

数据织网：供应链网络中数据资产的溢出效应

王欣兰 许安迪 宋晓悦

内容提要：在供应链网络中，数据资产共享作为数据要素市场建设的核心，是推动供应链多维协同、优化资源配置和提升运营效率的关键所在。本文以2009—2024年沪深A股上市公司为研究样本，实证考察供应链网络中企业数据资产的溢出效应。研究结果表明，目标企业数据资产能够沿供应链向上下游溢出，促进其供应商（客户）企业配置数据资产，即供应链网络企业间数据资产具有溢出效应；机制分析发现，该溢出效应主要通过合作学习效应与动态竞争效应双重机制予以实现；进一步研究发现，资产化的数据资产溢出效应最强，在数据资产政策支持环境较好、供应链网络位置中心性较高的情况下，数据资产溢出效应的作用机制发挥更优。本文将数据资产研究拓展至供应链联动领域，深化了数据资产在供应链管理中的理论应用，丰富了数据资产溢出效应的实证研究，为推动供应链数字化和供应链高效协同发展提供了理论支持和实践证据。

关键词：数据资产 供应链网络 合作学习 动态竞争 溢出效应

中图分类号：F273.4;F274

文献标识码：A

文章编号：1000-7636(2025)12-0057-17

一、问题提出

在数字经济助力高质量发展的背景下，数据资产作为企业数字化转型过程中形成的新兴资产，赋能传统生产要素迭代更新，成为推动企业创新、优化协同合作及增强竞争力的关键。随着国家对数据资源开放共享的高度重视，如何有效释放数据资产价值，已成为数字经济时代的重要议题。数据资产具有共享性、无损耗性等特征，不仅能优化企业内部资源配置，还能提升供应链企业数据资产价值创造潜力，在供应链协作过程中产生价值倍增效应。因此，科学检验供应链上下游企业间数据资产的协同演化机制，是激活数据要素乘数效应的关键，为推动数据要素与传统生产要素深度融合，促进供应链高效协同发展奠定理论基础。

在供应链数字化进程中，企业通过采购、生产、仓储、物流、销售等环节产生海量数据资源，经过整合与分析形成具有实际价值的数据资产。供应链中各企业间数据资产的有效利用，是推动供应链多维协同、优

收稿日期：2025-02-18；修回日期：2025-10-03

基金项目：教育部人文社会科学研究规划基金项目“数据资产‘效率—风险’二元溢出效应下的供应链竞合机制与网络韧性研究”（25YJA630086）；山东省社会科学规划研究项目“高质量发展视阈下山东营商环境优化综合测度、驱动机制及助推政策研究”（24CJJ23）

作者简介：王欣兰 山东工商学院会计学院教授，烟台，264005；

许安迪 山东工商学院会计学院硕士研究生，通信作者；

宋晓悦 西安交通大学管理学院博士生，西安，710049。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

化资源配置和提升运营效率的关键点。供应链企业间数据资产的交流传递与价值释放,有助于提高供需匹配的精准性,促进研发设计、生产制造、仓储运输等环节的协同优化与资源高效配置,助力企业实现提质降本增效。如何释放数据资产的价值红利,推动其在供应链中实现协同优化与复用增效,成为供应链数字化进程中的关键一环。因此,本文以2009—2024年沪深A股上市公司为样本,探讨数据资产在供应链网络中的溢出效应,聚焦以下两个问题:在供应链网络中数据资产是否会在上下游企业间产生溢出效应?该溢出效应通过何种机制实现?

本文边际贡献主要体现在三方面。第一,将数据资产研究从企业个体层面拓展至供应链协同层面。基于社会关系网络视角,探索供应链网络中数据资产溢出效应的作用机制这一“黑箱”,揭示目标企业数据资产如何通过合作学习机制和动态竞争机制影响其供应商或客户企业的数据资产,为企业数据资产价值创造提供新路径。第二,以数据资产为切入点,实证考察其在供应链联动领域的溢出效应,探索基于上下游合作关系的资源流通与行为互动,丰富了溢出效应的理论内涵,拓展了知识溢出理论、社会学习理论和创新扩散理论的应用边界。第三,构建了更加完善的数据资产衡量指标体系。从数据资源化、资源产品化、产品资产化三个维度综合衡量企业数据资产配置水平,丰富了学术研究中对于企业数据资产量化测度的标准。

二、文献综述

(一) 数据资产相关研究

随着数据资产入表,学术界关于数据资产的确认、计量和评估等相关理论研究逐渐丰富,但关于数据资产对企业行为和价值创造作用的实证研究相对较少。现有实证研究主要聚焦于探索数据资产在企业内部如何通过提质降本增效,实现企业价值创造的作用机制。在创新研发方面,企业拥有多样的数据资源和高效的数据处理速度,这有利于提高创新绩效^[1];数据资产还能激发企业创新意愿,通过促进研发合作提升资源整合能力,进而进一步提高企业的创新绩效^[2]。在企业管理领域,充分利用数据资产不仅能助力业务决策与成本控制,进而提高企业运营效率、降低管理成本^[3],还能降低权益资本成本,有效提升企业的融资能力^[4]。在企业价值创造方面,企业通过提升数据分析能力发展生产力,提高整体绩效^[5],其中数据资产能促进资产总量增长^[6]、优化劳动结构提升企业价值^[7],进而提高全要素生产率,推动企业高质量发展^[8]。应用于供应链管理的数据还能通过降低成本、增加收入和创造竞争优势来提高企业财务绩效^[9]。然而在供应链联动层面,关于数据资产赋能供应链协同的研究相对匮乏,少数研究发现数据资产共享可以通过推动供应商和客户配置多元化来提升企业价值^[10],以及通过促进产业链供应链协同增强企业韧性^[11]。因此,本文从供应链企业协同视角出发,探索数据资产在供应链网络中的价值流动和乘数倍增效应,丰富数据资产在供应链层面的赋能效果研究。

(二) 供应链溢出效应相关研究

供应链溢出效应是指企业的行为或资源投入对其供应链上下游企业产生的外部效应。供应链中企业间的紧密互动和资源流动会引发技术、知识和资本等方面的溢出,进而影响供应链整体绩效。技术溢出方面,企业数字化转型中应用数字技术,不仅可以提升自身运营效率和生产力,还能向上下游合作伙伴传递数字化技术和数字信息资源,推动整个供应链的技术进步^[12-13]。知识溢出方面,供应链网络中企业间的知识交流和信息共享是协同发展的关键^[14],企业通过供应链获取客户和供应商的知识资源,进一步转化为内部资源,以提高企业竞争力^[15-16]。创新溢出方面,良好的供应链合作关系有利于企业创新^[17-18],客户企业绿色创新对供应商绿色创

新具有正向溢出效应^[19-20]。关于企业数据资产是否会产生供应链溢出效应,部分学者在供应链数据共享、数字化转型溢出效应等方面做出了初步探索。企业间的数据共享是供应链整合的核心要素,企业通过实时分享和传递各类数据、信息和指令,提高供应链的运行效率^[21]。随着数字化转型的持续推进,研究发现企业数字化转型具有显著的供应链溢出效应和同群效应,可引导供应链上下游企业开展数字化升级^[10,22]。那么,作为企业数字化转型成果积累的数据资产,在供应链网络中的传递机制亟待深入探究。

