

# 金融科技对货币政策银行风险 承担渠道的影响研究

朱明轩<sup>1</sup> 林朝颖<sup>1,2</sup>

(1.福州大学 经济与管理学院,福建 福州 350108;2.福建省金融科技创新重点实验室,福建 福州 350108)

**摘要:**近年来适度宽松的货币政策发挥了重要的逆周期调节作用,对于维持经济稳中向好具有重要意义,但也可能提升银行风险偏好,进而诱发金融风险。本文基于银行与企业贷款的视角,探究金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响。研究发现,金融科技削弱了宽松货币政策对银行高风险贷款的激励效应,低风险贷款没有明显变化。机制分析表明,金融科技有助于降低银企之间信息不对称程度,银行识别高风险企业之后,发放贷款更为谨慎,进而抑制了宽松环境下的过度风险承担行为。异质性分析发现,金融科技对货币政策银行风险承担渠道的削弱效应主要表现在代理成本较高的企业、融资约束较强的地区和经济承压时期。基于不同类别金融科技的研究表明,人工智能技术、云计算技术、大数据技术、互联网技术和物联网技术都对货币政策银行风险承担渠道产生了显著影响,区块链技术则没有发挥明显作用。为此,在推进适度宽松的货币政策的过程中,应重视金融科技对风险承担的调节作用,在防范金融风险的同时,提升货币政策的实施效力。

**关键词:**金融科技;货币政策;银行风险承担;信息不对称

**中图分类号:**F822.0 **文献标识码:**A **文章编号:**1003-5230(2026)01-0061-15

## 一、引言

党的二十届四中全会明确提出,“构建科学稳健的货币政策体系和覆盖全面的宏观审慎管理体系,畅通货币政策传导机制”。在当前经济高质量发展阶段,稳健且适度宽松的货币政策作为宏观调控的重要工具,在稳定经济增长、推动结构优化和强化逆周期调节中发挥了重要作用。银行作为货币政策传导的核心中介,其风险承担行为直接影响政策实施效果与金融体系稳定。一方面,适度的风险承担有助于提升信贷可得性,支持实体经济发展;另一方面,如果在宽松货币政策环境下银行风险偏好过度上升,可能导致信贷标准放松、资产质量承压,进而削弱政策传导效率甚至引发系统性风险。因此,如何在增强货币政策传导效力的同时,防范银行风险承担渠道的潜在负面效应,引导银行合理

**收稿日期:**2025-07-21

**基金项目:**国家社会科学基金重点项目“生成式人工智能对货币政策精准调控难题的破解机制研究”(24AGL012)

**作者简介:**朱明轩(1999—),男,江苏连云港人,福州大学经济与管理学院博士生;

林朝颖(1981—),女,福建福州人,福州大学经济与管理学院教授,福建省金融科技创新重点实验室教授,本文通讯作者。

把握风险承担边界,实现“稳增长”与“防风险”的动态平衡,已成为当前金融治理亟须回应的现实问题。

货币政策银行风险承担渠道主要受金融体系信息不对称程度的影响。信息不对称会制约银行对借款主体真实风险状况的准确识别<sup>[1]</sup>,使其在资产定价和信贷配置中更多依赖外生信号而非企业基本面,从而影响风险承担决策。在此情形下,当货币政策保持宽松、市场流动性充裕时,银行更可能将利率下降或融资环境改善解读为风险水平下降,进而放松风险约束、调整资产组合以追求更高收益,由此加剧风险承担行为并削弱货币政策传导的稳健性。随着金融科技应用的深化,银行与企业之间的信息不对称现象明显改善<sup>[2]</sup>。具体来说,金融科技不仅增强了银行的信息挖掘能力,帮助银行得到更为全面的债务主体信息<sup>[3]</sup>,还能实现对债务主体风险的实时跟踪<sup>[4]</sup>,在较大程度上缓解了信息摩擦<sup>[5][6]</sup>,有助于银行及时识别风险,抑制过度风险承担行为<sup>[7][8]</sup>。已有文献研究了金融科技对货币政策传导效应和银行风险承担的影响,但是关于货币政策银行风险承担渠道的探讨仍有所不足。货币政策的传导需要银行部门的配合,银行风险承担直接受到货币政策的影响。鉴于此,本文试图探讨金融科技是否会影响货币政策银行风险承担渠道、不同情形下金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响是否存在明显差异。

围绕上述问题,本文以银行与企业之间的贷款为研究对象,探究金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响。研究发现,相较于向低风险企业贷款而言,金融科技显著抑制了宽松货币政策下银行向高风险企业的信贷扩张。机制分析表明,金融科技通过缓解银企间的信息不对称,弱化了货币政策银行风险承担渠道。异质性分析发现,在代理成本较高的企业、融资约束较强的地区和经济承压时期,金融科技对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用更强。进一步研究显示,人工智能、云计算、大数据、互联网和物联网等类型的金融科技显著抑制了货币政策银行风险承担渠道的影响,区块链技术则没有发挥明显作用。

相较于现有研究,本文有三点边际贡献。第一,既有研究主要探讨了货币政策对银行风险承担的影响,但是对金融科技的调节作用关注有所不足<sup>[9][10]</sup>。随着金融科技的推广应用,银行业态发生了深刻变革,本文探究了金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响,并从信息不对称的角度分析了其影响机理,对货币政策银行风险承担渠道的研究形成了有益补充。第二,既有关于金融科技的研究大多集中于银行或企业层面的单一视角<sup>[1][11][12]</sup>,本文结合银行与企业之间的贷款明细数据,全面分析了金融科技对企业贷款发放以及银行风险承担的微观机理,有助于加深对金融科技经济效应的理解。第三,金融科技涵盖的范围较为广泛,既有关于货币政策传导效应与银行风险承担的研究没有充分地区分不同类型金融科技的效应差异<sup>[7][13]</sup>,本文围绕人工智能、区块链、云计算、大数据、互联网和物联网等金融科技分类,分析了不同类型的金融科技对货币政策银行风险承担渠道影响的差异,也从微观、中观和宏观三个层面探究了金融科技对货币政策银行风险承担渠道的异质效应,为金融科技发展提供了政策参考。

## 二、文献回顾

### (一) 货币政策与银行风险承担

美国次贷危机后,学界开始反思宽松货币政策在刺激信贷扩张的同时所诱发的风险。Borio 和 Zhu 首次提出“货币政策风险承担渠道”,指出货币政策会通过改变金融机构的风险认知和风险偏好作用于金融稳定。具体而言,该渠道主要通过三种机制发挥作用:其一是估值、收入和现金流机制,较低的利率水平会推升资产和抵押品价格,改善企业收入和利润状况,从而降低商业银行主观评估的借款人风险或提高其风险承受能力;其二是收益逐利机制,利率下调在收益率目标具有粘性的情况下,会促使银行通过配置风险更高的资产以维持既定收益目标,即产生“追逐收益率”效应;其三是中央银行沟通反馈机制,央行向市场释放的稳定金融体系或救市信号可能强化金融机构对政策托底的预期,诱发集体性的道德风险行为,进而推高整体风险承担水平<sup>[14]</sup>。

在该理论框架下,大量研究从银行层面提供了经验证据,普遍发现宽松的货币政策提高了商业银

行的风险承担意愿<sup>[15][16]</sup>。学者们进一步分析银行异质性特征的影响,发现资本充足率较高、收入较多元、股本较低、表外项目较多和流动性较强的银行在宽松货币政策环境下银行风险上升幅度更为明显<sup>[10][17][18]</sup>。外部环境也是影响货币政策银行风险承担渠道的重要因素,当银行间竞争加剧且实际利率处于偏低水平时,商业银行为应对竞争压力更倾向于放松信贷条件,导致风险资产占比明显上升,体现出显著的风险承担动机<sup>[9][19]</sup>。此外,徐明东和陈学彬发现货币政策对银行风险承担的影响呈现非对称效应,相较于紧缩货币政策的约束作用而言,宽松货币政策对银行风险承担的激励作用更强<sup>[20]</sup>。不同货币政策工具的非对称效应也存在差异,在数量型工具调控下,紧缩性政策对银行风险承担的抑制作用强于宽松政策的促进作用;在价格型工具调控下,宽松政策的促进作用则明显超过紧缩政策的抑制作用<sup>[21]</sup>。

