

金融科技投入与不良贷款风险缓释 ——来自北京 230 家银行支行的微观证据

王海军 刘 超 龙 腾

摘 要 金融科技具有管理风险的天然属性,在全球金融机构加快推进数字化和金融科技战略背景下,研究中小商业银行基础支行层面应用金融科技化解不良贷款风险的能力,对银行防范化解区域不良贷款风险、改善经营绩效具有重要现实意义。以信息技术人员投入、信息软件和硬件投入为代表的金融科技投入能显著降低不良贷款风险,发挥风险缓释作用,进而明显改善银行业绩,其中信息技术人员投入作用最为显著。金融科技对不良贷款风险缓释作用具有滞后性,金融科技投入、不良贷款风险缓释与经营绩效提升之间存在正反馈机制。上述作用机制在数据治理应用、合规执行和内控执行更好的银行支行表现较为显著。

关键词 金融科技;不良贷款;风险缓释;合规经营

中图分类号 F270 **文献标识码** A **文章编号** 1672-7320(2023)02-0114-13

基金项目 北京市哲学社会科学基金青年项目(21JJC035)

金融系统的不良贷款是形成市场风险等众多风险的根源^[1](P21-21),也是衡量金融系统性风险累积的关键指标^[2](P913-936),对金融不良贷款风险防范化解是金融监管核心内容之一。随着中国经济步入新常态,经济增速放缓明显,实体企业转型困难,尤其随着疫情救助政策退出,金融市场波动和局部性金融危机爆发可能性增高^[3](P49-59)。据中国银保监会统计,2021 年底我国银行不良贷款 2.8 万亿元,不良贷款率 1.73%,另考虑关注类贷款 4 万亿元,整体实际不良率接近 4%。而传统不良贷款风险管理长期存在处置效率低等痛点,原生风险不但没有消减,反而滋生新风险隐患。与此同时,北京市面临着较大不良贷款风险防范化解压力。2021 年末,北京区域金融机构资产总规模接近 100 万亿元,占全国总规模近 40%,北京市商业银行贷款不良率为 0.67%,不良贷款余额 806 亿元,比 2018 年增长近 100%,关注类贷款估计至少 600 亿元,两项合计应在 1000 亿元以上。而且随着疫情反复冲击叠加经济下行压力,未来三年北京市小微贷款、消费贷款和部分高杠杆房贷预计迎来违约高峰。从统计口径看,北京市贷款不良率和不良贷款规模在各省份中并不高,但鉴于北京在全国金融市场中的特殊地位,尤其考虑金融风险扩散具有明显跨地区、跨部门和跨行业特征,北京市除需应对本地区区域性金融风险外,还面临全国金融资源聚集所衍生的风险外溢和叠加带来的冲击。金融不良贷款风险防范化解关系到北京市的金融安全和稳定,北京市“十四五”规划更强调要“加强风险防控,提升风险评估和监测预警能力,牢牢守住不发生区域性系统性风险底线”,而金融科技为防范化解北京市的不良贷款风险提供了新工具。大数据、人工智能和区块链等新兴技术在金融业广泛应用,促进了金融机构运营成本降低、服务效率提高和风险防范能力强化^[4](P1-15)。北京市已出台多项政策鼓励金融科技创新,2019 年在全国范围内率先成为金融科技创新监管试点,构建中国版本“监管沙箱”。金融科技具有降低交易费用、减少信息不对称、缓解道德风险与逆向选择、提高金融运行效率的功能,可以成为防范化解金融不良贷款风险的新利器。

一、理论分析与研究假设

金融科技强调技术创新对金融效率的提升及由此带来的新业务模式、新流程和新产品^[5](P94-109)。目前金融科技的研究主要集中在发展定位、商业模式、监管治理、经济后果等^[6](P35-46)^[7](P17-19)^[8](P889-908)^[9](P102137)^[10](P102472),对金融科技与不良贷款风险关系的研究并不充分。

(一) 金融科技投入与不良贷款风险

已有研究关注了金融科技与风险管理的关系,如金融科技与银行风险承担^[11](P91-106)^[12](P29-37)^[13]、金融科技与系统金融风险^[14](P40-49)^[15](P58-76)、金融科技对银行风险管理赋能^[16](P35-46)和金融监管模式调整等^[6](P35-46)。但金融科技是否以及如何降低不良贷款风险,尚未有文献进行深入分析。实际上,大数据、区块链、云计算作为金融科技底层技术,其技术特性决定了其在风险管理方面具有天然优势,而且信息技术应用部署具有边际成本递减和规模收益递增规律,随着批量处理信息和数据规模的增长,信息系统的效能会逐渐发挥,可以大幅降低金融业务交易成本,实现风险全覆盖:事前运用大数据等技术拓展风险信息获取维度,构建以客户为中心的风险全景视图,智能识别潜在风险点和传导路径,增强风险管理前瞻性;事中加强风险计量、模型研发、特征提取等能力建设,通过智能化评价策略、多维度关系图谱等厘清风险关联关系、研判风险变化趋势,实现对高风险交易、异常可疑交易等的动态捕捉和智能预警;事后通过数字化手段实施自动化交易拦截、账户冻结、漏洞补救等应对措施,持续迭代优化风控模型和控制策略,推动风险管理从“人防”向“技防”“智控”转变,增强风险处置及时性和准确性。因此,本文提出如下假设:

H1:在其他条件不变的情况下,金融科技投入可以降低不良贷款风险。

(二) 金融科技投入对不良贷款风险缓释作用的持续性

金融科技本质属于科技与金融的融合应用,其效用发挥还需要技术研发、硬件设备以及基础设施等大规模投入。因此金融科技对银行经营质量影响是一个循序渐进的过程^[8](P889-908)。王海军等认为金融科技对商业银行风控管理能力影响显著,但是这种作用存在滞后性,平均滞后4-5年后作用开始显现,并呈现边际贡献递增趋势^[5](P94-109)。熊健等和谢婧青等将金融科技对银行的影响归纳总结为“U”型特征,即在其他条件不变的情况下,金融科技在当期对银行绩效产生负向作用,随着时间推移和前期投入成本分期摊薄,金融科技作用由负转正。互联网创造的价值为网络用户数量的平方关系,在资源投入初期,网络用户尚待开发,致使互联网无法创造较大商业价值,叠加初期技术给银行带来的挤出效应大于技术溢出效应,使金融科技对银行的作用是负面的。然而,随着银行服务范围的日趋扩大,服务群体可以触及长尾市场,进而网络用户数量逐渐攀升,互联网创造的价值也呈指数增长,形成规模经济效应和外部效应。因此,银行部署金融科技拥有了边际成本递减和边际收益递增优势。基于此,本文提出如下假设:

