

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.20211215.201

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

王海军¹, 曾博², 杨虎³, 王梦凯⁴

(1. 北京物资学院经济学院, 北京 101125; 2. 河南工业大学经济贸易学院, 河南 郑州 450000;
3. 中央财经大学信息学院, 北京 100081; 4. 中国财政科学研究院, 北京 100142)

摘要: 金融科技是当前商业银行重要的技术和模式创新。本文采用2005—2020年A股上市银行微观数据, 构建了金融科技、不良贷款和银行业绩的理论与计量模型, 研究发现: 第一, 金融科技可以显著提高银行业绩, 但是这种促进作用存在滞后性, 金融科技削弱了银行当期业绩, 但是在平均滞后4—5年后, 对银行业绩增进作用开始显现, 并呈现边际贡献递增趋势。第二, 金融科技有助于银行进行风险识别、量化和定价, 通过抑制不良贷款风险损失, 进而提高了银行预期收益, 其中信息技术人员投入、软件投入和硬件投入对关注类贷款率和损失类贷款率的抑制作用更为明显。第三, 银行规模异质性将扩大金融科技投入差距, 并会引起信贷市场风险外溢和风险迁移, 中小银行面临的不良贷款风险有扩大趋势。本文的研究对于当前商业银行合理布局金融科技, 防范化解不良贷款风险, 改进业务经营绩效, 实现高质量发展具有重要启示。

关键词: 金融科技; 不良贷款; 风险抑制; 风险迁移; 业绩增进

中图分类号: F270 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2022)06-0094-16

一、引言

金融系统的不良贷款是形成市场风险、流动性风险、交易对手风险等众多风险的根源(隋聪等, 2019), 是衡量经济金融系统性风险累积的关键性指标(林毅夫等, 2004), 也是侵蚀金融机构利润、降低偿付能力的主要原因(Diebold和Yilmaz, 2014)。因此对金融不良贷款风险防范化解一直是金融监管的核心内容。国家“十四五”规划强调实施金融安全战略, 健全金融风险预防、预警、处置、问责制度体系, 强化不良贷款认定和处置。2021年8月中央财经委员会会议再次

收稿日期: 2021-09-02

基金项目: 北京市哲学社会科学青年项目(21JJC035)

作者简介: 王海军(1982—), 男, 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;

曾博(1995—), 男, 河南工业大学经济贸易学院硕士研究生;

杨虎(1983—), 男, 中央财经大学信息学院副教授(通讯作者, hu.yang@cufe.edu.cn);

王梦凯(1998—), 男, 中国财政科学研究院硕士研究生。

提出要统筹做好重大金融风险防范化解工作,毫不松懈防范化解各种金融风险,持之以恒认真应对不良资产集中反弹。近些年随着我国经济进入新常态,经济增速明显放缓,实体经济转型困难,尤其是对新冠肺炎疫情救助的宽松信用政策逐渐退潮,信用风险和流动性风险近期已有所显现,预计2021年底前后将爆发新一轮违约高峰,并将出现更大的金融市场波动和局部性金融危机(吴振宇和唐朝,2021)。据银保监会统计,截至2020年底,国内商业银行不良贷款率1.92%,已连续12个季度维持在1.8%以上,不良贷款余额3.5万亿元,关注类贷款为3.77万亿元,均为历史之最。如果考虑到关注类贷款中可能有很大部分是被掩盖的潜在不良贷款,则目前商业银行整体不良率可能接近4%。受不良贷款风险侵蚀,我国商业银行平均资本利润率从2018年的11.73%降至2020年底的9.48%,平均资产利润率从2018年的0.9%下降至2020年的0.77%。

与此同时,5G、大数据、人工智能、区块链和云计算等新兴技术在金融业的广泛应用,持续推动金融科技不断创新和变革,促进了金融机构运营成本的降低和金融服务效率的提高(陈静,2019)。加快金融科技的战略部署与应用,已成为当前增强金融服务实体经济能力、防范化解重大金融风险的有效途径。金融科技本身具有降低交易费用、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基本功能,在解决不良贷款风险管理“痛点”方面具有天然优势,例如运用大数据等创新技术建立金融风控模型,可以有效甄别高风险交易,实现风险早识别、早预警和早处置,提升金融风险防御能力;运用数字化监管协议等监管科技工具,可有效推动金融监管模式由事后监管向事前、事中监管转变,缓解信息不对称问题,提升金融监管效率。

综上,防范化解金融不良贷款风险关系到国家金融安全与金融稳定,而金融安全与金融稳定又是我国经济社会高质量发展的重要保障。基于此,本文构建金融科技、不良贷款和银行业绩关系的分析模型,探究金融科技通过抑制不良贷款风险来实现商业银行业绩改进的可能路径。本文研究贡献在于:一是探讨金融科技对于商业银行不良贷款风险抑制和业绩增进的理论机制,为系统性金融风险理论、金融安全理论等方面的学术研究提供新的研究思路。二是研究成果为我国金融不良贷款风险防范和风险治理提供全新视角:首先,可为商业银行不良贷款风险管理提供理论工具。其次,为金融科技相关创新服务与产品的场景应用提供研究参考。最后,为金融监管机构的监管创新提供对策依据,助力金融安全和金融稳定。

二、文献综述与理论分析

(一)文献综述

1.不良贷款相关研究

目前对于不良贷款的研究主要从形成机制、治理监管、处置模式三个方面展开。(1)形成机制。中国的不良贷款与国有企业存在重大关系(林毅夫等,2004),国有企业和银行的预算软约束是导致银行不良贷款形成的内生性原因(施华强,2004),而政府对银行的干预也是导致不良贷款形成的原因(谭劲松等,2012)。此外银行的贷款集中度等特征因素都会对不良贷款产生影响(祝继高等,2012;Koju等,2018)。(2)治理监管。仅靠剥离不良贷款并不能够很好地降低银行的不良贷款率,需要采取多元化、市场化方式进行处置(李德,2004),不同的银行应该采取不同的处置方式,要强化资产处置中的激励约束机制,从而提高金融效率(李亚新,2004)。罗玉辉和张志(2018)提出监管机构应加强对授信行业集中度、金融控股集团、互联网金融业务等多方面管理,从而化解不良贷款风险。(3)处置模式。王国刚(2018)指出目前进行的债转股,并未真正落实市场化,仍需强化竞争机制。资产证券化作为处置不良贷款的主要方式,其风险隔离更为

稳健。王京滨和李博(2021)提出可以通过调节银行业务地理集中程度来防范不良贷款的发生和金融风险。

2. 金融科技相关研究

金融科技是技术驱动型的金融创新,强调技术创新对于金融效率的提升以及由此带来的新业务模式、应用、流程或产品,从而对金融市场、金融机构或金融服务提供方式造成重大影响。目前对金融科技的研究主要集中在以下几方面:(1)关于金融科技基础研究范式的研究,包括概念界定(FSB,2016;中国人民银行,2019),发展定位(中国人民银行,2019)、市场定位(中国信通院,2019)、功能定位(邓辛,2020)。(2)金融科技相关理论基础分析(李建军和彭俞超,2021)。(3)金融科技对传统金融机构渠道、业务和绩效的研究(Lee和Shin,2018;邱晗等,2018;李建军和姜世超,2021;刘少波等,2021)。(4)金融科技对金融服务实体经济及货币政策传导机制的研究(宋敏等,2021)。

