

银行金融科技如何影响企业结构性去杠杆?

张金清, 李柯乐, 张剑宇

(复旦大学 经济学院, 上海 200433)

摘要: 金融科技可以推动金融转型升级, 提升金融服务实体经济的能力, 近年来备受各界关注。文章以 2011—2019 年 A 股上市企业为研究对象, 利用网络爬虫技术构建企业贷款银行的金融科技指标, 考察了银行金融科技的运用对企业结构性去杠杆的影响。研究发现, 银行金融科技水平的提升可以显著促进企业结构性去杠杆。这一结论在使用工具变量法、系统 GMM、双重差分估计和倾向得分匹配来缓解内生性问题后依然稳健。机制分析表明, 金融科技可以通过提升信息甄别能力和优化风险控制模式这两条路径, 合理引导信贷资源从“僵尸”国企转移到优质民企, 从而促进企业结构性去杠杆。异质性分析表明, 这种效果在市场关注度低但信息披露质量高的企业中, 以及外部金融科技发展程度高的地区更加突出。最后, 金融科技还可以引导资金流向小规模、高科技、低污染的企业, 全方位助力企业结构性去杠杆, 推动实体经济健康可持续发展。

关键词: 金融科技; 结构性去杠杆; 银行数字化转型; 融资约束

中图分类号: F832; F276 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-9952(2022)01-0064-14

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20210825.101

一、引言

金融危机以来, 我国企业部门的金融资源集中流向国有企业, 民营企业面临融资难和融资贵问题, 金融服务实体经济的能力有待提高。2018 年 4 月, 中央财经委员会提出结构性去杠杆的思路, 既要降低国企的不合理杠杆, 防止风险累积, 也要保留有效杠杆, 保证优质民企的融资需求得到满足。近年来, 金融科技迅速发展, 为金融服务实体经济提供了新途径。那么, 金融科技能否帮助银行将错配的贷款资源从僵尸企业中释放出来, 纾解民营企业融资难题, 进而实现企业部门的结构性去杠杆? 在我国经济步入高质量发展的关键时期, 厘清银行金融科技和企业结构性去杠杆之间的关系和作用机制, 不仅可以为我国银行发展金融科技业务提供重要依据, 也能为进一步推动企业结构性去杠杆提供思路。

金融科技是技术驱动的金融创新,^①指物联网、人工智能、区块链、云计算、大数据五大新型

收稿日期: 2021-06-27

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“经济增速下滑风险下我国商业银行最低流动性水平的确定及应对”(71771056); 国家自然科学基金面上项目“我国上市公司大股东违规的行为监测与风险评估”(71471043)

作者简介: 张金清(1965—)(通讯作者), 男, 山东烟台人, 复旦大学经济学院金融学教授, 博士生导师;

李柯乐(1998—), 男, 山西运城人, 复旦大学经济学院硕士研究生;

张剑宇(1995—), 男, 江西宜春人, 复旦大学经济学院博士研究生。

^① 该定义由金融稳定理事会于 2016 年提出。与金融科技相似的概念有互联网金融和数字金融, 不同学者对这些概念的定义和理解略有不同(Schueffel, 2016; Gomber 等, 2017; 黄益平和黄卓, 2018)。本文参考中国人民银行印发的《金融科技(FinTech)发展规划(2019—2021 年)》和中国信息通信研究院发布的《中国金融科技生态白皮书(2020 年)》, 并结合现有文献和资料, 将互联网金融和数字金融统一表述为“金融科技”, 不再区分细微区别。

信息通信技术在支付、信贷、理财等传统金融领域的创新应用。根据使用主体的不同，金融科技可以分为外部金融科技和银行金融科技两类(Cheng 和 Qu, 2020)，分别是指互联网企业和商业银行使用的金融科技。两者的区别在于，互联网企业注重技术和解决方案的输出，涉及的信贷业务主要面向个体工商户等“尾部经济”；而银行金融科技则助力于银行的数字化转型，信贷业务的服务对象为银行的传统客户，包括上市企业这类结构性去杠杆的主要对象。鉴于此，本文的研究对象是银行金融科技，研究企业的贷款银行使用金融科技对企业结构性去杠杆的影响。

关于金融科技提升金融服务实体经济能力，现有文献做了许多有益探索。对于外部金融科技，现有研究发现金融科技公司的信贷审批更快(Fuster 等, 2019)，融资利率更低(黄益平和邱晗, 2021)，可以起到缓解企业融资约束(唐松等, 2020)、促进企业技术创新(李春涛等, 2020)以及提升企业全要素生产率(宋敏等, 2021)的作用。对于银行金融科技，现有研究发现银行使用金融科技可以提升自身风险控制能力(Cheng 和 Qu, 2020)和风险承担能力(金洪飞等, 2020)，进而促进信贷规模扩张和信贷结构优化(徐晓萍等, 2021)，提升信贷的普惠性。

现有研究成果颇丰，但鲜有文献将银行和企业置于同一分析框架内，直接考察银行金融科技的发展对实体经济融资的影响。一方面，较多文献直接采用郭峰等(2020)编制的北京大学普惠金融指数，将其作为地区金融科技发展水平的代理变量。该指数仅包含支付宝体系内数据，其服务对象是普通民众和街边商贩，而上市公司的主要融资渠道是银行信贷，两者并不匹配。另一方面，现有文献对银行金融科技提升金融服务实体经济能力的讨论仅停留在银行自身的信贷规模扩大和信贷结构调整上，对实体经济融资情况的具体影响还有待研究。

本文将银行和企业数据进行匹配，研究了企业的贷款银行使用金融科技对企业结构性去杠杆的影响及其机制。本文首先参考 Cheng 和 Qu(2020)以及金洪飞等(2020)的思路，利用网络爬虫技术构建银行层面的金融科技指标，然后根据上市企业的逐笔贷款信息，将企业与其各大贷款银行进行逐年匹配，计算企业对应贷款银行的平均金融科技指标。本文研究发现，银行金融科技发展程度每上升 1%，国有企业杠杆率下降 1.04%，而民营企业杠杆率上升 1.06%，这说明银行金融科技可以促进企业结构性去杠杆。

本文可能的边际贡献主要体现在：第一，将代表金融服务的银行和代表实体经济的企业进行匹配，在同一分析框架下研究了银行金融科技对企业结构性去杠杆的推进作用。现有研究往往只侧重银行单一角度进行分析，很少直接考察银行金融科技的发展对企业部门的影响。第二，本文从信息甄别和风险控制两个角度提出并检验了银行金融科技服务实体经济的微观机制，这不仅为银行开展金融科技业务提供了依据，也为银行数字化转型升级指明了方向。