H2:金融科技投入对不良贷款的风险缓释作用存在持续增强趋势。

(三) 金融科技投入对银行业绩的影响

金融科技部署应用可扩大金融服务范围,发挥技术溢出效应,增强金融普惠性和包容性,提高商业银行盈利能力,推动银行业高质量发展。在金融科技通过何种渠道影响银行业绩以及具体影响机制等方面,部分研究已发现金融科技可以通过降低银行面临的各类风险承担水平来间接促进业绩提升。例如,针对信用风险,金融科技可以通过更科学地进行贷前、贷中、贷后的风险管理来降低损失;针对市场风险,金融科技能更准确地预测市场变化趋势,改进风险发现机制,及时采取止损措施;针对操作风险,金融科技能帮助及时发现并处理欺诈、洗钱等高风险交易行为,完善整个交易系统和流程。金融科技提供的全方位风险扫描和行为画像,可以帮助银行更加准确地识别贷款项目的违约概率风险,对借款人行为进行风险量化,根据借款人还款意愿和能力实施差异化风险定价,使贷款项目从概率上降低违约可

能,抑制不良贷款风险损失,最终促进银行业绩。为此本文提出如下假设:

H3:金融科技投入通过发挥不良贷款风险缓释作用进而对银行业绩发挥了间接影响,金融科技投入、不良贷款风险缓释与经营绩效提升之间存在正反馈机制。

二、研究设计

基于上述理论分析和研究假设,本文以北京某大型城商行为例,选取2005-2021年该行在北京市区230家银行支行微观调研数据,构建金融科技对银行不良贷款影响的计量模型。

(一) 变量选取

剔除严重缺失样本后,本文最终获取3680条有效观测样本,变量设定详见表1,变量选择及数据来源说明如下。

1. 因变量。因变量选择各支行层面潜在的不良贷款率(npls)反映各支行贷款资产风险水平。按照商业银行五级分类法,不良贷款包括次级类贷款(secondary)、可疑类贷款(doubt)和损失类贷款(loss)三类,不良贷款率即为上述三类贷款在贷款总额中同期占比。本文还考察了关注类贷款(interest),关注类贷款往往是银行进行风险资产“腾挪”的主要会计科目,反映了资产风险短期变化程度^[5](P94-109)。因此,本文用不良贷款和关注类贷款合计值作为不良贷款指标,估计支行潜在不良贷款水平。本文衡量银行业绩的指标主要选择净利率(nm)和净资产收益率(roe),其中净利率反映银行获利能力和市场竞争力,净资产收益率反映股东回报的收益水平和自有资本利用效率。因变量数据来自调研所得。

2. 自变量。由于目前尚无统一的金融科技投入统计口径,而金融科技投入主要包括人员投入、软件投入和硬件投入三方面^[8](P889-908),能较为全面地反映银行金融科技投入水平。其中,人员投入采用支行员工中具有计算机类专业教育背景且从事业务的人员、系统和设备维护人员、总行派驻支行进行业务调研的科技人员共计三类人员合计数(it staff);软件投入(software)包括各种自主研发、外采、协采的计算机软件系统,且金额能按照会计准则进行准确计量并计入支行管理费用或无形资产;硬件投入(hardware)包括各种计算机设备、处理器、通信设备、机房、营业厅自主终端服务设备等,且金额能按照会计准则进行准确计量。自变量数据来自调研所得。

3. 控制变量。根据银行业务逻辑和文献研究,影响支行不良贷款和业绩的控制变量包括三类。第一类是支行层面特征变量,包括支行员工规模(stuff)、贷款规模(business)、支行设立时间(time)、支行距离总行地理距离(distance1)、小微企业贷款占比(structure)、净息差(nim)、支行长学历(background)以及合规经营评价(compliance)。第二类是市场竞争变量,包括存量竞争支行(competitor1),即期末辖区其他银行分支机构数量;增量竞争支行(competitor2),即辖区内每年新增其他分支行数量;竞争距离(distance2),即与距离最近的其他分支机构地理距离。上述指标值越高代表辖区内机构竞争程度越高,对支行不良贷款风险控制和业绩影响也越大。第三类是宏观经济变量,包括央行贷款基准利率(Rate)、地方经济规模(GDP)、地方金融化程度(Finance)。支行特征变量数据来自调研数据,其他变量来源Wind。

(二) 描述性统计

表2为变量描述性统计,各变量标准差最大为7.854,说明变量描述性统计均在正常范围内。

(三) 模型设定

为检验假设1,本文构建基准回归模型(1),用以分析金融科技投入对不良贷款风险缓释的当期影响,自变量估计参数 α_1 、 α_2 和 α_3 分别反映了三种金融科技投入对不良贷款风险的具体效应,如果参数值显著为负,则表明金融科技投入对不良贷款在当期发挥了风险缓释作用。为验证假设2,在基准回归模型(1)基础上,构建金融科技投入指标与不良贷款滞后期npls_{lag}的回归模型(2),如果估计参数仍显著为负,则说明金融科技投入对不良贷款风险缓释作用存在滞后性。最后,为验证假设3,即金融科技投入是否能够通过降低不良贷款风险而提升银行业绩,本文先构建金融科技投入对银行业绩PERF(代指roe和

