

---

## 作者信息：

左月华，金融学博士，教授，华中科技大学经济学院、现代经济学研究中心，E-mail: glzuo@hust.edu.cn.

黄鑫（通讯作者），硕士研究生，华中科技大学经济学院，E-mail: huangxin711@163.com.

---

# 银行金融科技发展对系统性风险的影响

## ——基于机器学习识别的金融科技专利数据

**内容摘要：**本文通过专家调查和机器学习的方法，精准识别出我国上市商业银行金融科技专利申请数据，以此为基础研究了金融科技发展对银行系统性风险的影响。研究发现，银行发展金融科技能够有效降低其对系统性风险的贡献。异质性分析表明这种效应在大型商业银行中更加显著，因为金融科技对风险资产占比更大、贷款平均收益更低的银行影响更大。进一步的机制分析证实金融科技通过降低银行风险、提高银行经营效率从而缓解了银行系统性风险。本研究对银行数字化转型的战略选择和金融科技监管政策制定具有重要的现实参考意义。

**关键词：**系统性风险; 金融科技; 银行效率

**JEL 分类号：**G21, G28, G33

## 一、引言

金融科技通过大数据、云计算、区块链、人工智能等新兴信息技术与金融产业的深层次融合和应用，推动了银行在业务流程、产品设计和服务方式的持续创新，本质上属于技术驱动的金融创新（Haddad and Hornuf, 2019）。对于庞大的商业银行体系而言，金融科技不仅扮演了工具和技术的角色，还对银行业务流程、产品设计和营销方式进行了融合与改造，这是对各银行竞争力的重塑与赋能。在经济转向高质量发展的背景下，金融科技正在以迅猛的势头格式化传统金融产业，重塑银行生态。目前各银行“跑步发展”金融科技已经成为新的趋势和潮流。除了各大商业银行在加快布局金融科技和数字化转型，中小银行也投入了很多的资金、技术和人才，以推进自己的金融科技发展与创新。据年报信息显示，2021年6家国有大型商业银行和8家股份制银行（中信银行、光大银行、招商银行、民生银行、平安银行、兴业银行、渤海银行、恒丰银行）共投入科技研发和升级资金达1554.17亿元，同比增长12.62%<sup>①</sup>。与此同时，6家国有大行技术人员总数达8.19万人，较前一年增加1.02万人；8家股份制科技人员总数达3.33万人，较前一年增加0.38万人。

面对金融科技的发展潮流，业界和学界普遍认可金融科技提高信息效率的作用（杨松令等，2021）。首先，大数据、云计算等相关金融科技应用在很大程度上改善了银行与企业之间的信息不对称，大幅削减了中小微企业信用调查成本，增加了银行对中小微企业的信贷供给（盛天翔和范从来，2020；盛天翔等，2020）。其次，信息质量的提高降低了银行实现普惠金融过程中的信贷风险（Cheng and Qu, 2020），从而加强了银行普惠金融发展的商业可持续性（李建军和姜世超，2021）。最后，金融科技对银行的业务和流程进行创新，有效提升了银行的经营效率，降低了银行的经营风险（Lee et al., 2021）。人工智能、云计算等创新技术还拓展了银行触达客户的能力，加强了金融服务的深度（郭峰等，2020），加快了银行业务结构调整（徐晓萍等，2021）和提升了银行盈利能力（李琴和裴平，2021）。因此，传统银行希望依托金融科技的帮助，在数字化转型竞争中寻找立足之地和发展之路。

同时，部分研究也开始探讨金融科技对银行系统性风险的影响。金融科技的广泛应用可能通过多种途径增加银行的系统性风险。首先，金融科技的发展提高了理财的预期收益率，加剧了银行开展影子银行业务的动机（王博等，2021；Buchak et al., 2018），增加了银行的风险偏好程度（邱晗等，2018），使更多内生风险在银行系统内淤积（方意等，2020）；其次，金融科技是科技与金融融合的结果。新技术的应用可能会给银行带来新的风险，而原来的金融系统风险并没有消除，技术风险与金融风险叠加可能会进一步放大风险（陈红和郭亮，2020；陈雨露，2021），最终加大银行业的系统性风险（王道平等，2022）；最后，互联

---

<sup>①</sup> 其中，6家国有大行投入总量1074.93亿元，同比增长10.77%；8家股份制银行投入总量为479.24亿元，同比增长17.02%。

---

网的广泛连接使得不同地区金融机构间联系更加紧密，金融科技的发展使金融机构间联系的广度和深度不断提升，进而可能放大系统性风险(肖璞等，2012；Billio et al., 2012；Benoit et al., 2017)。

金融科技在提高了银行经营效率的同时也可能提高了银行的风险承担偏好。那么，金融科技对银行系统性风险的净效应是正还是负？其对银行经营效率的提升是影响系统性风险的主要路径吗？传统银行是否该彻底拥抱金融科技，还是有克制的、有选择地发展金融科技？这些问题对于银行进行数字化转型的战略抉择至关重要。同时，明确银行金融科技发展对系统性风险的影响对政府部门制定金融科技监管政策意义重大。

为研究这个问题，必须首先要解决银行金融科技发展水平的精准测度问题。由于直接数据缺失，这一关键问题一直没有得到很好地解决——银行出于竞争保密的动机，选择少披露或者不披露自己的金融科技投入金额和具体产出。为此，已有研究采用了以下三种办法来进行间接刻画。第一种是基于百度指数的金融科技区域网络搜索指数或地方金融科技企业数量构建的区域金融科技发展指数(王宏起和徐玉莲，2012；郭品和沈悦，2019；宋敏等，2021)；第二种是以北京大学数字金融研究中心与蚂蚁金服联合发布的北京大学数字普惠金融指数(邱晗等，2018)作为金融科技发展水平的替代变量。这两种测度本质上都是在地区层面衡量出金融科技水平的间接差异。有的银行横跨多个省份，难以一一对应；即使是同一区域的银行在资金规模、人力资源上也存在较大差距。因此，从区域指标出发构建个体指标必然存在较大误差。第三种思路是直接测度银行的金融科技专利数量(王道平等，2022)，该方法是借鉴对企业创新能力测度的思路，以排除外观专利和非金融科技相关的实用专利后的专利权数量，加上软件著作权数量之和测度单家银行的金融科技发展水平，反映出金融机构的异质性和技术发展差异。但是该方法却未能进一步精准识别出银行金融科技专利，只是采用大致排除法进行总体差异测度，结果可能存在一定的偏差。

本文通过采集上市银行所有的专利申请文本数据，采用专家调查和机器学习的方法精准识别出各上市银行的金融科技专利，并以此作为银行金融科技发展水平的代理变量研究了银行金融科技发展对系统性风险的影响。本文使用固定效应模型研究发现银行金融科技发展降低了银行对系统性风险的贡献。这一结论在使用“银行是否存在子公司或金融科技事业部”作为工具变量缓解内生性后依然成立。异质性分析表明银行金融科技发展降低系统性风险的效应对大型商业银行更加显著。具体来说，金融科技对风险资产占比更大、贷款平均收益更低的银行影响更大，这是大型商业银行的普遍特征。通过机制分析，本文进一步证实金融科技的应用能够降低银行的个体风险、提高银行的经营效率。本文的研究结果表明银行发展金融科技通过降低银行个体风险提高经营效率降低了银行对系统性风险的贡献，这对银行个体和金融系统整体来说都是有益的。

本文的创新主要体现在两个方面。第一，将金融科技的前沿技术运用于金融科技专利识别中，精准测度出银行金融科技发展的指标。之前已经有大量文献对银行的金融科技指数进行了刻画，大体分为两类：识别出地区金融科技然后和银行进行匹配；直接识别银行的金融科技。第一类由地区级金融科技指标出发，与银行总部所在地进行匹配，存在较大偏误。因此，第二类针对银行个体的金融科技识别成为了最新研究的主要方向。受限于数据的可得性，学者们纷纷将指标基础转向银行的专利申请数据。王道平等(2022)和 Zhao et al. (2022)选择直接使用银行专利总数量作为构建金融科技指标的基础。也有研究通过构建词库对专利进行简单区分的方法来判断专利的类别(张红芳，2017)。但是，以上两种方法也都存在不同程度的偏误：首先，金融科技专利并不是银行专利构成的最主要部分，专利占比最大的部分依然是传统专利，并且不同银行间的专利组成差异较大；其次，仅仅依靠词库进行简单分类判断，在识别准确性上略显不足。本文采用专家调查和机器学习并用的方法分类识别银行的金融科技专利。该方法能够实现从词意解析到句意解析，实现对专利文本信息的精准理解，具有较高的分类准确性。同时，使用金融科技投入作为检验指标时也取得了较好表现。这验证了本文构建的银行金融科技发展水平指标测度的先进性和合理性，可以为未来金融科技方面的研究提供有效的指标参考和数据支撑。

第二，本文立足银行金融科技的应用场景，完善了银行金融科技发展影响银行系统性风险贡献的影响机制。王道平等(2022)的研究着眼于金融科技的技术特征，从技术风险和传染效应方面进行了分析，并以此得出金融科技增大系统性风险的结论。本文认为，对技术的评价应该更多从技术的实际应用结果出发，

尤其是其应用场景产生的直接影响作用是刻画其技术价值的重点。本文从研究银行发展金融科技的初衷，提高经营效率和零售信贷占比出发，发现银行发展金融科技能够通过提高整体经营效率和降低经营风险，从而降低银行对系统性风险的贡献程度。本文基于金融科技发展对银行系统性风险影响做出较为全面的分析，可以为我国银行业处理好金融发展、金融稳定和金融安全之间的关系，选择合适的数字化转型战略提供可靠的理论依据和必要的经验参考。