## (二)金融科技的经济效应研究

金融科技模糊了传统货币的概念,进而对货币政策传导效果产生了影响。Mumtaz 和 Smith 认为金融科技的使用致使经济主体的货币需求发生了变化,进而降低了货币政策的有效性<sup>[22]</sup>。金融科技推动同业业务扩张,使银行信贷投放不再严格依赖存款基础,转而更多依靠同业负债融资,降低了法定存款准备金对可贷资金的调控能力。在此基础上,数字技术提升了金融资产的流动性与可转换性,叠加智能化投资产品对银行存款的替代效应,导致准备金基数收缩、货币乘数效应放大,货币供给内生性增强。同时,银行依托金融科技提升风控能力后,资产配置更趋灵活,减少了对央行票据等传统安全资产的配置,从而弱化了公开市场操作的传导效力<sup>[23]</sup>。此外,金融科技还会降低银行信贷利差依赖和转变银行抵押思维,进而削弱货币政策对银行风险承担水平造成的波动影响<sup>[1]</sup>。

值得注意的是,金融科技的影响并非全是负面的,一些研究表明金融科技应用能够降低银行风险承担水平。一方面,金融科技有助于提高银行内部控制的质量<sup>[8]</sup>、降低资金成本和优化信贷结构<sup>[11]</sup>。另一方面,金融科技降低了银企间信息不对称程度,显著提升了银行发放普惠贷款的意愿<sup>[7]</sup>,还有效缓释了普惠贷款固有的高风险,能够在控制风险的同时改善银行整体业绩<sup>[13]</sup>。然而,也有研究指出金融科技可能诱发银行主动风险承担行为。郭娜和张骏发现,金融科技使银行更有能力识别和管理高风险客户,从而主动加速扩大信贷投放;同时,为追求更高收益,银行在金融科技支持下更倾向于调整信贷结构,增加对高风险、低抵押能力领域的贷款配置,进而提高了银行主动风险承担水平<sup>[12]</sup>。

## 三、理论分析与研究假设

关于货币政策银行风险承担渠道的研究表明,宽松的货币政策使得银行风险偏好有所提升,银行不仅会放宽信贷发放标准,给高风险企业发放更多的贷款<sup>[15]</sup>,也会降低贷款监督的力度<sup>[24]</sup>,贷款收回概率降低,引致银行风险承担明显增大<sup>[25]</sup>。信息不对称带来的金融摩擦是货币政策银行风险承担渠道的重要驱动因素。具体来说,随着宽松货币政策释放流动性,商业银行需要及时寻找贷款对象,否则将在激烈的同业竞争中丧失市场份额和利润空间。但是,由于信息不对称的存在,银行无法准确把握贷款对象的信用风险<sup>[1]</sup>,在“业绩考核”与“风险控制”的双重目标下往往被迫妥协。一方面,基层信贷人员会承受来自上级的放贷规模考核压力;另一方面,传统风控手段难以在短时间内对大量新增客户完成有效甄别,导致贷款决策更多依赖经验判断甚至主观偏好,进一步加剧了风险承担的非理性倾向。

金融科技的兴起为缓解这一困境提供了切实可行的技术路径。作为人工智能、区块链、大数据、云计算、互联网和物联网等技术的深度融合<sup>[26][27]</sup>,金融科技已深度嵌入商业银行信贷业务的全流程,从客户触达、风险评估、授信决策到贷后监控,显著提升了信息处理效率与风险管理精度。在贷前环节,一方面,物联网和大数据等前沿技术可以帮助银行获取多维数据,更精细地揭示企业的基本面状况<sup>[28]</sup>;另一方面,人工智能等技术能够充分挖掘企业数据之间的非线性关系<sup>[3]</sup>,描绘出完整的客户画像,突破传统依赖财务报表和人工打分的局限。在贷中与贷后环节,区块链和云计算等技术有助于打破信息孤岛,实现企业资金全链条的信息贯通,包括企业资金流、信息流和物流<sup>[2]</sup>,进而加强银行对贷

款企业的实时监督能力。这些技术手段不仅降低了信息搜集与验证成本<sup>[7]</sup>,更重要的是以数据驱动替代经验直觉,对基层信贷人员在考核压力下的主观冒进行为形成了有效约束。因此,在宽松的货币政策环境下,随着金融科技的推广使用,银行有能力破解竞争压力之下信息不对称带来的风险承担困境,贷款发放时能够更为全面地评估企业风险,信用风险的充分评估会对过度风险承担形成明显约束,避免由此产生的高风险贷款,进而削弱货币政策银行风险承担渠道。基于此,本文提出以下研究假设:金融科技的深化应用削弱了货币政策银行风险承担渠道,在宽松的货币政策环境下银行对高风险企业的信贷发放会更为谨慎。

#### 四、研究设计

##### (一)样本选择与数据来源

本文选取 2011—2022 年银行与企业贷款数据为研究样本,其中银行包含上市银行与未上市银行,企业包括沪深 A 股上市企业。本文对数据进行如下处理:首先,剔除财务状况明显异常的样本数据;其次,由于财务标准和市场环境等方面的差异,剔除被 ST 等特殊处理的样本以及金融类企业样本;最后,为了避免极端值的影响,对连续变量进行 1% 和 99% 分位的缩尾处理。经过上述处理,本文得到银行与企业配对样本,其中包含银行 241 家,企业 2597 家。银行与企业之间的贷款明细数据、货币政策数据、宏观经济数据、银行财务数据和企业财务数据来源于希施玛数据库(CSMAR)、万得数据库(Wind)和国家统计局发布的数据,银行金融科技数据通过银行年报词频分析得出,银行年报来源于银行主体网站。

##### (二)模型构建

为探讨金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响,本文借鉴 Favara 等的研究<sup>[29]</sup>,采用企业当年每周股票收益波动率的年度标准差衡量企业风险,并分行业年份将企业按照年度标准差大小从小到大排序,每年位于行业前 30% 的企业为低风险企业,位于后 30% 的企业为高风险企业,分别开展回归分析,通过对比高风险与低风险企业的结果差异来刻画货币政策银行风险承担渠道。本文采用以下模型开展回归分析:

$$Loan_{i,j,t} = \alpha^h + \beta_1^h Fin_{j,t-1} \times MP_{t-1} + \beta_2^h Fin_{j,t-1} + \beta_3^h MP_{t-1} + \beta_4^h Control_{i,j,t-1} + \varphi_i^h + \eta_j^h + \epsilon_{i,j,t}^h \quad (1)$$

$$Loan_{i,j,t} = \alpha^l + \beta_1^l Fin_{j,t-1} \times MP_{t-1} + \beta_2^l Fin_{j,t-1} + \beta_3^l MP_{t-1} + \beta_4^l Control_{i,j,t-1} + \varphi_i^l + \eta_j^l + \epsilon_{i,j,t}^l \quad (2)$$

式(1)(2)中, $i$  代表企业, $j$  代表银行, $t$  代表年份, $h$  和  $l$  分别表示高风险和低风险企业。式(1)和式(2)分别探讨银行金融科技对不同货币政策环境下高风险企业和低风险企业贷款的影响。 $Loan$  表示银行对企业的贷款总额; $Fin$  代表银行金融科技,数值越大表示银行金融科技应用水平越高; $MP$  代表货币政策,数值越大,说明货币政策环境越紧缩; $Control$  代表控制变量的集合; $\varphi$  代表企业固定效应; $\eta$  代表银行固定效应; $\epsilon$  代表银行和企业层面的聚类稳健标准误。由于货币政策的传导生效需要一定的时间<sup>[30]</sup>,本文将货币政策变量滞后一期。为缓解反向因果的影响,本文也将银行金融科技以及控制变量滞后一期。如果式(1)中货币政策变量的回归系数  $\beta_3^h$  显著为负,表明宽松的货币政策环境下银行增加了高风险企业的贷款,银行风险承担水平提升,货币政策银行风险承担渠道成立。如果银行金融科技与货币政策变量的交乘项的回归系数  $\beta_1^h$  显著为正,并且式(1)与式(2)中交乘项的回归系数存在明显差异,表明金融科技显著削弱了货币政策银行风险承担渠道。由于货币政策变量与年份时间固定效应之间存在完全多重共线性问题,本文在式(1)和式(2)的基础上进一步控制年份时间固定效应进行检验,不再纳入货币政策变量。