综上,现有文献聚焦于数据资产对企业内部运营绩效的影响研究,鲜有文献关注到数据资产的外部网络效应和供应链协同影响^[11,23],尚缺乏关于数据资产在供应链网络中溢出效应的系统性探讨。尤其在数据资产通过何种机制产生供应链溢出效应,推动供应链上下游企业协同发展、提升资源配置效率方面,相关研究仍显不足。因此,本文重点探讨数据资产在供应链网络中的溢出效应,探索其作用机制及影响因素,为推进供应链企业数据资源的有效利用和数据资产的高效配置提供理论支持和政策指引。

三、理论分析与研究假设

(一) 供应链网络中目标企业数据资产溢出效应的存在性

基于社会网络理论,企业的信息资源并非完全由企业自身产生,还可以通过在社会网络中的资源交换、信息传播、合作竞争的过程中获得^[24]。聚焦于供应链网络群体,链上企业的数据资产可能会通过供应链网络进行传递和交换。数据资产本质上是一种信息知识资产,具备促进技术创新、提高生产效率和经营管理效率的潜力^[25]。企业不仅可以通过数据资产增强自身竞争优势,还能够通过数据共享与关联企业合作达到协同共进^[23]。通过构建纵向贯通、横向互联的数据共享体系,企业能够实现与供应链中其他经济主体的数据共享与互补,缓解企业间信息不对称,促使信息在供应链网络中顺畅流动,从而提升供应链整体效率和响应能力^[26]。相比于传统生产要素,数据资产具备高流动性、强融合性和正外部性等特征,在循环利用的过程中,其使用成本被逐次分摊,产生价值倍增效应^[27],同时促进其他生产要素在供应链中的流动与优化。因此,数据资产的溢出有助于实现供应链协同优化和资源复用增效,进而提升整个供应链价值创造潜力。

目标企业出于实现规模效益或提升竞争力的目标,会推动数据资产在供应链网络中的流动和配置^[28]。供应链中数据资产较为丰富的目标企业,往往会将其拥有的数据资产与上下游企业进行交易或共享。一方面,通过数据资产交易获取直接经济利益,或通过抵押和融资扩大资金来源^[29];另一方面,主动共享数据资产,不仅有利于巩固其在供应链中的优势地位,而且能够带动上下游企业协同发展实现价值共创,以获得规模效益^[21]。供应链中数据资产较为匮乏的企业,通过积极学习和模仿数据资产丰富企业的数字化技术,获取数据信息资源,提升自身数据资产水平。此外,迫于市场竞争压力,企业均需要通过主动配置数据资产来提高市场竞争力,稳固其在供应链中的地位^[30]。因此,在供应链网络中,数据资产的流动和配置在提升供应链各环节的协同效应和优化资源配置方面发挥着重要作用,并且企业有能力和动机共享或配置数据资产,进而实现供应链企业协同发展。

基于以上分析,本文提出假设 1:在供应链网络中,目标企业的数据资产水平会正向影响其供应商(客户)企业的数据资产水平,即数据资产具有供应链溢出效应。

(二) 机制分析

基于资源依赖理论,企业的数据资产配置需要依赖外部数据资源,其行为和决策会受到外部资源供给方的影响。供应链企业间相互依赖的业务往来促进了信息交换和资源互补,增强了数据共享的动

力^[16]。数据资产作为一种关键资源,能够沿着供应链合作关系传递给供应商和客户,有助于降低信息不对称,提高供应链信息透明度与决策效率。随着供应链数据资产的流动共享或数字技术的联合开发,供应商(客户)企业能够学习模仿目标企业的数据资产开发管理模式^[31],从而提升自身数据资产配置能力。本文认为企业间的合作学习机制受到外部合作关系、企业自身学习吸收能力与数据转化能力的影响。首先,根据嵌入性理论,供应链中稳定紧密的合作关系有助于构建长期信任机制,并实现高效的信息互通,降低信息不对称和交易成本^[24],使得数据资产的共享和交易更加顺畅,进而增强供应链整体数据资产配置能力。其次,根据吸收能力理论,企业吸收转化外部知识的效率依赖于其自身知识基础和体验能力^[32]。若企业自身具备较强的研发创新和学习吸收能力,则能更高效地吸收利用其他企业共享的数据资产,并积极学习模仿领先企业的成功经验^[33],加速其数据资产的开发与应用。最后,企业数字转化能力决定了其对数据资产的配置需求和利用效率。具备较高数字技术水平和较强数据管理能力的企业,在共享合作过程中更容易从其他企业数据资产中获益^[34],能够高效地将外部数据资源转化为自身数据资产。因此,本文认为数据资产通过合作学习机制在供应链企业间产生溢出效应。

基于以上分析,本文提出假设2:在供应链网络中,目标企业的数据资产通过合作学习机制产生供应链溢出效应。

基于动态能力理论,企业在快速变化的市场环境中,必须具备动态调整和重构资源的能力,以保持竞争优势^[35]。数据资产的配置与模仿不仅是企业应对外部环境变化的关键策略,更是提升其自身动态能力的重要手段^[36]。通过动态竞争机制,供应链中的企业能够更迅速地识别市场机会与威胁,灵活调整数据资产配置策略^[37]。一方面,处于供应链网络中心的企业更容易获得丰富的信息资源,具有较强的议价能力,使其上下游企业的竞争地位受到威胁^[30]。随着目标企业数据资产水平不断提高,其生产效率、产品及服务随之改进,企业在市场竞争中占据更有利的地位,进而可能导致其上下游企业因议价能力相对减弱、成本压力传导等因素,利润空间受到一定程度的挤压。供应商和客户企业为维持其利润水平和话语权,往往会紧跟数字化转型步伐^[38],提升自身数据资产水平,从而促进供应链数据资产溢出效应的产生。另一方面,数字化重塑了企业供应链管理,打破了采购、生产、销售的企业边界,降低了供应链集中度,加大了市场竞争程度,从而对上下游企业的需求响应和多元化服务提出了更高的要求^[39]。在激烈竞争和多元合作的压力下,为防止潜在竞争者入侵供应链,供应商和客户企业被迫加强数字化建设和数据资产配置,以确保其供应链地位和合作关系稳定^[40]。此外,当企业处于财务波动等不稳定境况时,往往会加强数据资产的投资和应用,旨在更精准地预测市场趋势,优化资源配置,提升风险应对能力和动态适应能力^[41]。因此,本文认为数据资产通过动态竞争机制在供应链企业间产生溢出效应。

基于以上分析,本文提出假设3:在供应链网络中,目标企业的数据资产通过动态竞争机制产生供应链溢出效应。

四、实证设计

(一) 样本选取与数据来源

本文选取2009—2024年沪深A股上市公司的一级供应商和客户关系数据作为研究样本。样本公司供应链关系和财务指标的原始数据来源于深圳希施玛数据科技有限公司CSMAR中国经济金融研究(CSMAR)数据库。企业数据资产配置水平相关的测度指标由文本分析法手工整理上市公司年报资料获得。

进一步对原始数据进行以下处理:剔除供应商或客户企业为非上市公司的样本,以保证数据的可获得性与可靠性;鉴于金融类行业公司特征的特殊性,剔除样本中客户或供应商公司属于金融类行业的数据;剔除研究时期内有过 ST 特殊处理、退市及财务状况异常无法正常经营的公司样本;为避免极端值、异常值对研究结果的影响,剔除数据异常和缺失严重的公司数据,并对连续变量进行上下 1% 的缩尾处理。

(二) 模型设定与变量说明

为考察数据资产在供应链网络中的溢出效应,借鉴已有研究^[42],设定基准回归模型(1)。

$$SC_DAD_{jt} = \alpha + \rho \times O_DAD_{it} + X'_{ijt} \beta + \mu_{ij} + \delta_t + \varepsilon_{it} \tag{1}$$