## 二、文献述评和理论分析

### (一) 金融科技对银行的影响

金融科技在金融行业的技术应用主要体现在信息处理方面。以技术的应用主体是否为银行进行区分，银行金融科技的发展与其他金融机构金融科技的发展对银行具有不同影响。从主要业务来看，银行与其他大多金融机构都是“短存长贷，赚取差价”，存在明显的竞争关系。但是，商业银行作为我国主要金融机构，对新技术一直都保持着密切关注，大量的资源与人力的投入使得银行在金融科技的技术上占据了领先地位，因此以金融科技为基础的新兴贷款平台并没有对传统银行业务形成威胁 (Murinde et al., 2022; Hodula, 2022; Cole et al., 2019)。金融科技类型的融资和信贷服务更多的是填补金融服务薄弱市场和新兴市场，如普惠金融 (李建军和姜世超, 2021)、消费金融 (李礼和蒋乐, 2021) 和零售业务 (徐晓萍等, 2021; 胡俊等, 2021)，具有财务增进效应。对于银行来说，金融科技的应用提高了经营效率。银行可以依托金融科技更加完善的客户信息采集流程和更为强大的数据处理能力极大地降低信息采集成本和信息不对称风险 (鲍星等, 2022)。信息正是银行赖以生存的基础，金融科技可以帮助银行在存贷款两端同时受益。如依靠大数据实现理财营销的精准推送，有效降低了存款吸收成本 (邱晗等, 2018)；金融科技准确评估客户信用，提升了信用贷款额度，并且同时降低了坏账风险和提升了银行经营效率 (杨望等, 2020; Cheng and Qu, 2020; Lee et al., 2021)。区块链、云计算等相关金融科技应用在很大程度上改善了银企之间的信息不对称，大幅削减了小微企业信用调查成本，增加了银行对小微企业的信贷供给 (盛天翔和范从来, 2020; 盛天翔等, 2020) 和降低了小微企业信贷风险 (Cheng and Qu, 2020)。但是，金融科技应用也可能使银行风险增加。例如，开展影子银行业务进行监管套利 (Buchak et al., 2018)，增加了银行的经营风险 (邱晗等, 2018)。依赖互联网的金融科技将各金融机构的联系不断提升，放大了金融系统的风险 (肖璞等, 2012; Billio et al., 2012; Benoit et al., 2017)。除此之外，金融科技这一新技术的应用会导致技术风险与金融风险的叠加，这可能会进一步放大风险 (陈红和郭亮, 2020; 陈雨露, 2021)。总的来说，银行发展金融科技在提高了经营效率的同时也增加了金融系统的风险隐患。

### (二) 银行系统性风险的研究

2008年金融危机给全球经济带来了巨大损失，引起了各国对系统性金融风险的高度关注。研究学者们纷纷提出了系统性风险衡量指标。目前学术界广泛使用的指标有  $MES$ 、 $SRISK$ 、 $\Delta CoVaR$  等。 $MES$  是建立在  $ES$  (期望损失) 基础上的指标，最早由 Acharya et al. (2017) 于 2010 年在工作论文中提出。Brownlees and Engle (2017) 又在此基础之上提出了  $LRMES$  (长期期望损失) 的概念，并构建了  $SRISK$  指标。 $\Delta CoVaR$  则是由在险价值 ( $VAR$ ) 逐步发展而来，最早于 2011 年由 Adrian and Brunnermeier (2016) 提出。 $\Delta CoVaR$  与其他指标比，主要在危机事件的条件阈值及作用方向上不同， $MES$  和  $SRISK$  均以市场出现尾部事件对金融机构冲击的大小来判断的对机构系统风险的影响，而  $\Delta CoVaR$  则以机构出现尾部事件对市场  $VAR$  冲击的影响来判断系统风险的影响 (陈湘鹏等, 2019)。在指标的前沿研究上，学者开始尝试分离出系统性风险中的银行个体风险贡献部分和银行与系统的关联风险部分 (Van Oordt and Zhou, 2019; Zedda and Cannas, 2020)，但是学术界尚未得到一致结论。目前测度个体对机构的系统性风险影响更多的是采用  $\Delta CoVaR$  指标 (陈湘鹏等, 2019; Davydov et al., 2021)。

系统性风险的研究主题可以根据主体不同分为三类。第一类关注于金融系统外的突发事件冲击对银行系统性金融风险的影响。外部的突发事件对系统性风险的影响往往是负面的。因为金融系统是建立在实体经济之上，突发的外部事件常常会对实体经济产生巨大影响，从而将风险传递到金融系统内部，例如 2020

年的新冠疫情 (Duan et al., 2021)。第二类则是政府金融政策对银行系统性风险的影响。不同政策对金融系统风险的作用是不同的,甚至有时候同一政策的细微变化也会对系统性风险产生较大影响。例如,中央银行采取稳定的货币政策(张琳等, 2022)、实施宏观审慎监管(Meuleman and Vander, 2020)能够降低银行的系统性风险。宽松的货币政策则会增大银行系统性风险(陈国进等, 2020)。第三类则是金融机构行为对银行系统性风险的影响,主要从行为主体是否为银行分为两个角度进行分析。从非银行金融机构行为来看,这些机构与银行之间的竞争能够降低银行系统性风险(Anginer and Demirguc, 2014; 顾海峰和卞雨晨, 2022)。而从银行行为来看,银行为获取超额收益,总是有动机逃避央行监管,如开展影子银行业务。在缺乏监管的约束下,影子银行业务增加了金融系统的风险(郭晔和赵静, 2017b; 赵静和郭晔, 2021)。

总体来看,产生重大影响的外部突发事件并不经常发生,并且这类事件通常认为是不可控制的,所以第一类系统风险的研究存在一定局限性。相比之下,相关部门政策、金融机构行为变化这两类研究建立在可控因素之上,一般而言也更具现实意义。

### (三) 金融科技与银行系统性风险的理论分析

金融科技近年来在金融领域发展十分迅速,也受到了广泛关注。由于金融科技技术先进,相关监管政策的制定依赖该创新技术对金融系统的整体影响,而当前金融科技对银行系统性风险的影响结论尚未统一(Lee et al., 2021; 王道平等, 2022)。

部分学者以金融科技类别的理财平台为研究切入点,认为金融科技的运用使得传统银行难以与其竞争,只能通过业务调整进行自卫(Anginer and Demirguc, 2014; Wang, 2021)。但是,从技术发展水平的角度来看,金融科技投入最大的机构是传统商业银行,其次是保险、证券等非银行金融机构(《中国金融科技行业发展研究报告(2020)》)。从业务范围来看,以金融科技为基础的互联网理财平台的融资信贷业务与传统银行信贷业务之间更多的是一种互补关系(Hodula, 2022; Cole et al., 2019)。因此,研究金融科技发展对银行系统性风险的影响应该直接从银行的角度进行分析。

首先,商业银行发展金融科技必然是以获取利益为前提的。金融科技是互联网技术成果与金融的融合,具有鲜明的互联网特征。由于互联网实现了万物的互通互联,银行通过金融科技技术可以极大提升信息的获取和处理能力。信息正是银行赖以生存的基础,更加完善的信息采集和更加强大的信息处理能力能够使银行在存贷款两端同时受益。在云技术的支撑下,数据要素能够贯穿银行服务链的全流程,实现资源协同利用和信息实时交互,从而提高银行经营效率。首先,对于银行传统的零售信贷业务,银行面临的信息不对称程度极大,依靠尚不健全的个人征信体系显然难以满足银行的需求。金融科技可以通过大数据、人工智能等技术获取更多用户信息,提高风控水平,从而促进零售贷款业务的进一步发展(胡俊等, 2021)。研究表明,银行金融科技发展并未通过减少员工支出的渠道提高商业银行经营效率,其主要是通过减少资金成本(王博等, 2021)、增加零售业务(胡俊等, 2021; 徐晓萍等, 2021)、增加利息收入和中间业务收入的渠道提高商业银行经营效率(李琴和裴平, 2021)。其次,银行通过发展金融科技可以降低其自身经营风险。商业银行运用金融科技,可以有效改善银企信贷层面信息不对称,进而降低商业银行不良贷款率(鲍星等, 2022)。此外,金融科技应用还可以对银行的创新业务进行良好的风险管理。Buchak et al. (2018)研究表明金融科技的应用能够提高银行在开展影子业务时的风险识别和控制能力。最后,金融科技可以帮助中小银行、农村金融机构等提升盈利能力(董晓林等, 2021; 李明贤和李琦澜, 2022),降低其经营风险(孙旭然等, 2021)。从上述理论分析来看,银行发展金融科技能够提高银行的经营效率,降低银行风险,而银行个体风险正是银行系统性风险的重要部分(Van Oordt and Zhou, 2019),所以银行个体风险降低时,系统性风险相应就会下降。

但是,金融科技也是一把双刃剑。其一,从性质来看,金融科技依然是新兴技术。这些技术大多都还存在某些缺陷,例如:广泛应用的人工智能技术实际是一个“黑箱技术”,这就难以保证该技术在未来使用中遇到特殊情况时的表现,忽视这类技术风险很可能会造成严重后果(陈红和郭亮, 2020; 陈雨露, 2021)。其二,除了技术风险之外,金融科技的互联网性质又导致各金融机构间的联系更加紧密。高度关联的金融网络意味着风险一旦出现便会迅速扩散放大至整个金融系统(肖璞等, 2012; Billio et al., 2012;

Benoit et al., 2017)。最后，从监管上来看，技术的前沿性和专业性使得潜在风险更难被及时发现，极大提升了监管难度（方意等，2020；王道平等，2022）。

整体来看，金融科技对系统性风险的影响既有积极影响，也有消极影响，因此本文提出了以下备择假设：

假设 1 a：银行金融科技发展降低了银行系统性风险。

假设 1 b：银行金融科技发展提高了银行系统性风险。

### 三、银行金融科技的识别

金融科技是高新前沿技术在金融行业的应用，所以技术的投入或者产出是衡量银行金融科技发展水平的重要指标。从投入的角度来看，技术创新的投入主要集中在资金研发投入和相应的人力资源投入两个方面。但是，由于 2017 年以前银行对金融科技的重视程度并不高，相关的数据只有部分银行在近几年的年报中有所提及。因此，投入方面的数据获取难度大，只能寄希望于产出方面的数据。在产出方面，技术创新的直观体现就是金融科技专利的申请情况。同时，由于专利数据披露较为及时、准确和全面，本文最终决定通过银行专利申请数据构建银行的金融科技发展指数。

