

# 市场设施类金融科技与金融业风险溢出效应及影响机制研究

Research on spillover effects and impact mechanism of fintech on financial industry risks.

胡依依

(浙江工商大学金融学院 浙江 杭州市 310018)

**摘要:**近年来,市场设施类金融科技行业蓬勃发展,其掌握的各类高科技技术广泛应用于构建金融设施,推动了金融业数字化转型,也带来了新的风险管理挑战。在此背景下深入研究金融科技与金融业的溢出效应具有重要意义。本文基于2012-2023年47家A股上市公司的公开数据,使用在险价值(VaR)计算市场设施类金融科技、银行、证券和保险四个行业的系统风险,通过时变参数向量自回归(TVP-VAR-DY)模型测度行业间溢出效应,并考察影响部门间溢出的宏观因素。结果发现:(1)市场设施类金融科技具有较大系统风险隐患,并与金融业各部门呈现风险正相关性;(2)市场设施类金融科技和证券部门具有较强的溢出,且溢出持续增长并现出“风险积聚”的特点;(3)在近年的尾部经济事件中,市场设施类金融科技和证券是主要溢出中心,银行是主要流入中心;(4)货币供应量、同业拆借利率和消费者预期对于市场设施类金融科技、银行、保险和证券的溢出效应和溢入效应会产生不同程度的显著影响。结合上述发现,本文提出相应政策建议。

**关键词:** 金融科技; 系统性风险; 跨部门风险传染; 溢出网络;

**中图分类号:** F832 文献标识码: A

---

\*作者简介: 胡依依, 浙江工商大学金融学硕士研究生, Email:821406463@qq.com  
基金项目: “学习宣传贯彻党的二十大精神” 研究生专项创新课题“金融科技对银行业风险溢出效应研究” EDYB202223

## 一、引言

近年来，我国金融科技行业发展迅速。2023年，中国独角兽企业数量达316家，其中金融科技行业的独角兽企业有171家，比疫情前增加了50%，数量领先于其他行业<sup>①</sup>。2022年，中国金融科技整体市场规模达到5423亿元左右，同比增长约17%<sup>②</sup>。金融科技行业提供的人工智能、机器学习、大数据和云计算等信息技术业务与各类金融业务跨界融合嵌套，新型技术风险和信息安全与传统金融风险交织融合，使得金融业不稳定性持续增加，给金融监管及风险防范带来了前所未有的挑战。因此，如何在顺应全球金融科技稳步发展态势的同时，守住不发生系统性金融风险底线，成为“十四五”期间的金融监管部门的重要课题。2021年3月，十三届全国人大四次会议表决通过的第十四个“五年规划”强调，要“稳妥发展金融科技，强化金融创新风险评估”。2022年，中国人民银行发布《金融科技（Fintech）发展规划（2022-2025）年》指出，要“全面深入金融与民生领域数字融合应用，持续提升监管科技应用水平和数字化监管能力”。因此，深入研究我国金融科技与金融业间的风险溢出效应，有助于政府部门进一步完善金融风险预警机制，防范化解金融风险。

市场设施类金融科技企业是指专注于为金融行业提供基础设施和技术解决方案的科技公司。这类金融科技企业的主要业务包括客户身份认证、物联网等可以跨行业通用的基础技术支持，也提供分布式账户、大数据、云计算等技术基础设施，以满足不同行业的需求（BCBS，2018）<sup>[32]</sup>。鉴于此类业务的明显科技属性，监管机构普遍将其纳入金融机构外包风险的监管范畴。比如法国、新加坡和南非，它们在监管方面，除了关注操作风险和信息安全之外，还重视金融机构外包流程的合规性和科学性，以及外包服务供应商的道德和操作风险的防控（FSB，2017<sup>[36]</sup>；BCBS，2018<sup>[32]</sup>）。在我国，此类金融科技通常被界定为针对金融机构提供的第三方服务，并随着科技与金融的深度融合，金融科技对于持牌金融机构的稳健运营将产生越来越重要的影响，因此监管机构需要更加重视这一领域（李文红，2015）。刘光绪等（2019）<sup>[10]</sup>认为，金融科技关键技术金融基础设施中被广泛应用，有效促进了金融效率的提升，促进了新兴准金融基础设施的崛起，对金融市场产生了深远影响。其业务不可避免地兼具金融与科技双重属性，并与以银行、证券和保险为主的金融业逐渐呈现出日渐紧密的关联关系（曹齐芳等，2021）<sup>[2]</sup>。而较少文献对此类金融科技对金融业风险影响进行深入研究。因此，本文选择研究对象为，符合巴塞尔委员会定义的，以构建金融市场设施为主要业务的，具有较强技术属性的金融科技企业。

---

注①（数据来源于胡润研究院报告：<http://www.199it.com/archives/1590213.html>）

注②（数据来源于《金融科技发展白皮书》前瞻产业研究院）

本文研究的金融业部门选择了银行、保险和证券，原因如下：第一，银行、保险和证券是金融业的三大支柱，担任了金融业的融资、风险管理和资本市场服务等方面的作用，具有重要作用性；第二，这三个行业的业务活动涉及到大量的数据记录和统计，拥有丰富和完善的历史数据和现有数据，对于实证分析提供了较为便利的条件和基础。第三，它们所面临的风险也具有普遍的性质，并且有实证表明它们之间及与金融科技行业存在关联性及其风险传染关系。

本文的创新和贡献主要体现在以下几点：第一，本文使用在险价值（VaR）测度金融科技、银行、证券和保险四个部门的系统风险，基于时变矢量自回归模型（TVP-VAR）和广义预测误差方差分解（DY）构建风险溢出网络，分析各部门间溢出效应的非对称性和时变特征；第二，本文以“钱荒事件”，“股灾事件”，“中美贸易冲突”和“新冠疫情”为例，考察各部门风险溢出水平和溢出方向的差异；第三，探讨了四部门风险溢出和溢入的影响因素，丰富了跨部门风险传染的研究。

本文的剩余部分安排如下：第二部分是已有研究文献的综述；第三部进行理论分析，并对所使用的理论模型进行讲解；第四部分是对数据说明及实证分析；第五部分是对全文的总结与启示。

## 二、文献综述

金融业系统风险跨部门溢出研究主要分为两种。第一种文献围绕风险在银行、保险和证券等金融部门间的溢出效应展开研究，通过对风险传染路径分析，刻画不同金融机构的风险传染力度或者关联程度。Laeven et al. (2016)<sup>[41]</sup>研究发现，金融危机期间大型银行系统性风险增长更快且更容易被低估，金融监管部门应减少“大而不能倒”补贴以限制银行规模。Adams et al. (2014)<sup>[27]</sup>研究显示，在市场动荡期间对冲基金行业在经济冲击传递给商业银行、投资银行和保险等金融机构过程中起到重要作用，可能是金融风险传染主要源头。Härdle et al. (2016)<sup>[36]</sup>实证显示存款机构在其他金融机构中接受和传递更多的风险。我国学者李政等 (2016)<sup>[15]</sup>测度系统关联性后发现，我国金融机构关联网络中证券部门的关联密度更高，存在较大系统风险溢出隐患。另一种文献认为只关注金融行业间风险溢出和传染问题已不能满足当下金融风险来源复杂多样的现实。因此他们将金融风险跨部门溢出效应研究拓展到了与金融行业业务联系密切的其他经济领域，比如房地产、石油和贵金属（杨子晖等，2018<sup>[23]</sup>；xiao et al., 2018<sup>[45]</sup>；You et al., 2017<sup>[46]</sup>；袁薇等，2021<sup>[22]</sup>）。

与此同时，在大数据、云计算、人工智能等新兴技术迅速改变金融生态背景下，金融科技对金融机构系统风险影响日渐增长（曹齐芳和孔英，2021<sup>[2]</sup>），

信息技术已成为了一种新的财富，金融科技可能具备与房地产和石油部门同样的金融系统重要性。早期文献主要将金融科技作为一种为传统金融行业的产品与服务赋能加势的技术影响因素进行研究，其测度方法主要有基于 python 爬虫技术构建的金融科技发展指数（沈悦和郭品，2015<sup>[20]</sup>）和北京大学数字普惠金融指数（郭峰等，2020<sup>[7]</sup>）。此类文献着重于探究金融机构本身金融科技水平对系统风险的影响（Lapavitsas et al, 2008<sup>[42]</sup>；金洪飞等，2020<sup>[11]</sup>；Khalil et al., 2020<sup>[40]</sup>；王道平等，2020<sup>[21]</sup>）。随着金融科技行业的日渐发展，监管机构对金融科技企业的逐步厘定，现有文献开始从机构视角研究金融科技对风险的影响。方意等（2021a）<sup>[4]</sup>理论总结了大互联网科技公司的业务模式，并在此基础上分析其可能引发的金融风险隐患。曹齐芳等（2021）<sup>[2]</sup>运用 TENET 搭建了金融科技机构、银行和证券的风险传染网络，研究发现金融科技机构对主营业务和市值相近的机构较易产生较强的风险溢出影响。还有部分文献从理论分析角度探讨整体金融科技行业对金融业带来的风险隐患和可能变革（Shim & Shin, 2016<sup>[43]</sup>；Rainer et al.2018<sup>[47]</sup>；李文红和蒋则沈，2017<sup>[13]</sup>）。

近年来，在跨场、跨部门溢出效应研究中，常用的方法是 Diebold & Yilmaz（2009<sup>[33]</sup>，2014<sup>[34]</sup>）所提出溢出网络分析法。它基于向量自回归（VAR）和广义预测误差方差分解（DY），并采用滚动窗口来度量不同市场、不同部门、不同机构间的时变连通性，以此来研究它们之间的溢出效应，如波动溢出效应（Diebold & Yilmaz, 2014<sup>[34]</sup>；周云龙和胡良剑，2019<sup>[26]</sup>）、商业周期溢出效应（马永谈等，2023<sup>[19]</sup>；Strohsal et al., 2019<sup>[44]</sup>）等。该方法对高频数据研究具有较好的适用性，有效解决了研究数据滞后的问题。然而，这个研究框架也存在一些问题。首先，传统 VAR 模型采用线性最小二乘估计法，而各变量间关系可能是非线性的，因此也许会得到有偏的参数估计 Enders & Granger（1998）<sup>[35]</sup>；第二，滚动窗口大小会对溢出效应的度量结果产生影响，窗口太小时，参数不稳定，窗口太大时，参数又过于平坦；第三，设置滚动窗口时无法避免观测值的损失，这可能会给估计结果带来误差；第四，该研究结果受异常值影响较大。为解决这些问题的影响，Antonakaki et al.（2019）<sup>[28]</sup>提出了基于时变参数自回归模型（TVP-VAR）和广义预测误差方差分解（DY）的溢出效应分析框架。该框架假定系数矩阵和方差-协方差矩阵都具有时变的特点，使用带有遗忘因子的卡尔曼滤波估计参数，可以得到任意时候的非线性参数估计，不用设置窗口大小，减少了观测值的损失，也对异常值不敏感。国内外已有文献采用这一框架来研究溢出效应（李程和杨奕，2022<sup>[16]</sup>；戴志峰等，2022<sup>[3]</sup>；方意等，2020<sup>[6]</sup>；Antonakaki et al., 2020<sup>[29]</sup>）。本文的研究样本期间为 2012 年 8 月 12 日至 2023 年 3 月 24 日，全球金融科技发展态势较好，主要国家和地区加快数字化转型，在此期间也发生