二、理论分析与研究假说

(一)企业杠杆分化的原因与结构性去杠杆的提出

在传统信贷模式下，银行主要通过财报数据、抵押资产等“硬信息”和管理者人品、企业前景等“软信息”来缓解信息不对称问题(Berger 和 Udell, 2006)。国有企业具有天然的政治联系，享有政府的隐性担保，而且往往拥有更多的固定资产作为抵押，因此银行通常愿意放贷给国有企业。而民营企业一般规模较小且缺乏抵押和信用背书，容易受到银行的信贷排斥。现实中，银行更愿意给国有企业放贷以规避风险，这导致银行的信贷资源偏向国有企业，企业杠杆率走势出现分化。

在此背景下，2015 年中央经济工作会议和 2018 年中央财经委员会分别提出“去杠杆”和“结构性去杠杆”。与传统去杠杆不同，结构性去杠杆的本质是将企业的杠杆率调整到合理水平，既

要降低过度负债企业的“坏杠杆”，也要保留优质企业的“好杠杆”。^①现有研究从经济不确定性(纪洋等, 2018; 张一林和蒲明, 2018)、货币政策工具(徐臻阳等, 2019; 殷兴山等, 2020)和税收制度(申广军等, 2018)等角度提出了促进企业结构性去杠杆的思路。这些措施虽然可以改变银行的信贷意愿, 补齐资源配置短板, 但是无法优化银行的信贷模式, 因而难以从根本上解决企业杠杆错位的问题。

金融科技的出现为缓解国企和民企的杠杆错位提供了新思路。近些年, 商业银行纷纷布局金融科技, 大力推进数字化转型。银行运用金融科技手段对企业财务数据和经营数据进行建模分析, 可以实时监测企业的资金流、信息流和物流。这缓解了银企之间的信息不对称, 为信贷资源的合理配置提供了科学依据, 从而引导资金从过度负债的国有企业流向缺乏资金的优质民营企业。基于上述分析, 本文提出以下假说:

假说 1: 银行使用金融科技有助于企业部门结构性去杠杆, 具体表现为国有企业杠杆率相对于民营企业下降。

(二) 银行金融科技促进企业结构性去杠杆的机制分析

金融科技可以通过提升信息甄别能力和优化风险控制模式这两条路径, 促进信贷资源优化配置, 进而推动企业结构性去杠杆。

一方面, 通过实时采集和处理多维数据, 银行的信息甄别能力得到提升。银行可以辨别潜在盈利能力差的国企, 识别出潜在盈利能力强的民企, 促使信贷资源从劣质企业转移到优质企业, 最终推动企业结构性去杠杆。在信息采集上, 物联网和数据挖掘等前沿技术可以帮助银行实时获取多维的替代数据,^②这些替代数据可以更加细致地反映公司的基本面信息(Goldstein 等, 2019), 帮助银行精准刻画客户的风险特征。在信息处理上, 银行可以利用大数据和人工智能方法有效捕捉海量数据中的非线性关系, 快速抓取和分析有效信息, 还可以通过物联网和区块链实现溯源管理和远程监控, 提高软信息“硬化”程度。经过信息有效采集和高效处理, 银行可以掌握借款人的资质有效性和贷款用途真实性。一些被传统信贷模式排斥的优质民营企业可以被认定为“低风险”, Frost 等(2019)将这些企业称为“遗珠”; 而一些潜在盈利能力较差的国有僵尸企业则被判定为“高风险”, 从而难以获得信贷资源。

另一方面, 金融科技的运用促使银行的风险控制模式从担保驱动转为信用驱动, 推动银行将信贷资源从国企转移到民企, 从而促进企业结构性去杠杆。金融科技风控模式主要包括大数据信贷模式(黄益平和邱晗, 2021)和数字供应链金融模式(龚强等, 2021)两种。前者通过大数据和人工智能建立具有信息优势和模型优势的智能风控模型,^③准确且实时地评估借款企业的信用风险(Fuster 等, 2019; Khandani 等, 2010), 从而发放贷款; 后者利用物联网动态实时监控传统供应链上的信息, 利用区块链确保供应链上的信息不可篡改和可追溯, 以此将核心企业的信用有效传递给借款企业(Kshetri, 2018)。两种风控模式的共同点在于, 数据所反映的信用信息都是银行风险控制时考虑的核心因素。在金融科技的风控模式下, 银行即使为缺乏抵押和担保的民企

^① 现有研究关于企业部门结构性去杠杆的讨论大多指国企相对于民企去杠杆。

^② 包括销售点实时交易数据(Zhu, 2019)、社交媒体数据(Jagtiani 和 Lemieux, 2019)、用户评价数据(Frost 等, 2019)、货物日常盘点数据(龚强等, 2021)以及卫星图像数据(Zhu, 2019)等。

^③ 在信息优势方面, Hau 等(2019)、Buchak 等(2018)、Berg 等(2020)以及 Frost 等(2019)分别利用中国、美国、德国和阿根廷的数据, 证明了金融科技信贷比传统信贷更具信息优势。在模型优势方面, Butaru 等(2016)、Moscatelli 等(2020)以及 Fuster 等(2019)分别证明了机器学习模型比传统线性模型在信用卡拖欠、公司贷款违约和抵押贷款违约等问题中具有更准确的预测效果。

放贷，也能有效识别和控制风险。因此，在使用金融科技后，银行的信贷决策更加符合利润最大化原则，信贷资源可以更多地配置给信用较好的优质民企。基于上述分析，本文提出以下假说：

假说 2：银行金融科技可以通过提升信息甄别能力和优化风险控制模式这两条路径来促进企业结构性去杠杆。

三、研究设计

（一）数据来源

本文以 2011—2019 年我国 A 股上市企业为研究对象。企业的年度财务数据来自 Wind 数据库，逐笔贷款数据来自国泰安数据库；银行的年度财务数据来自 Bankscope 数据库，银行金融科技指标通过对谷歌新闻进行网络爬虫构建；宏观经济数据来自 CSMAR 数据库，数字普惠金融数据来自北京大学数字金融研究中心编制的“北京大学数字普惠金融指数”。

遵循现有文献惯例，本文剔除了以下样本：（1）金融类企业；（2）ST 和 *ST 企业；（3）外资、集体和公共类企业；（4）杠杆率大于 1 的异常样本。为了避免异常值的影响，本文对企业和银行层面的所有连续变量进行了上下 1% 的缩尾处理。进一步地，本文利用筛选和缩尾后的样本，以企业每年在各个贷款银行的贷款金额为权重，计算各贷款银行的加权平均数据，将其作为该企业该年度贷款银行的数据，以此将企业和银行的数据匹配。匹配时，本文剔除了企业贷款金额缺失和贷款银行名称模糊的数据。本文最后得到样本观测值共 13 151 个；企业共 2 456 家，包括 1 620 家民企和 836 家国企；银行共 106 家，包括 6 家国有商业银行、12 家股份制商业银行和 88 家城农商行。