现有关于金融科技的研究文献中，王道平等（2022）和 Zhao et al.（2022）选择直接使用银行专利总数量作为构建金融科技指标的基础。也有部分研究对专利进行了区分，主要是通过构建词库的方法来判断某专利的类别。但是，以上方法均可能存在偏差。首先，金融科技专利并不是银行专利构成的最主要部分，专利占比最大的部分依然是传统专利，并且不同银行间的专利组成差异较大（见图 1）。其次，仅仅依靠词库进行分类判断在识别准确性上难以让人信服。例如，某专利文本信息为：“本发明涉及数据同步技术领域，具体涉及一种基于 mysql 数据同步到异构数据源的方法。”在词库分类法下，这条专利将被划分为金融科技专利，但是它实际属于数据同步技术领域，是传统技术。本文进一步在专利的文本分类上进行了拓展，使用机器学习的方法对银行专利进行分类识别。

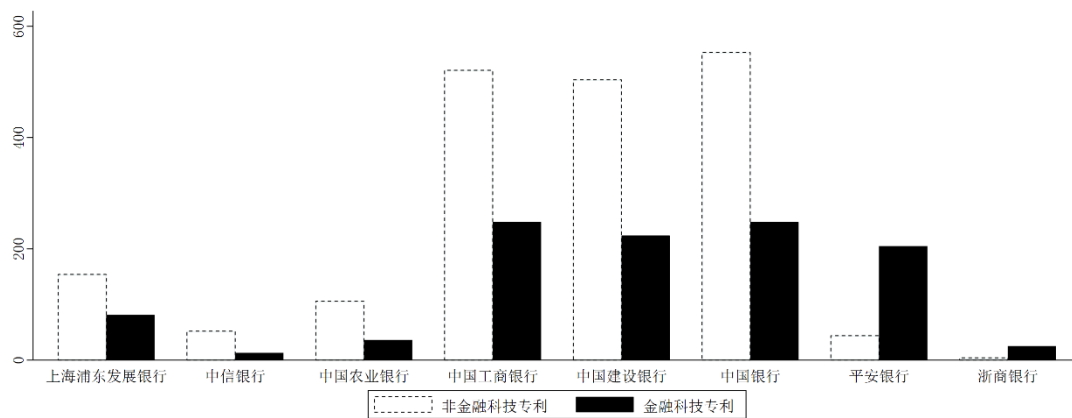


图 1 2021 年银行金融科技专利申请与非金融科技专利申请量比较

传统的机器学习文本分析方法有很多，例如支持向量机、多层感知机、卷积神经网络、循环神经网络等。本文选择使用了目前在文本分类领域具有重要影响的 BERT 模型（Devlin et al., 2018）——基于 Transformer 的预训练模型。相比于传统模型，它的预训练模型更大、参数更多、迁移性更强。BERT 模型使用大量的无标记语料进行预训练，具有“理解分析”句子的能力，通过后续实际任务需要进行模型微调，就可以应用于相应的任务。

通过与银行业内技术专家<sup>①</sup>沟通，本文对银行金融科技技术类别进行了以下划分：人工智能、大数据、云计算、区块链（详细定义见表 1）——业内称之为新型金融科技。其余技术专利则被划分为非金融科技专利——业内称为传统金融科技。

<sup>①</sup> 众邦银行和招商银行的金融科技专家

表 1 金融科技各技术定义

金融科技类别	定义
人工智能	人工智能 (AI) 将人的智能延伸到计算机系统, 具体包括图像识别、语言识别、自然语言处理、机器学习、知识图谱等
大数据	大数据 (Big data), 是以新处理模式对大量多样的数据集合进行捕捉、管理和处理, 使之成为具备更强的决策力、洞察力和流程优化能力的生产资料。
云计算	云计算 (Cloud computing) 将原本在本地服务器进行的计算转移到云端, 按需使用, 具有计算高效、成本低廉特点。按照服务方式, 云计算分为 IaaS (将 IT 基础设施作为服务交付), PaaS (将数据库等平台作为服务交付), SaaS (将应用解决方案作为服务交付)。
区块链	区块链 (Blockchain) 是分布式共享记账机制, 具有去中心化、不可篡改、匿名性等特点, 与金融行业对数据安全、交易真实、隐私保密等业务需求不谋而合。

本文使用的专利数据均来源于国家知识产权局专利检索及分析网站<sup>①</sup>。在数据清洗阶段, 本文删除了同一申请号的专利数据以及通过 PCT 申请的同一国际专利, 还删除了专利类别为非 G 或 H 类的专利 (Chen et al., 2019)。在训练样本标记阶段, 本文首先筛选出专利文本中含有“本专利属于某领域”的专利, 并将这些专利中专利领域为非以上四类金融科技技术的部分根据定义进行人工核对标记。最后, 删除所有样本中关于“本专利属于某领域”及相似表述的文本信息。最终从总计 22000 多条专利中得到了 3800 余条标记后的训练样本。

在使用机器学习进行分类识别时, 本文将样本随机划分为训练集、验证集、测试集, 划分比例为: 7:1:2。模型的预训练阶段选择使用了熵简科技开源的中文金融领域的预训练模型“FinBERT 1.0”<sup>②</sup>, 然后使用训练集数据和验证集数据进行模型微调。最终得到的模型在测试集上分类表现如表 2 所示。从该表可以看出本文的模型对人工智能、区块链类金融科技专利识别效率较高。而由于专利数据中存在大量数据库方面的传统技术专利, 二者在文本描述上十分接近, 导致大数据专利的文本识别难度加大。整体来看, 多分类的 F1\_score<sup>③</sup>为 0.78, 高于 Chen et al. (2019) 基于英文文本在类似分类任务上的表现。这说明金融科技类专利在中文文本表述上有较高的可识别性。

表 2 银行金融科技专利机器学习在测试集上预测分类结果的混淆矩阵

实际类别 \ 预测类别	非金融科技类别	人工智能	区块链	云计算	大数据
非金融科技类别	410	28	1	5	26
人工智能	28	108	0	1	19
区块链	5	0	50	1	1
云计算	3	1	0	11	0
大数据	41	11	0	0	32

为了说明机器学习对银行金融科技专利识别的有效性, 本文进一步探究了金融科技专利与金融科技投入的相关性。一般而言, 金融科技投入资金越大, 相应的金融科技发展水平会更高。2019-2021 年, 上市商业银行中公布了金融科技投入的共有 53 个样本。将金融科技专利申请数加一取对数, 并绘制得到金融科技投入和金融科技专利产出散点图 (图 2)。散点图表明二者具有较强的相关性。整体而言, 金融科技投入越大, 金融科技专利的产出越高, 二者的相关系数达到了 0.7395, 且在 1% 的显著性水平上显著。因此, 本文通过机器学习的方法识别的金融科技专利指标相对于不可观测的银行金融科技发展水平具有一定的可替代性, 同时金融科技专利的数据可获得性又使其可以成为研究金融科技发展水平的代理变量。

<sup>①</sup> 网址: <http://pss-system.cnipa.gov.cn/sipopublicsearch/portal/uiIndex.shtml>

<sup>②</sup> 网址: <https://github.com/valuesimplex/FinBERT>

<sup>③</sup> 机器学习中用来衡量分类模型精确度的一种综合指标, 取值为 0-1 之间, 值越大, 分类效果越好。

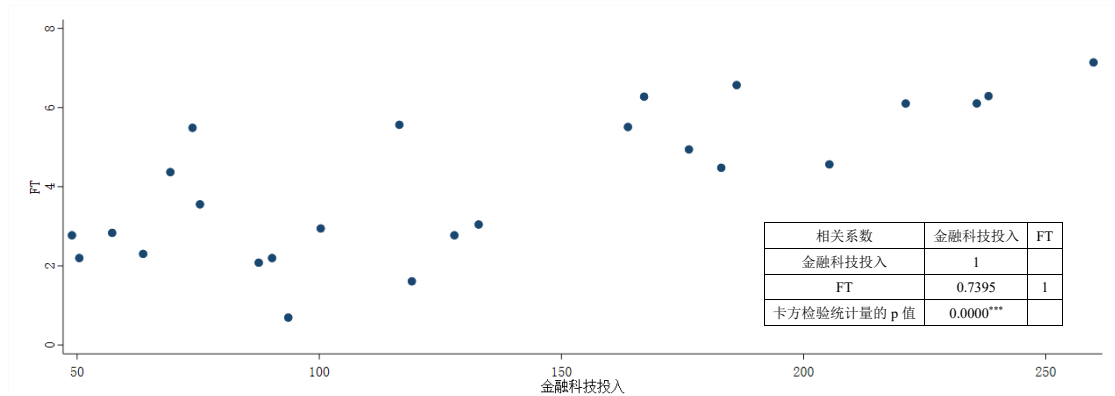


图 2 2018-2021 部分银行金融科技投入和金融科技专利产出散点图

## 四、实证研究设计

### (一) 模型设定与变量选择

根据前文理论的分析，本文选择了固定效应模型来验证银行金融科技创新对系统性风险的影响（郭晔和赵静，2017b；陈国进等，2021）：

$$\Delta CoVaR_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 FT_{i,t} + \gamma Controls_{i,t} + \mu_i + \nu_{i,t} \quad (1)$$

其中  $i = 1, 2 \dots N$  表示银行个体， $t = 1, 2 \dots T$  表示观测时间。被解释变量  $\Delta CoVaR_{i,t}$  为银行  $i$  在第  $t$  个半年度的系统性风险，解释变量  $FT_{i,t}$  为相应的银行金融科技指数，控制变量包括了银行个体特征变量和宏观经济特征变量（具体变量定义见表 4）， $\mu_i$  代表了银行个体的异质性， $\nu_{i,t}$  表示随机扰动项。

### (二) 样本选取与数据来源

为了涵盖 2008 年金融危机的影响，本文选取了 2007-2021 年 A 股上市商业银行为研究对象，剔除了上市时间不足两年的银行样本，由此得到了 36 家上市商业银行作为最终的研究对象（6 家国有大型商业银行、9 家股份制商业银行、13 家城市商业银行、8 家农村商业银行，机构类型来源为银保监会《银行业金融机构法人名单》）。为了获取足够的观测样本，同时兼顾数据的准确性及可获得性，我们选择以半年为一个时间观测周期，最终得到了 616 个面板样本观测值。数据来源方面，银行财务特征数据来自于 wind 数据库；专利数据来自于国家知识产权局；宏观数据来自于中国人民银行和国家统计局。为避免极端值的影响，本文对变量进行了上下 1% 的 Winsorize 缩尾处理。