表1 主要变量设定

变量类型	变量符号	变量名称	变量说明
因变量	<i>npls</i>	潜在不良贷款率	支行不良贷款率+关注类贷款*迁徙率
	<i>nm</i>	营业净利率	支行净利润与营业收入之比
	<i>roe</i>	净资产收益率	支行净利润与净资产之比
自变量	<i>it staff</i>	信息技术人员投入	支行信息技术人员总数加1后取自然对数
	<i>software</i>	信息技术软件投入	支行软件资产账面价值加1后取自然对数
	<i>hardware</i>	信息技术硬件投入	支行电子设备资产账面价值加1后取自然对数
控制变量	<i>stuff</i>	员工规模	支行年末拥有的正式员工人数加1后取自然对数
	<i>business</i>	贷款规模	支行年末贷款总额加1后取自然对数
	<i>time</i>	成立时间	支行设立时间加1后取自然对数
	<i>distance1</i>	地理距离	支行距离总行地理距离加1后取自然对数
	<i>structure</i>	小微企业贷款比	小微企业贷款在全部贷款中占比
	<i>nim</i>	净息差	净利息收入与平均生息资产之比
	<i>background</i>	支行行长学历	博士学历赋值5, 硕士学历赋值4, 以此类推
	<i>compliance</i>	合规经营评价	总行对支行9项指标考评打分(0~100分)
	<i>competitor1</i>	存量竞争支行	辖区内年末其他银行分支机构数量加1后取自然对数
	<i>competitor2</i>	增量竞争支行	辖区内每年新增其他分支行数量加1后取自然对数
	<i>distance2</i>	竞争距离	与距离最近的其他分支机构地理距离加1后取自然对数
	<i>Rate</i>	基准利率或LPR	央行1年期贷款基准利率或1年期LPR
	<i>GDP</i>	国内生产总值	支行所在城区国内生产总值加1后取自然对数
	<i>Finance</i>	金融化程度	支行所在城区金融业增加值占当地GDP比重

表2 描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	中值	最大值
<i>npls</i>	3680	1.550	1.531	0.680	1.250	2.550
<i>nm</i>	3680	0.406	1.785	0.210	0.450	0.600
<i>roe</i>	3680	0.167	2.784	0.069	0.159	0.255
<i>it staff</i>	3680	1.693	2.684	0.000	1.264	2.386
<i>software</i>	3680	2.675	7.854	0.965	3.657	5.784
<i>hardware</i>	3680	3.661	4.785	2.086	4.685	6.675
<i>stuff</i>	3680	4.218	0.047	3.569	4.062	4.912
<i>business</i>	3680	4.912	1.573	3.326	5.782	7.214
<i>network</i>	3680	4.573	1.685	2.784	3.943	5.062
<i>time</i>	3680	6.682	2.671	2.000	8.000	26.000
<i>distance1</i>	3680	4.068	1.473	3.065	4.853	6.078
<i>structure</i>	3680	0.106	4.784	0.008	0.137	0.374
<i>nim</i>	3680	2.540	0.530	1.250	2.500	4.310
<i>background</i>	3680	3.573	2.684	2.000	3.000	5.000
<i>compliance</i>	3680	65.774	7.674	20.633	70.953	95.784
<i>competitor1</i>	3680	4.793	2.784	4.678	4.690	6.995
<i>competitor2</i>	3680	1.684	1.795	1.000	1.873	3.308
<i>distance2</i>	3680	1.568	1.084	1.000	1.693	2.609
<i>Rate</i>	3680	5.853	0.473	4.350	5.560	7.470
<i>GDP</i>	3680	8.582	3.584	4.043	8.268	9.105
<i>Finance</i>	3680	0.128	5.784	0.056	0.096	0.531

nm)影响的回归模型(3),自变量估计参数 γ_1 - γ_3 反映了各类金融科技投入对银行业绩影响的总效应,如果参数显著为正,表明金融科技投入对银行业绩具有促进作用,然后构建全回归模型(4),估计参数 δ_1 - δ_3 反映了各类金融科技投入对银行业绩影响的直接效应,估计参数 δ_4 反映了金融科技投入对银行业绩影响的间接效应。

$$npls_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 itstaff_{it} + \alpha_2 software_{it} + \alpha_3 hardware_{it} + \theta Controls_{it} + \gamma_t + \varphi_i + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$npls_{it_lag} = \beta_0 + \beta_1 itstaff_{it} + \beta_2 software_{it} + \beta_3 hardware_{it} + \theta Controls_{it} + \gamma_t + \varphi_i + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

$$PERF_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 itstaff_{it} + \gamma_2 software_{it} + \gamma_3 hardware_{it} + \theta Controls_{it} + \gamma_t + \varphi_i + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

$$PERF_{it} = \delta_0 + \delta_1 itstaff_{it} + \delta_2 software_{it} + \delta_3 hardware_{it} + \delta_4 npls_{it} + \theta Controls_{it} + \gamma_t + \varphi_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

三、实证分析

根据以上模型和数据,本文首先对金融科技投入与不良贷款风险进行基准回归,以验证基本假设1和假设2;其次对金融科技投入、不良贷款风险和银行经营业绩进行回归,以验证假设3;再次,对金融科技投入的风险缓释进行机制分析;最后进行内生性检验和稳健性检验。

