

数据资产与企业金融化：数据治理还是概念炒作？

李 姝^{1,2}, 赵 灿¹, 谢雁翔^{3,4}

(1. 南开大学 商学院, 天津 300071; 2. 南开大学 中国公司治理研究院, 天津 300071;
3. 南开大学 金融学院, 天津 300353; 4. 天津农商银行 博士后工作站, 天津 300203)

摘 要：数据资产作为兼具资源和生产力双重属性的新型生产要素，探究其能否为实体经济赋能至关重要。基于此，本文以2007—2023年沪深A股上市公司为研究对象，实证检验了数据资产对企业金融化的影响。研究发现，数据资产能够抑制企业金融化，尤其抑制了对交易性金融资产的配置。机制分析表明，数据资产主要通过降低资本成本、缓解融资约束弱化“蓄水池”动机、促进创新、提升主营业务表现、缩小实体与金融投资利差来抑制“替代”动机，进而抑制企业金融化。异质性分析表明，数据资产对企业金融化的影响，在拥有自用型数据资产较多的企业、数字人才投入强度较高的企业、高科技行业中更显著。经济后果表明，数据资产对企业金融化的影响有助于推动实体经济投资，降低企业的经营风险，促进生产率的提升和新质生产力的发展。本文为解决实体企业金融化问题提供了新的思路，同时也为推动数据资产纳入财务报告体系提供了科学依据。

关键词：数据资产；企业金融化；数据治理；概念炒作

中图分类号：F270 **文献标识码：**A **文章编号：**1001-4950(2025)10-0021-18

一、引 言

在中国经济转向高质量发展的时期，数字经济迅速崛起，党中央和国务院高度重视其战略价值。2023年12月，国家数据局等17部门联合发布的《“数据要素×”三年行动计划（2024—2026年）》提出，要推动数据要素与劳动力、资本等要素协同，提高全要素生产率。2024年12月，国家发展改革委等6部门联合印发的《关于促进数据产业高质量发展的指导意见》从加强数据产业规划布局、提高数据资源开发利用水平等八个方面部署了一系列政策举措。数据要素是数字经济的微观基础和创新引擎，在与其他生产要素的结合过程中能够驱动企业创新和技术进步（Ghasemaghaei和Calic, 2020; Gao等, 2025），提高生产效率（Müller等, 2018），同时向市场释放积极信号以降低股票价格的异常波动（Wei等, 2025），提高资本市场定价效率（Sun和Du,

收稿日期：2025-01-16

基金项目：国家社会科学基金重点项目（20AGL012）

作者简介：李 姝（1971—），女，南开大学商学院/中国公司治理研究院教授，博士研究生导师；

赵 灿（1998—），女，南开大学商学院博士研究生（通信作者，zcan1373@163.com）；

谢雁翔（1995—），男，南开大学金融学院/天津农商银行博士后工作站，管理学博士。

2024),促进企业的可持续发展(Li等,2024),最终推动经济高质量发展(陈晓佳和徐玮,2024)。例如,长安汽车通过构建先进的边缘数仓,无缝对接产线IOT设备数据与生产经营管理系统数据,打造出高效的数据管控体系,全面激活并提升数据资产价值,赋能企业实现智能化运营与可持续发展^①。尽管数据资产具有巨大潜力,但在数据确权、交易制度、监管治理等方面仍面临诸多难题和现实约束(陈蕾等,2023),为企业过度强调数据资产的重要性,甚至进行概念炒作提供了空间,从而引发经营风险(Courtis,1998;赵璨等,2020)。因此,企业是否能够有效利用数据资产以实现价值创造,仍有待进一步的实证检验。

实体经济关乎一国经济立身之本。党的二十大报告提出,坚持把发展经济的着力点放在实体经济上,推进新型工业化,加快建设制造强国、质量强国。然而近年来,实体企业投资回报率不断下滑,加之金融业和房地产业的高额回报,实体经济“脱实向虚”现象严重。企业金融化会挤出实业投资(Orhangazi,2008;张成思和张步昙,2016),增加股价崩盘风险(彭俞超等,2018b),阻碍企业创新(Seo等,2012),抑制企业全要素生产率的提升(盛明泉等,2018)和未来主业发展(杜勇等,2017)。因此,如何抑制企业金融化成为学术界关注的热点话题。已有学者发现,经济政策不确定性(彭俞超等,2018a)、增值税改革(Li和Shen,2023)、银行金融科技发展(李真等,2023)等外部环境以及党组织参与治理(乔嗣佳等,2022)、国有资本参股(钱爱民等,2023)等企业有效的内部治理结构均能抑制企业金融化。然而,关于企业金融化影响因素的研究却普遍忽视了企业内部资源要素对金融化产生的影响。因此,本文从数据这一新型生产要素的视角出发,探究数据资产对企业金融化的影响,对揭示数据作为新型生产要素能否为实体经济赋能具有重要的理论意义和现实价值。

现有文献主要从数字化转型视角探讨数字经济对企业金融化的影响。有研究强调数字化转型通过提升企业的核心竞争力与管理效率,引导资源向实体业务回流(李万利等,2022)。也有研究从财务和经营绩效角度切入,认为数字化转型能够提高企业的经营性收益与创新产出,进而增加对经营资产的配置(刘柏和郭书妍,2023)。此外,数字化转型所带来的组织变革同样被视为促使企业“脱虚向实”的关键机制(赵昕等,2023)。在信息流动性和资源配置效率层面,Fang和Ju(2024)则进一步指出,数字化转型通过提高企业的信息处理能力和运营能力抑制了金融化。总体来说,数字化转型是企业动态环境中实施的一项战略性变革(戚聿东等,2021),通过运用数字技术和资源,对企业的组织结构、商业模式、业务流程、战略资源配置以及价值创造方式进行重塑和优化(Nambisan等,2017;Gregory等,2021),其更关注技术与管理变革如何整体推动企业和经济层面的“脱虚向实”。不同于数字化转型等技术手段,数据资产作为一种新型生产要素,是企业在经营过程中积累和管理的具有经济价值的数据资源,是数字化转型的关键驱动因素和成果,兼具资源与生产力双重角色(王艳和杨达,2024)。探究数据资产对企业金融化的影响能够揭示数据作为生产要素的价值,以及数据作为一种新型生产要素如何为实体经济赋能,作用机制偏向微观层面的资源优化与生产力提升。在促进数字经济和实体经济深度融合的背景下,研究数据资产对金融化的影响可以为解决实体企业金融化问题提供新的思路。

基于上述背景,本文选取2007—2023年沪深A股非金融类上市公司数据作为研究样本,分析数据资产对企业金融化的影响。与现有文献相比,本文的研究贡献主要体现在三个方面。第一,本文揭示了数据资产在推动企业“脱虚向实”过程中的重要驱动作用,进一步深化了新古典增长理论关于技术进步驱动经济增长的内涵,拓展了研究技术进步如何通过数据化路径重塑经济结构和资源分配的新视角,为理解现代经济增长机制提供了重要的理论突破。第二,不同于数字化转型主要关注技术与管理变革如何推动企业“脱虚向实”,本文聚焦数据资产这一兼

^①资料来源: <https://www.dtwave.com/about/newsDetail/662224ce7cb21f7d5dab9ad6>。

具资源和生产力双重属性的新型生产要素,深入探究其如何为实体经济赋能,并创新性地引入数据资产用途视角分析其如何影响数据资产与企业金融化之间的关系。不仅为金融化影响因素的研究提供了全新经验证据,也丰富和拓展了数据资产经济后果的理论框架。第三,为企业尤其是高科技企业重视、开发、应用数据资产,将数据资产运用与传统业务深度结合提供理论支撑;并为政府等监管部门完善数据要素相关政策及法律框架、建立数据资产确权制度、推动数据资产纳入财务报告体系提供科学依据。

