引用格式：付小鹏，龙思宇，娄必县. 数据资产化对“专精特新”企业创新产出的影响研究[J]. 技术经济，2026，45(4)：61-78.

Fu Xiaopeng，Long Siyu，Lou Bixian. Research on the impact of data assetization on the innovation output of “specialized，refinement，differential and Innovation”（SRDI）enterprises[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(4)：61-78.

数据资产化对“专精特新”企业创新产出的影响研究

付小鹏，龙思宇，娄必县

（重庆理工大学重庆知识产权学院，重庆 400054）

摘 要：在数字经济与实体经济深度融合、新质生产力加速培育的时代背景下，数据要素已成为驱动产业升级与经济高质量发展的核心生产要素。数据资产化作为数据资源向生产要素转化、实现价值闭环的关键路径，是推动数字经济纵深发展、赋能企业创新升级与新质生产力培育的核心战略支撑。基于2011—2021年沪深A股上市公司数据，以“专精特新”企业为研究对象，定量分析了企业数据资产化对其创新产出的影响及作用机制。结果表明，数据资产化显著提升了“专精特新”企业的创新产出水平，该结论在内生性处理、替换核心变量等一系列稳健性检验后依然成立。机制检验显示，数据资产化可通过缓解企业融资约束与技术赋能两条渠道提升专精特新企业创新产出。进一步异质性分析发现，该创新激励效应在非国有企业及金融科技发展水平较高地区的企业中更为显著。研究结论丰富了数据要素经济效应与企业创新领域的相关文献，为政府推进数据要素市场化改革、企业激活数据资产价值以培育新质生产力提供了扎实的经验证据与决策参考。

关键词：数据资产化；创新产出；“专精特新”企业；技术赋能；融资约束；数字经济

中图分类号：F272 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)04-0061-18

DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J25121818

一、引言

在数字化转型向纵深推进的背景下，数据要素凭借其非竞争性、网络外部性和边际收益递增等特殊属性[1]，已经成为驱动数字经济发展、培育新质生产力的核心要素[2-4]。根据国际数据公司（IDC）预测，2025年全球数据生成总量将突破175ZB，同期中国企业的数据资产规模年均增速预计达到32.4%，远超传统生产要素的积累速度。这种要素禀赋结构性转变，将通过“萃取-扩散-共创”机制重构生产函数[5]，为经济可持续增长注入新动力[6]。在政策层面，中国亦逐步确立数据要素的法律与经济地位。2018年2月，党的十九届三中全会首次提出，数据可作为生产要素依据其贡献参与收益分配。2024年，《数据资产全过程管理试点方案》推动数据资产入表进入实操阶段，标志着中国数据资产化步入制度化与实操化并行的新阶段[3]。

在此背景下，数据资产化进程对企业生产的影响，已成为学术界关注的重要议题[6-7]。现有研究多从供应链或产业链视角切入，探讨数据资产化对企业生产效率与整体绩效的影响及作用机制[8-10]。具体而言，车洪雪与邓杰[8]在相关研究中明确提出，数据资产化能够有效降低经营风险。吕寒和王坤[9]则指出数据资产化能够通过优化企业内部控制体系等多种途径，切实提高了企业的生产效率。张本秀等[10]从产业链联动视角出发，深入探究了数据资产对全要素生产率的作用机制。渠慎宁和梁航远[11]进一步指出，数据要素与人工智能、区块链等新兴技术融合，能够催生智能生产、柔性制造等新质生产力形态，从而提高生产效率。在影响机制研究方面，Changyu等[12]与危雁麟等[13]的研究证实，数据资产化可以通过缓解融资约束、吸引技术型人力资本等途径，提升企业价值。但这种机制对不同类型公司的影响并非一致，Gonzalo和Juan[14]认为这

收稿日期：2025-12-18

基金项目：国家社会科学基金“新型城镇化背景下‘农转非’人口的经济融入研究”（22xjy009）；重庆市知识产权软科学研究项目“重庆市高校专利转化激励政策的实施成效及优化路径研究”（CQIP-R-2024-06）

作者简介：付小鹏（1985—），博士，重庆理工大学重庆知识产权学院副教授，硕士研究生导师，研究方向：劳动经济学、人口经济学、数字经济学；（通信作者）龙思宇（2000—），重庆理工大学重庆知识产权学院、重庆科技创新知识产权研究中心硕士研究生，研究方向：技术创新与知识产权管理；娄必县（1981—），博士，重庆理工大学重庆知识产权学院副院长，副教授，硕士研究生导师，研究方向：法院制度、民事诉讼法学、知识产权。

种影响在生产效率更高的公司体现更为明显,会出现明显的“马太效应”。

然而,既有文献在数据资产化与企业创新行为的关系研究上仍存在明显缺口,直接实证研究较少,有限的相关研究显示其影响可能存在复杂的非线性关联。例如,Enric 等[15]指出,数据要素亦可能因“资源诅咒”效应对创新产生负面影响。Bloom 等[16]则从实物期权视角出发,认为数据资产专用性特征可能抑制企业创新投入。尽管已有文献为理解数据资产化的经济后果提供了有益参考,但随着数据资产确权进程的加速与国家创新驱动战略的深入实施,数据资产化如何影响企业创新产出,其内在机制与异质性特征究竟为何,仍亟须系统的微观实证证据予以回应。从理论上看,数据资产化的创新效应可借助资源基础观进行解释:作为独特的战略性资源,数据的价值化过程有助于企业形成差异化竞争优势,从而提升创新绩效。同时,数据要素价值化理论则进一步揭示了数据从原始状态向可量化、可交易、可增值资产的转化路径,为理解其创新效应提供了理论基础。尽管如此,随着数据资产确权进程的加速与国家创新驱动战略的深入实施,数据资产化如何影响企业创新产出,其内在机制与异质性特征究竟为何,仍需系统的微观实证证据。

鉴于此,本文聚焦于“专精特新”企业这一核心群体,旨在为数据资产化与企业创新产出的关系提供更细致的微观证据。作为落实创新驱动发展战略的关键载体,“专精特新”企业凭借其在特定产业链环节的专业化能力、核心技术优势与创新韧性,不仅承担着优化现代产业体系、构建创新型发展格局的核心使命[17],而且因其自身特点成为本文的理想样本。具体而言:首先,该类企业普遍处于技术前沿,高度依赖创新活动维持市场竞争优势,这一特征有助于更清晰识别数据资产化对创新行为的因果影响。其次,此类企业数字化转型进程领先行业平均水平,由此积累数据资源较为丰富,这为观察数据要素转化为资产的实际路径提供了良好的现实基础。截至 2023 年 1 月,中国已累计培育 8997 家国家级“专精特新”企业,这些企业平均研发强度显著高于一般企业,超过半数已启动数字化转型实践,近两成进入深度应用阶段①。最后,该类企业在产权结构、融资条件与技术能力等方面存在显著的内在异质性,这为进一步分析数据资产化创新效应的边界提供了应用场景。

基于以上分析,本文以 2011—2021 年沪深 A 股“专精特新”上市公司数据为研究样本,从理论和实证两维度,系统地考察了数据资产化对企业创新产出的影响及其内在的机制。边际贡献主要体现为以下两点:第一,拓展了数据资产化经济后果的研究边界。本文以“专精特新”企业为样本,通过构建严谨的识别策略,从微观层面为数据资产化与企业创新行为的因果关系提供了直接实证证据;现有文献则多聚焦于数据资产化对企业融资约束、信息披露[3,18]及生产效率[19]等维度的影响,对其创新效应的系统考察仍较少,本文研究可对此形成有益的补充。第二,深化了“专精特新”企业创新驱动因素的研究内涵。与既有研究关注财务特征、股权结构或治理机制等传统因素的文献不同,本文从数据要素市场化配置的视角出发,揭示了数据资产化对创新产出的内在机制与异质特征,为理解该类企业的创新动力来源提供了新的理论视角与经验依据。

二、理论分析与研究假设

(一)基本模型设定

考虑一个存在金融的摩擦环境中运营并以利润最大化为目标的代表性企业, 参照 Griliches 等[20]的研究,采用柯布-道格拉斯生产函数形式设定企业创新生产函数如式(1)所示。

$$Y_{inn} = \theta(A\Omega)^{1-\alpha}R^{\alpha} \tag{1}$$

其中:Y_{inn} 为企业的创新产出;θ 为研发效率参数;A 为企业已有的技术知识存量;R 为企业投入的研发资金;$\alpha \in (0,1)$ 为研发支出弹性;Ω 为数据资产化水平。

企业创新活动面临两个维度约束:

一是融资约束。假设企业内部资金为 W,由于存在代理成本、信息不对称成本,企业外部融资的额外成本设定为 $\varphi(R-W)$,其中,$\varphi(\cdot)$ 是一个凸函数,满足 $\varphi(0)=0, \varphi'>0, \varphi''>0$,也即是融资缺口越大,单位融资成本就会越高。数据资产化的目的之一就在于可以作为抵押物,降低对外部资金约束,假设数据资产总额为 D,那么企业外部融资资本函数修正为 $\varphi(R-W-\lambda D)$,其中 $\lambda \in [0.1]$ 是数据资产的抵押系数,反映其在资本市场中的

① 资料来源于央视网,《工信部:全国已培育 7 万多家专精特新中小企业 其中“小巨人”企业 8997 家》,2023 年 3 月 1 日,http://news.cctv.cn/2023/03/01/ARTIJcHib7s5mLdD2rIsan5r230301.shtml。

可抵押能力。二是企业本身技术能力水平约束。根据李健等[6]、Chen 等[21]的研究，企业数字化转型会对企业创新产生乘数效应，由此设定 Ω 是 D 的增函数，为了方便分析，函数设定为

$$\Omega = D^{\gamma},\ \gamma > 0 \tag{2}$$

企业选择研发投入 R 以最大净收益为目标。其创新产出 Y_{inn} 的市场价值为 PY_{inn}，那么企业决策问题为

$$\max_{R}\{Y_{inn} - R - \varphi(R - W - \lambda D)\} \tag{3}$$

$$\text{s.t. } Y_{inn} = \theta(A \cdot D^{\gamma})^{1-\alpha} R^{\alpha} \tag{4}$$

（二）比较静态分析

当 $D = 0$ 时，模型退化为标准有融资约束的创新模型，如式（5）所示。

$$\max_{R}\{\theta A^{1-\alpha} R^{\alpha} - R - \varphi(R - W)\} \tag{5}$$

其一阶条件为

$$\alpha\theta A^{1-\alpha} R^{\alpha-1} = 1 + \varphi'(R_0^* - W) \tag{6}$$

其中：R_0^* 为基准情景下的最优研发投入；$\alpha\theta A^{1-\alpha} R^{\alpha-1}$ 为研发的边际收益；$1+\varphi'(R_0^* - W)$ 为研发的边际成本。由于 $\varphi'' > 0$，当内部资金 W 不足时，φ' 很大，这会显著抑制企业的最优研发规模 R_0^*。

当存在数据资产（$D>0$，且 $\lambda > 0$）并成为可抵押资产时，企业创新研发投入问题就变为

$$\max_{R}\{\theta A^{1-\alpha} R^{\alpha} - R - \varphi(R - W - \lambda D)\} \tag{7}$$

一阶条件为

$$\alpha\theta A^{1-\alpha} R^{\alpha-1} = 1 + \varphi'(R_1^* - W - \lambda D) \tag{8}$$

对 D 求偏导可以得到：

$$\alpha\theta A^{1-\alpha}(\alpha - 1) R^{\alpha-2} \frac{\partial R_1^*}{\partial D} = \varphi''\left(\frac{\partial R_1^*}{\partial D} - \lambda\right) \tag{9}$$

整理可得：

$$\frac{\partial R_1^*}{\partial D} = \frac{\lambda\varphi''}{\underbrace{\varphi'' + \alpha\theta A^{1-\alpha}(1 - \alpha) R^{\alpha-2}}_{>0}} > 0 \tag{10}$$

通过式（10）可以发现数据资产化和最优研发投入存在正相关关系。

基于上述探讨，本文提出假设：

数字资产化通过降低融资约束，提高了企业的最优研发投入 R^*，进而提升创新产出水平（H1）。

数据资产化对于创新能力的影响，也即是对创新赋能。那么企业创新研发问题就变为

$$\max_{R}\{\theta(AD^{\gamma})^{1-\alpha} R^{\alpha} - R - \varphi(R - W)\} \tag{11}$$

一阶条件为

$$\alpha\theta A^{1-\alpha} D^{\gamma(1-\alpha)} R^{\alpha-1} = 1 + \varphi'(R_2^* - W) \tag{12}$$

其中：R_2^* 为数据资产化赋能现有技术创新所产生的研发投入水平。

对数据资产化的求偏微分可得：

$$\alpha\theta A^{1-\alpha}\gamma(1 - \alpha) D^{\gamma(1-\alpha)-1} R^{\alpha-1} + \alpha\theta A^{1-\alpha} D^{\gamma(1-\alpha)}(\alpha - 1) R^{\alpha-2} \frac{\partial R_2^*}{\partial D} = \varphi'' \frac{\partial R_2^*}{\partial D} \tag{13}$$

整理可得：

$$\frac{\partial R_2^*}{\partial D} = \frac{\alpha\theta A^{1-\alpha}\gamma(1 - \alpha) D^{\gamma(1-\alpha)-1} R^{\alpha-1}}{\underbrace{\varphi'' + \alpha\theta A^{1-\alpha} D^{\gamma(1-\alpha)}(1 - \alpha) R^{\alpha-2}}_{>0}} > 0 \tag{14}$$

基于上述探讨，本文提出假设：

数据资产化可以通过赋能技术创新能力使最优研发投入提升，进而实现创新产出的增加（H2）。

（三）综合效应分析

现在将以上两个机制整合在一起，那么企业面临最优化问题就为

$$\alpha\theta(AD^{\gamma})^{1-\alpha} R^{\alpha-1} - 1 - \varphi'(R^* - W - \lambda D) = 0 \tag{15}$$

或者等价为

$$\alpha\theta A^{1-\alpha}D^{\gamma(1-\alpha)}(R^*)^{\alpha-1}=1+\varphi'(R^*-W-\lambda D) \tag{16}$$

其中：R^* 为两种机制都起作用时的最优研发投资水平。

式(15)和式(16)中的全导数 $\frac{\mathrm{d}R^*}{\mathrm{d}D}$ 包含了两种机制。应用隐函数定理，$\frac{\mathrm{d}R^*}{\mathrm{d}D}$ 的符号由交叉偏导数 $\frac{\partial^2\Pi}{\partial R\partial D}$ 决定。根据利润最大化原理可得：

$$\frac{\partial^2\Pi}{\partial R\partial D}=\underbrace{\alpha\theta A^{1-\alpha}\gamma(1-\alpha)D^{\gamma(1-\alpha)-1}R^{\alpha-1}}_{\text{技术效应}(>0)}+\underbrace{\lambda\varphi''}_{\text{抵押效应}(>0)} \tag{17}$$

由于式(17)右边两项均严格为正，故 $\frac{\partial^2\Pi}{\partial R\partial D}>0$。根据应用于一阶条件$\left(\frac{\partial\Pi}{\partial R}=0\right)$的隐函数定理，并且给定最大值成立的二阶条件 $\frac{\partial^2\Pi}{\partial R^2}<0$ 成立，因此可得：

$$\frac{\mathrm{d}R^*}{\mathrm{d}D}=-\frac{\partial^2\Pi/\partial R\partial D}{\partial^2\Pi/\partial R^2}>0 \tag{18}$$

那么，总效应可以通过全导数分解获得，具体为

$$\frac{\mathrm{d}Y^*_{\mathrm{inn}}}{\mathrm{d}D}=\frac{\partial Y^*_{\mathrm{inn}}}{\partial D}+\frac{\partial Y^*_{\mathrm{inn}}}{\partial R^*}\frac{\mathrm{d}R^*}{\mathrm{d}D} \tag{19}$$

其中直接效应(保持 R^*)：

$$\frac{\partial Y^*_{\mathrm{inn}}}{\partial D}=\theta A^{1-\alpha}\gamma(1-\alpha)D^{\gamma(1-\alpha)-1}(R^*)^{\alpha}>0 \tag{20}$$

间接效应(通过引致研发)：

$$\frac{\partial Y^*_{\mathrm{inn}}}{\partial R^*}\frac{\mathrm{d}R^*}{\mathrm{d}D}=[\alpha\theta(AD^{\gamma})^{1-\alpha}(R^*)^{\alpha-1}]\frac{\mathrm{d}R^*}{\mathrm{d}D}>0 \tag{21}$$

由于直接效应和间接效应均为正，那么均衡创新产出水平也为正。

基于上述探讨，本文提出假设：

“专精特新”企业能够通过数据资产化提升自身创新产出水平(H3)。

(四)异质性分析

1. 企业所有权的异质性分析

对于国有企业(SOE)而言，假定其融资成本函数为 $\varphi^s(\cdot)$，由于国有企业与政府、国有银行的隐性关联，使其外部的融资成本较低，表现为 $\varphi^{s\prime}$ 和 $\varphi^{s\prime\prime}$ 相对较小。对于非国有企业(Non-SOE)而言，其融资成本审定为 $\varphi^n(\cdot)$，且 $\varphi^{n\prime}$ 和 $\varphi^{n\prime\prime}$ 相对较大，也即 $\varphi^{n\prime}>\varphi^{s\prime}$、$\varphi^{n\prime\prime}>\varphi^{s\prime\prime}$。那么当仅考虑抵押效应时，最优研发 R_1^* 对数字资产 D 的偏导数为

$$\frac{\partial R_1^*}{\partial D}=\frac{\lambda\varphi''}{\varphi''+\alpha\theta A^{1-\alpha}(1-\alpha)(R_1^*)^{\alpha-2}} \tag{22}$$

