

doi: 10.19920/j.cnki.jmsc.2022.05.008

# 中国金融机构关联性与系统性风险贡献研究<sup>①</sup>

## ——基于尾部风险溢出网络视角

王纲金, 徐梓双, 谢 赤  
(湖南大学工商管理学院, 长沙 410082)

**摘要:** 在后危机时代如何准确地测度金融机构的系统性风险贡献以识别系统重要性金融机构是宏观审慎监管的重要任务。采用 2010 年至 2019 年中国 32 家上市金融机构数据以及宏观特征变量, 通过 TENET 模型构建尾部风险溢出网络以度量金融机构关联性, 并引入公司规模、杠杆和流动性指标, 基于改进的 PageRank 算法提出网络-市场-账面相结合的系统性风险贡献测度思想, 具体从系统整体、部门行业、机构个体三个层面对网络关联性展开实证分析。研究结果表明: 1) 金融系统总体关联性在危机与下行时处于高位水平, 尾部风险溢出网络能有效捕捉极端风险事件; 2) 行业内的关联性水平总体而言高于行业间的关联性水平, 但在极端情况下跨行业风险溢出强度会增大; 3) 银行和保险机构相对证券机构而言对系统性风险的贡献程度更高。

**关键词:** 复杂金融网络; 系统性风险贡献; 尾部风险溢出网络; 金融机构; 关联性

**中图分类号:** F832   **文献标识码:** A   **文章编号:** 1007-9807(2022)05-0109-18

## 0 引 言

2008 年次贷危机爆发后, 金融机构间的关联性以及系统性风险引起了学术界与监管者的广泛关注。系统性风险指在由不同行业的金融机构组成的体系中, 一个事件可以影响整个金融体系的功能, 同时也让看似不相关的第三方遭受损失。由于金融工具的创新, 各类衍生品涌现, 表外业务范围扩大, 金融机构个体间的联动性逐渐上升, 金融市场风险传染速度加快。金融机构间的过度关联使得负面冲击在机构个体之间、部门行业间以及金融系统和实体经济之间传导扩散, 冲击破坏力急剧上升, 影响范围迅速扩大, 放大了风险传染的渠道与可能性。正是机构间的相互关联, 造成了系统性风险的传播。

从当前国内背景来看, 金融业改革不断深化,

从目前的分业经营模式过渡至混业经营趋势明显。同时, 在企业与居民对差异性金融产品需求上升的环境下, 金融创新产品发展迅速, 金融服务的广度和深度不断扩展。2015 年的股灾便是金融机构大力开展影子业务, 规避监管部门约束, 从而引发系统关联性上升和风险聚增的集中体现<sup>[1]</sup>。“一委一行两会”新的监管格局正是监管部门应对目前金融混业和综合经营形势的新举措。2020 年 12 月 2 日, 中国人民银行和中国银行保险监督管理委员会联合发布了 2021 年 1 月 1 日起正式实施的《系统重要性银行评估办法》, 从规模、关联度、可替代性和复杂性等四个维度构建评估指标体系以识别我国系统重要性银行, 通过对系统重要性银行进行差异化监管, 以降低其发生重大风险的可能性, 防范系统性风险。尽管指标评估方法能透明、简捷地获取系统重要性银行的名单, 但

① 收稿日期: 2019-08-20; 修订日期: 2021-09-23。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71871088; 71971079); 国家社科基金资助重大项目(21ZDA114); 湖南省自然科学基金资助项目(2021JJ20019); “湖湘青年英才”支持计划资助项目。

作者简介: 王纲金(1985—), 男, 湖南涟源人, 博士, 副教授。Email: wanggangjin@hnu.edu.cn

是该方法无法动态地捕捉金融机构间的风险传染效应与负外部性影响,且无法分辨金融机构的系统性风险贡献与其参与风险性事件的区别<sup>[2]</sup>。同时,在经济新常态的背景下,经济下行压力加大,面临潜在系统性风险逐步显性化的问题。愈加复杂的金融系统更易引发极端事件发生,同时尾部极端风险容易通过网络传染至其它机构,从而加剧系统性风险发生的可能性。