一些重大经济事件，如 2013 年银行钱荒，2015 年中国股灾，2018 年中美贸易冲突和 2020 年新冠疫情爆发等。故在样本期间内的任一时间点上溢出效应都可能会有较大不同。为更好地研究金融科技与金融业各部门间的非对称溢出效应的时变特征，本文采取 TVP-VAR-DY 研究框架。此外，这种变量间的双边或者多边的连通性，也被用于构建经济金融网络的拓扑结构，以此来进一步研究风险传染效应。Diebold & Yilmaz (2014)<sup>[34]</sup>结合 VAR-DY 模型和网络拓扑理论，刻画了在 2008 年金融危机中美国主要金融机构的联通性网络，对系统重要性机构进行识别。宫晓莉等 (2020)<sup>[8]</sup>对我国上市金融机构建立信息溢出网络，甄别风险传染中的系统重要性金融机构。

纵观该领域研究，现有文献的进展与不足主要体现在以下几个方面：第一，研究金融科技对金融业风险影响的文献多从技术因素角度、理论角度和互联网金融机构角度分析。而对主要从事金融基础设施建设的金融科技公司，关于其风险溢出效应的量化分析和特征描述的研究较少；第二，在跨部门溢出效应研究中，大多数国内文献只关注收益或波动的溢出特征，有较少文献研究在线价值 (VaR) 的溢出特征。在险价值 (VaR) 衡量了尾部损失，是一种衡量系统风险的指标；第三，在影响机制分析中，较多文献研究微观因素如个体杠杆率等对溢出效应的作用，而少有文献研究宏观经济因素的影响。鉴于此，本文从尾部风险 (VaR) 的角度研究了我国金融科技、银行、证券和保险部门之间的风险传染，并探讨其宏观经济影响因素，填补了现有文献的空白。

### 三、溢出模型构建与影响机制分析

#### (一) 基于分位数回归的 VaR 模型

在险价值 (VaR) 被定义为在给定的置信水平下的最大可能损失，从统计学意义上讲它同时考虑了收益  $r_t$  和置信水平  $q$ 。  $VaR_{q,t}$  被定义为  $q$  分位数下的收益分布：

$$\Pr(r_t \leq VaR_{q,t}) = q \quad (1)$$

在险价值 (VaR) 捕捉了风险管理实践中的尾部行为，它可以通过分位数回归来进行估计。具体地，可以将将在险价值 (VaR) 视为宏观变量的函数，并首先考虑以下线性模型：

$$r_t = \beta_0 + \beta_M M_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

其中  $M_{t-1}$  表示滞后一阶的宏观状态变量， $\varepsilon_t$  为独立同分布的误差项。对式子 (2) 进行分位数回归，可以得到估计的回归系数，重新带入式子 (2) 中，可以得到估计的在线价值 ( $\tilde{VaR}$ )。

$$\tilde{\text{VaR}}_{q,t} = \tilde{\beta}_0 + \tilde{\beta}_M M_{t-1} \quad (3)$$

## (二) TVP-VAR 模型构建

本文参考 (Antonakaki et al., 2019) [28] 构建的时变参数矢量自回归和广义预测误差方差分解模型 (TVP-VAR-DY) 对各部门在险价值 (VaR) 进行进一步分析。该模型相比传统矢量自回归模型 (VAR) 主要有两个优点: 第一, 在计算动态溢出指数时, 由于其不涉及滚动窗口分析, 故既不需要主观任意设置滚动窗口大小, 有效避免了 VAR 模型实证结果可能会随设置窗口大小的不同而发生变化及观测值较易损失的问题。第二, 由于该模型采用卡尔曼滤波估计, 因此其对异常值不敏感。p 阶滞后的 TVP-VAR 模型如下:

$$Y_t = \beta_t Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_t) \quad (4)$$

$$\beta_t = \beta_{t-1} + v_t \quad v_t \sim N(0, R_t) \quad (5)$$

其中,  $Y_t$  是  $N \times 1$  维矢量,  $Y_{t-1}$  是  $Np \times 1$  维滞后矢量,  $\beta_t$  是一个  $N \times Np$  的时变参数矩阵。  $\varepsilon_t$  是一个  $N \times 1$  维的误差扰动项, 具有  $N \times N$  维的时变方差协方差矩阵  $\Sigma_t$ 。  $\beta_t$  取决于自己的滞后矢量  $\beta_{t-1}$ ,  $N \times Np$  维的误差矩阵  $v_t$  及其具有的  $Np \times Np$  维的方差协方差矩阵  $R_t$ 。

利用含遗忘因子的卡尔曼滤波估计模型中的时变参数和方差协方差矩阵。基于估计结果及 Wold 表示定理, 将模型改变为 VMA 格式以计算广义预测误差方差分解。

$$Y_t = \sum_{p=0}^{\infty} A_{p,t} \varepsilon_{t-p} \quad (6)$$

## (三) 基于 TVP-VAR 模型的广义方差分解

广义预测误差方差分解 (DY) 可以解决传统 Cholesky 分解方法中分解结果与 VAR 模型中变量排序有紧密关系的问题。在向前 H 期预测的方差分解中, 第 j 个变量对第 i 个变量方差的贡献度表达式为:

$$\theta_{ij}^H = \frac{\sigma_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma_t e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \Sigma_t A_h' e_j)} \quad (7)$$

其中, 上标 H 表示预测期数,  $\sigma_{jj}$  是残差协方差矩阵  $\Sigma_t$  的第 j 个对角线元素,  $e_i$  表示第 i 个元素为 1, 其余元素为 0 的  $N \times 1$  维列矢量,  $A_h$  为 (6) 的系数矩阵。

## (四) 网络分析法

$\theta_{ij}^H$  衡量了变量 j 和 i 之间的传染关联性 (Antonakakis et al., 2019), 多用于测量系统风险传染程度或风险积聚水平。基于  $\theta_{ij}^H$  可以构建出以下风险传染矩阵:

表 2. 风险传染矩阵

	$x_1$	$x_2$	$\dots$	$x_N$	FROM
$x_1$	$\theta_{1,1}^H$	$\theta_{1,2}^H$	$\dots$	$\theta_{1,N}^H$	$\sum_{j=1}^N \theta_{1,j}^H, j \neq 1$
$x_2$	$\theta_{2,1}^H$	$\theta_{2,2}^H$	$\dots$	$\theta_{2,N}^H$	$\sum_{j=1}^N \theta_{2,j}^H, j \neq 2$
$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$
$x_N$	$\theta_{N,1}^H$	$\theta_{N,2}^H$	$\dots$	$\theta_{N,N}^H$	$\sum_{j=1}^N \theta_{N,j}^H, j \neq N$
TO	$\sum_{i=1}^N \theta_{i,1}^H, i \neq 1$	$\sum_{i=1}^N \theta_{i,2}^H, i \neq 2$	$\dots$	$\sum_{i=1}^N \theta_{i,N}^H, i \neq N$	TSI: $\sum_{i,j=1}^N \theta_{i,j}^H, i \neq 1$

由于  $\sum_{j=1}^N \theta_{i,j}^H$  并不总等于 1，即每一行的  $\theta_{i,j}^H$  加总并不总等于 1，为方便分析，对每一行的数据进行标准化处理，使得  $\sum_{j=1}^N \tilde{\theta}_{i,j}^H = 1$  且  $\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{i,j}^H = N$ ：

$$\tilde{\theta}_{i,j}^H = \frac{\theta_{i,j}^H}{\sum_{j=1}^N \theta_{i,j}^H} \quad (8)$$

基于  $\tilde{\theta}_{i,j}^H$  可以重新构建风险传染矩阵。原来表 2 矩阵中的 TO 所在行的元素，表示部门  $j$  对其他所有部门的溢出效应  $C_{\leftarrow j}^H$ ，在矩阵中表现为第  $j$  列上除对角线上的所有元素加总，用公式表示为：

$$C_{\leftarrow j}^H = \sum_{i=1, i \neq j}^N \tilde{\theta}_{i,j}^H \quad (9)$$

矩阵中的 FROM 所在列的元素，表示部门  $i$  受其他所有部门的溢出效应  $C_{i \leftarrow \cdot}^H$ ，在矩阵表现为第  $i$  行除对角线上的所有元素加总，用公式表示为：

$$C_{i \leftarrow \cdot}^H = \sum_{j=1, j \neq i}^N \tilde{\theta}_{i,j}^H \quad (10)$$

矩阵中的 TSI (Total spillover index) 为总溢出指数，表示所有部门受其他部门的风险溢入或对其他部门的风险溢出，矩阵中表示为 FROM 所在列所有元素加总或者 TO 所在行所有元素加总，用公式表示为：

$$TSI = \sum_{j=1}^N C_{\leftarrow j}^H \text{ 或 } TSI = \sum_{i=1}^N C_{i \leftarrow \cdot}^H \quad (11)$$

计算部门  $i$  对其他部门的净风险溢出 (net spillover)，即它对其他部门的风险溢出减去其他部门对其的风险溢入，用公式表示为：

$$NC_i^H = C_{\leftarrow i}^H - C_{i \leftarrow \cdot}^H \quad (12)$$

计算  $i$  部门与  $j$  部门的成对净风险溢出 (net pair spillover)，即  $i$  部门对  $j$  部

门的风险溢出减去 j 对 i 的风险溢出，用公式表示为：

$$NPC_i^H = \tilde{\theta}_{ji}^H - \tilde{\theta}_{ij}^H \quad (13)$$

若  $NPC_i^H > 0$ ，则说明部门 i 的风险影响更大，反之亦然。

#### （五）溢出影响机制研究

在得出各部门风险溢出效应后，本文进一步对其宏观影响机制进行分析。流动性不足是导致风险溢出的重要因素。流动性不足会使金融机构难以进行有效的交易和流动性管理，导致短期资金缺口和风险损失，这些损失有可能通过投融资渠道和业务渠道扩散至与金融机构紧密相关的其他企业。货币供应量和同业拆借利率都是评估流动性重要的指标，因此本文选择了货币供应量与准货币月度同比增长率（M2）和全国银行同业拆借利率（CHIBOR）作为解释变量。

预期也是影响金融风险的重要因素之一。当市场持有悲观预期时，大量的机构投资者会纷纷进行资产配置调整。这种投资策略的调整可能会导致不同市场间的资产价格出现联动性变化，从而引发风险在不同金融市场间的传递。本文选择了消费者预期（CEI）这一指标来作为解释变量。