3. 金融科技与风险治理研究

近期已有文献开始研究金融科技与风险治理的关系,主要包括:(1)金融与科技的风险融合研究(李广子,2020;方意等,2020)。(2)金融科技与系统金融风险扩散的影响研究(郭品和沈悦,2019;刘孟飞,2021)。(3)金融科技对金融机构风险管理的赋能研究(Lee和Shin,2018)。(4)金融科技背景下金融监管面临的调整和范式的转变(周仲飞和李敬伟,2018;杨东,2018;Khan和Malaika,2021)及监管科技与合规科技研究(Duddridge和Zhang,2021;Crisanto等,2021;Antunes,2021)。此外,已经有文献开始关注金融科技对银行财务绩效和创新能力的影
响(冯永琦和张浩琳,2021),并对其中的作用机制进行了初步探索。

综上所述,目前学界对金融不良贷款和金融科技的研究仍存在以下不足:一是重在描述、探讨金融科技本身的特性以及在营销渠道、支付结算、财富管理和咨询服务方面的应用,对于不良贷款风险管理方面的功能研究较少。二是侧重于风险暴露事后阶段的归因研究和处置模式比较研究,而对于不良贷款风险的事前评估防范研究较少。三是大部分采用宏观数据和定性研究居多,微观数据研究方面的定量较少,研究颗粒度不够。

(二) 理论分析与研究假设

1. 传统信贷市场的失灵

假定信贷市场有连续多个贷款项目,每个项目有成功或失败两种可能结果:项目成功时借款人预期收益为 R ($R > 0$),项目失败时期望收益为0。同时假定所有贷款项目具有相同收益均值 T , $p(R)$ 是给定项目成功的概率,则 $p(R)R = T$,即成功时的收益 R 越高,成功的概率 p 越低。银行无法识别借款人风险类型,但依据历史经验可以估算项目成功或失败概率。进一步假定每个贷款项目资金需求都为1,银行贷款是唯一资金来源,借款人自有资金为零,贷款利率为 i 。则考虑借款人道德风险的银行期望收入函数为:

$$\bar{\pi}(i) = (1+i)\bar{p}(i)\bar{s}(\cdot) \quad (1)$$

$\bar{s}(\cdot)$ 代表借款人的平均还款意愿,与利率 i 无关,以概率形式表示,且 $0 \leq s \leq 1$,当 $s = 0$ 时表示借款人无任何还款意愿,而当 $s = 1$ 时,表示借款人有极强还款意愿。 s 与利率 i 无关意味着,利率只影响项目成功概率即 $\bar{p}(i)$,而无法影响借款人的主观还款意愿,即利率的提高即使超过了项目本身可承受的水平且变得经济上不可行,借款人仍有借款动机和主观违约可能。在项目风险和借款人道德风险叠加情况下,银行识别风险的难度增大,银行预期收入下降。如图1所示,银行实际的预期收入曲线存在向下移动的趋势(由 $\bar{\pi}_1$ 至 $\bar{\pi}_2$),移动的距离反映了借款人道德风险对银行预期收入的冲击程度。在给定利率 i^* 水平下,银行预期收入 $\pi^* < \pi^e < \pi^h$,银

行总的风险损失金额为 $NPLS = \pi^h - \pi^*$, 并可分解为 $(\pi^h - \pi^\epsilon)$ 和 $(\pi^\epsilon - \pi^*)$ 两部分, 其中: $(\pi^h - \pi^\epsilon)$ 可以理解为项目风险造成的不良贷款损失, $(\pi^\epsilon - \pi^*)$ 可以理解为借款人道德风险造成的不良贷款损失。在既无法判断具体项目成功概率, 也无法识别借款人违约风险的情况下, 传统银行不得不采取增信策略以补偿贷款损失。

2. 金融科技的风险抑制与银行业绩增进

金融科技依赖的大数据、人工智能、云计算、区块链等核心技术在金融风险管理方面各有优势: 其一, 基于大数据和云计算技术, 金融科技能够处理和计算海量、多维和动态的大样本甚至是“全样本”数据, 对借款项目和借款人进行全方位风险扫描与行为画像, 获得比人工经验推算更加精准的运算结果。其二, 基于区块链的多节点、不可篡改、共同维护和可追溯特征, 以及智能合约在协议文本自动执行方面的特点, 金融科技在金融反欺诈、反洗钱、反恐怖融资等方面具有较高应用价值。其三, 与传统信贷模式下主要依赖历史信息不同, 人工智能算法可以对贷款项目和借款人的未来行为进行准确预测, 预测信息将作为风险定价的重要参考。此外, 金融科技的投入具有规模效益递增和正的网络外部性, 其所处理的数据规模越大, 其算力会呈现指数式增长, 可以极大降低成本, 提高金融效率。基于以上特性, 金融科技一方面可对具体贷款项目违约概率进行风险识别与评估, 另一方面对借款人道德风险和违约行为可进行精准预测与量化, 协助银行综合评估借款人的还款能力和还款意愿, 为差异化风险定价提供了基础。因此, 金融科技介入后银行的预期收入函数将发生变化:

$$\bar{\pi}(i) = (1 + i_L) \bar{p}(i_L) \bar{s}_L \theta + (1 + i_H) \bar{p}(i_H) \bar{s}_H (1 - \theta) \quad (2)$$

公式(2)右边第一项代表银行向低风险项目和借款人提供低利率后的预期收入, 第二项代表银行向高风险项目和借款人提供高利率后的预期收入, θ 为银行根据风险评估结果和期望利润所做的两类贷款的分配权重。该式表明, 存在一条可行的“利率走廊” ($0 \leq i_L \leq i \leq i_H \leq i^*$), 在此范围内, 可证明至少有一对利率组合 (i_L, i_H) 使得 $\pi \geq \pi^*$, 证明如下:

假定不存在金融科技介入情况下, 根据公式(1), 令 $\bar{p}(i) = 0.8, \bar{s}(\cdot) = 0.8, i = 0.3$, 可得 $\pi^* = 0.832$; 存在金融科技介入的情况下, 令 $p_L = 0.9, s_L = 0.9, p_H = 0.7, s_H = 0.7$ 。

情形1: 当 $\theta = 1$, 贷款全部为低风险贷款, 根据公式(2), $\pi = 0.81(1 + i_L)$, 如需 $\pi \geq \pi^*$, 则只要满足 $0.81(1 + i_L) \geq 0.832$, 得 $i_L \geq 0.03$, 也即 i_L 只要满足取值在 $(0.03, 0.3)$ 范围内, 银行的期望收益总会得到改善。

情形2: 当 $\theta = 0$, 贷款全部为高风险贷款, 根据公式(2), $\pi = 0.49(1 + i_H)$, 如需 $\pi \geq \pi^*$, 则只要满足 $0.49(1 + i_H) \geq 0.832$, 得 $i_H \geq 0.7$, 也即 i_L 只要满足取值在 $(0.7, +\infty)$ 范围内, 银行的期望收益总会得到改进。

情形3: 当 $\theta = 0.5$, 即50%高风险贷款和50%低风险贷款, 令 $i_L = 0.05, i_H = 0.75$, 则 $\pi = 0.87 > \pi^*$, 因此 $(0.05, 0.75)$ 是一对令银行期望收益改善的利率组合, 理论上在“利率走廊”范围内还存在更多种类这样的贷款利率组合。如图2所示, 在金融科技赋能情况下, 银行预期收入曲线上移, 逼近潜在收益水平。银行预期收入曲线还可以扩展为连续可微形式:

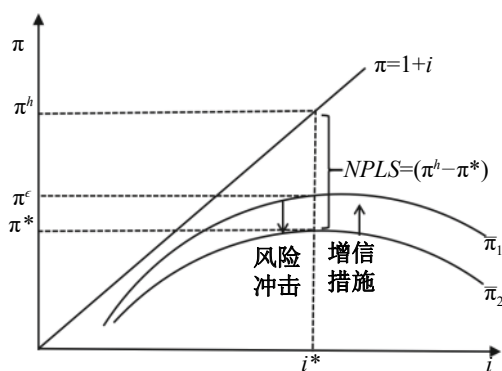


图1 道德风险冲击与增信措施

$$\pi(r) = \int_0^{r^e} (1+r_i)p_i(r_i)s_i\theta_i dr \quad (3)$$

公式(3)中, r_i 、 p_i 、 s_i 和 θ_i 分别代表第 i 个项目给定的利率定价、项目成功概率、借款人违约概率和贷款权重, r^e 代表银行贷款利率的监管上限。该式意味着, 金融科技可帮助银行实现普惠金融, 将原先无法触及的中小微企业和零售客户, 通过大数据和人工智能等方式进行风险评级和信用打分, 从而确定相应贷款利率和额度, 解决传统银行“长尾客户”服务不足的痛点。综

上, 金融科技的投入可以通过提高银行风险识别能力, 帮助银行进行风险量化和差异化风险定价, 而核心逻辑就是准确识别风险, 降低违约风险发生的可能性, 减少不良贷款损失, 最终提高银行业绩水平, 具体作用路径如图3所示。

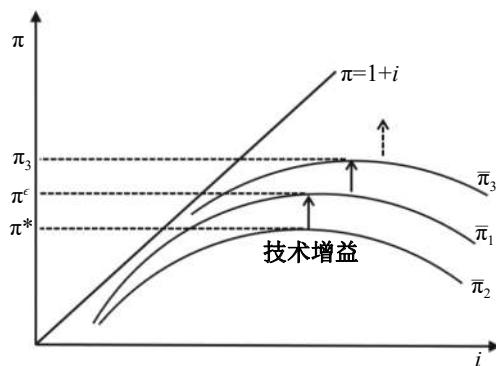


图2 金融科技改变银行预期收入边界

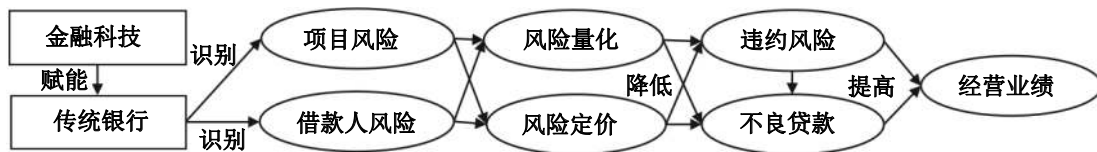


图3 金融科技提高银行业绩的作用路径

基于上述分析, 本文提出两个基本假设:

H1: 在其他条件不变的情况下, 金融科技投入可以提升银行业绩水平。

H2: 不良贷款风险在金融科技与银行业绩的正向关系中发挥了中介效应, 即金融科技通过抑制不良贷款风险损失而提高了银行的业绩水平。

此外, 本文理论分析并没有考虑银行个体层面的异质性, 如经营规模、股权结构、风险管理、投入能力和意愿等方面的差异, 而这些差异必然影响银行对金融科技投入力度和强度, 及其对不良贷款和银行业绩的作用效果(潘敏和张依茹, 2012; 冯永琦和张浩琳, 2021; 李建军和姜世超, 2021)。如大型银行有更为充足的经济资源进行金融科技应用和部署, 深度融合信息技术能力更强(刘孟飞和蒋维, 2020; 杨望等, 2020), 可以更好地识别风险客户, 理论上大型银行不良贷款风险会趋于收敛。而部分高风险项目和客户因得不到大型银行贷款转向中小银行, 加之中小银行金融科技投入不足, 并仍依赖传统的风险定价方式, 缺乏准确识别高风险客户的能力, 因此中小银行可能面临更高的外溢风险。为此本文还提出假设3:

H3: 银行规模的异质性将扩大金融科技投入差距, 可能引起信贷市场中不良贷款风险外溢和风险迁移。

三、研究设计

(一) 变量选取

本文选取2005年至2020年中国A股上市的40家银行的季度数据, 按照插值法对缺失重要变量的样本进行数据补齐, 最终获取2560条样本数据, 各变量选择及数据来源如下:

1. 因变量。本文从收益和风险两个角度衡量银行业绩。衡量收益的指标选择净利率(nm)和净资产收益率(roe), 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。风险指标选择核心资产充足率(*ccar*),反映银行抗御风险的整体能力,该指标越高代表银行抗风险能力越强。数据来源于银行季报和年报。

2.自变量。本文主要从人员的投入和技术投入两方面衡量商业银行金融科技投入水平。人员投入采用信息技术人员在总员工中占比(*it staff*),技术投入包括三类:信息技术软件投入在营业收入的占比(*software*)、信息技术硬件投入在营业收入的占比(*hardware*)和专利知识宽度(*IPC*)。专利知识宽度是指专利内所包含知识的复杂和广泛程度,专利知识越复杂、涉及技术领域越广,说明该专利的新颖性越高、模仿难度越大,由此该专利所承载的技术具有较强的突破性创新(张杰和郑文平,2018),该指标根据incoPat专利数据库中银行申请发明专利整理所得。其他3个指标根据银行财报资产科目相关数据计算所得。

3.中介变量。中介变量选择不贷款率。考虑到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,而关注类贷款迁徙率反映的是上期正常类贷款转为关注类贷款的比例,也即反映了资产风险短期变化程度,因此本文构建一个新的指标来反映银行真实贷款风险,即潜在不良贷款率(*NPLS*)=不良贷款率+关注类贷款率×关注类贷款迁徙率。此外,本文还考察不良贷款其他细分指标:关注类(*interest*)、次级类(*secondary*)、可疑类(*doubt*)和损失类(*loss*),以反映不同阶段的风险程度。数据根据各银行季报和年报摘录计算。

4.控制变量。根据以往文献研究,影响银行业绩的其他变量主要包括:(1)净息差(*nim*),净息差是银行利润的主要来源,净息差越高,代表银行通过利息获利的能力越强。(2)不良贷款拨备覆盖率(*coverage*),一般拨备覆盖率会影响当期利润,拨备覆盖率越高,意味着计提的坏账准备越多,会拉低当期利润,但是银行往往也会超额计提拨备覆盖率,以平滑业绩波动,因此当期计提比例高,可能会在下期回吐利润,提高下期利润水平,因此本文采用拨备覆盖率上期值。(3)银行规模(*size*),本文以营业收入表征银行规模。通常认为营业收入规模越高,利润率也越高,但是随着银行业的市场开放、利率市场化以及竞争加剧,银行在规模扩张的同时可能带来边际收益递减(Adrian和Brunnermeier,2016),因此营业收入规模对银行业绩的影响可能是负面的。(4)营业网点数(*network*),通常网点数量越多代表银行的市场渗透力越强,但是物理网点往往也是银行成本最高,管理最困难和风险最集中的服务渠道,尤其是随着金融“脱媒”和疫情导致的金融服务互联网化,网点规模扩展有可能对银行绩效形成负面影响。(5)宏观经济变量,银行业是典型的周期性行业,与经济增长周期高度相关,为此选择同期经济增速(*GDP*)和物价指数(*CPI*)为宏观经济指标,其中*GDP*增速与银行业绩正相关,*CPI*与银行业绩负相关,相关数据来源于Wind数据库。

