

数据资产入表对银行信贷决策的影响研究

周超智

广西财经学院

DOI:10.32629/ej.v9i5.3512

[摘要] 本文以2024年《企业数据资源相关会计处理暂行规定》实施为准自然实验,采用双重差分法检验数据资产入表对企业信贷融资的影响。结果表明,入表显著提升企业信贷可得性并降低融资成本。机制分析表明,银行数字能力关注度发挥中介作用。异质性分析显示,对非国有企业、高数字化企业及轻资产企业的效应更强。

[关键词] 数据资产入表; 信贷决策; 双重差分模型; 信号传递

中图分类号: F416.21 文献标识码: A

The Impact of Data Asset Recognition on Bank Credit Decisions

Chaozhi Zhou

Guangxi University of Finance and Economics

[Abstract] This paper takes the implementation of the *Interim Provisions on Accounting Treatment of Enterprise Data Resources* in 2024 as a quasi-natural experiment and employs a difference-in-differences method to examine the impact of data asset recognition on corporate credit financing. The results show that data asset recognition significantly improves firms' credit availability and reduces financing costs. Mechanism analysis indicates that bank attention to digital capability plays a mediating role. Heterogeneity analysis reveals that the effects are stronger for non-state-owned enterprises, firms with high digitalization, and asset-light firms.

[Key words] data asset recognition; credit decisions; difference-in-differences model; signal transmission

1 引言与理论假设

《企业数据资源相关会计处理暂行规定》于2024年施行,规定企业可将数据资源确认为表内资产。现有研究多聚焦会计确认或资本市场反应,对入表如何影响银行信贷决策的因果证据匮乏。从信号传递理论看,入表需经权属界定、成本归集、审计验证等高门槛程序,构成难以模仿的质量信号。鉴于入表金额相对总资产极小,“信号传递”而非“报表美化”应为主导机制。据此提出:H1:数据资产入表降低融资成本,提高企业信贷获取能力;H2:入表通过提升银行数字能力关注度改善信贷条件。

2 研究设计

以2022—2024年A股IT服务行业上市公司为样本,剔除ST及关键变量缺失样本,获29家企业87个观测值。处理组为神州数码,对照组为同行业未入表企业。采用PSM对2023年截面数据进行1:1最近邻匹配。财务数据来自CSMAR和Wind,入表信息来自年报整理。

被解释变量:信贷可得性(Loan growth)=当年新增纯信用贷款/上年末信用贷款余额;融资成本(Cost)=利息支出/有息负

债平均余额。核心解释变量:Treat×Post交互项。中介变量:银行数字能力关注度(Digital attention),以年报数据资产相关词频结合知识产权登记信息综合量化。控制变量:企业规模、资产负债率、净资产收益率、是否亏损、成长性、固定资产占比、现金流比率、成立年限、第一大股东持股比例。

模型设定:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 Treat_i + \beta_2 Post_t + \beta_3 Treat_i \times Post_t + \beta_4 X_{it} + \lambda_t + \mu_i + \epsilon_{it} \quad (1)$$

$$M_{it} = \beta_0 + \beta_1 Treat_i \times Post_t + \beta_2 X_{it} + \lambda_t + \mu_i + \epsilon_{it} \quad (2)$$

式(1)中:Y_{it}为企业(i)第(t)年的信贷融资结果(Loan growth或Cost);Treat_i为处理组虚拟变量(神州数码=1);Post_t为政策时间虚拟变量(2024年及之后=1);Treat_i×Post_t为核心交互项,其系数β₃捕捉入表行为的净因果效应;X_{it}为控制变量向量;λ_t和μ_i分别为年份和企业个体固定效应;ε_{it}为随机扰动项,标准误在企业层面聚类调整。

式(2)中:M_{it}为银行数字能力关注度;其余符号含义同式(1)。

表1 要变量描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
Loan growth	87	0.125	0.218	-0.350	0.680
Cost	87	0.042	0.015	0.018	0.078
Treat × Post	87	0.034	0.183	0	1
Size	87	22.75	1.18	20.51	25.80
Lev	87	0.485	0.178	0.112	0.821
Roe	87	0.058	0.095	-0.321	0.285
Growth	87	0.088	0.182	-0.355	0.612
Fixasset	87	0.112	0.098	0.008	0.425
Cf	87	0.045	0.068	-0.132	0.218

3 实证结果与分析

3.1 基准回归

表2显示,交互项系数在信贷可得性方程中为0.185(5%显著),在融资成本方程中为-0.0036(5%显著)。入表使信用贷款增速提升约18.5个百分点,融资成本下降约36个基点。H1得证。

表2 基准回归结果

变量	(1) Loan growth	(2) Loan growth	(3) Cost	(4) Cost
Treat × Post	0.198**	0.185**	-0.0042**	-0.0036**
	(2.324)	(2.408)	(-2.175)	(-2.201)
Controls	NO	YES	NO	YES
Year FE	YES	YES	YES	YES
Firm FE	YES	YES	YES	YES
N	87	87	87	87
adj. R ²	0.225	0.331	0.189	0.264