（二）模型设定

为了检验假说 1，本文引入银行金融科技与民营企业虚拟变量的交互项，构建如下回归模型来分析银行金融科技发展对企业杠杆率的异质性影响：

$$Lev_{it} = \alpha + \beta_1 FinTech_{it-1} + \beta_2 FinTech_{it-1} \times POE_{it-1} + \gamma X_{it-1} + Ind + Year + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中， i 表示企业， t 表示年份， Lev 表示企业杠杆率， $FinTech$ 表示企业贷款银行的加权平均金融科技发展水平。 POE 为民营企业虚拟变量，民企取 1，国企取 0。 X_{it-1} 表示控制变量，包括企业、银行和宏观层面可能影响企业杠杆率的变量。^① Ind 和 $Year$ 分别为行业和年份固定效应， ε_{it} 为随机误差项。在回归中，本文进行了如下处理：第一，考虑到银行金融科技影响企业杠杆率需要一定的时间，本文对 $FinTech$ 进行了滞后处理，这也能适度减轻反向因果问题；第二，模型中引入了企业、银行和宏观层面的多个控制变量，并控制了行业和年份固定效应，以尽可能避免遗漏变量的影响；第三，考虑到同一行业内扰动项可能存在自相关，采用行业聚类稳健标准误。根据研究假说，本文预期交互项 $FinTech_{it-1} \times POE_{it-1}$ 的系数 β_2 显著为正，即民企杠杆率相对于国企显著上升，表明银行金融科技的发展对我国企业的杠杆错位具有结构性优化功效。

（三）变量定义

1. 被解释变量：企业杠杆率。借鉴钟宁桦等（2016）以及纪洋等（2018）的研究，本文以资产负债率（等于总负债除以总资产）来衡量企业杠杆率。

2. 核心解释变量：银行金融科技。现有文献度量金融科技发展水平的指标主要有两类：一类直接使用郭峰等（2020）编制的北京大学数字普惠金融指数作为代理变量，可以跨省份、城市和县域；另一类采用文本挖掘法，根据与金融科技相关的关键词在新闻中的发布次数构建金融科

^① 控制变量中包含民营企业虚拟变量 POE ，所以在式（1）中没有列出。

技指标,这类方法的灵活性强,通过不同的索引关键词,可以统计全国层面(郭品和沈悦,2015)、省份层面(盛天翔和范从来,2020)、城市层面(李春涛等,2020)和银行层面(金洪飞等,2020)的金融科技发展情况。

本文首先参考 Cheng 和 Qu(2020)以及金洪飞等(2020)的思路,利用网络爬虫和文本挖掘技术构建各银行的金融科技指标,然后根据企业每年在各银行的贷款金额,加权合成银行金融科技指标,具体步骤如下:(1)确定金融科技关键词。本文选择物联网、人工智能、区块链、云计算和大数据^①作为金融科技关键词。(2)分银行分年度计算关键词词频。本文将银行名称与各技术关键词搭配(如“招商银行”+“大数据”),利用网络爬虫技术^②获取各银行 2011—2019 年各年度的新闻搜索结果。(3)利用熵权法合成银行的金融科技指标,并进行对数化处理。熵权法通过各指标信息熵的大小确定权重,指标的信息量越大,则权重越大。(4)以企业每年在各大银行的贷款金额为权重,将企业各个贷款银行的金融科技指标进行加权,合成企业的贷款银行金融科技指标。

为了验证上述方法所构建指标的合理性,本文对 2011—2019 年 A 股上市银行的年报进行文本分析,统计各大上市银行每年年报中五大金融科技关键词的词频,使用熵权法构建基于年报文本的银行金融科技指标。结果发现,基于年报文本的指标与基于新闻文本的金融科技指标的相关性达到 85.73%,这在一定程度上证明了本文银行金融科技指标的合理性。

3. 控制变量。为了尽可能解决遗漏变量问题,本文参考现有文献,控制了企业、银行和宏观层面的多个变量。企业层面的控制变量包括民企虚拟变量(*POE*)、盈利能力(*ROA*)、成长能力(*Growth*)、企业规模(*Size*)、固定资产占比(*FATA*)、第一大股东持股比例(*SHRCR1*)和行业杠杆率中位数(*IndLev*)。Chang 等(2014)研究发现,对中国企业而言,上述七个变量可以解释杠杆率 36% 的变化。银行层面的控制变量包括银行的盈利能力(*ROA_b*)、规模(*Size_b*)、流动性水平(*LATA_b*)、资产质量(*NPL_b*)和资本结构(*TETA_b*),这些变量可以影响银行的信贷规模和信贷结构(徐晓萍等,2021),从而可能对企业杠杆率产生影响。宏观层面的控制变量包括各省的经济发展水平(*GDP*)、通货膨胀水平(*CPI*)、货币政策环境(*M2r*)和传统金融发展水平(*Branch*)。Frank 和 Goyal(2009)指出,宏观环境会影响企业的贷款决策,杠杆率与经济发展状况正相关,与通胀水平负相关。货币政策会影响银行的信贷决策(殷兴山等,2020),从而可能影响企业杠杆率。此外,传统金融发展^③会增加信贷资源的配置效率,可能对企业杠杆率产生影响,同时传统金融发展又与金融科技发展密切相关。变量定义见表 1。

(四)描述性统计

表 1 还报告了主要变量的基本统计特征。本文样本中民营企业较多,占比 62.14%。此外,本文对所有变量进行了相关系数检验^④和方差膨胀因子检验,发现主要变量之间的相关系数基本都小于 0.3,且 *VIF* 检验值 4.8 小于经验法则所要求的临界值 10,说明本文实证结果不受多重共线性的影响。

① 根据中国信息通信研究院陆续发布的《中国金融科技生态白皮书》《大数据白皮书》《物联网白皮书》等,金融科技的核心技术包括物联网、人工智能、区块链、云计算和大数据。在新基建的大背景下,大数据是基础资源,物联网和云计算是基础设施,人工智能是金融服务智能化的关键,区块链是实现金融价值传递的支撑技术。

② 这种方法的合理性在于,银行金融科技相关新闻的数量与银行金融科技的投入和发展高度相关(Cheng 和 Qu, 2020)。为了提高搜索结果的精准度,本文采取了以下措施:(1)采用噪声较少的谷歌搜索引擎进行新闻搜索;(2)搜索过程中以双引号锁定关键词,避免搜索引擎联想无关结果;(3)只保留标题中出现银行名称且正文中出现金融科技关键词的搜索结果。