(二)模型设定

为了检验假设1和2,本文利用中介效应模型进行分析:第一步,构建金融科技对银行业绩的基准回归模型(4),参数 β_1 反映了金融科技对银行业绩影响的总效应,如果其显著为正,则表明金融科技对银行业绩存在正向影响。第二步,构建金融科技对不良贷款影响的回归模型(5),如果参数 γ_1 显著为负,则说明金融科技对不良贷款具有抑制作用。第三步,将第二步中回归结果带入模型(4)得到全变量模型(6),参数 δ_2 反映了金融科技对银行业绩影响的直接效应,参数 δ_1 反映了金融科技通过不良贷款传导机制对银行业绩的间接影响(中介效应)。当估计参数 β_1 、 γ_1 、 δ_1 和 δ_2 均显著且有 $\delta_2 < \beta_1$ 时,中介效应成立。

$$PERF_{it} = \beta_0 + \beta_1 FinTech_{it} + \theta Controls_{it} + \gamma_t + \phi_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

$$NPLS_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 FinTech_{it} + \theta Controls_{it} + \gamma_t + \phi_i + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$PERF_{it} = \delta_0 + \delta_1 NPLS_{it} + \delta_2 FinTech_{it} + \theta Controls_{it} + \gamma_t + \phi_i + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

四、实证分析

(一)描述性统计

表1报告了变量的描述性统计,各变量标准差最大为8.6343,说明各变量的描述性统计均在正常范围内,此外对样本按照1%和99%的标准进行Winsorize处理以控制极端值影响。

表1 描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	中值	最大值
<i>nm</i>	2 520	34.7947	7.0961	4.2309	35.0909	58.7979
<i>roe</i>	2 560	16.5349	5.5393	2.2576	16.1568	41.1242
<i>ccar</i>	2 515	10.2606	2.2877	2.3400	9.8900	26.8500
<i>NPLS</i>	2 560	1.8108	1.5317	0.0000	1.5900	23.5700
<i>interest</i>	2 415	3.7431	4.0948	0.3333	2.5900	30.9000
<i>secondary</i>	2 415	0.7070	0.7473	0.0000	0.5700	8.2600
<i>doubt</i>	2 400	0.6292	1.2519	0.0100	0.4300	21.1200
<i>loss</i>	2 250	0.2853	0.8376	0.0000	0.1700	15.8200
<i>it staff</i>	2 250	0.0023	1.5422	0.0001	0.0028	0.0078
<i>software</i>	2 560	19.4330	1.6976	14.6497	19.4749	23.4714
<i>hardware</i>	2 560	20.6409	1.6497	16.9767	20.2611	24.9296
<i>IPC</i>	2 560	2.3904	1.8648	0.0000	1.9459	7.4430
<i>nim</i>	2 195	2.5408	0.5305	1.2500	2.5000	4.3100
<i>coverage</i>	2 560	3.0473	0.7249	1.7000	2.8500	5.4000
<i>size</i>	2 560	5.2687	1.8644	1.3410	4.9883	9.0855
<i>network</i>	2 560	20.5228	8.6343	8.6325	15.6432	30.5324
<i>GDP</i>	2 560	7.9928	2.6075	2.3000	7.5500	14.2000
<i>CPI</i>	2 560	2.7378	1.6807	-0.7300	2.5200	5.9300

(二)基准回归

根据计量模型(4),表2报告了金融科技投入对银行业绩的基准回归结果和金融科技投入对银行业绩影响由负转正的关键过程(限于篇幅,控制变量逐次加入的结果未予报告)。结果显示,金融科技投入对银行净利率、净资产收益率和核心资本充足率的影响在当期为负,但随着时间的推移,金融科技投入对业绩的正向效用会逐渐显现,并表现出边际贡献递增趋势。其中,前三列反映了金融科技投入对银行当期业绩影响,信息技术人员占比和软件投入占比对银行当期的影响为负,说明信息技术人员投入和软件投入会显著削弱银行当期业绩,即产出效益只有经历一定持续投资期才会显现。中间三列反映了金融科技投入对业绩影响由负转正临界点的影响,将净利率滞后4年、净资产收益率滞后3年和核心资本充足率滞后4年时,金融科技投入对业绩的影响开始转为正向,尽管大部分指标仍不显著。最后三列展示了金融科技投入对业绩影响首次为正时的结果,当滞后期再延长1年,金融科技对业绩指标的影响开始显著为正,且参数值均有所增大,表明金融科技投入的边际贡献增大。具体而言,信息技术人员占比对*nm*、*roe*和*ccar*的影响为正,其每增长1%,将促进*nm*、*roe*和*ccar*分别提高3.6732%、1.2863%和0.2134%;软件投入占比对*nm*、*roe*和*ccar*的影响为正,其每增长1%,将促进*nm*、*roe*和*ccar*分别提高1.9853%、0.8421%和0.0732%;硬件投入占比对*nm*、*roe*和*ccar*也存在正向影响,其每增长1%,将促进*nm*、*roe*和*ccar*分别提高1.9521%、0.0422%和0.0143%;最后,专利知识宽度对*nm*、*roe*和*ccar*也存在正向影响,其每增长1%,将促进*nm*、*roe*和*ccar*分别提高0.8521%、0.2234%和0.0156%。从参数值看,信息技术人员占比对银行业绩的促进作用最大,其次为软件投入占比。因此假设1成立。

表2 金融科技对银行业绩影响的基准回归

变量	(1)当期影响			(2)临界期影响			(3)转正期影响		
	<i>nm</i>	<i>roe</i>	<i>ccar</i>	<i>nm</i> (+4)	<i>roe</i> (+3)	<i>ccar</i> (+4)	<i>nm</i> (+5)	<i>roe</i> (+4)	<i>ccar</i> (+5)
<i>it staff</i>	-3.6622*** (-3.24)	-2.4263*** (-3.86)	-0.3427** (-2.42)	0.0153 (0.27)	0.0142* (1.77)	0.2521 (0.63)	3.6732*** (3.57)	1.2863** (2.76)	0.2134*** (3.56)
<i>software</i>	-2.0633*** (-3.72)	-2.6532*** (-4.78)	-0.2733 (-1.21)	0.3252 (0.45)	0.0326* (1.78)	0.4531 (0.43)	1.9853*** (3.24)	0.8421** (2.54)	0.0732*** (3.16)
<i>hardware</i>	-0.4053 (-0.82)	-1.5621** (-2.32)	-0.1031 (-0.38)	-0.3264 (-0.56)	0.0511 (1.53)	0.0331 (1.09)	1.9521* (1.84)	0.0422** (2.55)	0.0143** (2.25)
<i>IPC</i>	-0.0024 (-0.54)	-0.0167* (-1.87)	0.0062 (1.23)	0.8106 (1.56)	0.0140* (1.84)	0.0173 (0.83)	0.8521* (1.88)	0.2234* (1.83)	0.0156* (1.67)
<i>nim</i>	1.5736*** (4.56)	1.4663*** (3.01)	1.3632** (2.53)	1.6632** (2.36)	2.4732* (1.89)	1.9308** (2.76)	2.8685*** (6.89)	1.0864*** (3.54)	1.4263*** (5.78)
<i>coverage</i>	0.0106** (2.40)	0.0135*** (2.85)	0.256*** (2.89)	0.0102*** (2.66)	0.0146*** (2.88)	0.0112*** (4.67)	0.0097** (2.51)	0.0116** (2.25)	0.0102** (2.01)
<i>size</i>	-0.8574* (-1.79)	-0.9701* (-1.89)	-1.0322 (-1.53)	-0.8572 (-1.42)	-0.1156* (-1.88)	-0.2132** (-2.31)	-0.0126* (-1.88)	-0.0183 (-1.32)	-0.0163 (-1.27)
<i>network</i>	-0.1972** (-2.21)	-0.2721* (-1.88)	-0.1123 (-1.23)	-0.3520* (-1.69)	-0.4721** (-1.91)	-0.1152 (-1.49)	-0.0178** (-2.20)	-0.0581** (-2.07)	-0.0273* (-1.86)
<i>GDP</i>	0.6315*** (3.92)	0.6843*** (4.12)	0.7504*** (4.39)	0.6521** (2.27)	0.4636*** (2.90)	0.3685*** (3.28)	0.4627*** (4.74)	0.3632** (3.91)	0.3854*** (2.83)
<i>CPI</i>	-0.3043* (-1.84)	-0.3535*** (-3.46)	-0.1532 (-1.08)	-0.2684 (-1.23)	-0.2674** (-2.11)	-0.3524** (-2.03)	-0.0532* (-1.85)	-0.0647** (-2.14)	-0.1633* (-1.87)
<i>Cons</i>	15.5375*** (5.45)	10.6432*** (8.67)	15.7432*** (3.21)	31.9543 (1.27)	30.6225*** (3.78)	27.8532*** (2.98)	-24.7433** (-2.05)	26.6643 (1.04)	21.7531 (0.78)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Bank</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>	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560
<i>R²</i>	0.1785	0.3562	0.3132	0.3963	0.4632	0.2352	0.3733	0.3068	0.3032