为了更好地模拟复杂的宏观经济环境，本文把滞后一期被解释变量加入到解释变量中，建立如下回归模型：

$$TSIt = TSIt-1 + M2t + CHIBORt + CEIt + \varepsilon_t$$

$$TOt = TOIt-1 + M2t + CHIBORt + CEIt + \varepsilon_t$$

$$FROMt = FROMt-1 + M2t + CHIBORt + CEIt + \varepsilon_t$$

其中，TSI 是总溢出指数，TO 是各部门风险溢出，FROM 是各部门风险溢入。

## 四、数据说明与实证分析

### （一）数据说明

本文参考（沈悦和郭品，2015<sup>[20]</sup>；金洪飞等，2020<sup>[11]</sup>）方法，在百度咨询高级搜索页面利用 python 爬虫技术，对金融科技有关的关键词进行年度词频收集<sup>③</sup>，发现 2013 年始词频明显提升，同比增长了 108.58%，说明 2013 年前后金融科技得到普遍发展，考虑涵盖重大危机事件，最终将样本区间确定为 2012 年 8 月 6 日至 2023 年 3 月 24 日。

在金融科技企业样本选取方面，本文研究对象为，符合巴塞尔委员会定义的，主要业务为构建金融基础设施的，具有较强科技属性的金融科技企业。按照以下条件进行筛选：第一，主要业务范围为，与金融业相关的跨行业通用服务、客户身份数字认证、多维数据归集处理、技术基础设施等；第二，公开数据保持相对

注③：关键词词库如附录 1 所示。

完整，样本期间内累计停牌时间不超过 3 个月；第三，市值位于所在行业前列。从 1039 家相关上市企业中筛选出 17 家企业。

在金融业样本选取方面，本文对 17 家金融企业 2012-2023 年报数据进行手工整理，筛选的金融科技企业存在稳定业务往来与投融资关系的银行、证券和保险机构。并按照主营业务符合中国证监会制定的《中国上市公司分类指引》和 2019 上市公司分类结果，样本期间累计停牌时间不超过 3 个月，市值位于所在行业前列等条件进行二次筛选，最终选取 16 家银行，10 家券商和 4 家保险作为样本<sup>④</sup>。

所挑选的金融机构均在行业市值排名前 60，金融科技企业在相关行业市值排名前 15%，具有较好的代表性。选择机构每日股票收盘价和自由流通股本数据进行研究，共计 2585 条数据，数据均来自于 wind 数据库。

表 3.样本上市公司名单

银行	证券代码	证券	证券代码	保险	证券代码	金融科技	证券代码
平安银行	000001.SZ	广发证券	000776.SZ	中国平安	601318.SH	海康威视	002415.SZ
宁波银行	002142.SZ	中信证券	600030.SH	中国太保	601601.SH	京东方 A	000725.SZ
浦发银行	600000.SH	国金证券	600109.SH	中国人寿	601628.SH	中兴通讯	000063.SZ
招商银行	600036.SH	海通证券	600837.SH	新华保险	601336.SH	科大讯飞	002230.SZ
南京银行	601009.SH	招商证券	600999.SH			宝信软件	600845.SH
兴业银行	601166.SH	兴业证券	601377.SH			用友网络	600588.SH
北京银行	601169.SH	东吴证券	601555.SH			恒生电子	600570.SH
农业银行	601288.SH	华泰证券	601688.SH			广联达	002410.SZ
交通银行	601328.SH	光大证券	601788.SH			大华股份	002236.SZ
工商银行	601398.SH	方正证券	601901.SH			浪潮信息	000977.SZ
光大银行	601818.SH					中国软件	600536.SH
建设银行	601939.SH					石基信息	002153.SZ
中国银行	601988.SH					亨通光电	600487.SH
华夏银行	600015.SH					深科技	000021.SZ
民生银行	600016.SH					广电运通	002152.SZ
中信银行	601998.SH					卫宁健康	300253.SZ
						国网信通	600131.SH

## （二）各部门系统风险计算

在计算各部门系统风险中，参考（张洁冰等，2022<sup>[25]</sup>）和（Adrian & Demeirer, 2016<sup>[30]</sup>），选取以下宏观状态变量用来估计在险价值 VaR，具体见表 4。

注④：本文对 17 家金融企业 2012-2023 年报数据进行手工整理，其中与相关金融机构的业务联系与投融资关系的信息如附录 2 所示。

表 4.宏观状态变量表

变量名	定义	来源
市场收益率 (MR)	沪深 300 指数每日收盘价计算的市场收益率	wind 数据库
市场波动率 (VIX)	以周为单位计算的沪深 300 指数收盘价的标准差	wind 数据库
国债利率 (T3)	3 个月国债利率变化	wind 数据库
期限利差 (TS)	10 年期和 3 个月国债利差	wind 数据库
信用利差 (CS)	10 年期中债中短期票据 (AAA) 收益率与 10 年期国债利差	wind 数据库

考虑到各部门对风险变化反应时间不同,发布日度时间不一,为消除时间差距影响,本文将日度数据处理为周度数据,得到 546 条数据。具体操作方法为:

(1) 各企业每日收盘价的日度数据计算每周平均值得到周度收盘价  $P_t$ , 由  $\ln P_t - \ln P_{t-1}$  得到周度收益率, 与各企业自由流通股本权重相乘, 加总得到该部门的周度加权收益率; (2) 市场收益率 (MR) 为每日数据, 计算周平均值得到周度数据; (3) 计算市场波动率 (VIX) 后筛选出周度数据; (4) 3 个月国债利率、10 年期国债利率和 10 年期中债中短期票据 (AAA) 均为日度数据, 计算得到 T3, TS 和 CS 后, 计算周平均值得到周度数据。取  $q=0.05$ , 将数据带入公式 (2), (3) 得到各部门 5%分位点下的估计在线价值  $\tilde{VaR}$ 。为方便分析对  $\tilde{VaR}$  取绝对值, 各部门的  $\tilde{VaR}$  时间序列图如下图 1 所示, 并对各部门  $\tilde{VaR}$  进行 pearson 相关性检验, 如下表 5 所示:

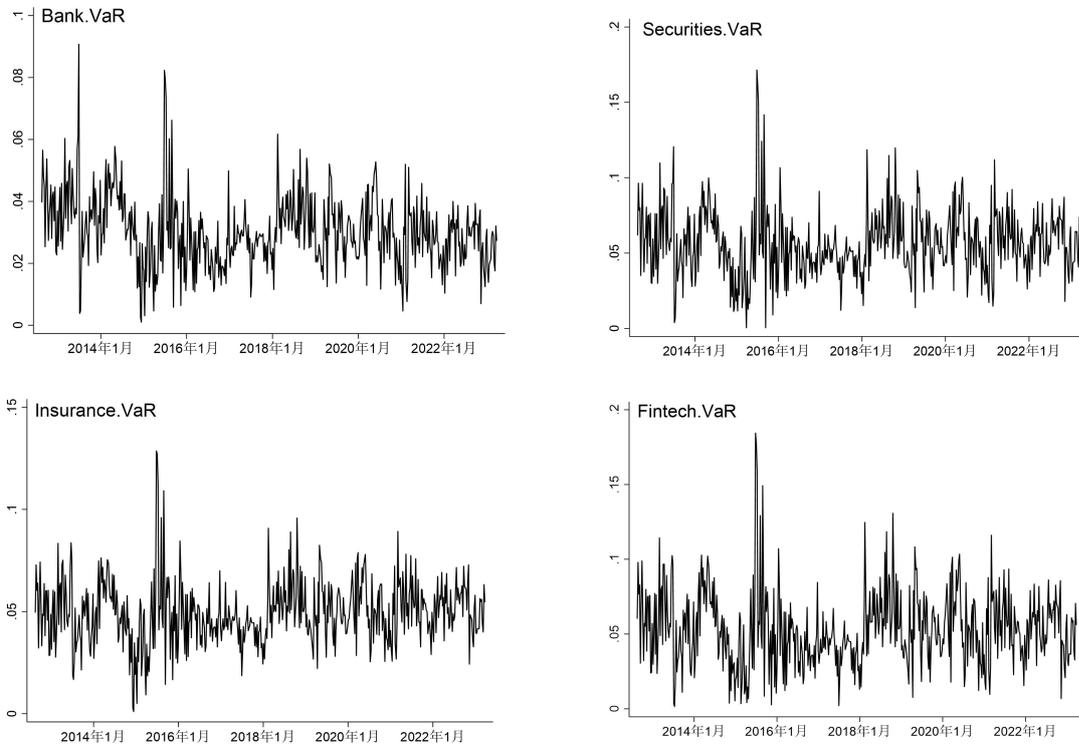


图 1: 各部门 VaR 变化时间序列图

表 5.各部门风险相关性统计表

	Bank.VaR	Securities.VaR	Insurance.VaR	Fintech.VaR
Bank.VaR	1.0000			
Securities.VaR	0.9578***	1.0000		
Insurance.VaR	0.9649***	0.8683***	1.0000	
Fintech.VaR	0.9789***	0.9861***	0.8940***	1.0000

\*\*\*表示在 0.01 水平下显著, \*\*在 0.05 水平下显著, \*在 0.1 水平下显著

从图 1 中可以明显地看到,在 2013 年银行钱荒期间,2015-2016 年股灾期间,2018 年中美贸易争端期间,及 2020 年新冠疫情期间,各部门系统性风险均发生了不同频率及程度的上升,说明计算得到的各部门系统风险具有一定的可信度和相关性。表 5 结果显示,各部门系统风险 pearson 检验数值处于[0.86-0.99]之间,且均在 0.01 水平下显著,说明各部门风险存在显著的正相关性。

对各部门在险价值 ( $\tilde{VaR}$ ) 及宏观变量进行描述性统计,从表 5 中可以看出,金融科技部门的 VaR 与传统金融部门相比有较大的均值,标准差和最大值,说明该部门系统风险较高,具有比较大的安全隐患。根据 ADF 检验结果显示,各部门 VaR 在 1%水平下均为显著,各宏观变量在 5%水平下均为显著,说明拒绝原假设,不存在单位根,变量均是平稳的。从各部门 VaR 的自相关系数 ACF 来看,均处于 0.25-0.35 之间,具有一定的序列相关性。说明适合使用 TVP-VAR 模型进行进一步的分析。