另一方面,在国际视角下当前中国金融市场逐步推动对外开放。随着近两年A股市场正式分别纳入MSCI指数与FTSE Russel指数、放宽或取消外资在国内金融机构的持股比例、2018年12月正式启动沪伦通计划以及进一步完善内地与中国香港两地股票市场互联互通机制等举措出台落地,中国金融系统与国际金融系统的联系不断加深。金融系统的稳定是保证经济平稳发展的关键,尤其在“十九大报告”强调“健全金融监管体系,守住不发生系统性金融风险的底线”是金融工作永恒主题的背景下,加强对整个金融系统的宏观审慎监管的关注,探究如何防范外部金融风险冲击,把握金融系统的关联性,衡量金融机构系统性风险贡献对落实有效金融监管措施、维护金融系统健康稳定具有重要意义。

在此背景下,本文旨在利用尾部风险度量方法,衡量金融机构的尾部风险,构建尾部风险溢出网络以测度金融系统关联性,探究金融机构系统性风险贡献,评估个体金融机构处于极端条件下对整体系统性风险的贡献,从中识别具有系统重要性的机构。从理论意义角度,本文在金融机构尾部风险溢出网络关联性的基础之上,引入评估金融机构财务状况的公司特征变量,提出网络-市场-账面(network-market-book)相结合的系统性风险贡献测度,该测度综合考虑尾部风险网络的关联性以及影响金融机构系统性风险贡献的公司特征(如规模、杠杆率、流动性),从而更充分地探究金融机构“太关联而不能倒”与“太大而不能倒”等道德风险问题。从现实意义角度,在系统性金融风险不断累积、金融行业中业务相关性和交叉性增强的背景下,通过测度金融机构系统性风

险贡献能在金融管理实践中为系统性风险防范与宏观审慎监管提供一定参考依据。

## 1 文献综述

根据对系统性风险定义的不同,测度方法分为宏观和微观两种。宏观方法是将金融系统视为一个有机整体,并对其风险大小进行衡量;微观方法则是将重心放在金融机构个体的表现上,通过机构间的风险传染衡量个体机构对其它机构的风险溢出及其系统性风险贡献。

Kaminskya和Reinhardt<sup>[3]</sup>提出的信号法是从宏观层面出发的代表性早期预警指标方法。这种方法监测选定指标的动态变化,并根据超出阈值的预警指标数量判断金融危机发生的可能性。在亚洲金融危机之后,IMF<sup>[4]</sup>提出了金融稳健性指标,通过对资本充足率、资产质量、流动性水平等指标考察评价金融体系的稳健性。延续综合指数的思路,陶玲和朱迎<sup>[5]</sup>结合我国转轨体制特点和现实情况,提出了包含7个维度的系统性风险综合指数对风险指标状态及其拐点进行识别和判断。

相比通过宏观经济变量评估系统性金融风险,微观市场数据的优势在于能利用高频市场交易数据,反映机构间的动态风险传染信息。基于收益率损失度量系统性风险贡献是通过高频市场数据判断系统性风险大小、衡量机构系统重要性的一个重要方法。在传统风险价值(value-at-risk, VaR)模型基础之上,Adrian和Brunnermeier<sup>[6]</sup>提出条件风险价值(conditional VaR, CoVaR),并采用某一机构陷入困境时与其正常经营时的风险价值之差( $\Delta CoVaR$ )来衡量金融机构的系统性风险贡献。肖璞等<sup>[7]</sup>利用CoVaR量化商业银行的风险溢出效应,并测度银行陷入困境时对银行系统的风险贡献程度。Acharya等<sup>[8]</sup>则在CoVaR的基础上进一步考虑了更为极端情况下的期望损失(expected shortfall, ES),提出边际期望损失(marginal expected shortfall, MES)测度金融机构系统性风险贡献以及系统性期望损失考察面对系统性