二、制度背景与研究假设

(一)制度背景

随着中国经济从工业化向信息化转型,数据已成为重要的生产要素。党的十九届四中全会通过的《中共中央关于坚持和完善中国特色社会主义制度、推进国家治理体系和治理能力现代化若干重大问题的决定》明确提出,要“健全劳动、资本、土地、知识、技术、管理、数据等生产要素由市场评价贡献、按贡献决定报酬的机制”,并首次将数据纳入生产要素的范畴。《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》强调,“激活数据要素潜能,推进网络强国建设,加快建设数字经济、数字社会、数字政府,以数字化转型整体驱动生产方式、生活方式和治理方式变革”。“数字中国”战略更是明确提出要推动数据资源的开发利用和数据要素市场建设。将数据纳入生产要素体系具有重要的理论意义和制度价值,充分彰显了我国的理论自信和制度自信(王艳和杨达,2024)^①。

2023年8月,财政部发布了《企业数据资源相关会计处理暂行规定》,正式确认数据资源可以作为会计意义上的资产计入企业资产负债表,标志着数据资产首次实现“入表”。数据资产是指企业在生产经营或交易过程中产生,以数字化形式获取,在不违反法律法规的禁止性规定以及与被收集主体约定的情况下,具有所有权或使用权,有价值、可计量、可读取的,并且能够预期产生经济效益,采用电子方式记录于网络空间中的数据(中国信息通信研究院,2020;徐涛等,2022;何瑛等,2024)。图1展示了中国A股上市公司1999—2023年数据资产的发展趋势(数据资产的衡量方式与后文变量定义保持一致)。总体来看,数据资产发展经历了从萌芽到高速增长的过程。这一趋势表明,数据资产在中国企业中的战略地位正不断提高。图2显示数据资产行业分布高度不均(数据资产的衡量方式与后文变量定义保持一致)。不同行业的数据资产规模差异显著,其中信息传输、软件和信息技术服务业遥遥领先,数据资产总量远高于其他行业。相比之下,传统行业(如采矿业、制造业、农林牧渔业等)的数据资产规模相对较小,数据资产化潜力有望进一步释放。未来,随着数据要素市场的进一步成熟、法规体系的完善以及数字技术的持续创新,数据资产将继续发挥其在企业价值创造和经济增长中的重要作用。

(二)理论分析与研究假设

企业配置金融资产通常源于两种主要动机:一是“蓄水池”动机;二是“替代”动机(胡奕明等,2017)。对企业金融资产配置的讨论最早可以追溯到对“现金持有”问题的分析(胡奕明等,2017)。根据Keynes(1936)的预防性储蓄理论,企业持有现金的一个重要原因在于规避未来可能出现的流动性风险,减少因资金暂时短缺而导致的经营中断或效率下降的可能性。此即对应金融资产配置的“蓄水池”动机。资源依赖理论强调,企业的持续发展和竞争优势在很大程度上依赖于对外部关键资源的有效获取,如信贷资金。然而,由于金融体系的不完善,企业常受到不同程度的融资约束。金融资产因其变现能力强、调整成本低,可以作为规避未来不确定性的“前瞻性”策略(胡奕明等,2017)。已有研究发现,持有金融产品可以较低成本应对长期的财务不确

^①作者手工整理了数据资产的主要发展脉络,受限于篇幅未列示,有兴趣的读者可来函索取。

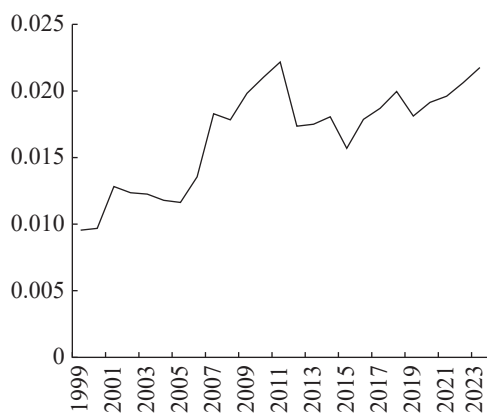


图1 中国A股上市公司数据资产发展趋势

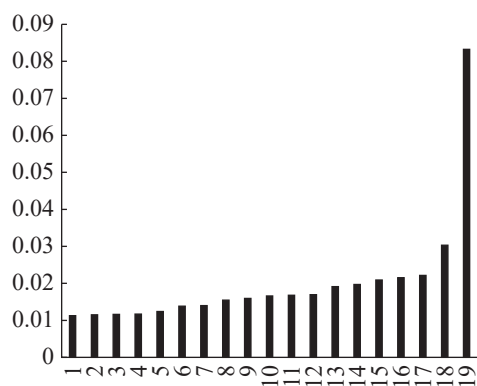


图2 2023年中国A股上市公司分行业数据资产情况^①

定性(Tornell, 1990; Duchin等, 2017)、减少资金链断裂对生产经营和创新活动的负面冲击(Opler等, 1999; Brown和Petersen, 2011)。数据资产作为兼具资源和生产力双重属性的新型生产要素,具备保值增值以及融资功能,能够降低资本成本,缓解融资约束(何瑛等, 2024),弱化企业出于其主业资金储备的需要而进行金融化的动机。一方面,数据资产能够降低信息不对称,发挥信号作用,提升企业在资本市场中的估值,降低资本成本。数据资产通过构建涵盖收集、分析、存储与应用的完整数据链条,整合企业分散的生产、研发与管理流程,提升业务透明度,形成高质量的会计信息(牛彪和于翔, 2024)。数据资产的排他性特征,可以使企业掌握资本市场难以即时观察和复制的独特资源,从而有效降低外部投资者的信息不对称。另外,基于数据资产的可加工性和价值易变性,企业能够持续挖掘和创造数据价值,向市场释放出强烈的成长性和创新性信号,通过将数据资产入表,外部投资者能够更直观地了解企业在数字经济新兴领域的实力与发展潜力,进而促使资本市场对企业未来收益预期上升,提高企业整体估值水平,缓解企业的融资约束。另一方面,数据资产可以助力企业在资本市场获得投融资。数据资产具有通用性、价值创造形式多样性等特征(许宪春等, 2022),这些特性赋予其在信贷市场中成为抵押物的可能,从而增强企业在信贷市场中的融资能力^②。企业还可以通过数据资产证券化,获得资本市场更大范围的资金支持(胡正卿等, 2024)。

与实体经济部门相比,金融业与房地产业常被视为具备较高盈利能力的行业,其超额收益特征尤为显著(王红建等, 2016),金融资产的回报率普遍超出实体资本的回报。而所有权和经营权的分离滋生了管理者与股东之间的第一类代理问题,管理者出于获取短期超额收益的动机,更倾向于通过配置金融资产进行投机套利(曹伟等, 2023)。此即金融资产配置的“替代”动机。数据资产与主营业务的协同效应较强,可以通过驱动企业降本增效、强化企业的创新能力,使企业在实体领域获得更高的收益,从而缩小实体与金融投资利差,降低企业出于追求高额收益而配置金融资产的动机。一方面,数据资产能够促进企业降本增效,提升主营业务盈利能力。在企业生产与产品流通过程中,数据作为新型生产要素,与劳动、资本及管理要素协同作用,有效提升资源配置效率,降低运营成本。Huang和Van Mieghem(2014)发现,网络点击流数据可辅助企业预测线下订单,从而降低库存管理成本。Guo等(2014)指出,基于云平台的订单跟踪

①行业分类按《中国上市公司协会上市公司行业统计分类指引》整理:1.采矿业;2.房地产业;3.电力、热力、燃气及水生产和供应业;4.住宿和餐饮业;5.建筑业;6.农、林、牧、渔业;7.水利、环境和公共设施管理业;8.卫生和社会工作;9.交通运输、仓储和邮政业;10.制造业;11.居民服务、修理和其他服务业;12.综合;13.文化、体育和娱乐业;14.批发和零售业;15.租赁和商务服务业;16.科学研究和技术服务业;17.金融业;18.教育;19.信息传输、软件和信息技术服务业。

②神州数码将金服云数据产品作为数据资产纳入企业财务报表,并获得建设银行深圳市分行3000万元的授信融资,成为深圳市数据资产质押融资的首个案例,也是全国首笔大中型数据资产质押融资案例。资料来源: <https://www.digitalchina.com/aboutus/news/details589.html>。

