

# 数据并购视角的数据资源潜在价值与价值实现

蔡跃洲, 林靖玲, 陈楠

**[摘要]** 数据所包含的有效信息是其潜在价值的核心来源,但只有将数据作为生产要素投入实际生产经营活动并参与增加值创造,才能真正实现数据价值。以数据并购为代表的市场化交易流通方式,可以将数据资源/资产的价值创造潜力提前变现。然而,数据的价值创造潜力能否转化并改善企业经营业绩、完成数据价值实现,还存在条件限制。本文基于2011—2023年企业并购样本开展计量检验,研究发现:目标企业数据资源提高了并购溢价,数据融合增值效应、市场地位维护效应、跨界竞争发展效应是目标企业数据资源推高并购溢价的主要机制。目标企业数据资源同时提高了数据并购对价和数据治理投入,从而降低了企业并购绩效。随着数据价值的逐步释放,目标企业数据资源对并购绩效的负向作用会减弱。主并企业所具备的数字技术、数字人才、数字资本、数字管理等匹配性能力能显著缓解目标企业数据资源对并购绩效的负向作用,加快数据价值实现。这些实证结果有效印证了企业并购交易活动中数据资源潜在价值变现与数据价值实现的理论机制,同时为推动数据要素市场化与价值化进程提供了一条具有可操作性的实现路径。

**[关键词]** 数据资源; 数据价值实现; 数据并购及溢价; 匹配性能力; 并购绩效  
**[中图分类号]** F272 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2025)12-0080-20  
DOI:10.19581/j.cnki.ciejournal.2025.12.005

## 一、引言

在数字化浪潮中,作为基石的数据资源成为企业科技竞争的战略高地。数据资源本身具备价值创造的巨大潜力,但数据价值的最终实现取决于其能否投入生产经营参与增加值(价值)创造。因此,如何将更多的数据资源转化为可直接投入的数据要素成为关键。数据流通交易是激活数据资源潜力、推动数据价值实现的重要路径,越来越多的企业希望通过交易方式获取数据资源。据《全国数据资源调查报告(2024年)》估计,约66%的行业龙头企业和30%的数据技术企业购买过数据资源。2022年以来,《中共中央 国务院关于构建数据基础制度更好发挥数据要素作用的意见》《“数据要素×”三年行动计划(2024—2026年)》《关于促进数据产业高质量发展的指导意见》等文件

**[收稿日期]** 2025-05-29

**[基金项目]** 国家社会科学基金重大项目“数字经济高质量发展的创新与治理协同互促机制研究”(批准号22&ZD071)。

**[作者简介]** 蔡跃洲,中国社会科学院大学应用经济学院教授,数量经济与技术经济研究所研究员,博士生导师,经济学博士;林靖玲,中国社会科学院大学应用经济学院博士研究生;陈楠,中国社会科学院大学应用经济学院副教授,数量经济与技术经济研究所副研究员,管理学博士。通讯作者:林靖玲,电子邮箱:jelina\_ljl@163.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

出台,针对数据产权、流通交易、收益分配等作出系统性部署。与此同时,地方政府通过设立数据交易所(交易中心)、组建数据集团等方式推进数据市场化配置。<sup>①</sup>从既有国家政策和各地具体措施看,政府部门推动数据价值实现的重点聚焦数据交易,旨在通过建设完善数据交易市场加速数据流通,进而扩大数据价值实现的场景和范围。

然而,在数字经济实践中,场内数据交易并不活跃,数据流通更多是通过场外组织间数据交易、交换、共享等方式实现。其中,以数据资源获取或整合为目标的企业并购已成为一种重要的数据市场化流通方式。根据波士顿咨询公司2017年并购报告统计,全球数字和科技产业并购事件数量在2010年后激增,其中,大数据、云技术和软件即服务(SAAS)、移动技术和软件应用、数据中心、智慧互联与出行等数据密集行业和技术领域的并购是主要趋势。<sup>②</sup>从国内外大型科技公司主导的并购案例看,目标企业拥有数据资源通常会产生并购溢价。例如,微软262亿美元收购领英,溢价超过50%;埃隆·马斯克通过人工智能初创公司xAI以440亿美元收购社交平台推特,溢价达到38%。这些并购活动在凸显数据基础性战略资源地位的同时,释放出巨头科技企业已将并购作为数据获取重要路径的信号。事实上,目标企业持有的数据资源/数据资产(潜在价值)是并购溢价产生的根本原因;而并购溢价可以被看作是尚未真正实现的数据价值通过(一级)资本市场提前变现。2022年,中国信息通信研究院广州分院联合广州大学管理学院等多家单位开展“企业数据资产溢价指数”研究,发现该指数整体呈现震荡上升态势,数据资产富集企业更受资本市场青睐。这些结论在某种程度上间接印证了资本市场具有提前变现数据价值的功能,即企业数据资源的价值可能会在股权交易中得到体现。

尽管数据要素市场化、价值化受到广泛关注,但鲜有研究基于并购交易视角分析企业数据资源价值实现路径。既有文献从宏观和微观视角考察了数据要素对企业创新(谢康等,2020)、全要素生产率(张国胜等,2024;赵丽和胡植尧,2024)、营业收入和利润(Müller et al., 2018; Ferraris et al., 2019)、市场价值(张叶青等,2021;苑泽明等,2025)、宏观经济增长(徐翔和赵墨非,2020; Farboodi and Veldkamp, 2021)、社会福利(Elvy, 2017; 谢丹夏等,2022)等方面的影响。然而,数据资源作为具有价值创造潜力的数据集合<sup>③</sup>,鲜有研究考察其潜在价值在交易中的体现和数据价值的最终实现。企业并购是实践中较为公正透明且真实可靠的数据交易方式,这种市场化交易方式或许能够发挥揭示数据资源潜在价值和推动数据价值实现的功能,有必要对其开展系统性的理论分析和实证检验。为此,本文拟按以下思路开展相关研究:一是在数据及数据价值相关概念辨析和文献回顾基础上,针对数据资源潜在价值与数据价值实现的内在关联开展理论分析,包括对数字技术等匹配性能力对数据价值实现的影响机制的分析;二是筛选出2011—2023年中国3964个并购事件,围绕目标企业数据资源对并购溢价、并购绩效的影响以及数据资源价值实现路径开展实证分析,检验相关理论机制。

本文可能的边际贡献在于:①厘清数据资源潜在价值与价值实现的理论逻辑关系。本文基于并购交易视角讨论非上市企业拥有数据资源能否带来并购溢价、促进并购企业绩效提升,厘清了数据资源潜在价值提升、数据资源在(一级)资本市场的提前变现,以及数据价值最终实现的理论逻辑

① 据不完全统计,截至2024年11月底,全国共计成立60家数据交易机构,涉及27个省份。

② 参考波士顿咨询公司(The Boston Consulting Group, BCG)2017年发布的《2017年并购报告:科技并购的复兴》(The 2017 M&A Report: The Technology Takeover)。

③ 根据国家数据局对数据领域常用名词的定义,数据资源是指具有价值创造潜力数据的总称,通常是以电子化形式记录和保存、可机器读取、可供社会化再利用的数据集合。

关系,即并购溢价是数据资源(潜在)价值资本化、金融化的体现,而数据要素化是数据价值实现的最终形态。②探究企业数据资源市场化交易的经济影响。本文创新性地将数据并购交易看作数据资源场外交易的一种形式,讨论了数据并购交易中目标企业数据资源的经济影响,为推动数据(资源)市场化流通提供了新的依据。不同于已有文献强调数字技术应用、数字化转型的经济效果(Hanelt et al., 2021; 李双燕和乔阳娇,2023;李明和王卫,2025),数据资源本身具备价值创造潜力,其价值实现机制有别于数字技术等其他要素。③提出“并购数据+匹配性能力”的数据价值实现新路径。并购是数据资源流通和优化配置的重要手段。本文基于数据资源特性深入分析市场化流通推动数据价值实现的理论和现实意义,强调数据价值实现的依赖性特征,并在此基础上引入主并企业数字技术、人才等匹配性能力的关键作用,为加快实现数据资源价值提供了新思路。

## 二、理论分析与研究假说

### 1. 数据资源的价值源泉及实现路径

数字经济时代,数据特指以“0”“1”二进制进行编码、以比特形式存在的信息载体,即比特数据(蔡跃洲和马文君,2021;Farboodi and Veldkamp, 2021)。数据价值是指数据能够用于生产经营活动、参与增加值创造的“使用价值”,这一“使用价值”依赖数据中所包含的有效信息。理论上,所有包含有效信息的比特数据都属于数据资源,有效信息是数据资源价值的源泉;数据价值实现的终极标志则是数据作为生产投入参与价值(增加值)创造,此时数据资源也完成了向数据要素的转变。现有研究无论是聚焦微观效率提升还是宏观价值倍增,所刻画的对象都是已经提炼出有效信息、可直接投入生产经营活动的数据要素。从数据资源蜕变为数据要素,中间需要经过收集、处理、加工、分析等数据资源的开发环节,在投入生产经营之前往往会以数据资产或数据产品/服务等形式存在。事实上,数据产品/服务本质上仍属于数据资产,是基于数据流通交易活动而形成的一种数据资产。从提供方看,其拟对外提供的数据产品/服务可以被看作是一种特殊形式存在的存货;而从购买方看,其购买的数据产品/服务经过进一步的加工整理及融合,又能形成自身的数据资产。①