注:括号内为经企业层面聚类调整的t值;*,**、***分别表示在10%、5%、1%水平上显著。下表同。

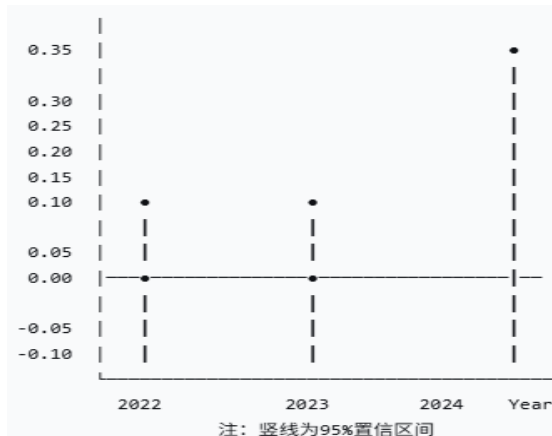


图1 平行趋势检验图

注:●为系数估计值;竖线为95%置信区间;基期为2023年(k=-1),系数被标准化为0

3.2 平行趋势检验

采用事件研究法,以政策前一年(2023年)为基期。图1与表3显示,政策实施前(2022年)交互项系数为0.032,95%置信区间涵盖零点(p=0.512),处理组与对照组信贷可得性不存在显著差异,满足平行趋势假设。2024年系数跃升至0.185且在5%水平显著。

表3 平行趋势检验估计系数

年份	系数	标准误	p 值	95%置信区间
2022	0.032	0.048	0.512	[-0.065, 0.129]
2024	0.185	0.077	0.023	[0.028, 0.342]

3.3 稳健性检验

表4报告四项检验结果。(1)替换被解释变量:信贷可得性以借款增加额/总资产替代,融资成本以利息/总借款替代,系数分别为0.172和-0.0039,均显著。(2)增加控制变量:增补市净率(Pb)和数字化指数(Digital_index),系数为0.179和-0.0034。(3)安慰剂检验:500次随机抽样模拟系数集中分布于零附近。(4)PSM匹配后回归结论一致。

表4 稳健性检验

变量	(1) Loan 替代	(2) Cost 替代	(3) Loan 加控制	(4) Cost 加控制
Treat × Post	0.172**	-0.0039**	0.179**	-0.0034**
	(2.289)	(-2.108)	(2.356)	(-2.127)
其余控制变量	YES	YES	YES	YES
Year & Firm FE	YES	YES	YES	YES
N	87	87	87	87
adj. R ²	0.312	0.241	0.345	0.278

3.4 机制分析

表5列(1)显示,交互项对Digital attention系数为0.352(5%显著),入表显著提升银行数字能力关注度。列(2)(3)同时纳入交互项与中介变量后,交互项系数相较基准回归明显减小(信贷可得性从0.185降至0.132,降幅28.6%;融资成本绝对值降幅30.6%),中介变量本身显著,Sobel检验Z值分别为2.285和-2.103(均5%显著)。H2得证:入表通过提升银行数字能力关注度改善信贷条件,而非机械性美化报表。

表5 机制检验

变量	(1) Digital attention	(2) Loan growth	(3) Cost
Treat × Post	0.352**	0.132*	-0.0025
	(2.416)	(1.827)	(-1.528)
Digital attention		0.151**	-0.0031**
		(2.386)	(-2.198)
Controls	YES	YES	YES
Year & Firm FE	YES	YES	YES
N	87	87	87
adj. R ²	0.234	0.356	0.287
Sobel Z	—	2.285**	-2.103**

3.5 异质性分析

表6显示：(1)产权性质：非国有企业系数0.231(5%显著)，国有企业不显著，非国有面临更严重抵押物不足，入表信号边际价值更高。(2)数字化强度：高数字化组系数0.215(5%显著)，低组不显著，信号有效性依赖真实数据积累。(3)资产结构：轻资产组系数0.246(5%显著)，重资产组不显著，轻资产企业长期“无物可押”，数据信用补位价值显著。

表6 异质性分析

变量	国有	非国有	高数字化	低数字化	轻资产	重资产
Treat × Post	0.098 (1.235)	0.231** (2.409)	0.215** (2.562)	0.087 (0.985)	0.246** (2.578)	0.112 (1.352)
N	33	54	45	42	45	42
adj. R ²	0.342	0.358	0.371	0.295	0.362	0.355

4 结论与启示

本文证实数据资产入表显著提升信贷可得性约18.5个百分点、降低融资成本约36个基点。机制在于，入表以确权审计程序

构成高成本信号，提升银行数字能力关注度，改善风险认知。该效应对非国有、高数字化及轻资产企业更突出。因此，企业应将入表纳入融资策略；银行应建立“财务+数据”双维评价体系；监管应完善配套制度。

[参考文献]

[1]肖永慧.大数据综合试验区提升企业数据资产化的机制——基于多期DID模型的实证分析[J].中国流通经济,2025,39(12):105-122.

[2]张轩栋,李欣瑶,马艺鸣,等.ESG评级对企业权益资本成本的影响——基于多时点双重差分法的验证[J/OL].工程管理科技前沿,1-10.

[3]黄炜,张子尧,刘安然.从双重差分法到事件研究法[J].产业经济评论,2022,(02):17-36.

作者简介：

周超智(2001--),男,汉族,浙江天台人,硕士研究生在读,研究方向：企业财务与会计。