③ 本文参考李春涛等(2020)的研究,根据各大商业银行的分支机构设立和撤销记录,计算各年份各省份的商业银行分支机构数量,以其对数来衡量地区金融发展水平。

④ 受篇幅限制,文中未列示相关系数检验结果,如有兴趣可向作者索取。

表 1 主要变量定义与基本统计特征

变量符号	变量定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
企业层面变量						
<i>Lev</i>	杠杆率, 总负债/总资产	13 151	0.4503	0.2021	0.0534	0.8966
<i>POE</i>	民营企业虚拟变量, 民企为 1, 国企为 0	13 151	0.6214	0.4851	0.0000	1.0000
<i>ROA</i>	盈利能力, 营业利润/总资产	13 151	0.0526	0.0649	-0.1816	0.3861
<i>Growth</i>	成长能力, 总资产增长率	13 151	0.2036	0.3980	-0.2702	2.8067
<i>Size</i>	企业规模, 总资产的自然对数	13 151	8.4034	1.2049	4.7467	12.0690
<i>FATA</i>	固定资产占比, 固定资产/总资产	13 151	0.2097	0.1580	0.0023	0.6944
<i>SHRCR1</i>	第一大股东持股比例	13 151	0.3412	0.1442	0.0977	0.8087
<i>IndLev</i>	行业杠杆率中位数	13 151	0.4293	0.0916	0.3029	0.6859
银行层面变量						
<i>FinTech</i>	银行金融科技, 基于新闻文本构建	13 151	0.9301	0.6442	0.0001	2.1832
<i>ROA_b</i>	盈利能力, 营业利润/总资产	13 151	0.0095	0.0030	0.0000	0.0180
<i>Size_b</i>	银行规模, 总资产的自然对数	13 151	3.7398	1.3261	-1.7966	5.4095
<i>LATA_b</i>	流动性水平, 流动资产/总资产	13 151	0.1903	0.0677	0.0000	0.6542
<i>NPL_b</i>	资产质量, 不良贷款率	13 151	0.0103	0.0058	0.0000	0.0392
<i>TETA_b</i>	资本结构, 权益性资本/总资产	13 151	0.0656	0.0175	0.0000	0.1781
宏观层面变量						
<i>GDP</i>	经济发展水平, 人均国内生产总值	13 151	11.1451	0.4402	9.7058	12.0090
<i>CPI</i>	通货膨胀水平, 消费者物价指数	13 151	1.0227	0.0084	1.0057	1.0634
<i>M2r</i>	货币政策环境, 广义货币增长率	13 151	0.0976	0.0198	0.0747	0.1477
<i>Branch</i>	金融发展水平, 银行分支机构数量的对数	13 151	7.3870	0.8972	2.9444	8.6096

四、实证结果分析

(一) 基准回归分析

表 2 报告了企业贷款银行的金融科技发展水平对企业杠杆率的回归结果, 列(1)—列(3)分别加入了企业层面控制变量、企业和银行层面控制变量以及全部控制变量。可以看到, 银行金融科技 *FinTech* 与民企虚拟变量 *POE* 交互项的系数均显著为正, 说明银行金融科技对企业杠杆率存在异质性影响。这证实了假说 1, 即银行金融科技的发展促进了我国企业结构性去杠杆。

表 2 基准回归分析

	(1) <i>Lev</i>	(2) <i>Lev</i>	(3) <i>Lev</i>
<i>L.FinTech</i>	-0.0256***(-6.7263)	-0.0089**(-2.7754)	-0.0104***(-3.6931)
<i>L.FinTech</i> × <i>L.POE</i>	0.0216*** (3.1658)	0.0206*** (3.1475)	0.0210*** (3.3127)
截距项	-0.0121(-0.3385)	0.0148(0.4022)	0.3049(0.8005)
企业层面控制变量	控制	控制	控制
银行层面控制变量	未控制	控制	控制
宏观层面控制变量	未控制	未控制	控制
行业和年份固定效应	控制	控制	控制
样本数	10 509	10 509	10 509
调整后 R^2	0.3908	0.3943	0.3978

注: **、*和° 分别表示在1%、5%和10%的水平上显著, 模型使用行业聚类稳健标准误, 括号内为 t 值。下表同。

以列(3)的结果为例,银行金融科技指标的系数为-0.0104,金融科技和民营企业虚拟变量交互项的系数为 0.0210,两者均在 1% 的水平上显著。这表明银行金融科技发展程度每上升 1%,国有企业杠杆率下降 1.04%,而民营企业杠杆率上升 1.06%(=2.10%-1.04%)。就经济显著性而言,2018 年招商银行金融科技发展水平排名第一,金融科技指标 *FinTech* 为 2.690,同年所有银行的平均水平为 0.698。这意味着如果所有银行的金融科技水平都与招商银行一样,2019 年民企杠杆率相对于国企将上升 4.18% [= (2.690-0.698)×0.0210]。

(二)缓解内生性问题

1. 工具变量法。本文按照以下步骤构造工具变量:(1)对于同一年度同一企业的各大贷款银行,分别使用与之规模最相近且该年度未向该企业放贷的银行代替;(2)以该年该企业在各个贷款银行的贷款金额为权重,将对应的替代银行的金融科技指标进行加权来合成工具变量。该工具变量符合相关性和外生性两个条件:一方面,规模相近的银行通常具有相似的金融科技发展水平;另一方面,未向企业放贷的银行的金融科技发展水平难以直接通过融资渠道影响企业杠杆率。表 3 中列(1)报告了工具变量法结果,交互项系数显著为正,与基准回归一致。此外, *Cragg-Donald Wald F* 统计值为 404.91,表明不存在弱工具变量问题。

表 3 缓解内生性问题

	(1) <i>Lev</i>	(2) <i>Lev</i>	(3) <i>Lev</i>	(4) <i>Lev</i>
<i>L.FinTech</i>	-0.0210*(-1.8780)	-0.0272(-1.5581)		-0.0077*(-2.1047)
<i>L.FinTech</i> × <i>L.POE</i>	0.0198*** (3.3534)	0.0214** (2.5769)		0.0211*** (3.9035)
<i>L.Lev</i>		0.4502*** (8.5470)		
<i>L.Treat</i> × <i>L.Post</i>			-0.0131*** (-3.8835)	
<i>L.Treat</i> × <i>L.Post</i> × <i>L.POE</i>			0.0223*** (4.6961)	
截距项、控制变量与固定效应	控制	控制	控制	控制
样本数	10 509	10 509	10 509	9 446
调整后 <i>R</i> ²	0.3974		0.3983	0.4083
<i>AR</i> (2)		0.793		
<i>Hansen</i>		0.252		

2. 系统 *GMM* 估计。考虑到企业杠杆率往往具有持续性,在时间维度上可能存在序列相关,本文将杠杆率的滞后一期引入回归模型中,使用两步系统 *GMM* 方法进行了估计,结果见表 3 中列(2)。模型通过了 *Arellano-Bond* 序列相关检验和 *Hansen* 过度识别检验,且交互项系数显著为正。这说明在考虑企业杠杆率序列相关后,银行金融科技对企业结构性去杠杆的推进作用依然存在。

3. 双重差分估计。本文参考宋敏等(2021)的思路,利用 2015 年 12 月 31 日国务院颁布的《推进普惠金融发展规划(2016—2020 年)》,将其作为促进银行数字化转型的外生冲击,采用双重差分方法来缓解内生性问题。^①第一步,将本文核心解释变量 *FinTech* 作为连续型处理变量 *Treat*;第二步,设定时间虚拟变量,对于 2016 年及之后的年份, *Post* = 1。表 3 中列(3)报告了双重差分估计结果, *Treat*、*Post* 与 *POE* 三者的交互项系数显著为正,与预期一致。此外,平行趋势检验^②结果表明, *Treat*、*Post* 与 *POE* 的交互项系数在 2016 年之前不显著异于 0,说明政策实施前处理组和