### (三) 变量定义

**银行系统性风险：**本文选择了 Adrian and Brunnermeier（2016）提出的  $\Delta CoVaR$  测度银行系统风险<sup>①</sup>。某银行对银行系统风险的贡献程度由该银行处于危机时与正常状态时银行系统的在险价值（ $VaR$ ）的差值度量。即某银行对银行系统风险的贡献为其处于危机状态下的  $CoVaR$  与处于正常状态下的  $CoVaR$  的差值：

$$\Delta CoVaR_{i,t} = CoVaR_{i,t}(5\%) - CoVaR_{i,t}(50\%) \quad (2)$$

其中， $CoVaR_{i,t}(q)$  的  $q$  为银行收益率的分位数，代表了银行所处的状态。在研究中，通常认为 50% 分位数时银行处于正常状态，当银行收益率处于 5% 分位数及以下时，银行则陷入了危机状态。

公式（2）式中， $CoVaR_{i,t}(q)$  的具体计算方法如下，首先建立分位数回归方程：

$$R_{i,t} = \alpha_i + \beta_i M_{t-1} + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

$$R_{m,t} = \alpha_{m|i} + \beta_{m|i} M_{t-1} + \gamma_{m|i} R_{i,t} + \varepsilon_{m|i,t} \quad (4)$$

其中， $R_{i,t}$  代表银行的周对数收益率， $R_{m,t}$  为金融行业市场收益率，本文采用金融行业所有机构周收益

<sup>①</sup> 常见衡量系统性风险的指标包括 MES、SRISK、 $\Delta CoVaR$  等。从指标的构建过程来看， $\Delta CoVaR$  相对于 MES、SRISK 等指标来说，其考虑的作用方向恰好相反。MES、SRISK 的计量基础是考虑银行系统处于危机状态时银行个体的表现情况； $\Delta CoVaR$  的计量基础则是考虑银行个体处于危机状态时银行系统的表现情况。也就是说 MES、SRISK 衡量系统性风险时，考虑的作用方向为系统到机构；而  $\Delta CoVaR$  考虑的作用方向为机构到系统（陈湘鹏等，2019）。由于本文研究主题为银行金融科技的发展是否使银行个体对银行的系统性风险产生显著影响，考虑系统性风险时是由银行个体传递到银行系统。因此本文选择了  $\Delta CoVaR$  来测度银行的系统性风险。



率按市值加权的平均数衡量。M 为一系列状态变量，参考白雪梅和石大龙（2014）、Adrian and Brunnermeier（2016）的研究，本文选取了八个状态变量：

表 3 系统性风险测度中状态变量选取及计算方法

状态变量	含义及衡量方法
利率趋势变化	代表了利率的变化趋势，3 个月期国债到期收益率的周变化值
中国收益率曲线斜率的变化	代表中国经济周期的变化，用 10 年期和 3 个月期中国国债收益率利差表示
美国收益率曲线斜率的变化	代表美国经济周期的变化，用 10 年期和 3 个月期美国国债收益率利差表示
短期流动性利差	代表了金融市场短期流动性紧缩程度，用 3 个月期 SHIBOR 和 3 个月期中国国债利率利差表示
信用风险利差	代表了市场对未来经济的乐观程度，用穆迪 BAA 评级债券利率和 3 个月期中国国债利率利差表示
市场回报率	沪深 300 指数的周收益率
地产业景气度	房地产行业指数的周收益率
市场波动率	沪深 300 指数的 22 日滚动波动率的周均值

然后，使用分位数回归的方法求出相应的系数估计值，从而可以求出银行的在险价值和银行系统的条件在险价值：

$$VaR_{i,t}(q) = \hat{\alpha}_{i,q} + \hat{\beta}_{i,q} M_{t-1} \quad (5)$$

$$CoVaR_{i,t}(q) = \hat{\alpha}_{m|i,q} + \hat{\beta}_{m|i,q} M_{t-1} + \hat{\gamma}_{m|i,q} VaR_{i,t}(q) \quad (6)$$

将相应的  $CoVaR_{i,t}(q)$  值代入（2）式中即可求得银行的系统风险指标（ $\Delta CoVaR_{i,t}$ ）。最后，对  $\Delta CoVaR_{i,t}$  求均值即可得到半年度指标。上述方法计算得到的  $\Delta CoVaR_{i,t}$  一般为负值，本文对其取绝对值，该值越大，则银行的系统性风险越大（郭晔和赵静，2017b；陈国进等，2020）。

**银行金融科技指数（FT）：**本文收集整理 A 股上市商业银行所有的专利申请，通过第三部分介绍的文本分类方法从这些专利中识别出了金融科技专利，并按照金融科技专利申请数构建了银行金融科技指数（FT）：

$$FT = \ln(ft_{patents_{i,t}} + 1) \quad (7)$$

其中  $ft_{patents_{i,t}}$  表示某银行某年申请的人工智能、大数据、云计算和区块链这四种创新性金融科技专利的数量。

**其他控制变量（Controls）：**为了缓解银行不同特征和宏观经济的影响，参考已有文献的研究，本文控制了以下变量。银行个体特征：资产收益率、银行规模、杠杆率、贷款存款比例、资本充足率、净息差、非利息收入，市值账面比；宏观经济特征：实际 GDP 增长率、消费价格指数增长率、存款准备金率、一年期存款基准利率、货币供应量，定义及计算方法如下：

表 4 变量选取

变量名称	符号	计算方法
条件在险价值	$\Delta CoVaR$	参考前文
银行金融科技指数	FT	参考前文
总资产收益率	ROA	净利润/总资产
银行规模	Size	总资产的自然对数
杠杆率	Lev	总资产/所有者权益
贷款存款比例	LDR	总贷款/总存款
资本充足率	CAR	资本净额/风险加权资产
净息差	NIM	(银行全部利息收入-银行全部利息支出)/全部生息资产
非利息收入占比	NII	非利息收入/营业收入
市值账面比	MB	市值/所有者权益
实际 GDP 增长率	GDP	实际 GDP (以不变价格计算) 增长率
消费价格指数增长率	CPI	消费价格指数增长率
存款准备金率	RRR	存款准备金率
一年期存款基准利率	MR	一年期存款基准利率
货币供应量	M2TG	M2 货币供应量/实际 GDP

#### (四) 描述性统计

本文主要变量的描述性统计如表 5 所示。银行系统性风险（ $\Delta CoVaR$ ）的均值为 5.6539，最小值为 2.2762，最大值为 11.6537，与郭晔和赵静（2017b）、陈国进等（2020）的计算结果相比均有所增大，这是因为本文的研究区间同时包含了 2008 年金融危机和 2015 年股灾的样本观测值。方差为 1.9201，表明不同银行对于银行系统的风险贡献差异较大。尤其是从中国银行体系的  $\Delta CoVaR$  均值历史走势（见图 3）来看，

该指标能很好地刻画中国商业银行经历的“2008年金融危机”和“2015年股灾”两次极端的系统性风险，历史数据证实了该指标的有效性。同时， $\Delta CoVaR$ 的波动走势中并没有显现出明显的时间趋势，而与市场行情的波动更加接近，这为本文后续的模型设定提供了支撑。银行金融科技指数的均值为0.5158，50分位数为0，最大值为5.5175，这表明银行个体间的金融科技发展及其不平衡，50%以上的银行在金融科技方面的发展非常缓慢。因为金融科技的发展需要大量资金、人才和时间投入，许多城市商业银行和农村商业银行难以维持这样巨大的开支。其他变量中，总资产收益率（ $ROA$ ）的最小值小于零，与部分文献结果差异较大。由于本文的样本区间包含了2008年金融危机期间的样本，在这次金融危机期间，许多银行经营效益受到影响，导致部分观测期的净利润出现负值。实际GDP增长率的最小值与已有研究（郭晔和赵静，2017b；陈国进等，2020）有较大差异。该变量产生差异的原因主要是本文的研究区间包含了2020年新冠疫情期间的数据，负增长率出现在了2020年第一季度。同时近几年经济下行压力加大，导致实际增长率的均值也相比较小。其余变量的数据特征与已有研究基本保持一致。

表5 变量描述性统计

VARIABLES	(1) N	(2) mean	(3) sd	(4) min	(5) P50	(6) max
$\Delta CoVaR$	626	5.6539	1.9201	2.2762	5.3453	11.6537
$FT$	654	0.5158	1.1500	0.0000	0.0000	5.5175
$ROA$	650	0.4681	0.1282	-0.3224	0.4673	0.9489
$Size$	651	28.3486	1.5242	25.0475	28.4326	31.0319
$Lev$	651	15.4356	3.8574	7.6504	14.7320	32.3339
$LDR$	650	74.0449	12.4015	42.8400	72.4050	109.4886
$CAR$	651	12.9815	1.8736	8.4600	12.9300	19.1400
$NIM$	651	2.3694	0.4294	1.5100	2.3310	3.5678
$NII$	650	0.2199	0.0956	0.0438	0.2121	0.4503
$MB$	626	1.1163	1.0160	0.0259	0.8679	7.7915
$GDP$	30	8.0517	3.1203	-1.9000	7.4250	14.4000
$CPI$	30	2.6153	1.8766	-1.5000	2.2000	7.8000
$RRR$	30	17.0139	2.5223	11.0000	17.2500	21.0000
$MR$	30	2.4443	0.9099	1.5000	2.6875	4.1400
$M2TG$	30	2.0553	0.1097	1.7894	2.0671	2.2508