注:因变量括号中的数字代表滞后年数。括号中为*t*值,*、**、***分别代表10%、5%、1%的显著水平,下表同。

控制变量整体较为显著,以第(3)列为例,净息差和拨备覆盖率对净利率、净资产收益率和核心资本充足率的影响均显著为正,净息差对净利率的影响最大,拨备覆盖率对净资产收益率影响最大;银行规模对净息差的影响为负,且在10%的水平上显著,对净资产收益率和核心资本充足率的影响为负但不显著,表明银行规模扩展不仅不会带来业绩改善,可能还会造成盈利能力下滑和资产质量恶化;营业网点规模对净利率、净资产收益率和核心资本充足率的影响均为负,证明银行单纯的规模扩展存在边际报酬递减的可能;最后宏观变量*GDP*对银行业绩的影响总体为正,而*CPI*对银行业绩的影响总体为负,说明银行业作为典型的顺经济周期行业,经济扩展导致的宽松信贷政策会促进银行盈利的提升,而物价上涨引起的通胀会降低实际利率,压缩银行实际收益。

(三)中介效应检验

1.金融科技与不良贷款

依据计量模型(5),表3展示了金融科技投入对不良贷款影响的检验结果,其中第(1)至(4)列为四类金融科技投入与不良贷款率的单独回归结果,第(5)列是全变量回归结果。结果显示,金融科技投入对不良贷款率均有显著的负向影响,即证明银行金融科技投入的加大可以显著

降低不良贷款风险。以第(5)列为例,信息技术人员占比对不良贷款率的影响显著为负,信息技术人员占比每增加1%,将促使不良贷款率降低1.0522%;软件投入占比对不良贷款率具有显著的负向影响,软件投入占比每增加1%,将促使不良贷款率降低0.5038%。硬件投入占比和专利知识宽度对不良贷款率的影响也显著为负,硬件投入占比和专利知识宽度占比每增长1%,将导致不良贷款率降低0.367%和0.0071%。总体而言,信息技术人员投入对降低不良贷款风险的贡献最大,软件投入的贡献次之。

表3 金融科技投入对不良贷款的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>it staff</i>	-1.2482***(-3.89)				-1.0522***(-3.62)
<i>software</i>		-0.7993***(-3.36)			-0.5038**(-2.56)
<i>hardware</i>			-0.5522***(-3.37)		-0.3670**(-2.67)
<i>IPC</i>				-0.0044***(-3.32)	-0.0071***(-3.74)
<i>Cons</i>	4.0765(0.36)	-4.0325(-1.57)	1.8118*** (27.91)	4.777*** (25.85)	13.4678(1.52)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Bank</i>	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560
<i>R²</i>	0.1068	0.1521	0.0942	0.1321	0.2363

2.金融科技、不良贷款与银行业绩

根据计量模型(6),表4报告了中介效应模型的最终检验结果。可以看出,不良贷款对银行业绩的影响在所有回归模型中仍显著为负。而金融科技投入对银行净利率、净资产收益率和核心资本充足率的影响在当期仍为负向,在平均滞后4至5年后转正,该结论与表2的结果一致。对比表2和表4转正期金融科技各指标的估计参数值发现,表4中金融科技各指标估计参数明显小于表2中对应值,因此存在中介效应。本文还利用Bootstrap抽样法对中介效应进一步检验。经过1000次抽样,各变量值与显著性水平报告如下:*nm*对应的总效应值为7.6106($p < 0.05$),中介效应值为2.4619($p < 0.05$),直接效应值为5.1487 ($p < 0.05$),中介效应占比32.34%;*roe*对应的总效应值为2.1707($p < 0.01$),中介效应值为0.9749($p < 0.01$),直接效应值为1.1958($p < 0.05$),中介效应占比44.91%;*ccar*对应的总效应值为0.3009($p < 0.01$),中介效应值为0.1206($p < 0.01$),直接效应值为0.1803($p < 0.01$),中介效应占比40.08%。因此三个因变量均存在部分中介效应。

(四)传导机制的进一步分析

不良贷款风险存在时变特征,总体上逾期时间越久,资产质量越差,本息损失风险越高,因此金融科技投入究竟在哪个阶段和环节发挥作用更大?为此本文进一步检验自变量对四个中介变量的影响,检验结果见表5。结果表明,金融科技对于关注类贷款和损失类贷款的抑制作用更强,而对次级和可疑类贷款的抑制作用较弱。可能的原因在于:一方面,金融科技对于贷前阶段的风险识别和风险定价具有技术优势,有助于银行贷前和贷中风险防控,降低正常类贷款转化为关注类贷款的概率。另一方面,金融科技提高了银行在贷后阶段进行风险预警和风险处置的能力,降低了风险资产进一步恶化为损失类的概率。具体而言,信息技术人员投入、软件投入和硬件投入对关注类贷款比率和损失类贷款比率具有明显的抑制作用,这三类投入占比每增长1%,将导致关注类贷款比率分别下降3.6288%、1.2209%和1.3129%,损失类贷款率分别下降1.6231%、0.5989%和0.0532%。

表4 全变量回归模型

变量	(1)当期影响			(2)临界期影响			(3)转正期影响		
	<i>nm</i>	<i>roe</i>	<i>ccar</i>	<i>nm(+4)</i>	<i>roe(+3)</i>	<i>ccar(+4)</i>	<i>nm(+5)</i>	<i>roe(+4)</i>	<i>ccar(+5)</i>
<i>NPLS</i>	-1.0723*** (-3.54)	-1.0521*** (-3.42)	-1.4619*** (-4.80)	-1.2478*** (-4.15)	-1.2268** (-2.32)	-1.5721** (-2.41)	-1.8532*** (-3.32)	-0.3632*** (-2.80)	-1.1532** (-2.12)
<i>it staff</i>	-3.6207*** (-3.38)	-2.4235*** (-3.77)	-0.3427** (-2.31)	0.0169 (0.29)	0.0126* (1.67)	0.2509 (0.68)	2.3218*** (3.26)	0.7051** (2.78)	0.1283*** (3.41)
<i>software</i>	-2.0314*** (-3.21)	-2.6532*** (-4.66)	-0.2643 (-1.31)	0.3202 (0.45)	0.0318* (1.78)	0.4064 (0.43)	1.3678*** (3.18)	0.4681** (2.54)	0.0422*** (3.16)
<i>hardware</i>	-0.4553 (-0.83)	-1.4263** (-2.32)	-0.1153 (-0.67)	-0.3064 (-0.78)	0.0567 (1.51)	0.0356 (1.18)	1.4591* (1.89)	0.0226** (2.65)	0.0098** (2.25)
<i>IPC</i>	-0.0025 (-0.54)	-0.0153* (-1.87)	0.0067 (1.23)	0.8123 (1.56)	0.0156* (1.84)	0.0131 (0.67)	0.7320* (1.88)	0.1012* (1.86)	0.0096* (1.67)
<i>Cons</i>	15.5375*** (5.45)	10.6432*** (8.67)	15.7432*** (3.21)	31.9543 (1.27)	30.6225*** (3.78)	27.8532*** (2.98)	-24.4522** (-2.05)	24.6643 (1.04)	21.7531 (0.78)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Bank</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>	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560
<i>R²</i>	0.2032	0.3569	0.3562	0.3732	0.4274	0.3899	0.4052	0.4253	0.3032