令 $\Delta=\frac{\partial R_1^*}{\partial D}$，由于 $\varphi^{n\prime\prime}>\varphi^{s\prime\prime}$，令

$$f(\varphi'')=\frac{\lambda\varphi''}{\varphi''+K} \tag{23}$$

其中：$K=\alpha\theta A^{1-\alpha}(1-\alpha)(R_1^*)^{\alpha-2}>0$，在比较的初始点可视为常数。那么 $f(\varphi'')$ 的导数就变为

$$\frac{\partial f}{\partial\varphi''}=\frac{\lambda(\varphi''+K)-\lambda\varphi''}{(\varphi''+K)^2}=\frac{\lambda K}{(\varphi''+K)^2}>0 \tag{24}$$

由于 $f(\varphi'')$ 是 φ'' 的增函数，在给定的 $\varphi^{n\prime\prime}>\varphi^{s\prime\prime}$ 的条件下可得到：

$$\left.\frac{\partial R_1^*}{\partial D}\right|_{\text{Non-SOE}} = f(\varphi^{n''}) > f(\varphi^{s''}) = \left.\frac{\partial R_1^*}{\partial D}\right|_{\text{SOE}} \tag{25}$$

这意味着，每增加一单位数字资产，所带来的研发投入增长幅度，非国有企业要大于国有企业，在未考虑研发风险的条件下，自然带来更多创新产出。

基于上述探讨，本文提出假设：

相对国有企业，数据资产化对私营“专精特新”企业创新产出的正向影响更为明显（H4）。

2. 区域金融科技发展水平异质性分析

假设数字资产的抵押系数 λ 和技术乘数 γ，并将其加入式（15）中，最优研发 R^* 是 D、λ、γ 的函数。区域金融技术水平 F 则通过影响抵押系数 λ 和技术乘数 γ 来间接影响 R^*。根据链式法则，数据资产的总效应回报为

$$\frac{\mathrm{d}R^*}{\mathrm{d}D} = \underbrace{\frac{\partial R^*}{\partial D}}_{\text{直接效应}} + \underbrace{\frac{\partial R^*}{\partial \lambda}\frac{\partial \lambda}{\partial F}\frac{\partial F}{\partial D}}_{\text{金融科技赋能抵押效应}} + \underbrace{\frac{\partial R^*}{\partial \gamma}\frac{\partial \gamma}{\partial F}\frac{\partial F}{\partial D}}_{\text{金融科技赋能技术放应}} \tag{26}$$

由假设 H1 可知，$\frac{\partial R_1^*}{\partial \lambda} = \frac{\varphi''}{\varphi'' + \alpha\theta A^{1-\alpha}(1-\alpha)(R_1^*)^{\alpha-2}} > 0$，由于 $\lambda'(F) > 0$，这意味着在金融科技相对发达地区（高 F），数据资产得抵押系数 λ 更大，从而通过抵押渠道对研发的促进作用 $\left.\frac{\partial R^*}{\partial D}\right|_{\text{抵押效应}}$ 被放大。

由假设 H2 可知，$\frac{\partial R_2^*}{\partial \gamma} = \frac{\alpha\theta A^{1-\alpha}(1-\alpha)(\ln D)D^{\gamma(1-\alpha)}(R_2^*)^{\alpha-1}}{\varphi'' + \alpha\theta A^{1-\alpha}D^{\gamma(1-\alpha)}(1-\alpha)(R_2^*)^{\alpha-2}} > 0$ 由于 $\gamma'(F) > 0$，这意味着在金融科技发达地区，数字资产的技术乘数 γ 更大，那么通过技术渠道对研发的促进作用 $\left.\frac{\partial R^*}{\partial D}\right|_{\text{技术效应}}$ 被放大。

在金融科技发达区域，由于 $\lambda(F)$ 和 $\gamma(F)$ 均更高，根据假设 H3 的证明，交叉偏导数 $\frac{\partial^2 \Pi}{\partial R \partial D}$ 会更大（因为 λ 和 γ 都更大）。因此，根据隐函数定理，整体的 $\frac{\mathrm{d}R^*}{\mathrm{d}D}$ 也更大，在未考虑研发风险的条件下，在金融科技发展更为先进的地区，数字资产更容易“变现”为融资能力（高 λ）和生产力（高 γ），使得企业在进行数字资产投资时能获得更高的回报，从而更大幅度地激励其创新活动，带来更高水平创新产出。

基于上述探讨，本文提出假设：

相较于金融科技发展水平较低的地区，数据资产化对企业创新产出的提升效应在金融科技发展水平较高的地区更强（H5）。

三、研究设计

（一）数据来源

本文选取 2011—2021 年 A 股“专精特新”上市公司为研究样本，实证检验数据资产化对企业创新产出的影响。鉴于“专精特新”概念首见于《中国产业发展和产业政策报告（2011）》，据此设定样本观测起点。在样本甄选过程中，手工整理工信部发布的国家级四批“专精特新”名录，并借助企查查平台与上市公司信息进行精准匹配，初步筛选出 786 家目标企业。为确保数据的有效性与代表性，进一步剔除金融类、ST（special treatment）及 *ST、上市不足一年及关键财务数据缺失的样本，最终构建了包含 455 家上市公司、2047 个观测值的面板数据集。此外，对所有连续变量进行了 1%的双侧缩尾。专利数据来源于国家知识产权局，财务数据来源于 Wind、国泰安（CSMAR）及 Choice 数据库。

（二）变量说明

1. 被解释变量

创新产出（*IA*）。参照李梅和徐天骄[22]的方法，以企业总专利申请量（*Patent*）为核心指标衡量企业创新

产出。由于发明专利需通过实质性审查且技术含量更高,为更全面地评估企业创新产出,本文借鉴杜晴等[23]的做法,还引入了发明专利申请量(*IPatent*)这一指标。这一双重指标体系的构建,可更精确识别和评估企业在技术突破性创新方面的高水平产出,从而更全面地反映企业的创新产出。同时,为进行稳健性检验,使用创新效率(*PR*)作为衡量企业创新产出的替换变量。

2. 解释变量

企业数据资产化水平(*DA*)。数据资产化是将经加工形成的数据要素进一步转化为具备明确权属与价值形态的数据产品[24],并通过嵌入特定商业场景实现其经济价值,从而为企业创造实际经济收益的过程。在企业实践中,数据资产化与数字化、信息化处于不同的演进层级。信息化是基础,数字化是深化,而数据资产化是目标和结果。参考何瑛等[4]的研究,本文采用文本分析法进行测度。具体测度遵循"种子词-语料库-扩充筛选-量化"的逻辑路径:首先,确立"数据、数字、信息、网络"为核心种子词,并利用 Python 软件系统搜集国家及省级层面关于数据权属、交易及会计处理等领域的法律法规,构建专业语料库;其次,采用 Word2Vec 软件中的 Skip-Gram 模型对语料进行训练,通过计算词向量空间的余弦相似度扩展语义关联词,并在剔除否定语义词汇的基础上,结合主流搜索引擎及人工甄别对候选词的语境适用性进行交叉核验分析,生成优化后关键词库;最后,对 2011—2021 年"专精特新""小巨人"企业年报进行检索,统计关键词总频次,并针对数据分布的右偏特征问题,对总词频进行加 1 取自然对数处理,以此衡量企业数据资产化水平。

进一步地,为考察数据资产的结构特征与结果稳健性,本文进行了如下扩展处理:一方面,借鉴中国信息通信研究院政策与经济研究所[25]的分类思路,依据数据资产在企业内部的实际用途,将上述关键词集细分为自用型数据资产(*ODA*)和交易型数据资产(*DDA*)两个维度分别测度;另一方面,在稳健性检验环节,借鉴何瑛等[4]的研究,选取企业是否建设财务共享服务中心、数据中台、信息管理系统及区块链技术的应用情况作为 *DA* 的代理变量,从多个维度来验证实证结果的可靠性。

3. 控制变量

借鉴韩慧媛等[26]、徐飞等[27]、刘琳等[28]的研究,本文控制了可能影响企业创新产出的多种重要因素,包括企业规模(*Size*)、经营杠杆(*OPR*)、内控披露(*ICP*)、资产负债率(*LEV*)、资本密集度(*Capital*)、股权集中度(*Top*1)、总资产周转率(*Turn*)。稳健性检验增加两职合一(*Dual*)、所有权性质(*SOE*)、独立董事比例(*Indep*)及审计意见(*Opin*)四个公司治理变量。主要变量含义见表 1。