在2023年财政部印发《企业数据资源相关会计处理暂行规定》(简称《暂行规定》)之前,企业通常会将数据方面的开支作为当期成本费用处理,账面上基本不存在“数据资产”。为顺应企业数据资源日益增多的现实趋势,《暂行规定》将企业数据资源分为无形资产和存货两大类进行数据资产确认,并以形成过程中发生的成本支出作为其入账价值。与此同时,统计领域也在SNA框架内尝试将“数据资产”作为生产性资产纳入“固定资本形成”的(统计)范畴,并给出可能的数据资产价值估算方法,其中,成本法同样是最具操作性的选项(Rassier et al., 2019; Smedes et al., 2022)。当然,无论是会计领域还是统计领域,都在探讨市场法、收入法和成本法以外的数据资产估价方法(罗玫等,2023)。成本法核算的仅是形成数据资产的累计支出,无法体现数据资产(在特定场景下)作为要素投入可能创造的增加值或价值创造潜力。然而,日益活跃的(场内场外)数据交易,在提供数据产品/服务价格的同时,通过市场交易方式,将数据资产的价值创造潜力提前货币化。

基于市场法估价的数据资产虽然并未真正实现数据价值,但是确立了数据(资源)有价值产品/服务的属性,并给持有企业带来市值估价的增益(Rassier et al., 2019)。近年来,数据资产市场化价值评估基础上的融资、发债等业务在金融市场和资本市场不断涌现,数据资产开始具备部分金融资

① 数据资源价值源泉与价值实现路径示意图参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

产属性或存在数据金融化现象,并在客观上加快了数据资源的市场化、社会化配置进程(Begenau et al., 2018;徐翔和赵墨非,2020)。需要特别强调的是,无论是数据资产的市场化估价还是数据金融化,本质都是通过金融市场或资本市场将数据资源的潜在价值提前变现,并非最终的数据价值实现。

与其他有形、具象的资源要素相比,数据要素具有非竞争性、非磨损性、低成本复制性、网络外部性等技术—经济特征(蔡跃洲和马文君,2021;罗玫等,2023),使得数据价值实现呈现出与传统要素不同的场景驱动化和乘数化特征。与传统要素价值相对固定的情况不同,数据价值高度依赖于使用场景。数据价值实现的本质在于其承载的信息能否在特定的场景中产生边际效用。数据的价值有多大,不仅取决于数据本身,更取决于数据的使用场景。随着实数融合发展,一些在原场景中看似无用的数据,在新场景中却可能释放潜在价值。数据的非竞争、低成本可复制特征决定了同一数据集可以被不同主体以多种方式同时使用,通过发挥协同、优化、复用的微观价值创造机制,实现宏观价值倍增。数据非磨损性和可增值性使数据价值实现过程具有很强的网络外部性。数据资源在使用过程中不仅不会像其他有形要素资源那样存在物理层面的损耗,反而会在不断使用过程中产生更多数据资源、积累更多有效信息,为效率提升提供更精准的服务支撑,而企业效率的提升又会吸引更多用户、产生更多数据。这种价值倍增和网络外部性使数据价值实现具有乘数化的特征。

市场化流通交易是发挥场景驱动化和乘数化特征,推动数据价值实现的重要路径。通过流通交易,数据能够转移到更多的应用场景,在多种场景中融合复用;由小规模、低质量数据集上升为大规模、高质量数据集,数据集扩大带来网络外部性,从而最大限度地推动数据价值实现。鉴于主动共享数据资源违背理性原则(Jones and Tonetti, 2020),场内数据交易制度还未完善,并购等场外数据交易方式备受欢迎。在数字经济时代,企业比以往任何时候都更注重商业机密和数据保护。Meta收购Scale AI后,Google、OpenAI等竞争者即刻终止与Scale AI的合作关系,这预示着数据“要么保持中立、要么据为己有”的合作趋势。而出于防止大数据初创企业发展扩张形成的威胁,并购已成为具有较高市场地位的企业实现数据价值的重要路径。

## 2. 数据资源与并购溢价、并购绩效

在流通交易环节,数据资源的潜在价值提前变现是以市场化方式实现的。既有场内公开交易,也有场外点对点交易或交换,还有通过企业并购间接实现的数据(资源)交易。当前,场内交易规模较小,<sup>①</sup>而场外点对点交易又存在信息不透明、离散度大、非标准化等问题。企业并购是实践中较为成熟的资产交易方式,成为分析数据资源流通及价值实现的重要交易类型。企业在开展数据资源相关并购活动(简称数据并购)时,对目标企业持有的数据资源需要根据市场价值进行重新评估。数据资源作为关键生产要素和基础性战略资源的双重地位,使其市场估值通常远高于按成本计算的账面价值,这部分价值通常以并购溢价的形式体现。具体看,数据资源在企业并购中所具备的三种增值效应均有助于推高并购交易价格。

数据融合增值效应。数据要素边际成本递减、边际效用递增特征,使得并购双方通过既有数据的融合开发,能够产生规模经济和范围经济(蔡跃洲和马文君,2021)。在并购活动中,如果主并企业和被并企业都持有一定的数据资源,并购后原本归属不同主体的数据资源大概率会被集成整合。主并企业通过整合不同来源和类型的数据资源,可以扩大数据规模和范围,降低数据存储、清洗、挖

<sup>①</sup> 根据《2024年中国数据交易市场研究分析报告》,2023年全年中国数据交易市场规模达1536.9亿元,其中,场内数据交易规模约300亿元,占比仅为1/5左右。

掘、分析等边际处理成本,提升算力、算法等基础设施利用率。同类数据集规模的扩大以及不同来源数据间的相互验证补充,有助于提高数据质量、拓展数据维度,进而提供更为全面的数据视图、产生新的洞见,为企业开发新产品、发展新技术提供更有力的支撑(Jones and Tonetti, 2020)。可复用、高流动特征使数据资源能够在企业并购后依然在主并方母公司和被并后重新组合的子企业中使用,并得以在不同部门、层级中被出于不同目的、基于不同场景频繁使用,增强数据应用的广度和深度。企业并购伴随的业务范围的拓展也有望衍生出更多潜在的数据应用场景,进一步增加数据复用次数,充分发挥数据的价值倍增效应。

市场地位维护效应。企业数据的稀缺性、丰富性、自我生长性等特征使其有着较高的获取成本和供给替代难度,从而具备部分排他的能力。通过数据并购活动实现对稀缺、独特大数据集的控制,能够强化在位企业的市场地位,成为防御潜在竞争者的“护城河”。独特的大数据集类似商业秘密,如技术图纸、配方、研发参数等,可以通过技术加密、产权协议等手段实现竞争性和排他性(罗玫等,2023),对企业维护市场地位具有重要作用。具备大容量、多样性、高速增长等特征的其他大数据集,同样具有较强的排他性。企业能够基于丰富的数据信息进行更准确分析,发挥数据要素辅助决策、提高生产效率、降低经营风险、增强个性化服务等微观机制作用,增强市场竞争优势。大数据集通常还具有自生长性,在“更多数据—更强业务—更多数据”的正反馈循环中能够实现自我完善。互联网平台的流量数据是大数据的典型代表,拥有更多的流量数据,企业既可以增强用户个性化服务,增加用户需求的不可替代性,强化锁定效应(唐要家和李毓新,2023),同时通过用户吸引用户、用户吸引广告商、供应商的“雪球效应”构建流量壁垒。此外,通过对用户信息的挖掘,企业实现更大范围的价格歧视,也是市场控制和维护的一种方式(李三希等,2021;程华等,2023)。

跨界竞争发展效应。数据的渗透性和场景驱动价值特征,使其能够成为跨界创新的核心驱动力。通过并购获取新行业领域用户、产品等数据信息,能够降低客户搜寻成本,提高市场分析效率和市场趋势洞察效果,更快速地打破行业信息壁垒,实现“跨界破冰”。并购后数据维度的扩充也有利于企业挖掘新的用户需求,发现额外的用户和产品关联,催生跨界产品研发和营销活动,从而以更低成本进入新的市场领域(Krämer et al., 2020)。数据并购使得不同领域多维度数据得以组合,在一定算法支持下可能推动场景创新和商业模式创新,为企业开拓新的行业领域,从而突破发展瓶颈,实现高质量转型(谢康等,2023)。在当前人工智能加速发展、算法“军备竞赛”愈发激烈而引发“数据焦虑”的背景下,企业出于尽快占领数字经济新高地的考量,致力于谋划布局大数据相关产业、囤积高质量数据资源。总之,在上述机制共同作用下,数据资源的潜在价值得以提升,在并购交易中以并购溢价的形式予以显性化。基于此,本文提出:

假说1:目标企业数据资源规模越大,并购溢价率越高。

尽管并购溢价以市场化的方式将数据资源的潜在价值显性化,但这并未真正完成数据价值的实现。理论上,企业开展数据并购能够扩大数据规模、拓宽数据范围、增加数据复用机会、增强市场势力、推动转型发展等,进而提升企业经营绩效。但这种理论机制存在时间和条件限制。短期内,数据并购支付的高额溢价以及后续的整合治理投入等支出可能对财务绩效造成非预期结果。