表 6.变量描述性统计分析

变量	均值	标准差	最小值	最大值	中位数	偏度	峰度	ACF	ADF
BankVaR	0.030	0.012	0.001	0.091	0.029	0.754	5.272	0.344	-15.011
SecuritiesVaR	0.056	0.022	0.000	0.171	0.055	0.787	5.495	0.273	-16.460
InsuranceVaR	0.050	0.016	0.001	0.129	0.049	0.660	5.576	0.282	-16.316
FintechVaR	0.053	0.025	0.002	0.184	0.051	0.900	5.526	0.299	-15.867
宏观变量									
MR	0.000	0.006	-0.027	0.022	0.001	-0.378	5.091	0.085	-21.371
VIX	1.599	0.557	1.414	4.707	1.414	3.635	16.916	0.086	-21.896
T3	0.000	0.031	-0.209	0.403	0.000	3.343	58.037	0.085	-21.878
TS	0.813	0.361	-0.930	1.809	0.806	-0.210	4.072	0.858	-3.588
CS	1.207	0.305	0.625	1.885	1.156	0.280	2.052	0.853	-3.540

\*\*\*表示 1%水平下显著, \*\*表示 5%水平下显著。

### （三）各部门风险溢出效应静态分析

在使用 TVP-VAR-DY 模型计算各部门的系统风险溢出前，通过 AIC 和 BIC 准则，确定最优滞后阶数为 4 阶，各阶系数均高度显著，残差无自相关，VAR 系统稳定。当预测期数  $H=6$  时，总溢出指数达到最大值，所以本文将预测期定为 6。

为初步分析四部门系统风险溢出情况，先对全样本进行静态分析。基于广义预测误差方差分解计算各部门的溢入溢出指数均值，将其按照整理为矩阵形式，结果如表 6，其中 FROM 表示溢入指数，表示某部门受其他部门的系统风险溢入水平；TO 表示溢入指数，表示对其他部门的系统风险溢出水平；NET 表示某部门的净风险溢出或溢入水平。

表 7. 溢出指数统计表

	Bank	Securities	Insurance	Fintech	FROM
Bank	27.524	24.622	23.721	24.121	72.464
Securities	23.908	25.909	24.709	25.409	74.026
Insurance	23.377	25.075	26.174	25.375	73.827
Fintech	23.609	25.510	25.010	25.910	74.129
TO	70.894	75.207	73.440	74.905	TSI
NET	-1.570	1.181	-0.387	0.776	73.612

注：表中的溢出指数均为百分位数

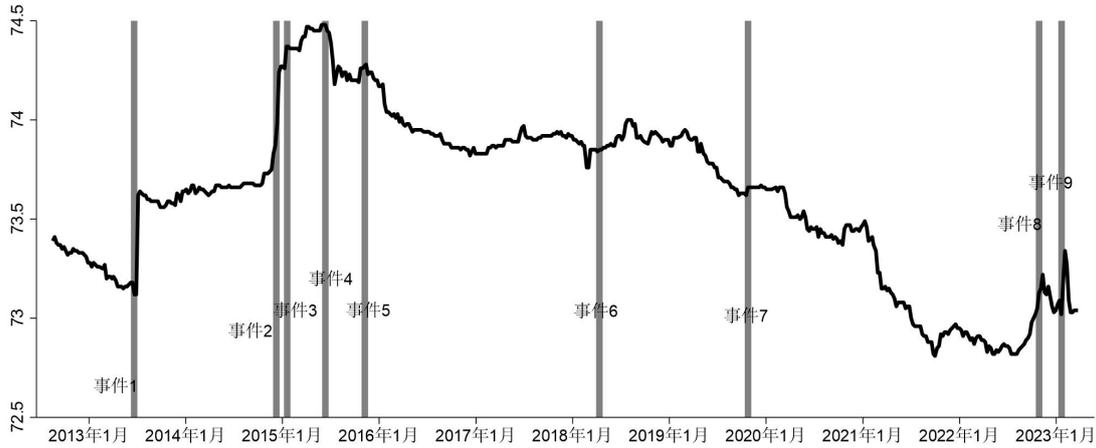
从总溢出效应来看，总溢出指数 TSI 高达 73.612%，说明预测误差方差的 73.612% 可以由金融科技、银行、证券和保险间的溢出效应解释，26.388% 由部门内部解释。根据文献分析<sup>[22]</sup>，总溢出指数高于 70% 则说明系统风险在这整体中具有较强的传染性。

从各部门溢出效应来看，每一行中主对角线上的指数数值最大，说明各部门受到的风险溢出中，来源于自身的风险溢出最多，符合相关文献（宫晓莉等，2020<sup>[8]</sup>；杨子暉等，2018<sup>[23]</sup>；曹齐芳等，2019 等<sup>[2]</sup>）实证描述及现实依据。金融部门间的溢出指数（即非对角线指数）均处于 24-25 之间，而金融科技部门与金融部门间的溢出指数处于 25-27 之间，说明金融科技与其他部门间存在较为显著跨部门风险溢出效应。从表中可以看到，金融科技是证券和保险最大的外部门风险溢入来源，对银行是第二大风险溢入来源，溢入指数分别为 25.409%，25.375% 和 24.121%。

### （四）各部门风险溢出效应动态分析

静态分析得出了各部门风险溢出效应的平均特征，为进一步得出溢出效应的时变特征，本文对各时间点的指数进行动态分析。

## 1. 总风险溢出效应分析



注：事件 1：2013 年 6 月 24 日银行爆发“钱荒”，沪指跌 6.31%；事件 2：2014 年 12 月 9 日沪指大跌 4.49%；事件 3：2015 年 1 月 19 日发生 A 股踩踏事件，沪指跌 7.70%；事件 4：2015 年 6 月 19 日中国 A 股市场“千股跌停”，沪指跌 5.95%；事件 5：2015 年 11 月 27 日证监会叫停券商类融资收益业务，股市动荡，沪指跌 5.48%；事件 6：2018 年 3 月 23 日中美贸易战开始，当日沪指跌幅 2.87%；事件 7:2019 年 12 月左右新冠肺炎疫情开始在武汉蔓延；事件 8：2022 年 10 月 28 日 A 股市场波动明显，当日沪指跌幅 3.39%，下一个上市日涨幅 3.58%；事件 9：股市春节休市统计值缺失造成的异常计算值。

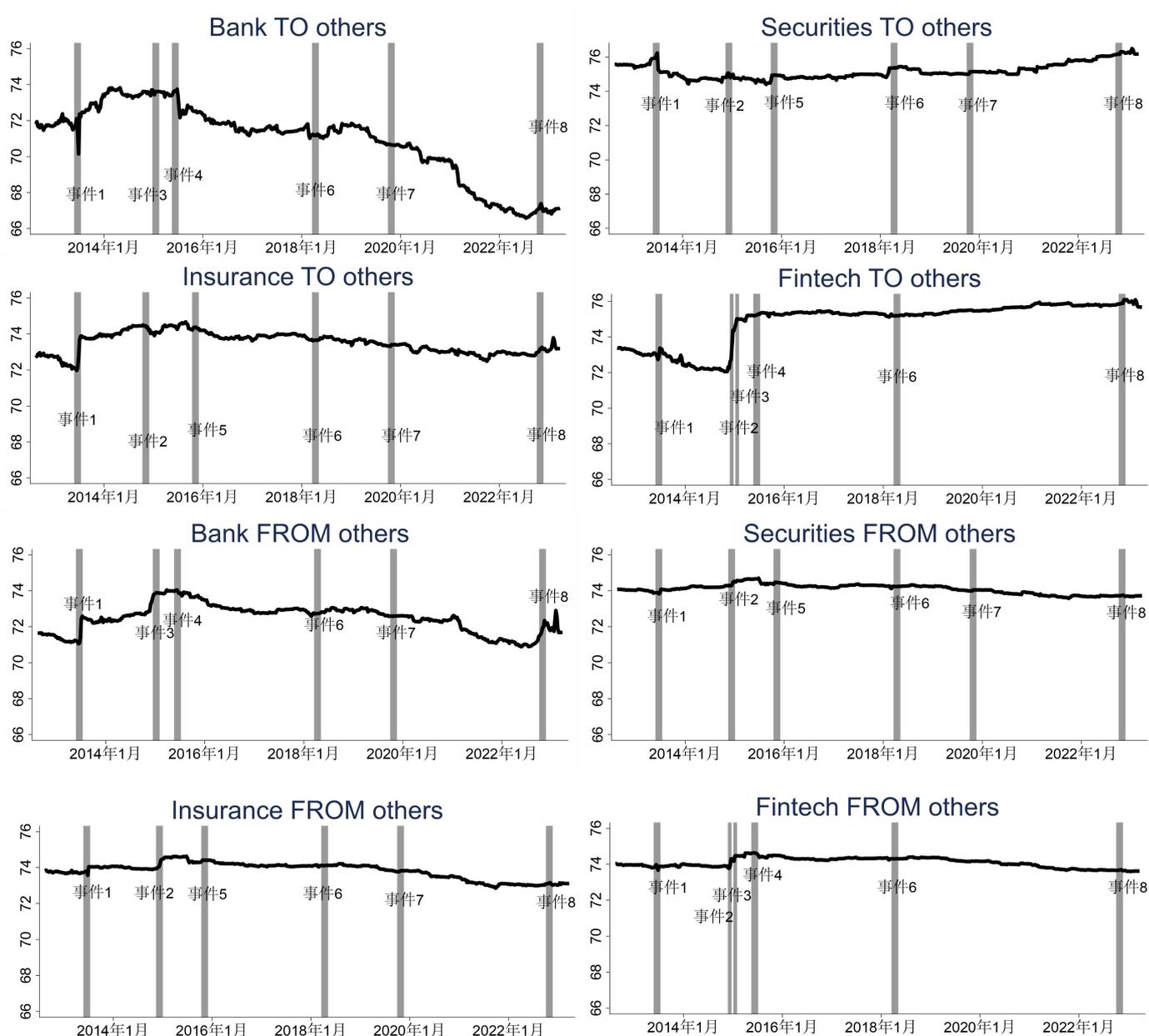
图 2：总溢出指数时间序列图

从图像上可以直观看出，融合了金融科技部门的新型金融体系仍具有与传统金融体系相似的特点，即在某些重大尾部经济事件或者金融不稳定发生时，其风险溢出总水平会有不同程度的上升趋势，与李政等（2019）<sup>[14]</sup>和曹齐芳等（2021）<sup>[2]</sup>文献实证一致。在 2013 年银行钱荒时期，溢出总指数快速攀升至 73.62%；2014 年至 2016 年期间，重大股市动荡事件频繁发生，溢出总指数创下新高为 74.48% 且持续在高位波动；2015 年 11 月在证监会叫停券商类融资收益业务，中信证券等多家证券业务遭受影响引起股市动荡，总溢出水平也随之提高；2018 年中美贸易战开始，中美两国屡次发生贸易摩擦，总溢出水平频繁波动并在高位徘徊；2019 年末至 2020 年初，新冠疫情冲击武汉，在此期间总溢出水平也维持在相对较高水平。