##### (三)变量定义

###### 1. 被解释变量

本文借鉴 Jiménez 等的研究<sup>[15]</sup>,采用当年银行与企业间贷款实际发生额加 1 的自然对数衡量银

企贷款规模。具体来说,本文采用人工的方式对银行与企业之间的贷款明细数据的缺失部分进行补充,随后将其与贷款企业相匹配,加总得到企业特定年度的不同银行贷款总额。

## 2.核心解释变量

### (1)银行金融科技

本文借鉴胡俊等和宋清华等的研究<sup>[31][32]</sup>,基于银行年报,采用文本挖掘法和熵权 TOPSIS 法,按照以下步骤构建银行金融科技应用指数。

首先,划分银行金融科技指数的子维度。银行金融科技的应用是人工智能技术、区块链技术、云计算技术、大数据技术、互联网技术和物联网技术的深度融合<sup>[26][27]</sup>,为此本文将银行金融科技指数分为人工智能技术指数、区块链技术指数、云计算技术指数、大数据技术指数、互联网技术指数和物联网技术指数六个子维度。

其次,筛选子维度关键词。参照吴非等和张叶青等研究采用的关键词<sup>[33][34]</sup>,本文进一步结合《区块链白皮书(2021)》《金融科技发展规划(2019—2021年)》《中国金融科技生态白皮书》等官方文件,人工筛选关键词,最终构建了金融科技子维度对应的关键词词库,具体关键词如表1所示。

表1 银行金融科技关键词

维度	关键词
人工智能	机器学习、图像识别、生物识别、数字员工、机器人、超级柜台、指纹识别、语音识别、自动化、知识图谱、光学字符识别、自然语言处理、智慧、神经网络、活体检测、人脸识别、智能、人机协同、深度学习、机器人流程自动化
区块链	分布式、可信存证、共识机制、点对点技术、防篡改、数字钱包、共识协议、多方安全计算、加密、联盟链、数据分片、差分隐私技术、密钥、结算链、可信数据、链式数据、跨链、区块链、超级账本、去中心化
云计算	云服务、云融资、云交易、云网贷、云平台、云签约、云物流、云架构、云计算、云账单、云客服、云支付、云端、私有云、云产品、云数据库、云商、金融云、云柜台、云证通
大数据	数据集、联邦学习、数据仓库、数据挖掘、数据流、数据分析、数据治理、数字供应链、建模、态势感知、数据平台、用户画像、元数据、大数据、数据脱敏、量子计算、数字化、数据层、数字风控、数据管控
互联网	线上、网联、e贷、e链通、微信、网上、二维码、掌银、移动、远程、小程序、网贷、网络、在线、公众号、e行、电子、网银、互联网、e购
物联网	摄像头、近场通信、视频监控、产品追溯、车联网、遥感技术、视频录像、物联网、物联网、报警主机、电子围栏、红外线探头、传感网、环境监测、设备管理、卫星遥感、NFC、传感器、电子标签、射频识别

再次,计算人工智能、区块链、云计算、大数据、互联网和物联网等子维度指数值。首先,从银行主体网站下载2007—2022年发布的所有年报,共计4377份。本文将图片化的年报转换成文本,对银行年报中出现的不同维度关键词数量进行统计,加总特定维度的关键词数量除以同一维度下技术关键词的总数,得到银行金融科技子维度指数值。以人工智能指数为例,如果2011年某家银行年报中出现机器学习、机器人和自动化3个关键词,其余17个关键词均未出现,则2011年该银行人工智能指数为3/20。

最后,计算银行金融科技指数。借鉴Zhang等的做法<sup>[35]</sup>,利用六个维度的指数数据,采用熵权TOPSIS法构建每年每家银行的银行金融科技指数( $Fin$ )。

### (2)货币政策

货币政策工具包括价格型货币政策工具和数量型货币政策工具,其中价格型货币政策工具主要是通过设定政策利率实现调控目标,数量型货币政策工具包括中国人民银行公开市场操作、调整法定存款准备金率以及再贴现率等。在我国货币政策框架中,价格型货币政策工具占据着重要地位。为此,本文主要基于价格型货币政策开展研究。借鉴Huang等以及刘冲等研究的做法<sup>[36][37]</sup>,本文按照七天期存款类金融机构利率债质押回购利率的实际实行天数,计算年度加权平均值( $DR007$ ),作为货币政策代理变量( $MP$ )。在稳健性检验中,参照Kim和Chen以及刘冲等研究的做法<sup>[37][38]</sup>,本文同样按照不同法定存款准备金率( $RRR$ )和七天期上海银行间同业拆放利率( $Shibor$ )的实际实行天数,计算年度加权平均值,作为不同类型货币政策的代理变量。本文主要采用利率水平作为货币政策的代理变量,代理变量的取值越大,表示货币政策越紧缩,反之表示货币政策越宽松。

### 3.控制变量

在分析金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响时,本文参照已有研究的做法<sup>[15][39][40]</sup>,对银行层面、企业层面、银企关系层面和地区宏观层面的特征变量进行控制。银行特征变量包括:银行资产规模(*Banksize*)、银行资本充足率(*Bankcap*)、银行流动比率(*Bankliq*)和银行资产利润率(*Bankroa*);企业特征变量包括:企业资产规模(*Firmsize*)、企业杠杆率(*Firmlev*)、企业流动比率(*Firmliq*)、企业资产利润率(*Firmroa*)、企业代理成本(*Firmdaili*)和企业员工人数(*Firmstaff*);银企关系特征变量包括:合作银行数量(*BankNumber*)、本地机构数量(*BranchNumber*)、银企距离(*Distance*)和是否曾为主要贷款银行(*PreIsmainbank*);地区宏观特征变量包括:金融发展程度(*FD*)和分支机构覆盖程度(*Probranch*)、GDP 增长率( $\Delta GDP$ )、通货膨胀率( $\Delta CPI$ )和银行竞争程度(*HHI*)。主要变量的定义如表 2 所示。

表 2 主要变量定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	银企贷款	<i>Loan</i>	每年银行向企业贷款总额加 1 的自然对数
核心解释变量	银行金融科技	<i>Fin</i>	利用文本挖掘方法计算
	货币政策	<i>MP</i>	按照每年实际实行天数加权的七天期存款类金融机构利率债质押回购利率
宏观变量	GDP 增长率	$\Delta GDP$	(当年 GDP - 上一年 GDP) / 上一年 GDP
	通货膨胀率	$\Delta CPI$	(当年消费者价格指数 - 上一年消费者价格指数) / 上一年消费者价格指数
	银行竞争	<i>HHI</i>	银行业赫芬达尔—赫希曼指数
中观变量	金融发展程度	<i>FD</i>	省级人民币各项贷款余额 / 省级 GDP
	分支机构覆盖程度	<i>Probranch</i>	企业所在省份所有银行分支机构数量的自然对数
银行变量	银行资产规模	<i>Banksize</i>	银行资产的自然对数
	银行资本充足率	<i>Bankcap</i>	银行所有者权益 / 银行资产
	银行流动比率	<i>Bankliq</i>	银行流动资产 / 银行资产
	银行资产利润率	<i>Bankroa</i>	银行净利润 / 银行资产
企业变量	企业资产规模	<i>Firmsize</i>	企业总资产的自然对数
	企业杠杆率	<i>Firmlev</i>	企业长期借款 / 企业资产
	企业流动比率	<i>Firmliq</i>	企业流动资产 / 企业资产
	企业资产利润率	<i>Firmroa</i>	企业净利润 / 企业资产
	企业代理成本	<i>Firmdaili</i>	企业管理费用 / 企业营业收入
	企业员工人数	<i>Firmstaff</i>	企业员工人数的自然对数
银企关系变量	合作银行数量	<i>BankNumber</i>	当年企业与银行存在借款关系的银行数量加 1 的自然对数
	本地机构数量	<i>BranchNumber</i>	银行在企业所在城市设立的分支机构个数
	银企距离	<i>Distance</i>	银行分支机构与企业之间的最近距离
	是否曾为主要贷款银行	<i>PreIsmainbank</i>	该银行是否曾经作为该公司的最大贷款人,是为 1,否则为 0

