geography*, 2018, 38(9): 130-137.
- [36] 武可栋, 阎世平. 数字技术发展与我国创新效率提升[J]. *企业经济*, 2021, 40(7): 52-62.
- WU Kedong, YAN Shiping. Digital technology development and innovation efficiency improvement in China [J]. *Enterprise Economy*, 2021, 40(7): 52-62.
- [37] 陈德球, 金雅玲, 董志勇. 政策不确定性、政治关联与企业创新效率[J]. *南开管理评论*, 2016, 19(4): 27-35.
- CHEN Deqiu, JIN Yaling, DONG Zhiyong. Policy uncertainty, political connection and firms' innovation efficiency[J]. *Nankai Business Review*, 2016, 19(4): 27-35.

(责任编辑 周 蓓)