与分配系统能够有效优化生产流程并提升整体运营效率。另一方面,数据资产可以强化企业的创新能力。通过数据资产的持续建设与高效运营,企业能够实现多源数据资源的汇聚与融合,数据资产的积累和运用可以帮助企业获取新的知识和研发最优路径,进一步提升企业在数据产品开发、数据应用创新等方面的能力,激发企业的创新活力。Ghasemaghaei和Calic(2020)研究发现数据要素在与其他生产要素的结合过程中能够驱动企业创新和技术进步。因此,数据资产通过促进企业降本增效、强化创新能力,可以提升企业在产品、客户、运营、创新等方面的核心竞争力,从而提升主营业务盈利能力,降低企业出于追求高额收益而配置金融资产的动机。

尽管数据资产具有巨大潜力,但在数据确权、交易制度、监管治理等方面仍面临诸多难题和现实约束(陈蕾等,2023),管理层可能利用其信息优势地位,将数据资产作为投机和操纵的工具(Courtis,1998;赵璨等,2020)。2024年12月,国家发展改革委等6部门联合印发的《关于促进数据产业高质量发展的指导意见》从加强数据产业规划布局等八个方面部署了一系列政策举措。“数字中国”战略更是明确提出要推动数据资源的开发利用和数据要素市场建设。数据资产与实体经济的深度融合,已成为当前各级政府及社会公众高度关注的焦点议题。因此,在大力发展“数字中国”战略的背景下,数据资产有可能成为管理者进行信息操纵的工具。目前,数据资产确认缺乏统一明确的标准,其所具有的无消耗性、价值易变性等特征,使得确认标准的界定面临较大挑战,进而导致数据资产与数据资源之间的界限模糊。这一模糊性为管理层通过虚增数据资产进行盈余管理提供了可能。此外,数据资产价值评估的复杂性进一步加剧了其确认和计量的难度(许中缘和郑煌杰,2024)。与土地、劳动力等传统生产要素相比,数据资产的市场价值往往与其获取成本之间缺乏直接对应关系,其价值更显著地依赖于企业的业务模式、技术水平以及市场拓展能力等主观性较强的因素(龚强等,2022)。由此,不同主体对同一数据资产可能产生显著差异的价值预期,这种主观性为管理层通过操控数据资产评估以调节资产规模提供了操作空间。Wind数据统计显示,2024年第一季度,有7家披露数据资源的企业紧急更正,将财报中的数据资产清零;2024年半年报披露期间,有5家企业对入表的数据资产进行了更正,其中涉及金额最高的为10.89亿元人民币。虚增和操纵数据资产规模可能导致数据资产估值虚高,引发股价上涨,进而为管理层增发股票或引入投资融资提供机会。然而,所募集的资金往往未被有效用于主业发展,而是投向金融资产以追求短期收益,最终加剧企业金融化倾向,削弱其长期可持续发展能力。综上所述,数据治理和概念炒作体现了企业对数据资产两种相反的动机导向:数据治理代表企业规范地管理和使用数据资产,通过数据治理驱动企业降本增效、促进创新、降低信息不对称、优化融资环境等;概念炒作则代表机会主义利用,企业管理层为了自身利益最大化(比如短期市值提升、融资便利、个人激励等),夸大或虚构数据资产价值,将数据资产作为投机和操纵的工具。因此,本文提出以下对立假设(理论分析框架见图3)。

假设H1a:数据资产会抑制企业金融化。

假设H1b:数据资产会促进企业金融化。

三、研究设计

(一)样本选择与数据来源

本文选取2007—2023年沪深A股上市公司作为初始样本,并进行以下处理:①剔除金融业样本;②剔除ST和*ST公司;③剔除变量存在数据缺失的样本;④为了减少异常值对分析结果的干扰,将相关连续变量在1%和99%水平上进行缩尾处理。经过筛选后,最终得到44 751条有效样本数据,涵盖4 591家公司。相关数据主要来源于CSMAR数据库。

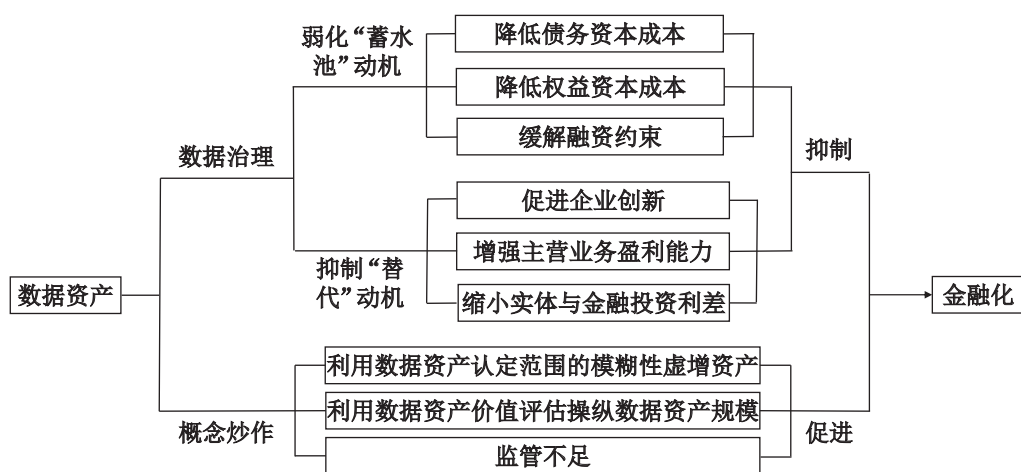


图3 理论分析框架

(二)变量定义

本研究各变量的定义如下。

1.被解释变量

企业金融化(*Fin*)。参考杜勇等(2017),通过(交易性金融资产+衍生金融资产+发放贷款及垫款净额+可供出售金融资产净额+持有至到期投资净额+投资性房地产净额)/总资产计算。此外,采用金融渠道获利占营业利润的比例(*Finratio1*)(张成思和张步昙,2016)和企业是否购买金融资产(*Finratio2*)(杜勇等,2019)进行稳健性检验。

2.解释变量

数据资产(*DA*)。参考何瑛等(2024),采用文本分析方法测度企业数据资产。具体为,以“信息”“网络”“数字”“数据”四个词作为种子词汇,构建相似词词集,统计上市公司年报信息基础设施、网络信息系统、数字贸易、数据平台等221个数据资产相关词频^①,并以总文本语段长度进行标准化。此外,参考路征等(2023),采用直接利用现有财务数据进行计算的方法测度数据资产(*DA_asset*)进行稳健性检验,计算公式为: $\text{Ln}(\text{市场价值}-\text{固定资产}-\text{金融资产}-\text{无形资产})$ 。

3.控制变量

参考彭俞超等(2018a)、杜勇等(2019),控制变量选取企业规模(*Size*)、资产负债率(*Lev*)、总资产净利润率(*ROA*)、现金净流量(*OCF*)、企业年龄(*Age*)、托宾Q(*TobinQ*)等财务变量以及股权集中度(*Top1*)、董事会规模(*Board*)、独立董事占比(*Indirect*)、产权性质(*State*)等治理变量。具体定义见表1。

(三)模型设计

为检验假说H1a和假说H1b,本文设置模型(1)考察数据资产对企业金融化的影响:

$$Fin_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 DA_{i,t} + \beta_2 \sum Controls_{i,t} + \sum Firm_i + \sum Yeart + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中,*Fin*为企业金融化,*DA*为数据资产,*Controls*代表控制变量;*Firm*、*Year*分别为企业和年度固定效应;*e*代表残差项。

^①采用文本分析法测度的数据资产与数字化转型指标存在差异。关于数字化转型的测度以吴非等(2021)为例,吴非等(2021)从“底层技术运用”与“技术实践应用”两个层面确定特征词,前者包括商业智能、数据挖掘、分布式计算等,后者涵盖移动互联网、电子商务、移动支付等,特征词的不同体现出二者在测度方法上的不同。

表 1 变量定义

类型	变量名称	符号	测度方式
被解释变量	企业金融化	<i>Fin</i>	(交易性金融资产+衍生金融资产+发放贷款及垫款净额+可供出售金融资产净额+持有至到期投资净额+投资性房地产净额)/总资产
解释变量	数据资产	<i>DA</i>	采用文本分析的方法测度企业数据资产
	企业规模	<i>Size</i>	资产总额的自然对数
	资产负债率	<i>Lev</i>	负债总额/资产总额
	总资产净利润率	<i>ROA</i>	净利润/总资产平均余额
	现金净流量	<i>OCF</i>	经营性活动净现金流量/资产总额
控制变量	企业年龄	<i>Age</i>	企业成立年限
	托宾Q	<i>TobinQ</i>	市值/账面价值
	股权集中度	<i>Top1</i>	第一大股东持股比例
	董事会规模	<i>Board</i>	董事会人数的自然对数
	独立董事占比	<i>Indirect</i>	独立董事人数/董事会人数
	产权性质	<i>State</i>	产权性质为国有记为1,否则记为0