表5 传导机制进一步检验

变量	<i>interest</i>	<i>secondary</i>	<i>doubt</i>	<i>loss</i>
<i>it staff</i>	-3.6288***(-3.89)	-1.0684(-1.51)	-0.0521(-1.24)	-1.6231***(-4.07)
<i>software</i>	-1.2209***(-4.08)	0.1898(0.40)	-0.0092(-0.24)	-0.5989***(-3.31)
<i>Hardware</i>	-1.3129***(-2.93)	-0.0530(-0.74)	0.0402(0.71)	-0.0532**(-2.05)
<i>IPC</i>	-0.0014**(-2.26)	-0.0002(-0.28)	0.0004(0.59)	-0.0001(-0.33)
<i>Cons</i>	0.3306(0.63)	1.3942(0.91)	-0.1269(-0.10)	-1.9389***(-3.49)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Bank</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Year</i>	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	2 560	2 560	2 560	2 560
<i>R²</i>	0.1675	0.1260	0.1183	0.1526

(五)异质性检验

为了验证银行规模异质性产生的金融科技投入差距是否导致了信贷市场中的风险外溢和风险迁移,本文设计如下指标进行计算:

$$fintech_gap_t = \frac{\sum fintech_i \times \theta_i}{\sum fintech_j \times \theta_j}, NPLS_gap_t = \frac{\sum NPLS_j \times \theta_j}{\sum NPLS_i \times \theta_i} \quad (7)$$

(7)式中, $fintech_i$ 表示某大型银行金融科技投入, θ_i 为权重指标,以该银行营业收入占全部大型银行比重计算, $\sum fintech_i \times \theta_i$ 即表示在 t 时期表示全部大型银行金融科技投入的加权平均值; $fintech_j$ 和 θ_j 表示某中小型银行金融科技投入及其相应权重, $\sum fintech_j \times \theta_j$ 则表示 t 时期全部中小银行金融科技投入的加权平均值。 $fintech_gap_t$ 即表示大型银行相对中小银行的金融科技投入优势,该值越高表明大型银行相对中小银行在金融科技部署和应用方面的比较优势越强。 $\sum NPLS_j \times \theta_j$ 和 $\sum NPLS_i \times \theta_i$ 分别代表中小银行和大型银行的不良贷款率加权平均值, $NPLS_gap_t$ 即表示中小型银行相对大型银行的不良贷款风险迁移和聚集程度,该值越大表示中小型银行相对大型银行面对的外溢风险越高。而以 $NPLS_gap_t$ 为因变量,

$fintech_gap_i$ 为因变量进行回归,如果系数为正,即说明金融科技投入差距可能导致了不良贷款风险向中小银行外溢和迁移的趋势。大型银行指5大国有商业银行和13家全国性股份制商业银行,其余则划分为中小商业银行。此外,控制变量中除了宏观经济变量与表3保持不变外,其余四个控制变量均参照公式(7)重新构建相对指标。金融科技投入差距的四个变量分别记为 it_staff_gap , $software_gap$, $hardware_gap$, IPC_gap , 检验结果见表6。

表6 金融科技投入差距与风险迁移检验

变量	$NPLS_gap$				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
it_staff_gap	0.1946*** (3.23)				0.1653*** (3.82)
$software_gap$		0.0748*** (6.77)			0.0563*** (4.01)
$hardware_gap$			0.0077*** (3.07)		0.0056*** (2.88)
IPC_gap				0.0091*** (3.04)	0.0063*** (3.00)
$Cons$	12.6752*** (5.39)	22.8533*** (6.28)	16.0023*** (7.01)	16.1645*** (4.69)	11.1521*** (5.05)
$Controls$	控制	控制	控制	控制	控制
$Bank$	控制	控制	控制	控制	控制
$Year$	控制	控制	控制	控制	控制
N	64	64	64	64	64
R^2	0.1526	0.1577	0.1770	0.1824	0.3573

结果表明,金融科技投入差异显著地导致了不良贷款风险的外溢和风险迁移,大型银行相对于中小银行的金融科技投入强度越高,不良贷款风险由大型银行向中小银行转移和集中的趋势越强。以全变量回归第(5)列为例,信息技术人员占比差距、软件投入占比差距、硬件投入占比差距、专利知识宽度差距每增大1%,会导致中小型银行面临的不良贷款风险分别增加0.1653%、0.0563%、0.0056%和0.0063%,其中,信息技术人员投入差距和软件投入差距是导致风险迁移和聚集的两个主要因素。因此假设3整体成立。

(六)稳健性检验

1.工具变量法

信息技术人员费用投入往往是银行金融科技投入的主要领域,大型银行科技人员费用投入占金融科技投入总额的比例平均约在30%以上。而信息技术人员的质量和数量从劳动要素供给角度看,主要取决于计算机类专业学科的人才培养。为此本文采用样本银行总行所在省份历年高校计算机类专业的高考招生人数作为金融科技投入的工具变量,计为 $Number$ 。该数据来源于各省招生办公室公布的历年高考专业计划招生数量,并进行归总而成。采用该工具变量的原因基于以下几点:一是高校的本科专业招生人数直接决定了未来劳动力市场中金融科技人才的供给人数,高校对于计算机科学与技术等相关专业的人才培养质量也决定了金融科技人力资本水平,因此高校招生人数与金融科技人才投入之间具有高度正相关性。二是该专业的招生规模和培养质量主要由高校独立决策,与因变量银行业绩、控制变量和随机扰动项基本不存在相关性。本文采用2SLS进行回归,构建工具变量的检验模型:第1步,以工具变量为自变量,金融科技投入为因变量建立回归,表7的结果显示工具变量与银行金融科技投入各变量均

高度正相关。第2步,以工具变量为自变量,银行不良贷款率为因变量进行回归,结果显示工具变量对不良贷款存在显著的负向影响。第3步,将第2步的回归结果带入计量模型(6),得到工具变量对银行业绩的最终影响。结果显示,工具变量对银行业绩在滞后7至8年后开始具有明显的正向作用。工具变量对银行业绩的促进作用要比金融科技投入对银行业绩的促进作用更晚,可以理解为由于科技人员在正式上岗前还存在接受专业教育、择业、培训等周期,客观上导致金融科技投入的效应相对滞后。此外考虑到银行对金融科技人才的招聘除了校招之外,还存在社招情况,且员工也可能来自外地,因此使用高考招生人数作为工具变量可能存在弱相关性问题,为此本文使用弱工具变量检验法(weak identification test)对工具变量和自变量进行检验。检验结果显示,工具变量与 $it\ staff$ 、 $software$ 、 $Hardware$ 和 IPC 四个因变量的Cragg-Donald Wald联合检验 F 值分别为16.87、12.45、14.56和11.67,均显著大于10,表明即使考虑到社招和员工外地迁入的情况,工具变量与自变量仍具有较高相关性,排除了他们之间具有弱相关性的可能。因此,本文的研究结论稳健。

