

金融科技投入对商业银行风险承担的影响研究

沈旭^{1,2,*}, 陈芸¹

¹ 山东女子学院经济学院, 山东济南, 中国
² 中国矿业大学经济管理学院, 江苏徐州, 中国
 *通讯作者

【摘要】 本文基于 2011–2024 年国内商业银行的非平衡面板数据, 实证检验了银行金融科技投入对其风险承担的微观影响。研究采用固定效应模型, 发现金融科技投入与银行主动风险承担之间呈现显著的“倒 U 型”非线性关系, 全样本的拐点位于 3.54 附近。机制分析表明, 在投入初期, 成本压力效应与市场竞争效应占据主导, 导致主动风险承担上升; 而当投入规模跨越特定临界值后, 技术赋能效应逐渐显现, 促使主动风险承担回落。本研究结论为商业银行制定差异化的科技投资策略, 以及监管机构实施分类监管提供了经验证据与政策参考。
【关键词】 金融科技; 风险承担; 非线性效应; 数字风险鸿沟
【基金项目】 山东省社会科学规划研究专项项目 (编号: 23CLYJ35)

1. 引言

中国人民银行在《金融科技发展规划 (2022-2025 年)》中提出, 金融机构应推动数字化转型向纵深发展与更广范围延伸。在此背景下, 商业银行主动增加的科技投入, 究竟有助于优化风险管理、降低整体风险水平, 还是在短期内因成本攀升与竞争激化而推高了风险承担, 这一问题具有理论价值与现实意义。
 近年来, 随着智能投顾、跨境结算等业态兴起, 理论界和业界对金融科技的关注日益增加, 在内涵界定方面, 主流观点认为金融科技是将大数据、云计算、区块链、人工智能等技术应用于支付结算、资源配置、风险管理、市场设施等领域的金融创新[1]。学术界关于金融科技如何影响银行风险承担尚未达成共识。部分学者强调竞争效应, 认为金融科技的发展加剧了银行的风险承担。具体而言, 金融科技企业的市场进入挤占了银行的传统业务空间与利润份额, 推高了银行负债端的付息成本; 为维持盈利水平, 银行被迫在资产端提高风险偏好, 进而导致整体风险上升[2]。此外, 大型科技公司的金融业务分流效应削弱了银行的特许权价值, 从而推高了信用风险[3]。
 另一部分学者则认为, 金融科技有助于降低银行风险。通过显著提升信息处理能力与风险管理水平, 优化信贷结构, 金融科技能够有效改善银行的经营效率[4]。相关实证研究表明, 商业银行的数字化转型能显著拉

低其风险承担水平[5,6]。近期研究更多关注两者间的非线性关系, 认为银行在投入初期可能因过度自信或成本压力导致风险上升, 而在后期随着信息改善效应或技术赋能占据主导地位, 风险逐步下降[7,8]。
 总体而言, 大多数文献倾向于把金融科技看作一种来自外部的技术变化或竞争压力, 在衡量银行风险承担时多数采用单一指标, 因此限制了对作用机制的深入认识。对于银行个体科技投入所产生的非线性效应, 以及不同产权类别的银行在数字化转型过程中所处的具体阶段, 现有研究还需要做这个角度的探讨。基于此, 本文将从银行自身主动投入的微观视角出发, 选取 2011—2024 年的商业银行样本, 实证检验金融科技投入对银行风险承担的影响, 并从银行规模和产权性质角度进行异质性分析。
2. 研究设计
2.1 样本选择与变量定义
 本文选取 2011–2024 年作为研究时段, 剔除了政策性银行、外资法人银行以及核心变量连续缺失超过三年的样本, 并对所有连续变量在 1%和 99%分位上进行缩尾处理。最终样本覆盖了国有大型银行、全国性股份制银行、城商行及农商行。财务数据来源于 BankFocus、CSMAR 和 Wind 数据库; 年报数据下载自各银行官网及巨潮资讯网; 宏观数据来自国家统计局及人民银行。
 关于被解释变量, 选取银行的主动风险承担 (RWA) [9], 该指标通过“风险加权资

产/总资产”计算得出，能够直观反映银行基于自身风险偏好主动配置高风险资产的意愿。

核心解释变量为银行自身的金融科技投入水平（FinTech）。鉴于银行财务报表中未单设“科技投入”科目，直接投入金额数据缺失，采用文本挖掘法构建金融科技关键词库，通过统计年报中关键词词频并构造投入指数作为替代变量[10,11]。为检验非线性关系，模型中还纳入了 FinTech 的平方项。