其中,被解释变量 SC_DAD_{jt} 为目标企业 i 的供应商(客户)企业 j 第 t 年的数据资产水平,解释变量 O_DAD_{it} 为目标企业 i 在第 t 年的数据资产水平。 X'_{ijt} 为目标企业 i 及供应商(客户)企业 j 的控制变量向量。 μ_{ij} 为行业固定效应, δ_t 为年份固定效应, ε_{it} 为随机误差项。对模型(1)进行最小二乘估计,并对标准误差进行稳健标准误差聚类,重点关注系数 ρ 的符号及显著性,检验数据资产在供应链网络的溢出效应。

数据资产变量(DAD)。借鉴已有研究^[29]的观点,本文认为数据资产的形成经历了三个关键阶段:数据资源化、资源产品化、产品资产化。数据资源化是数据资产形成的基础阶段,是指数据的获取、处理以及维护,重点在于建立高效的数据收集与存储系统,使数据能够被有效地集中管理和检索。在资源产品化阶段,数据信息从仅具备潜在价值的原材料演变为能够为企业决策和运营提供实际支持的工具或产品。数据资产化的核心在于数据的可交易性和对企业价值的持续贡献,数据产品经过市场验证和持续优化后,成为企业核心的战略性资产。基于此,本文借鉴苑泽明等(2024)^[10]的“种子词+Word2Vec 相似词扩充”的文本分析方法来测度企业的数据资产持有水平。具体测度步骤如下:将“数据资产”和“数据资源”均作为种子词汇,利用 Python 机器学习技术与 Word2Vec 神经网络模型对样本上市公司的年报资料进行文本分析,生成种子词汇的相似词词集。为确保测度的准确性,本文选取其中相似度 0.6 以上的有效词汇纳入特征词谱,对其进行检查完善,并根据数据资产形成路径将特征词分为数据资源化、资源产品化、产品资产化三类,构建了如表 1 所示的数据资产特征词谱。统计数据资产特征词在企业年报中每年出现的频次,并按照相似度加权,除以年报总词频再乘以 100,得到反映企业数据资产持有水平的指标。具体计算方法为: $DAD_{it} = \sum DADwords_{in} / Totalwords_{it} \times 100$ 。其中, DAD_{it} 为 i 企业 t 年的数据资产水平, $DADwords_{in}$ 为词典中第 n 个特征词在 i 企业 t 年年度报告中的加权词频, $Totalwords_{it}$ 为 i 企业 t 年年度报告的总词频。为了保证数据的可读性,再乘以 100。 DAD 值越大,代表企业数据资产水平越高。

表 1 数据资产特征词图谱

分类	维度	分词词典
数据资源化	数据资源获取	原始数据、数据挖掘、信息资源、大数据、数据源、海量数据、数据流、数据要素、公共数据、数据采集、算力、数据开发等
	数据资源处理	机器学习、智能算法、数据分析、数据清洗、数据治理等
	数据资源维护	数据管理、数据安全、数据质量、数据标准、数据架构等
资源产品化		数据库、数据服务、数据产品、数据集、应用程序编程接口(API)、数据应用、数据仓库、知识库、数据平台、数据中台、数据湖、集成系统、元数据、用户画像、数据模型、数据可视化等
产品资产化		数据资产、数据资源、数据赋能、数据确权、数据交易、数据流通、数据价值、数据交换、数据共享、数据增值、数据融资、数据交互等

控制变量。借鉴蔡庆丰等(2024)^[19]的研究,本文选择目标企业及供应商(客户)企业的基本特征、财务表现、治理状况等指标作为控制变量,包括企业规模(*Size*)、企业年龄(*Age*)、财务杠杆(*Lev*)、盈利能力(*Roa*)、现金流状况(*Cfo*)、成长性(*Growth*)、股权制衡度(*Balance*)、股权集中度(*Top1*)、产权性质(*SOE*)、两职合一(*Dual*),同时控制年份固定效应和行业固定效应。

具体变量定义及描述性统计结果详见表2。

表 2 主要变量定义与描述性统计结果

变量类型	变量符号	变量名称	变量定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	<i>SC_DAD</i>	供应商(客户)数据资产	见数据资产变量设计	3 427	0.005 8	0.020 1	0.000 0	0.452 5
解释变量	<i>O_DAD</i>	目标企业数据资产	见数据资产变量设计	3 427	0.006 1	0.020 8	0.000 0	0.584 2
控制变量	<i>SC_Size</i>	供应商(客户)企业规模	企业总资产的自然对数	3 427	23.749 8	1.608 4	19.796 8	26.452 3
	<i>SC_Age</i>	供应商(客户)企业年龄	企业成立年数	3 427	0.530 1	0.183 2	0.039 5	0.934 7
	<i>SC_Lev</i>	供应商(客户)财务杠杆	资产负债率	3 427	0.045 8	0.054 4	-0.292 4	0.255 2
	<i>SC_Roa</i>	供应商(客户)盈利能力	净资产收益率	3 427	0.058 7	0.067 7	-0.199 4	0.265 6
	<i>SC_Cfo</i>	供应商(客户)现金流状况	经营活动产生的现金流量净额/总资产	3 427	0.140 4	0.301 6	-0.610 2	3.224 3
	<i>SC_Growth</i>	供应商(客户)成长性	营业收入增长率	3 427	0.207 5	0.405 6	0.000 0	1.000 0
	<i>SC_Balance</i>	供应商(客户)股权制衡度	第二至第五大股东持股比例/第一大股东持股比例	3 427	0.388 8	0.170 8	0.074 0	0.758 4
	<i>SC_Top1</i>	供应商(客户)股权集中度	第一大股东持股数/总股数	3 427	0.346 4	0.291 6	0.006 2	1.000 0
	<i>SC_SOE</i>	供应商(客户)产权性质	是否国有企业,是则取1,否则取0	3 427	0.567 3	0.495 5	0.000 0	1.000 0
	<i>SC_Dual</i>	供应商(客户)两职合一	高管和董事长是否两职合一,是则取1,否则取0	3 427	2.933 9	0.347 7	1.098 6	3.663 6
	<i>O_Size</i>	目标企业规模	企业总资产的自然对数	3 427	21.968 6	1.364 2	19.630 0	26.452 3
	<i>O_Age</i>	目标企业年龄	企业成立年数	3 427	0.415 1	0.211 2	0.027 4	0.934 7
	<i>O_Lev</i>	目标企业财务杠杆	资产负债率	3 427	0.037 7	0.062 5	-0.375 0	0.255 2
	<i>O_Roa</i>	目标企业盈利能力	净资产收益率	3 427	0.041 4	0.065 1	-0.199 4	0.282 5
	<i>O_Cfo</i>	目标企业现金流状况	经营活动产生的现金流量净额/总资产	3 427	0.129 5	0.348 3	-0.654 4	3.808 2
	<i>O_Growth</i>	目标企业成长性	营业收入增长率	3 427	0.246 3	0.430 9	0.000 0	1.000 0
	<i>O_Balance</i>	目标企业股权制衡度	第二至第五大股东持股比例/第一大股东持股比例	3 427	0.355 6	0.148 1	0.074 0	0.758 4
	<i>O_Top1</i>	目标企业股权集中度	第一大股东持股数/总股数	3 427	0.360 1	0.280 4	0.006 2	1.000 0
	<i>O_SOE</i>	目标企业产权性质	是否国有企业,是则取1,否则取0	3 427	0.420 5	0.493 7	0.000 0	1.000 0
	<i>O_Dual</i>	目标企业两职合一	高管和董事长是否两职合一,是则取1,否则取0	3 427	2.888 6	0.383 3	1.098 6	3.663 6