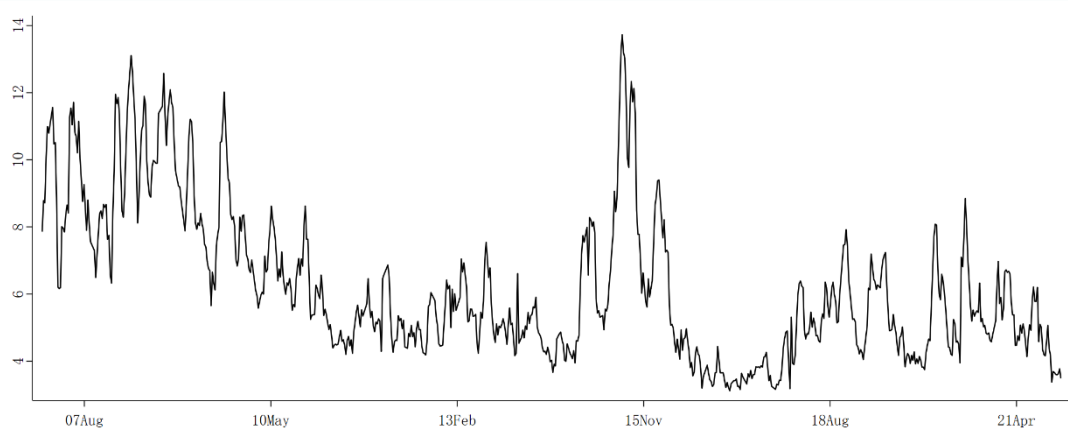


图3 中国上市商业银行的 $\Delta CoVaR$ 均值 2007-2021 历史走势图

## 五、银行金融科技发展与系统性风险

### （一）银行金融科技对系统性风险的影响

主模型回归结果显示（表6第（1）列）银行金融科技水平的提高能够降低银行的系统性风险，与理论预期结果一致。银行依靠金融科技的发展，能够更加高效地对银行进行管理，从而有效降低银行面临系统性风险的可能性。除了金融科技能够降低系统性风险外，银行系统性风险还随其规模增大而降低，符合规模越大的银行具有越强的抗风险能力的直觉；贷款存款比例也能够降低银行系统性风险，符合银行盈利能力越强风险越低的预期；存款准备金作为防范系统性风险的政策，其系数自然也为负。

由于银行金融科技指标的构建过程中采用了机器学习算法对专利进行分类识别。为了说明该步骤的有效性，分别考虑了不对专利进行分类识别（*TP*）的模型和在主模型的基础上加入非金融科技类专利（*NFT*）的模型。表 6 第（2）列结果表明，虽然不对专利进行分类识别，系数依然为负，但是系数值下降，且不再显著。表 6 第（3）列则显示金融科技类专利的系数结果依然不变，但是非金融科技专利的系数并不显著，并且为正，这表明 *TP* 的系数是 *FT* 和 *NFT* 综合效应的体现。以上结果说明对银行的专利识别是有必要的，银行每年申请的众多专利中，有许多专利并不是核心技术专利，直接采用专利总量衡量银行的金融科技发展就可能会出现偏误。

表 6 银行金融科技与系统性风险

被解释变量	$\Delta CoVaR$		
解释变量	(1)	(2)	(3)
<i>FT</i>	-0.1211** (-2.08)		-0.1606* (-1.96)
<i>TP</i>		-0.0614 (-1.17)	
<i>NFT</i>			0.0490 (0.62)
<i>ROA</i>	-0.3445 (-0.45)	-0.3190 (-0.41)	-0.3377 (-0.44)
<i>Size</i>	-1.6766*** (-8.56)	-1.7074*** (-8.70)	-1.6787*** (-8.56)
<i>Lev</i>	0.1068*** (3.37)	0.1011*** (3.21)	0.1078*** (3.39)
<i>LDR</i>	-0.0316*** (-3.23)	-0.0322*** (-3.30)	-0.0321*** (-3.29)
<i>CAR</i>	0.0668 (1.27)	0.0431 (0.84)	0.0693 (1.33)
<i>NIM</i>	1.8151*** (6.52)	1.8218*** (6.56)	1.8133*** (6.51)
<i>NII</i>	3.4137*** (3.58)	3.6334*** (3.88)	3.4046*** (3.56)
<i>MB</i>	-0.2439*** (-2.63)	-0.2507*** (-2.74)	-0.2444*** (-2.63)
<i>GDP</i>	0.0389*** (2.97)	0.0394*** (3.02)	0.0388*** (2.96)
<i>CPI</i>	-0.1509*** (-4.39)	-0.1514*** (-4.40)	-0.1508*** (-4.39)
<i>RRR</i>	-0.2567*** (-6.14)	-0.2549*** (-6.14)	-0.2577*** (-6.17)
<i>MR</i>	-0.2985 (-1.64)	-0.2903 (-1.59)	-0.2986 (-1.64)
<i>M2TG</i>	1.4554** (2.19)	1.3453** (2.02)	1.4556** (2.19)
Constant	50.4760*** (8.00)	51.8984*** (8.26)	50.5128*** (8.01)
个体固定效应	Yes	Yes	Yes
观测值数	626	626	626
调整 R <sup>2</sup>	0.65	0.65	0.65

注：\*、\*\*和\*\*\*分别代表在 10%、5% 和 1% 的水平上显著，括号中为稳健标准误。下同，将不做赘述。

## (二) 内生性讨论

本文的结论可能受到反向因果和遗漏变量的影响。一方面，银行发展金融科技需要大量资源的投入，经营状况更好的银行就有更多资源投入相关的研发，并且一般而言经营状况好的银行的系统性风险更低。因此，样本存在可能的选择偏误问题。同时，主模型得到的结论可能只是一个相关关系而不是因果关系。另一方面，某些影响银行系统性风险的变量可能难以观测，但是其又与解释变量相关，使得系数估计有偏，从而结论不稳健。为了克服可能存在的这些内生性问题，本文分别考虑了：①使用滞后一期的解释变量；②使用工具变量。

解释变量滞后一期后，反向因果的内生性能够在一定程度上得到缓解。由于时间的先后关系，本期的系统性风险不可能对上一期的银行金融科技产生因果上的影响；而上一期已经实现的金融科技产出则能直接影响银行之后的行为和风险。

工具变量的使用则是为了克服遗漏变量和选择偏误带来的内生性问题。考虑到与银行金融科技的相关性和与系统性风险残差的外生性，本文选择了银行是否存在金融科技事业部或子公司的虚拟变量作为工具变量（*FTI*）。银行如果十分重视金融科技的发展，它们一般会在总行层面专门设置金融科技部门（不同银

行的名称可能不同，例如工商银行和建设银行设立了金融科技部，招商银行和兴业银行则设立了金融科技委员会，甚至进一步会设置专门的金融科技子公司专门进行金融科技的研发运用（例如，工商银行——工银科技；建设银行——建信金融科技等）。截至 2021 年底，共有 16 家上市银行设置了金融科技事业部或子公司（整理自银行年报<sup>①</sup>）。同时，银行是否愿意设立金融科技事业部或子公司在成本上相对是比较低的。例如，工商银行 2019 年设立工银科技有限公司时投入的注册资本为 9 亿元，相比当年年报披露的金融科技投入资金 163.74 亿元来说是较小的一部分。除此之外，对于许多银行来说，设立金融科技事业部仅仅只需要将已有的信息科技部变更为金融科技部，那么这样的成本会更低。

为了进一步说明该工具变量的外生性，本文对是否设立金融科技专门机构的两组样本进行了差异性检验。本文将设置了金融科技专门机构的个体定义实验组（Treat），将未设置金融科技专门机构的个体定义为对照组（Control），并在银行财务特征变量和“不可观测”的其他相关变量上进行均值差异检验。银行财务特征中，银行规模（Size）、盈利能力（ROA、NIM）、资产结构（Lev）可能与银行是否设立金融科技专门机构有较强的关联性。非银行财务特征变量中包含了反映银行技术能力的“科技技术人员数量”、反映银行管理层对技术认知的“技术背景”。考虑管理层的技术背景是因为不同的技术认知水平很可能与银行是否设立金融科技专门部门的决策相关。本文分别选择可观测的“研究生学历的员工比例（G\_rate）”和“管理层具有技术背景的人员数量（Tech\_num）”作为代理变量进行分析。由于不同银行可获取的数据时间长度不同，不同时间的变量可比性较差。因此本文选择在不同时间节点单独进行比较。最早设立金融科技专门机构的时间为 2015 年第四季度。到 2018 年，实验组基本都完成了相关机构的设置，导致组间对比的样本量不足。因此本文选择比较了 2015 年-2017 年共六个观测期的特征变量进行比较。

从表 7 的组间均值差异检验结果来看，只有规模特征在组间差异较为明显，而其他银行财务特征、管理层特征、员工特征均不存在显著差异。这说明是否设立金融科技专门机构与银行规模相关性较高，而与其他变量无关。设立金融科技专门机构与银行规模的相关性反映了人民银行鼓励大型商业银行积极探索金融科技的政策号召。虽然二者相关，但是规模变量（Size）已经在主模型中进行了控制，因此不会导致工具变量与残差项相关，不影响工具变量外生性的假设。

表 7 是否设立金融科技专门机构的组间均值差异检验

	2015 年上半年		2015 年下半年		2016 年上半年		2016 年下半年		2017 年上半年		2017 年下半年	
	Treat	Control	Treat	Control	Treat	Control	Treat	Control	Treat	Control	Treat	Control
Size	29.34	28.32	29.22	28.72	29.37	28.82	28.86	27.61	29.30	27.52	29.11	27.53
	0.087*		0.355		0.332		0.086*		0.028**		0.050**	
ROA	0.585	0.561	0.450	0.435	0.534	0.479	0.416	0.368	0.500	0.453	0.422	0.380
	0.579		0.628		0.270		0.138		0.328		0.190	
NIM	2.458	2.542	2.419	2.419	2.207	2.274	2.204	2.194	2.132	2.153	2.085	2.114
	0.534		0.998		0.612		0.959		0.937		0.899	
Lev	15.20	16.31	14.86	15.77	15.98	16.17	14.87	15.32	15.26	15.32	14.21	14.23
	0.103		0.360		0.919		0.664		0.962		0.977	
Tech_num	0.300	0.125	0.273	0.143	0.300	0.571	0.300	0.571	0.375	0.267	0.375	0.267
	0.405		0.546		0.600		0.514		0.668		0.668	
G_rate	0.128	0.140	0.128	0.140	0.106	0.147	0.0880	0.115	0.0620	0.121	0.0620	0.121
	0.742		0.742		0.262		0.389		0.191		0.191	