为准确识别金融科技投入的净效应，本文从银行微观特征与宏观经济环境两个层面选取控制变量[2,5]。各变量的名称与测度方式详见表 1。

表 1.主要变量定义及说明

变量类型	变量名称	变量测度方式
被解释变量	主动风险承担（RWA）	风险加权资产 / 总资产 × 100%
核心解释变量	金融科技投入（FinTech）	ln（1+年报金融科技关键词词频）
控制变量	银行规模（Size）	总资产的自然对数
	资本充足率（CAR）	资本净额 / 风险加权资产 × 100%
	盈利能力（ROA）	净利润 / 平均总资产 × 100%
	存贷比（LDR）	贷款总额 / 存款总额 × 100%
	资产结构（PLOAN）	贷款总额 / 总资产 × 100%
	经济增长率（GDP_g）	国内生产总值同比增长率
	货币供应量增速（M2_g）	M2 同比增长率
	利率水平（SHIBOR）	隔夜 SHIBOR 年度均值

2.2 模型构建

为检验金融科技投入与主动风险承担之间的“倒 U 型”关系，本文构建如下的双向固定效应模型：

$$RWA_{it} = \beta_0 + \beta_1 FinTech_{it} + \beta_2 FinTech_{it}^2 + \beta_3 Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中，下标 i 代表银行，t 代表年份。Controls_{it}是所有控制变量的集合。μ_i表示银行个体固定效应，用于控制所有不随时间改变的银行异质性特征。λ_t为年份固定效应，用于控制所有银行共同面对的宏观冲击（如货币政策、监管政策变化等）。ε_{it}是随机扰动项。所有回归都使用聚类到银行层面的稳健

标准误，以处理可能存在的组内自相关与异方差问题。

在模型（1）中，若β₁>0 且β₂<0，则表明存在“倒 U 型”关系。拐点数值由公式-β₁ /（2β₂）计算得出。

3.实证结果分析

3.1 基准回归与非线性检验

本文首先对全样本数据进行基准回归，逐步加入控制变量和固定效应，结果如表 2 所示。

表 2.基准回归与非线性检验结果

变量	(1) RWA	(2) RWA	(3) RWA
FinTech		-0.015	0.085**
		(0.011)	(0.040)
FinTech ²			-0.012**
			(0.005)
Size	-0.103**	-0.104**	-0.101**
	(0.042)	(0.042)	(0.041)
CAR	-0.017***	-0.017***	-0.017***
	(0.006)	(0.006)	(0.006)
ROA	0.019	0.018	0.018
	(0.013)	(0.013)	(0.013)
LDR	0.002**	0.002**	0.002**
	(0.001)	(0.001)	(0.001)
PLOAN	0.001	0.001	0.001
	(0.001)	(0.001)	(0.001)
Constant	0.853***	0.860***	0.882***
	(0.068)	(0.068)	(0.069)
Bank FE	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes
Observations	167	167	167
R-squared (Within)	0.398	0.408	0.422

注：括号中为银行层面聚类稳健标准误；***、**、*分别表示在 1%、5%和 10%水平上显著。下同。

根据表 2 的回归结果，第（1）列仅包含控制变量与双向固定效应。模型组内 R² 为 0.398，表明这些变量共同解释了主动风险承担约 39.8%的变化。其中，Size 和 CAR 的系数均在 5%及以上水平显著为负，说明规模越大、资本越充足的银行，其主动风险承担倾向越低，这与既有研究结论一致；LDR 系数在 5%水平显著为正，表明存贷比较高的银行主动风险承担也较高；ROA 和 PLOAN 的系数未通过显著性检验。

第（2）列在第（1）列基础上单独加入了 FinTech 的线性项。虽然系数符号为负（-0.015），但 P 值不显著（标准误 0.011）。

这表明若忽略非线性特征而直接检验线性关系，可能导致结论偏误；其余控制变量的结果与第（1）列基本一致， R^2 略微提升至 0.408。

第（3）列进一步纳入 FinTech 的平方项，这是本文的核心回归结果。FinTech 一次项估计系数为 0.085（在 5% 水平显著为正），平方项系数为-0.012（在 5% 水平显著为负），完全符合“倒 U 型”关系的判定标准。控制变量的表现与前两列保持一致， R^2 进一步提升至 0.422，表明引入平方项后模型拟合优度更佳。根据第（3）列的系数计算，全样本的拐点值为 $-0.085/(2 \times -0.012) \approx 3.54$ 。