四、实证分析

(一)描述性统计与相关性分析

表2展示了主要变量的描述性统计结果。企业金融化(*Fin*)的均值为0.041,中位数为0.007,这表明超过一半的样本观测值配置了金融资产,*Fin*的最小值为0,最大值达0.421,反映出部分企业在资产配置中对金融资产的依赖程度较高,同时不同企业在金融资产占比方面存在显著差异。数据资产(*DA*)的均值为0.016,中位数为0.013,最小值为0.004,最大值为0.086,可见数据资产中位数低于平均值,表明大多数企业数据资产低于平均值,企业数据资产化程度不是很高,且不同企业间差异较大。

表 2 描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>Fin</i>	44 751	0.041	0.077	0.000	0.007	0.421
<i>DA</i>	44 751	0.016	0.013	0.004	0.013	0.086
<i>Size</i>	44 751	22.125	1.310	19.609	21.929	26.186
<i>Lev</i>	44 751	0.429	0.212	0.053	0.419	0.959
<i>ROA</i>	44 751	0.040	0.069	0.261	0.040	0.228
<i>OCF</i>	44 751	0.047	0.071	-0.177	0.047	0.249
<i>Age</i>	44 751	18.330	6.314	5.000	18.000	35.000
<i>TobinQ</i>	44 751	2.032	1.331	0.846	1.606	8.909
<i>Top1</i>	44 751	0.346	0.148	0.091	0.324	0.747
<i>Board</i>	44 751	2.125	0.201	1.609	2.197	2.708
<i>Indirect</i>	44 751	0.375	0.053	0.333	0.357	0.571
<i>State</i>	44 751	0.373	0.484	0.000	0.000	1.000

相关性分析结果表明,*DA*与*Fin*之间的相关系数为-0.027,并在1%的水平上显著,这初步验证了假设H1a^①。此外,共线性检验的结果表明所有变量VIF检验的结果均在1至2之间,表明本研究选取的变量不存在严重的多重共线性问题。

(二)基准回归检验

采用模型(1)检验数据资产对企业金融化的影响,实证结果如表3所示。第(1)至(6)列为采用文本分析法测度数据资产的回归结果。第(1)列为在未加入控制变量的情况下,数据资产对

^①受限于篇幅未列示相关性分析结果,有兴趣的读者可来函索取。

企业金融化的影响。可知,数据资产(*DA*)的系数在1%的水平上显著为负,表明数据资产对企业金融化具有显著的抑制作用。第(2)列展示了加入控制变量后的结果,模型的解释力有所提高,同时数据资产依然显著抑制金融化,验证了假设H1a。第(3)至(6)列为采用金融化替代衡量方式的结果,数据资产(*DA*)的系数仍显著为负。第(7)(8)列为直接利用现有财务数据测度数据资产的回归结果,不管是否加入控制变量,数据资产(*DA_asset*)的系数均显著为负。在经济意义方面,以第(2)列的估计系数为例,数据资产(*DA*)每增加一个标准差,企业的金融化程度会相对于均值下降4.09%^①。

表3 基准回归检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>Fin</i>		<i>Finratio1</i>		<i>Finratio2</i>		<i>Fin</i>	
<i>DA</i>	-0.106*** (-2.719)	-0.129*** (-3.338)	-1.151* (-1.957)	-1.020* (-1.735)	-0.692** (-2.385)	-0.775*** (-2.715)		
<i>DA_asset</i>							-0.008*** (-14.675)	-0.036*** (-23.796)
<i>Size</i>		-0.000 (-0.696)		-0.002 (-0.195)		0.099*** (22.630)		0.032*** (20.645)
<i>Lev</i>		-0.041*** (-14.380)		-0.077* (-1.784)		0.027 (1.507)		-0.036*** (-13.150)
<i>ROA</i>		-0.042*** (-7.046)		0.649*** (9.413)		-0.286*** (-7.617)		-0.021*** (-3.578)
<i>OCF</i>		-0.003 (-0.582)		-0.479*** (-6.873)		0.153*** (5.110)		-0.003 (-0.740)
<i>Age</i>		-0.001 (-1.049)		-0.013 (-1.255)		0.020*** (5.142)		-0.001 (-1.434)
<i>TobinQ</i>		0.003*** (7.437)		-0.004 (-0.809)		0.016*** (7.569)		0.014*** (21.679)
<i>Top1</i>		-0.012*** (-2.824)		-0.270*** (-4.283)		-0.284*** (-10.217)		-0.020*** (-4.679)
<i>Board</i>		-0.002 (-0.825)		-0.131*** (-2.865)		0.016 (0.883)		-0.001 (-0.301)
<i>Indirect</i>		-0.007 (-0.849)		0.084 (0.586)		-0.033 (-0.580)		-0.004 (-0.462)
<i>State</i>		0.003* (1.722)		0.057** (2.033)		0.021* (1.788)		0.003 (1.434)
<i>cons</i>	0.043*** (62.235)	0.089*** (4.612)	0.181*** (17.380)	0.813*** (2.676)	0.745*** (147.999)	-1.770*** (-13.996)	0.231*** (17.771)	0.146*** (7.613)
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	44 751	44 751	44 751	44 751	44 751	44 751	44 578	44 578
<i>Adj. R²</i>	0.547	0.552	0.055	0.059	0.412	0.425	0.552	0.564

注:***、**、*分别代表在1%、5%、10%的显著性水平;括号中是经稳健标准误差调整的t值。以下各表同。

(三)内生性讨论与稳健性检验

1.2SLS工具变量法

鉴于企业在金融化程度较低的情况下,可能更倾向于投资开发和利用数据资产,因此基准回归结果可能面临反向因果问题。为缓解上述问题的影响,借鉴肖土盛等(2022),选取企业所

^①经济意义的计算公式为:数据资产(*DA*)的回归系数×数据资产(*DA*)的标准差/企业金融化(*Fin*)的均值=-0.129×0.013/0.041=-4.09%。

属城市同行业同年度内的其他企业数据资产均值作为 DA 的工具变量,记为 DA_Mean 。理论上,企业所在地区同行业的数据资产水平往往能推动企业自身重视数据资产投资与应用,满足相关性条件;同时本地区同行业数据资产水平对企业自身金融化程度不构成直接影响,从而满足工具变量的外生性要求。回归结果见表4第(1)(2)列。第一阶段中, DA_Mean 的估计系数在1%的水平上显著为正,且 F 统计量显著高于临界值10,排除了弱工具变量的可能性。在第二阶段中,数据资产对企业金融化仍表现出显著的抑制作用,验证了研究结论的稳健性。

表 4 内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	2SLS IV 第一阶段 DA	第二阶段 Fin	Heckman两阶段 第一阶段 DA_D	第二阶段 Fin	PSM匹配 Fin
DA		-1.374* (-1.789)		-0.166*** (-4.249)	
DA_Mean	0.348*** (15.127)				
$OtherDA$			2.197*** (20.914)		
imr				-0.013*** (-8.582)	
$Treat \times Post$					-0.011*** (-6.107)
$cons$	0.029*** (5.075)	0.128*** (2.604)	4.703*** (9.406)	0.061*** (3.144)	0.046 (1.536)
控制变量	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
N	25 804	25 804	44 645	44 645	16 847
$Adj. R^2/within R^2$	0.077	0.033		0.552	0.520
第一阶段 $F/wald$ 值	49.45		2 595.66		