(三) 变量描述性统计

从描述性统计结果中可以看出,目标企业数据资产(*O_DAD*)的均值为0.006 1,最大值为0.584 2,最小值为0。可见,上市企业间数据资产持有水平差异较大且总体持有水平较低。供应商(客户)企业数据资产(*SC_DAD*)的均值为0.005 8,最大值为0.452 5,最小值为0,分布特征与目标企业相似。其他控制变量的分布也均在合理范围。

五、实证结果与分析

(一) 基准回归

本文针对所有样本将目标企业数据资产与其供应商(客户)企业数据资产指标进行回归,结果如表 3 所示。目标企业数据资产(*O_DAD*)的回归系数为 0.154 4,在 1%水平下显著,表明供应链上下游企业之间的数据资产水平会相互影响,即企业供应链网络中存在数据资产的溢出效应。由此,假设 1 得到验证。进一步地,本文按照供应链网络关系将被解释变量 *SC_DAD* 划分为供应商数据资产(*S_DAD*)和客户数据资产(*C_DAD*)两组。目标企业数据资产的回归系数均在 1%水平下显著为正,证明无论是对于供应商还是客户,目标企业数据资产均存在溢出效应,再次验证假设 1。从回归系数看,相较于客户企业,目标企业数据资产对其供应商企业的溢出效应更强,原因可能在于供应商企业的数据资产较容易受到其下游客户企业溢出的数据资产的影响。

表 3 基准回归结果

变量	<i>SC_DAD</i>	<i>S_DAD</i>	<i>C_DAD</i>
<i>O_DAD</i>	0.154 4*** (9.751 6)	0.317 0*** (9.457 8)	0.087 1*** (5.193 0)
<i>SC_Size</i>	0.000 4 (1.566 8)	0.000 1 (0.273 3)	0.000 3 (0.979 4)
<i>SC_Lev</i>	0.001 5 (0.624 2)	-0.000 2 (-0.043 6)	0.004 3 (1.417 3)
<i>SC_ROA</i>	0.005 9 (0.780 7)	-0.006 2 (-0.520 1)	0.020 1** (2.042 6)
<i>SC_Cashflow</i>	-0.013 7** (-2.547 8)	0.005 7 (0.639 5)	-0.029 3*** (-4.340 9)
<i>SC_Growth</i>	-0.001 2 (-1.045 3)	-0.002 0 (-1.116 0)	-0.001 1 (-0.794 7)
<i>SC_Dual</i>	-0.000 1 (-0.076 6)	-0.000 6 (-0.485 3)	0.000 2 (0.201 0)
<i>SC_Top1</i>	-0.002 0 (-0.767 5)	0.000 6 (0.130 1)	-0.002 9 (-0.956 9)
<i>SC_Balance</i>	-0.001 9 (-1.439 4)	-0.000 6 (-0.280 1)	-0.003 0* (-1.909 2)
<i>SC_SOE</i>	-0.001 2* (-1.688 3)	0.000 3 (0.220 2)	-0.001 8** (-2.090 5)
<i>SC_Age</i>	-0.000 2 (-0.150 3)	0.001 4 (0.665 1)	-0.002 0 (-1.505 6)
<i>O_Size</i>	0.000 1 (0.420 7)	0.000 1 (0.273 5)	-0.000 1 (-0.170 5)
<i>O_Lev</i>	0.000 7 (0.368 9)	0.005 8 (1.613 9)	-0.000 3 (-0.145 9)
<i>O_ROA</i>	-0.030 8*** (-5.140 8)	-0.025 0** (-2.306 6)	-0.033 1*** (-4.784 2)

表3(续)

变量	SC_DAD	S_DAD	C_DAD
<i>O_Cashflow</i>	0.003 8 (0.746 8)	-0.012 9 (-1.359 7)	0.012 5** (2.129 3)
<i>O_Growth</i>	-0.000 6 (-0.705 4)	-0.001 4 (-0.953 0)	0.000 3 (0.276 7)
<i>O_Dual</i>	0.001 2 (1.614 6)	0.001 6 (1.248 8)	0.000 9 (1.032 7)
<i>O_Top1</i>	-0.010 7*** (-3.892 8)	-0.014 8*** (-3.128 6)	-0.008 0** (-2.438 8)
<i>O_Balance</i>	-0.006 1*** (-4.496 8)	-0.007 4*** (-3.230 4)	-0.004 6*** (-2.789 2)
<i>O_SOE</i>	0.000 2 (0.222 6)	-0.000 3 (-0.206 6)	0.001 0 (1.087 8)
<i>O_Age</i>	-0.003 1*** (-3.061 6)	-0.007 2*** (-3.776 0)	-0.001 3 (-1.141 0)
常数项	0.001 9 (0.207 7)	0.006 9 (0.442 9)	0.014 6 (0.983 6)
行业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
观测值	3 427	1 439	1 988
$\overline{R^2}$	0.306 9	0.332 9	0.312 3

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 水平下显著,括号内报告的是 *t* 值,后表同。

(二) 内生性分析

1. 工具变量法

考虑到可能存在行业技术水平、市场需求变化等其他因素同时影响目标企业及其上下游企业的数据资产水平,导致遗漏变量,产生内生性问题。本文选取目标企业数字化转型(*O_Dcg*)作为工具变量,使用两阶段最小二乘(2SLS)法重新估计回归结果。一方面,企业数据资产与其数字化转型程度存在一定相关性,数字化转型通常伴随着对数据处理、存储和分析等技术的投资,直接促进了数据资产的积累和应用。另一方面,数字化转型的战略决策或技术投入主要影响企业自身的运营效率、决策质量和资源配置,而不会对其供应链上下游企业的资产配置产生直接影响,因而满足外生性原则。工具变量回归结果如表 4 所示,*O_Dcg* 的回归系数在 1% 水平下显著为正。检验拒绝了工具变量识别不足和弱工具变量假设,工具变量选取有效。*O_DAD* 的回归系数在 1% 水平下显著为正,表明控制遗漏变量后,数据资产依然在供应链网络中存在溢出效应。

2. 倾向得分匹配(PSM)方法

为了解决目标企业已配备数据资产和未配备数据资产的供应链样本组之间系统性差异带来的内生性问题,本文采用倾向得分匹配法进行检验。根据目标企业是否持有数据资产将样本分为两类,选择包括企业规模(*O_Size*)、财务杠杆(*O_Lev*)、盈利能力(*O_Roa*)、现金流状况(*O_Cashflow*)等特征变量作为匹配变量,进行评定(Logit)回归,采用 1 : 1 最近邻匹配法进行样本匹配,匹配后控制组与处理组均值不存在显著差异^①,满足平衡

① 平衡性检验结果留存备案。

性假设条件,最终获得的 2 874 个有效样本重新进行回归。PSM 后的回归结果如表 4 所示,*O_DAD* 的回归系数依然在 1%水平下显著为正,再次证明企业数据资产的供应链网络溢出效应的存在。

表 4 内生性分析回归结果

变量	工具变量法		PSM 法
	<i>DAD</i>	<i>SC_DAD</i>	
<i>O_Deg</i>	0.000 2 *** (4.958)		
<i>O_DAD</i>		1.233 3 *** (4.351 0)	0.146 0 *** (8.438 6)
常数项	-0.034 1 *** (-3.366 7)	0.032 0 ** (1.978 0)	0.005 0 (0.456 6)
不可识别检验	17.090 ***		
弱工具变量检验	24.588 [16.38]		
观测值	3 427	3 427	2 874
$\overline{R^2}$	0.232 6		0.307 1