## 五、实证结果与分析

### (一)描述性统计

表 3 为本文主要变量的描述性统计结果。银行金融科技变量(*Fin*)的最大值为 0.3566,最小值为 0,说明我国各银行间金融科技应用水平相差较大,并且银行金融科技整体应用水平有待提高。货币政策变量(*MP*)的最小值为 1.9384,最大值为 4.0778,且具有一定程度的波动,这为本文分析金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响提供了较好的条件。

### (二)基准回归结果与分析

为了研究金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响,本文基于式(1)和式(2),检验金融科技如何改变货币政策对不同风险企业的贷款规模的影响,结果如表 4 所示。从第(1)列的结果中可以看出,在只控制企业和银行固定效应的情况下,货币政策(*MP*)的系数为 -0.2610,在 5%的水平上显著

为负,表明在宽松的货币政策环境下,银行会增加对高风险企业的贷款量,进而导致银行自身风险承担水平上升,说明我国存在货币政策银行风险承担渠道。银行金融科技变量( $Fin$ )的系数为 $-6.0811$ ,表明银行金融科技能显著降低银行对高风险企业的贷款。此外,银行金融科技与货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )的系数与货币政策( $MP$ )的系数相反,表明银行金融科技能削弱货币政策对高风险企业贷款的影响。第(2)列结果显示,银行金融科技变量( $Fin$ )、货币政策变量( $MP$ )和银行金融科技与货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )的系数均不显著,表明银行金融科技、货币政策对低风险企业贷款的影响不明显。综上所述,与低风险企业相比,银行金融科技的应用更能削弱宽松货币政策对高风险企业贷款的激励效应,即金融科技对货币政策银行风险承担渠道具有削弱作用,验证了研究假设。本文在表4第(1)(2)列模型基础上加入年份固定效应,结果如表4第(3)(4)列所示,本文结果没有发生明显改变。

表 3 描述性统计

变量名	高风险企业					低风险企业				
	样本	均值	标准差	最小值	最大值	样本	均值	标准差	最小值	最大值
<i>Loan</i>	67956	3.0704	4.5292	0.0000	15.8951	65357	3.3095	4.7646	0.0000	17.2937
<i>Fin</i>	67956	0.1465	0.1023	0.0000	0.3566	65357	0.1450	0.1026	0.0000	0.3566
<i>MP</i>	67956	2.8331	0.6694	1.9384	4.0778	65357	2.8244	0.6666	1.9384	4.0778
$\Delta GDP$	67956	0.0882	0.0354	0.0274	0.1840	65357	0.0885	0.0352	0.0274	0.1840
$\Delta CPI$	67956	0.0216	0.0085	0.0090	0.0539	65357	0.0213	0.0084	0.0090	0.0539
<i>HHI</i>	67956	0.0760	0.0107	0.0670	0.1072	65357	0.0757	0.0105	0.0670	0.1072
<i>FD</i>	67956	1.4617	0.4069	0.5878	2.9959	65357	1.4778	0.4186	0.6652	2.9959
<i>Probranch</i>	67956	9.1564	0.6160	6.4345	9.9306	65357	9.1262	0.6124	6.4677	9.9306
<i>BankNumber</i>	67956	1.3111	1.0584	0.0000	4.4188	65357	1.3984	1.0788	0.0000	3.8501
<i>PreIsmainbank</i>	67956	0.2296	0.4206	0.0000	1.0000	65357	0.2579	0.4375	0.0000	1.0000
<i>Citybranch</i>	67956	67.4289	118.5549	0.0000	2320.0000	65357	70.6084	122.1024	0.0000	2320.0000
<i>Distance</i>	67956	70.8434	253.6772	0.0000	3363.8203	65357	68.9186	252.7227	0.0000	3379.2751
<i>Banksize</i>	67956	28.7439	1.5420	21.4370	30.4703	65357	28.7674	1.5662	21.4512	30.4703
<i>Bankcap</i>	67956	0.0721	0.0160	0.0366	0.3251	65357	0.0729	0.0177	0.0366	0.3251
<i>Bankliq</i>	67956	0.6053	0.0904	0.2176	0.9094	65357	0.6077	0.0924	0.2176	0.9094
<i>Bankroa</i>	67956	0.0088	0.0027	0.0002	0.0236	65357	0.0087	0.0027	0.0002	0.0236
<i>Firmsize</i>	67956	22.0974	1.1794	19.1277	26.2096	65357	22.7330	1.2083	19.5282	26.2096
<i>Firmlev</i>	67956	0.0693	0.0889	0.0000	0.4165	65357	0.0806	0.0950	0.0000	0.4165
<i>Firmliq</i>	67956	0.5855	0.1970	0.1043	0.9622	65357	0.5722	0.1964	0.1043	0.9622
<i>Firmroa</i>	67956	0.0294	0.0565	-0.1726	0.2129	65357	0.0422	0.0436	-0.1726	0.2129
<i>Firmstaff</i>	67956	7.5950	1.1447	3.3673	12.5899	65357	8.1496	1.1924	2.8904	12.5976
<i>Firmdaili</i>	67956	0.0876	0.0639	0.0088	0.3579	65357	0.0756	0.0526	0.0088	0.3579

表 4 基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)
	高风险 <i>Loan</i>	低风险 <i>Loan</i>	高风险 <i>Loan</i>	低风险 <i>Loan</i>
$Fin \times MP$	2.0558 *** (4.2482)	0.7377 (1.0098)	2.0543 *** (3.9673)	0.5899 (0.8154)
$MP$	-0.2610 ** (-2.1784)	0.1154 (0.7992)		
$Fin$	-6.0811 *** (-4.1146)	-2.2584 (-1.1797)	-5.8960 *** (-3.9457)	-1.9482 (-1.0287)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	否	否	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
银行固定效应	是	是	是	是
样本量	67956	65357	67956	65357
调整后的 R <sup>2</sup>	0.2325	0.2561	0.2330	0.2565

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示1%、5%和10%的显著性水平;括号内为对应*t*值;标准误聚类到银行和企业层面;因篇幅所限,控制变量和常数项未展示,留存备案。下表同。

### (三)稳健性检验

#### 1.样本选择偏误问题检验

为缓解银行与贷款企业间的样本选择问题,本文借鉴王洋洋和熊康生的研究<sup>[41]</sup>,基于金融科技水平年度中位数将银行划分为金融科技水平高低两组,通过熵平衡匹配使得企业层面控制变量的三阶矩条件(均值、方差和偏度)相同。结果如表 5 第(1)(2)列所示,高风险组的银行金融科技与货币政策交互项显著,而低风险组的交互项不显著,与基准结果保持一致。

#### 2.遗漏变量问题检验

为避免变量遗漏对研究结果的影响,本文参考李真等以及牛彪和杜雨晴的研究<sup>[42][43]</sup>,在原有固定效应的基础上,控制省份与年份的交互固定效应、企业与年份的交互固定效应,结果如表 5 第(3)~(6)列所示。表 5 第(3)(4)列是在表 4 第(3)(4)列的基础上控制省份和年份交互固定效应的结果,第(3)列中银行金融科技与货币政策交乘项系数在 1%的水平上显著为正,并且第(4)列中银行金融科技与货币政策交乘项系数不显著,金融科技显著削弱货币政策银行风险承担渠道的结果较为稳健。第(5)(6)列是在第(3)(4)列的基础上控制企业和年份交互固定效应的结果,主要变量系数符号及显著性保持高度一致。