表 1 主要变量含义

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	创新产出	*Patents*	ln(总专利申请量+1)
		IPatents	ln(发明专利申请量+1)
解释变量	数据资产化水平	*DA*	ln(数据资产总词频)
	自用型数据资产	*ODA*	ln(自用型数据资产总词频)
	交易型数据资产	*DDA*	ln(交易型数据资产总词频)
控制变量	企业规模	*Size*	ln(年末总资产)
	资产负债率	*LEV*	年末总负债/年末总资产
	经营杠杆	*OPR*	(净利润+所得税费用+财务费用+固定资产折旧、油气资产折耗、生产性生物资产折旧+无形资产摊销+长期待摊费用摊销)/(净利润+所得税费用+财务费用)
	内控披露	*ICP*	企业披露内控情况取 1,否则取 0
	资本密集度	*Capital*	(资产总额-无形资产净值-商誉净额)/总资产
	股权集中度	*Top*1	第一大股东的持股比例
	总资产周转率	*Turn*	营业收入/资产总额
	两职合一	*Dual*	董事长与总经理职务重合时取 1,否则取 0
	所有权性质	*SOE*	国有企业取 1,否则取 0
	独立董事比例	*Indep*	独立董事数/董事会规模
	审计意见	*Opin*	无保留取 1,否则取 0

（三）模型设定

为探究企业层面的数据资产化对“专精特新”企业创新产出所产生的影响，揭示其在推动企业技术创新方面的实际作用，本文构建如式（27）所示模型。

$$IA_{i,t}=\beta_0+\beta_1 DA_{i,t}+\beta_t Controls_{i,t}+\mu_i+\lambda_t+\xi_{i,t} \quad (27)$$

其中：$IA_{i,t}$ 为创新产出；$DA_{i,t}$ 为数据资产化水平；$Controls_{i,t}$ 为控制变量；μ_i 和 λ_t 为行业和年份固定效应；$\xi_{i,t}$ 为误差项；β 为待估系数。

（四）描述性统计

主要变量的描述性统计结果见表 2。首先，在创新产出方面，*Patent* 与 *IPatent* 的标准差分别为 1.1053 和 1.1948，且极差较大，表明“专精特新”企业在创新能力上存在显著的个体异质性。其次，关于核心解释变量，*DA* 的均值（3.3285）高于中位数（3.2581），呈现出典型的右偏分布特征。这意味大多数样本企业的数据资产化建设尚位于平均线以下，整体水平处于起步阶段且发展不均衡现状。最后，结构维度的对比分析显示，*ODA* 的均值显著高于 *DDA*。这一非对称结构揭示了当前“专精特新”企业的数据资源主要服务于内部运营优化，而外部交易与市场化流转严重滞后。这种以“内循环”为主的应用模式，不仅制约了数据要素在企业间的跨界配置效率，也可能在微观层面上抑制数据资产经济价值的充分释放。

为直观考察核心变量间的数量关系，本文绘制了数据资产化与企业创新产出的散点拟合图。从图 1 和图 2 可以看出，无论是针对总专利申请量还是发明专利申请量，其与数据资产化水平的线性拟合趋势线均呈现出显著向右上方倾斜特征。这一分布形态直观地表明，随着企业数据资产化程度的加深，其创新产出呈现出同步增长态势。虽然上述特征事实初步佐证了二者之间的正向关联，但考虑到潜在的内生性问题及其他控制变量的干扰，确切的因果效应仍需依赖后续计量模型进行检验。

表 2　描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	中位数	最小值	最大值
Patent	2047	4.2136	1.1053	4.3175	0	6.9707
IPatent	2047	3.7568	1.1948	3.8712	0	6.9594
DA	2047	3.3285	0.5628	3.2581	0	5.8999
ODA	2047	3.2990	0.5425	3.2581	0	5.8999
DDA	2047	0.4563	0.7314	0	0	5.2983
Size	2047	12.0556	0.6967	11.9945	10.5238	14.2978
EstAge	2047	17.0274	5.1614	17.0000	2.0000	45.0000
LEV	2047	0.2962	0.1618	0.2708	0.0467	0.7522
OPR	2047	1.4594	2.1058	1.2585	0	74.4413
ICP	2047	0.9888	0.1054	1.0000	0	1.0000
Capital	2047	0.0254	0.0131	0.0231	0.0064	0.0813
*Top*1	2047	0.3087	0.1253	0.2900	0.0728	0.6484
Turn	2047	0.5049	0.3063	0.4336	0.0682	3.2939

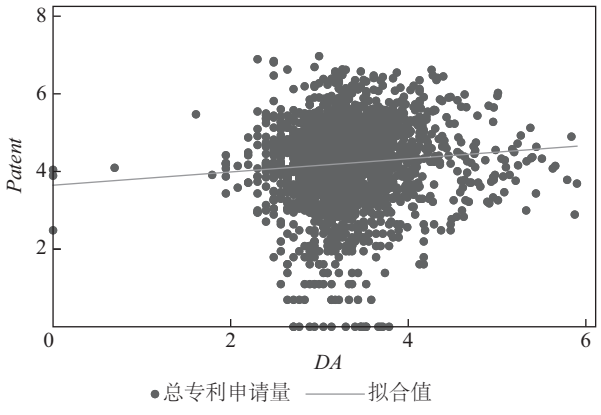


图 1　数据资产化与总专利申请量之间关系趋势

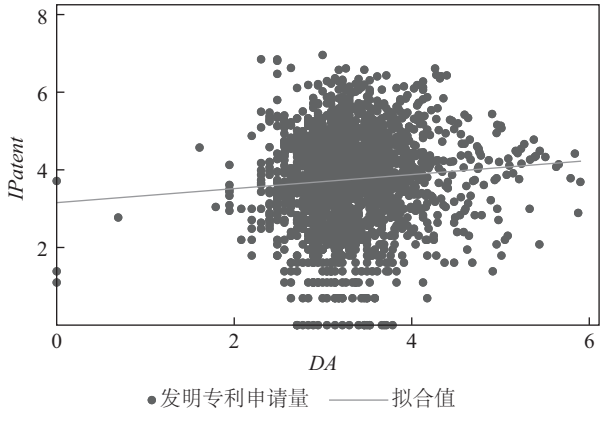


图 2　数据资产化与发明专利申请量之间关系趋势

四、实证结果分析

(一)基准回归分析

模型(27)的回归分析结果见表3。(1)列~(3)列分别以数据资产化水平、自用型数据资产和交易型数据资产为自变量,以总专利申请量为因变量进行回归;(4)列~(6)列则采用相同的自变量结构,但以发明专利申请量为因变量。所有回归均控制了年份与行业固定效应。从表3可以看出,*DA*在(1)列和(4)列中的回归系数均在1%水平上显著为正。这一结果表明,当数据资产化程度得以提升时,对于"专精特新"企业而言,其创新产出会受到显著的推动作用。从经济解释的角度出发,当企业数据资产化的水平上升一个标准差时,其创新产出将平均提升约6%(0.1132×0.5628×100%)和8%(0.1426×0.5628×100%)。此外,*ODA*与*DDA*的系数均在1%水平显著为正,进一步表明二者对"专精特新"企业创新产出均具显著提升作用。假设H1得到验证。

表3　基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Patent	*Patent*	*Patent*	*IPatent*	*IPatent*	*IPatent*
DA	0.1132***			0.1426***		
	(3.0954)			(3.1471)		
ODA		0.1048***			0.1367***	
		(2.7751)			(2.9373)	
DDA			0.1251***			0.1113***
			(4.0695)			(2.9635)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	−0.2959	−0.2823	0.1835	−0.1321	−0.1290	0.4149
	(−0.4806)	(−0.4572)	(0.3090)	(−0.1886)	(−0.1835)	(0.6099)
N	2047	2047	2047	2047	2047	2047
adj. R^2	0.2429	0.2424	0.2460	0.1888	0.1883	0.1890

注:*、**、***依次表示显著水平为10%、5%、1%;括号内为*t*值。

(二)内生性问题

1.工具变量法

本文借鉴何瑛等[4]的做法,选取同行业、同年度其他企业滞后一期的数据资产平均水平(*LDAave*)作为工具变量,并采用两阶段最小二乘法(2SLS)对模型进行重新估计。该方法的合理性主要体现在以下两个方面:首先,企业在其所属行业内通常具有一定的特征关联性,行业层面的数据资产化趋势与企业自身特征存在一定程度的相关性;其次,行业整体的数据资产化水平并不直接作用于某一特定企业的创新产出,因而其能够满足工具变量所要求具备的外生性这一关键条件。从表4可以看出,未控制固定效应时,第一阶段中*LDAave*的系数在1%水平上显著为正,*F*统计量远超Stock-Yogo 10%临界值,表明工具变量有效;第二阶段中*DA*的系数在1%水平上显著为正。加入固定效应后,第一阶段*LDAave*的系数仍显著为正,*F*统计量依然高于16.38,再次验证工具变量有效性;第二阶段*DA*的系数在5%水平上显著为正。由此可见,在控制了内生性问题后,数据资产化对"专精特新"企业创新产出的促进作用依然稳健。