具体而言:一是数据获取时,数据价值提前支付形成的对价可能影响企业绩效。在数据并购交易中,交易双方对数据潜在价值的认识都存在信息不对称,而市场对数据进行价值评估时往往倾向于乐观,这种高估现象直接引发交易价格的显著攀升(苑泽明等,2025)。并购中的目标中小企业可

能出于对数据应用价值的不确定性,更倾向通过高风险溢价来弥补价值不确定性。而并购企业若缺乏数据分析和数据管理能力,也可能高估数据资源实际价值。过高的交易价格在短期内会对企业的财务状况造成直接冲击,甚至消耗企业资源、拖累业务效率,如亚马逊收购 Whole Foods 初期导致零售业务增速放缓。另外,根据《企业会计准则第20号——企业合并》,并购过程中合并成本超出标的公司可辨认资产的部分应被确认为商誉,而出于数据囤积、扼杀并购等战略目的构成的溢价很可能触发商誉减值,影响企业净利润,对企业并购后财务绩效造成不利影响(李明和王卫,2025)。在并购交易中,目标企业持有的数据资源会增加并购活动产生的交易成本,如对数据来源的合规性评估、风险评估、质量评估等,这些交易成本通常会一同计入并购对价。二是数据应用时,相应的数据治理投入会侵蚀企业利润。企业并购活动中,由于双方公司在数据定义、数据格式、数据编码等方式均存在差异,而数据集合并后,其规模和复杂度都会增加,匹配、对齐、聚合各种数据,企业需要投入大量的资金和人力,包括搭建数据中台、数据清洗和转换等。长期以来,数字化系统膨胀造成的数据割裂,子企业内部业务、系统、部门间形成的数据孤岛,也给数据集成融合带来了巨大挑战。根据 Bloor Research 对福布斯全球 2000 强企业中 700 家企业数据迁移项目的调查研究发现,700 家企业数据迁移治理成本平均超出总预算 30%,大多数企业存在低估数据治理成本现象。在数据资产入表相关会计准则实施之前,并购后的数据整合治理成本在未满足资本化条件时,通常计入当期损益进行费用化处理,冲减了并购企业短期利润,从而带来并购后企业财务绩效的非预期现象。此外,数据资产转化为要素后,其在企业生产经营中的应用存在组织资源的重新分配、组织结构适应性调整、商业模式重构等制度性摩擦,短期内也会影响数据增值效应的发挥(张叶青等,2021; Brynjolfsson et al., 2021)。

总之,数据潜在价值能否最终实现,即转化为企业财务绩效提升,取决于数据价值释放程度和数据获取及治理成本的平衡。数据价值实现的滞后性和数据开发成本的前置使得短期内后者往往大于前者,从而导致企业并购后财务绩效呈现非预期现象。据此,本文提出:

假说 2: 目标企业数据资源对主并企业并购绩效存在短期削弱作用。

### 3. 匹配性能力与数据价值实现

数据价值释放不仅具有滞后性,更存在一定的条件限制。既有研究从宏微观层面指出,数据本身并不能促进经济增长和企业绩效改善(谢康等,2020),承接者的研发投入、技术能力、人力资本强度、组织惯例等是破解数据“生产率悖论”、推动数据价值转化的关键(Bourreau et al., 2017; 陈楠和蔡跃洲,2022; 赵丽和胡植尧,2024)。其中,数字技术、人才、资本、管理能力是尤为重要的匹配要素。

数据大容量、高速度、多种类、价值密度低等特性决定了其在发挥乘数效应时会受特定技术能力制约(Bourreau et al., 2017)。事实上,数字技术与数据资源之间是一种依存互促的关系,二者在经济运行中的动态耦合和相互作用提升了生产率(张国胜等,2024)。一方面,海量数据资源需要先进、系统的数字技术来处理,尤其是清洗、处理、传输、分析等方面的能力,在开发企业数据资源、挖掘数据潜在价值过程中发挥着重要作用(Brynjolfsson et al., 2011; 陈楠等,2024)。另一方面,数字技术的改进需要高质量数据支撑,这种特性在新一代人工智能领域表现得尤为明显。从 GPT-2 过渡到 GPT-3,仅是对模型架构进行微小的优化,就需要投入海量的高质量数据集来训练。对于其他数据驱动型行业而言,数据资源的真实性、有效性、及时性等质量特征不仅是影响信息决策的关键“原材料”,也决定了数字技术“协同效应”价值能否实现以及多大程度上实现。

数据资源的虚拟性、依赖性在某种意义上决定了数据要素无法独立创造价值,需要依托数

字人才和数字资本的参与。而数据资源的渗透性又赋予其能够广泛参与经济生产活动、通过“乘数效应”实现价值增值的能力。在经济发展中,劳动、资本作为价值增值的核心要素,是其他要素价值实现的载体,数据要素尤其如此。Bourreau et al.(2017)认为,数据是生产活动中的一种重要投入,但要开发出成功的算法和应用,有技能和创意的劳动力、资本等其他匹配性投入不可或缺。资本能够为数据资源价值转化提供必要的数字基础设施、设备、技术和服务支持。DeepSeek大模型得以开发成功,成为人工智能引领型企业,离不开其母公司幻方量化的巨额资金支持,特别是为大模型训练提供强大算力资源。数字技能型的劳动力在数据资源要素化、价值化过程中是最为关键的互补性投入,雇佣人工智能、机器学习领域人才的企业要比其他企业更能提高数据使用效率(Abis and Veldkamp, 2024)。而数据资源转化为数据要素后能够广泛渗透到经济社会各生产部门之中,赋能劳动和资本,通过微观层面效率提升,为社会经济带来了新的增长点。

数据资源的权属复杂性和机密性特征,意味着数据资源的价值释放需要建立在较为完善的企业管理制度基础上。组织结构方面,企业CEO具有信息技术背景以及企业内部设置首席信息官(CTO)、数据官(CDO)等数字相关高层管理职位,对企业向数据驱动型组织转型、开展大数据相关业务、推动数据金融化和资本化等战略方向有重要作用。设置首席数据官的企业能够通过提高数据质量,挖掘大规模多源异构数据,更有效地利用数据信息,实现成本节约和利润率提升,在财务绩效上表现更优(Nie et al., 2019)。企业设置数据相关高层管理岗位也意味着企业对数据资产的重视,在数据资产管理上投入更多,进而数据资源市场价值得到提升(Baley and Veldkamp, 2025)。内部治理方面,企业内部建立完备的数据开发、存储、安全等系统性规则制度,能够降低数据资源投入生产、价值转化过程中的调整成本和摩擦,提高数据价值转化的效率(赵丽和胡植尧, 2024)。明确的数据产权制度对数据资源资产化、资本化转变有支撑作用,能够激励内部人员对数据资源的价值开发,同时便于数据资源在不同部门和外部系统间交换共享,发挥数据融合复用倍增效应,实现更大的价值释放。基于此,本文提出:

假说3:主并企业数字技术等匹配性能力与目标企业数据资源具有互补效应。

本文将数据潜在价值与价值实现之间的内在关联机制总结为图1。具体而言:①数据资源中包含的有效信息是其潜在价值的源泉,只有当数据作为要素投入到生产经营之中,利用有效信息参与增加值创造,才算是完成了数据价值实现。②企业自我积累的数据资源转化为资产在入表时,通常会按其形成过程中发生的成本进行计价,很难反映出数据的价值创造潜力;而基于市场法形成的数据资产估价以及数据产品/服务成交价,虽然能够反映数据的价值创造潜力,但仍不是真正的数据价值实现,只能算是通过市场方式将数据资源的价值创造潜力提前货币化。③并购是企业数据资源参与市场化流通的重要的交易方式之一,数据融合增值效应、市场地位维护效应和跨界竞争发展效应等带来的潜在价值提升均会以并购溢价予以体现;并购溢价本质上仍是数据潜在价值显性化的一种方式,抑或是数据(潜在)价值的金融化、资本化。④并购溢价反映的是企业并购后数据集成融合所带来的价值创造潜力提升的预期,而价值创造潜力能否切实转化并体现为企业经营业绩的改善还存在不确定性。并购数据资源的前置成本、并购后的治理投入可能会使企业绩效呈现非预期结果。企业数字技术、数字人才、数字资本、数字管理等匹配性能力可能减缓数据融合摩擦,加快并购后的数据价值实现。本文将以2011—2023年3964个企业并购事件为样本,围绕目标企业数据资源与并购溢价、并购绩效,以及数据并购后企业匹配性能力对数据价值实现的影响等相关机制开展实证检验。