注:方括号内为弱工具变量检验的临界值;控制变量、行业固定效应和年份固定效应均进行了控制,后表同。

(三) 稳健性检验

首先,考虑到采用不同的度量方法测度企业数据资产水平可能会影响基准回归结果的稳健性。本文采用企业年报中数据资产词频的对数(*SC_DAD_num*、*O_DAD_num*)和是否涉及数据资产信息(*if_SC_DAD*、*if_O_DAD*)作为企业数据资产的衡量指标,重新进行回归。其次,为排除数据资产行业溢出效应对企业行为决策的交叉影响,准确剥离出供应链网络中目标企业数据资产对供应商(客户)企业数据资产的作用,在模型中进一步加入供应商(客户)企业同行业其他企业数据资产年度均值(*SC_DAD_ind*),控制行业溢出效应。结果表明^①,核心解释变量的回归系数仍然显著为正,验证了本文基准回归结果的稳健性。

六、机制检验

为进一步厘清供应链网络中数据资产溢出效应的具体路径机制,本文设定如下模型:

$$SC_DAD_{it} = \alpha + \rho \times O_DAD_{it} + \gamma_1 \times Meditor_{it} + \gamma_2 \times O_DAD_{it} \times Meditor_{it} + X'_{ijt} \beta + \mu_{ij} + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, *Meditor_{it}* 代表机制变量,其余变量含义与模型(1)相同。

(一) 合作学习机制

供应链企业间在推动数据资产协同发展时,面临着对接过程中的诸多挑战与压力,促使企业更加深刻地认识到与合作伙伴数据资产水平协同的重要性,进而推动企业基于共同利益联结在数据资产配置与合作方面采取积极行动,携手进行数据资产价值共创。企业有动机共享数据资产以实现规模效应,其上下游企业亦有动机吸收转化共享的数据资产加深合作关系,供应链合作伙伴的双向奔赴促进了数据资产在供应链

① 稳健性检验结果留存备案。

网络中的溢出效应。本文从企业外部合作稳定性与紧密性、企业自身学习吸收能力与数据转化能力两个方面检验供应链网络中数据资产溢出效应的合作学习机制。

1. 企业外部合作的稳定性与紧密性

供应链上下游企业间合作的稳定性和紧密程度决定了数据资源共享的深度与广度。企业间合作关系越稳定,利益联结越紧密,数据资产共享意愿越强烈。供应链网络中的企业之间存在天然的合作关系,而共同股东和战略联盟能进一步促进企业间的信任互惠^[22,43],更加有利于数据资源的流动与互补,推动供应链网络协同发展。本文采用目标企业供应链依赖度(O_SCC)来衡量企业外部合作稳定性,采用战略联盟($Alliance$)和共同股东(Co_Owner)来衡量企业外部合作紧密性。参考杜勇等(2023)^[22]的做法,目标企业的供应链依赖度(O_SCC)的计算方法为企业前五大供应商采购比例与前五大客户销售比例之和的均值;参考戴等人(Dai et al.,2021)^[44]的做法,采用虚拟变量 Co_Owner 来衡量供应链上下游企业间是否有共同股东;参考黄勃等(2022)^[43]的做法,采用虚拟变量 $Alliance$ 来衡量供应链上下游企业是否签署战略合作协议,形成战略联盟关系。回归结果如表5所示。从供应链依赖机制检验结果看,目标企业数据资产变量和目标企业供应链集中度变量交乘项 $O_DAD\times O_SCC$ 的回归系数为正,且在1%水平下显著。从供应链企业间战略联盟机制检验结果看,目标企业数据资产变量和是否形成战略联盟变量交乘项 $O_DAD\times Alliance$ 的回归系数为正,且在1%水平下显著;从供应链企业间共同股东联结机制检验结果看,目标企业数据资产变量和是否具有共同股东虚拟变量交乘项 $O_DAD\times Co_Owner$ 的回归系数为正,且在10%水平下显著。以上结果说明,目标企业的数据资产将通过供应链依赖度、战略联盟和共同股东机制沿着供应链向其稳定合作的供应商(客户)企业溢出扩散,验证了假设2。

表5 合作学习机制检验回归结果:企业外部合作稳定性与紧密性

变量	外部合作稳定性	外部合作紧密性	
		战略联盟	共同股东
O_DAD	0.189 5 *** (11.672 2)	0.099 3 *** (5.526 7)	0.126 3 *** (7.038 6)
$O_DAD\times O_SCC$	0.008 2 *** (8.184 9)		
O_SCC	0.000 0 (1.496 5)		
$O_DAD\times Alliance$		0.140 8 *** (4.853 3)	
$Alliance$		0.005 9 *** (5.842 7)	
$O_DAD\times Co_Owner$			0.050 0 * (1.731 7)
Co_Owner			0.007 7 *** (7.796 6)
常数项	-0.003 2 (-0.345 8)	0.000 5 (0.050 0)	-0.000 8 (-0.090 7)
观测值	3 427	3 427	3 427
$\overline{R^2}$	0.320 4	0.320 9	0.320 7

注:主要回归变量均经过中心化处理。后表同。

2. 企业自身吸收创新与数据转化能力

当目标企业共享信息、数据等关键资源时,其上下游企业的学习吸收能力决定了其对共享资源的利用效率。供应商(客户)企业对数据资产的吸收利用能力和研发创新能力越强,其配置数据资产的能力也越强。同时,企业的数字化转型水平决定了其将外部数据资源转化为自身数据资产的能力。供应商(客户)企业的数字化转型水平越高,其对外部数据资产的整合、分析、应用能力越强,能够更有效地将目标企业溢出的数据资产转化为自身的竞争优势。本文采用供应商(客户)企业的数字经济专利主动引用数($\ln SC_Citation$)和研发投入(SC_RD)来刻画企业的学习吸收能力和学习创新能力,采用供应商(客户)企业的数字化转型变量(SC_Dcg)衡量其数据转化能力。其中,参考贾菲等(Jaffe et

al.,2000)^[45]的做法,数字经济专利主动引用变量($\ln SC_Citation$)由企业申请数字经济专利所引用其他机构专利数加一取对数后得出;参考贾慧英等(2018)^[46]的做法,研发投入变量(SC_RD)由企业研发投入占总资产比例得出;参考 CSMAR 数据库的做法,根据战略引领、技术驱动、组织赋能、环境支撑、数字化成果、数字化应用六个指标加权计算得出企业数字化转型指数。回归结果如表 6 所示。从上下游企业学习吸收机制检验结果看,目标企业数据资产变量和供应商(客户)企业专利引用变量交乘项 $DAD \times \ln SC_Citation$ 的回归系数为正,且在 5%水平下显著;从上下游企业学习创新机制检验结果看,目标企业数据资产变量和供应商(客户)企业研发投入变量交乘项 $O_DAD \times SC_RD$ 的回归系数为正,且在 1%水平下显著。以上结果说明,目标企业的数据资产将通过供应商(客户)企业的吸收创新机制,沿着供应链向具备吸收创新能力的上下游企业溢出扩散,验证了假设 2。从上下游企业数据转化机制检验结果看,目标企业数据资产变量和供应商(客户)企业数字化转型变量交乘项 $O_DAD \times SC_Dcg$ 的回归系数为正,且在 10%水平下显著。说明目标企业的数据资产将通过供应商(客户)企业的数据转化机制,沿着供应链向数据转化能力强的供应商(客户)企业溢出扩散,验证了假设 2。