注：每个方框内分别展示了相应观测期实验组与对照组的均值，下方为对应均值差异检验 t 统计量的 p 值。\*、\*\*和\*\*\*分别代表在 10%、5% 和 1% 的水平上显著。

表 8 第（1）列滞后一期的解释变量（L\_FT）系数显著为负，这说明在考虑可能存在的反向因果关系后银行金融科技降低系统性风险的效应依然存在。表 8 第（2）列列示了工具变量两阶段回归结果中第二阶段的回归结果。弱工具变量检验的统计量值为 11.97，大于 10，可以认为工具变量与内生解释变量有较强的相关性。同时，设立金融科技事业部或子公司仅表明了该银行对于金融科技的重视程度，这并不意味着直接加大资源的投入，对于银行本身所处的经营状况的考虑并不会会有较大直接关联，因此满足外生性的假设。第二阶段回归结果显著为负，结论不变。

表 8 内生性讨论

被解释变量	$\Delta CoVaR$	
解释变量	(1)	(2)
L_FT	-0.1180** (-2.49)	
$\widehat{FT}$		-0.5106*

<sup>①</sup> 部分银行的机构设置并没有带来实际的金融科技产出，本文认为这是无效的机构设置，剔除了这部分数据。

Constant	54.7976*** (8.46)	(-1.70)
控制变量	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes
观测值数	596	626
调整 R <sup>2</sup>	0.66	
Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量		11.97

### (三) 稳健性检验

为了进一步说明银行金融科技能够降低银行系统性风险这一结论的稳健性，本文进行了以下检验：①考虑到金融危机发生时，政策会采取积极政策化解风险，本文删除了 2007-2009 及 2015 年的样本（表 9 第（1）列）；②金融科技主要在近几年才有所发展，因此本文考虑了蚂蚁金服成立之后的样本进行了检验（表 9 第（2）列）；③采用季度数据（表 9 第（3）列）；④采用动态面板模型并使用系统 GMM 进行估计（表 9 第（4）列）。动态面板模型估计时，内生变量包括杠杆率、贷款存款比例。

在考虑样本选取，变量衡量，模型设定之后，银行金融科技对系统性风险的效应依然显著为负，这说明本文结论银行发展金融科技能够降低银行的系统性风险这一结论是稳健的。

表 9 稳健性检验

被解释变量	$\Delta CoVaR$			
	(1) 删除危机年份	(2) 2014-2021	(3) 季度数据	(4) 动态面板模型
$L\_DeltaCoVaR$				0.4167 (1.22)
$FT$	-0.1106*** (-2.64)	-0.1871*** (-2.65)	-0.2278*** (-3.96)	-1.3139*** (-2.97)
Constant	40.3586*** (3.93)	116.7786*** (6.42)	52.1718*** (8.56)	-10.2849 (-0.28)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值数	484	420	1156	590
调整 R <sup>2</sup>	0.49	0.53	0.50	
Hansen 统计量 (P 值)				0.850
AR(1) (P 值)				0.004
AR(2) (P 值)				0.185

## 六、银行金融科技降低系统性风险的作用机制

考虑可能存在的内生性之后，银行金融科技能够降低系统性风险这一结论依然稳健。但是，银行金融科技对系统性风险的作用机制却依然是一个黑盒。虽然上述实证分析证实了银行金融科技能够降低系统性风险，但是其作用的渠道机制却依然是模糊的。银行系统性风险的来源可以从两个方面来看，一方面是系统关联风险，由于银行间的密切关联，某些风险事件的冲击将能够在整个银行体系传导；另一方面则是银行个体风险，这部分应该是降低系统性风险的主要渠道。不同银行的经营效率不同，那么它们面临同一个风险冲击时受到的影响则会不同，一般而言，经营效率越高的银行的抗风险能力往往更强。因此，下文的机制分析主要从改善银行经营效率和风险控制的角度进行分析。

### (一) 异质性分析

银行的金融科技发展主要集中在大数据和人工智能等以数据处理和挖掘为主的领域。通过运用这些新兴技术可以让银行更精准地识别贷款前、贷款中和贷款后的信贷风险以及实现更高效的内部流程运作，从而提高银行效率，强化风险管理。如果存在这样的机制路径，那么对于内部运行效率相对较低、风险控制相对更难的样本，金融科技对系统性风险的缓解效应将更明显。

本文首先根据银行规模进行了异质性分析。大银行的资本优势帮助它们占据了发展扩张的先发优势。它们往往能比其他银行更容易获取到存贷款资源。但是，这种非技术优势带来的发展使银行内部机构十分冗杂、经营效率相对处于较低水平。除此之外，由于政策要求，大型商业银行往往需要向某些高风险项目或企业提供贷款服务，所以在资产的风险控制上更加困难。因此，如果金融科技是通过提升银行效率或降低风险渠道发挥的作用，那么相比于中小银行，金融科技对大银行的作用应该更加显著。本文根据半年度

资产规模的中位数进行分组，将样本分为大型商业银行（big）和中小银行（small）。表 10 第（1）、（2）列的结果表明，相比于中小银行，金融科技对大型商业银行的作用效应更显著。这说明金融科技确实很可能是通过提高银行效率、降低风险这一路径降低了系统性风险。同时，这一结果也说明中小银行由于规模较小，内部的无效率程度较低，金融科技应用带来的业务优化作用并不明显。同时，由于金融科技开发投入大，中小银行自行发展金融科技的经济效益较低。因此，中小银行发展金融科技应该主要以外获取为主。

表 10 异质性分析

被解释变量	$\Delta CoVaR$					
	银行规模		贷款平均收益率		风险资产占比	
	(1) Size=big	(2) Size=small	(3) LI=high	(4) LI=low	(5) RA=high	(6) RA=low
解释变量						
<i>FT</i>	-0.1186* (-1.76)	0.2482 (0.75)	0.0179 (0.25)	-0.3181*** (-3.28)	-0.2492*** (-2.84)	-0.0859 (-1.09)
Constant	50.7094*** (3.33)	63.8260*** (7.34)	50.6411*** (5.37)	72.4788*** (6.03)	49.8859*** (5.72)	58.9712*** (4.67)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
观测值数	322	303	295	239	347	270
调整 R <sup>2</sup>	0.62	0.71	0.59	0.70	0.65	0.68
经验 p 值	0.000***		0.000***		0.022**	

注：经验 p 值，用于检验组间 *FT* 系数差异的显著性，通过自体抽样 1000 次得到。

为了进一步肯定上述结论，本文对相应的关键变量进行了直接分析。

银行效率可以直接从贷款收益来考察。如果银行能提高收益，那么银行的盈利能力将上升，效率提高。本文选择贷款平均收益率（*LI*）来验证金融科技是否具有提高效率的机制。以贷款平均收益率的半年度银行类别的中位数为基准，将样本分为高、低成本组和高、低收益组。金融科技的运用能够提供更加精确的客户画像，使得银行对客户进行风险识别时具有更多的信息优势，从而能够扩大银行的客户范围，提高贷款收益。若金融科技提高银行效率的机制成立，那么预期金融科技将对贷款收益较低组的效应更加显著。

信贷风险指标由于信贷数量庞大且分散，评价标准难以统一，但是对银行资产进行整体的风险评价却是可行的。银行通过吸收存款获取资金，然后将这些资金投入不同的资产获取利息进而盈利。本文以加权风险资产占贷款比例（*RA*）衡量银行的信贷风险，并以半年度银行类别的中位数为基准，将样本分为高风险组别和低风险组别。若金融科技能够降低银行风险的机制成立，那么预期金融科技将对高风险组别的效应更显著。

第（3）和（4）列贷款平均收益的分组回归结果证实了金融科技对贷款平均收益更低的银行的影响更大。（5）、（6）两列从风险资产占比来看则表明了金融科技对风险资产更高的银行的影响更大。

## （二）机制分析

上文从整体和局部关键变量的异质性分析结果表明了金融科技提升银行效率、降低风险这一机制存在的可能性——金融科技降低银行系统性风险的效应通过降低银行风险和降低银行效率实现。为了更加直接证实这个结论，本文加入了交互项进行机制分析：

$$\Delta CoVaR_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 FT_{i,t} + \beta M_{i,t} + \theta (M_{i,t} - \bar{M}) * (FT_{i,t} - \bar{FT}) + \gamma Controls_{i,t} + \mu_i + v_{i,t}$$

即分别为主模型中加入机制变量和去中心化的交互项。若 *M* 是机制变量，那么在解释变量的系数为负的前提下： $\beta$  为正时， $\theta$  将为负； $\beta$  为负时， $\theta$  将为正。

本文首先选择了金融科技直接应用场景之一的个人贷款业务进行验证。从各银行的财务报表来看，个人贷款业务相比于企业贷款来说一般具有更低的违约率。从风险分散的角度来看，个人贷款的平均单笔贷款金额相对较小，具有风险分散的作用。因此个人贷款占比可以从某种程度上反映一个银行的信贷资产质量。但是，银行监管要求开展贷款业务需要相应的信贷材料支撑，这就会导致较高的成本投入。特别是业务开展前期，银行需要单独增设个人信贷业务部门，建立完善的审核流程，招聘培训相关工作人员。这会增大大量成本。同时，前期的业务推广大多需要依靠低利息和简便办理来获取核心用户群。这导致单位信贷的审查需要耗费较多资源，同时难以从客户提供的简易信息中获取足够有效信息，从而导致个人贷款业务的发展难以取得较大突破。金融科技的运用正好可以解决这一难题。金融科技可以自动采取申请人的个

人信息并进行大数据分析，最终直接给出该客户的贷款额度，并进行自动放款。这大大节省了传统放贷过程中资源消耗，使得银行能在控制成本的同时获取到更多贷款资源（王博等，2021）。同时，金融科技还能够通过人工智能等技术进一步完善信贷模型，从而进一步降低风险。通过上述分析，个人贷款业务的比例可以同时反映银行的风险，个贷比例越高、风险越低，而金融科技则通过助力银行完成个贷业务的部署和完善降低了银行前期开展个贷业务的成本和风险。