表7 工具变量检验

变量	(1)		(2)		(3)			
	$it\ staff$	$software$	$Hardware$	IPC	$NPLS$	$nm(+7)$	$roe(+7)$	$caar(+8)$
$Number$	0.8524*** (4.12)	0.2047*** (6.24)	0.2892*** (4.04)	0.0004* (1.77)	-0.2989** (-2.23)	0.1742** (2.31)	2.6426*** (5.52)	0.0234*** (3.31)
$NPLS$						-0.6722*** (-3.21)	-0.4739** (-2.68)	-1.0563*** (-3.45)
$Cons$	0.2047*** (6.24)	4.6995*** (7.36)	2.7748* (1.88)	8.5285*** (3.37)	4.3626*** (3.97)	12.6435*** (6.89)	23.8643*** (6.63)	12.7642*** (5.43)
$Controls$	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
$Bank$	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
$Year$	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560	2 560
R^2	0.1675	0.1415	0.0885	0.0163	0.0109	0.2364	0.2453	0.3263

2.金融危机与宏观周期的影响

银行业具有典型的顺经济周期特征,而且是风险高度集中的行业。因此经济周期和金融风险会对银行业整体造成系统性冲击,为此本文将样本划分为三个阶段:2008年金融危机前、2008—2015年间及2015年之后至今。划分依据在于:首先金融危机会导致银行外部风险突然增加,不良贷款集中暴露,因此危机时期银行为化解风险而对科技投入可能更加重视。其次,随着金融危机救助政策的逐渐退坡,中国经济在2015年进入新常态,宏观经济下行趋势明显,实体经济转型困难,利率市场化导致银行净息差收窄,加之资管新规等监管政策趋严,市场风险在2015年后集中爆发,不良贷款再次高企。表8报告了三个阶段中银行金融科技投入对不良贷款率和净利率的影响结果。可以发现,在2008年金融危机之前,金融科技投入对不良贷款率和净利率的影响均不明显,可能的原因在于当时包括中国在内的主要经济体都处在宽松的政策环境中,并没有意识到金融危机正在逼近,因此对金融科技投入动力不足。而在金融危机爆发后至2015年,金融科技投入对不良贷款率和净利率的影响转为显著,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。2016年至2020年,金融科技投入对不良贷款率和净利率的效用加大,表明中国银行业在市场竞争和监管政策双重约束下,对于信贷风险容忍度进一步降低,投入金融科技的意愿和能力显著增强。

表8 金融危机和宏观周期的影响

变量	2005—2008年		2009—2015年		2016—2020年	
	<i>NPLS</i>	<i>nm</i>	<i>NPLS</i>	<i>nm</i>	<i>NPLS</i>	<i>nm</i>
<i>it staff</i>	1.8563 (1.23)	5.5214 (0.67)	-0.6732** (-2.09)	2.0812*** (2.74)	-0.7732*** (-2.74)	3.0862*** (4.45)
<i>software</i>	2.8926 (0.46)	17.0731 (1.31)	-0.1009* (-1.86)	1.0842** (2.42)	-0.2298** (-2.58)	2.4101*** (6.11)
<i>Hardware</i>	-6.3514 (-0.58)	-9.3122 (-1.09)	-0.0859* (-1.72)	0.2841** (2.56)	-0.1049** (-2.66)	0.5667** (2.33)
<i>IPC</i>	-	-0.4566 (-1.37)	-0.0088** (-2.21)	0.0796* (1.64)	-0.0011* (-1.68)	0.0053** (2.26)
<i>Cons</i>	83.9641 (0.57)	-97.5565 (-1.18)	5.3545** (2.71)	5.39883 (0.69)	4.3133 (1.20)	69.5850*** (7.14)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Bank</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>	608	1 064	1 064	1 064	912	912
<i>R²</i>	0.2556	0.3869	0.1867	0.2357	0.0357	0.3806

五、研究结论与讨论

(一)主要结论

本文通过构建金融科技投入、不良贷款风险和银行业绩的理论与计量模型,探讨了金融科技投入通过降低不良贷款风险进而提升银行业绩的机理,结论如下:(1)金融科技当期投入可能削弱银行当期业绩,但是当滞后平均4至5年后,金融科技对银行业绩增进作用开始显现,并且呈现边际递增趋势,其中信息技术人员投入的作用最大,其次为软件投入。(2)金融科技投入可以有效降低不良贷款风险概率,发挥风险抑制作用,进而提高银行业绩,其中信息技术人员投入、软件投入和硬件投入对关注类贷款比率和损失类贷款比率的抑制作用更加明显,金融科技在贷前和贷后的效用最大。(3)银行规模的异质性导致金融科技投入差距,进而引起信贷市场风险外溢和迁移,大型银行在金融科技投入的比较优势可能导致不良贷款风险向中小型银行迁移和集中。(4)稳健性检验不改变本文基本结论。

(二)政策建议

当前全球银行业都在加快推进金融科技战略转型,中国人民银行2019年提出要加快金融科技战略部署与安全应用,增强金融业科技应用能力,实现金融与科技深度融合、协调发展,逐步增强金融服务能力和金融风控水平。为此,本文得到如下几点政策启示:

第一,金融科技发展和应用关键在人才培养。信息技术人员属于复合型人才,与传统的金融人才和科技人才截然不同,其所涉及的知识要素多而广。据统计目前国内金融科技人才缺口达150万人,金融机构普遍将金融科技人才视为核心竞争力。一方面,需要高校等科研机构调整专业领域和授课模式,制定跨学科的应用型金融科技高级人才培养方案。另一方面,金融机构、互联网公司与高校需加强合作交流,共建金融科技教育教学新模式。

第二,加强关键环节的金融科技部署。不同金融科技技术具有不同的特点和优势,结合银行信贷业务的核心环节和风控弱点,可发挥大数据、云计算、生物识别等技术在贷前风险画像、反欺诈、反洗钱和风险定价方面的作用,发挥区块链、物联网和智能合约在贷中的合同履行、资金监管、抵质押物监测方面的作用,发挥人工智能等技术在贷后还款监测、协议处置、智能催收和网络拍卖的作用,同时要保持金融科技投入的连续性和稳定性。

第三,建立金融科技能力输出和开放平台。鉴于中小型银行金融科技投入不足和面临风险迁移的被动局面,可由大型银行和互联网公司牵头组成金融科技共享体系,对外输出风控、征信、支付、产品设计等能力,实现数据、信息和服务的互联共享,避免形成信息孤岛和重复建设,减轻中小银行金融科技部署压力,提高中小银行智能风控能力,提升银行业整体金融服务效率和风控水平。

(三)研究不足与展望

本文探索了金融科技在商业银行贷款风险抑制和业绩增进方面的重要作用,在理论与实践方面取得了一定成果,但仍存在部分局限。首先,由于目前商业银行金融科技数据披露尚不完整,本文所构建的指标主要根据商业银行年报披露的传统数据估计所得,数据来源较为单一,不足以精准测度银行在金融科技投入方面的规模和类型。其次,本文所选的银行样本为A股上市的40家主要商业银行,尽管该样本银行所涉及的总资产占全部54家上市银行总资产90%以上和银行业总资产70%以上,但仍遗漏了部分上市银行和全部未上市银行,因此样本的覆盖范围和研究结论的适用性还存在局限。最后,尽管本文从理论和实证研究中均发现银行规模异质性产生的金融科技投入差距导致了信贷风险外溢和风险迁移现象,但是这一结论是建立在当前不同类型和规模的银行在金融科技投入差距及其他归因于银行特征的历史数据基础上,未来中小银行能否通过自身能力建设或与互联网公司、大型银行金融科技平台互补合作赋能,补齐金融科技短板,缩小风险外溢程度,或存在一定的不确定性。针对上述问题,未来研究可通过持续追踪银行的信息披露、丰富金融科技投入数据库,以及采用大数据、人工智能等工具抓取相关非结构化数据等研究方法,不断拓展本文研究的理论和实践深度。