① 由于各个银行发展金融科技的时间和力度不尽相同,本文的处理变量为连续变量而非离散变量,因此采用连续双重差分法进行估计。这种方法与传统方法的唯一区别在于,不是使用虚拟变量区分处理组和对照组,而是考虑金融科技指标的连续变化。

② 受篇幅限制,文中未列示平行趋势检验结果,如有兴趣可向作者索取。

控制组之间不存在显著差异；而 2016 年之后系数则显著为正，说明政策推行后产生了显著的正向效应。

4. 倾向得分匹配。本文根据每年贷款银行金融科技水平的中位数将样本分为高低两组，分别记为处理组和对照组。然后，根据企业盈利能力、成长能力、企业规模、固定资产占比、第一大股东持股比例和行业杠杆率中位数这六个可观测变量，将处理组和对照组逐年匹配。^①平衡性检验^②结果显示，匹配后处理组与对照组在各个变量上均无显著差异，匹配效果较好。匹配后的估计结果见表 3 中列(4)，银行金融科技与民企虚拟变量的交互项系数在 1% 的水平上显著为正，与基准回归结果一致。

(三) 稳健性检验

1. 替换被解释变量。(1)使用资本负债率作为被解释变量。王竹泉等(2019)认为，杠杆率应该反映金融与实体经济的关系，非金融企业真实杠杆率的测度不应考虑营业性负债的影响，因此提出使用“资本负债率”^③代替“资产负债率”。(2)使用融资约束作为被解释变量。杠杆率在一定程度上衡量了企业的外部融资可得性(纪洋等, 2018)，因此杠杆率较低的企业受到融资约束的可能性较大。以融资约束指标^④替换杠杆率指标，若交互项系数显著为负，则说明银行使用金融科技对民企融资约束的缓解作用大于国企。(3)使用杠杆偏移程度作为被解释变量。判断企业杠杆率是否合理，应该考察实际杠杆率偏离目标杠杆率的程度。本文参考陆正飞等(2015)的研究计算企业的目标杠杆率 Lev_t^* ，^⑤企业实际杠杆率 Lev_t 减去目标杠杆率 Lev_t^* 的绝对值即为杠杆偏移程度。本文预期银行金融科技指标的系数显著为负，表明银行金融科技的发展可以降低企业的杠杆偏移程度，使企业杠杆率回归合理水平。

2. 替换解释变量。(1)扩充关键词构建银行金融科技指标。金融科技关键词较多，且每家银行对金融科技的理解和表述或多或少会存在差异。本文选取“数字化”“智能化”“场景化”“生态化”“开放化”“移动化”“互联网化”“智慧化”这八个与银行数字化转型相关的关键词，重新构建银行金融科技指标。(2)基于年报文本构建银行金融科技指标。与噪声较多的新闻文本相比，年报文本往往更能反映管理层的真实决策和意图。本文对各家上市银行年报文本中的金融科技关键词进行词频统计，构建银行金融科技指标。(3)使用标准化的银行金融科技指标。规模较大的银行知名度较高，在使用同样的金融科技后，新闻报道的次数往往多于中小银行。本文参考金洪飞等(2020)的研究，将核心解释变量 $FinTech$ 除以银行总资产规模的对数值，得到标准化的银行金融科技指标。(4)使用因子分析法赋权构建银行金融科技指标。各项金融科技的新闻搜索数量之间具有很强的相关关系，直接利用熵权法合成的结果会包含一些重复信息。而因子分析法可以充分考虑原始指标之间的相关关系，消除变量相关性对综合评价的影响。 $Bartlett$ 检验 p 值小于显著性水平 0.05, KMO 值大于 0.7, 所以原有变量适合进行因子分析。

上述稳健性检验进一步验证了本文的核心研究结论。^⑥

① 采用 $Logit$ 模型估计倾向得分，匹配算法为最近邻匹配法，匹配比例为 1:4。

② 受篇幅限制，文中未列示平衡性检验结果，如有兴趣可向作者索取。

③ 资本负债率 = (负债 - 营业性负债) / (资产 - 营业性负债)。

④ 本文参考宋敏等(2021)的研究，使用 $-0.737 \times Size + 0.043 \times Size^2 - 0.04 \times Age$ 计算 SA 指数，并取其绝对值，作为企业融资约束的代理变量，数值越大表示融资约束越严重。

⑤ 根据 $Lev_t = \alpha + \beta_1 POE_{t-1} + \beta_2 ROA_{t-1} + \beta_3 IndLev_{t-1} + \beta_4 Growth_{t-1} + \beta_5 FATA_{t-1} + \beta_6 Size_{t-1} + \beta_7 SHRCR1_{t-1} + \varepsilon_t$ ，对全样本分年度进行 $Tobit$ 回归，拟合值即为企业目标杠杆率。

⑥ 受篇幅限制，文中未列示稳健性检验结果，如有兴趣可向作者索取。

五、机制分析、异质性分析与进一步讨论

(一) 机制分析

1. 银行金融科技、信息甄别能力与企业结构性去杠杆。在金融科技信贷模式下, 银行借助各项信息技术可以动态获取和处理多维数据, 有效识别企业的潜在盈利能力, 促使信贷资源从劣质企业转移到优质企业, 最终推动企业结构性去杠杆。本文参考宋敏等(2021)的思路, 构建如下模型来检验金融科技对银行信息甄别能力的影响:

$$Lev_{i,t} = \alpha + \beta_1 FinTech_{i,t-1} + \beta_2 FinTech_{i,t-1} \times Perf_{i,t+1} + \gamma X_{i,t-1} + Ind + Year + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中, $Perf_{i,t+1}$ 表示企业*i*第*t*+1年的盈利能力, 采用总资产收益率ROA、净资产收益率ROE和投资回报率ROIC三个指标来衡量; 除了企业、银行和宏观层面的控制变量外, $X_{i,t-1}$ 中还包括 $Perf_{i,t+1}$ 。表4中列(1)–列(3)报告了分别以ROA、ROE和ROIC作为盈利能力衡量指标的回归结果。 $FinTech_{i,t-1} \times Perf_{i,t+1}$ 的系数 β_2 均显著为正, 表明潜在盈利能力越强的企业杠杆率越高。这意味着金融科技有助于银行甄别未来盈利能力较强的优质借款人, 将信贷资源配置给这些潜在绩效好的企业。进一步地, 在ROA、ROE和ROIC排名前20%的样本中, 民企占比分别为74.14%、68.49%和72.45%, 均高于民企在全样本中的占比62.14%, 因此银行甄别能力的提升最终体现为银行金融科技促进民企杠杆率相对于国企上升。