表 11 第（1）列表明个人贷款比例越高时，银行的系统性风险越低，符合理论分析的结果。交互项为正，则金融科技在个人贷款比例更低时的风险抑制作用更强，即金融科技能够通过提高个人贷款比例来降低系统性风险。

为了进一步证实金融科技降低银行风险、提高经营效率的机制，本文分别以银行个体风险、银行效率两个更加全面的指标进行了分析。

Z 值（ $Z_{score}$ ）在银行个体风险的研究中被广泛使用，该指标衡量了银行破产的风险，具体定义如下（郭晔和赵静，2017a）：

$$Z_{i,t} = \frac{ROA_{i,t} + EOA_{i,t}}{\sigma(ROA)_{i,t}} \quad (8)$$

其中， $EOA$ 为资本与资产的比率， $\sigma(ROA)$ 为 $ROA$ 的滚动标准差（窗口期为 5），将 Z 值取对数代表银行个体风险。该指标越大，银行的个体风险越低。

银行效率（ $eff$ ）的测算则使用了广泛认可的随机前沿法（SFA）。由于要测度金融科技是否影响银行效率，本文选择了 Greene (2005)提出的含固定效应的随机前沿模型，同时参考已有文献对国内商业银行进行效率测算时的变量选择（Lee et al., 2021；张大永和张志伟，2019），本文在测算银行利润效率时的超越对数模型设定如下：

$$\begin{aligned} \ln\left(\frac{PBT}{S \cdot w_2}\right) = & \varrho_0 + \sum_{i=1}^4 \varrho_i \ln\left(\frac{y_i}{S}\right) + \varrho_5 \ln\left(\frac{w_1}{w_2}\right) + \frac{1}{2} \Omega \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^4 \ln\left(\frac{y_j}{S}\right) \ln\left(\frac{y_k}{S}\right) \\ & + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^4 \sigma_i \ln\left(\frac{y_i}{S}\right) \ln\left(\frac{w_1}{w_2}\right) + \varrho_6 \left(\ln\left(\frac{w_1}{w_2}\right)\right)^2 + \varsigma_i + \eta_t + v_{i,t} - u_{i,t} \end{aligned} \quad (9)$$

其中， $PBT$ 为税前利润总额，产出指标（ $y$ ）分别为：总贷款、总存款、其他收益性资产、非利息收入，标准化变量（ $S$ ）为总收益性资产，两个投入价格 $w_1$ 为利息支出与总存款的比值， $w_2$ 为非利息支出与总资产的比值， $\varsigma_i$ 为个体固定效应， $\eta_t$ 为时间固定效应， $v_{i,t}$ 为随机误差项， $u_{i,t}$ 为非负的无效率项，服从指数分布。 $u_{i,t}$ 的大小刻画了实际利润与理论利润的差值，该值越大，效率越低。在实际分析中，一般转化为效率指标：

$$eff_{i,t} = \exp(-u_{i,t}) \quad (10)$$

显然该指标取值在 0 和 1 之间，且值越大，效率越高。

表 11 第（2）、（3）列的结果表明个体风险越低、效率越高的银行的系统性风险越小，与理论预期一致。交互项的结果均为负，这说明金融科技通过降低银行风险、提高效率从而降低系统性风险的两条路径机制均存在。金融科技的优势是低成本获取信息和高效运用数据，这契合了银行业务需求，因此发展金融科技能够降低银行风险、提高效率，从而降低银行的系统性风险。

表 11 机制分析

被解释变量	$\Delta CoVaR$		
解释变量	(1)	(2)	(3)
	个人贷款比例	银行个体风险	银行效率
$FT$	-0.2131** (-2.40)	-0.1317** (-2.23)	-0.1454** (-2.33)
$PLR$	-4.2722*** (-2.92)		
$FT * PLR$	0.9547** (2.04)		
$\ln(Z_{score})$		-0.3751*** (-3.35)	
$FT * \ln(Z_{score})$		0.2785*** (3.44)	

<i>eff</i>			-3.2682*** (-4.33)
<i>FT * eff</i>			0.8390** (2.17)
Constant	47.5181*** (6.88)	46.9562*** (7.40)	52.4866*** (8.40)
控制变量	Yes	Yes	Yes
个体固定效应	Yes	Yes	Yes
观测值数	616	597	581
调整 R2	0.67	0.66	0.64

通过以上的机制分析，本文揭开了金融科技降低系统性风险的“机制黑箱”。金融科技作为新兴技术，它提高了银行的信息收集和处理能力，开辟了新的业务模式，同时完善了银行的信贷风险把控，最终提高了银行的经营效率、降低了银行的个体风险。

## 七、结论

本文通过上市商业银行的专利申请文本数据，采用专家调查和机器学习的方法精准识别出各上市银行的金融科技专利申请，并以此构建了银行金融科技发展水平的代理变量。相比于已有文献，该指标的构建方法简单高效，且更加合理和准确。

本文在该指标基础上研究了银行金融科技发展对系统性风险的影响。研究结果表明银行金融科技发展降低了银行对系统性风险的贡献。通过分别识别金融科技对中小银行和大型银行的系统性风险的影响效应，本文认为大型银行的金融科技发展具有更多的效益，而中小型银行应该有节制地发展金融科技。进一步分析金融科技的内在作用机制，本文发现金融科技对风险资产占比更大、贷款平均收益更低的银行的影响作用更强。最后，本文通过机制分析证明了金融科技通过降低银行的风险、提高银行经营效率抑制银行系统性风险的路径。

本文的研究结果证实银行发展金融科技对银行个体和金融系统整体来说都是有利的。金融科技不只是单单的一种噱头或者仅仅是金融机构谋取利益的工具，其在降低信贷风险、提高银行经营效率的同时能够切实降低银行个体对系统性风险的影响，这对于整个金融系统来说都具有正的外部性。但是，不可否认金融科技可能存在“技术黑箱”、金融伦理等风险。因此，相关机构在制定金融科技监管政策时既不能采取“一边倒”的推进，或者简单的“一刀切”，需要综合考虑，既要防范金融科技带来的新风险，又要从社会经济效益方面尽可能保护该类创新，推动我国金融系统高质量、稳健发展。

## 参考文献

- [1] 白雪梅和石大龙，2014，《中国金融体系的系统性风险度量》，《国际金融研究》第6期，第75~85页。
- [2] 鲍星、李巍和李泉，2022，《金融科技运用与银行信贷风险——基于信息不对称和内部控制的视角》，《金融论坛》第1期，第9~18页。
- [3] 陈国进、蒋晓宇和赵向琴，2020，《货币政策、宏观审慎监管与银行系统性风险承担》，《系统工程理论与实践》第6期，第1419~1438页。
- [4] 陈国进、蒋晓宇、刘彦臻和赵向琴，2021，《资产透明度、监管套利与银行系统性风险》，《金融研究》第3期，第18~37页。
- [5] 陈红和郭亮，2020，《金融科技风险产生缘由、负面效应及其防范体系构建》，《改革》第3期，第63~73页。
- [6] 陈湘鹏、周皓、金涛和王正位，2019，《微观层面系统性金融风险指标的比较与适用性分析——基于中国金融系统的研究》，《金融研究》第5期，第17~36页。
- [7] 陈雨露，2021，《工业革命、金融革命与系统性风险治理》，《金融研究》第1期，第1~12页。
- [8] 董晓林、朱晨露和张晔，2021，《金融普惠、数字化转型与农村商业银行的盈利能力》，《河海大学学报(哲学社会科学版)》第5期，第67~75页。
- [9] 方意、王羚睿、王炜和王晏如，2020，《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》第2期，第29~37页。
- [10] 顾海峰和卞雨晨，2022，《数字金融会影响银行系统性风险吗?——基于中国上市银行的证据》，《中国软科学》第2期，第32~43页。