2. PSM-DID

本文进一步采用PSM-DID进行检验。2015年国务院发布了《促进大数据发展行动纲要》、推动了各行业大数据创新发展,这是典型的外生冲击事件。首先,根据2015年各企业数据资产的中位数,引入虚拟变量*Treat*,并将企业所在行业2015年的数据资产小于当年所有行业的中位数作为实验组,*Treat*赋值为1,反之作为控制组,赋值为0。其次,引入虚拟变量*Post*,将2015年及以后年份赋值为1,否则赋值为0。控制变量与前文保持一致,模型设定如式(28)所示。

$$IA_{i,t}=\tau_0+\tau_1 Treat_{i,t}+\tau_2 Treat_{i,t}+\tau_t Controls_{i,t}+\mu_i+\lambda_t+\xi_{i,t} \tag{28}$$

基于最近邻匹配法实施 1∶1 有放回抽样，最终获得 1076 个匹配样本。从表 5 的平衡性检验结果可以看出，各协变量的标准化偏差均未超过 10%，表明处理组与控制组在匹配后已无系统性差异，满足倾向得分匹配的平衡性假设。从标准化偏差图、共同趋势范围图和核概率密度图（图 3～图 5）可以看出，达到了良好的匹配效果。从匹配后的回归结果（表 6）可以看出，无论是否纳入控制变量，*DA* 的系数均显著为正。这表明在有效缓解样本选择偏差后，前文的研究结论依然成立。

表 4　工具变量检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	DA	*Patent*	*DA*	*Patent*
LDAave	0.6694*** (11.5453)		0.5889*** (7.9079)	
DA		0.6444*** (4.0813)		0.4192** (2.2516)
Cragg-Donald Wald *F*	212.64 {16.38}		100.89 {16.38}	
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	No	No	Yes	Yes
行业固定效应	No	No	Yes	Yes
_cons	0.2060 (0.5894)	−0.5271 (−0.7306)	−0.0761 (−0.1884)	2.5396*** (3.5170)
N	1487	1487	1487	1487
adj. R^2	0.1428	0.0106	0.2056	0.2303

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；小括号值为 *t* 值；大括号内为 Stock-Yogo 弱工具变量检验 10%显著性水平的临界值。

表 5　平衡性检验

变量	样本	均值		标准误(%)	标准误绝对值减少(%)	*T* 检验	
		处理组	控制组			*T*	*P*
Size	未匹配	12.1400	12.0000	20.200		4.550	0
	匹配	12.1400	12.1600	−3.100	84.600	−0.620	0.533
EstAge	未匹配	16.8000	17.2000	−7.600		−1.720	0.085
	匹配	16.7900	17.1100	−6.200	19.200	−1.300	0.193
LEV	未匹配	0.2950	0.2970	−0.800		−0.190	0.851
	匹配	0.2960	0.2930	1.900	−124.600	0.390	0.698
OPR	未匹配	1.5870	1.3650	9.800		2.350	0.019
	匹配	1.4330	1.3830	2.200	77.300	1.140	0.252
ICP	未匹配	0.9870	0.9900	−2.300		−0.520	0.600
	匹配	0.9870	0.9930	−5.400	−133.600	−1.220	0.223
Capital	未匹配	0.0249	0.0258	−7.000		−1.550	0.120
	匹配	0.0248	0.0245	2.600	63.100	0.550	0.581
*Top*1	未匹配	0.2970	0.3170	−15.700		−3.500	0
	匹配	0.2980	0.2980	−0.300	98.100	−0.070	0.948
Turn	未匹配	0.5190	0.4940	7.900		1.810	0.070
	匹配	0.5200	0.5310	−3.400	57.000	−0.680	0.499

表 6　PSM-DID 回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	Patent	*IPatent*	*Patent*	*IPatent*
DA	0.1258** (2.2328)	0.1569** (2.3627)	0.1497*** (2.7604)	0.1723*** (2.6924)
控制变量	No	No	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes

续表

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	Patent	*IPatent*	*Patent*	*IPatent*
_cons	1.5210**	1.0133	0.0337	0.4763
	(2.2435)	(1.3524)	(0.0315)	(0.3948)
N	1076	1076	1076	1076
adj. R^2	0.236	0.205	0.262	0.224

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；括号内为 *t* 值。

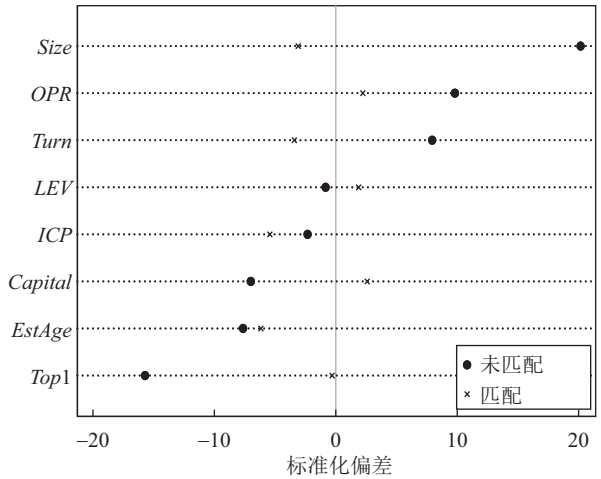


图 3　标准化偏差

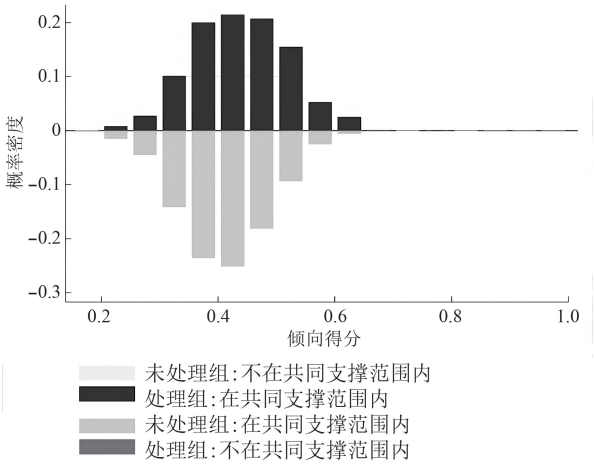


图 4　共同趋势范围

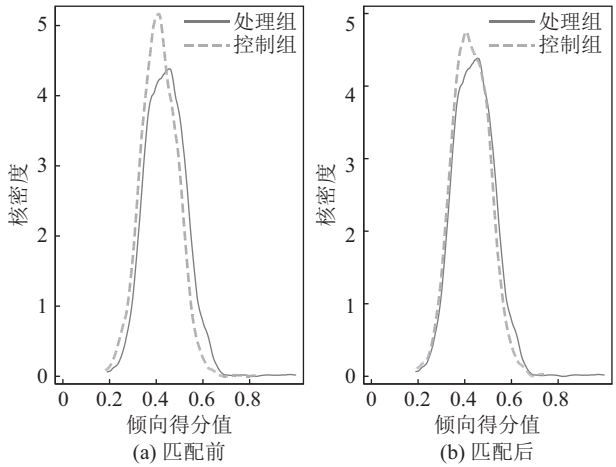


图 5　核概率密度

(三) 稳健性检验

为了进一步确认数据资产化对“专精特新”企业创新产出影响的可靠性，本文采取了替换核心解释变量、增加控制变量、增加子样本回归及排除替代性解释四种方法来进行稳健性检验。

1. 替换变量

首先，对解释变量的度量方法进行调整。借鉴何瑛等[4]的研究，以企业是否设立财务共享中心、是否建设数据中台与信息系统、是否应用区块链技术作为企业数据资产的代理变量（*DAdum*），当企业至少具备其中一类时取值为 1，否则为 0。表 7 的（1）列和（2）列展示了稳健性检验的结果，*DAdum* 的回归系数至少在 1%水平上显著为正，表明基准回归的结论是稳健的。其次，对被解释变量的度量方法进行调整。参考何瑛等[4]的研究方法，采用专利申请数量加 1 后取自然对数与公司研发支出加 1 后取自然对数的比值来衡量创

表 7　替换变量

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Patent	*IPatent*	*PR*	*PR*	*PR*
DAdum	0.1984*** (4.4107)	0.1993*** (3.8699)			
DA			0.0071*** (3.1730)		
ODA				0.0068*** (2.9069)	
DDA					0.0060*** (3.4709)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	−0.1375 (−0.2264)	0.1101 (0.1593)	0.0889** (2.2206)	0.0890** (2.2118)	0.1167*** (3.0564)
N	2047	2047	2039	2039	2039
adj. R^2	0.2473	0.1912	0.2059	0.2055	0.2067