这种相似点可以由金融科技部门与金融部门间的实际关联影响解释。具有直接业务关联的行业，在危机中系统性风险会顺着产业链关系扩散（李政等，2019）<sup>[14]</sup>。近年来，公众对数字化服务接受度持续提升，数字化转型成为我国金融业发展的重要战略，市场设施类金融科技企业为金融机构提供了“人工智能”、“云计算”、“区块链”等服务，与金融业形成了紧密的业务联系。另一方面，这种相似点还可以由信息机制在行业间的传染机制解释。金融危机中投资者普遍出现较为严重的心理恐慌，及对未来投资信心降低，这些悲观的情绪也使得市场中的“羊群效应”和信息不对称进一步恶化，单个行业出现的危机将引发投资者非理性抛售相关行业资产，进一步引发风险在相关行业的传递，导致系统性风险溢出总水平上升。

此外在图中可以发现，2015年后即使发生了影响较大的尾部经济事件，其造成的总溢出水平的上升程度远没有2013年-2015年间的那样急剧，而且总体风险溢出处于逐年下降趋势。这可能是因为在早年间，金融监管体系尚未完善，股市频繁波动，使得防范跨部门风险传染，守住不发生系统性金融风险的底线，成为了新常态经济下面临的迫切问题，政府因此出台了许多相关政策（李文红和蒋则沈，2017）<sup>[12]</sup>。随着金融监管体系的逐步完善，跨部门系统风险传染防范体系的日趋成熟，极端经济事件所造成的系统风险影响也就削弱了。

## 2. 各部门方向性溢出效应分析



注：事件1：2013年6月24日银行爆发“钱荒”，沪指跌6.31%；事件2：2014年12月9日沪指大跌4.49%；事件3：2015年1月19日发生A股踩踏事件，沪指跌7.70%；事件4：2015年6月19日中国A股市场“千股跌停”，沪指跌5.95%；事件5：

2015年11月27日证监会叫停券商类融资收益业务，股市动荡，沪指跌5.48%；事件6：2018年3月23日中美贸易战开始，当日沪指跌幅2.87%；事件7：2019年12月左右新冠肺炎疫情开始在武汉蔓延；事件8：2022年10月28日A股市场波动明显，当日沪指跌幅3.39%，下一个上市日涨幅3.58%；事件9：股市春节休市统计值缺失造成的异常计算值。

图3：各部门系统风险方向性溢出指数时间序列图

对比图3中可以看出，在不同尾部经济事件和时间阶段中，各部门方向性溢出呈现不同程度的变化。

对于金融业各部门，2013年“钱荒”事件中，短期资金利率出现了急剧上涨，各金融机构之间的资金互换渠道变得不畅，为缓解流动性压力，各机构可能采取出售高风险资产、扩大负债规模、增加复杂衍生品的投资或贷款等高风险操作，导致各部门风险溢出和溢入水平有了不同程度的上涨；在2015股市动荡期间，金融机构的投资组合和资产负债表受到了股市崩盘的冲击，许多资产的价值大幅下跌，资金链条遭到断裂，各金融部门风险溢出和溢入水平达到了新的高度；2016年始金融严监管，银行和保险的风险溢出和溢入水平开始逐年下降，而证券的风险溢出水平仍缓慢上升。这可能是由于银行和保险业的业务模式更为稳定，相对更易于进行风险监管（张洁冰等，2018<sup>[25]</sup>，宫晓莉等，2020<sup>[8]</sup>；Adams et al.，2014<sup>[27]</sup>；Härdle et al.，2016<sup>[38]</sup>）。银行的主要业务是吸收储户存款和放贷，收取利差和贷款利息。保险的主要业务是收取保费。两者都表现出相对稳定的现金流和较低的市场波动性，且具备相对完善的风险管理能力。而证券市场的交易往往更自由灵活，投资者更容易受到情绪和市场行情的影响，缺乏有效的风险控制措施。

对金融科技部门而言，在2015年，金融科技行业以井喷式增长的速度迅猛发展，多数金融机构加强了与金融科技企业的业务往来和投融资关系以实现数字化转型。与此同时，金融科技行业对金融业的风险溢出程度迅速上升；2016年始金融严监管，金融科技与金融业业务往来受到制约，其系统风险溢出增长趋于平缓；2018年中美贸易战开始，美国限制对中国出口科技产品，影响了人们对金融科技发展预期，其溢出在贸易战前期略微下降；2020年关于金融科技监管进一步加严，央行等金融管理部门对蚂蚁集团和京东集团等头部金融科技企业进行约谈，但疫情影响使人们更倾向于数字金融服务，金融科技技术总资金投入达1980.1亿元，相较于2019年的1770.9亿元增长了11.9%<sup>⑤</sup>。金融科技部门的影响力持续上升，其风险溢出继续保持缓慢增长；2023年疫情结束，人们对数字金融服务需求量相对减少，并且在监管影响下，金融科技部门对外风险溢出水平开始下降。

对比图2和图3可以发现，在2018年后总溢出指数TSI和各部门受其他三部门的总风险溢入水平FROM均呈现明显下降趋势，但是金融科技和保险部门

注⑤：数据来源于《中国金融科技运行报告（2022）》

对其他三部门的风险溢出水平呈现上升态势，这说明风险并未完全减弱，而在金融科技和证券部门间积聚。

### 3. 各部门的净溢出效应分析

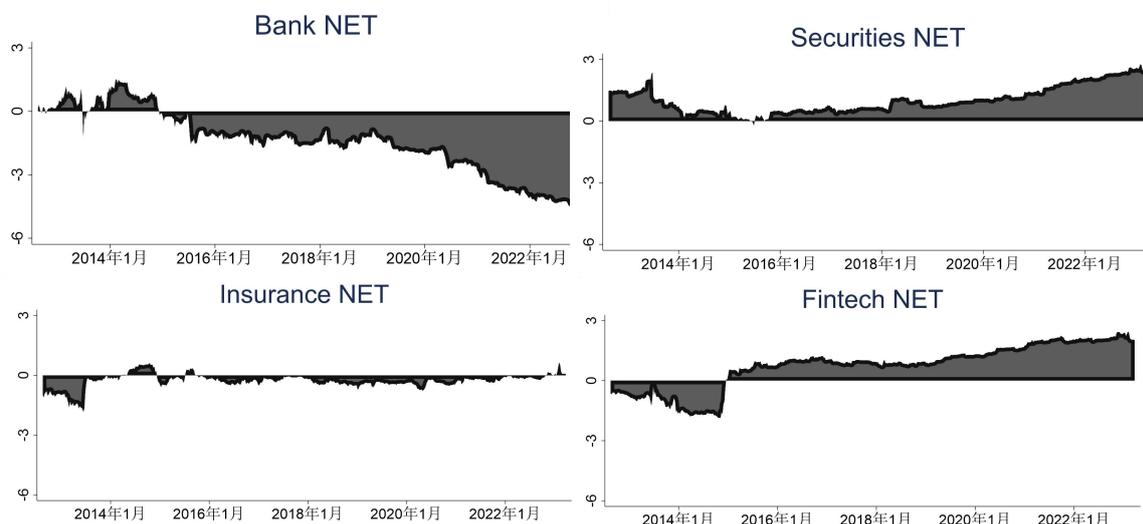
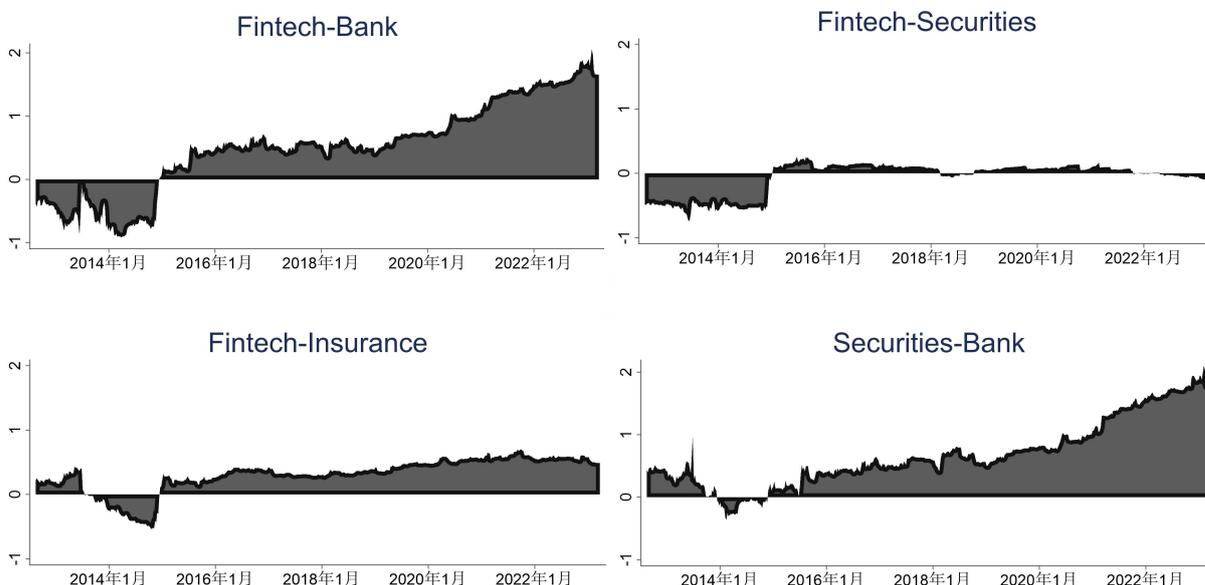


图 4：各部门净溢出指数时间序列图

图 4 展现了在整个样本期间内，金融科技部门与金融部门的系统风险净溢出效应的时变特征。证券和金融科技部门的净溢出指数为正且逐年增加，表明这两个部门对其他部门的系统风险溢出要大于受其他部门的系统风险溢入，在风险传导过程中长期处于风险输出者的地位。银行部门净溢出指数自 2015 年后显示负且逐年减小，说明银行部门通常作为其他市场风险的接受者，在风险传染过程中主要起到吸收其他部门风险的作用。保险部门净溢出指数大部分情况为接近于零的负值，且呈现出较为平稳的小范围波动状态，说明表明保险业为相对稳定和可控的风险接受者。