风险时金融系统的可能损失。杨子晖等<sup>[9]</sup>分别采用 VaR、MES、CoVaR 和  $\Delta$ CoVaR 等 4 种方法对金融机构和房地产公司的系统性风险贡献进行评估和比较,发现这 4 种方法均能有效识别金融行业风险集聚的尾部事件。Brownlees 和 Engle<sup>[10]</sup>完善 MES 未曾考虑金融机构本身规模及杠杆率的问题,提出系统性风险指数(systemic risk index, SRISK),并实证测度美国 95 家金融机构的系统性风险,证实该指数有助于捕捉金融危机的早期现象。梁琪等<sup>[11]</sup>基于 SRISK 估计中国上市金融机构的资本短缺程度,识别系统重要性机构,发现加强机构杠杆率审慎监管对监管实务具有重要意义。虽然以上 CoVaR, MES 和 SRISK 等方法得到了广泛的关注与应用,但是此类方法主要关注单个金融机构与金融系统或者两个金融机构之间的关联性,却忽视了不同金融机构之间的关联性以及整个系统的网络关联性,从而无法准确识别复杂金融网络的系统性风险。

考虑到金融实体间复杂的交互行为以及金融系统是复杂的巨系统,学者们开始运用复杂网络理论来研究金融机构间的关联性以测度系统性风险并识别系统重要性金融机构<sup>[12-17]</sup>。相关性网络模型是基于市场数据构建复杂金融网络的代表性方法,主要通过过滤金融实体间相关性矩阵来构建相对应的金融网络。常见的相关性网络建模方法有:最小生成树<sup>[18]</sup>、平面最大限度滤波图<sup>[19]</sup>、阈值法<sup>[20]</sup>和偏相关性<sup>[21]</sup>。虽然相关性网络能有效度量金融实体间的关联性及其演化特性,并广泛应用于资产组合的选择与优化,但是它们为无向网络,只能反映金融实体间的相关性,无法捕捉到金融实体之间领先滞后的信息溢出关系。因此,在当前金融机构联系愈加紧密的趋势下,评估机构间信息溢出效应也是衡量系统性风险的重要思路,许多学者从信息溢出网络关联性角度开展研究。例如,Billio 等<sup>[22]</sup>提出 Granger 因果网络(又称均值溢出网络)测度金融机构间的关联性,并发现近年来金融系统关联性不断上升。Wang 等<sup>[23]</sup>基于 VaR 指标和风险 Granger 因果检验提出极端风险溢出网络,实证研究 84 家金融机

构间的关联性与动态演化行为,发现银行业是极端风险的净溢出者。Diebold 和 Yilmaz<sup>[24]</sup>基于向量自回归模型与方差分解框架提出溢出指数方法,并据此构建波动率溢出网络(又称方差分解网络)。Wang 等<sup>[25]</sup>采用波动溢出网络研究中国银行系统的关联性及其动态演化行为,以探讨规模大的国有商业银行是否贡献更多的波动关联性。在 CoVaR 的基础上,Hautsch 等<sup>[26]</sup>结合分位数回归和 LASSO 算法提出尾部风险网络模型;Fang 等<sup>[27]</sup>在此基础上构建中国金融机构尾部风险网络,并度量不同阶段的尾部风险传染大小。Härdle 等<sup>[28]</sup>扩展 CoVaR 模型,引入金融机构的非线性关系,提出了基于尾部事件驱动的网络(TENET)模型,构建纳斯达克上市的 100 家金融机构的尾部风险关联网络,并发现银行具有较高的系统重要性。Wang 等<sup>[29]</sup>采用 TENET 模型研究中国上市金融机构关联性与系统性风险,并发现一些规模较小的金融机构也有较强的风险溢出效应。TENET 模型<sup>[28]</sup>相较于 Billio 等<sup>[22]</sup>提出的 Granger 因果网络以及杨子晖等<sup>[30]</sup>提出的非线性 Granger 因果网络具有以下两方面的优点:1) (非线性) Granger 因果网络为有向无权网络,而 TENET 为有向加权网络。因此 TENET 能有效测度金融机构间的溢出强度,相比前者它蕴含更多的关联性溢出信息;2) (非线性) Granger 因果网络为均值溢出网络,而 TENET 为尾部风险溢出网络,故它能有效捕捉极端风险或尾部事件对金融机构关联性的影响。另外,与 Diebold 和 Yilmaz<sup>[24]</sup>提出的方差分解网络相比,TENET 模型<sup>[28]</sup>具有以下优势:1) 方差分解网络只考察了金融机构的均值或波动率溢出效应,而忽略 TENET 模型所捕捉的尾部风险溢出效应,故不能有效测度极端尾部风险下的金融机构关联性;2) 方差分解网络为有向完全图,即任意两个顶点之间都有两条方向相反的边相连接,因此包含了较多的冗余信息,而 TENET 则为包含非线性关联性的有向图。