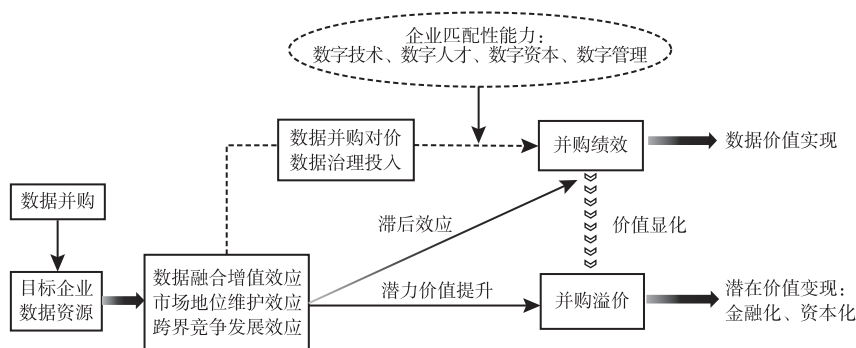


图1 数据并购与数据价值实现关联机制示意

### 三、研究设计

#### 1. 数据来源

本文选取2011—2023年并购重组事件作为总样本。并购事件数据、主并企业相关财务数据和股票市场数据均来源于国泰安(CSMAR)数据库;目标企业专利、招聘信息等相关数据来自启信宝企业数据库。依据以下标准对初始样本进行筛选:①剔除交易数据未披露以及交易失败的样本;②剔除上市公司为ST、\*ST的样本;③剔除上市公司交易地位为非买方、交易标的非股权的样本;④若上市公司30天内发生多起并购重组,则保留股权比例或交易金额最大的样本;⑤鉴于目标企业不同年份的财务数据难以获取,为减少多个收购事件之间的相互影响,对同一目标企业被并购超过2次的,仅保留股权比例或交易金额最大的样本;⑥仅保留标的方为企业,且企业数量不超过1家的数据。最终获得2011—2023年3964个并购事件的样本。

#### 2. 变量选取

(1)核心解释变量:目标企业数据资源(*Intardt*)。为确保并购事件中主并企业关注目标企业的数据资源,首先根据并购目的筛选数据并购事件,再从目标企业招聘广告入手构建数据资源规模指标。企业并购公告中通常会披露并购目的以及目标企业的业务描述,若上市企业并购公告中涉及数据资源相关关键信息,则可以确定为数据并购事件。企业招聘数据是就业情况的提前映射,对数据越重视,越会招聘更多的数据人员来处理原始数据(Abis and Veldkamp, 2024)。已有研究采用大数据相关就业活动的就业规模和报酬等指标估算行业和地区数据资产价值(Chebli et al., 2015; Calderón and Rassier, 2022; 许宪春等, 2025)。借鉴以上研究,构建目标企业数据资源代理变量。

具体操作方法如下:①筛选企业并购事件中涉及数据资源的并购事件。通过巨潮资讯网下载了本文所涉全部并购事件的并购公告文本,并对其进行预处理<sup>①</sup>;参考政府工作报告及既有文献(吴非等, 2021; 张叶青等, 2021)生成数据资源相关关键词<sup>②</sup>;将并购公告中明确涉及数据资源相关关键词的并购事件确认为数据并购事件(*ddma*),最终筛选出881个数据并购事件。②通过启信宝企业数据库获取全部目标企业提供的招聘广告信息,共获取目标企业11万余条招聘信息,包含职能岗位、薪资、学历等信息。③参考许宪春等(2025),构建包含“数据分析师、数据库工程师、广告投

① 剔除并购事件中目标企业为传统线下行业且主营业务为线下业务的并购事件。此类并购事件中,目标企业数据还处于未开发的原始数据状态,不在本文考虑范围之内。

② 数据资源相关关键词参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。



放专员、信息流优化师”等在内的34个标准数据职能岗位。对招聘广告原始数据进行预处理后,采用BERT预训练的语言表征模型测算余弦相似度,将招聘广告中的所有数据职能岗位与最相似的标准数据职能岗位相匹配,并统计各类数据职能岗位的招聘广告条数占比<sup>①</sup>。④根据目标企业名称匹配企业的统一社会信用代码,再以企业唯一统一社会信用代码和并购年份匹配目标企业数据职能岗位招聘广告条数,保证了匹配结果的准确性。为尽可能多地保留数据,对于缺失招聘数据的年份,以最临近年份数据职能岗位招聘广告数量进行插补。⑤将目标企业发布数据职能岗位招聘广告的并购事件与数据并购事件进行比对,对非数据并购事件中发布数据职能岗位招聘广告的目标企业不列为已开发数据资源企业,最后共有506家目标企业确认为已开发数据资源的企业。⑥对506家目标企业发布的数据职能岗位招聘广告数量对数化处理后作为目标企业数据资源的代理变量( $\ln\text{tardt}$ )。⑦考虑到目标企业数据人员的离职率、聘用方式会影响目标企业数据职能岗位招聘信息的发布情况,一些数据资源密集的目标企业可能被遗漏。因此,本文以881个数据并购虚拟变量作为替代核心解释变量( $\text{ddma}$ )开展稳健性检验。<sup>②</sup>

(2)被解释变量:①并购溢价( $\text{premium}$ )。并购溢价是并购交易中买方支出价格超出标的净资产账面价值的部分。参考现有文献(陈仕华和李维安,2016),以并购溢价率=(交易总价-标的企业净资产账面价值)/标的企业净资产账面价值来衡量并购溢价水平。②并购绩效( $\Delta\text{ROA}$ )。企业并购绩效可以采用财务指标或市场价值指标衡量,分为并购财务绩效和并购市场绩效两种。相比于市场绩效,财务绩效更能反映数据要素参与增加值创造的价值实现<sup>③</sup>。因此,参考吴超鹏等(2008)的做法,选择以主并企业并购后3年的总资产净利润率平均值与并购前3年的总资产净利润率平均值的变化值来衡量,由于作差后的变化值普遍较小,将其统一乘以100。具体公式为: $\Delta\text{ROA} = [(\text{roa}_{i,t+3} + \text{roa}_{i,t+2} + \text{roa}_{i,t+1})/3 - (\text{roa}_{i,t-3} + \text{roa}_{i,t-2} + \text{roa}_{i,t-1})/3] \times 100$ 。

(3)控制变量,包括企业层面、交易层面和其他层面的相关影响因素。其中,企业层面控制变量包括主并企业年龄( $\text{age}$ )、业绩( $\text{roa}$ )、企业规模( $\text{size}$ )、成长性( $\text{grow}$ )、杠杆率( $\text{lev}$ )、董事会规模( $\text{board}$ )、企业性质( $\text{soe}$ )。考虑到目标企业规模、生产率、数字技术创新能力也会影响并购溢价和并购绩效,本文还控制了目标企业并购前1年的参保人数( $\text{tarpeople}$ )和数字技术专利申请数量( $\ln\text{tardp}$ )。交易层面控制了支付方式( $\text{pay}$ )、收购比例( $\text{maratio}$ )、并购类型( $\text{div}$ )、关联交易( $\text{tranrel}$ )、重大资产交易( $\text{sigasset}$ )。其他层面包括并购年份( $\text{year}$ )和主并企业所在行业( $\text{ind}$ )的控制。<sup>④</sup>为避免极端值的影响,本文对连续变量采用了上下1%的缩尾处理。

### 3. 模型设定

为研究目标企业数据资源对并购溢价的影响,本文设定以下基准估计模型:

$$\text{premium}_{it} = \partial_0 + \partial_1 \ln\text{tardt}_{it} + \sum \partial_j \text{control}_{it} + \text{year}_t + \text{ind}_q + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$\Delta\text{ROA}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln\text{tardt}_{it} + \sum \beta_j \text{control}_{it} + \text{year}_t + \text{ind}_q + \eta_{it} \quad (2)$$

其中, $\text{premium}_{it}$ 表示并购溢价; $\Delta\text{ROA}_{it}$ 表示并购绩效; $\ln\text{tardt}_{it}$ 表示目标企业数据资源。模型中

① 标准数据职能岗位及统计分布参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

② 以 $\text{ddma}$ 为替代核心解释变量的回归结果参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

③ 企业并购后的股价反常收益率是衡量企业并购市场绩效的指标,同时能为目标企业数据资源具备潜在价值提供补充证据,本文进一步采用主并企业并购后的累计超额收益率( $\text{CAR}$ )作为企业并购绩效的补充被解释变量开展实证检验,回归结果参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

④ 主要变量及控制变量描述性统计参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

还加入了影响被解释变量的控制变量( $control_{it}$ )、年份固定效应( $year_t$ )和行业固定效应( $ind_q$ ),以及误差项  $\varepsilon_{it}$  和  $\eta_{it}$ 。  $\theta_1$  和  $\beta_1$  是本文关注的参数,分别表示目标企业数据资源对并购溢价和并购绩效的影响方向和程度。

#### 四、数据资源对并购溢价和并购绩效的影响

##### 1. 基准回归

本文按照式(1)、式(2)采用多维固定效应模型,实证检验目标企业数据资源对并购溢价( $premium$ )和并购绩效( $\Delta ROA$ )的影响。相关结果列示于表1。其中,第(1)、(4)列为未加入任何控制变量的回归结果,第(2)、(5)列加入控制变量,第(3)、(6)列进一步控制并购年份、主并企业所在行业及聚类标准误。第(3)列全变量模型结果显示,核心解释变量  $Intardt$  在1%的水平上显著,且正向作用于并购溢价。这说明,目标企业数据资源规模越大,则并购过程中溢价率越高,目标企业数据资源在一定程度上构成并购交易的溢价。第(6)列结果显示,目标企业数据资源对主并企业并购绩效在1%的水平上显著为负,说明目标企业数据资源还不能促进企业财务绩效上升。综合看,数据资源在交易市场中确实具备交易价值,但这种价值尚未在企业并购后的净资产利润率变化中得到反映。换言之,企业愿意为数据资源付出高于资产账面的溢价,可能在于预期其能够带来未来企业价值增值和成长空间。然而,企业并购获得的数据资源并不能直接转化为企业实际生产力。可能的解释是,如果主并企业缺乏承接数据资源相应的匹配性能力和配套条件,不仅无法充分发挥数据资源投入生产的要素化价值,反而会因为处理并购数据资源付出巨大成本,导致生产率下降。