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；括号内为 *t* 值。

新效率(*PR*)，以此作为创新产出的相对量。最后，将企业数据资产进一步划分为自用型(*ODA*)与交易型(*DDA*)两类，并考察其对创新效率(*PR*)的影响。表 7 的(3)列~(5)列显示，替换被解释变量后，*DA*、*ODA*、*DDA* 的回归系数均在 1%水平上显著为正，表明企业数据资产能够提升企业创新产出，主假设结果依然成立。

2. 增加控制变量

考虑到企业数据资产化与创新产出可能共同受公司治理因素的驱动，本文在基准模型基础上进一步引入治理层面的控制变量。由表 8 可知，在纳入治理层面控制变量后，*DA* 对 *Patent* 和 *IPatent* 的回归系数依然分别在 5%和 1%水平上显著为正。此外，分维度检验结果表明，*ODA* 与 *DDA* 对企业创新产出的促进作用同样保持显著，其中交易型数据资产的显著性水平达到了 1%。上述结果意味着，在排除公司治理层面遗漏变量的干扰后，本文的主假设及相关结论依然稳健。

表 8　增加控制变量

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Patent	*Patent*	*Patent*	*IPatent*	*IPatent*	*IPatent*
DA	0.0791** (2.2516)			0.1184*** (2.6574)		
ODA		0.0692* (1.9046)			0.1120** (2.4418)	
DDA			0.1125*** (3.6836)			0.0991*** (2.6661)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	0.2934 (0.4934)	0.3185 (0.5343)	0.6722 (1.1555)	0.2111 (0.3117)	0.2201 (0.3239)	0.7058 (1.0624)
N	2033	2033	2033	2033	2033	2033
adj. R^2	0.2514	0.2510	0.2549	0.1993	0.1989	0.1999

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；括号内为 *t* 值。

3. 子样本回归

以 2016 年为重要的时间分界点，国家大数据战略的实施及《中华人民共和国网络安全法》的颁布，标志着中国数据要素市场正式步入“有法可依”的规范化发展新阶段。为排除政策环境差异可能带来的估计偏差，同时检验在严格监管背景下数据资产化的创新驱动效应是否依然稳健，本文参考 Hu 等[12]与危雁麟等[13]

表 9　子样本回归

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Patent	*Patent*	*Patent*	*IPatent*	*IPatent*	*IPatent*
DA	0.0878** (2.2761)			0.1101** (2.2431)		
ODA		0.0794** (1.9906)			0.1005** (1.9839)	
DDA			0.1147*** (3.4754)			0.1206*** (2.9805)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	0.1024 (0.1487)	0.1179 (0.1706)	0.5085 (0.7684)	0.7596 (0.9621)	0.7763 (0.9793)	1.2373 (1.6241)
N	1606	1606	1606	1606	1606	1606
adj. R^2	0.1781	0.1776	0.1822	0.1106	0.1100	0.1137

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；括号内为 *t* 值。

的处理思路，将样本区间缩短为 2016—2021 年进行回归分析。由表 9 可知，无论是以总专利申请量还是发明专利申请量作为被解释变量，核心解释变量 *DA* 及其细分维度（*ODA*、*DDA*）的回归系数均在 1%或 5%水平上显著为正。这一结果有力地证明，即便在数据合规性要求提升的制度环境下，数据资产化对“专精特新”企业创新产出的赋能效应依然显著存在，进一步印证了本文基本研究结论。

4. 排除替代性解释

考虑到“专精特新”企业通常是政府重点扶持对象，其创新产出的增加可能源于财政补贴或政策倾斜而非单纯的数据资产化效应。为剥离上述政策因素的影响，本文采取双重策略进行稳健性检验：一方面，控制显性资源支持。将政府补助（*Sasset*）作为关键控制变量纳入基准回归模型，以分离财政资金投入对创新的直接贡献。表 10 的（1）列和（3）列的结果显示，在控制政府补助后，*DA* 的回归系数依然在 5%的水平上显著为正。这表明，尽管政府资金支持是推动创新的重要力量，但数据资产化作为企业内部的内生驱动因素，其对创新产出的边际贡献依然独立且显著。另一方面，规避认定效应干扰。鉴于工信部于 2019 年正式发布首批“专精特新”名单，企业入选后可能获得额外的政策关注与资源倾斜。为验证结论并非由“帽子”效应主导，本文剔除 2019 年及以后的观测样本，仅利用政策实施前的样本进行回归。（2）列和（4）列显示，*DA* 的系数仍在 5%水平上显著为正。这一结果有力证实，即使在缺乏特定政策身份加持的情境下，数据资产化对企业创新的赋能作用依然成立。

既有文献广泛证实了数字化转型能显著提升企业创新产出水平[28-29]。鉴于数据资产化与数字化转型之间存在高度的共生关系，为了排除遗漏变量可能导致的偏误，从而更干净地识别 *DA* 相对于一般性数字化

表 10　排除政策影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	Patent	*Patent*	*IPatent*	*IPatent*
DA	0.0784** (2.1167)	0.1341** (2.3983)	0.1018** (2.1840)	0.1834** (2.4923)
Sasset	13.1156*** (4.3260)		15.4029*** (4.3633)	
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	−0.4738 (−0.7649)	0.1177 (0.1729)	−0.3411 (−0.4836)	−0.4734 (−0.5758)
N	2047	1030	2047	1030
adj. R^2	0.2498	0.2337	0.1970	0.1657

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；括号内为 *t* 值。

转型的净影响，本文在模型中引入了对数字化转型水平的控制。具体而言，本文选取了数字化技术相关无形资产占比（DCG_1）和企业数字化转型指数（DCG_2）作为其代理变量。由表 11 可知，在控制上述变量后，*DA* 的系数依然显著为正。这一结果有力地表明，数据资产化对“专精特新”企业创新产出的驱动作用并非数字化转型的简单伴随现象，而是具有独立的解释力与增量贡献。

表 11　排除数字化转型影响

变量	（1）	（2）	（3）	（4）
	Patent	*Patent*	*IPatent*	*IPatent*
DA	0.1194***	0.0796**	0.1491***	0.0903*
	（3.2908）	（2.0648）	（3.3223）	（1.9131）
DCG_1	−0.1264		−0.1319	
	（−0.8601）		（−0.7787）	
DCG_2		0.0007***		0.0011***
		（3.0105）		（4.2234）
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	−0.2640	−0.1162	−0.0989	0.1479
	（−0.4258）	（−0.1886）	（−0.1402）	（0.2113）
N	2047	2047	2047	2047
adj. R^2	0.2428	0.2456	0.1887	0.1948

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；括号内为 *t* 值。

（四）异质性分析

基于前文的分析，数据资产化对“专精特新”企业创新产出具有明显的促进作用。然而，这种影响是否会因企业特征或所处宏观环境的差异而发生变化，仍需进一步探讨。为检验这种异质性影响是否存在，借鉴李健等[6]的研究思路，分别从企业性质和区域金融科技水平两个维度展开异质性分析。

1. 基于企业特征的异质性检验

为考察产权性质的异质性影响，本文基于国有资本控股标准将样本区分为国有企业（*SOE*）和非国有企业（*NO-SOE*）进行回归。由表 12 可知，*DA* 的回归系数在非国有企业子样本中显著为正，说明数据资产化确实促进了这类企业的创新产出；而国有企业子样本虽然系数为正，但未通过常规水平的显著性检验。这一结果表明，数据资产化对“专精特新”企业创新能力的提升作用主要体现在非国有企业中，国有企业表现并不明显。基于前文的理论分析，造成这种差异的原因主要有两个方面：一方面，从融资约束角度看，国有企业通常与政府及国有银行存在隐性关联，外部融资渠道相对通畅且成本较低。因此，数据资产带来的融资便利对其边际贡献较小，难以显著带动研发投入的增长；而非国有企业普遍面临较强的外部融资约束，数据资产能够通过增强企业信用和充当抵押物，显著缓解其资金压力，从而为研发投入提供支持。另一方面，从

表 12　基于所有制类型的异质性检验

变量	（1）	（3）	（2）	（4）
	SOE	*SOE*	*NO-SOE*	*NO-SOE*
	Patent	*IPatent*	*Patent*	*IPatent*
DA	0.2036	0.2687	0.0947**	0.1462***
	（1.4512）	（1.3534）	（2.5181）	（3.1017）
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	0.6830	1.2456	−0.4487	−0.0126
	（0.5624）	（0.8949）	（−0.6672）	（−0.0166）
N	177	177	1870	1870
adj. R^2	0.5389	0.4364	0.2200	0.1637