(一) 金融科技投入对不良贷款风险影响的基准回归

表3报告了金融科技投入对不良贷款风险影响的当期和滞后期基准回归结果。其中,模型(1)反映了金融科技投入对不良贷款风险的当期影响,模型(2)-(6)反映了金融科技投入对不良贷款风险在滞后1-5期的影响。可以看出,金融科技投入三个自变量的估计参数当期分别在1%、5%和5%水平上显著为负,表明金融科技投入增加可以显著降低银行不良贷款风险,发挥风险缓释作用,即信息技术人员投入每增加1%将促使不良贷款率降低0.078%;软件投入每增加1%将促使不良贷款率降低0.047%;硬件投入每增长1%将使不良贷款率降低0.012%。总体而言,信息技术人员投入对降低不良贷款风险贡献最大,其次为软件投入。假设1基本成立。从滞后期回归结果看,金融科技投入三个自变量的估计参数仍较为显著,且估计参数值较当期值均有增大趋势,这表明,随着时间推移,金融科技投入的作用会逐步释放,对不良贷款缓释作用会持续增强,因此假设2基本成立。控制变量整体较为显著。以模型1为例:支行特征方面,员工规模对不良贷款率影响在10%水平上显著为负,表明人力投入对化解不良贷款风险具有一定积极作用,员工规模每增长1%,将促使不良贷款率下降0.027%;贷款规模对不良贷款率影响在1%水平上显著为负,表明随着贷款规模增加,可以明显稀释不良贷款风险,贷款规模每增长1%,将促使不良贷款率下降1.476%;支行设立时间对不良贷款率影响在5%水平上显著为正,意味着支行设立时间越长,存量贷款中不良贷款越多,设立时间每增长1年,将促使不良贷款率上升0.005%;支行距离总行距离和小微企业贷款占比对不良贷款率影响分别在1%和5%水平上显著为正,说明距离总行越远、小微企业贷款占比越高,支行不良贷款率提高的可能性越大,支行距离总行距离和小微企业贷款占比每提高1%,将促使不良贷款率分别上升0.013%和0.145%;净息差、支行长学历和合规经营评价对不良贷款率影响分别在1%、5%和1%水平上显著为负,表明支行盈利能力、行长良好教育背景和合规经营考核对抑制不良贷款具有积极作用。市场竞争变量中,只有存量竞争支行变量对不良贷款率存在5%水平正向影响,而增量支行竞争和竞争距离不显著,但符号均为正。综合可知,本辖区内银行贷款竞争越激烈,不良贷款发生概率也可能越高。最后,宏观经济变量中,央行基准利率对不良贷款率影响显著为正,区域经济规模和金融化程度对不良贷款率影响为负,说明贷款基准利率走低有利于降低贷款企业利率成本,缓解商业银行不良贷款压力,而地方经济规模和金融化程度对银行信贷规模存在正面影响,因此有助于缓解不良贷款风险。

(二) 金融科技投入、不良贷款风险与银行业绩

根据计量模型(3),表4报告了金融科技投入对银行业绩当期及滞后3期影响的回归结果。可以看出,三类金融科技投入对净利率和净资产收益率在当期整体不显著,尤其是软件投入和硬件投入对净资

表3 金融科技对银行业绩影响的基准回归

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	npls	npls(+1)	npls(+2)	npls(+3)	npls(+4)	npls(+5)
<i>it staff</i>	-0.078*** (-4.25)	-0.085*** (-3.56)	-0.092** (-2.37)	-0.091** (-1.99)	-0.112** (-2.56)	-0.105** (-2.42)
<i>Software</i>	-0.047** (-2.09)	-0.042** (-2.39)	-0.056** (-2.46)	-0.053** (-2.27)	-0.066* (-1.79)	-0.062* (-1.82)
<i>Hardware</i>	-0.012** (-2.09)	-0.021** (-2.26)	-0.023* (-1.82)	-0.026** (-2.45)	-0.051* (-1.78)	-0.033* (-1.77)
<i>stuff</i>	-0.027* (-1.87)	-0.022* (-1.74)	-0.021** (-2.09)	-0.663 (-0.78)	-0.473 (1.27)	0.930 (0.68)
<i>business</i>	-1.476*** (-3.89)	-1.447*** (-4.07)	-1.562** (-2.56)	-1.667** (-2.17)	-1.564* (-1.78)	-1.633** (-2.05)
<i>time</i>	0.005** (2.23)	0.05** (2.21)	0.006* (1.78)	0.007** (1.96)	0.012* (1.78)	0.010** (2.48)
<i>distance1</i>	0.013*** (5.34)	0.012*** (5.28)	0.009** (2.43)	0.011** (2.08)	0.008* (1.81)	0.014** (1.95)
<i>structure</i>	0.145** (2.36)	0.103* (1.69)	0.112* (1.76)	0.152 (1.07)	0.104 (1.26)	0.112 (0.87)
<i>nim</i>	-0.305*** (-4.27)	-0.275*** (-4.23)	-0.267** (-2.31)	-0.364** (-2.32)	-0.386* (-1.78)	-0.532** (-1.99)
<i>background</i>	-0.045** (-2.46)	-0.067** (-2.37)	-0.063** (-2.08)	-0.058** (-2.32)	-0.052* (-1.67)	-0.038** (-2.31)
<i>compliance</i>	-0.878*** (-4.26)	-0.777*** (-3.53)	-0.759** (-2.32)	-0.452* (-1.87)	-0.276 (-0.67)	-0.067 (-0.78)
<i>competitor1</i>	0.056** (2.35)	0.055* (1.87)	0.043* (1.78)	0.078* (1.85)	0.058* (1.86)	0.087 (1.53)
<i>competitor2</i>	1.573 (1.27)	1.466 (1.08)	1.363 (1.25)	1.663* (1.78)	2.473 (1.05)	1.930 (1.22)
<i>distance2</i>	0.008 (0.56)	0.009 (0.67)	0.002 (0.78)	0.004 (0.58)	0.001 (0.57)	0.001 (0.54)
<i>Rate</i>	1.275*** (4.67)	1.156*** (4.54)	1.115*** (3.89)	1.329** (2.63)	0.877** (2.42)	0.816* (1.79)
<i>GDP</i>	-0.033* (-1.78)	-0.024** (-2.07)	-0.023* (-1.76)	-0.015* (-1.69)	-0.015* (-1.70)	-0.008* (-1.73)
<i>Finance</i>	-0.336* (-1.77)	-0.342** (-2.08)	-0.106** (-2.06)	-0.293** (-2.48)	-0.267** (-2.08)	-0.308** (-2.45)
<i>Cons</i>	2.765*** (3.02)	2.463*** (2.98)	1.086** (2.26)	1.429 (0.89)	3.981** (2.08)	2.278* (1.89)
<i>Subbranch</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	3680	3680	3680	3680	3680	3680
<i>R²</i>	0.245	0.258	0.328	0.366	0.409	0.425

注：括号中为T值；*、**、***分别代表10%、5%、1%的显著水平。以下所有表格均相同。

产收益率影响的估计参数为负数，表明软硬件投入当期会削弱银行盈利能力。而滞后3期，金融科技投入对银行业绩影响均显著转正。如第2和第4列所示，信息技术人员投入对净利率和净资产收益率估计