表1 目标企业数据资源对并购溢价和并购绩效的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>premium</i>	<i>premium</i>	<i>premium</i>	$\Delta ROA$	$\Delta ROA$	$\Delta ROA$
<i>Intardt</i>	3.4072*** (0.3537)	2.9238*** (0.3530)	1.8690*** (0.4693)	-1.5416*** (0.2400)	-1.1595*** (0.2297)	-0.8717*** (0.3186)
常数项	3.9679*** (0.1805)	8.1483** (3.8574)	9.5059*** (3.6137)	-2.3991*** (0.1225)	11.6446*** (2.5100)	12.1994*** (3.6442)
控制变量	否	是	是	否	是	是
行业固定效应	否	否	是	否	否	是
年份固定效应	否	否	是	否	否	是
聚类标准误	否	否	是	否	否	是
样本量	3964	3964	3964	3964	3964	3964
调整 R <sup>2</sup>	0.0226	0.0547	0.0764	0.0101	0.1197	0.1354

注:括号内为标准误;\*、\*\*和\*\*\*分别表示在10%、5%和1%的水平上显著。以下各表同。

##### 2. 内生性检验<sup>①</sup>

(1)工具变量法。前述实证设计可能存在潜在内生性问题:一是无法穷尽并购溢价和并购绩

① 内生性检验实证结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

效的影响因素,导致遗漏变量偏误;二是并购绩效更好的企业可能偏向并购数据资源丰富的标的公司,存在反向因果关系。为此,本文考虑构建工具变量开展两阶段最小二乘法来缓解内生性问题。企业绩效表现映射于地区经济发展,企业所在城市互联网经济发展与企业数据资源密切相关。城市信息传输、计算机服务和软件行业(简称ICT行业)就业人数既能够反映地区互联网经济发展,同时也是城市内企业招聘数据职能岗位人员的重点目标人群,城市ICT行业就业规模与本文核心解释变量具有高度相关性。因此,这里基于相关年份《中国城市统计年鉴》,获取目标企业所在城市ICT行业从业人员数和城市年末单位从业人员数,标准化处理后以二者之比构建ICT从业人员占比(*ictlabor*)作为工具变量。另外,若主并企业和目标企业在同一城市,则目标企业所在城市的特征变量也会影响主并企业的数据资源,从而影响并购溢价和并购绩效,带来内生性问题。本文进一步筛选出目标企业与主并企业不在同一城市的2739个样本,开展两阶段工具变量检验。第一阶段回归结果中,不可识别检验KP-LM统计量对应P值均为0,说明不存在识别不足问题;弱工具变量检验的KP-Wald F统计量大于对应的Stock-Yogo在10%的显著性临界值,通过弱工具变量检验。第二阶段回归模型中,并购溢价和并购绩效对核心解释变量 $\ln tard_{it}$ 的回归结果仍然稳健。

(2)倾向匹配得分法(PSM)。主并企业自身特征会影响数据并购决策,如处于成熟期、营业收入增长受限的企业可能倾向于开展数据并购,从而造成样本自选择问题。为此,需要使用倾向匹配得分法进一步估计。首先,以主并企业年龄、营业收入增长率等相关特征作为协变量,<sup>①</sup>估计企业开展数据并购的倾向得分。平衡性检验结果显示,匹配后的主并企业特征变量间基本不存在显著差异,满足共同支撑假设的要求。然后,采用1:1最近邻匹配方法进行倾向得分匹配。结果显示,匹配前后控制组和处理组在并购溢价和并购绩效上均存在显著差异,且匹配后核心解释变量的估计系数符号和显著性与基准回归结果保持一致,表明前述研究结论具有可靠性。

### 3. 稳健性检验<sup>②</sup>

(1)排除竞争性解释。数据并购中的目标企业通常也是数字技术、数字人才、数字基础设施密集企业,因此,目标企业数据资源对并购溢价和并购绩效的影响也可能是由目标企业数字技术、数字人才、数字基础设施等因素造成的。为排除以上竞争性解释,参考李双燕和乔阳娇(2023)界定的数字并购标准,以目标企业专利、软件著作权及并购公告信息为依据,构建以并购目标企业数字人才、数字技术、数字基础设施等为表征对象的数字并购虚拟变量(*DMA*)。<sup>③</sup>然后,在基准回归模型中加入数字并购(*DMA*)作为控制变量,若控制数字并购变量后,核心解释变量系数依然显著,则说明目标企业数据资源不受数字技术、数字人才等其他因素影响。此外,还在回归模型中加入数字并购与目标企业数据资源的交乘项( $\ln tard_{it} \times DMA$ )。若交乘项系数不显著,则说明目标企业数据资源对并购溢价和并购绩效的影响在数字并购和非数字并购事件中无显著差异,可以排除数字技术等其他非数据资源驱动本文研究结果的竞争性解释。结果显示,在控制数字并购变量和交乘项

① 主并企业特征包括企业年龄(*age*)、资产负债率(*lev*)、总资产利润率(*roa*)、企业规模(*size*)、董事会规模(*board*)、企业性质(*soe*)、营业收入增长率(*grow*)。

② 稳健性检验实证结果参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

③ 数字并购的具体标准为:一是目标企业被并购前拥有技术专利;并购公告中声明以获取某项专利或技术为目的。二是目标企业被并购前拥有软著或目标企业为数字经济核心产业。满足以上两个标准即被认定为数字并购事件。

的影响后,核心解释变量的系数依然显著,而交乘项系数不显著,说明数字并购不会造成基准回归结果的显著差异,以上结果较好地排除了数字并购中非数据资源因素对并购溢价和并购绩效的影响。

(2)替换解释变量。本文分别采用对应于核心解释变量 $\ln tardt$ 的虚拟变量( $ma\_dt$ ),以及目标企业数据资源的绝对值变量( $tardt$ )作为替换解释变量开展基准回归检验。结果显示,并购溢价、并购绩效对目标企业数据资源虚拟变量和绝对值变量的回归结果均稳健。

(3)替换被解释变量。参考陈仕华和李维安(2016),本文以“标的净资产 $\times$ 同行业上市企业的PB平均值”<sup>①</sup>计算标的资产账面价值,再次通过前文计算方法得到并购溢价率作为替代指标( $premw$ );同时以主并企业并购后3年营业利润率的平均值与并购前3年营业利润率平均值的差值( $\Delta profit$ )作为并购绩效的替代指标,进行稳健性检验。得到的结论均与基准回归结果保持一致。

(4)更严格的固定效应。基准回归中只对主并企业行业固定效应进行控制,而目标企业数据资源规模可能因目标企业所在行业、省份的不同而有所差异,且这些差异会随时间变化进而影响基准模型估计效果。为约束以上因素,依次增加控制目标企业所在行业固定效应( $Tind$ )、省份固定效应( $Tpro$ ),以及目标企业行业与年份交互固定效应( $Tind \times year$ )、目标企业省份与年份交互固定效应( $Tpro \times year$ )。回归结果依然稳健。

(5)改变样本时间跨度。2015年中国提出实施国家大数据战略,此后政策法律向支持大数据产业发展倾斜,全样本可能受政策影响。另外,由于2015年及之前样本中的非上市目标企业,核心解释变量涉及的招聘广告信息存在较多缺失,采用线性插补数据可能影响估计结果的真实性。为缓解政策影响和缺失数据造成的测量偏差,剔除2015年及之前的样本,利用缩减时间跨度后的样本开展稳健性检验,结论仍保持不变。

## 五、数据资源对并购溢价和并购绩效影响的机制检验

### 1. 目标企业数据资源并购溢价形成的机制分析

为了验证目标企业数据资源对并购溢价的影响是否源于并购活动中存在的数据融合增值效应、市场地位维护效应和跨界竞争发展效应,本文分别开展以下机制检验。

(1)数据融合增值效应分析。针对主并企业数据资源的异质性检验,参照目标企业数据资源变量处理的相同做法,以主并企业各年发布的数据职能岗位招聘广告为基础,构造主并企业数据资源特征变量,将主并企业划分为数据资源密集( $dumacqdt=1$ )和数据资源非密集( $dumacqdt=0$ )两组,分别开展基准回归分析。回归结果如表2第(1)、(2)列所示,当主并企业为数据资源密集企业时,目标企业数据资源对并购溢价在1%的水平上显著为正;而当主并企业为数据资源非密集企业时,目标企业数据资源对并购溢价的影响不显著。Chow检验结果显示两组之间的差异显著。这说明,当并购双方都具有较丰富的数据资源时,并购交易价格更高,并购双方数据融合可能是数据并购溢价产生的原因之一。

(2)市场地位维护效应分析。针对主并企业市场集中度的异质性检验,则以企业所有者权益合计与行业内所有者权益合计比值的平方累加,计算主并企业在并购前2年的赫芬达尔指数(HHI)表