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；括号内为 *t* 值。

运营效率角度看,国有企业在数据资源的开发利用过程中,往往面临更多的行政干预与制度约束,限制了转化效率[21];相比之下,非国有企业通常具备更强的市场敏感性与组织灵活性,能够更高效地将数据资源转化为实际的创新动能[4]。综上,假设 H4 得证。

2. 基于区域金融科技异质性分析

参考李春涛等[31]的研究思路,本文进一步考察了金融科技发展水平这一宏观环境因素的调节效应。既有文献表明,宏观金融环境是影响企业创新的重要外部变量[32],且地区金融科技水平的提升能够显著优化资源配置效率,进而促进企业创新活动[33]。为此,本文依据《"十三五"国家科技创新规划》及《中国金融科技运行报告(2018)》等文件,筛选出 48 个核心关键词,利用文本挖掘技术检索并统计各地级市(含直辖市)在百度新闻中的关键词年度出现频次,最终采用各城市总搜索量的自然对数来度量其金融科技发展水平(*Fintech*)。由表 13 可知,*Fintech* 的系数在(1)列和(4)列中均显著为正,验证了良好的金融科技环境对"专精特新"企业创新的直接推动作用。更为重要的是,数据资产化与金融科技的交乘项(*DA*×*Fintech*)系数同样显著为正。这表明金融科技发展水平具有正向调节作用,即在金融科技越发达的地区,数据资产化对企业创新产出的边际贡献越大。产生上述调节效应的潜在机理在于:一方面,从抵押融资渠道来看,金融科技的深化应用显著增强了数据资产的价值评估透明度与交易流动性,从而有效提升了其作为合格抵押品的质押率。这意味着在金融科技发达地区,企业能利用先进的估值技术盘活数据资产,缓解因信息不对称导致的信贷配给约束,为研发活动提供持续的资金支持[34-35]。另一方面,从技术赋能渠道来看,金融科技为"专精特新"企业提供了底层技术支撑,强化了数据资产在创新生产函数中的技术乘数效应。这种技术互补性使得企业能够借助创新优势,更精准地捕捉市场机遇与技术前沿,优化研发资源的配置效率,从而最大化地释放数据资产对创新产出的驱动潜能[36]。综上,假设 H5 得证。

表 13 基于金融科技发展程度异质性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	Patent	*Patent*	*IPatent*	*IPatent*
Fintech	0.0649**		0.0996***	
	(2.0859)		(2.8578)	
DA×*Fintech*		0.0122**		0.0201***
		(2.3473)		(3.2022)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	0.8043	0.8521	0.9857	1.0555
	(1.4372)	(1.5294)	(1.4922)	(1.6030)
N	1877	1877	1877	1877
adj. R^2	0.2293	0.2294	0.1758	0.1765

注:*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%;括号内为 *t* 值。

五、拓展性分析:作用机制检验

前文实证结果表明,数据资产化显著促进了"专精特新"企业的创新产出。同时,从理论层面探讨了其内在机制,具体表现为缓解融资约束与技术赋能这两条路径,但这一理论框架仍需通过实证分析进一步验证。为此,参考杨开元和罗钰宁[36]的研究,在模型(27)的基础上进一步构建了模型(29)和模型(30),以检验上述机制:

$$Mediator_{i,t}=\eta_0+\eta_1 DA_{i,t}+\eta_t Controls_{i,t}+\mu_i+\lambda_t+\xi_{i,t} \quad (29)$$

$$IA_{i,t}=\varphi_0+\varphi_1 Mediator_{i,t}+\varphi_t Controls_{i,t}+\mu_i+\lambda_t+\xi_{i,t} \quad (30)$$

其中:$Mediator_{i,t}$ 为中介变量。本文参考李春涛等[31]采用的综合指标来衡量企业融资约束。同时,参考何瑛等[4]的做法,使用企业当年信息技术背景员工占企业员工总人数的比例来衡量技术赋能。

(一)基于企业融资约束的机制检验

融资约束路径的检验结果见表 14。基于模型(28)的估计在表 14 的(1)列~(3)列中,以 *FC* 作为被解释

表 14　机制检验：融资约束

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	FC	*FC*	*FC*	*Patent*	*IPatent*
DA	−0.0107***				
	(−3.4504)				
ODA		−0.0106***			
		(−3.2917)			
DDA			−0.0041*		
			(−1.7182)		
FC				−0.7195***	−0.6567**
				(−3.1243)	(−2.3539)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	1.2509***	1.2517***	1.2151***	0.9075	1.0792
	(25.9744)	(25.8920)	(25.5535)	(1.4024)	(1.3906)
N	2047	2047	2047	2047	2047
adj. R^2	0.5667	0.5665	0.5653	0.2431	0.1871

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；括号内为 *t* 值。

变量时，*DA*、*ODA* 和 *DDA* 的系数至少在 10%的水平上显著为负，说明数据资产化有助于缓解企业融资困境。基于模型(29)的估计，(4)列和(5)列中 *Patent* 与 *IPatent* 的系数分别通过 1%和 5%水平的显著性检验且系数为负，这验证了融资约束改善对于企业创新的积极影响。上述结果表明，融资约束在数据资产化赋能企业创新产出的过程中发挥了中介作用，假设 H2 得到验证。

(二)基于技术赋能的机制检验

为验证假设 H3 的机制，沿用模型(28)和模型(29)检验数据资产是否通过提高技术赋能(*ETP*)提升企业创新产出。由表 15 所示，*ETP* 系数在 1%水平显著为正，表明数据资产能够提高技术赋能；*Patent* 与 *IPatent* 系数在 1%水平显著为正，证实技术赋能的提高有效提高了企业创新产出。由此，数据资产化通过技术赋能，拓展了创新资源，从而为企业创新活动奠定资源基础，假设 H3 得到验证。

表 15　机制检验：技术赋能

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	ETP	*ETP*	*ETP*	*Patent*	*IPatent*
DA	0.0881***				
	(14.1601)				
ODA		0.0858***			
		(13.4519)			
DDA			0.0643***		
			(13.0525)		
ETP				0.6756***	0.8529***
				(4.1341)	(4.5423)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
行业固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	−0.2166***	−0.2187***	0.1212**	0.1157	0.3702
	(−3.3593)	(−3.3593)	(2.0313)	(0.1923)	(0.5408)
N	2028	2028	2028	2028	2028
adj. R^2	0.3273	0.3178	0.3219	0.2472	0.1946

注：*、**、*** 依次表示显著水平为 10%、5%、1%；括号内为 *t* 值。

六、结论与政策建议

作为新质生产力的核心引擎，数据要素在驱动微观企业创新与宏观经济高质量发展中扮演着关键角

色。本文利用2011—2021年“专精特新”上市公司面板数据,实证检验了数据资产化对企业创新产出的影响。研究结果表明:数据资产化能够显著提升“专精特新”企业的创新产出。进一步分析揭示了,该效应受到产权性质与外部金融科技环境的调节,在非国有企业及金融科技发展水平较高的地区,数据资产化的赋能效果更为显著。从作用机制来看,数据资产化主要通过缓解融资约束与赋能技术创新能力双重路径提升创新产出。本文从微观层面证实,数据资产化不仅是企业获取资金支持的重要信用工具,更是提升技术效率的内生动力,深刻体现了数据要素作为新质生产力在优化资源配置、激发企业创新活力方面的战略价值。为进一步促进“专精特新”企业数据资产化进程以提高其创新产出,推动该类企业在创新发展阶段取得实质性创新进展。

结合上述理论与实证分析,从企业和政府两个维度提出建议。对于“专精特新”企业而言,应抓住数据要素市场化机遇,将数据资产化作为融资与创新的关键抓手。首先,企业要主动探索数据知识产权质押、资产证券化等实操性强的融资工具,通过合规确权将沉睡的数据资源转化为实际现金流,切实降低外部融资门槛;其次,需顺应数字化转型趋势,引入先进数字化工具,推动业务与技术的深度融合;最后,主动依托可信数据空间与产业链上下游及科研院所开展联合研发,打破信息孤岛,在保障安全的前提下构建协同创新生态,加速数据资源向创新成果的转化。此外,针对国有企业的数据资产化对其创新激励作用不够强,国有企业可将改革的重心从“解决融资难”转向改革考核与激励体系,将数据资产与创新成果深度绑定。例如,可通过股权激励、分红激励、项目收益分红等中长期激励,奖励在数据驱动创新中有突出贡献的团队和个人。从政府层面来看,政策重心应从单一的资金支持转向制度供给与精准施策。首先,建议主管部门加快分行业的数据资产估值指引与合规登记细则出台,推动区域间产权互认,为金融机构开展数据贷提供标准化的风控依据,从根源上缓解评估难问题。其次,应摒弃一刀切模式实施差异化激励。例如,针对非国有企业设立数据资产化专项引导基金,并鼓励地方建立风险补偿资金池,试点推出“专精特新”数据贷等专属产品。在长三角、大湾区等金融科技发展水平较高的地区,可依托其成熟的数字基础设施与活跃的金融资本,探索“数据资产跨境流通试点”,并同步构建与之配套的数据托管、合规审计与跨境结算服务体系,形成“数据+金融+规则”三位一体的区域性数据金融生态;在金融科技发展水平相对较低的地区,则应侧重于“数据治理基础能力建设”和“跨区域数据资产互认机制”。最后,考虑到“专精特新”企业往往有技术,但缺乏将业务数据转化为数据清洗、区块链存证平台等可估值资产的专业工具。政府联合金融科技平台,向企业发放定向补贴券,用于购买数据治理、数据确权、数据估值建模等SaaS(Software Qs a Service)服务。进而降低技术赋能的初始成本,让更多企业有能力将原始数据加工成资产。此外,由政府牵头建设安全可信的行业公共数据平台,制定统一交换协议,并对利用平台数据的创新项目给予优先立项支持,从而充分释放新质生产力的乘数效应。

参考文献

[1] JONES I C, TONETTI C. Nonrivalry and the economics of data[J]. American Economic Review, 2020, 110(9): 2819-2858.