主要参考文献

- [1]陈静.中国金融科技发展概览(2018-2019)[M].北京:社会科学文献出版社,2020.
- [2]邓辛.金融科技概论[M].北京:高等教育出版社,2020.
- [3]方意,王羚睿,王炜,等.金融科技领域的系统性风险:内生风险视角[J].中央财经大学学报,2020,(2):29-37.
- [4]冯永琦,张浩琳.金融科技促进创新绩效提升了吗?[J].外国经济与管理,2021,43(10):50-67.
- [5]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.
- [6]李德.我国银行业处置不良资产的思路和途径[J].金融研究,2004,(3):28-36.
- [7]李广子.金融与科技的融合:含义、动因与风险[J].国际经济评论,2020,(3):91-106.
- [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[J].经济学(季刊),2021,21(3):889-908.
- [9]李建军,彭俞超.金融科技学[M].北京:高等教育出版社,2021.
- [10]李亚新.正面激励:国有银行不良资产再处置的制度与技术创新[J].金融研究,2004,(2):21-29.
- [11]林毅夫,刘明兴,章奇.政策性负担与企业的预算软约束:来自中国的实证研究[J].管理世界,2004,(8):81-89,127.
- [12]刘孟飞.金融科技与商业银行系统性风险——基于对中国上市银行的实证研究[J].武汉大学学报(哲学社会科学版),2021,74(2):119-134.
- [13]刘孟飞,蒋维.金融科技促进还是阻碍了商业银行效率?——基于中国银行业的实证研究[J].当代经济科学,2020,42(3):56-68.
- [14]刘少波,张友泽,梁晋恒.金融科技与金融创新研究进展[J].经济学动态,2021,(3):126-144.
- [15]罗玉辉,张志.中国银行业不良资产的长效防控策略——基于金融监管的视角[J].经济体制改革,2018,(1):136-142.
- [16]潘敏,张依茹.宏观经济波动下银行风险承担水平研究——基于股权结构异质性的视角[J].财贸经济,2012,(10):57-65.
- [17]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[J].金融研究,2018,(11):17-29.
- [18]施华强.中国国有商业银行不良贷款内生性:一个基于双重预算约束的分析框架[J].金融研究,2004,(6):1-16.
- [19]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.

- [20]谭劲松, 简宇寅, 陈颖. 政府干预与不良贷款——以某国有商业银行1988~2005年的数据为例[J]. 管理世界, 2012, (7): 29-43, 187.
- [21]王国刚. 市场化债转股的特点、难点和操作选择[J]. 金融研究, 2018, (2): 1-14.
- [22]王京滨, 李博. 银行业务地理集中是否降低了金融风险?——基于中国城市商业银行微观数据的研究[J]. 管理世界, 2021, 37(5): 87-97, 127.
- [23]吴振宇, 唐朝. “十四五”时期金融风险防控面临的挑战与应对[J]. 改革, 2021, (6): 49-58.
- [24]杨东. 监管科技: 金融科技的监管挑战与维度建构[J]. 中国社会科学, 2018, (5): 69-91.
- [25]杨望, 徐慧琳, 谭小芬, 等. 金融科技与商业银行效率——基于DEA-Malmquist模型的实证研究[J]. 国际金融研究, 2020, (7): 56-65.
- [26]张杰, 郑文平. 创新追赶战略抑制了中国专利质量么?[J]. 经济研究, 2018, 53(5): 28-41.
- [27]周仲飞, 李敬伟. 金融科技背景下金融监管范式的转变[J]. 法学研究, 2018, 40(5): 3-19.
- [28]祝继高, 饶品贵, 鲍明明. 股权结构、信贷行为与银行绩效——基于我国城市商业银行数据的实证研究[J]. 金融研究, 2012, (7): 31-47.
- [29]Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR[J]. *The American Economic Review*, 2016, 106(7): 1705-1741.
- [30]Antunes J A P. To supervise or to self-supervise: A machine learning based comparison on credit supervision[J]. *Financial Innovation*, 2021, 7: 26.
- [31]Crisanto J C, Ehrentraud J, Fabian M. Big techs in finance: Regulatory approaches and policy options[R]. FSI, No 12, 2021.
- [32]Diebold F X, Yilmaz K. On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms[J]. *Journal of Econometrics*, 2014, 182(1): 119-134.
- [33]Khan A, Malaika M. Central Bank Risk management, fintech, and cybersecurity[R]. IMF Working Paper, 105, 2021.
- [34]Koju L, Koju R, Wang S Y. Does banking management affect credit risk? Evidence from the Indian banking system[J]. *International Journal of Financial Studies*, 2018, 6(3): 67.
- [35]Lee I, Shin Y J. Fintech: Ecosystem, business models, investment decisions, and challenges[J]. *Business Horizons*, 2018, 61(1): 35-46.
- [36]Stiglitz J E, Weiss A. Credit rationing in markets with imperfect information[J]. *American Economic Review*, 1981, 71(3): 393-410.
- [37]Wirsih A, Kock A, Strumann C, et al. Effects of university-industry collaboration on technological newness of firms[J]. *Journal of Product Innovation Management*, 2016, 33(6): 708-725.

Can Fintech Investment Improve Bank Performance? From the Perspective of Non-performing Loan Risks

Wang Haijun¹, Zeng Bo², Yang Hu³, Wang Mengkai⁴

(1. School of Economics, Beijing Wuzi University, Beijing 101125, China;

2. School of Economics and Trade, Henan University of Technology, Zhengzhou 450000, China;

3. School of Information, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China;

4. Chinese Academy of Fiscal Sciences, Beijing 100142, China)

Summary: Fintech is an important technology and model innovation of commercial banks. Accelerating the strategic deployment and application of fintech has become an effective way to enhance the ability of financial services to the real economy and prevent major financial risks. Fintech has the basic functions of reducing transaction costs, reducing information asymmetry, alleviating moral hazard and adverse selection problems, and improving financial operation efficiency. It has natural advantages in alleviating the “pain points” of non-performing loan risk management.

Based on the micro data of A-share listed banks from 2005 to 2020, this paper constructs a theoretical and econometric model of fintech, non-performing loans and bank performance. The results show that: (1) Fintech can significantly improve bank performance, but this promotion has a lagging effect. Fintech has weakened the current performance of banks, but after an average lag of 4 to 5 years, it begins to play an important role in improving bank performance, and shows an increasing trend of marginal contribution. (2) Fintech helps banks to identify, quantify and price risks. By suppressing the loss of non-performing loan risks, the expected return of banks is improved, in which the investment of information technology personnel, software and hardware has a more obvious inhibitory effect on the interest loan rate and loss loan rate. (3) The heterogeneity of bank scale will widen the fintech investment gap and cause risk spillover and risk migration in the credit market. The non-performing loan risks faced by small and medium-sized banks have a tendency to expand. The research has important enlightenment for the current commercial banks to reasonably arrange fintech, prevent and resolve non-performing loan risks, improve business performance, and achieve high-quality development.

The research value and contribution are as follows: (1) This paper discusses the theoretical mechanism of fintech for the non-performing loan risk suppression and performance improvement of commercial banks, and provides new research ideas for the academic research on systemic financial risk theory and financial security theory. (2) The research result provides a new perspective for the non-performing loan risk prevention and risk management in China. First, it provides theoretical tools for the non-performing loan risk management of commercial banks. Second, it provides research reference for the scenario application of related innovative services and products of fintech companies. Third, it provides the countermeasures for the regulatory innovations of financial regulatory agencies to help financial security and financial stability.

Key words: fintech; non-performing loans; risk control; risk migration; performance improvement

(责任编辑:王 孜)