2. Heckman两阶段模型

本文的实证分析可能面临样本自选择问题。参考何瑛等(2019),采用Heckman两阶段模型进行检验。在第一阶段中,根据数据资产(DA)的行业年度中位数设立虚拟变量 DA_D 作为被解释变量,并引入同行业其他公司的数据资产($OtherDA$)作为工具变量进行Probit回归。在第二阶段中,将第一阶段估计的逆米尔斯比率(imr)放入第二阶段进行回归,表4的第(3)(4)列报告了Heckman两阶段模型的检验结果。结果表明,在考虑了样本自选择问题后,数据资产(DA)的估计系数仍显著为负,与基准研究保持一致。

3. PSM匹配

为进一步缓解样本选择偏误可能带来的内生性问题,本文借鉴何瑛等(2024)的研究,将2016年工业和信息化部发布《大数据产业发展规划(2016—2020年)》这一事件作为外生冲击事件^①。本文依据2016年各企业数据资产的中位数分组:若企业所在行业2016年的数据资产小于当年所有行业的中位数,则划分为处理组,变量 $Treat$ 取值为1;反之则归为对照组, $Treat$ 取值为0。然后,构造虚拟变量 $Post$,将2016年及之后的年份标记为1,其余年份标记为0。控制变量与基准回归保持一致。基于此,本文构建如下模型以进行估计。

^①本文又借鉴了苑泽明等(2024)的做法,以智慧城市试点作为外生冲击事件,构建多时点DID进行内生性检验,结果仍然符合预期。

$$Fin_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Treat + \beta_2 Treat \times Post + \beta_3 \sum Controls_{i,t} + \sum Firm_i + \sum Year_t + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

最后,对*Treat*使用Logit回归进行1:1近邻匹配,匹配过程中所选协变量包括企业规模(*Size*)、资产负债率(*Lev*)、现金净流量(*OCF*)、企业年龄(*Age*)、股权集中度(*Top1*)和独立董事占比(*Indirect*),匹配后获得16847个观测值,并且通过了平衡性检验。使用匹配样本估计模型(2),结果如表4第(5)列所示。其中,交互项*Treat*×*Post*的回归系数在1%的水平上显著为负,表明在控制样本选择偏差之后,主要实证结论依然成立,进一步增强了研究结果的稳健性。

4.稳健性检验

(1)被解释变量与核心解释变量的替换。被解释变量层面,结果见表3第(3)至(6)列;核心解释变量层面,采用上市公司真实披露的数据资产季度金额加一并取对数来衡量数据资产(*DA_real*)^①。结果见表5第(1)列。

表 5 稳健性检验

变量	(1) 改变变量 衡量方式	(2) 控制行业 固定效应	(3) 控制行业-年份 交互固定效应	(4) 增加控制资管 新规变量	(5) 增加控制 <i>DCGI</i>	(6) 增加控制 <i>DCG2</i>
<i>DA</i>		-0.129*** (-3.338)	-0.166*** (-3.960)	-0.088** (-2.260)	-0.242*** (-5.525)	-0.280*** (-6.113)
<i>DA_real</i>	-0.016** (-2.124)					
<i>cons</i>	0.197 (0.989)	0.089*** (4.612)	0.089*** (4.524)	0.099*** (5.073)	0.101*** (4.576)	0.090*** (3.883)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	否	是	是	是	是	是
季度固定效应	是	否	否	否	否	否
<i>N</i>	8 635	44 751	44 645	39 686	39 859	38 834
<i>Adj. R</i> ²	0.881	0.552	0.559	0.503	0.567	0.570
变量	(7) 滞后一期	(8) 行业聚类	(9) 年份-公司双重聚类	(10) 剔除直辖市样本	(11) 2013—2023年	(12) 采用Tobit模型
<i>DA</i>	-0.096** (-2.274)	-0.129* (-1.920)	-0.129* (-1.813)	-0.129*** (-3.016)	-0.358*** (-6.044)	-0.487*** (-10.597)
<i>cons</i>	0.086*** (4.252)	0.089*** (2.956)	0.089** (2.475)	0.095*** (4.580)	0.082*** (2.895)	-0.081*** (-5.260)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	否
行业固定效应	否	否	否	否	否	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	38 791	44 751	44 751	36 028	27 951	44 751
<i>Adj. R</i> ²	0.560	0.552	0.552	0.539	0.566	

(2)控制遗漏变量。首先,为控制行业层面异质性及行业和时间的联合动态变化的影响,纳入行业固定效应及行业和年份交互固定效应。其次,数据资产缓解金融化的结果可能会受到资管新规政策的影响(李青原等,2022),参考汤晟等(2024)关于资管新规政策的衡量方式,在模型(1)的基础上增加控制资管新规政策的变量。最后,考虑到企业数字化转型可能对企业金融化行为产生影响(刘柏和郭书妍,2023),进而干扰核心解释变量与被解释变量之间的关系,本

①鉴于数据资产自2024年1月1日才开始入表,当前入表的上市公司数量较少,年度样本不足,本文采用2024年第一季度至2025年第一季度的季度数据,并在回归中控制企业和季度固定效应。

文在模型(1)的基础上纳入数字化转型控制变量,该变量分别使用数字化转型关键词词频(*DCGI*)以及CSMAR数据库中企业数字化转型指数(*DCG2*)来衡量。结果见表5第(2)至(6)列。

(3)考虑时间序列相关问题。参考谢雁翔等(2022),首先,对解释变量进行滞后一期处理,以缓解回归中的逆向因果问题。其次,考虑到可能存在的异方差和自相关等问题,采用行业聚类和年份-公司双重聚类方法进行调整。结果见表5第(7)至(9)列。

(4)子样本回归。第一,鉴于直辖市因其独特的经济状况而显著区别于其他地区,可能导致这些地域内的上市企业在数据资产持有方面表现出差异性,为了减轻这种差异对研究结果的潜在影响,本文排除了所有注册地为直辖市的企业样本。第二,鉴于我国企业在早期年报中对数据资产相关内容的披露尚不充分,可能造成基于文本分析所提取的数据资产词频低估,进而影响变量测度的准确性。自2013年大数据元年以来,企业对数据资产的重视程度显著提高,相关信息在财务报告中的呈现也日益规范,因此,本文将样本期间进一步缩减至2013—2023年。结果见表5第(10)(11)列。

(5)更换检验模型。虽然*Fin*的总体分布散布于一个正数范围内,但有一部分企业的*Fin*集中为0,因此,本文样本可适用于Tobit模型。由于Tobit模型难以控制公司层面的固定效应,更换为控制行业层面的固定效应。结果见表5第(12)列。

(四)数据资产与企业金融资产配置结构

数据资产不仅会影响企业金融化程度,也会影响金融资产配置结构。不同类型的金融资产因期限、流动性的不同,受数据资产的影响也不同。表6第(1)至(6)列分别给出了数据资产对交易性金融资产、衍生金融资产、发放贷款及垫款、可供出售金融资产、持有至到期投资和投资性房地产影响的回归结果。结果显示,数据资产显著抑制交易性金融资产的配置,而对衍生金融资产、发放贷款及垫款、可供出售金融资产、持有至到期投资和投资性房地产没有显著影响。可能的原因是:交易性金融资产主要包括短期内为了获取收益而持有的债权证券和权益证券,具有高流动性和投机性强的特征,更符合金融资产配置的“蓄水池”动机和“替代”动机。而衍生金融资产、发放贷款及垫款等其他金融资产的配置可能更多受到企业发展战略、行业特性或外部环境的影响,数据资产的短期干预能力有限。数据资产对企业金融化影响的资产差异结果再次验证了本文的主要发现,即数据资产显著抑制了企业对高流动性、高投机性资产的依赖,体现了数据资产对资源优化和短期投机行为约束的作用。

表 6 数据资产对企业金融化影响的资产差异

变量	(1) 交易性金融 资产	(2) 衍生金融 资产	(3) 发放贷款及 垫款净额	(4) 可供出售金融 资产净额	(5) 持有至到期 投资净额	(6) 投资性房 地产净额
<i>DA</i>	-0.140*** (-6.008)	0.000 (0.118)	0.000 (0.746)	0.013 (0.844)	0.000 (0.078)	-0.022 (-1.166)
<i>cons</i>	0.006 (0.544)	-0.000*** (-3.765)	-0.001** (-2.006)	-0.025*** (-3.955)	-0.000*** (-2.582)	0.122*** (11.019)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	44 751	44 751	44 751	44 751	44 751	44 751
<i>Adj. R</i> ²	0.566	0.324	0.454	0.388	0.159	0.657