[2] 张夏恒. 数字经济加速新质生产力生成的内在逻辑与实现路径[J]. 西南大学学报(社会科学版), 2024, 50(3): 1-14.

[3] 王杰森, 吴宏洛. 新质生产力视域下数据要素在社会再生产中的实现[J]. 河北经贸大学学报, 2025, 46(2): 67-76.

[4] 何瑛, 陈丽丽, 杜亚光. 数据资产化能否缓解“专精特新”中小企业融资约束[J]. 中国工业经济, 2024(8): 154-173.

[5] 张玺, 张磊. 数据要素驱动企业新质生产力: 形成逻辑与培育路径——基于要素价值重构的视角[J]. 社会科学研究, 2025(2): 36-44.

[6] 李健, 董小凡, 张金林, 等. 数据资产对企业创新投入的影响研究[J]. 外国经济与管理, 2023, 45(12): 18-33.

[7] SABINA L. Data-from objects to assets[J]. Nature, 2019, 574(7778): 317-320.

[8] 车洪雪, 邓杰. 数据资产化对零售企业经营风险的影响——基于生产率提升的中介作用[J]. 商业经济研究, 2026(3): 165-168.

[9] 吕寒, 王坤. 数据资产化对企业资源配置效率的影响[J]. 科技管理研究, 2026, 46(1): 231-244.

[10] 张本秀, 吴福象, 庄林. 数据资产、产业链联动与企业全要素生产率[J]. 当代经济科学, 2026, 48(1): 17-32.

[11] 渠慎宁, 梁航远. 新兴数字技术赋能新质生产力: 核心机制与主要路径[J]. 技术经济, 2025, 44(2): 58-66.

[12] HU C Y, LI Y T, ZHENG X J. Data assets, information uses, and operational efficiency[J]. Applied Economics, 2022, 54(60): 6887-6900.

[13] 危雁麟, 张俊瑞, 汪方军, 等. 数据资产信息披露与分析师盈余预测关系研究——基于文本分析的经验证据[J]. 管理工程学报, 2022, 36(5): 130-141.

[14] GONZALO G, JUAN J. The matthew effect: Evidence on firms' digitalization distributional effects[J]. Technology in Society, 2024, 76: 102423.
[15] ENRIC F D J, DAVID M, FOSTER P. Predictive modeling with big data: Is bigger really better?[J]. Big data, 2013, 1(4): 215-226.
[16] BLOOM N, MANOVA K, REENEN V J, et al. Trade and management[J]. Review of Economics and Statistics, 2020, 103(3): 1-44.
[17] 毛军权，敦帅. “专精特新”中小企业高质量发展的驱动路径——基于 TOE 框架的定性比较分析[J]. 复旦学报(社会科学版)，2023，65(1)：150-160.
[18] 许宪春，张钟文，胡亚茹. 数据资产统计与核算问题研究[J]. 管理世界，2022，38(2)：16-30，2.
[19] 王玉霞，张达. 数字化转型对工业企业创新效率的影响研究[J]. 工业技术经济，2024，43(3)：155-160.
[20] GRILICHES Z, HALL H B, PAKES A. R&D, patents, and market value revisited: Is there a second (technological opportunity) factor?[J]. Economics of Innovation and New Technology, 2006, 1(3): 183-201.
[21] CHEN X, YAN Y, QIU J. Can enterprise digital transformation reduce the reliance on bank credit? Evidence from China[J]. Economic Modelling, 2024, 132: 106632.
[22] 李梅，余天骄. 研发国际化是否促进了企业创新——基于中国信息技术企业的经验研究[J]. 管理世界，2016，32(11)：125-140.
[23] 杜晴，范从来，胡恒强. 不同生命周期企业并购是否促进创新产出？——基于吸收能力中介效应的研究[J]. 经济体制改革，2022(5)：99-105.
[24] 王艳，杨达. 中国式管理会计体系变革：从数据要素到数据资产[J]. 管理世界，2024，40(10)：171-189.
[25] 中国信息通信研究院政策与经济研究所. 数据资产确认与会计计量研究报告(2020 年)[R]. 北京：中国信息通信研究院，2020.
[26] 韩慧媛，顾晓敏，陈娟娟. 财税激励、数字金融与高新技术企业创新产出——基于三大城市群的证据[J]. 会计与经济研究，2023，37(5)：146-160.
[27] 徐飞，康兴瑞，张娇. 环境不确定性、差异化竞争与企业创新产出[J]. 统计与决策，2024，40(24)：164-168.
[28] 刘琳，赵海旭，王洪伟. 金融科技、企业数字化转型与技术创新产出[J]. 南京财经大学学报，2024(5)：45-56.
[29] 姚清仿，王明益. 数字化转型、内外部协同与创新产出[J]. 商业研究，2024(6)：131-141.
[30] 李平，潘心飞. 数字化转型对专精特新中小企业创新产出的影响[J]. 经济与管理评论，2025，41(1)：109-120.
[31] 李春涛，闫续文，宋敏，等. 金融科技与企业创新——新三板上市公司的证据[J]. 中国工业经济，2020(1)：81-98.
[32] 鞠晓生，卢荻，虞义华. 融资约束、营运资本管理与企业创新可持续性[J]. 经济研究，2013，48(1)：4-16.
[33] LEE C C, FANG L, ZHAO J, et al. How does FinTech development drive corporate innovation? Fresh evidence from the perspective of financial supply[J]. Technological and Economic Development of Economy, 2024, 31(1): 244-279.
[34] WANG Z, XUE X, DING W, et al. The promotion effect and spillover effect of financial technology on regional innovation: Evidence from China[J]. Technology Analysis and Strategic Management, 2025, 37(11): 1767-1779.
[35] MOTOHASHI K, ZHU C. Identifying technology opportunity using Dual-attention model and technology-market concordance Matrix[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2023, 197: 122916.
[36] 杨开元，罗钰宁. 数据资产化与企业创新产出——基于文本分析的经验证据[J]. 金融与经济，2025(1)：40-52.

Research on the Impact of Data Assetization on the Innovation Output of "Specialized, Refinement, Differential and Innovation" (SRDI) Enterprises

Fu Xiaopeng, Long Siyu, Lou Bixian

(Chongqing Intellectual Property School, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: Against the backdrop of the deep integration of the digital economy and the real economy, new quality productive forces are being cultivated at an accelerated pace. The data factor has become a core factor of production driving industrial upgrading and high-quality economic development. Data assetization is regarded as a critical pathway for transforming data resources into factors of production and for realizing a closed value loop. It serves as core strategic support for advancing the in-depth development of the digital economy, empowering enterprise innovation and upgrading, and fostering new quality productive forces. Based on data from A-share listed companies in Shanghai and Shenzhen from 2011 to 2021, "specialized, refined, distinctive and innovative" enterprises were taken as the research subjects. A quantitative analysis was conducted on the impact of corporate data assetization on innovation output and its underlying mechanisms. A significant enhancement of innovation output was observed as a result of data assetization. This conclusion remained valid after a series of robustness checks, including endogeneity treatment and core variable replacement. Two channels were identified through which data assetization improves innovation output: the alleviation of financing constraints and technological empowerment. A significant boundary difference was found in this innovation incentive effect through further heterogeneity analysis. The effect was more pronounced in non-state-owned enterprises and in regions with higher levels of fintech development. The relevant literature on the economic effects of data factors and enterprise innovation was enriched by these findings. Solid empirical evidence and decision-making references were provided for the government to advance the market-oriented reform of data factors, as well as for enterprises to unlock the value of data assets to foster new quality productive forces.

Keywords: data assetization; innovation output; "specialized, refinement, differential and innovation" (SRDI) enterprises; technology empowerment; financing constraints; digital economy