总之,以往测度金融机构系统性风险贡献的文献存在以下三方面的不足:1) 类似 CoVaR、

MES、SRISK 等方法都只关注金融机构间的局部关联水平(即,单个金融机构与金融系统或成对金融机构间的关联性),忽视了金融网络的整体结构特征,即没有全面地考察金融机构间所有可能的关联性,从而使得度量结果具有一定的片面性;2) 尽管目前利用网络分析方法探讨关联性的文献较多,但在极端事件频发的环境下,只有较少工作从尾部风险溢出视角展开研究,研究对象也多集中于银行同业市场;3) 现有的网络分析法还只停留在关注金融网络的总体关联性以及金融机构的关联性强度与排序,较少有研究将网络关联性(特别是尾部风险溢出网络关联性)与影响金融机构系统性风险贡献的其它因素全面、有机地相结合而构建相应的系统性风险贡献测度。具体而言,从网络理论出发能有效捕捉金融机构间的风险溢出关联性及其动态变化,然而现有文献主要探讨的是系统性风险的整体水平和机构的关联网络结构,较少结合尾部风险溢出网络关联性与公司微观特征并从个体角度分析金融机构对系统性风险的贡献水平。

尽管 Härdle 等<sup>[28]</sup>和 Wang 等<sup>[29]</sup>基于 TENET 网络提出了结合金融机构规模和关联性的系统性风险贡献测度,但是该测度只是简单地将金融机构的规模与关联性相乘,这使得所测算的金融机构系统性风险贡献过度依赖其规模,即金融机构规模越大,则其系统性风险贡献则大,从而忽略了关联性的重要性;并且该测度也没有考虑其他影响公司风险的个体特征(如,杠杆和流动性)。比如,应用广泛的 SRISK 指标<sup>[9]</sup>的优势在于它同时考虑了金融机构关联性、规模和杠杆的影响,但是该指标没有考虑金融机构间的网络关联性。因此,为了克服以往研究的不足,本文提出一种新的系统性风险贡献测度,有机地结合了尾部风险溢出网络下金融机构的网络关联性与金融机构个体特征(如,规模、杠杆、流动性),基于改进的 PageRank 算法构建网络-市场-账面相结合的系统性风险贡献测度,以期完善宏观审慎监管框架提供实践参考依据。

## 2 研究设计

由于尾部风险溢出网络 TENET 模型扩展于双变量 CoVaR 模型,因此本节将首先介绍双变量 CoVaR 模型,其次引入考虑非线性和变量选择的半参数分位数回归框架来构建 TENET 网络,然后从系统整体、部门行业、机构个体三方面引入网络关联性测度,最后在尾部风险溢出网络关联性的基础上,提出基于改进的 PageRank 算法构建网络-市场-账面相结合的系统性风险贡献测度。

### 2.1 CoVaR 尾部风险

VaR 是衡量市场风险大小的重要方法,其定义为在一定时期内、一定置信水平下金融机构或资产组合未来遭受的最大可能损失,可表示为

$$\Pr(X_{i,t} \leq VaR_{i,t,\tau}) = \tau \tag{1}$$

其中  $\tau$  为置信水平,  $X_{i,t}$  为机构  $i$  在时刻  $t$  下的收益率。

由 Adrian 和 Brunnermeier<sup>[6]</sup>提出的条件风险价值(CoVaR)方法是传统 VaR 方法的改进,该方法考虑了金融机构间的溢出效应和宏观环境的影响。在时刻  $t$ ,考虑两个金融机构  $i$  和  $j$ ,机构  $j$  的 CoVaR 定义为当机构  $i$  处于某种极端风险状态或事件  $C(X_{i,t})$  时机构  $j$  的风险价值,即  $CoVaR_{j|C(X_{i,t}),\tau}$  隐含地定义为条件概率分布的  $\tau$  分位数

$$\Pr(X_{j,t} | C(X_{i,t}) \leq CoVaR_{j|C(X_{i,t}),\tau}) = \tau \tag{2}$$

其中信息集  $C(X_{i,t})$  包含了  $X_{i,t} = VaR_{i,t,\tau}$  的事件和宏观经济状态  $M_{t-1}$ 。简单起见,将  $CoVaR_{j|C(X_{i,t}),\tau}$  简记为  $CoVaR_{j|i,t,\tau}$ 。