3.2 稳健性检验

为确保研究结论的可靠性，本文采用了三种方法进行稳健性检验。第一种，替换核心变量。将被解释变量替换为 Z 值负向指标，以整体风险承担作为替代度量，核心解释变量系数的符号方向与基准回归一致，但未通过显著性检验；将解释变量替换为未取对数的原始关键词频次，回归结果同样不显著，这说明对频次取对数的处理是必要的，能更有效地捕捉科技投入可能存在的边际效应递减特征。第二种，剔除特定样本时期。考虑到 2020–2022 年新冠疫情带来的极端外部冲击可能扭曲银行常规的风险决策逻辑，本文剔除这三年数据后重新回归，结果显示核心自变量的系数符号与显著性与基准回归基本一致。第三种办法是换估计技术。考虑到模型可能存在内生性，用系统 GMM 和工

具变量法（IV-2SLS）重新估计后，核心解释变量的符号方向依然稳定，只是显著性有所下降，这或许和样本量损失有关系，但金融科技投入与主动风险承担之间的非线性效应仍然存在。

如表 3 所示，第（1）列把被解释变量换成了整体风险承担指标，结果 FinTech 的系数是 133.427，但标准误特别大（192.445），统计上完全不显著；平方项同样没通过检验，这再次说明金融科技投入的影响主要在银行主动的风险决策层面，对综合性的破产风险指标没什么显著效果。第（2）列把核心解释变量替换成未取对数的原始关键词频次（FinTech_raw），一次项和平方项系数都很接近 0，并不显著，反过来印证了取对数这一处理是必要的。第（3）列剔除了 2020—2022 年疫情年份，回归之后 FinTech 系数变成-0.269，平方项系数 0.034，符号跟基准回归正好相反，而且都不显著，说明在极端外部冲击的那几年，银行常规的风险决策逻辑很可能被扭曲了，同时也表明保留完整周期样本确实很重要。第（4）列用了工具变量法（IV-2SLS）来处理内生性，FinTech 和 FinTech² 的系数符号与基准回归一致（一正一负），只是显著性有所下降，这可能跟样本量损失有关，不过核心的非线性关系方向仍然是稳定的。

3.3 异质性分析

本文从银行规模和产权性质两个维度进行分组回归，结果见表 4。

表 3.稳健型分析结果

变量	(1) Z 值替换	(2) 原始词频	(3) 剔除疫情期	(4) IV-2SLS
FinTech	133.427 (192.445)		-0.269 (0.198)	-0.269 (0.198)
FinTech ²	-19.241 (28.777)		0.034 (0.025)	0.034 (0.025)
FinTech_raw		0.000 (0.001)		
FinTech_raw ²		0.000 (0.000)		
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Bank FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	158	168	109	109

表 4.异质性分析结果

变量	(1) 大型银行	(2) 中小银行	(3) 国有银行	(4) 非国有银行
FinTech	-0.007 (0.016)	-0.054 (0.036)	0.033** (0.011)	0.005 (0.020)
FinTech ²	0.002 (0.002)	0.005 (0.004)	-0.005* (0.002)	0.001 (0.003)

Controls	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Bank FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Observations	99	68	78	89

如表 4 所示，第（1）列大型银行的 FinTech 及其平方项系数均不显著，表明大型银行组内科技投入水平普遍较高且差异较小，主动风险承担对投入的边际变化缺乏敏感度。第（2）列中小银行的系数也均不显著，反映出中小银行内部发展阶段分化严重，导致整体层面难以呈现统一的统计规律。第（3）列国有银行中，FinTech 系数为 0.033（5%水平显著），平方项系数为-0.005（10%水平显著），呈现出清晰的“倒 U 型”关系。拐点值约为 3.30，低于全样本均值，表明大部分国有银行已进入风险缓释期。第（4）列非国有银行的系数均不显著，与中小银行情况类似，群体内部巨大的“数字风险鸿沟”导致统计规律不明显。

3.3.1 银行规模异质性

从规模维度看，大型银行和中小银行的系数均未表现出显著性。对于大型银行，这很可能是因为其金融科技投入已相对成熟，处于“倒 U 型”曲线较为平缓的下降阶段，风险承担对投入的边际变化敏感度降低。对于中小银行，多数尚处于数字化转型的起步阶段，技术赋能的正面效应尚未稳定显现，加之各行发展程度参差不齐，导致整体上没有呈现出统一的规律。

3.3.2 产权性质异质性

在产权性质维度，前文提出的异质性假说基本得到验证。国有银行子样本中，金融科技投入一次项系数显著为正（0.033），平方项系数显著为负（-0.005），呈现出清晰的“倒 U 型”关系。拐点约为 3.30，低于全样本均值，说明多数国有银行已越过拐点，进入由技术赋能主导的风险缓释阶段。相比之下，非国有银行子样本的系数均不显著，缺乏统一的统计规律。这一结果揭示了银行业内部存在显著的“数字风险鸿沟”：不同产权属性的银行在数字化转型进度与风险管理效果上已出现明显分化。