表 6 合作学习机制检验回归结果:吸收创新能力和数据转化能力

变量	吸收创新能力		数据转化能力
	专利主动引用	研发创新	
O_DAD	0.130 7*** (7.233 3)	0.065 0*** (3.841 2)	0.124 8*** (5.923 0)
$O_DAD \times \ln SC_Citation$	0.011 7** (2.083 7)		
$\ln SC_Citation$	0.000 8** (6.039 5)		
$O_DAD \times SC_RD$		8.119 4*** (12.532 3)	
SC_RD		0.057 9*** (3.460 0)	
$O_DAD \times SC_Dcg$			0.001 7* (1.715 8)
SC_Dcg			0.000 2*** (8.841 9)
常数项	0.004 6 (0.495 5)	-0.008 0 (-0.880 2)	-0.003 2 (-0.350 1)
观测值	3 427	3 427	3 427
$\overline{R^2}$	0.314 9	0.342 3	0.323 7

(二) 动态竞争机制

供应链同级或同行企业间的挤占侵略压力以及企业自身发展不确定性的挑战,都会迫使企业加强其数字竞争能力。为了防止竞争对手侵蚀市场份额并稳固自身的竞争地位,供应商(客户)企业愈加重视核心数据资源的配置,提升数据资产持有水平。本文从企业外部竞争程度和企业自身波动性两个方面检验供应链网络中数据资产溢出效应的动态竞争机制。

1. 企业外部竞争程度

较高的外部竞争程度通常会促使企业加大对数据资产的投资力度,利用数据分析和智能化工具提高生产效率,快速响应市场需求的变化,以期在竞争中占据优势地位。本文采用供应商(客户)企业的赫芬达尔指数(SC_HHI)和勒纳指数(SC_LI)来衡量企业在同行业市场中的竞争程度。本文参考杜勇等(2023)^[22]的做法,供应商(客户)企业的赫芬达尔指数(SC_HHI)的计算方法为行业内的每家公司的营业收入与行业营业收入合计的比值的平方累加,供应商(客户)企业的勒纳指数(SC_LI)的计算方法为(营业收入-营业成本-销售费用-管理费用)/营业收入。从表7 供应商(客户)企业竞争配置机制检验结果看,目标企业数据资产变量和供应商(客户)企业的赫芬达尔指数变量交乘项 $O_DAD \times SC_HHI$ 的回归系数为负,且在5%水平下显著,目标企业数据资产变量和供应商(客户)企业的勒纳指数变量交乘项 $O_DAD \times SC_LI$ 的回归系数为负,且在1%水平下显著。以上结果说明,目标企业的数据资产将通过供应商(客户)企业的竞争配置机制,沿着供应链向竞争力强的供应商(客户)企业溢出扩散,验证了假设3。

2. 企业自身波动性

企业面临财务或市场波动等不稳定境况时,可能会通过配置数据资产来提升应对风险和权变管理的能力。通过加强数据资产投资和应用,企业能够更精准地预测市场趋势、优化资源配置,增强其在不确定环境中的适应力^[41]。参考范合君等(2023)^[47]的做法,本文采用供应商(客户)企业的盈利波动性($SC_Volatility$)来衡量企业动态发展状况,即企业最近三年总资产报酬率的滚动方差。从表7 供应商(客户)企业波动适应机制检验结果看,目标企业数据资产变量和供应商(客户)企业的盈利波动性变量交乘项 $O_DAD \times SC_Volatility$ 的回归系数为正,且在1%水平下显著。以上结果说明,目标企业的数据资产将通过供应商(客户)企业的波动适应机制,沿着供应链向波动性大的供应商(客户)企业溢出扩散,验证了假设3。

表 7 动态竞争机制检验回归结果

变量	外部竞争程度		自身波动性
	赫芬达尔指数	个股勒纳指数	
O_DAD	0.129 1 *** (6.809 6)	0.386 7 *** (15.408 4)	0.219 8 *** (11.396 1)
$O_DAD \times SC_HHI$	-0.322 7 ** (-2.208 8)		
SC_HHI	-0.008 4 *** (-3.605 0)		
$O_DAD \times SC_LI$		-1.331 0 *** (-14.052 7)	
SC_LI		-0.004 8 *** (-2.843 5)	
$O_DAD \times SC_Volatility$			2.284 3 *** (4.127 9)
$SC_Volatility$			0.014 0 * (1.752 8)
常数项	-0.004 1 (-0.445 5)	-0.012 3 (-1.038 9)	-0.005 3 (-0.537 2)
观测值	3 427	3 427	3 427
$\overline{R^2}$	0.310 3	0.350 5	0.318 4

七、进一步分析

(一) 数据资产分类溢出效应检验

根据前文的理论分析与实证检验,数据资产供应链溢出效应存在。为了进一步深入探讨不同类型数据资产的溢出效应差异,参考何瑛等(2024)^[4]的做法,分别考察资源化、产品化和资产化三类数据资产的溢出效应。处于资源化阶段的数据资产代表了企业所掌握的原始数据以及数据运营技术等基础数据建设,可能由于数据标准化不足、数据保密技术等原因较难流出企业产生溢出效应;经过产品化的数据资产具备一定的标准化流通条件,但更多服务于企业内部生产运营;而资产化的数据资产具备较为成熟的可交易性和市场化条件,能够通过企业间的交易、融资等渠道产生溢出效应。回归结果由表 8 所示,资源化数据资产、产品化数据资产、资产化数据资产的供应链溢出效应均显著为正,其中,资源化数据资产的回归系数最小且显著性较低,而资产化数据资产的回归系数最大。以上结果说明,数据资产的溢出效应与其所处的发展阶段密切相关,且随着数据资产经历“资源化—产品化—资产化”的转变,其溢出效应逐渐增强。

表 8 数据资产分类检验回归结果

变量	资源化数据资产	产品化数据资产	资产化数据资产
DAD_Resource	0.030 2* (1.778 6)		
DAD_Product		0.096 1*** (3.869 0)	
DAD_Asset			0.151 7*** (11.288 4)
常数项	0.000 4 (0.345 5)	0.002 2 (0.849 7)	-0.001 2 (-0.199 7)
观测值	3 427	3 427	3 427
$\overline{R^2}$	0.197 0	0.196 2	0.328 3

(二) 数据资产政策环境影响

在国家大力推进数据基础设施建设的进程中,各地政府争相出台有关数据资产共享和利用等方面的政策工具,为企业数据资产配置、应用和流通提供了良好的外部环境^[48]。另外,国家通过规范数据行业标准、建立数据共享试点等方式,促进企业交流合作和数据共享,推动形成供应链企业数据资产溢出效应。本文通过统计截至 2025 年 6 月各省份数据资产政策实施情况来衡量省级政府对数据资产发展的政策支持程度,具体指标如下:各省份出台有关数据资产的政策法规数量、是否被评为可信数据空间创新试点,是否实践公共数据授权运营、是否出台数据产权登记政策、是否被评为信用数据开发利用试点,以及是否大力发展算力基础设施建设,使用熵值法计算各省份数据资产政策支持的综合指数,根据综合得分均值将目标企业划为数据资产政策环境较优组和普通组,进行分组回归分析。数据资产政策环境分组结果如表 9 所示,两组回归系数均显著为正,数据资产政策环境较优组的回归系数更大。组间系数差异检验结果表明,组间系数有显著差异。以上结果说明,较优的政策环境能够更有效地激励企业数据资产配置,促进供应链企业间数据资产流通,增强供应链数据资产的溢出效应。