五、进一步分析

(一)机制分析

前述研究表明数据资产显著抑制了企业金融化,但中间的作用机制仍停留在理论分析层面,本文尝试提供进一步的经验证据,以期打开数据资产影响企业金融化的“黑箱”。根据前文的理论分析,本文认为数据资产主要通过弱化“蓄水池”动机、抑制“替代”动机两个层面来抑制企业的金融化。

1.弱化“蓄水池”动机

上文已经阐释了数据资产作为兼具资源和生产力双重属性的新型生产要素,具备保值增值以及融资功能,能够降低企业的资本成本,缓解融资约束(何瑛等,2024),弱化企业出于其主业资金储备的需要而进行金融化的动机。基于此,本部分将债务资本成本($Debtcost$)^①、权益资本成本(PEG 、 $MPEG$)^②和融资约束(KZ)^③作为中介变量,检验数据资产能否弱化企业的“蓄水池”动机。借鉴江艇(2022)中介效应检验的方法,构建模型如下。

$$Mediator_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 DA_{i,t} + \beta_2 \sum Controls_{i,t} + \sum Firm_i + \sum Year_t + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中,中介变量 $Mediator$ 包含 $Debtcost$ 、 PEG 、 $MPEG$ 和 KZ ,控制变量与模型(1)相同。回归结果见表7第(1)至(4)列,结果表明, DA 的估计系数至少在10%的水平上显著为负,说明数据资产能够降低企业的债务资本成本和权益资本成本,缓解融资约束,支持了这条预期路径:数据资产→弱化“蓄水池”动机→企业金融化。

2.抑制“替代”动机

根据前文的理论分析,数据资产能够参与企业经营决策和业务流程,激发企业的创新活力,增加创新投资,促进企业降本增效,使企业在实体领域获得更高的收益,缩小实体与金融投资利差,降低企业出于追求高额收益而配置金融资产的动机。基于此,本部分将企业创新(RD 、 $LnPatents$)^④、主营业务盈利能力(GPR)^⑤、实体与金融投资利差($Delta$)^⑥作为中介变量,检验数据资产能否抑制企业的“替代”动机。中介效应检验程序和上文类似,此处不再赘述。

回归结果如表7第(5)至(8)列所示, DA 的估计系数至少在10%的水平上显著,说明数据资产能够促进企业创新,增强主营业务盈利能力,缩小实体与金融投资利差,支持了“数据资产→抑制“替代”动机→企业金融化”这条路径。

(二)异质性分析

1.数据资产用途的影响

根据数据资产的具体用途,可以将其划分为自用型数据资产与外部交易型数据资产(何瑛等,2024)。数据资产的用途不同,其对企业金融化的影响也不同。自用型数据资产是指具有特定用途、直接用于提升企业生产效率、改善运营流程(如供应链管理、精准营销、客户关系管理

① $Debtcost$ 由“债务利息支出/期末含息负债”衡量。

②毛新述等(2012)指出,事前权益资本的测度优于资本资产定价模型(CAPM)和Fama-French三因子模型下事后权益资本成本的测度,且PEG和MPEG模型能更好地捕捉各类风险因素的影响,在中国资本市场环境中表现出较高的适用性。为此,本文选取PEG和MPEG模型衡量公司权益资本成本。

③采用KZ指数衡量。

④参考孟庆斌等(2019),企业创新投入(RD)采用研发费用与总资产的比值衡量;创新产出($LnPatents$)采用企业当年的专利授予数量加1的自然对数衡量。

⑤参考司登奎等(2021),用主营业务利润率(GPR)衡量主营业务盈利能力。

⑥参考李真等(2023),实体投资收益率=(营业收入-营业成本-营业税金及附加-销售费用-管理费用-财务费用-资产减值损失)/(流动资产-流动负债+固定资产净额+无形资产净额);金融投资收益率=(投资收益+公允价值变动收益+汇兑收益-其中对联营企业和合营企业的投资收益+利息收入-利息支出)/(货币资金+持有至到期投资+交易性金融资产+投资性房地产+可供出售金融资产+应收股利+应收利息)。

表 7 机制检验

弱化“蓄水池”动机				
变量	(1) 债务资本成本	(2) 权益资本成本(PEG)	(3) 权益资本成本(MPEG)	(4) 融资约束
DA	-10.462* (-1.937)	-0.073** (-2.047)	-0.093** (-2.100)	-2.024** (-2.014)
cons	6.723** (2.311)	-0.020 (-1.036)	0.019 (0.763)	3.059*** (6.375)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
N	39 123	27 057	26 322	38 724
Adj. R ²	0.450	0.397	0.432	0.831
抑制“替代”动机				
变量	(5) 创新投入	(6) 专利授予量	(7) 主营业务盈利能力	(8) 实体与金融投资利差
DA	0.060*** (4.924)	4.310* (1.825)	0.523*** (7.027)	-1.192*** (-4.072)
cons	0.064*** (11.304)	-7.280*** (-6.839)	-0.066** (-1.962)	0.774*** (5.435)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
N	35 085	5 537	44 328	44 750
Adj. R ²	0.807	0.792	0.815	0.238

等)、优化产品或服务的内部数据资产,其价值主要体现在企业内部的运营和创新能力上。这种特性使企业更加依赖于通过实际业务创造价值,而非追逐金融市场波动带来的短期收益。而外部交易型数据资产具有高流动性和直接变现能力,企业可能更倾向于利用其从资本市场或数据交易中获利,弱化对主营业务的依赖,不会抑制甚至可能会鼓励企业增加金融化行为,如利用数据变现收益进行短期金融投资。因此,相比外部交易型数据资产,在拥有自用型数据资产较多的企业中,数据资产对企业金融化的抑制作用更强。

为了检验上述假说,本文根据自用型数据资产的中位数,将企业划分为数据资产自用程度高组和数据资产自用程度低组,并分别进行检验。结果展示在表8的第(1)(2)列中。具体而言,在数据资产自用程度较高的企业中,数据资产对企业的金融化展现出了明显的抑制作用;相比之下,在数据资产自用程度较低的企业中,这种抑制作用则不显著。结果表明,相比于外部交易型数据资产,在拥有自用型数据资产较多的企业中,数据资产对企业金融化的抑制作用更强。

2. 数字人才投入强度的影响

2023年12月,国家数据局等17部门联合发布的《“数据要素×”三年行动计划(2024—2026年)》提出,要推动数据要素与劳动力、资本等要素协同。从要素协同视角出发,数字人才作为人力资本中具有数据理解与处理能力的高端劳动力,与数据资产之间存在显著的互补性。在数字人才投入强度较高的企业中,数据要素与高素质劳动力(尤其是数字技术人才)之间能够实现更有效的匹配与耦合,从而强化数据的价值创造能力并提高转化效率。高强度的数字人才投入也意味着企业具备更强的技术吸收能力与数据治理能力,这类企业通常更倾向于依托数据驱动的创新逻辑构建长期竞争优势,因而在资源配置上更偏向于支持实体经济中的技术迭代与市场拓展路径,而非追求短期资本回报。因此,在数字人才投入强度较高的企业中,数据

资产对企业金融化行为应具有更显著的抑制效应。

为了检验上述假说,本文从互联网上获取上市公司招聘数据,将与计算机、互联网、通信、电子、软件研发、人工智能、数据工程师等有关的招聘岗位划分为数字职位,根据上市公司数字职位招聘信息的需求人数的中位数,分组进行检验,结果如表8第(3)(4)列所示。在数字人才投入强度较高的企业中,数据资产对企业金融化行为具有更显著的抑制效应;相比之下,在数字人才投入强度较低的企业中,这种抑制效应则不显著。结果表明,数据资产与数字人才之间的协同关系强化了数据资产对企业金融化行为的抑制效应。