参数在5%水平上显著为正,其每增长1%,将促进净利率和净资产收益率分别提高0.463%和0.174%;软件投入对净利率和净资产收益率的估计参数在5%水平上显著为正,其每增长1%,将促进净利率和净资产收益率分别提高0.184%和0.076%;硬件投入对净利率和净资产收益率的估计参数在10%水平上显著为正,其每增长1%,将促进净利率和净资产收益率分别提高0.068%和0.047%。相对而言,人员投入对银行业绩促进作用最大。上述结果还表明,金融科技对银行绩效提升作用有一定时间滞后性,且存在边际成本递减和边际收益递增规律。

表4 金融科技投入对银行业绩的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	nm	nm(+3)	roe	roe(+3)
<i>it staff</i>	0.256 (1.56)	0.463** (2.34)	0.068 (1.51)	0.174** (2.04)
<i>Software</i>	0.068 (1.55)	0.184** (2.02)	-0.025 (-1.25)	0.076** (2.32)
<i>Hardware</i>	0.023 (0.89)	0.068* (1.87)	-0.046 (-1.02)	0.047* (1.78)
<i>Cons</i>	3.895 (1.28)	2.896 (1.25)	2.054 (1.06)	3.896 (1.27)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Subbranch</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	3680	3680	3680	3680
<i>R²</i>	0.035	0.221	0.077	0.185

注:滞后1-2期的估计参数结果不显著,不再报告;滞后3期为估计参数首次显著并转正期数。表5同。

表5是模型(4)的全变量回归结果。可以看到,金融科技投入与银行净利率和净资产收益率回归结果与表4一致,表明金融科技投入对银行业绩影响存在直接效应。不良贷款率无论是当期还是滞后3期,对银行业绩影响均在5%水平以上显著为负,表明不良贷款风险侵蚀了银行当期及未来利润。同时结合表3和表4结果可知,金融科技通过发挥不良贷款风险缓释作用对银行业绩存在间接效应,即金融科技投入、不良贷款风险缓释与经营绩效提升之间存在正反馈机制。

(三) 风险缓释作用进一步分析

按照贷款五级分类法,贷款分类越靠后、逾期时间越久,本息损失风险也越高,处置难度也更高。因此,金融科技的风险缓释作用究竟应该在哪些环节更为显著?为此,本文将因变量npls所用采用的不良贷款指标还原为关注类贷款(interest)、次级类贷款(secondary)、可疑类贷款(doubt)和损失类贷款(loss)四类细分指标,考察金融科技投入对这四类风险贷款的具体影响,并采用模型(1)重新回归,结果见表6。结果发现,金融科技投入对关注类和次级类贷款的抑制作用更强,对可疑类和损失类贷款的抑制作用不显著。具体而言,信息技术人员投入、信息软件投入和信息硬件投入每增长1%,将导致关注类贷款分别下降0.125%、0.236%和0.089%,次级类贷款分别下降0.077%、0.108%和0.017%,并且软件投入和人员投入对上述两类贷款的抑制作用高于硬件投入。可能原因在于,关注类和次级类贷款并非风险全部暴露,因此通过金融大数据、人工智能、征信系统等软件投入应用和一定人工干预可发挥风险识别防范作用,实现风险处置前置。而可疑类和损失类贷款是风险部分或全部暴露的贷款类型,此时更需要通过线下专业催收、司法诉讼或拍卖转让等途径进行处置。

(四) 影响机制分析

关于金融科技投入对银行不良贷款风险缓释的具体机制,本文从总行对分支行综合考评的九个指

表5 全变量回归模型

变量	(1) nm	(2) nm(+3)	(3) roe	(4) roe(+3)
<i>npls</i>	-0.296*** (-3.78)	-0.274** (-2.37)	-0.364*** (-3.98)	-0.321*** (-3.58)
<i>it staff</i>	0.205 (1.37)	0.405** (2.26)	0.023 (0.97)	0.155** (1.96)
<i>Software</i>	0.055* (1.79)	0.176** (2.08)	-0.034 (-1.48)	0.049** (2.27)
<i>Hardware</i>	0.012 (0.79)	0.022* (1.86)	-0.011 (-1.25)	0.023* (1.87)
<i>Cons</i>	10.577 (1.27)	10.574 (1.55)	4.664 (1.28)	3.086 (0.69)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Subbranch</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	3680	3680	3680	3680
<i>R²</i>	0.256	0.375	0.321	0.432

表6 风险缓释作用进一步检验

变量	interest	secondary	doubt	loss
<i>it staff</i>	-0.125*** (-3.77)	-0.077** (-2.57)	-0.022 (-0.88)	-0.087 (-1.46)
<i>Software</i>	-0.236*** (-4.09)	-0.108** (-2.43)	-0.045 (-1.45)	-0.069 (-1.26)
<i>Hardware</i>	-0.089* (-1.78)	-0.017** (-2.37)	0.006 (1.53)	-0.015 (-1.49)
<i>Cons</i>	2.567*** (5.68)	3.799*** (3.96)	1.086*** (4.04)	2.777*** (3.68)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Subbranch</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	3680	3680	3680	3680
<i>R²</i>	0.349	0.107	0.115	0.343

标中,选择数据治理应用工作评价(Data)、合规执行考评(Compliance)和内控执行考评(Control)三个细分指标作为调节因素,来进一步探讨金融科技投入对不良贷款风险影响的作用机制。选择这三个指标的理由在于:首先基于调研分析发现,分支行的金融科技投入极大提高了分支行数据搜集、整理、分析、处理、评价和反馈能力^[5](P1-16),尤其是大数据和人工智能算法的嵌入提升了分支行量化分析与数据治理效果。其次,目前金融体系中金融科技部署应用的一个重要方面就是监管科技的应用,具体到分支行层面就是监管机构相关技术系统与分支行直接对接,实现监管数据和信息的实时传输监测,加大了分支行违规违法成本,进而客观上提高了其合规经营能力。最后,金融科技是对银行整体和系统性的流程、业务、产品和服务优化再造,数字化转型有助于优化银行内部风险管理体系,促进银行内控水平提升。因此选择上述三个指标具有合理性,具体检验方法是把金融科技投入指标与三个指标的交互项引入基准模型(1),如果原自变量和交互项估计参数仍显著,表明合规执行考评、内控执行考评和数据治理应用工作评价对金融科技投入影响不良贷款风险发挥了调节作用。表7的回归结果显示,三个自变量的估计