表 5 缓解样本选择偏误与遗漏变量的影响

	高风险 (1) <i>Loan</i>	低风险 (2) <i>Loan</i>	高风险 (3) <i>Loan</i>	低风险 (4) <i>Loan</i>	高风险 (5) <i>Loan</i>	低风险 (6) <i>Loan</i>
<i>Fin</i> × <i>MP</i>	2.6772*** (3.6357)	1.2738 (1.5228)	1.9218*** (3.7811)	0.6939 (0.9722)	1.6222*** (3.2153)	0.8438 (1.1495)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	否	否	否	否
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
银行固定效应	是	是	是	是	是	是
省份 × 时间固定效应	否	否	是	是	是	是
企业 × 时间固定效应	否	否	否	否	是	是
样本量	67551	64871	67956	65357	67956	65357
调整后的 R <sup>2</sup>	0.2391	0.2601	0.2421	0.2688	0.3378	0.3588

#### 3.变量度量误差问题检验

##### (1)替换货币政策代理变量

为避免货币政策度量误差对本文结果的影响,本文将按年加权平均的七天上海银行间同业拆放利率(*Shibor*)和法定存款准备金率(*RRR*)作为货币政策代理变量进行稳健性检验,结果如表 6 第(1)~(4)列所示。第(1)(2)列是将 *Shibor* 作为货币政策代理变量的稳健性检验结果。从第(1)列结果中可以看出,银行金融科技和货币政策交乘项(*Fin* × *Shibor*)的系数显著为正,第(2)列结果中银行金融科技与货币政策交乘项的系数不显著,与基准回归结果保持一致。第(3)(4)列是将 *RRR* 作为货币政策代理变量的稳健性检验结果,回归结果没有发生明显改变。

##### (2)替换银行金融科技代理变量

为避免文本分析缺陷导致银行金融科技度量误差对本文研究结论的影响,本文借鉴李逸飞等的研究<sup>[4]</sup>,将银行金融科技发明专利数量总和加 1 的自然对数(*FinS*)作为银行金融科技代理变量进行稳健性检验,结果如表 6 第(5)(6)列所示。第(5)列结果中银行金融科技与货币政策交乘项的系数在 1%的水平上显著为正,第(6)列结果中银行金融科技与货币政策交乘项的系数大小和显著性水平低于第(5)列的结果。运用 Bootstrap 抽样法进行组间系数检验,抽样 500 次,发现组间系数存在显著差异,进一步说明了基准回归结果的稳健性。

##### (3)替换企业风险分组变量

为避免企业风险度量误差对研究结论的影响,本文借鉴 Gopalan 等的研究<sup>[44]</sup>,采用企业当年预

期违约概率<sup>①</sup>衡量企业风险水平,并分行业年份分别将企业风险水平从低到高排序,每年风险水平位于行业 30%分位水平以下的企业为低风险企业,位于 70%分位水平以上的企业为高风险企业,采用式(1)和式(2)进行稳健性检验,结果如表 6 第(7)(8)列所示。第(7)列结果中银行金融科技和货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )的系数显著为正,并且第(8)列结果中交乘项的系数不显著,表明相较于低风险企业而言,银行金融科技更能削弱宽松货币政策对高风险企业贷款的激励效应,再次验证了基准回归结果的稳健性。

表 6 缓解变量度量误差的影响

	高风险 (1)	低风险 (2)	高风险 (3)	低风险 (4)	高风险 (5)	低风险 (6)	高风险 (7)	低风险 (8)
	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>
$Fin \times Shibor$	2.1709*** (3.7777)	0.6136 (0.7716)						
$Fin \times RRR$			0.4694*** (3.5833)	0.1325 (0.7331)				
$FinS \times MP$					0.0847*** (3.1729)	0.0441* (1.6546)		
$Fin \times MP$							1.6684*** (2.6878)	0.4687 (0.6830)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
银行固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	67956	65357	67956	65357	67956	65357	78850	62611
调整后的 R <sup>2</sup>	0.2329	0.2565	0.2330	0.2565	0.2330	0.2566	0.2318	0.2535

#### 4.其他稳健性检验

首先,为避免 2015 年股市剧烈波动导致企业风险衡量出现偏差,本文参照吴非等的研究<sup>[33]</sup>,剔除 2015 年数据进行稳健性检验。其次,为排除金融科技混淆变量的影响,本文借鉴李力行和申广军、宋科等以及张永坤等的研究<sup>[45][46][47]</sup>,将省级各项贷款余额占 GDP 比重与货币政策交乘项、北京大学数字普惠金融指数与货币政策交乘项、企业数字化技术无形资产占无形资产总额的比重与货币政策交乘项加入式(1)和式(2)进行稳健性检验。最后,本文参考 Schulte 和 Winkler 的研究采用银行 Z 值作为风险承担代理变量<sup>[48]</sup>,在银行层面进行稳健性检验。结果均没有发生明显改变,强烈支持了基准结果的稳健性。因篇幅所限,相关表格未展示,留存备索。

#### (四)机制检验

金融科技通过改变银行信息甄别能力,使银行与企业间信息不对称程度发生变化,进而影响货币政策银行风险承担渠道。为了识别信息甄别机制,本文将样本聚焦到高风险企业,构建模型开展分析。

$$\begin{aligned}
 Loan_{i,j,t} = & k_0 + k_1 Fin_{j,t-1} \times MP_{t-1} \times AsyInf_{i,j,t-1} + k_2 Fin_{j,t-1} \times MP_{t-1} + k_3 Fin_{j,t-1} \times \\
 & AsyInf_{i,j,t-1} + k_4 MP_{t-1} \times AsyInf_{i,j,t-1} + k_5 Fin_{j,t-1} + k_6 MP_{t-1} + \\
 & k_7 AsyInf_{i,j,t-1} + k_8 Control_{i,j,t-1} + \varphi_i + \eta_j + \varepsilon_{i,j,t}
 \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中, $AsyInf$ 表示银行与企业之间信息不对称程度,该数值越大,信息不对称程度越低,其余变量定义与式(1)和式(2)一致。如果式(3)中货币政策变量系数 $k_6$ 显著为负,银行金融科技变量系数 $k_5$ 显著为负,银行金融科技和货币政策交乘项系数 $k_2$ 显著为正,并且银行金融科技、货币政策和信息不对称三项交乘项系数 $k_1$ 显著为负,表明银行金融科技能够通过降低银行与企业之间的信息不对称程度,进而削弱货币政策银行风险承担渠道,即信息甄别机制成立。

良好的银企关系能缓解银行与企业之间的信息不对称程度<sup>[49]</sup>,进而提高企业获取银行贷款的概率。因此,为探究金融科技削弱货币政策银行风险承担渠道的传导机制,本文以银企关系作为银行与

企业之间信息不对称程度的代理变量,银企关系强表示信息不对称程度低,银企关系弱代表信息不对称程度高。本文借鉴 Acosta-Henao 等的研究<sup>[50]</sup>,采用银行贷款给企业的次数和银行与企业之间关系年限的乘积作为银企关系度量变量,该数值越大则说明银企关系越强,信息不对称程度越低,回归结果如表 7 所示。从第(1)列结果中可以看出,货币政策变量( $MP$ )系数显著为负,银行金融科技变量( $Fin$ )系数显著为负,并且银行金融科技和货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )系数在 1%的水平上显著为正,表明金融科技能显著削弱货币政策的银行风险承担渠道。银行金融科技、货币政策和信息不对称交乘项( $Fin \times MP \times AsyInf$ )系数在 1%的水平上显著为负,与银行金融科技和货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )系数的方向相反,表明信息不对称程度越高,金融科技对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用越强,说明信息甄别机制成立。银行应用金融科技能有效提高银行获取企业信息的能力,进而降低银行与企业之间的信息不对称程度,从而削弱了货币政策银行风险承担渠道。第(2)(3)列是在第(1)列的基础上逐步加入微观层面控制变量和年份固定效应的结果,回归结果较为一致。