表8 异质性分析

变量	(1) 数据资产 自用程度高	(2) 数据资产 自用程度低	(3) 数字人才 投入强度高	(4) 数字人才 投入强度低	(5) 高科技 行业	(6) 非高科 技行业
<i>DA</i>	-0.232*** (-4.773)	-0.027 (-0.141)	-0.449*** (-2.792)	-0.027 (-0.134)	-0.242*** (-5.672)	0.094 (1.207)
<i>cons</i>	0.068** (2.253)	0.092*** (2.804)	0.081 (0.747)	0.079 (0.828)	0.120*** (4.718)	0.064** (2.235)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	21987	21990	6608	6044	23565	21186
<i>Adj. R</i> ²	0.577	0.583	0.607	0.618	0.522	0.585
组间系数差异	-0.204***		-0.422*		-0.335***	

3.行业属性的影响

不同行业的生产技术和要素密集度不同,数据资产对企业金融化的作用效果可能也存在差异。对于高科技行业而言,其具有技术资源禀赋优势,具备实施数据资产化管理的客观条件。反过来,高科技行业又高度依赖数据资产来支持研发、创新和核心业务发展,促使企业将资源优先投入主营业务,减少对金融活动的依赖。因此,预期数据资产对企业金融化的抑制作用在高科技行业中应当更为显著。

为了检验上述假说,本文参考郭蕾等(2019)划分高科技与非高科技行业,分组进行检验,结果如表8第(5)(6)列所示。在高科技行业中,数据资产对企业金融化有显著的抑制作用,反之这一影响并不显著。结果表明,相比于非高科技行业,数据资产对企业金融化的抑制作用在高科技行业中更强。

(三)经济后果

实体经济关乎一国经济立身之本,而企业金融化不仅会挤出实业投资,加剧经营风险,而且会对企业生产率产生负面影响(张成思和张步昙,2016;盛明泉等,2018;杜勇等,2019)。为此,在前文实证数据资产能抑制企业金融资产配置行为的基础上,进一步探究其能否促进实体经济投资、降低经营风险、提升生产率是有必要的。

首先,借鉴张成思和张步昙(2016),采用“构建固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金/总资产”衡量实体经济投资(*Inv*)。表9第(1)列汇报了数据资产抑制企业金融化之后影响实体经济投资的回归结果。交乘项 $DA \times Fin$ 的估计系数显著为正,说明数据资产抑制企业金融化之后显著促进了实体经济投资。

其次,参考刘贯春等(2022)的研究,从经营杠杆的角度对经营风险进行测度。表9第(2)列报告了基于息税前利润对销售收入变动的敏感性分析框架的回归结果。具体而言,被解释变量

$\Delta Ebit$ 为息税前利润一阶差分项与总资产之比,核心解释变量为交互项 $\Delta Sales \times DA \times Fin$,其中 $\Delta Sales$ 为营业收入一阶差分项与总资产之比。回归结果显示,交互项 $\Delta Sales \times DA \times Fin$ 的系数显著为负,表明数据资产在抑制企业金融化后,显著削弱了企业息税前利润对销售收入的敏感性,进而显著降低其经营杠杆水平。

最后,本文参考既有文献(Levinsohn和Petrin,2003;刘贯春等,2022),构建3个指标度量企业生产率水平:①劳动边际产出 $Mrpl$,该指标以企业营业收入与员工人数之比的自然对数来表示,旨在衡量单位劳动力投入所带来的边际产出贡献。②净资产收益率 ROE ,通过净利润与平均股东权益的比值计算,反映企业自有资本的利用效率。③全要素生产率 TFP_OP ,基于OP方法计算得到。表9第(3)至(5)列汇报了数据资产抑制金融化之后影响企业生产率的回归结果。交乘项 $DA \times Fin$ 的估计系数均显著为正,这说明数据资产抑制金融化后显著提升了企业生产率。

2024年1月31日,习近平总书记在中共中央政治局第十一次集体学习时强调“发展新质生产力是推动高质量发展的内在要求和重要着力点”。而数据是形成新质生产力的优质生产要素。因此本部分又进一步探究了数据资产在抑制企业金融化的基础上能否促进新质生产力的发展。借鉴张秀娥等(2024),采用熵值法计算得到新质生产力(Nqp)变量。回归结果如表9第(6)列所示,交乘项 $DA \times Fin$ 的估计系数显著为正,说明数据资产抑制企业金融化后能够显著促进新质生产力的发展。

表 9 经济后果

变量	(1) <i>Inv</i>	(2) <i>ΔEbit</i>	(3) <i>Mrpl</i>	(4) <i>ROE</i>	(5) <i>TFP_OP</i>	(6) <i>Nqp</i>
<i>DA × Fin</i>	0.473* (1.700)	1.660** (2.414)	20.493*** (4.191)	2.840*** (5.122)	6.989* (1.767)	114.287** (2.096)
<i>ΔSales × DA × Fin</i>		-14.055** (-2.434)				
<i>ΔSales × DA</i>		0.093 (0.303)				
<i>ΔSales × Fin</i>		0.299*** (2.931)				
<i>DA</i>	-0.059* (-1.888)	0.050 (0.715)	0.935* (1.908)	-0.075 (-1.392)	1.937*** (4.692)	38.315*** (6.189)
<i>Fin</i>	-0.052*** (-9.814)	0.000 (0.028)	-0.402*** (-4.758)	-0.023** (-2.428)	-0.337*** (-4.711)	-0.542 (-0.583)
<i>ΔSales</i>		0.041*** (7.145)				
<i>cons</i>	-0.109*** (-7.124)	0.416*** (14.238)	9.404*** (44.185)	-0.238*** (-8.131)	-2.529*** (-13.872)	-20.676*** (-5.260)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	44 751	41 823	44 702	44 446	40 221	22 559
<i>Adj. R²</i>	0.432	0.381	0.771	0.847	0.857	0.664

六、研究结论及政策建议

在促进数字经济和实体经济深度融合的背景下,本研究选取2007—2023年沪深A股非金融上市公司作为样本,探究数据资产对企业金融化的影响。研究发现:数据资产能够抑制企

业金融化,一系列检验下,上述结论依旧成立。结构性检验发现,数据资产会显著抑制企业对交易性金融资产的配置,而对衍生金融资产、发放贷款及垫款、可供出售金融资产、持有至到期投资和投资性房地产没有显著影响。其作用机制表现为通过降低资本成本、缓解融资约束弱化“蓄水池”动机,以及通过促进企业创新、提升主营业务表现、缩小实体与金融投资利差抑制“替代”动机。异质性分析发现,数据资产对企业金融化的抑制作用在拥有自用型数据资产较多的企业、数字人才投入强度较高的企业以及高科技行业中更为显著。经济后果分析显示,数据资产对企业金融化的影响有助于推动实体经济投资,并有效减少企业的经营风险,促进生产率的提升和新质生产力的发展。上述结论具有以下研究启示。

对于政府等监管部门而言,为推动微观企业充分利用数据资产实现“脱虚向实”和高质量发展,政府及相关监管部门应进一步完善数据要素相关政策及法律框架,以促进数据资产在企业价值创造中的有效运用和规范管理。第一,完善数据资产确权与价值评估标准体系。当前数据资产的确认和评估仍缺乏统一规范,影响其在财务体系中的合法性与有效性。建议监管部门牵头建立数据资产入表指引,明确数据资产的分类、确权、估值与会计处理方式,为企业开展数据资产化工作提供制度保障。第二,建立支持数据资产发展的激励机制。建议政府在税收政策、财政资金安排等方面向开展数据资产化实践、构建数据能力体系的企业倾斜,特别是对拥有高比例自用型数据资产、致力于实体创新的企业,提供专项资金支持与税收优惠,激励其增强数据要素的实业赋能能力。第三,强化数字人才培养与产业需求对接机制。强化教育体系与产业数字化需求之间的衔接,支持高校与企业共建数据实验室与应用场景,推动复合型数字人才的培养。同时,通过人才引进、激励机制等方式缓解企业在数字化转型中面临的人才瓶颈问题,增强数据资产与劳动力要素的协同效应。

对于企业而言,第一,加大对自用型数据资产的战略性投资。企业应将数据资产视为核心生产要素之一,围绕主营业务开展自用数据资产的积累与利用,减少对金融资产的依赖。特别是在高技术行业中,应优先建设具有行业属性的专属数据平台,提升数据资产的业务嵌入度与适用性。第二,健全数据资产治理与运营体系。建议企业设立数据资产管理职能部门,完善数据采集、处理、存储、评估和应用的全流程管理体系,推进数据资产的制度化治理和规范化运作,提升其经济价值转化效率。第三,强化数字人才体系建设,提升协同能力。企业应重视数据与人力资本之间的协同关系,优化数字岗位设置,注重与计算机、互联网、通信、电子、软件研发、人工智能、数据工程师等相关岗位人才的引进与培养,从而提升数据要素在企业价值创造过程中的实际作用。