参数仍较为显著,9个交互项的估计参数也基本显著,表明金融科技投入通过数据治理、合规执行和内控执行三个渠道对不良贷款风险产生了间接影响。

表7 影响机制分析

变量	(1)	(2)	(3)
<i>it staff</i>	-0.115*** (-3.46)	-0.105** (-2.21)	-0.098 (-0.93)
<i>software</i>	-0.227*** (-4.32)	-0.175** (-2.37)	-0.108* (-1.76)
<i>Hardware</i>	-0.092* (-1.86)	-0.045** (-2.27)	-0.027 (-1.27)
<i>it staff</i> × <i>Data</i>	-0.067** (-2.25)	-0.063*** (-2.98)	-0.046*** (-2.88)
<i>software</i> × <i>Data</i>	-0.068** (-2.26)	-0.061*** (-2.86)	-0.052** (-1.97)
<i>Hardware</i> × <i>Data</i>	-0.029** (-2.18)	-0.022** (-2.37)	-0.016** (-1.96)
<i>it staff</i> × <i>Compliance</i>		-0.128** (-2.77)	-0.107** (-2.08)
<i>software</i> × <i>Compliance</i>		-0.078** (-2.55)	-0.062* (-1.78)
<i>Hardware</i> × <i>Compliance</i>		-0.049* (-1.67)	-0.044* (-1.82)
<i>it staff</i> × <i>Control</i>			-0.088** (-2.02)
<i>software</i> × <i>Control</i>			-0.062** (-1.89)
<i>Hardware</i> × <i>Control</i>			-0.019** (-2.53)
<i>Cons</i>	0.574 (0.78)	0.472 (0.39)	-0.683 (-0.21)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制
<i>Subbranch</i>	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制
<i>N</i>	3680	3680	3680
<i>R</i> ²	0.485	0.453	0.507

(五) 异质性检验

本文分别从支行综合考核、支行地理位置和支行行长学科背景三个维度进行异质性检验。

1. 支行综合考核分组。调研发现,总行对支行构建了完善的考核体系,但由于各支行经营管理差异较大,因而重点对支行三方面异质性进行分组讨论,即支行合规经营水平、风险管理水平和经营绩效水平,三方面考核占全部考核2/3以上。首先,合规经营水平即本文控制变量中的合规经营评价指标,该指标分值每年由总行给予统一评定,本文按照各支行每年合规经营评价进入全部排名前10%的次数累计排序,取前25%记为高合规经营水平组,取后25%记为低合规经营水平组,中间50%记为中合规经营水平组,分组回归结果见表8第1-3列;其次,总行对支行风险管理综合考核事项包括:不良贷款率、非贷类不良贷款控制、逾期贷款发生控制、现金清收、不良贷款处置、加权风险资产限额、安保及案件防控考评

等7大类。参照前述分类方法,本文取前25%记为高风险管理水平组,取后25%记为低风险管理水平组,中间50%记为中风险管理水平组,回归结果见第4-6列;经营效益考核包括总利润、成本费用控制、经济增加值、零售利润考核四个指标,同样取前25%记为高经营绩效水平组,取后25%记为较低经营绩效水平组,中间50%记为中经营绩效水平组,回归结果见表8第7-9列。合规经营分组发现,合规经营水平高的支行,金融科技三类投入变量估计参数在1%水平上显著为负,低合规经营水平的支行不显著,这表明,合规经营水平越高的支行,其利用金融科技化解不良贷款风险的能力越强。风险管理分组发现,风险管理水平高的支行,金融科技三类投入变量估计参数均在5%水平以上显著为负,而低风险管理水平的支行不显著,这表明风险管理水平高的支行,其利用金融科技化解不良贷款风险的意愿更强。最后,经营效益分组显示,具有较高经营效益的支行,其金融科技投入对不良贷款风险抑制作用显著高于其他组别,说明经营效益越好的支行,越有能力和财力进行金融科技投入和应用。

表8 异质性检验(1)

变量	合规经营分组			风险管理分组			经营效益分组		
	(1)高	(2)中	(3)低	(4)高	(5)中	(6)低	(7)高	(8)中	(9)低
<i>it staff</i>	-3.628*** (-4.32)	-1.068* (-1.78)	-0.052 (-0.78)	-3.623*** (-4.36)	-0.685* (-1.77)	1.623 (0.87)	-3.265*** (-4.08)	-0.575* (-1.76)	-1.623 (-1.26)
<i>software</i>	-2.229*** (-3.66)	-0.189* (-1.77)	-0.009 (-1.17)	-2.298*** (-3.75)	-1.367 (-1.26)	0.089 (1.35)	-2.284*** (-4.26)	-1.598* (-1.88)	-0.056 (-0.98)
<i>Hardware</i>	-1.312*** (-3.08)	-0.053 (-0.57)	0.040 (0.87)	-0.753** (-2.37)	-0.037 (-0.86)	0.022 (0.56)	-0.737** (-2.45)	-0.012 (-0.67)	0.008 (0.79)
<i>Cons</i>	5.330 (1.45)	1.346 (1.08)	2.155 (0.79)	1.936** (2.57)	5.765** (2.65)	2.685 (0.82)	7.786 (0.72)	-5.898 (-0.56)	-6.685** (-2.38)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Subbranch</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	920	1840	920	920	1840	920	920	1840	920
<i>R²</i>	0.167	0.126	0.118	0.152	0.152	0.152	0.152	0.152	0.152