(三) 供应链网络位置影响

在供应链网络中,企业数据资源的丰富程度与其所处的网络位置密切相关,进而影响目标企业在数据资产溢出过程中的战略选择和共享程度。基于社会网络理论,目标企业在供应链网络占据优势位置有助于控制关键资源,共享数据资产有利于带动上下游企业实现规模效益。中心性反映了企业在供应链网络中的重要程度,中心性较高的企业通常能够接触到更广泛的技术、市场动态和客户需求等数据资源,从而在制定数据资产配置战略时具备先发优势^[49]。焦点企业的中心性指标采用度中心性来衡量,具体计算方法为企业直接相连的供应链同群数量除以当年网络中节点总数减去1的差值。为进一步探讨网络位置对数据资产同群效应的影响,将样本按照中心性的中位数分为高低两组,并进行分组回归分析。供应链网络位置分组结果由表9所示,两组回归系数均显著为正,中心性较高组的回归系数更大。组间差异检验结果表明,组间系数有显著差异。以上结果说明,焦点企业所处供应链网络位置的中心性越高,其数据资产越容易产生溢出效应。

表9 数据资产政策环境检验和供应链网络位置检验回归结果

变量	数据资产政策环境		供应链网络位置	
	政策环境较优	政策环境普通	中心性高	中心性低
<i>O_DAD</i>	0.253 9*** (8.854 8)	0.080 8*** (4.568 6)	0.329 2*** (11.565 1)	0.082 1*** (4.210 5)
常数项	0.012 5 (0.801 8)	0.000 5 (0.033 0)	0.009 3 (0.760 8)	-0.005 3 (-0.317 0)
观测值	2 261	1 166	1 714	1 713
$\overline{R^2}$	0.206 7	0.498 6	0.325 9	0.306 8
邹检验 <i>P</i> 值	0.006 6		0.000 4	

八、结论与建议

本文聚焦于供应链网络中数据资产的溢出效应及其内在作用机制。通过对沪深A股上市公司样本的实证分析,验证了数据资产溢出效应的存在,并揭示了该效应通过合作学习机制和动态竞争机制在供应链中传递与加强,探索了数据资产类型、政策环境和供应链网络位置对溢出效应发挥的影响。数据资产作为一种新型生产要素,其共享和流通能够跨越企业边界,实现上下游企业之间的信息互通与资源共享。本文深化了数据资产在供应链管理中的理论应用,丰富了数据资产溢出效应的实证研究,为推动供应链高效协同与创新提供了重要的理论支持和实践建议。

基于以上分析,本文提出如下建议:

第一,利用数据资产溢出效应增强自身数据资产配置能力。供应链中的企业应主动从客户和供应商的数据资产中学习,以补充和优化自身数据资产配置。通过学习上下游企业的数字化技术和实践经验,不仅可以快速提升数据分析和应用能力,还可以引入更为有效的数据资产驱动运营模式。这种依托供应链网络与上下游企业的紧密互动,有助于弥补企业在数据资产配置中资源和能力的不足,使企业能够与供应链网络深度契合,在更广阔的数据共享平台中实现供应链协同发展。

第二,在动态竞争环境中强化数据资产优势。数据资产溢出效应通过动态竞争机制进一步推动了供应链数字化进程。企业管理者应密切关注竞争对手数据资产配置的动态,积极推动数据技术和策略的迭代升

级。借鉴同行数据资产配置决策和实践经验,有助于提高企业在竞争中保持对市场需求的敏锐洞察力,并及时调整自身数据资产配置战略,以确保在市场格局中占据有利地位。数据资产的持续积累与价值深化,将赋能企业构建更具弹性的市场响应机制,形成差异化且可持续的竞争优势。

第三,强化政策供给,构建有利于数据资产积累与协作的制度环境。政府应鼓励企业在供应链网络中积极积累数据资产,并在上下游企业间实现数据协同共享。这种政策支持可以包括激励数据技术创新、推动数据治理标准化,以及设立可信数据空间平台等措施。通过政策引导,供应链企业间可以形成长期稳定的合作关系,促进数据资产高效流通与协同运作,驱动供应链节点企业实现全面数字化转型升级。

第四,打造“以强带弱、以弱促强”的供应链协同发展格局,遴选培育数据资产配置标杆企业,加速供应链数字化进程。政府应对数据资产储备薄弱企业定向实施配置能力补强计划,通过财政补贴、技术培训等措施帮助其融入供应链数据共享生态。同时,政府可设立“链主型”数字化标杆企业动态遴选机制,形成“薄弱企业补链、标杆企业领跑”的协同进化格局,全面提升供应链数字化生态竞争力。

参考文献:

- [1] GHASEMAGHAEI M, CALIC G. Does big data enhance firm innovation competency? The mediating role of data-driven insights[J]. *Journal of Business Research*, 2019, 104: 69–84.
- [2] 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.
- [3] GUPTA S, JUSTY T, KAMBOJ S, et al. Big data and firm marketing performance: findings from knowledge-based view[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 171: 120986.
- [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] WU L, HITT L, LOU B W. Data analytics, innovation, and firm productivity[J]. *Management Science*, 2020, 66(5): 2017–2039.
- [6] 路征,周婷,王理,等. 数据资产与企业发展——来自中国上市公司的经验证据[J]. *产业经济研究*, 2023(4): 128–142.
- [7] 于翔,牛彪,苑泽明. 数据资产、人力资本升级与企业价值[J]. *中南财经政法大学学报*, 2024(2): 109–122.
- [8] 苑泽明,尹琪,于翔. 数据资产如何赋能企业高质量发展——对传统生产要素的优化机制[J]. *西部论坛*, 2024, 34(3): 54–73.
- [9] YU W T, JACOBS M A, CHAVEZ R, et al. Data-driven supply chain orientation and financial performance: the moderating effect of innovation-focused complementary assets[J]. *British Journal of Management*, 2019, 30(2): 299–314.
- [10] 苑泽明,宋雨倩,于翔. 数据资产共享、供应链配置多元化与企业价值[J]. *统计与决策*, 2024, 40(17): 172–177.
- [11] 苑泽明,尹琪,黄灿. 数据资产与企业韧性:效应与机制[J]. *经济经纬*, 2025, 42(1): 120–132.
- [12] GENG Y, XIANG X J, ZHANG G S, et al. Digital transformation along the supply chain: spillover effects from vertical partnerships[J]. *Journal of Business Research*, 2024, 183: 114842.
- [13] 刘玉斌,能龙阁. 数字化转型的溢出效应:扩散还是虹吸? ——基于行业内领军企业与行业间产业链双重视角[J]. *经济与管理研究*, 2024, 45(6): 38–57.
- [14] ZAHEER N, TRKMAN P. An information sharing theory perspective on willingness to share information in supply chains[J]. *The International Journal of Logistics Management*, 2017, 28(2): 417–443.
- [15] TSENG S M. A study on customer, supplier, and competitor knowledge using the knowledge chain model[J]. *International Journal of Information Management*, 2009, 29(6): 488–496.
- [16] ISAKSSON O H D, SIMETH M, SEIFERT R W. Knowledge spillovers in the supply chain: evidence from the high tech sectors[J]. *Research Policy*, 2016, 45(3): 699–706.
- [17] CHU Y Q, TIAN X, WANG W Y. Corporate innovation along the supply chain[J]. *Management Science*, 2019, 65(6): 2445–2466.
- [18] 关鑫,李枫园. 数字化转型、供应链溢出与企业创新[J]. *经济与管理研究*, 2025, 46(5): 107–124.
- [19] 蔡庆丰,严唯唯,舒少文. 绿色创新的供应链溢出——基于核心企业与供应商协同发展的视角[J]. *经济管理*, 2024, 46(6): 43–59.