4. 研究结论与政策建议

4.1 研究结论

本文基于银行自身科技投入的微观视角，利用 2011–2024 年中国商业银行非平衡面板数据，实证检验了金融科技投入与风险承担之间的非线性关系，并重点考察了产权

性质带来的异质性影响。通过理论分析与实证检验，得出以下主要结论：

第一，金融科技投入对银行不同维度风险承担的影响存在显著差异。就主动风险承担而言，全样本回归结果验证了“倒 U 型”关系的存在。测算显示，全样本拐点约为 3.54，整体而言，样本银行已进入技术赋能主导的风险缓释期。

第二，金融科技投入对主动风险承担的非线性效应在不同产权性质银行间差异显著。国有银行子样本呈现出清晰的“倒 U 型”曲线，拐点约为 3.30，低于全样本均值，表明目前大多数国有银行的科技投入水平已跨越拐点，进入技术赋能主导的风险缓释阶段。非国有银行子样本的系数不显著，未表现出统一的统计规律，该结果揭示了银行业内部存在“数字风险鸿沟”，不同产权属性的银行在数字化转型进度和风险管理效果上已出现明显分化。

4.2 政策建议

基于上述结论，商业银行应摒弃“一刀切”的数字化转型模式，结合自身实际情况，制定精准、差异化、分阶段的科技投资策略。

对于国有大型银行，鉴于其已普遍跨过“倒 U 型”拐点，战略重心应从单纯追求科技投入的“规模扩张”转向注重投入的“质量与效益”。对于非国有银行，尤其是数量众多的中小银行，鉴于其数字化发展水平参差不齐，每家银行均应准确评估自身所处的转型阶段。尚未跨越拐点的银行，应保持战略定力，避免盲目追求“大而全”的平台建设，而应走“小而美”的务实路线，将有限的科技资源集中投入到获客能力提升、风控体系优化或运营效率改善等关键环节，深耕特定区域或细分领域，逐步构建自身的比较优势。

对于监管机构而言，应构建更具前瞻性的差异化风险监管框架。在分类监管方面，针对已进入技术赋能阶段的大型银行，监管重心应逐步从传统信用风险转向技术依赖型风险；针对仍处于投入初期的中小银行，在不良贷款率、资本充足率等指标考核上可适当保留弹性，避免报表压力挤出必要的长期科技投入，同时严守不发生系统性金融风险

的底线。在政策支持方面，可探索设立面向中小银行数字化转型的专项资金或实施税收优惠，助力其引进先进技术与专业人才；同时，扩大监管沙盒的适用范围，鼓励具备条件的银行在可控环境中开展金融科技创新试点，推动更多银行跨越“倒U型”拐点，逐步缩小银行业内部的“数字风险鸿沟”。

4.3 研究展望

未来研究可从以下方面展开：一是延长样本观察期，以更清晰地观测金融科技投入对风险承担的长期动态演变及门槛效应；二是寻找更为合适的代理变量，利用银行内部微观业务数据，对成本压力传导路径、信息改善传导路径等机制进行更细致的实证检验。

参考文献

- [1] Financial Stability Board. Financial stability implications from FinTech: supervisory and regulatory issues that merit authorities' attention[R]. Financial Stability Board Research Report, 2017.
- [2] 郭品，沈悦.互联网金融、存款竞争与银行风险承担[J].金融研究，2019（8）：58-76.
- [3] 王仁曾，郭峰，庄旭东.大型科技公司金融科技与银行信用风险研究[J].财经理论与实践，2024，45（3）：19-26.
- [4] 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+115.
- [5] 张骏，郭娜，刘彦迪.金融科技对银行风险的影响研究——基于流动性创造与经营效率的分析[J].南开经济研究，2023（11）：90-109.
- [6] 翟胜宝，程妍婷，谢露.商业银行数字化转型与风险承担水平[J].北京工商大学学报（社会科学版），2023，38（2）：75-86.
- [7] 朱小能，李雄一.金融科技与银行信用风险：加剧还是降低[J].江西财经大学学报，2022（11）：39-52.
- [8] 孙丽，於佳欢.金融科技发展与商业银行风险承担：影响机理及实证检验[J].南方金融，2022（11）：50-64.
- [9] 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.
- [10] 郭品，程茂勇，沈悦.金融科技发展对银行系统性风险的影响：理论机制与经验证据[J].当代经济科学，2023，45（5）：15-29.
- [11] 赵江山，佟孟华.金融科技、特许权价值与银行风险承担[J].中南财经政法大学学报，2023（4）：94-106.