表4 机制分析

	信息甄别能力机制			风险控制模式机制	
	(1)Lev	(2)Lev	(3)Lev	(4)担保贷款占比	(5)信用贷款占比
<i>L.FinTech</i>	-0.0066*(-1.7673)	-0.0015(-0.3167)	-0.0032(-0.7801)	-0.0952***(-6.5905)	0.0277**(2.2629)
<i>L.FinTech</i> × <i>F.Perf</i>	0.2112***(7.0379)	0.1019**(2.8799)	0.1338*** (4.8504)		
截距项、控制变量与固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本数	8 078	8 067	8 076	7 284	7 284
调整后 R^2	0.4158	0.4149	0.4111	0.0893	0.0176

注: 列(1)–列(3)中*Perf*分别表示总资产收益率ROA、净资产收益率ROE和投资回报率ROIC。

2. 银行金融科技、风险控制模式与企业结构性去杠杆。与传统风控模式不同, 金融科技风控模式主要依赖于数据而不是资产, 使得银行信贷投向更偏向于信用较好的企业。因此, 银行可以将信贷资源更多地配置给缺乏担保但拥有信用的民企, 推动企业结构性去杠杆。本文构建如下回归模型来考察银行金融科技对企业不同类型贷款占比的影响:

$$Ratio_{i,t} = \alpha + \beta FinTech_{i,t-1} + \gamma X_{i,t-1} + Ind + Year + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中, $Ratio_{i,t}$ 表示企业*i*第*t*年不同类型贷款的占比, 包括担保贷款占比和信用贷款占比, 其中担保贷款包括抵押贷款、质押贷款和保证贷款三类。表4中列(4)–列(5)报告了式(3)的回归结果, 金融科技指标*L.FinTech*的系数一负一正, 说明银行运用金融科技手段进行放贷, 减少了对抵押资产等担保品的依赖, 优化了其风控模式。在传统风控模式下, 银行对民企的抵押品要求较高, 而在固定资产排名前20%的样本中, 民企占比只有44.40%, 说明民企的抵押资产相对较少。因此, 银行风控模式的转变有利于信用高但缺乏抵押的优质民企获得贷款, 使得信贷资源配置得到优化, 企业的杠杆错位问题由此得到缓解。

(二) 异质性分析

1. 企业信息透明度。信息披露质量和市场关注程度的提高都会增加公司透明度, 缓解信息不对称问题(Bushman等, 2004), 但两者对银行金融科技运用效果的影响不同。信息披露质量反

映企业“主动”信息透明度。企业主动进行高质量的信息披露，可以为金融科技风控模式的数据池提供更多可用的优质信息，提升银行金融科技的运用效果。而市场关注程度则反映企业“被动”信息透明度。市场关注度较低的企业所处的外部信息环境较差，银行对其贷款担保的要求较高，导致信贷资源错配较为严重。^①因此，在市场关注度低的企业中，银行金融科技对企业杠杆错位会有更加明显的优化效果。

为了区分两种信息透明度的不同影响，本文根据信息质量和市场关注两个虚拟变量，^②将样本分为市场关注少且信息质量低、市场关注少但信息质量高、市场关注多但信息质量低、市场关注多且信息质量高四个子样本，分别考察了银行金融科技对企业结构性去杠杆的影响。表5结果显示，只有在市场关注程度低但信息披露质量高的子样本中交互项系数显著。可见，金融科技信贷具有普惠性，可以较好地缓解资源错配现象；同时，要实现金融更好地服务实体经济，不仅金融机构要提升金融科技水平，企业也要按照相关规定高质量地披露信息。

表5 异质性分析

	企业信息透明度				地区金融科技发展水平	
	(1) 市场关注少 且信息质量低	(2) 市场关注少 但信息质量高	(3) 市场关注多 但信息质量低	(4) 市场关注多 且信息质量高	(5) 地区金融科技 发展水平低	(6) 地区金融科技 发展水平高
<i>L.FinTech</i>	-0.1797 (-1.6350)	-0.0261 (-1.3635)	-0.0449* (-1.7592)	-0.0023 (-0.1672)	-0.0061 (-0.5594)	-0.0160* (-2.0070)
<i>L.FinTech</i> × <i>L.POE</i>	-0.0412 (-0.8782)	0.0359*** (3.8516)	0.0155 (0.9216)	0.0233 (1.1674)	0.0036 (0.6782)	0.0277** (2.4604)
截距项、控制变量与 固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本数	124	1 966	937	3 877	3 554	6 955
调整后 R^2	0.4000	0.3511	0.3398	0.4272	0.4257	0.3870

2. 地区金融科技发展水平。地区金融科技通过两种作用相反的效应对传统金融机构产生影响。一方面，地区金融科技通过市场挤出(Buchak等, 2018)和风险传染(刘忠璐, 2016)冲击传统金融体系，导致银行业务被挤出，风险增加。另一方面，地区金融科技通过示范效应(刘忠璐, 2016)和技术溢出(孟娜娜等, 2020)，将先进的服务理念和技术传递给银行，改善传统金融体系，推动银行战略转型。因此，地区金融科技发展水平可能影响银行金融科技对企业杠杆率的优化功效。

本文采用郭峰等(2020)编制的北京大学数字普惠金融指数作为地区金融科技的代理变量，按照是否排名每年前30%划分为地区金融科技发展水平高低两个子样本。表5结果显示，交互项在金融科技发展水平高的地区显著，而在发展水平低的地区不显著，说明地区金融科技发展对银行金融科技的运用效果有促进作用。这是因为，地区金融科技发展能够倒逼传统金融机构进行数字化转型，构建金融科技平台或者与金融科技公司合作，提升自身的金融科技水平和服务实体经济的效率。

① 2011—2019年，在市场关注度高于中位数的样本中，国企和民企的杠杆率差距为7.40%；而在市场关注度低的样本中，这一差距达到12.43%。

② 利用上交所和深交所对上市公司信息披露的考核结果来衡量企业信息披露质量，考核结果为A和B说明信息披露质量较高，否则信息披露质量较低；使用分析师跟踪人数来衡量市场关注度，分析师跟踪人数高于中位数的样本市场关注度较高，否则关注度较低。

(三)进一步讨论

除了国企和民企的杠杆分化外,我国企业杠杆率还存在其他结构性错位现象。因此,结构性去杠杆不只是“国企相对于民企去杠杆”,还包括大企业相对于小企业去杠杆(钟宁桦等,2016)、非高科技企业相对于高科技企业去杠杆(李莉等,2015)以及重污染企业相对于非重污染企业去杠杆(苏冬蔚和连莉莉,2018)等。