### (五)异质性分析

本部分聚焦高风险企业,探讨微观、中观和宏观层面金融科技对货币政策银行风险承担渠道削弱作用的差异,为金融科技的经济效应提供更为全面的洞见。

#### 1.微观层面

为探究不同代理成本的企业中金融科技对货币政策银行风险承担渠道削弱作用的差异,本文采用企业管理费用与营业收入的比值作为企业代理成本度量变量,并分行业年份将企业按照代理成本从小到大排序,每年代理成本位于行业 30%分位水平以下的企业为低代理成本企业,位于行业 70%分位水平以上的企业为高代理成本企业,实证结果如表 8 中第(1)(2)列所示。第(1)列结果显示,银行金融科技和货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )系数为 2.4088,在 1%的水平上显著为正,在第(2)列中银行金融科技和货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )系数不显著,表明与高风险低代理成本企业相比,银行金融科技更能削弱宽松货币政策对高风险、高代理成本企业的信贷激励效应。

上述结果形成的可能原因在于,企业代理成本越高,信息不对称越严重<sup>[51]</sup>,银行能够获取的信息越少,因此,宽松货币政策的风险传导效应越强。金融科技应用不仅可以帮助银行实时了解企业经营状况<sup>[4]</sup>,把握企业还贷能力,也有助于银行判断未来企业经营者可能做出的决策和公司发展状况。在宽松的货币政策环境下,高代理成本的企业信息不对称程度更高,金融科技缓解信息不对称的作用更为突出,对于还贷能力较差的企业发放贷款的抑制效果更为明显,进而弱化了货币政策银行风险承担渠道的作用。

#### 2.中观层面

为探究不同融资约束程度的地区中金融科技对货币政策银行风险承担渠道削弱作用的差异,本文首先参考陈峻和郑惠琼的研究<sup>[52]</sup>,以融资约束指数衡量企业融资约束程度,该指数越大,企业面临的融资约束越严重;其次,借鉴胡海峰等的研究<sup>[53]</sup>,以每个省份内所有上市公司的融资约束指数均值来反映该省的融资约束水平;最后,在每年度内将省份按照融资约束指数从小到大排序,融资约束指

表 7 机制检验

	机制检验		
	(1)	(2)	(3)
	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>
$Fin \times MP \times AsyInf$	-0.0613 *** (-2.7429)	-0.0427 ** (-2.1582)	-0.0402 ** (-1.9874)
$MP \times AsyInf$	0.0242 *** (5.2355)	0.0186 *** (4.7280)	0.0181 *** (4.4002)
$Fin \times AsyInf$	0.1197 ** (2.3752)	0.0855 * (1.9508)	0.0783 * (1.7249)
$Fin \times MP$	3.0658 *** (4.7742)	2.2379 *** (4.4406)	2.2403 *** (4.0915)
$MP$	-0.5706 *** (-4.7272)	-0.2979 ** (-2.4707)	
$Fin$	-8.4943 *** (-4.6121)	-6.6428 *** (-4.4274)	-6.2549 *** (-4.0875)
$AsyInf$	-0.0358 *** (-3.3502)	-0.0266 *** (-2.9587)	-0.0251 *** (-2.6216)
宏观控制变量	是	是	是
中观控制变量	是	是	是
微观控制变量	否	是	是
年份固定效应	否	否	是
企业固定效应	是	是	是
银行固定效应	是	是	是
样本量	67956	67956	67956
调整后的 R <sup>2</sup>	0.2225	0.2414	0.2419

数位于 30%分位水平以下的省份为融资约束程度较弱的省份,位于 70%分位水平以上的省份为融资约束较强的省份,实证结果如表 8 第(3)(4)列所示。第(3)列结果显示,银行金融科技和货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )系数在 1%的水平上显著为正,表明在融资约束较强的地区中,金融科技能显著削弱货币政策银行风险承担渠道,在第(4)列结果中金融科技和货币政策交乘项系数不显著,表明银行金融科技对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用主要表现在融资约束较强的地区中。

上述结果形成的可能原因在于,在融资约束较强的地区中,银行与企业之间信息不对称问题更严重,银行放贷规模也较为有限,使得货币政策对银企贷款的影响更大。银行金融科技应用能够通过提升信息获取效率和降低监督成本<sup>[2]</sup>,有效缓解信息不对称问题<sup>[6]</sup>,从而显著弱化货币政策的传导效应。在融资约束较弱的省份中,由于信贷市场更为完善,企业融资环境较好,银行与企业之间信息透明度较高,银行金融科技的调节作用相对有限。

### 3.宏观层面

为探究不同经济环境中金融科技对货币政策银行风险承担渠道削弱作用的差异,本文参考周泽将等和林朝颖的研究<sup>[54][55]</sup>,采用 HP 滤波法区分 GDP 增长率中波动成分和趋势成分,将 HP 大于 0 的年份定义为经济繁荣期,将 HP 小于 0 的年份定义为经济承压期,结合样本数据进行实证分析,结果如表 8 第(5)(6)列所示。对比第(5)列和第(6)列中银行金融科技和货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )的系数结果,可以发现,第(6)列结果中交乘项的回归系数为正,显著性水平也较高,银行金融科技对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用更强。运用 Bootstrap 抽样法进行组间系数检验,发现第(5)列和第(6)列银行金融科技和货币政策交乘项( $Fin \times MP$ )的系数之间存在显著差异。

上述结果形成的可能原因在于,在经济繁荣时期,企业投资成功率较高,投资回报较多,还贷能力较强;经济承压时期企业投资失误率较高导致企业还贷能力下降,银行贷款违约率提高<sup>[56]</sup>。银行深化金融科技的应用不仅可以提高搜集企业信息的能力,降低银企之间信息不对称程度,避免银行向还贷能力差的企业发放贷款,缓解贷款违约概率较高的问题,也可以降低银行对贷款项目的监督成本<sup>[4]</sup>,提高监督能力,进而增加贷款回收率。因此,与经济繁荣期相比,经济承压时期金融科技更能削弱货币政策对银行的风险传导效应。

表 8

#### 异质性分析

	代理成本高 (1) <i>Loan</i>	代理成本低 (2) <i>Loan</i>	融资约束强 (3) <i>Loan</i>	融资约束弱 (4) <i>Loan</i>	经济繁荣期 (5) <i>Loan</i>	经济承压期 (6) <i>Loan</i>
$Fin \times MP$	2.4088*** (2.9663)	1.2223 (1.4667)	2.6010*** (4.7222)	0.2836 (0.1722)	2.0206* (1.8514)	2.1643*** (2.7938)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
银行固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	23674	23419	39051	9129	22211	45745
调整后的 R <sup>2</sup>	0.2308	0.2887	0.2451	0.2784	0.2978	0.2501

## 六、进一步研究

为进一步探究不同类型的金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响,本文将样本聚焦到高风险企业,将银行金融科技指数分别替换成人工智能指数( $Ai$ )、区块链指数( $Bc$ )、云计算指数( $Cd$ )、大数据指数( $Bd$ )、互联网指数( $It$ )和物联网指数( $Io$ ),检验不同类型的金融科技应用如何影响宽松货币政策对银行高风险企业贷款的激励效应。为控制其他维度的银行金融科技对信贷的影响,本文分别构造了除人工智能指数、区块链指数、云计算指数、大数据指数、互联网指数和物联网指数之外的其余五个维度的银行金融科技指数作为控制变量纳入分析,结果如表 9 所示。可以发现,人工智能指数与货币政策交乘项( $Ai \times MP$ )系数为 0.9957,在 5%的水平上显著为正;云计算指数与货币政策交