采用线性分位数回归估计时变 VaR 与 CoVaR,该回归方法不必关注资产收益率的概率分布,其表达式为

$$X_{i,t} = \alpha_i + \gamma_i M_{t-1} + \varepsilon_{i,t} \tag{3}$$

$$X_{j,t} = \alpha_{j|i} + \gamma_{j|i} M_{t-1} + \beta_{j|i} X_{i,t} + \varepsilon_{j|i,t} \tag{4}$$

其中系数  $\beta_{j|i}$  表示金融机构  $j$  对机构  $i$  收益率变化的敏感度,即  $i$  对  $j$  的影响程度,或者说是  $i$  对  $j$  的溢出风险的大小,  $M_{t-1}$  为影响风险溢出效应的宏观状态变量,  $VaR_{i,t,\tau}$  和  $CoVaR_{j|i,t,\tau}$  可代入式

(3) 和式(4) 进行估计, 具体为

$$\widehat{VaR}_{i,t,\sigma} = \hat{\alpha}_i + \hat{\gamma}_i M_{t-1} \quad (5)$$

$$Co\widehat{VaR}_{j|i,t,\sigma} = \hat{\alpha}_{j|i} + \hat{\gamma}_{j|i} M_{t-1} + \hat{\beta}_{j|i} \widehat{VaR}_{i,t,\sigma} \quad (6)$$

其中  $\hat{\beta}_{j|i}$  为金融机构  $i$  溢出到机构  $j$  的尾部风险大小. 机构  $j$  的风险由宏观经济变量  $M_{t-1}$  与机构  $i$  的风险价值共同决定.

### 2.2 尾部风险溢出网络模型

本文根据 Härdle 等<sup>[28]</sup> 的 TENET 模型, 构建金融系统的尾部风险溢出网络. TENET 模型扩展了双变量 CoVaR 模型, 并采用非线性关联估计方法, 引入更多影响机构间尾部风险溢出的因素, 构建高维网络模型. TENET 方法首先利用式(5) 估计各个金融机构的 VaR. 其次, 采用单指数分位数回归构建尾部风险关联网络, 即

$$X_{j,t} = g(\beta_{j|R_j}^T R_{j,t}) + \varepsilon_{j,t} \quad (7)$$

$$CoVaR_{j|\tilde{R}_j,t,\sigma}^{TENET} \equiv \hat{g}(\beta_{j|\tilde{R}_j}^T \tilde{R}_{j,t}) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \hat{D}_{j|\tilde{R}_j} &\equiv \frac{\partial \hat{g}(\beta_{j|\tilde{R}_j}^T \tilde{R}_{j,t})}{\partial \tilde{R}_{j,t}} \Big|_{R_{j,t} = \tilde{R}_{j,t}} \\ &= \hat{g}'(\beta_{j|\tilde{R}_j}^T \tilde{R}_{j,t}) \hat{\beta}_{j|\tilde{R}_j} \end{aligned} \quad (9)$$

其中  $X_{j,t}$  为机构  $j$  的收益率,  $R_{j,t} \equiv \{X_{-j,t}, M_{t-1}, B_{j,t-1}\}$ .  $X_{-j,t} \equiv \{X_{1,t}, X_{2,t}, \dots, X_{k,t}\}$  为引入的解释变量, 包含金融系统中除机构  $j$  以外其它金融机构的收益率,  $k$  为金融系统中机构数目. 由于信息传递具有滞后性,  $M_{t-1}$  为滞后一期的宏观经济变量.  $B_{j,t-1}$  为基于各机构资产负债表计算出的企业特征变量, 包括杠杆率、期限匹配度、账面市值比、规模.