2. 支行地理位置分组。按照支行所处城区相对发达程度进行分组。通常处于中心城区的支行,业务机会和资产规模较大,不良贷款会随贷款规模增加而被相对稀释。据此将样本分为两组,第一组为城六区支行,包括东城区、西城区、朝阳区、海淀区、丰台区和石景山区,合计2567家;第二组为非城六区支行,合计1124家。表9第1和第2列的回归结果显示,位于城六区的支行,金融科技投入对不良贷款风险的抑制作用要显著高于非城六区支行。

3. 支行行长学科背景分组。考虑支行长在经营管理方面作用较大,因而支行长是否拥有计算机或法律学科教育背景,对理解和推进金融科技基础应用或不良贷款管控发挥着关键作用。本文按照支行长是否拥有上述学科背景分为两组,表9第3列和第4列的回归结果表明,具有计算机或法律专业教育背景的支行长,其本行的金融科技投入对不良贷款风险抑制作用更显著。

(六) 内生性检验

本文使用工具变量法进行内生性检验,选取与样本支行距离最近的五大国有商业银行支行(相邻大行支行)的金融科技投入水平,作为样本支行金融科技投入的工具变量(IV)。主要理由在于:五大国有商业银行金融科技整体发展处于行业领先地位,因此,与样本支行相邻分支机构的金融科技水平对样本支行存在示范效应,同时,地理位置关系导致的贷款竞争效应也会促使样本支行努力改善科技投入水平,避免在数字化转型竞争中处于被动,因此,相邻大行支行金融科技水平与样本支行的金融科技投入

表9 异质性检验(2)

变量	(1)城六区支行	(2)非城六区支行	(3)有学科背景	(4)无学科背景
<i>it staff</i>	-0.145*** (-3.37)	-0.026* (-1.78)	-0.078*** (-3.28)	-0.078* (-1.77)
<i>software</i>	-0.156*** (-3.21)	-0.067 (-1.28)	-0.047*** (-3.48)	-0.047 (-0.94)
<i>hardware</i>	-0.125*** (-2.89)	-0.078 (-1.28)	-0.012*** (-3.23)	-0.012 (-0.89)
<i>Cons</i>	6.685*** (5.39)	5.674*** (5.28)	12.686*** (4.63)	12.686*** (5.54)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Subbranch</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	2567	1124	1078	2556
<i>R²</i>	0.356	0.187	0.407	0.208

水平高度正相关。同时,相邻大行支行金融科技投入水平不直接影响样本支行不良贷款率,且与模型中其他控制变量和随机扰动项不相关,因此,作为工具变量具有合理性。采用两阶段最小二乘(2SLS)构建的工具变量模型如下:

$$Fintech_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 IV_{it} + \theta controls_{it} + \lambda_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$npls_{it} = \beta_0 + \beta_1 \widehat{Fintech}_{it} + \theta controls_{it} + \lambda_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

模型(5)用以检验工具变量与自变量的相关性,如果估计参数显著,表明二者相关性假设成立,其中Fintech代表本文3个金融科技投入自变量。模型(6)是在模型(5)成立的基础上,检验自变量拟合值 $\widehat{Fintech}$ 对因变量的影响。结果发现,IV估计参数在1%的水平上显著为正,工具变量满足相关性假设。同时,Anderson canon. corr. LM统计量为178.647,达到了1%的显著性水平,Cragg-Donald Wald F统计量为205.673,大于Stock-Yogo weak ID test在10%水平上的14.896,两个统计量分别拒绝了识别不足和弱工具变量的原假设,Anderson-Rubin Wald统计量对应的P值小于1%,拒绝了“内生回归系数之和等于零”原假设,以上检验统计量证明本文工具变量有效性。第二阶段回归结果显示, $\widehat{Fintech}$ 的估计参数在1%水平上显著为负,与基准回归一致。以上表明,即使考虑内生性问题,金融科技投入对不良贷款风险缓释作用依然存在。限于篇幅,内生性检验结果未予报告。

(七) 稳健性检验

本文采用变量替换、样本重组和时间分段三种方法进行稳健性检验,以保证研究结论可靠性。

1. 变量替换。首先进行自变量替换,采用总行对分行合规经营类考核中“数据治理和应用工作评价”指标(estimate)代替3个自变量;其次进行因变量替换,将前述分析中所使用的不良贷款率指标还原为次级、可疑和损失三类不良贷款合计值计算的不良贷款率作为新的因变量。经过上述替换后重新回归。结果显示,新自变量对不良贷款指标的估计参数在1%水平上显著为负,而原自变量对新因变量的估计参数仍显著为负,说明变量替换检验并未改变本文基本结论。

2. 样本重组。在原样本基础上剔除成立不足3年的支行样本后对剩余3556个样本重新回归。理由在于:新设支行通常在不良贷款和经营业绩等指标方面享有缓冲期,因此这类支行数据与其他稳定经营期的支行相比不具有典型性。结果表明,自变量估计参数与基准回归结果基本一致,研究结论稳健。

3. 时间分段。本文将样本划分为三阶段:2008年金融危机前、2008-2019年和2020年至今。结果发现,在2008年金融危机之前,金融科技投入对不良贷款率影响不明显。在金融危机爆发后至2019年,金融科技投入对不良贷款率影响较为显著,说明危机驱使银行业提高了风险防范意识,部署金融科技的意

愿显现。2020-2021年间,金融科技投入对不良贷款率的估计参数值进一步加大,表明受行业转型趋势、市场竞争和疫情叠加影响下,银行投入金融科技的意愿和能力显著增强。限于篇幅,稳健性检验结果未予报告。

四、结论与政策建议

数字化转型已成为各行业普遍趋势,相对于大型银行,中小银行在规模方面处于相对劣势,其对金融科技应用能力和意愿引起关注,甚至引发金融科技会导致中小银行被边缘化的担忧。基于此,本文以北京某大型城商行支行层面微观调研数据为样本,构建了金融科技对不良贷款风险缓释作用的计量模型,研究发现:

第一,金融科技投入可以显著降低不良贷款风险,这种缓释作用具有一定滞后性,并且随时间推移有强化趋势,信息技术人员投入对降低不良贷款风险贡献最大,其次为软件投入。

第二,金融科技投入通过发挥不良贷款风险缓释作用并对银行业绩产生间接影响,金融科技投入—不良贷款风险缓释—经营绩效提升之间存在正反馈循环机制。

第三,金融科技投入对关注类和次级类不良贷款抑制作用显著。信息技术人员投入、软件投入和硬件投入每增长1%,将导致关注类贷款分别下降0.125%、0.236%和0.089%,可疑类贷款分别下降0.077%、0.108%和0.017%。并且软件投入和人员投入对上述两类贷款抑制作用高于硬件投入;第四,机制检验发现,数据治理应用、合规执行和内控执行在金融科技投入影响银行不良贷款风险中发挥了调节作用;第五,异质性检验发现,合规经营、风险管理和经营绩效越高的支行,支行行长具有计算机、法律背景的支行和核心城区支行,金融科技投入对不良风险缓释作用更明显。

基于上述结论,本文政策建议包括:

一是中小银行应加大金融科技部署力度。中小银行不良贷款风险高,处置难度大,因此需要提早布局金融科技规划,实施数字化转型战略,构建大数据风控模式,加大技术人员投入和软件研发投入,重点针对关注类和次级类贷款开发数字风控模块,实现贷款风险早识别、早预防和早化解。

二是加快实施金融科技人才战略。人才培养和投入是金融科技战略有效实施的基础条件。中国人民银行2022年发布《金融科技发展规划(2022-2025)》强调要加快制定金融科技人才相关标准,推进跨地区、跨机构人才顺畅流动,在北京等发达地区建设高水平金融科技人才高地。因此为迎合市场端和实践端需求缺口,要通过产学研结合、校企合作、定向培养等方式,批量培养计算机学科与风险管理学科交叉融合的复合型应用人才。

三是兼顾科技研发投入和绩效动态平衡。考虑到金融科技部署是一项系统工程,前期人力、物力和财力投入较大,涉及流程和环节众多,对当期利润可能造成负面冲击,中小银行因立足本行实际需要和能力基础,采取自主研发和协同共享双轮驱动模式,与科技公司和大型互联网平台进行外采外协和数字共享,最大限度节约资源,实现金融科技最大应用功效。

参考文献

- [1] Benoit Sylvain, Colliard Jean-edouard, Hurlin Christophe, et al. Where the Risks Lie: A Survey on Systemic Risk. *Review of Finance*, 2017, (1).
- [2] 林毅夫,李志赞.中国的国有企业与金融体制改革. *经济学(季刊)*, 2005, (3).
- [3] 吴振宇,唐朝.“十四五”时期金融风险防控面临的挑战与应对策略. *改革*, 2021, (4).
- [4] 陈静.中国金融科技发展概览(2018-2019).北京:社会科学文献出版社, 2020.
- [5] 王海军,曾博,杨虎等.金融科技投入能够增进银行业绩吗?——基于不良贷款风险的视角. *外国经济与管理*, 2021, (12).
- [6] I. Lee, Y. J. Shin. FinTech: Ecosystem, Business Models, Investment Decisions and Challenges. *Business Horizons*,

- 2018, 61(1).
- [7] 邱晗, 黄益平, 纪洋. 金融科技对传统银行行为的影响——基于互联网理财的视角. 金融研究, 2018, (11).
- [8] 李建军, 姜世超. 银行金融科技与普惠金融的商业可持续性——财务增进效应的微观证据. 经济学(季刊), 2021, 21(3).
- [9] 刘少波, 张友泽, 梁晋恒. 金融科技与金融创新研究进展. 经济学动态, 2021, (3).
- [10] Luo Sumei, Sun Yongkun, Zhou Rui. Can Fintech Innovation Promote Household Consumption? Evidence from China Family Panel Studies. *International Review of Financial Analysis*, 2022, 82(C).
- [11] T. Muganyi, L. Yan, Y. Yin. Fintech, Regtech, and Financial Development: Evidence from China. *Financial Innovation*, 2022, 8(1).
- [12] 李广子. 金融与科技的融合: 含义、动因与风险. 国际经济评论, 2020, (3).
- [13] 方意, 王羚睿, 王炜. 金融科技领域的系统性风险: 内生风险视角. 中央财经大学学报, 2020, (2).
- [14] 顾海峰, 高水文. 数字金融是否影响商业银行风险承担——基于中国170家商业银行的证据. 财经科学, 2022, (4).
- [15] 易宪容, 郑丽雅, 何人可. 金融科技合约关系的实质、运行机理及风险防范——基于现代金融理论的一般分析. 社会科学, 2019, (5).
- [16] 郭品, 沈悦. 互联网金融、存款竞争与银行风险承担. 金融研究, 2019, (8).

Fintech Investment and Non-performing Loan Risk Mitigation

Micro-evidence from 230 Branches of Commercial Banks in Beijing

Wang Haijun (Beijing Wuzi University)

Liu Chao (Bank of Beijing)

Long Teng (Yunnan University)

Abstract Fintech has a natural attribute of managing risks. Under the background of accelerating promotion of digitalization and fintech strategy among global financial institutions, it is of great practical significance for banks to study the ability of applying fintech to resolve the risk of non-performing loans at the level of basic branches of small and medium-sized commercial banks. Financial technology investment represented by information technology personnel investment as well as information software and hardware investment can reduce the risk of non-performing loans, play a role in risk mitigation and improve bank performance significantly. Among them, the investment of information technology personnel is the most significant. Fintech has a lagging tendency in mitigating the risk of non-performing loans and there exists a positive feedback mechanism between fintech investment, risk mitigation of non-performing loans and improvement of business performance. The above action mechanism is more significant in bank branches with better data governance application, compliance implementation and internal control implementation.

Key words fintech; non-performing loans; risk mitigation; compliance operation

■ 收稿日期 2022-06-09

■ 作者简介 王海军, 经济学博士, 北京物资学院经济学院中国投资者教育与保护研究中心研究员; 北京 101126;
刘超, 北京银行股份有限公司高级经济师; 北京 101100;
龙腾(通讯作者), 云南大学经济学院博士研究生; 云南 昆明 650504。

■ 责任编辑 何坤翁