乘项( $Cd \times MP$ )系数为 2.5111,在 1%的水平上显著为正;大数据指数与货币政策交乘项( $Bd \times MP$ )的系数估计值为 1.0414,在 1%的水平上显著为正;互联网指数与货币政策交乘项( $It \times MP$ )系数为 0.6245,在 1%的水平上显著为正;物联网指数与货币政策交乘项( $Io \times MP$ )系数为 9.5837,在 5%的水平上显著为正。因此,人工智能技术、云计算技术、大数据技术、互联网技术和物联网技术均对货币政策银行风险承担渠道具有显著的削弱作用。第(2)列结果中区块链指数与货币政策交乘项( $Bc \times MP$ )系数为正但不显著,表明区块链技术对货币政策银行风险承担渠道没有发挥明显的削弱作用,可能的原因在于,人工智能技术、云计算技术、大数据技术、互联网技术和物联网技术应用更加广泛<sup>[57]</sup>,基础设施更加健全完善,因此实际效果也更强,其对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用也更显著;区块链技术在我国的应用有待进一步推广,其对货币政策银行风险承担渠道的影响不明显。

表 9 不同类型金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	人工智能	区块链	云计算	大数据	互联网	物联网
	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>	<i>Loan</i>
$Ai \times MP$	0.9957** (2.3100)					
$Bc \times MP$		1.1318 (0.8819)				
$Cd \times MP$			2.5111*** (4.0889)			
$Bd \times MP$				1.0414*** (2.6339)		
$It \times MP$					0.6245*** (2.7613)	
$Io \times MP$						9.5837** (2.3614)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
银行固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	67551	67551	67551	67551	67551	67551
调整后的 R <sup>2</sup>	0.2333	0.2333	0.2335	0.2333	0.2335	0.2332

## 七、研究结论与政策建议

本文从银行与企业贷款的视角探讨了金融科技对货币政策银行风险承担渠道的影响及其机理,并从微观、中观和宏观层面分析了该效应的异质性。本文得到四点研究结论。第一,在我国存在货币政策银行风险承担渠道,宽松的货币政策会导致银行风险承担水平上升,紧缩的货币政策会导致银行风险承担水平下降。第二,金融科技有助于削弱宽松货币政策对高风险企业贷款的激励效应,对低风险企业贷款没有明显影响。第三,金融科技对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用在微观、中观和宏观层面上存在异质性。具体来说,在微观层面上,企业代理成本越高,金融科技对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用越显著;在中观层面上,地区内企业融资约束水平越高,金融科技对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用越显著;在宏观层面上,相比经济繁荣时期,金融科技在经济承压时期对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用更大。第四,不同类型金融科技对货币政策银行风险承担渠道的削弱作用存在差异。人工智能技术、云计算技术、大数据技术、互联网技术和物联网技术应用水平越高,货币政策银行风险承担渠道越弱,区块链技术应用水平对货币政策银行风险承担渠道的影响较为有限。

基于研究结论,本文提出三点政策建议。

第一,应加快银行金融科技战略布局,强化风险识别与精准授信能力。一方面,商业银行应将人

人工智能、区块链、云计算、大数据、互联网和物联网等技术深度嵌入信贷审批、风险定价和资产配置环节,构建动态风险画像和智能化风控模型,以降低宽松货币政策下风险承担偏好上升带来的系统性风险隐患。另一方面,银行应推进业务结构调整与数字化转型,实现金融科技与核心业务的协同发展,从“规模驱动”向“科技驱动”转型,全面提升风险管理水平和资源配置效率。

第二,政府需从制度供给与基础设施建设两方面入手,推动金融科技均衡发展以缓解政策传导不均衡。政府需统筹推进数字征信体系和跨机构数据共享平台建设,尤其在融资约束较高地区,加快基础设施建设和公共技术平台布局,降低银行信息搜集和风险识别成本。同时,应通过政策引导,鼓励中小银行加大技术投入,推动大型银行和科技企业输出成熟风控模型,形成“区域协同—科技赋能—普惠金融”的良性循环,从而优化货币政策传导的覆盖面与有效性。

第三,央行应从经济周期视角构建差异化货币政策工具体系,并强化与金融科技的协同联动。在经济扩张期,央行应优先运用逆周期资本缓冲、差别化准备金率等宏观审慎工具,防止信贷过度扩张和风险积累;在经济承压期,应充分利用银行金融科技在风险监测和资源配置中的优势,推动建立央行与银行间的数据共享和定期沟通机制,提高政策信号传导效率。通过“政策调控—风险管理—科技创新”三位一体的协同框架,央行可在不同经济周期下有效缓释货币政策宽松对银行风险承担的不利影响,增强金融体系稳健性。

注释:

①预期违约概率  $EDF = N(-DD)$ 。其中,  $DD = \frac{\ln\left[\frac{E+F}{F}\right] + (r_{i,t-1} - 0.5\sigma_v^2)T}{\sigma_v\sqrt{T}}$ ,  $\sigma_v = \frac{E}{E+F}\sigma_E + \frac{E}{E+F}(0.05 + 0.25\sigma_E)$ ,  $E$  是权益的市场价值,  $F$  是债务的账面价值,  $r$  是股票回报率。

参考文献:

[1] 赵江山, 佟孟华. 金融科技何以成为货币政策的稳定器? ——基于银行风险承担的视角[J]. 统计研究, 2025(5): 77—91.

[2] 张金清, 李柯乐, 张剑宇. 银行金融科技如何影响企业结构性去杠杆? [J]. 财经研究, 2022(1): 64—77.

[3] Fuster, A., Plosser, M., Schnabl, P., et al. The Role of Technology in Mortgage Lending[J]. Review of Financial Studies, 2019, 32(5): 1854—1899.

[4] 李逸飞, 李茂林, 李静. 银行金融科技、信贷配置与企业短债长用[J]. 中国工业经济, 2022(10): 137—154.

[5] 张海洋, 赵晶. 商业银行数字化能否改善企业投融资期限错配? [J]. 中南财经政法大学学报, 2024(5): 70—83.

[6] 周闯, 汪洋, 马梦妮. 金融科技会影响货币政策银行风险承担渠道吗? ——来自中国商业银行的经验证据[J]. 学习与实践, 2023(11): 71—80.

[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] He, M., Song, G., Chen, Q. Fintech Adoption, Internal Control Quality and Bank Risk Taking: Evidence from Chinese Listed Banks[J]. Finance Research Letters, 2023, 57: 104235.

[9] 李双建, 田国强. 银行竞争与货币政策银行风险承担渠道: 理论与实证[J]. 管理世界, 2020(4): 149—168.

[10] 蒋海, 张小林, 唐绅峰, 等. 货币政策、流动性与银行风险承担[J]. 经济研究, 2021(8): 56—73.

[11] 晏景瑞, 朱诗怡. 金融科技能够降低银行风险承担吗? ——基于银行成立金融科技子公司的多期 DID 检验[J]. 统计研究, 2024(5): 64—74.

[12] 郭娜, 张骏. 金融科技应用与银行主动风险承担行为——基于银行信贷供给的理论和实证研究[J]. 经济学家, 2024(5): 56—66.

[13] 郭丽虹, 朱柯达. 金融科技、银行风险与经营业绩——基于普惠金融的视角[J]. 国际金融研究, 2021(7): 56—65.

[14] Borio, C., Zhu, H. Capital Regulation, Risk-taking and Monetary Policy: A Missing Link in the Transmission Mechanism? [J]. Journal of Financial Stability, 2012, 8(4): 236—251.

[15] Jiménez, G., Ongena, S., Peydró, J. L., et al. Hazardous Times for Monetary Policy: What do Twenty-three Million Bank Loans Say about the Effects of Monetary Policy on Credit Risk-taking? [J]. Econometrica, 2014, 82(2): 463—505.