相应地  $\beta_{j|R_j}$  由三部分组成, 即  $\beta_{j|R_j} \equiv \{\beta_{j|-j}, \beta_{j|M}, \beta_{j|B_j}\}^T$ .  $\beta_{j|-j}$  表示除机构  $j$  以外其它机构对  $j$  的溢出程度,  $\beta_{j|M}$  为宏观经济变量对机构  $j$  的影响程度,  $\beta_{j|B_j}$  为机构  $j$  的公司微观特征对其风险大小的影响.  $\hat{\beta}_{j|\tilde{R}_j} \equiv \{\hat{\beta}_{j|-j}, \hat{\beta}_{j|M}, \hat{\beta}_{j|B_j}\}^T$  可由式(7) 估计出来, 此处不再用线性估计, 而是以  $g(\cdot)$  代表的非线性估计.  $\tilde{R}_{j,t} \equiv \{\widehat{VaR}_{-j,t,\sigma}, M_{t-1}, B_{j,t-1}\}$ ,  $\widehat{VaR}_{-j,t,\sigma}$  为第一步中估计的除机构  $j$  以外其它金

融机构的风险价值. 构建网络中的非线性关系体现在函数  $g(\cdot)$  中, 即式(8) 中的  $CoVaR_{j|\tilde{R}_j,t,\sigma}^{TENET}$  反映了其它金融机构对  $j$  的影响以及机构间的非线性联系,  $CoVaR_{j|\tilde{R}_j,t,\sigma}^{TENET}$  可用来代表网络中金融机构的尾部风险大小.

通过对  $CoVaR_{j|\tilde{R}_j,t,\sigma}^{TENET}$  求导得到  $\hat{D}_{j|\tilde{R}_j}$ , 表示当  $R_{j,t} = \tilde{R}_{j,t}$  时相关变量的边际效应.  $\hat{D}_{j|\tilde{R}_j}$  由三部分组成, 即  $\hat{D}_{j|\tilde{R}_j} = \{\hat{D}_{j|-j}, \hat{D}_{j|M}, \hat{D}_{j|B_j}\}^T$ .  $\hat{D}_{j|-j}$  估计了金融系统其它机构对机构  $j$  的风险溢出大小, 基于此可构建尾部风险溢出网络  $G\{V, E\}$ , 其中  $V = \{1, 2, \dots, N\}$  为网络节点, 代表金融系统中各个机构,  $N$  为系统中机构数量,  $E$  为有向边的集合, 表示机构间的溢出方向和大小. 具体地, 尾部风险溢出网络的邻接矩阵为

$$D = \begin{pmatrix} 0 & |\hat{D}_{1|2}| & |\hat{D}_{1|3}| & \dots & |\hat{D}_{1|N}| \\ |\hat{D}_{2|1}| & 0 & |\hat{D}_{2|3}| & \dots & |\hat{D}_{2|N}| \\ |\hat{D}_{3|1}| & |\hat{D}_{3|2}| & 0 & \dots & |\hat{D}_{3|N}| \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ |\hat{D}_{N|1}| & |\hat{D}_{N|2}| & |\hat{D}_{N|3}| & \dots & 0 \end{pmatrix} \quad (10)$$

其中  $|\hat{D}_{j|i}|$  为  $\hat{D}_{j|i}$  的绝对值, 代表了机构  $j$  对  $i$  的绝对溢出大小. 参照 Härdle 等<sup>[28]</sup> 的研究, 利用滚动窗口估计时变 VaR 并构建了动态的 TENET 尾部风险溢出网络. 假设样本期间各机构的数据以每组  $W$  个数据划分至  $T$  个窗口 ( $t = 1, 2, \dots, T$ ), 窗口或时间  $t$  时的网络可表示为  $G_t(V, E_t)$ , 其邻接矩阵则表示为  $D_t$ .

### 2.3 网络关联性测度

参照 Wang 等<sup>[29]</sup> 的工作, 分别从系统整体、部门行业、机构个体三方面对网络关联性进行探讨. 首先从系统整体角度, 引入系统总体关联性 (total connectedness, TC) 测度, 它定义为所有成对金融机构间关联程度  $|\hat{D}_{j|i}^t|$  之和, 代表系统整体关联程度的强弱, 具体表达式为

$$TC_t = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1, i \neq j}^N |\hat{D}_{j|i}^t| \quad (11)$$

从行业角度, 分别采用行业出度强度与入度

强度对行业在系统中的风险溢出与溢入进行描述. 行业出度强度(out-strength of sector, OSS) 定义为某一个行业整体对外尾部风险溢出绝对值的总和

$$OSS_m^t = \sum_{i=1}^N \sum_{j \in V_m} |\hat{D}_{i|j}^t| \tag{12}$$

行业入度强度(in-strength of sector, ISS) 定义为其它行业对某一行业的溢出程度绝对值的总和

$$ISS_m^t = \sum_{j \in V_m} \sum_{i=1}^N |\hat{D}_{j|i}^t| \tag{13}$$

其中  $V_m$  为属于行业  $m$  的机构集合.