主要参考文献

- [1]曹伟, 蔡好东, 赵璨. 企业金融资产的配置动机: 基于产权性质与异质性股东参股的分析[J]. 中国工业经济, 2023, (2): 150-168.
- [2]陈蕾, 李梦泽, 薛钦源. 数据要素市场建设的现实约束与路径选择[J]. 改革, 2023, (1): 83-94.
- [3]陈晓佳, 徐玮. 数据要素、交通基础设施与产业结构升级——基于量化空间一般均衡模型分析[J]. 管理世界, 2024, 40(4): 78-98.
- [4]杜勇, 谢瑾, 陈建英. CEO金融背景与实体企业金融化[J]. 中国工业经济, 2019, (5): 136-154.
- [5]龚强, 班铭媛, 刘冲. 数据交易之悖论与突破: 不完全契约视角[J]. 经济研究, 2022, 57(7): 172-188.
- [6]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.
- [7]胡奕明, 王雪婷, 张瑾. 金融资产配置动机: “蓄水池”或“替代”?——来自中国上市公司的证据[J]. 经济研究, 2017, 52(1): 181-194.
- [8]胡正卿, 孙湛, 黄倩倩, 等. 数据资产可以证券化吗?——四种可行模式的运行机制和主要特点探讨[J]. 管理评论, 2024,

- 36(12): 37-46,59.
- [9]李万利, 潘文东, 袁凯彬. 企业数字化转型与中国实体经济发展[J]. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(9): 5-25.
- [10]李真, 李茂林, 朱林染. 银行金融科技与企业金融化: 基于避险与逐利动机[J]. 世界经济, 2023, 46(4): 140-169.
- [11]刘柏, 郭书妍. 数字化驱动企业“脱虚向实”: 基于资产结构的证据[J]. 经济管理, 2023, 45(5): 61-77.
- [12]彭俞超, 韩珣, 李建军. 经济政策不确定性与企业金融化[J]. 中国工业经济, 2018a, (1): 137-155.
- [13]彭俞超, 倪骁然, 沈吉. 企业“脱实向虚”与金融市场稳定——基于股价崩盘风险的视角[J]. 经济研究, 2018b, 53(10): 50-66.
- [14]戚聿东, 杜博, 温馨. 国有企业数字化战略变革: 使命嵌入与模式选择——基于3家中央企业数字化典型实践的案例研究[J]. 管理世界, 2021, 37(11): 137-158,10.
- [15]钱爱民, 吴春天, 朱大鹏. 民营企业混合所有制能促进实体经济“脱虚返实”吗[J]. 南开管理评论, 2023, 26(1): 134-147.
- [16]乔嗣佳, 李扣庆, 佟成生. 党组织参与治理与国有企业金融化[J]. 金融研究, 2022, (5): 133-151.
- [17]盛明泉, 汪顺, 商玉萍. 金融资产配置与实体企业全要素生产率: “产融相长”还是“脱实向虚”[J]. 财贸研究, 2018, 29(10): 87-97,110.
- [18]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): 171-188.
- [19]徐涛, 尤建新, 曾彩霞, 等. 企业数据资产化实践探索与理论模型构建[J]. 外国经济与管理, 2022, 44(6): 3-17.
- [20]赵璨, 陈仕华, 曹伟. “互联网+”信息披露: 实质性陈述还是策略性炒作——基于股价崩盘风险的证据[J]. 中国工业经济, 2020, (3): 174-192.
- [21]赵昕, 单晓文, 王垒. 数字化转型与企业脱虚向实[J]. 管理科学, 2023, 36(1): 76-89.
- [22]Brown J R, Petersen B C. Cash holdings and R&D smoothing[J]. *Journal of Corporate Finance*, 2011, 17(3): 694-709.
- [23]Duchin R, Gilbert T, Harford J, et al. Precautionary savings with risky assets: When cash is not cash[J]. *The Journal of Finance*, 2017, 72(2): 793-852.
- [24]Gao D Y, Liu C, Sun Z W. Data elements and corporate innovation: A discussion of corporate innovation strategy[J]. *Finance Research Letters*, 2025, 76: 106970.
- [25]Ghasemaghaei M, Calic G. Assessing the impact of big data on firm innovation performance: Big data is not always better data[J]. *Journal of Business Research*, 2020, 108: 147-162.
- [26]Gregory R W, Henfridsson O, Kaganer E, et al. The role of artificial intelligence and data network effects for creating user value[J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(3): 534-551.
- [27]Guo Z X, Wong W K, Guo C X. A cloud-based intelligent decision-making system for order tracking and allocation in apparel manufacturing[J]. *International Journal of Production Research*, 2014, 52(4): 1100-1115.
- [28]Huang T L, Van Mieghem J A. Clickstream data and inventory management: Model and empirical analysis[J]. *Production and Operations Management*, 2014, 23(3): 333-347.
- [29]Li X, Shen G J. Do tax incentives decelerate corporate financialization? Evidence from the VAT reform in China[J]. *Economic Modelling*, 2023, 125: 106357.
- [30]Li Y T, Wang X Y, Zheng X J. Data assets and corporate sustainable development: Evidence from ESG in China[J]. *Pacific-Basin Finance Journal*, 2024, 85: 102378.
- [31]Müller O, Fay M, Brocke J V. The effect of big data and analytics on firm performance: An econometric analysis considering industry characteristics[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2018, 35(2): 488-509.
- [32]Nambisan S, Lyytinen K, Majchrzak A, et al. Digital innovation management: Reinventing innovation management research in a digital world[J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(1): 223-238.
- [33]Seo H J, Kim H S, Kim Y C. Financialization and the slowdown in Korean firms' R&D Investment[J]. *Asian Economic Papers*, 2012, 11(3): 35-49.
- [34]Sun X W, Du Z H. Enhancing capital market efficiency: The role of data assets disclosure in reducing stock price synchronicity[J]. *International Review of Economics & Finance*, 2024, 94: 103351.
- [35]Wei Y L, Zhang J R, Cheng M Y, et al. Does data asset disclosure contribute to the market efficiency? Evidence from China[J]. *Research in International Business and Finance*, 2025, 73: 102549.

Data Assets and Corporate Financialization: Data Governance or Conceptual Hype?

Li Shu^{1,2}, Zhao Can¹, Xie Yanxiang^{3,4}

(1. Business School, Nankai University, Tianjin 300071, China; 2. China Institute of Corporate Governance, Nankai University, Tianjin 300071, China; 3. School of Finance, Nankai University, Tianjin 300353, China; 4. Postdoctoral Research Workstation, Tianjin Rural Commercial Bank, Tianjin 300203, China)

Abstract: As a novel factor of production characterized by both resource and productivity attributes, data assets play a critical role, and it is essential to explore whether they can empower the real economy. This paper empirically investigates the impact of data assets on corporate financialization using a panel dataset of A-share listed companies in Shanghai and Shenzhen from 2007 to 2023. The findings reveal that data assets significantly suppress corporate financialization, particularly by curbing the allocation to transactional financial assets. Mechanism testing reveals that this effect operates primarily through two channels: weakening the “reservoir” motive by lowering capital costs and easing financing constraints, and suppressing the “substitution” motive by promoting innovation, enhancing core business performance, and narrowing the return gap between real and financial investments. Heterogeneity analysis further shows that the inhibitory effect of data assets on financialization is more pronounced in firms with a higher proportion of self-use data assets, greater investment in digital talents, and within high-tech industries. The economic consequences suggest that the impact of data assets on curbing financialization contributes to boosting investment in the real economy, reducing operational risks, improving productivity, and fostering the development of new quality productive forces. This paper offers novel insights into addressing the issue of corporate financialization and provides a theoretical foundation for incorporating data assets into the financial reporting system.

Key words: data assets; corporate financialization; data governance; conceptual hype

(责任编辑:王 孜)