<sup>①</sup> 采用国标行业大类计算和匹配PB(市净率)平均值。

表 2 目标企业数据资源对并购溢价影响的机制检验

	数据资源融合增值效应		市场地位维护效应		跨界竞争发展效应	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	数据资源密集	数据资源非密集	高市场集中度	低市场集中度	同业并购	跨界并购
<i>Intardt</i>	2.5435*** (0.6234)	-0.2971 (0.4401)	2.5366*** (0.7605)	0.9999** (0.4876)	0.7630 (0.6415)	2.3760*** (0.7143)
常数项	19.5231*** (7.3688)	4.7419 (4.5656)	11.4417** (4.7206)	6.1755 (5.8384)	1.4524 (4.1953)	16.6341*** (5.7580)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
聚类标准误	是	是	是	是	是	是
系数差异 P 值	2.9863***		1.8998**		-1.2404*	
样本量	1321	2641	2004	1959	2109	1855
调整 R <sup>2</sup>	0.1075	0.0314	0.1007	0.0499	0.0746	0.0756

注:系数差异 P 值根据交互项模型的 Chow 检验的估计结果计算得到。采用费舍尔组合检验(抽样 1000 次)得到的系数差异 P 值依然显著。

征市场集中度,根据主并企业 HHI 指数是否大于平均值,将样本划分为高市场集中度(*dumhhi*=1)和低市场集中度(*dumhhi*=0)两组,分析目标企业数据资源对并购溢价的不同影响。回归结果如表 2 第(3)、(4)列所示,对于高市场集中度的企业,目标企业数据资源对并购溢价的影响系数更大且更显著。这说明,对于市场地位更高的企业,并购数据资源的潜在价值更高。换言之,当主并企业市场地位更高时,更愿意溢价并购数据资源丰富的企业。可能的原因在于,并购数据资源具有巩固既有市场地位、强化市场壁垒的“护城河”效应。

(3)跨界竞争发展效应分析。从并购类型出发,开展同业并购和跨界并购的数据资源溢价效应的异质性分析。参考刘玉斌等(2024)的做法,根据目标企业和主并企业所在行业是否属于同一国标行业大类,将二者属于同一行业大类的样本记为同业并购(*dumtype*=1),否则标记为跨界并购(*dumtype*=0),对两类子样本分别开展回归分析,回归结果见表 2 第(5)、(6)列。同业并购时,目标企业数据资源对并购溢价的影响不显著;跨界并购时,目标企业数据资源对并购溢价在 1% 的水平上显著为正,两组系数也具有显著的差异性。这说明,对于与目标企业不同行业的企业,更看重目标企业数据资源的潜在价值。可能的原因在于,对于跨界并购的企业,目标企业数据资源有助于打破行业边界,实现跨界转型。

## 2. 目标企业数据资源对并购绩效的影响机制检验

理论分析指出,企业为获取数据资源而提前支付的数据并购对价以及并购后增加的数据治理投入,是目标企业数据资源降低企业并购绩效的两条渠道。为实证检验这两项机制,构建如下模型,首先检验目标企业数据资源对数据并购对价(*dealvalue*)和数据治理投入(*govcost*)的影响,在此基础上,进一步检验机制变量对并购绩效的影响以补充相关性证据:

$$Mechanism_{it} = \lambda_0 + \lambda_1 Intardt_{it} + \sum \lambda_j control_{it} + year_t + ind_q + \eta_{it} \quad (3)$$

$$\Delta ROA_{it} = \beta_0 + \beta_1 Mechanism_{it} + \sum \beta_j control_{it} + year_t + ind_q + \eta_{it} \quad (4)$$

其中,*Mechanism<sub>it</sub>*表示机制变量,分别以数据并购对价和数据治理投入代入检验。数据并购对

价(*dealvalue*)是企业为收购目标公司支付的总金额,包含了目标企业数据资源造成的溢价以及并购交易过程形成的交易成本;数据治理投入(*govcost*)以主并企业并购后增加的数据相关费用形成与营业收入之比来衡量。具体而言,首先计算主并企业并购后1年相较并购前1年增加的当期损益;<sup>①</sup>参考何璞等(2024)计算主并企业并购后1年年报中数据资产词频占年报总词频的比值,以此作为主并企业数据相关费用形成的比例;将这一比例与企业增加的当期损益相乘后再求其占企业并购后1年营业收入的占比,作为企业并购后的数据治理投入。

表3列示了目标企业数据资源对并购绩效影响的机制检验结果。第(1)、(2)列显示,数据并购对价和数据治理投入对目标企业数据资源的回归中,估计系数均在1%的水平显著为正,说明目标企业数据资源增加了并购时的数据获取成本和并购后的数据治理投入;第(3)、(4)列显示,数据并购对价、数据治理投入均与并购绩效有显著的负向相关性。以上结果说明,数据并购对价和数据治理投入是目标企业数据资源影响企业并购绩效的渠道。通过构建结构方程模型和Bootstrap自助法,可深入检验目标企业数据资源影响并购绩效的传导路径效应。<sup>②</sup>

表3 目标企业数据资源对并购绩效影响的机制检验

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>dealvalue</i>	<i>govcost</i>	$\Delta ROA$	$\Delta ROA$
<i>Intardt</i>	0.2405*** (0.0614)	0.0153*** (0.0053)		
<i>dealvalue</i>			-0.1307** (0.0534)	
<i>govcost</i>				-4.5268* (2.5224)
常数项	5.6702*** (1.0014)	0.0355 (0.0344)	12.9535*** (3.6535)	10.6112*** (3.6778)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
聚类标准误	是	是	是	是
样本量	3961	3806	3961	3806
调整 R <sup>2</sup>	0.3577	0.2420	0.1338	0.1358

## 六、数据价值实现的进一步分析

### 1. 主并企业匹配性能力对并购绩效的互补效应

理论上,对于具有数据开发匹配性能力的企业在并购目标企业数据资源后,能够依托自身数字技术等匹配性能力有效开发数据资源,产生并购的协同效应,并反映在并购绩效上。为实证检验上述机制的具体影响,构建模型如下:

① 当期损益包括管理费用、研发费用、销售费用和财务费用。

② 中介路径分析结果参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

$$\Delta ROA_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{Intardt} + \omega_k \text{complementary}_{it} + \varpi_k \text{complementary}_{it} \times \text{Intardt} + \sum \beta_j \text{control}_{it} + \text{year}_t + \text{ind}_q + \eta_{it} \quad (5)$$

其中,主并企业匹配性能力(*complementary*)将以主并企业数字技术(*digpatent*)、数字人才(*diglabor*)、数字资本(*digcapital*)、数字管理(*digmanagement*)分别进行分析。为保证机制检验回归结果与基准回归结果具有可比性,本文对目标企业数据资源变量 *Intardt* 和主并企业匹配性能力相关指标进行中心化处理后再生成交互项。

**数字技术赋能。**参考陶锋等(2023)的做法,本文将上市公司IPC专利号与《关键数字技术专利分类体系(2023)》相匹配,通过 *incoPat* 专利数据库获取主并企业数字技术专利申请数量,进行对数化处理后作为主并企业数字技术变量(*digpatent*)。表4第(1)列汇报了主并企业数字技术的互补效应检验结果。回归结果显示,主并企业数字技术与目标企业数据资源的交乘项系数在1%的水平上显著为正,说明当主并企业在并购前拥有数字技术时,目标企业数据资源对并购绩效的负向作用会减弱。换言之,数据资源对企业生产经营绩效的赋能作用可能受承接主体数字技术能力限制,当主并企业具有数据资源相应承接技术时,数据并购产生的数据融合增效等积极效应会掩盖前期数字化投入带来的负面作用。

**数字人才赋能。**基于获取的前程无忧、BOSS、智联招聘、猎聘等招聘网站2010—2023年上市企业发布的900万条招聘信息,参考国泰安“企业数字化转型指数数据库”中对“数字职位”的具体界定,选择“算法、IT、信息技术、开发工程、人工智能、电子、通信、计算机”8个词组作为数字职能岗位的识别关键词,<sup>①</sup>对带有关键词的招聘广告进行筛选统计,并限定学历为本科及以上学历,加1取对数后作为主并企业数字人才变量(*diglabor*)。表4第(2)列为目标企业数据资源与主并企业数字人才的互补效应回归结果。结果显示,二者交乘项的系数在1%的水平上显著为正,说明主并企业自身数字人才与目标企业数据资源能够形成互补,有利于提升企业并购后的绩效。换言之,承接方的数字人才是实现数据资源价值的关键匹配性投入要素之一。

**数字资本赋能。**搜集整理上市企业数字资本投入相关数据信息,并将其对数化处理后作为主并企业数字资本变量(*digcapital*)。对企业部分年份缺失数据采用最相邻年份数据进行插补。表4第(3)列展示了目标企业数据资源与主并企业数字资本的互补效应回归结果,二者交乘项的系数在5%的水平上显著为正。这说明,主并企业投入数字资本能够缓解目标企业数据资源对企业并购绩效带来的负面影响,并与目标企业数据资源产生互补效应,进而提升企业绩效。

**数字管理赋能。**在获取主并企业管理层首席信息官、数据官等数字职务以及管理层数字创新导向相关指标的基础上,采用熵权法,构建上市企业数字管理变量(*digmanagement*)。表4第(4)列为核心解释变量与主并企业数字管理的互补效应回归结果。结果显示,目标企业数据资源与主并企业数字管理交乘项的系数在10%的水平上显著为正。这说明,目标企业数据资源对并购绩效的影响也可能受到主并企业管理层数字化程度的影响。管理层数字化程度更高,企业数字管理制度更完善,更有利于系统性开发数据资源,挖掘数据资产价值,对企业绩效产生正向影响。