通过引入跨行业风险溢出强度(the strength of cross sector, SCS) 评估不同行业间的风险关联和动态变化, 以分析行业间及行业内部的尾部风险溢出关系, 具体表达式为

$$SCS_{n|m}^t = \frac{1}{N_n N_m} \sum_{i \in V_n} \sum_{j \in V_m} |\hat{D}_{i|j}^t| \tag{14}$$

其中  $n$  和  $m$  代表不同行业,  $N_n$  和  $N_m$  分别为行业  $n$  和行业  $m$  的机构数量. 当衡量行业内部的尾部风险溢出时,  $N_n = N_m - 1$ ,  $V_n = V_m$ , 并且  $i \neq j$ .

从个体角度, 引入机构出度强度和入度强度衡量个体在系统中所产生和接受的风险溢出强度. 机构出度强度定义为某机构对其它机构风险溢出水平的绝对值之和, 而入度强度则为其它机构对该机构风险溢出水平的绝对值之和. 具体地, 机构出度强度(out-strength of institution, OSI) 和入度强度(in-strength of institution, ISI) 分别定义为

$$OSI_j^t = \sum_{i=1, i \neq j}^N |\hat{D}_{i|j}^t| \tag{15}$$

$$ISI_j^t = \sum_{i=1, i \neq j}^N |\hat{D}_{j|i}^t| \tag{16}$$

### 2.4 系统性风险贡献测度

尽管 Härdle 等<sup>[28]</sup> 在网络关联性的基础上结合金融机构市值提出了系统性风险溢出指数与接收指数来测度金融机构系统性风险贡献, 但是这两个指数忽略了金融机构的个体微观风险特征, 如杠杆与流动性, 从而不能全面有效地度量金融

机构系统性风险贡献. 为了有效刻画金融机构对系统性风险的贡献, 比较不同机构对系统性风险的影响程度, 参照 Van De Leur 等<sup>[31]</sup> 和 Dungey 等<sup>[32]</sup> 的研究, 构建一种基于改进的 PageRank 算法, 衡量网络中心性并考虑了机构规模、杠杆和流动性的系统性风险贡献测度.

一般地, 若某金融机构与许多其它金融机构具有较强的风险溢出关联性, 或它与其它系统重要性金融机构具有紧密的关联性, 则该机构具有系统重要性. 因此, 假定  $S_{i,t}$  表示机构  $i$  在时刻  $t$  的系统性风险贡献或系统重要性, 它取决于与之相连接机构的系统重要性, 即

$$S_{i,t} = \sum_{j \in V_{i,t}} S_{j,t} \hat{c}_{i|j,t} \tag{17}$$

其中  $V_{i,t}$  表示网络中与顶点  $i$  相连的所有顶点的集合,  $\hat{c}_{i|j,t}$  表示机构  $i$  至  $j$  的风险溢出概率, 定义为

$$\hat{c}_{i|j,t} = \hat{\rho}_{i|j,t} / \sum_{k \neq j} \hat{\rho}_{k|j,t} \tag{18}$$

其中  $\hat{c}_{i|i,t} = 0$ ,  $\hat{\rho}_{i|j,t}$  为在  $t$  时刻机构  $i$  到机构  $j$  的尾部风险溢出强度, 即  $\hat{\rho}_{i|j,t} = |\hat{D}_{i|j}^t|$ . 式(17) 可进一步写成矩阵形式

$$S_t = \hat{C}_t \cdot S_t \tag{19}$$

其中  $N \times 1$  维向量  $S_t$  中第  $i$  个元素  $S_{i,t}$  表示机构  $i$  的系统性风险贡献, 该值越高, 表示机构  $i$  在系统性风险中有更大的贡献;  $\hat{C}_t$  为机构间  $N \times N$  维风险溢出矩阵. 根据 Van De Leur 等<sup>[31]</sup> 和 Dungey 等<sup>[32]</sup> 的研究, 若给定  $\hat{C}_t$ , 式(19) 的解  $S_t$  可由 PageRank 算法得到, 即  $\hat{C}_t$  为特征值所对应的归一化特征向量. PageRank 最早应用于 Google 搜索引擎中, 是一种基于网页链接结构对网页重要性进行排序的方法, 其基本思想是认为被更多高质量网页指向的网页具有更高的重要性.