[16] 项后军, 郜栋玺, 陈昕朋. 基于“渠道识别”的货币政策银行风险承担渠道问题研究[J]. 管理世界, 2018(8):

- [17] 于一,何维达.货币政策、信贷质量与银行风险偏好的实证检验[J].国际金融研究,2011(12):59—68.
- [18] Delis, M. D., Kouretas, G. P. Interest Rates and Bank Risk-taking[J]. Journal of Banking and Finance, 2011, 35(4): 840—855.
- [19] 张雪兰,何德旭.货币政策立场与银行风险承担——基于中国银行业的实证研究(2000—2010)[J].经济研究,2012(5):31—44.
- [20] 徐明东,陈学彬.货币环境、资本充足率与商业银行风险承担[J].金融研究,2012(7):450—489.
- [21] 王晋斌,李博.中国货币政策对商业银行风险承担行为的影响研究[J].世界经济,2017(1):25—43.
- [22] Mumtaz, M. Z., Smith, Z. A. Empirical Examination of the Role of Fintech in Monetary Policy[J]. Pacific Economic Review, 2020, 25(5): 620—640.
- [23] 宋清华,谢坤,邓伟.金融科技与货币政策有效性:数量型与价格型工具的比较研究[J].国际金融研究,2021(7):24—35.
- [24] 余晶晶,何德旭,全菲菲.竞争、资本监管与商业银行效率优化——兼论货币政策环境的影响[J].中国工业经济,2019(8):24—41.
- [25] 杨海维,侯成琪.货币政策和银行风险承担:一种非线性关系[J].金融研究,2023(1):57—74.
- [26] Chen, M. A., Wu, Q., Yang, B. How Valuable Is FinTech Innovation? [J]. Review of Financial Studies, 2019, 32(5): 2062—2106.
- [27] Cheng, M., Qu, Y. Does Bank FinTech Reduce Credit Risk? Evidence from China[J]. Pacific-Basin Finance Journal, 2020, 63: 101398.
- [28] Goldstein, I., Jiang, W., Karolyi, G. A. To FinTech and beyond[J]. Review of Financial Studies, 2019, 32(5): 1647—1661.
- [29] Favara, G., Morellec, E., Schroth, E., et al. Debt Enforcement, Investment, and Risk Taking across Countries[J]. Journal of Financial Economics, 2017, 123(1): 22—41.
- [30] 黄志忠,谢军.宏观货币政策、区域金融发展和企业融资约束——货币政策传导机制的微观证据[J].会计研究,2013(1):63—69.
- [31] 胡俊,李强,戴嘉诚,等.基于文本分析的商业银行金融科技测度及赋能效果检验[J].中国管理科学,2024(1):31—41.
- [32] 宋清华,郑建峡,朱晓龙.银行金融科技与同业业务:助力还是阻力[J].财贸经济,2024(2):38—54.
- [33] 吴非,胡慧芷,林慧妍,等.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.
- [34] 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.
- [35] Zhang, H., Gu, C. L., Gu, L., et al. The Evaluation of Tourism Destination Competitiveness by TOPSIS & Information Entropy—A Case in the Yangtze River Delta of China[J]. Tourism Management, 2011, 32(2): 443—451.
- [36] Huang, Y., Li, X., Wang, C. What does Peer-to-peer Lending Evidence Say about the Risk-taking Channel of Monetary Policy? [J]. Journal of Corporate Finance, 2021, 66(3): 101845.
- [37] 刘冲,庞元晨,刘莉亚.结构性货币政策、金融监管与利率传导效率——来自中国债券市场的证据[J].经济研究,2022(1):122—136.
- [38] Kim, S., Chen, H. From a Quantity to an Interest Rate-based Framework: Multiple Monetary Policy Instruments and their Effects in China[J]. Journal of Money, Credit and Banking, 2022, 54(7): 2103—2123.
- [39] Bonfim, D., Soares, C. The Risk-taking Channel of Monetary Policy: Exploring all Avenues[J]. Journal of Money, Credit and Banking, 2018, 50(7): 1507—1541.
- [40] Chen, K., Gao, H., Higgins, P., et al. Monetary Stimulus Amidst the Infrastructure Investment Spree: Evidence from China's Loan-Level Data[J]. Journal of Finance, 2023, 78(2): 1147—1204.
- [41] 王洋洋,熊康生.签字会计师改派与会计稳健性[J].会计研究,2025(9):65—78.
- [42] 李真,李茂林,朱林染.银行金融科技与企业金融化:基于规避与逐利动机[J].世界经济,2023(4):140—169.
- [43] 牛彪,杜雨晴.数字化转型信号、投资者互动与股价同步性[J].经济与管理,2025(3):75—83.
- [44] Gopalan, R., Gormley, T. A., Kalda, A. It's not So Bad; Director Bankruptcy Experience and Corporate Risk-taking[J]. Journal of Financial Economics, 2021, 142(1): 261—292.
- [45] 李力行,申广军.金融发展与城市规模——理论和来自中国城市的证据[J].经济学(季刊),2019(3):855—876.
- [46] 宋科,李振,杨家文.金融科技与银行行为——基于流动性创造视角[J].金融研究,2023(2):60—77.

[47] 张永坤,李小波,邢铭强.企业数字化转型与审计定价[J].审计研究,2021(3):62—71.

[48] Schulte, M., Winkler, A. Drivers of Solvency Risk—Are Microfinance Institutions Different? [J]. Journal of Banking and Finance, 2019, 106: 403—426.

[49] 李双圆,徐晓莉.金融科技与企业突破式绿色创新效率——兼论金融科技与科技金融的协同效应[J].金融监管研究,2025(7):97—114.

[50] Acosta-Henao, M., Prata, S., Taboada, M. Four facts about Relationship Lending: The Case of Chile 2012—2019[J]. Journal of Corporate Finance, 2023, 80: 102415.

[51] 谢德仁,刘劲松.自由现金流量创造力与违约风险——来自 A 股公司的经验证据[J].金融研究,2022(12): 168—186.

[52] 陈峻,郑惠琼.融资约束、客户议价能力与企业社会责任[J].会计研究,2020(8):50—63.

[53] 胡海峰,白宗航,王爱萍.银行业竞争吸引了企业异地投资吗[J].经济动态,2023(10):33—51.

[54] 周泽将,王浩然,雷玲.商誉存在顺周期效应吗[J].会计研究,2021(4):49—59.

[55] 林朝颖.基于风险维度的总量与定向调控货币政策传导效应研究[M].北京:经济科学出版社,2024:226.

[56] 李成,王东阳.基于经济发展周期的货币政策周期:理论逻辑与实证检验[J].经济学家,2019(2):90—102.

[57] 彭桥,杨蕴钰,陈浩.中国数字经济高质量发展:测度、演化与驱动因素[J].统计学报,2025(1):17—31.

## The Impact of Financial Technology on the Bank Risk-Taking Channel of Monetary Policy

ZHU Mingxuan<sup>1</sup> LIN Chaoying<sup>1,2</sup>

(1.School of Economics and Management, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2.Fujian Provincial Key Laboratory of Fintech Innovation, Fuzhou 350108, China)

**Abstract:** In recent years, a moderately accommodative monetary policy has played an important countercyclical role and has been crucial for maintaining stable economic growth with a positive trend. However, such a policy stance may also increase banks' risk appetite, thereby inducing financial risks. From the perspective of bank-firm lending relationships, this paper examines the impact of financial technology on the bank risk-taking channel of monetary policy. The results show that financial technology weakens the incentive effect of accommodative monetary policy on banks' high-risk lending, while no significant change is observed in low-risk lending. Mechanism analysis indicates that financial technology helps reduce information asymmetry between banks and firms. After more accurately identifying high-risk firms, banks become more cautious in extending credit, thereby curbing excessive risk-taking under an accommodative monetary environment. Heterogeneity analysis reveals that the mitigating effect of financial technology on the bank risk-taking channel of monetary policy is more pronounced for firms with higher agency costs, in regions with stronger financing constraints, and during periods of economic pressure. Further analysis across different categories of financial technology shows that artificial intelligence technology, cloud computing technology, big data technology, internet technology, and the internet of things technology exert significant effects on the bank risk-taking channel of monetary policy, whereas blockchain technology does not exhibit a significant impact. Accordingly, in the process of implementing a moderately accommodative monetary policy, the government should pay greater attention to the role of financial technology in regulating risk-taking behavior, so as to enhance the effectiveness of monetary policy while preventing financial risks.

**Key words:** Financial Technology; Monetary Policy; Bank Risk-Taking; Information Asymmetry

(责任编辑:郭 策)