<sup>①</sup> 为避免与主并企业数据资源变量重合,本文参考许宪春等(2025),将“数字人才”与“数据人员”进行区别,对包含数据职能岗位信息的招聘广告进行剔除。其中,“数字人才”是指具有信息技术专业知识和应用能力的本科学历以上人才,主要包括“网络工程师”“软件开发工程师”“算法工程师”“通信技术工程师”等职能岗位。数据人员则是指专注于数据收集、处理、分析的专业人员,主要包含“数据分析师”“数据开发工程师”“数据统计员”等岗位。

表4 主并企业匹配性能力的互补效应

	(1)	(2)	(3)	(4)
	$\Delta ROA$	$\Delta ROA$	$\Delta ROA$	$\Delta ROA$
<i>Intardt</i>	-0.9332*** (0.3226)	-1.1356*** (0.3450)	-0.9808*** (0.3390)	-1.2556*** (0.4539)
<i>digpatent</i>	-0.0955 (0.1138)			
<i>c_digpatent</i> × <i>c_Intardt</i>	0.5552*** (0.2142)			
<i>diglabor</i>		-0.2688* (0.1561)		
<i>c_diglabor</i> × <i>c_Intardt</i>		0.4681*** (0.1581)		
<i>digcapital</i>			-0.0007 (0.0281)	
<i>c_digcapital</i> × <i>c_Intardt</i>			0.0741** (0.0321)	
<i>digmanagement</i>				-0.0004 (0.0079)
<i>c_digmanagement</i> × <i>c_Intardt</i>				0.0271* (0.0159)
常数项	11.8554*** (3.6929)	11.1866*** (3.6091)	12.2357*** (3.6561)	12.1288*** (3.6396)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
聚类标准误	是	是	是	是
样本量	3964	3964	3964	3964
调整 R <sup>2</sup>	0.1370	0.1383	0.1360	0.1362

2. 数据资源价值实现的滞后性分析

为进一步分析数据资源价值实现是否具有滞后性,不妨以企业并购事件发生年份为基准点,将主并企业并购后7年(相比于并购前)的绩效变化纳入回归模型,构建模型如下:

$$\Delta ROA_{i+l} = \beta_0 + \beta_l Intardt_{it} + \sum \beta_j control_{it} + year_t + ind_q + \eta_{it} \quad (6)$$

其中,  $\Delta ROA_{i+l}$  表示企业 *i* 滞后 *l* 期的并购绩效,  $l=0, 1, \dots, 4$ 。具体计算为:采用移动平滑方法,以主并企业并购前3年的净资产收益率为基准,将主并企业并购后第1年到第7年的净资产收益率按照每3年取一次平均值,分别减去并购前3年的净资产收益率平均值后,即得到主并企业并购后滞后0期及滞后4期的并购绩效。另外,在匹配性能力研究中,考虑到数字技术对数据资源的互补效应是最大的。这里采用数字技术作为主并企业匹配性能力的代表,对主并企业类型进行区分,分别讨论数据资源对强匹配性能力企业和弱匹配性能力企业并购绩效的滞后影响。

图2为目标企业数据资源对基于并购时点滞后0期至滞后4期并购绩效影响的模型中估计系数变化曲线。整体看,随着时间的推移,目标企业数据资源对并购绩效的负向作用逐渐减弱,并呈



现先略有下降后逐渐上升趋势,最终趋近于正向影响。可以推断,目标企业数据资源对并购绩效造成的消极影响会随着数据价值的释放和最终实现被抵消。

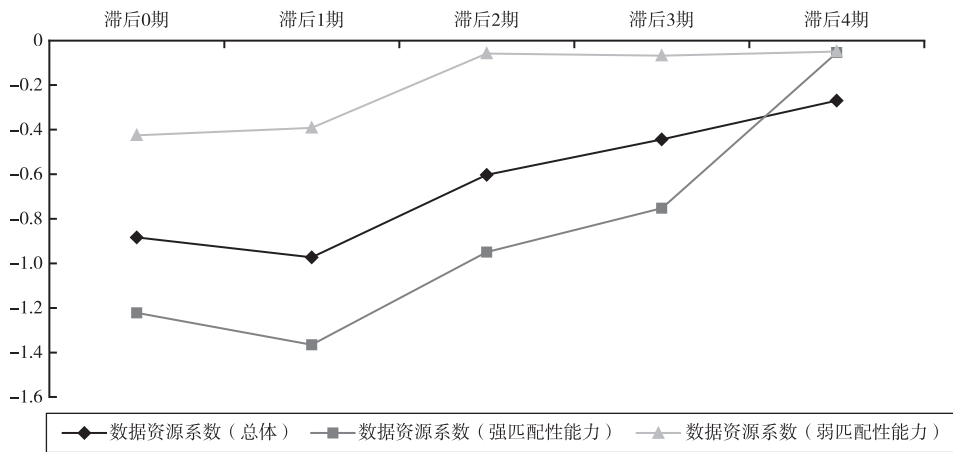


图2 目标企业数据资源对并购绩效的滞后效应

## 七、结论与启示

本文从数据要素市场化价值化视角对数据资源价值源泉和数据价值实现内涵进行辨析,从理论层面的梳理分析数据并购中目标企业数据资源的溢价机制和并购后数据资源价值实现机制。在此基础上,基于整理的2011—2023年3964个并购事件及相关指标数据,计量分析目标企业数据资源对并购溢价、并购绩效的影响,以及并购数据资源与数字技术等匹配性能力间的互补效应。据此,主要研究结论如下:①数据资源的潜在价值来源于其承载的有效信息,当有效信息被提取并投入生产经营中参与价值(增加值)创造后,数据价值实现才算真正完成。②数据并购是数据资源实现市场化流通交易的方式之一,并购溢价是企业并购后数据集成融合带来的价值创造潜力以金融化、资本化方式提前变现,并非最终的数据价值实现。③实证研究发现,数据并购中目标企业数据资源对并购溢价有显著正向影响,目标企业数据资源的潜在价值很大程度上以并购溢价的方式予以呈现。数据融合增值、市场地位维护、跨界竞争发展是并购中数据资源潜在价值提升的重要原因。④数据并购后数据资源融合等潜在价值的实现存在滞后性,短期内数据并购形成的高并购对价和数据治理成本提升,使数据资源对企业绩效的影响呈现非预期现象。⑤主并企业所具备的数字技术、数字人才、数字资本、数字管理等匹配性能力,可以显著缓解目标企业数据资源对并购绩效的短期负向作用。

当前,以各地数据交易所(交易中心)的竞相成立为标志,国内数据资源要素市场化配置改革进入加速推进阶段。涉及数据资源的企业并购作为一种特殊的数据市场化流通交易方式,已经涌现出大量现实案例。围绕数据资源相关并购既有案例开展系统深入分析,将有助于完善数据交易价格形成机制、推动完善数据交易相关的基础性工作。据此,可得相关启示如下:

(1)跟踪和全面系统分析既有数据反映的并购事件,为完善数据市场化交易定价机制,特别是场内交易定价提供微观层面的基础性支撑。将并购事件按照其所属行业进行分类。针对特定行业的数据反映的并购,全面分析其数据应用场景、并购溢价率以及并购企业特征等,作为特定场景下数据交易定价特别是场内数据交易定价的一种参照。追踪考察企业数据并购完成后,主并企业经营绩效

情况,据以测算不同场景下数据价值实现状况,作为数据交易定价的另一种参考。

(2)以数据并购活动为抓手,进一步规范数据流通交易相关的基础性工作。从并购溢价分析入手,完善数据资产价值评估标准、方法及评估流程。加快培育第三方数据中介服务机构,对其实施规范化管理。稳步推进数据资产入表工作,在数据丰富行业和数据富集企业开展数据资产入表精细化管理试点,从成本角度提供数据交易定价的基准。

(3)对企业数据并购活动进行引导,平衡战略动机和执行能力。认清数据价值实现的长周期性和前期高投入特征,支持企业建立长期持有数据的耐心和信心,同时建立分阶段的数据价值实现目标。从数据匹配性能力构建角度入手,为更加充分实现数据价值提供良好的外部环境。综合运用财税、信贷等政策,引导企业在核心数字技术研发、数字人才培养、数字资本积累、数字管理制度建设等方面持续投入,切实提高全社会数据匹配性能力。

由于企业并购动机通常较为复杂,数据驱动的企业并购也可能涉及获取技术、资质、人才、壳资源等其他动机,未来可根据企业并购公告中并购目的和目标企业经营业务进一步细化企业主要并购动机和次要并购动机。另外,采用人力资本对目标企业数据资源的测度受到劳动生产率差异的影响,未上市企业数据资源的测度有待开创新的思路和方法。