基于此,本文将式(1)中的民企虚拟变量 POE 替换为企业规模虚拟变量 $Size_dum$ 、^①高科技企业虚拟变量 $HighTech_dum$ ^②和重污染企业虚拟变量 $Pollution_dum$,^③考察了银行金融科技发展对不同类型企业结构性去杠杆的影响。表6结果显示,交互项系数均显著为正,说明金融科技可以引导资金流向小规模、高科技和低污染企业。在这些企业中,民企分别占比83.81%、70.04%和63.95%,均高于全样本中民企的占比。这进一步支持了本文的核心结论,即银行金融科技使民企杠杆率相对于国企显著上升。此外,小规模企业和高科技企业分别属于经济社会发展的薄弱环节和关键领域,重污染企业则属于高能耗的产能过剩产业。上述结果也说明金融科技可以合理引导银行将信贷资源更多地配置到绿色发展和高附加值的新兴产业中,助力实体经济健康可持续发展,推动构建双循环新发展格局。

表 6 进一步讨论: 不同类型结构性去杠杆

	(1) <i>Lev</i>	(2) <i>Lev</i>	(3) <i>Lev</i>
<i>L.FinTech</i>	-0.0086(-1.2555)	-0.0058(-1.5670)	-0.0174***(-3.8386)
<i>L.FinTech</i> × <i>L.Size_dum</i>	0.0188*** (3.0103)		
<i>L.FinTech</i> × <i>L.HighTech_dum</i>		0.0119*** (3.5502)	
<i>L.FinTech</i> × <i>L.Pollution_dum</i>			0.0261*** (5.1409)
截距项、控制变量与固定效应	控制	控制	控制
样本数	10 509	10 509	10 509
调整后 R^2	0.3998	0.3984	0.3962

六、结论与政策建议

金融科技的兴起为缓解传统金融服务实体经济过程中的结构性错配问题提供了新的思路。本文利用网络爬虫技术挖掘新闻信息,构建银行层面的金融科技指标,并与2011—2019年A股上市企业数据进行匹配,考察了银行金融科技的运用对上市企业结构性去杠杆的影响及其机制。研究发现,银行金融科技发展程度每上升1%,国有企业杠杆率下降1.04%,而民营企业杠杆率上升1.06%,说明银行金融科技可以促进企业结构性去杠杆。这一结论在考虑了内生性问题以及替换解释变量和被解释变量度量指标之后依旧成立。机制分析表明,金融科技可以提升银行的信息甄别能力,优化银行的风险控制模式,从而推动企业结构性去杠杆。异质性分析表明,银行金融科技对市场关注程度低但信息披露质量高的企业杠杆率具有最突出的结构性优化效果;此外,在金融科技发展水平高的地区,银行金融科技对企业杠杆率的结构性优化作用更加显著。最后,银行金融科技对不同类型的企业杠杆率均有结构性优化效果,引导信贷资源配置给小规模、高科技和低污染企业,精准而全面地助力企业结构性去杠杆。

① 总资产排名前三分之一的企业取0,后三分之二的企业取1。

② 将获得过科技部等高新技术认定的企业作为高科技企业,取值为1,否则取值为0。

③ 根据2010年环保部公布的《上市公司环境信息披露指南》,将属于火电、钢铁、水泥、电解铝、煤炭、冶金、化工、石化、建材、造纸、酿造、制药、发酵、纺织、制革和采矿业等16类行业的企业作为重污染企业,取值为0,否则取值为1。

本文的研究结论提供了以下政策启示: 第一, 银行应加快金融科技战略部署与安全应用, 积极拥抱金融科技发展趋势。本文研究表明, 银行发展金融科技不仅可以提升银行自身的核心竞争力, 还能增强金融服务实体经济的能力。因此, 要充分发挥金融科技赋能作用, 深化金融供给侧结构性改革, 推动我国金融业高质量发展。第二, 各部门应构建数据共享平台, 打破数据孤岛。在数字经济新时代, 数据要素作为信息的载体已经上升到生产要素的高度。本文研究表明, 在推动结构性去杠杆时, 以数据要素为核心的金融科技信贷模式发挥着重要的作用。因此, 国家应大力支持以数字化为核心的“新基建”, 构建数据共享平台, 进一步释放数字科技对金融业务的赋能价值。第三, 监管部门应兼顾好监管和创新的关系。本文研究表明, 在金融科技发展好的地区, 银行金融科技对企业杠杆率的结构优化作用更强。这意味着外部金融科技和银行金融科技相辅相成, 可以共同助力金融服务实体经济。因此, 应适度鼓励金融科技创新, 深化金融科技合作。

参考文献:

- [1] 龚强, 班铭媛, 张一林. 区块链、企业数字化与供应链金融创新[J]. *管理世界*, 2021, (2): 22-34.
- [2] 郭峰, 王靖一, 王芳, 等. 测度中国数字普惠金融发展: 指数编制与空间特征[J]. *经济学(季刊)*, 2020, (4): 1401-1418.
- [3] 郭品, 沈悦. 互联网金融对商业银行风险承担的影响: 理论解读与实证检验[J]. *财贸经济*, 2015, (10): 102-116.
- [4] 黄益平, 黄卓. 中国的数字金融发展: 现在与未来[J]. *经济学(季刊)*, 2018, (4): 1489-1502.
- [5] 黄益平, 邱晗. 大科技信贷: 一个新的信用风险管理框架[J]. *管理世界*, 2021, (2): 12-21.
- [6] 纪洋, 王旭, 谭语嫣, 等. 经济政策不确定性、政府隐性担保与企业杠杆率分化[J]. *经济学(季刊)*, 2018, (2): 449-470.
- [7] 金洪飞, 李弘基, 刘音露. 金融科技、银行风险与市场挤出效应[J]. *财经研究*, 2020, (5): 52-65.
- [8] 李春涛, 闫续文, 宋敏, 等. 金融科技与企业创新——新三板上市公司的证据[J]. *中国工业经济*, 2020, (1): 81-98.
- [9] 李莉, 高洪利, 陈靖涵. 中国高科技企业信贷融资的信号博弈分析[J]. *经济研究*, 2015, (6): 162-174.
- [10] 刘忠璐. 互联网金融对商业银行风险承担的影响研究[J]. *财贸经济*, 2016, (4): 71-85.
- [11] 陆正飞, 何捷, 窦欢. 谁更过度负债: 国有还是非国有企业?[J]. *经济研究*, 2015, (12): 54-67.
- [12] 孟娜娜, 粟勤, 雷海波. 金融科技如何影响银行业竞争[J]. *财贸经济*, 2020, (3): 66-79.
- [13] 申广军, 张延, 王荣. 结构性减税与企业去杠杆[J]. *金融研究*, 2018, (12): 105-122.
- [14] 盛天翔, 范从来. 金融科技、最优银行业市场结构与小微企业信贷供给[J]. *金融研究*, 2020, (6): 114-132.
- [15] 宋敏, 周鹏, 司海涛. 金融科技与企业全要素生产率——“赋能”和信贷配给的视角[J]. *中国工业经济*, 2021, (4): 138-155.
- [16] 苏冬蔚, 连莉莉. 绿色信贷是否影响重污染企业的投融资行为?[J]. *金融研究*, 2018, (12): 123-137.
- [17] 唐松, 伍旭川, 祝佳. 数字金融与企业技术创新——结构特征、机制识别与金融监管下的效应差异[J]. *管理世界*, 2020, (5): 52-66.
- [18] 王竹泉, 谭云霞, 宋晓滨. “降杠杆”、“稳杠杆”和“加杠杆”的区域定位——传统杠杆率指标修正和基于“双重”杠杆率测度体系确立结构性杠杆率阈值[J]. *管理世界*, 2019, (12): 86-103.
- [19] 徐晓萍, 李弘基, 戈盈凡. 金融科技应用能够促进银行信贷结构调整吗?——基于银行对外合作的准自然实验研究[J]. *财经研究*, 2021, (6): 92-107.
- [20] 徐臻阳, 鄢萍, 吴化斌. 价格指数背离、金融摩擦与“去杠杆”[J]. *经济学(季刊)*, 2019, (4): 1187-1208.
- [21] 殷兴山, 易振华, 项燕彪. 总量型和结构型货币政策工具的选择与搭配——基于结构性去杠杆视角下的分析[J]. *金融研究*, 2020, (6): 60-77.
- [22] 张一林, 蒲明. 债务展期与结构性去杠杆[J]. *经济研究*, 2018, (7): 32-46.