- 
- [11] 郭峰、王靖一、王芳、孔涛、张勋和程志云, 2020,《测度中国数字普惠金融发展: 指数编制与空间特征》,《经济学(季刊)》第 19 期,第 1401~1418 页。
- [12] 郭品和沈悦, 2019,《互联网金融、存款竞争与银行风险承担》,《金融研究》第 8 期,第 58~76 页。
- [13] 郭晔和赵静, 2017a,《存款保险制度、银行异质性与银行个体风险》,《经济研究》第 12 期,第 134~148 页。
- [14] 郭晔和赵静, 2017b,《存款竞争,影子银行与银行系统风险——基于中国上市银行微观数据的实证研究》,《金融研究》第 6 期,第 81~94 页。
- [15] 胡俊、李强、刘颖琛和曾勇, 2021,《商业银行金融科技对零售贷款的影响——基于年报的文本分析》,《管理评论》第 11 期,第 298~311 页。
- [16] 李建军和姜世超, 2021,《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)》第 3 期,第 889~908 页。
- [17] 李礼和蒋乐, 2021,《互联网科技赋能消费金融行业高质量发展研究》,《财经理论与实践》第 4 期,第 10~15 页。
- [18] 李明贤和李琦澜, 2022,《金融科技发展对农村商业银行效率的影响》,《湖南农业大学学报(社会科学版)》第 3 期,第 19~27 页。
- [19] 李琴和裴平, 2021,《银行系金融科技发展与商业银行经营效率——基于文本挖掘的实证检验》,《山西财经大学学报》第 11 期,第 42~56 页。
- [20] 邱晗、黄益平和纪洋, 2018,《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》第 11 期,第 17~30 页。
- [21] 盛天翔和范从来, 2020,《金融科技、最优银行业市场结构与小微企业信贷供给》,《金融研究》第 6 期,第 114~132 页。
- [22] 盛天翔、朱政廷和李玮雯, 2020,《金融科技与银行小微企业信贷供给:基于贷款技术视角》,《管理科学》第 6 期,第 30~40 页。
- [23] 宋敏、周鹏和司海涛, 2021,《金融科技与企业全要素生产率——“赋能”和信贷配给的视角》,《中国工业经济》第 4 期,第 138~155 页。
- [24] 孙旭然、王康仕和王凤荣, 2021,《金融科技、分支机构扩张与中小银行风险——来自中国城市商业银行的经验性证据》,《当代经济管理》第 1 期,第 82~91 页。
- [25] 王博、刘时雨、罗荣华和张晓玫, 2021,《金融科技监管与银行高息揽“储”——基于理财产品视角》,《财贸经济》第 11 期,第 52~67 页。
- [26] 王道平、刘杨婧卓、徐宇轩和刘琳琳, 2022,《金融科技、宏观审慎监管与我国银行系统性风险》,《财贸经济》第 4 期,第 14 页。
- [27] 王宏起和徐玉莲, 2012,《科技创新与科技金融协同度模型及其应用研究》,《中国软科学》第 6 期,第 129~138 页。
- [28] 肖璞、刘轶和杨苏梅, 2012,《相互关联性,风险溢出与系统重要性银行识别》,《金融研究》第 12 期,第 96~106 页。
- [29] 徐晓萍、李弘基和戈盈凡, 2021,《金融科技应用能够促进银行信贷结构调整吗?——基于银行对外合作的准自然实验研究》,《财经研究》第 6 期,第 92~107 页。
- [30] 杨松令、刘梦伟和张秋月, 2021,《中国金融科技发展对资本市场信息效率的影响研究》,《数量经济技术经济研究》第 8 期,第 125~144 页。
- [31] 杨望、徐慧琳、谭小芬和薛翔宇, 2020,《金融科技与商业银行效率——基于 DEA-Malmquist 模型的实证研究》,《国际金融研究》第 7 期,第 56~65 页。
- [32] 张大永和张志伟, 2019,《竞争与效率——基于我国区域性商业银行的实证研究》,《金融研究》第 4 期,第 111~129 页。
- [33] 张红芳, 2017,《专利权质押政策文本量化研究》,《科学管理研究》第 3 期,第 102~105 页。
- [34] 张琳、廉永辉和方意, 2022,《政策连续性与商业银行系统性风险》,《金融研究》第 5 期,第 95~113 页。
- [35] 赵静和郭晔, 2021,《存款保险制度、影子银行与银行系统性风险》,《管理科学学报》第 6 期,第 22~41 页。
- [36] Acharya, V. V., L. H. Pedersen, T. Philippon, M. Richardson, 2017, “Measuring systemic risk”, *The review of financial studies*, 30(1), 2~47.
- [37] Adrian, T., M. K. Brunnermeier, 2016, “CoVaR”, *American Economic Review*, 106(7), 1705~1741.
- [38] Anginer, D., A. Demircuc-Kunt, M. Zhu, 2014, “How does competition affect bank systemic risk?”, *Journal of financial Intermediation*,

- 
- 23(1), 1–26.
- [39] Benoit, S., J. E. Colliard, C. Hurlin, C. Pérignon, 2017, “Where the risks lie, A survey on systemic risk”, *Review of Finance*, 21(1), 109–152.
- [40] Billio, M., M. Getmansky, A. W. Lo, L. Pelizzon, 2012, “Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors”, *Journal of financial economics*, 104(3), 535–559.
- [41] Brownlees, C., R. F. Engle, 2017, “SRISK: A conditional capital shortfall measure of systemic risk”, *The Review of Financial Studies*, 30.1, 48–79.
- [42] Buchak, G., G. Matvos, T. Piskorski, A. Seru, 2018, “Fintech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks”, *Journal of Financial Economics*, 130(3), 453–483.
- [43] Chen, M. A., Q. Wu, B. Yang, 2019, “How valuable is FinTech innovation?”, *The Review of Financial Studies*, 32(5), 2062–2106.
- [44] Cheng, M., Y. Qu, 2020, “Does bank FinTech reduce credit risk? Evidence from China”, *Pacific-Basin Finance Journal*, 63, 101398.
- [45] Cole, R. A., D. J. Cumming, J. Taylor, 2019, “Does FinTech Compete with or Complement Bank Finance?”, *SSRN Electronic Journal*.
- [46] Davydov, D., S. Vähämaa, S. Yasar, 2021, “Bank liquidity creation and systemic risk”, *Journal of Banking & Finance*, 123, 106031.
- [47] Devlin, J., M. W. Chang, K. Lee, K. Toutanova, 2018, “Bert, Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding”, arXiv preprint.
- [48] Duan, Y., S. El Ghoul, O. Guedhami, H. Li, X. Li, 2021, “Bank systemic risk around COVID-19, A cross-country analysis”, *Journal of Banking & Finance*, 133, 106299.
- [49] Greene, W., 2005, “Reconsidering heterogeneity in panel data estimators of the stochastic frontier model”, *Journal of econometrics*, 126(2), 269–303.
- [50] Haddad, C., L. Hornuf, 2019, “The emergence of the global fintech market, economic and technological determinants”, *Small Business Economics*, 53(1), 81–105.
- [51] Hodula, M., 2022, “Does Fintech credit substitute for traditional credit? Evidence from 78 countries”, *Finance Research Letters*, 46, 102469.
- [52] Lee, C. C., X. Li, C. H. Yu, J. Zhao, 2021, “Does fintech innovation improve bank efficiency? Evidence from China’s banking industry”, *International Review of Economics & Finance*, 74, 468–483.
- [53] Meuleman, E., R. Vander Vennet, 2020, “Macroprudential policy and bank systemic risk”, *Journal of Financial Stability*, 47, 100724.
- [54] Murinde, V., E. Rizopoulos, M. Zachariadis, 2022, “The impact of the FinTech revolution on the future of banking, Opportunities and risks”, *International Review of Financial Analysis*, 81, 102103.
- [55] Van Oordt, M., C. Zhou, 2019, “Systemic risk and bank business models”, *Journal of Applied Econometrics*, 34(3), 365–384.
- [56] Wang, R., J. Liu, H. Luo, 2021, “Fintech development and bank risk taking in China”, *The European Journal of Finance*, 27(4–5), 397–418.
- [57] Zedda, S., G. Cannas, 2020, “Analysis of banks’ systemic risk contribution and contagion determinants through the leave-one-out approach”, *Journal of Banking & Finance*, 112, 105160.
- [58] Zhao, J., X. Li, C. H. Yu, S. Chen, C. C. Lee, 2022, “Riding the FinTech innovation wave, FinTech, patents and bank performance”, *Journal of International Money and Finance*, 122, 102552.

## **The Impact of Bank Fintech Development on Systemic Risk: from the Perspective of Fintech Patents Data Based on Machine Learning**

Zuo Yuehua and Huang Xin

(School of Economics, Hua Zhong University of Science and Technology)

**Summary:** In recent years, the application of emerging Internet technologies in the field of finance has received more and more attention, which is called fintech, mainly including big data, cloud computing, blockchain, artificial intelligence. For banks, fintech could have a huge

---

impact on banking business. At present, China's major commercial banks continue to increase their investment in fintech, with 14 banks disclosing a total investment of 155.42 billion Yuan in 2021.

In the process of the vigorous development of fintech, it plays a positive role in information efficiency and profitability of banks. First of all, big data, cloud computing and other related fintech greatly reduce the information asymmetry between Banks and enterprises, slashing the small and micro businesses credit investigation cost, increasing the credit supply of banks for small and micro businesses. Secondly, the innovative use of fintech effectively improve bank's operating efficiency and reduce their operating risks. However, the risks posed by fintech should not be ignored. First, the application of fintech improves the expected return rate of financial management, which motivates banks to carry out shadow banking business, increasing the risk preference of banks. Secondly, fintech as a new technology may induce banks into more technical risks, which may further amplify the existing systemic risks. Finally, the Internet-based nature of fintech has the potential to spread systemic risk quickly by linking financial institutions ever more deeply. Therefore, the impact of fintech on the bank systemic risk is a highly concerned and controversial issue.

In order to explore this issue clearly, it is necessary to construct a more accurate fintech index. This paper first collects all the patent application text data of listed commercial banks, and then determines the accurate definition of fintech patent through communication with fintech experts. On this basis, we manually identify and confirm the part of the training samples. Finally, the BERT model, a machine learning approach, is used for training and classification. The F1 score of the model reaches 0.78 on the validation set and 0.99 on the training set. Moreover, the correlation test between the fintech index calculated based on the model and the fintech capital investment data is also satisfied, which confirms the accuracy of the method.

In terms of research design, this paper adopts the fixed effects model and selects China's A-share listed commercial banks from 2007 to 2021 as the research objects. In order to obtain sufficient observation samples and at the same time take into account the accuracy and availability of data, we choose to take half a year as a time observation period. All data in this paper are from WIND, People's Bank of China and National Bureau of Statistics of China.

The empirical results show that the development of fintech reduces the contribution of banks to systemic risk. This conclusion holds robust after the instrumental variable test. Heterogeneity analysis shows that the effect of fintech development on reducing systemic risk is more significant for banks with larger assets. This is because bank fintech is able to raise the yield on loans while lowering the risk of assets. Through mechanism analysis, this paper further confirms that the application of fintech increases the proportion of high-quality personal loans, which implies the lower risk and higher profit compared to enterprise loan. The result is further proved by concerning the Z-score and bank efficiency. The results of this paper show that the development of fintech in banks reduces the contribution of banks to systemic risk by reducing risk and improving the operational efficiency of banks, which is beneficial to both banks and financial system.

The innovation of this paper is mainly reflected in two aspects. First, the cutting-edge method is applied to the accurate identification of fintech patents. Previous studies have chosen to directly use the total number of patents for constructing fintech index. There are also some studies that simply distinguish patents, mainly by constructing thesaurus and using text analysis method to judge the categories of patents. This paper combines expert surveys and machine learning to classify and identify fintech patents. This method can accurately and deeply understand the complete information of patent text, and has high classification accuracy. At the same time, it also achieves good performance when using fintech investment as the test indicator. Second, this paper uses the data of fintech patents of banks to accurately demonstrate the impact of fintech on bank systemic risk, and proves that it can reduce the contribution of banks to systemic risk by improving the operating efficiency of banks. This conclusion has important practical reference significance for fintech regulatory policy making.

**Keywords:** Systemic Risk; Fintech; Bank Efficiency

**JEL Classification:** G21, G28, G33