#### 〔参考文献〕

- [1]蔡跃洲,马文君.数据要素对高质量发展影响与数据流动制约[J].数量经济技术经济研究,2021,(3):64-83.
- [2]陈楠,蔡跃洲.人工智能、承接能力与中国经济增长——新“索洛悖论”和基于AI专利的实证分析[J].经济动态,2022,(11):39-57.
- [3]陈楠,蔡跃洲,马文君.企业数据技术对市值和利润的影响——基于大数据专利的机制检验和互补性投入分析[J].财贸经济,2024,(1):1-18.
- [4]陈仕华,李维安.并购溢价决策中的锚定效应研究[J].经济研究,2016,(6):114-127.
- [5]程华,武琦璠,李三希.数据交易与数据垄断:基于个性化定价视角[J].世界经济,2023,(3):154-178.
- [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]李明,王卫.上市公司数字并购提升企业价值了吗[J].商业研究,2025,(2):96-106.
- [8]李三希,武琦璠,鲍仁杰.大数据、个人信息保护和价格歧视——基于垂直差异化双寡头模型的分析[J].经济研究,2021,(1):43-57.
- [9]李双燕,乔阳娇.数字并购的市场效应——基于创新与垄断的视角[J].经济管理,2023,(10):49-69.
- [10]刘玉斌,张贵娟,徐洪海.数据规模、数据范围与平台企业绩效——基于数字平台并购视角[J].数量经济技术经济研究,2024,(3):131-152.
- [11]罗玫,李金璞,汤珂.企业数据资产化:会计确认与价值评估[J].清华大学学报(哲学社会科学版),2023,(5):195-209.
- [12]唐要家,李毓新.数据驱动的平台市场势力及其福利效应[J].产经评论,2023,(5):5-23.
- [13]陶锋,朱盼,邱楚芝,王欣然.数字技术创新对企业市场价值的影响研究[J].数量经济技术经济研究,2023,(5):68-91.
- [14]吴超鹏,吴世农,郑方镛.管理者行为与连续并购绩效的理论与实证研究[J].管理世界,2008,(7):126-133.
- [15]吴非,胡慧芷,林慧妍,任晓怡.企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J].管理世界,2021,(7):130-144.
- [16]谢丹夏,魏文石,李尧,朱晓武.数据要素配置、信贷市场竞争与福利分析[J].中国工业经济,2022,(8):25-43.
- [17]谢康,胡杨颂,刘意,罗婷予.数据要素驱动企业高质量数字化转型——索菲亚智能制造纵向案例研究[J].管理评论,2023,(2):328-339.

- [18]谢康,夏正豪,肖静华.大数据成为现实生产要素的企业实现机制:产品创新视角[J].中国工业经济,2020,(5):42-60.
- [19]徐翔,赵墨非.数据资本与经济增长路径[J].经济研究,2020,(10):38-54.
- [20]许宪春,雷泽坤,胡亚茹.中国数据资本形成总额与数据资本存量测算[J].经济研究,2025,(3):54-68.
- [21]苑泽明,黄灿,李萌,尹琪.企业数据资产与资本市场价值发现[J].经济管理,2025,(3):64-84.
- [22]张国胜,严鹏,李欣珏,杜鹏飞.大数据要素集聚、技术能力缺口与生产率区域差距[J].中国工业经济,2024,(10):118-136.
- [23]张叶青,陆瑶,李乐芸.大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J].经济研究,2021,(12):42-59.
- [24]赵丽,胡植尧.数据要素、动态能力与企业全要素生产率——破解“数据生产率悖论”之谜[J].经济管理,2024,(7):55-72.
- [25]Abis, S., and L. Veldkamp. The Changing Economics of Knowledge Production [J]. Review of Financial Studies, 2024, 37(1): 89-118.
- [26]Baley, I., and L. Veldkamp. The Data Economy: Tools and Applications[M].Princeton: Princeton University Press, 2025.
- [27]Begenau, J., M. Farboodi, and L. Veldkamp. Big Data in Finance and the Growth of Large Firms [J]. Journal of Monetary Economics, 2018, 97(8):71-87.
- [28]Bourreau, M., A. D. Streef, and I. Graef. Big Data and Competition Policy: Market Power, Personalised Pricing and Advertising[R]. Project Report of Centre on Regulation in Europe, 2017.
- [29]Brynjolfsson, E., L. M. Hitt, and H.H. Kim. Strength in Numbers: How Does Data-Driven Decisionmaking Affect Firm Performance[R]. SSRN Working Paper, 2011.
- [30]Calderón, J. B. S., and D.G. Rassier. Valuing the US Data Economy Using Machine Learning and Online Job Postings[A]. Susanto B., L. Eldridge, J. Haltiwanger, and E. Strassner. Technology, Productivity, and Economic Growth [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2025.
- [31]Chebli, O., P. Goodridge, and J. Haskel. Measuring Activity in Big Data: New Estimates of Big Data Employment in the UK Market Sector[R]. Imperial College Business School Discussion Paper, 2015.
- [32]Elvy, S. A. Paying for Privacy and the Personal Data Economy[J]. Columbia Law Review, 2017, 117(6):1369-1460.
- [33]Farboodi, M., and L. Veldkamp. A Growth Model of the Data Economy[R]. SSRN Working Paper, 2021.
- [34]Ferraris, A., A. Mazzoleni, A. Devalle, and J. Couturier. Big Data Analytics Capabilities and Knowledge Management: Impact on Firm Performance[J]. Management Decision, 2019, 57(8): 1923-1936.
- [35]Hanelt, A., S. Firk, B. Hildebrandt, and L. M. Kolbe. Digital M&A, Digital Innovation, and Firm Performance: An Empirical Investigation[J]. European Journal of Information Systems, 2021, 30(1): 3-26.
- [36]Jones, C. I., and C. Tonetti. Nonrivalry and the Economics of Data[J]. American Economic Review, 2020, 110(9): 2819-2858.
- [37]Krämer, J., D. Schnurr, and S. B. Micova. The Role of Data for Digital Markets Contestability: Case Studies and Data Access Remedies[M]. Brussels: Centre for Regulation in Europe (CERRE), 2020.
- [38]Müller, O., M. Fay, and J. Vom Brocke. 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.
- [39]Nie, Y., J. Talburt, S. Dagtas, and F. Taiwen. The Influence of Chief Data Officer Presence on Firm Performance: Does Firm Size Matter[J]. Industrial Management & Data Systems, 2019, 119(3): 495-520.
- [40]Rassier, D. G., R. J. Kornfeld, and E. H. Strassner. Treatment of Data in National Accounts[R]. Paper Prepared for the BEA Advisory Committee, 2019.
- [41]Smedes, M., T. Nguyen, and B. Tenburren. Valuing Data as an Asset, Implications for Economic Measurement[R]. Economic Implications of the Digital Economy Conference, 2022.

## Potential Value and Value Realization of Data Resources from the Perspective of Data-driven M&As

CAI Yue-zhou, LIN Jing-ling, CHEN Nan

(Faculty of Applied Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences)

**Abstract:** In recent years, corporate mergers and acquisitions (M&A) aimed at acquiring or integrating data resources have emerged as a significant channel for data circulation. According to statistics from Boston Consulting Group's 2017 M&A report, the number of M&A deals in the global digital and technology sectors surged after 2010, with data-intensive fields such as big data, cloud, and Software as a Service (SaaS), mobile technology and software applications, data centers, smart connectivity and mobility becoming key trends. From the perspective of major global corporations initiating these transactions, target companies possessing data resources often command acquisition premiums. This premium effect in data-driven M&As may stem from the potential value of data resources. This paper investigates whether the potential value of target companies' data resources in M&A transactions is reflected in acquisition premiums and whether such potential value contributes to improved post-merger financial performance.

To address the above questions, this paper uses theoretical analysis to conduct empirical tests based on 3964 corporate M&A deals from the CSMAR database from 2011 to 2023. First, this paper examines the M&A announcement texts to identify whether they contain keywords related to data resources. M&A events that include such keywords are identified as data-driven M&A events. Second, this paper counts the number of job postings for data-related positions published by the target companies before the mergers, using this as a proxy variable for the scale of their data resources. Based on this framework, this paper performs regression analyses to examine the impact of the target firms' data resource scale on acquisition premiums and post-merger performance.

The results are as follows. First, the data resources of target firms significantly increase acquisition premiums. The value-added effect of data integration, the market position maintenance effect, and the cross-sector competition development effect are the primary mechanisms through which target firms' data resources drive up premiums. Second, target firms' data resources simultaneously increase both the acquisition consideration and post-merger management cost, thereby reducing short-term M&A performance. With the gradual unleashing of data value, the negative impact of target firms' data resources on M&A performance weakens and may eventually turn positive in the long run. Third, the complementary capabilities of the acquiring firms, including digital technology, digital talent, digital capital, and digital management, can significantly mitigate the short-term negative impact of target firms' data resources on M&A performance and accelerate data value realization.

The actionable information contained in data is the core source of its potential value. However, the genuine realization of data value can only be achieved when data is utilized as a factor of production in actual business operations and contributes to value-added creation. Market-oriented transaction and circulation methods, such as data-driven M&As, enable the advanced monetization of the value-creating potential of data resources/assets. Nevertheless, whether this potential can be translated into improved business performance and ultimately lead to data value realization remains subject to certain conditions. These empirical findings can effectively validate the theoretical mechanisms underlying the monetization of the potential value of data resources and the ultimate realization of data value through corporate M&A activities. Furthermore, they provide an actionable pathway for advancing the marketization and value realization of data as a factor of production.

**Keywords:** data resources; data value realization; data-driven M&As and premiums; complementary capabilities; post-merger performance

**JEL Classification:** D22 D25 O34

[责任编辑:崔志新]