- [23]钟宁桦,刘志阔,何嘉鑫,等. 我国企业债务的结构性问题[J]. *经济研究*, 2016, (7): 102–117.
- [24]Berg T, Burg V, Gombović A, et al. On the rise of FinTechs: Credit scoring using digital footprints[J]. *The Review of Financial Studies*, 2020, 33(7): 2845–2897.
- [25]Berger A N, Udell G F. A more complete conceptual framework for SME finance[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2006, 30(11): 2945–2966.
- [26]Buchak G, Matvos G, Piskorski T, et al. Fintech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks[J]. *Journal of Financial Economics*, 2018, 130(3): 453–483.
- [27]Bushman R M, Piotroski J D, Smith A J. What determines corporate transparency?[J]. *Journal of Accounting Research*, 2004, 42(2): 207–252.
- [28]Butaru F, Chen Q Q, Clark B, et al. Risk and risk management in the credit card industry[J]. *Journal of Banking and Finance*, 2016, 72: 218–239.
- [29]Chang C, Chen X, Liao G M. What are the reliably important determinants of capital structure in China?[J]. *Pacific-Basin Finance Journal*, 2014, 30: 87–113.
- [30]Cheng M Y, Qu Y. Does bank FinTech reduce credit risk? Evidence from China[J]. *Pacific-Basin Finance Journal*, 2020, 63: 101398.
- [31]Frank M Z, Goyal V K. Capital structure decisions: Which factors are reliably important?[J]. *Financial Management*, 2009, 38(1): 1–37.
- [32]Frost J, Gambacorta L, Huang Y, et al. BigTech and the changing structure of financial intermediation[J]. *Economic Policy*, 2019, 34(100): 761–799.
- [33]Fuster A, Plosser M, Schnabl P, et al. The role of technology in mortgage lending[J]. *The Review of Financial Studies*, 2019, 32(5): 1854–1899.
- [34]Goldstein I, Jiang W, Karolyi G A. To FinTech and beyond[J]. *The Review of Financial Studies*, 2019, 32(5): 1647–1661.
- [35]Gomber P, Koch J A, Siering M. Digital finance and FinTech: Current research and future research directions[J]. *Journal of Business Economics*, 2017, 87(5): 537–580.
- [36]Hau H, Huang Y, Shan H Z, et al. How FinTech enters China’s credit market[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2019, 109: 60–64.
- [37]Jagtiani J, Lemieux C. The roles of alternative data and machine learning in Fintech lending: Evidence from the LendingClub consumer platform[J]. *Financial Management*, 2019, 48(4): 1009–1029.
- [38]Khandani A E, Kim A J, Lo A W. Consumer credit-risk models via machine-learning algorithms[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2010, 34(11): 2767–2787.
- [39]Kshetri N. Blockchain’s roles in meeting key supply chain management objectives[J]. *International Journal of Information Management*, 2018, 39: 80–89.
- [40]Moscatelli M, Parlapiano F, Narizzano S, et al. Corporate default forecasting with machine learning[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 161: 113567.
- [41]Schueffel P. Taming the beast: A scientific definition of Fintech[J]. *Journal of Innovation Management*, 2016, 4(4): 32–54.
- [42]Zhu C. Big data as a governance mechanism[J]. *The Review of Financial Studies*, 2019, 32(5): 2021–2061.

How does Bank FinTech Impact Structural Deleveraging of Firms?

Zhang Jinqing, Li Kele, Zhang Jianyu

(School of Economics, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Summary: In 2018, the Central Finance and Economics Committee put forward the idea of structural deleveraging, which states that it is necessary to not only reduce the unreasonable leverage of state-owned firms to prevent risk accumulation, but also retain the effective leverage of private firms to meet financing needs. In recent years, FinTech has developed rapidly, providing new ways to upgrade the ability of the financial sector to serve the real economy. During the critical period when China's economy is stepping into high-quality development, clarifying the relationship between Bank FinTech and structural deleveraging of firms can help to promote the close integration of science and technology with economic development and speed up the creation of a new growth paradigm.

Using the data of A-share listed firms from 2011 to 2019 and employing web crawler technology to construct the FinTech application index of commercial banks which then corresponds to indebted firms, this paper examines the impact of Bank FinTech on the structural deleveraging of firms. We find that Bank FinTech can promote the structural deleveraging of firms by enhancing banks' information screening ability and optimizing their risk management model. This finding remains robust after we mitigate the endogeneity concern by using the methods of instrumental variables, system GMM, DID, and PSM. Further, this effect is more prominent in firms with lower market attention but higher quality of information disclosure, and in regions with a higher level of outside FinTech development. Finally, FinTech can also guide the flow of credit resources to small-scale, high-tech, and low-pollution firms, all-around helping firms to structurally deleverage and promote the healthy and sustainable development of the real economy. Based on the above research findings, this paper provides the following policy insights: First, banks should actively embrace the development trend of FinTech. Second, building a data-sharing platform is necessary to break down data silos and further promote the functioning of digital technology in financial business. Third, regulators should strike a balance between regulation and innovation, and moderately encourage FinTech innovation.

This paper makes two main contributions to the existing literature: First, to investigate the role of Bank FinTech in promoting structural deleveraging, this paper matches the micro-data of banks representing financial services and that of firms representing the real economy. The existing literature rarely examines the impact of Bank FinTech on the corporate sector within one analytical framework. Second, this paper proposes and empirically tests two micro mechanisms of Bank FinTech to serve the real economy: information screening and risk management. It not only provides evidence for why banks should carry out FinTech business, but also points out what banks should do for their digital transformation.

Key words: FinTech; structural deleveraging; digital transformation of commercial banks; financial constraints

(责任编辑 康健)