### 4. 两两部门间的溢出效应分析



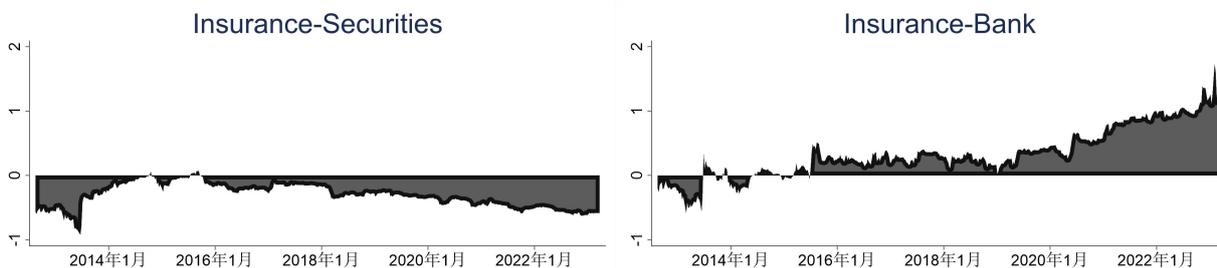


图 5：两两部门间的净溢出指数时间序列图

为进一步明确两两部门间风险溢出作用方向，本文绘制了部门间动态净溢出指数时变序列图，如图 5 所示。

对于金融科技部门，它在 2015 年前对银行、证券和保险的净溢出为负，而 2015 年后净溢出由负转正，对银行和保险的净溢出呈逐年增长趋势。这可能是由于 2015 年前，新型互联网金融企业的兴起、移动支付的流行和移动互联网用户数量的增加等因素为金融业数字化转型提供了一定的契机。2015 年以后，监管部门的政策红利和金融科技公司创新技术的快速普及推动了金融业数字化转型。这个过程中，为了实现数字化转型，越来越多的金融机构加强了与市场设施类金融科技行业的投融资关系和业务往来，金融科技行业由于技术风险和市场风险通过这两个渠道影响到金融业各部门的股价收益变动，风险溢出影响不断增大。数据显示，近年来银行金融科技投入增速持续增长，2020 年交通银行金融科技投入规模同比增长 52.87%，其他国有六大银行同比增长均维持在 6.64%-12.30%，股份制银行金融科技投入同比增长也普遍处于 10.76%-57.68% 水平<sup>⑥</sup>。2021 年证券业也金融科技投入首次突破 300 亿元，增幅超过 20%<sup>⑦</sup>。保险科技融资呈现上升态势，2019 年融资金额达到 59.20 亿元<sup>⑧</sup>。

对于证券部门，它对银行和保险净风险溢出指数均主要为正，并且自 2016 年来持续上涨。这可能是由于：第一，证券、银行和保险由于频繁往来借贷和持有共同资产而具有紧密风险相关性，而证券部门相较于其他两个部门面临负债比例更高，债务融资的形式也更加多样化，更容易因市场风险和债务违约等原因而面临系统性风险和风险溢出的问题。有文献认为，在控制监管水平和宏观经济等因素不变的条件下，杠杆率较高的证券机构是金融系统性风险的主要贡献者（白雪梅等（2014）<sup>[1]</sup>，曹齐芳等（2021）<sup>[2]</sup>和宫晓莉等（2020）<sup>[8]</sup>）；第二，2016 年始金融严监管，使得保险和银行的风险控制、合规管理、信贷资产质量、资本充足率、高杠杆行为等多个方面处于更加严格的监督之下，两者风险管理水平不断提高，持续降低风险溢出，而证券市场的交易相对更自由灵活，投资者更容易受到市场情绪和行情波动的影响，其风险管理能力相对不足，风险溢出水平相对较大。

注⑥：数据来源于《中国上市银行分析报告 2021》

注⑦：数据来源于中国证券协会 [https://www.sac.net.cn/hysj/jysj/202303/t20230317\\_54404.html](https://www.sac.net.cn/hysj/jysj/202303/t20230317_54404.html)

注⑧：数据来源于：众安金融科技研究院《草木百年新雨露——保险创新融资动向、2021 回顾与 2022 展望》

### （五）风险溢出效应网络分析

以上分析分别从静态和动态角度，研究了在整体样本期内四部门风险传染或积聚效应，为进一步明确在极端经济事件下系统风险传递路径、传递强度及系统重要性部门，本文参考杨子晖等（2018）<sup>[23]</sup>方法构建风险传染网络。用 Gephi 软件绘制了（a）2013年6月28日-2014年12月5日的银行钱荒股市动荡期间；（b）2015年1月23日-2015年11月27日年股灾频发期间；（c）2018年3月23日-2019年1月11日中美贸易冲突频繁期间；（d）2019年12月13日-2023年1月20日新冠疫情防控期间的网络拓扑图，如图6所示。浅色节点代表净风险溢出部门，深色节点代表净风险溢入部门，节点越大代表风险净溢出或净溢入越大，对风险传染影响越大。两点间的有向线表示两部门间的风险净溢出，箭头的方向为风险溢出方向，线条越粗则表示它们之间风险净溢出指数越大，线条的粗细与其数值大小呈比例变动。各阶段部门间风险净溢出如表8所示。

表 8.各部门风险净溢出及部门间风险净溢出统计表

2013-2014 银行钱荒股市动荡					2015 股灾频发				
	Bank	Securities	Insurance	Fintech		Bank	Securities	Insurance	Fintech
Bank		-0.031	-0.019	-0.656	Bank		0.270	0.193	0.319
Securities	0.031		-0.179	-0.526	Securities	-0.270		-0.055	0.156
Insurance	0.019	0.179		-0.267	Insurance	-0.193	0.055		0.226
Fintech	0.656	0.526	0.267		Fintech	-0.319	-0.156	-0.226	
NET	0.706	0.673	0.070	-1.449	NET	-0.782	0.168	-0.087	0.701
2018 中美贸易争端					2020 新冠疫情				
	Bank	Securities	Insurance	Fintech		Bank	Securities	Insurance	Fintech
Bank		0.670	0.239	0.543	Bank		1.328	0.799	1.289
Securities	-0.670		-0.316	-0.010	Securities	-1.328		-0.489	0.041
Insurance	-0.239	0.316		0.361	Insurance	-0.799	0.489		0.574
Fintech	-0.543	0.010	-0.361		Fintech	-1.289	-0.041	-0.574	
NET	-1.452	0.996	-0.439	0.894	NET	-3.416	1.776	-0.263	1.904

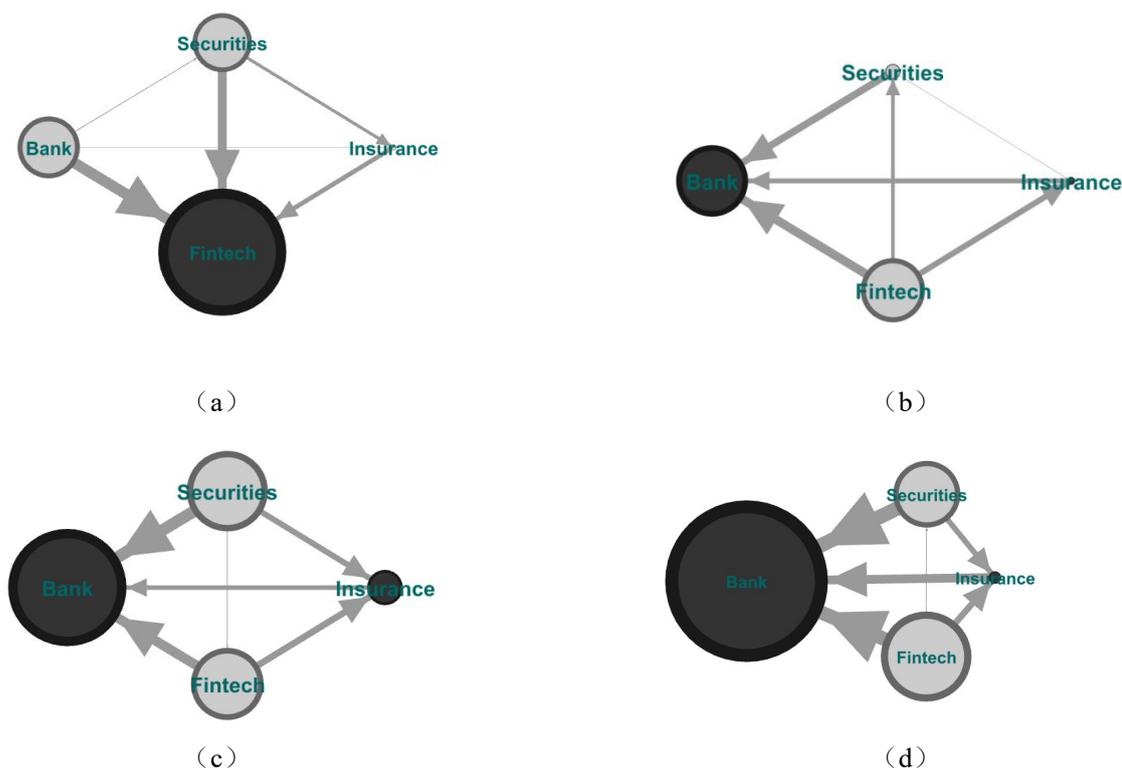


图 6：各经济事件冲突下四部门风险溢出网络拓扑图

从图 6 可以看到，在不同的尾部经济事件中，风险跨部门传染各具特点。具体而言，2013 年 6 月至 2014 年 12 月银行钱荒股市动荡，各部门系统风险及总溢出水平持续在高位波动，银行和证券部门是主要风险溢出中心，金融科技部门是主要风险溢入中心，金融科技风险传染增量 45.29%来自于银行，36.29%来自于证券。2015 年股市动荡期间，银行净溢出指数为-0.78，成为主要风险溢入，金融科技部门的净溢出指数为 0.70，成为主要风险溢出；中美贸易冲突激烈期间，银行净溢出指数下降至-1.45，证券和金融科技的溢出指数分别升至 0.10 和 0.89；新冠疫情期间，银行受其他部门风险传染影响进一步加深，溢出指数下降至-3.41，38.8%风险效应增量来自于证券，37.73%来自于金融科技。金融科技的溢出指数最大，为 1.90，证券部门为 1.78。

基于上述分析可以发现：第一，尾部经济事件中，银行在风险传染中的角色由风险净溢出者转变为了净溢入者，且受其他部门影响递增，已成为最主要风险溢入部门；第二，金融科技部门则由净溢入者转变为净溢出者，对其他部门影响递增，已成为最主要风险溢出部门。

(六) 各部门系统风险溢出效应影响机制研究

将各部门溢出和溢入指数周度数据转化为月度数据作为被解释变量。对各变量进行 ADF 检验结果显示均为平稳,剔除空缺值后得到 128 个月度数据,宏观变量数据均来自于 wind 数据库,回归结果如下所示:

表 8: 各部门风险溢出和溢入效应影响因素回归分析表

变量	TSI	TO <sub>bank</sub>	TO <sub>securities</sub>	TO <sub>insurance</sub>	TO <sub>fintech</sub>	FROM <sub>bank</sub>	FROM <sub>securities</sub>	FROM <sub>insurance</sub>	FROM <sub>fintech</sub>
TSI(T-1)	0.9918*** (0.0156)								
TO <sub>bank</sub> (T-1)		0.9965*** (0.0124)							
TO <sub>securities</sub> (T-1)			0.9647*** (0.0277)						
TO <sub>insurance</sub> (T-1)				0.9386*** (0.0269)					
TO <sub>fintech</sub> (T-1)					0.9495*** (0.0238)				
FROM <sub>bank</sub> (T-1)						0.9789*** (0.0215)			
FROM <sub>securities</sub> (T-1)							0.9835*** (0.0157)		
FROM <sub>insurance</sub> (T-1)								0.9883*** (0.0137)	
FROM <sub>fintech</sub> (T-1)									0.9986*** (0.0167)
M2	-0.0072** (0.0041)	-0.0026 (0.0143)	-0.0086 (0.0074)	-0.0069 (0.0101)	-0.0307** (0.0135)	-0.0129 (0.0108)	-0.0047* (0.0025)	-0.0046 (0.0038)	-0.0064** (0.0027)
CHIBOR	0.0333*** (0.0091)	0.0704** (0.0306)	-0.0125 (0.0158)	0.0551** (0.0223)	-0.0133 (0.0297)	0.0576** (0.0235)	0.0220*** (0.0057)	0.0320*** (0.0084)	0.0239*** (0.0059)
CEI	-0.0022*** (0.0008)	-0.0032 (0.0027)	-0.0012 (0.0015)	-0.0030 (0.0019)	-0.0032 (0.0021)	-0.0047** (0.0021)	-0.0011** (0.0005)	-0.0014* (0.0007)	-0.0012** (0.0005)
_cons	0.8452 (1.1262)	0.4315 (0.7524)	2.9233 (2.1828)	4.8006** (1.9958)	4.5304 (1.9972)	2.0683 (1.5351)	1.3416 (1.1508)	0.9937 (0.9861)	0.2461 (1.2202)
N	127	127	127	127	127	127	127	127	127
R <sup>2</sup>	0.9734	0.9896	0.9275	0.9131	0.9776	0.9474	0.9735	0.9815	0.9717
Adj-R <sup>2</sup>	0.9725	0.9892	0.9251	0.9102	0.9769	0.9456	0.9727	0.9808	0.9708
vif	1.71	2.18	1.85	1.66	2.74	1.69	1.72	1.78	1.74

注: \*、\*\*、\*\*\*分别表示在 10%、5%、1%的显著性水平下显著。回归均使用异方差稳健标准误来进行。

从货币与准货币同比增长率 (M2) 来看,其对总风险溢出 (TSI)、证券部门溢入 (FROM<sub>securities</sub>)、金融科技部门溢出 (TO<sub>fintech</sub>) 和溢入 (FROM<sub>fintech</sub>) 有

显著的负向影响，且对金融科技和证券部门影响更大。这可能是因为：第一，M2 提高可以带来流动性增强，加大资金进入证券和金融科技部门的可能性，从而降低这些部门风险溢出和溢入的概率。而银行和保险部门主要依赖于存款和保险费这样的负债模式，而不是由流动性完全驱动；第二，银行和保险部门相对于证券和金融科技部门来说更受到监管和政策的严格限制，这也在一定程度上减轻了它们的风险溢出和溢入受 M2 的影响。

从全国银行间同业拆借利率（CHIBOR）来看，其对总风险溢出（TSI）、银行部门溢出（ $TO_{bank}$ ）和溢入（ $FROM_{bank}$ ）、保险部门溢出（ $TO_{insurance}$ ）和溢入（ $FROM_{insurance}$ ）、证券部门溢入（ $FROM_{securities}$ ）、金融科技部门溢入（ $FROM_{fintech}$ ）有显著的正向影响，且对银行和保险部门影响更大。这可能是因为：第一，银行同业拆借资金的成本会直接影响到银行的借贷业务和资产负债表等方面。而保险与银行有着较紧密的合作关系，在经营模式、风险控制、融资渠道、服务对象等方面也有相似之处，故受同业拆借利率影响较大；第二，对于证券和金融科技部门来说，资金流入速度相对较快，所以同业拆借利率的变化对它们的风险溢出和溢入影响相对较小。但是，来自银行、保险等部门的风险溢出和溢入对证券和金融科技部门也会产生间接影响。

从消费者预期指数（CEI）来看，其对总风险溢出（TSI）和各部门风险溢入具有显著的负向影响。这可能使因为消费者预期水平主要对消费者的投资产生直接影响。当预期水平较低时，他们会减少投资，转而更多地将资金投入到低风险的金融产品中，导致金融机构的资本占用率上升，风险溢入效应上升；当预期水平较高时，消费者投资行为增加，提高了金融机构的贷款需求，降低了风险溢入水平。

### （七）稳健性检验

为检验实证结果是否过于依赖模型参数设定，本文通过改变 TVP-VAR 的滞后阶数及预测期数的方法进行稳健性检验。本文选取滞后阶数为 5 阶，在此基础上再构建 1 阶，2 阶，3 阶，4 阶 TVP-VAR 模型求得总溢出指数 TSI，图 7 显示了各 TSI 时间序列图。从图中可以得到，变化模型的滞后阶数基本不会对 TSI 变化造成影响。本文选取预测期为 6，在此基础上再构建预测期分别为 8，10 和 12 的模型求得 TSI，图 8 显示了各 TSI 时间序列图。从图中可以得到，变化模型的预测期也不会对 TSI 造成明显影响，说明所求的结果具有一定的稳健性。

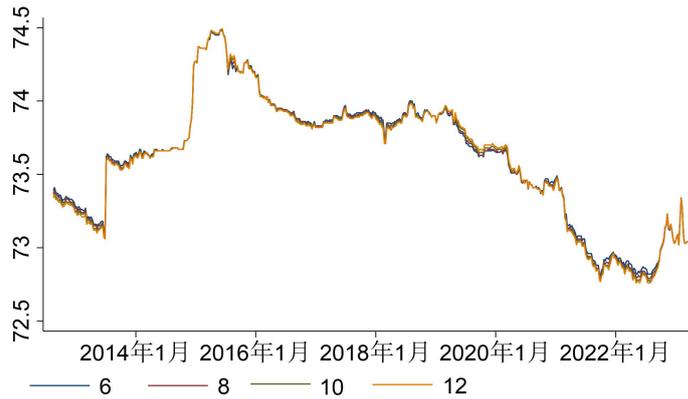


图 7. 改变不同阶数的稳健性检验

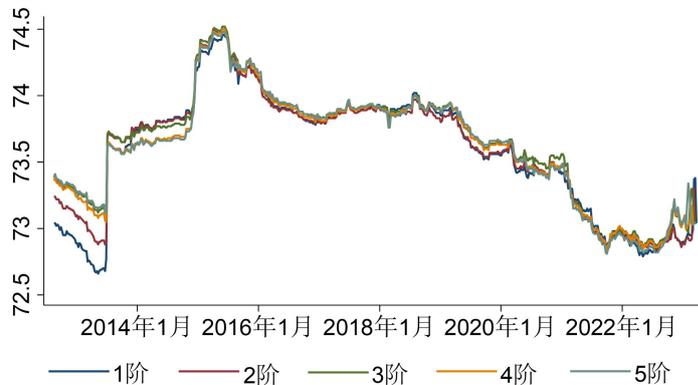


图 8. 改变不同预测期的稳健性检验

## 五、结论与启示

本文使用银行、证券、保险和市场设施类金融科技等行业的 47 家中国 A 股上市公司公开股票数据，计算各部门的在险价值 VaR，基于 TVP-VAR 和广义预测误差方差分解 DY 的数学分析框架，对部门间风险溢出溢入指数进行度量和分析。实证结果分析表明：

第一，从系统性风险计算结果来看，市场设施类金融科技部门的在险价值 VaR 与传统金融部门相比有着更大的均值，标准差和最大值，说明该部门系统性风险较高，具有较大的安全隐患。

第二，从全样本静态分析结果来看，加入了金融科技的新型金融体系内存在较为明显的跨部门风险传染效应，金融科技与其他金融部门间均存在较为显著风险溢入和溢出效应，也是其他金融部门的主要风险来源。

第三，从动态分析结果来看，此金融体系具有对极端经济事件十分敏感的特点，在各尾部经济事件期间总风险溢出水平均有不同程度上升。在 2018 年后总溢出指数 TSI 和各部门受总风险溢入水平均呈现明显下降趋势，但是金融科技和

证券部门风险溢出水平呈现上升态势，这说明虽然近年来金融监管的逐步完善减少了总体系统风险溢出，但风险并未完全削弱，而是在金融科技和证券部门间积聚。而净溢出指数也显示，证券和金融科技溢出效应及银行溢入效应不断扩大的现象“由来已久”，总溢出风险效应上升或下降并没有影响到它们逐渐恶化的趋势。

第四，网络分析结果显示，在钱荒发生期间银行是风险溢出的中心，对其他部门风险影响较大，而在 2015 年股灾、中美贸易冲突频繁和新冠疫情期间，证券和金融科技（尤其是金融科技）变成了主要风险溢出地，银行成为了主要风险流入地。这说明，在未来可能发生的尾部事件中，金融科技很可能会变成金融风险溢出的主要来源，而银行则会受到较大的风险流入。

第五，研究金融科技溢出影响机制发现，货币与准货币同比增长率（M2），全国银行间同业拆借利率（CHIBOR）以及消费者预期指数（CEI）是影响四部门风险溢出和溢入的关键因素。其中 M2 的提高可以有效降低证券和金融科技部门的风险传染效应，CHIBOR 的下降有效降低银行和保险部门额风险传染效应，CEI 的提升可以显著降低各部门风险溢入效应。

基于上述研究结论，本文提出以下政策建议：第一，对于投资者而言，应当关注市场设施类金融科技机构与金融机构之间的密切联系，谨慎持有同时包含它们的投资组合。特别是在金融市场波动剧烈的时期，持有既包括金融机构又包括金融科技机构的投资组合，可能面临更大的风险。因此，投资者应高度重视相关市场之间的系统风险溢出影响，将风险溢出和溢入视为影响投资组合收益的重要因素，并且做好投资组合风险管理；第二，对于政府部门而言，有必要引入相应的监管和制度规则，加强对金融科技部门的监管力度，防止金融科技风险和信息披露风险通过金融科技部门对金融市场造成不利影响；第三，作为金融业管理者，可以采取降低同业拆借利率和提高货币政策宽松程度等手段来降低不同部门间的风险溢出效应。同时也应加强宏观调控，合理引导消费者预期水平，降低金融机构的系统性风险溢入。