- [20] 严兵,程敏,王乃合. ESG绿色溢出、供应链传导与企业绿色创新[J]. 经济研究,2024,59(7):72-91.
- [21] 梁琳,金光敏. 数字经济赋能我国产业链韧性提升的路径研究[J]. 齐鲁学刊,2023(5):129-138.
- [22] 杜勇,娄靖,胡红燕. 供应链共同股权网络下企业数字化转型同群效应研究[J]. 中国工业经济,2023(4):136-155.
- [23] 何思锦,王赐之. 企业数字资产配置具有同群效应吗?——基于分析师跟踪网络视角的研究[J]. 经济与管理研究,2024,45(4):128-144.
- [24] GRANOVETTER M. Economic action and social structure: the problem of embeddedness[J]. American Journal of Sociology, 1985, 91(3): 481-510.
- [25] 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.
- [26] BRINCH M. Understanding the value of big data in supply chain management and its business processes: towards a conceptual framework[J]. International Journal of Operations & Production Management, 2018, 38(7): 1589-1614.
- [27] 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.
- [28] KACHE F, SEURING S. Challenges and opportunities of digital information at the intersection of big data analytics and supply chain management[J]. International Journal of Operations & Production Management, 2017, 37(1): 10-36.
- [29] 朱秀梅,林晓玥,王天东,等. 数据价值化:研究评述与展望[J]. 外国经济与管理,2023,45(12):3-17.
- [30] 于明洋,吕可夫,阮永平. 供应链网络位置与企业竞争地位[J]. 系统工程理论与实践,2022,42(7):1796-1810.
- [31] DU T C, LAI V S, CHEUNG W, et al. Willingness to share information in a supply chain: a partnership-data-process perspective[J]. Information & Management, 2012, 49(2): 89-98.
- [32] COHEN W M, LEVINTHAL D A. Absorptive capacity: a new perspective on learning and innovation[J]. Administrative Science Quarterly, 1990, 35(1): 128-152.
- [33] NARASIMHAN O, RAJIV S, DUTTA S. Absorptive capacity in high-technology markets: the competitive advantage of the haves[J]. Marketing Science, 2006, 25(5): 510-524.
- [34] CORREANI A, DE MASSIS A, FRATTINI F, et al. Implementing a digital strategy: learning from the experience of three digital transformation projects[J]. California Management Review, 2020, 62(4): 37-56.
- [35] WINTER S G. Understanding dynamic capabilities[J]. Strategic Management Journal, 2003, 24(10): 991-995.
- [36] 杨寅,陈菲尔. 企业数字化转型与新质生产力:基于动态能力视角[J]. 财务研究,2024(4):26-37.
- [37] BRAGANZA A, BROOKS L, NEPELSKI D, et al. Resource management in big data initiatives: processes and dynamic capabilities[J]. Journal of Business Research, 2017, 70: 328-337.
- [38] 王淑瑶,汤吉军,刘达. 供应链网络中客户企业数字化转型的扩散效应及其作用机制[J]. 中国流通经济,2024,38(8):87-99.
- [39] 巫强,姚雨秀. 企业数字化转型与供应链配置:集中化还是多元化[J]. 中国工业经济,2023(8):99-117.
- [40] FAVORETTO C, MENDES G H S, OLIVEIRA M G, et al. From servitization to digital servitization: how digitalization transforms companies' transition towards services[J]. Industrial Marketing Management, 2022, 102: 104-121.
- [41] MIKALEF P, BOURA M, LEKAKOS G, et al. Big data analytics capabilities and innovation: the mediating role of dynamic capabilities and moderating effect of the environment[J]. British Journal of Management, 2019, 30(2): 272-298.
- [42] 李云鹤,蓝齐芳,吴文锋. 客户公司数字化转型的供应链扩散机制研究[J]. 中国工业经济,2022(12):146-165.
- [43] 黄勃,李海彤,江萍,等. 战略联盟、要素流动与企业全要素生产率提升[J]. 管理世界,2022,38(10):195-212.
- [44] DAI R, LIANG H, NG L. Socially responsible corporate customers[J]. Journal of Financial Economics, 2021, 142(2): 598-626.
- [45] JAFFE A B, TRAJTENBERG M, FOGARTY M S. Knowledge spillovers and patent citations: evidence from a survey of inventors[J]. American Economic Review, 2000, 90(2): 215-218.
- [46] 贾慧英,王宗军,曹祖毅. 研发投入跳跃与组织绩效:环境动态性和吸收能力的调节效应[J]. 南开管理评论,2018,21(3):130-141.
- [47] 范合君,吴婷,何思锦. 企业数字化的产业链联动效应研究[J]. 中国工业经济,2023(3):115-132.
- [48] 元茹静,钞小静. 数字基础设施建设对关键核心技术突破的影响——来自专利文本机器学习的经验证据[J]. 经济与管理研究,2024,45(11):14-31.
- [49] 王少华,王敢娟,董敏凯. 供应链网络位置、数字化转型与企业全要素生产率[J]. 上海财经大学学报,2024,26(3):3-17.

Data Weaving: Spillover Effects of Data Assets in Supply Chain Networks

WANG Xinlan¹, XU Andi¹, SONG Xiaoyue²

(1. Shandong Technology and Business University, Yantai 264005;

2. Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract: In supply chain networks, data asset sharing has become a crucial driver of multidimensional collaboration, resource optimization, and operational efficiency gains. With the increasing centrality of data as a production factor, understanding how data assets diffuse across firm boundaries is critical for both theoretical exploration and managerial practice. This paper investigates the spillover effects of corporate data assets in supply chain networks, with particular emphasis on how data sharing advances the digital transformation and efficiency gains of interconnected enterprises.

Drawing on a panel dataset of A-share listed companies in Shanghai and Shenzhen from 2009 to 2024, the paper employs a rigorous empirical design. Specifically, Python-based machine learning techniques and the Word2Vec neural network model are used to conduct large-scale text mining of firms' annual reports. Then, a novel data asset index is constructed, which allows for a fine-grained measurement of corporate data assets and their deployment over time. Using this indicator, the paper examines how focal firms' data assets exert spillover effects on their supply chain partners, influencing the allocation of data assets by both suppliers and customers. The empirical findings indicate that data assets held by focal firms diffuse along supply chains, encouraging upstream and downstream enterprises to increase their own data asset investment and utilization. Mechanism analysis reveals that the observed spillover effects are primarily realized through two pathways: cooperative learning and dynamic competition. Furthermore, the paper provides new insights into the evolutionary nature of data asset spillovers. The strength of spillover effects is found to vary across stages of data asset development and to intensify as firms progress from resourceization to productization and ultimately to assetization. This dynamic trajectory underscores the importance of recognizing the maturity of data assets when assessing their value and influence. The analysis also highlights important contextual moderators: spillovers are stronger in environments with greater policy support for data assets, as well as in network structures where firms occupy central positions within supply chains.

The findings underscore the role of data assets as a novel and strategic production factor. Through their circulation and sharing, data assets facilitate information exchange, promote resource integration, and generate synergistic benefits across the supply chain. By extending data asset research into the domain of supply chain linkages, this paper not only enriches the empirical literature on spillover effects but also advances the theoretical application of data assets in supply chain management. The results provide both theoretical contributions and practical implications, offering evidence-based recommendations for policymakers and managers seeking to foster digitalization, strengthen supply chain resilience, and promote high-quality collaborative development among interconnected enterprises.

Keywords: data assets; supply chain network; cooperative learning; dynamic competition; spillover effect

责任编辑:姜 莱