## 参考文献

- [1]白雪梅和石大龙.中国金融体系的系统性风险度量[J].国际金融研究, 2014 (06) :75-85.
- [2]曹齐芳和孔英.基于复杂网络视角的金融科技风险传染研究[J].金融监管研究, 2021 (02) :37-53.
- [3]戴志锋, 朱皓阳和尹华.我国石油、黄金、房地产和金融部门间系统风险动态溢出效应研究[J].系统工程理论与实践, 2022, 42 (10) :2603-2616.
- [4]方意, 王琦, 张募严.大科技公司的金融风险隐患和监管[J].学习与实践, 2021, No.450(08): 54-66.
- [5]方意, 荆中博和马晓.中国房地产市场对银行业系统性风险的溢出效应[J].经济学(季刊), 2021, 21 (06) :2037-2060.
- [6]方意, 宋佳馨和谭小芬.中国金融市场之间风险溢出的时空特征及机理分析——兼论中美贸易摩擦对金融市场的影响[J].金融评论, 2020, 12 (06) :20-43+121-122.
- [7]郭峰, 王靖一, 王芳, 孔涛, 张勋, 程志云.测度中国数字普惠金融发展:指数编制与空间特征[J].经济学(季刊), 2020, 19 (04) :1401-1418.
- [8]宫晓莉, 熊熊和张维.我国金融机构系统性风险度量与外溢效应研究[J].管理世界, 2020, 36 (08) :65-83.
- [9]贺建清.金融科技:发展、影响与监管[J].金融发展研究, 2017, No.426 (06) :54-61.
- [10]刘绪光, 肖翔.金融科技影响金融市场的路径、方式及应对策略[J].金融发展研究, 2019, No.456 (12) :79-82.
- [11]金洪飞, 李弘基和刘音露.金融科技、银行风险与市场挤出效应[J].财经研究, 2020, 46 (05) :52-65.
- [12]梁琪和常姝雅.我国金融混业经营与系统性金融风险——基于高维风险关联网络的研究[J].财贸经济, 2020, 41 (11) :67-82.
- [13]李文红和蒋则沈.金融科技(FinTech)发展与监管:一个监管者的视角[J].金融监管研究, 2017 (03) :1-13.
- [14]李政, 刘淇和梁琪.基于经济金融关联网络的中国系统性风险防范研究[J].统计研究, 2019, 36 (02) :23-37.
- [15]李政, 梁琪和涂晓枫.我国上市金融机构关联性研究——基于网络分析法[J].金融研究, 2016 (08) :95-110.
- [16]李程, 杨奕.地方政府债券风险溢出及其宏观机理——基于金融市场的分析[J].武汉金融, 2022, No.272 (08) :49-58.
- [17]刘绪光, 肖翔.金融科技影响金融市场的路径、方式及应对策略[J].金融发展研究, 2019, No.456 (12) :79-82.
- [18]刘晓东和欧阳红兵.中国金融机构的系统性风险贡献度研究[J].经济学(季刊), 2019,

18 (04) :1239-1266.

[19]马永谈, 鲁静怡, 林萍等.全球金融发展与经济增长的结构性关联效应——基于金融周期和金融稳定机制的分析[J].财经科学, 2021, No.403 (10) :1-14.

[20]沈悦和郭品.互联网金融、技术溢出与商业银行全要素生产率[J].金融研究, 2015 (03) :160-175.

[21]王道平, 刘杨婧卓, 徐宇轩和刘琳琳.金融科技、宏观审慎监管与我国银行系统性风险[J].财贸经济, 2022, 43 (04) :71-84.

[22]袁薇, 王双微和王培辉.我国金融市场极端风险传染路径研究[J].金融监管研究, 2021 (03) :80-91.

[23]杨子晖, 陈雨恬和谢锐楷.我国金融机构系统性金融风险度量与跨部门风险溢出效应研究[J].金融研究, 2018 (10) :19-37.

[24]杨子晖, 陈雨恬和林师涵.系统性金融风险文献综述: 现状、发展与展望[J].金融研究, 2022 (01) :185-206.

[25]张冰洁, 汪寿阳, 魏云捷和赵雪婷.基于 CoES 模型的我国金融系统性风险度量[J].系统工程理论与实践, 2018, 38 (03) :565-575.

[26]周云龙, 胡良剑.股票市场行业指数波动溢出效应实证分析[J].经济研究导刊, 2019, No.401 (15) :83-85+99.

[27]Adams Z , Füss R and Gropp R.Spillover Effects among Financial Institutions: A State-Dependent Sensitivity Value-at-Risk Approach[J]. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 2014, 49 (3) : 575-598.

[28]Antonakakis N , Gabauer D and Gupta R. International monetary policy spillovers: Evidence from a time-varying parameter vector autoregression[J]. International Review of Financial Analysis, 2019, 65 (C) : 1382-1382.

[29]Antonakakis N , Chatziantoniou I and Gabauer D.Refined Measures of Dynamic Connectedness based on Time-Varying Parameter Vector Autoregressions[J]. Journal of Risk and Financial Management, 2020, 13 (4) : 342-383

[30]Adrian, T. and Brunnermeier M. K . “Covar.” American Economic Review, 2016 (7) : 1705-1741.

[31]Acharya, V. V. and L. H. Pedersen, T. Philippon and M. Richardson, Measuring Systemic Risk, The Review of Financial Studies, 2017 (30) : 2-47.

[32 ]BCBS. Sound Practices: Implications of fintech developments for banks and bank supervisors[J]. Bank for international settlement, 2018.

[33]Diebold X F , Yilmaz K . Measuring Financial Asset Return and Volatility Spillovers, with Application to Global Equity Markets[J]. The Economic Journal, 2009 (119) : 158-171.

- [34]Diebold X F and Yilmaz K . On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms[J]. *Journal of Econometrics*, 2014, 182 (1) : 119-134.
- [35]Enders W. and Granger C.W.Unit-Root Tests and asymmetric adjustment with an example using the term structure of interest rates[J].*Journal of Business & Economic Statistics*, 1998, 16 (3) :304-311.
- [36]Financial Stability Board., 2017, “FinTech credit: Market structure, business models and financial stability implications” , Committee on Global Financial System.
- [37]Fund. M I , Department. M C A M.Global Financial Stability Report , April 2009 : Responding to the Financial Crisis and Measuring Systemic Risks[J]. *Global Financial Stability Report*, 2009.
- [38]Härdle K W , Wang W and Yu L.TENET: Tail-Event driven NETWORK risk[J]. *Journal of Econometrics*, 2016, 192 (2) : 499-513.
- [39]IMF. “Brazil: Financial System Stability Assessment” , IMF Reports, 2018.
- [40]Khalil F. and H. M. Alam.Identification of Fintech Driven Operational Risk Events, *Journal of the Research Society of Pakistan*, 2020 (57) : 75-87.
- [41]Laeven L , Ratnovski L and Tong H .Bank size, capital, and systemic risk: Some international evidence[J]. *Journal of Banking and Finance*, 2016 (69) : S25-S34.
- [42]Lapavistas C and Dos Santos P L. Globalization and contemporary banking: On the impact of new technology[J]. *Contributions to Political Economy*, 2008, 27 (1) :31-56.
- [43]Shim Y , Shin D .Analyzing China ’ s Fintech Industry from the Perspective of Actor – Network Theory[J]. *Telecommunications Policy*, 2016 (40) : 2-3.
- [44]Strohsal T , Proaño R C , Wolters J .Characterizing the financial cycle: Evidence from a frequency domain analysis[J]. *Journal of Banking and Finance*, 2019, 106 (C) : 568-591.
- [45]Xiao J, Zhou M, Wen F, et al. Asymmetric impacts of oil price uncertainty on Chinese stock returns under different market conditions: Evidence from oil volatility index[J]. *Energy Economics*, 2018 (74) : 777-786.
- [46]You W , Guo Y , Zhu H , et al. Oil price shocks, economic policy uncertainty and industry stock returns in China: Asymmetric effects with quantile regression[J]. *Energy Economics*, 2017 (68) : 1-18.
- [47]Rainer A , Roman B , T. M S .FinTech and the transformation of the financial industry[J]. *Electronic Markets*, 2018, 28 (3) : 235-243.

## 附录 1

### 金融科技关键词词库

支付结算相关	存贷款与资本筹集相关	投资管理相关	市场设施相关	
移动钱包 数字货币 跨境支付 NFC 支付 移动支付 刷脸支付 第三方支付 点对点汇款 虚拟价值交换网络 网联 电子交易服务	借贷型众筹 投资型众筹 线上贷款平台 电子商务贷款 网络贷款 手机银行 网上银行 直销银行 供应链金融 开放银行 互联网金融	智能金融合约 智能客服 智能投顾 信贷工厂 贷款清收 投贷联动 在线理财 互联网保险 线上货币交易 线上证券交易 互联网理财 数字化财富管理平台 投资决策辅助系统	大数据 隐私计算 区块链 预测模型 智能数据分析 反欺诈模型 量化金融 融合架构 分布式账户 EB 级存储 云计算 智能数据分析 物联网 移动互联 生物识别技术 亿级并发	身份验证 差分隐私技术 流计算 安全多方计算 机器学习 类脑计算 分布式计算 绿色计算 内存计算 人工智能 认知计算 虚拟现实 异构数据 文本挖掘 金融科技 数字金融 数字经济

## 附录 2

基于 2012-2022 年财务报表的金融科技部门与其他金融部门业务联系与投融资关系统计表

公司名称	直接业务往来	投融资关系
海康威视	民生人寿保险、太平养老保险、平安养老保险、中信证券、海通证券、光大证券、兴业证券、国信证券、华泰证券、招商证券、广发证券等机构	中国农业银行、中国工商银行、中国建设银行等机构投资
京东方 A	太平养老保险、中国平安保险、兴业证券、中信证券、广发证券、光大证券、兴业证券、方正证券、广发证券等机构	中国建设银行等机构投资
中兴通讯	方正证券、光大证券、中信证券、华泰证券、招商证券、海通证券等机构	新华人寿保险、中国人寿保险、中国太平洋保险、中国工商银行、招商银行、中国建设银行、中国农业银行、中国银行等机构投资
科大讯飞	工商、农业、中信、建设、交通、招商、中信、浦发等机构	
宝信软件	中国太平洋保险等机构	新华人寿保险、中国太平洋保险、中国光大银行、中国工商银行、招商银行、中国建设银行、宁波银行等机构投资
用友网络	浦发银行、工商银行、中国建设银行、中国人保、新华人寿、中信证券、海通证券等机构	工商银行、广发证券等机构投资
恒生电子	中国银行等机构	对民生银行、宁波银行、平安银行、招商银行等机构投资
广联达	华夏银行等机构	中国平安人寿保险、交通银行、华夏银行等机构投资，对国金证券等机构投资
大华股份		太平洋人寿保险、中国人寿保险等机构投资
浪潮信息		中国建设银行、招商银行等机构投资
中国软件		中国人民人寿保险、中国工商银行、中国银行、交通银行等机构投资，对交通银行、中国工商银行投资
石基信息	中国人寿养老保险等机构	中国银行、交通银行投资，中国工商银行投资
亨通光电	新华人寿保险等机构	中国工商银行投资，对中国银行、民生银行投资
深科技		中国农业银行、中国银行、中国建设银行等机构投资，对中国人寿保险、兴业银行、中信银行、华夏银行、工商银行、招商银行等机构投资
广电运通	农业银行、光大银行等机构	太平养老保险、中国人寿保险、兴业证券等机构投资。对中国建设银行、中国民生银行、交通银行、兴业银行等机构投资
卫宁健康		对农业银行等机构投资
国网信通		中国建设银行、中国银行等机构投资

## 作者简介

姓名：胡依依

单位：浙江工商大学研究生院

联系方式：邮箱 [821406463@qq.com](mailto:821406463@qq.com)

电话 17706605026