在金融机构系统性风险贡献的度量或系统重要性金融机构的排名中, 除了金融系统网络关联性, 金融机构的企业特征, 即规模、杠杆、流动性是重要的影响因素. 例如, 一家大型、高杠杆与流动性差的金融机构一般具有较高的系统性风险贡献. 另外, Brownlees 和 Engle<sup>[10]</sup> 所提出的 SRISK 测度也考虑了类似的企业特征, 但是 SRISK 测度

只关注金融机构与金融系统的关联性,而没有考虑所有可能的关联性,即网络关联性.因此,在式(17)考虑尾部风险溢出网络关联性的基础上,引入机构微观企业特征变量,假定金融机构*i*的规模、杠杆、流动性特征在*t*时刻的向量表达为 $f c_{i,t} = (size_{i,t}, lev_{i,t}, liq_{i,t}^{-1})$ ,其系统性风险贡献测度 $S_{i,t}$ 定义为

$$S_{i,t} = \alpha \sum_{j \in V_{i,t}} S_{j,t} \hat{c}_{i,j,t} + \gamma' f c_{i,t} \quad (20)$$

其中 $\alpha$ 为小于1的权重以调节网络关联性的贡献, $\gamma$ 为正数的权重向量以调整企业特征的贡献.对于*N*个金融机构组成的金融系统,可将式(20)写成向量形式

$$S_t = \alpha \hat{c}_t \cdot S_t + \gamma' f c_t \quad (21)$$

进一步转化可得

$$S_t = (I - \alpha C_t)^{-1} \gamma' f c_t \quad (22)$$

以上即为PageRank算法的一个改进版本,而PageRank又源自特征向量中心性测度.参考Van De Leur等<sup>[31]</sup>和Dungey等<sup>[32]</sup>的研究,设定 $\alpha = 0.66$ , $\gamma' = (0.4, 0.4, 0.2)$ ,其中规模( $size_{i,t}$ )为资产总市值,杠杆( $lev_{i,t}$ )定义为负债账面价值与市值的比值,流动性( $liq_{i,t}$ )为现金与短期投资之和与资产账面价值的比值.由于三个解释变量的绝对数值相差较大,故进行以下标准化处理

$$size_{i,t} = \frac{\lg size_{i,t}}{\sum_{j=1}^N \lg size_{j,t}} \quad (23)$$

$$lev_{i,t} = \frac{\lg lev_{i,t}}{\sum_{j=1}^N \lg lev_{j,t}} \quad (24)$$

$$liq_{i,t}^{-1} = \frac{\lg |liq_{i,t} - 1 - \max_{j \in N} liq_{j,t}|}{\lg(1 + \max_{j \in N} liq_{j,t})} \quad (25)$$

因此,所构建的网络-市场-账面相结合的系统性风险贡献测度不仅充分考虑了金融系统尾部风险溢出网络的关联性,而且还结合了个体金融机构的规模、杠杆、流动性特征.

### 3 样本数据

本文选取中国32家不同行业A股上市金融

机构作为研究对象.样本的时间范围从2010年10月至2019年12月.由于2010年融资融券及股指期货推出,做空机制形成,且资本市场对外开放进程开始加速,以2010年为开始时间能较好地反映这段时间的动态变化.另一方面,因许多重要的金融机构(如中国农业银行和光大银行)上市时间在2010年,此段时间范围能较好地保证样本的数量规模.

样本机构涵盖银行、证券、保险三个行业,一共包含16家银行、13家证券以及3家保险机构.样本数据为金融机构周度股票收盘价格,定义机构周度收益率定义为 $X_{i,t} = \ln(P_{i,t}/P_{i,t-1})$ ,其中 $P_{i,t}$ 为机构*i*在时间*t*的周度收盘价.具体的样本机构及其收益率描述性统计如表1所示.

可以看出,样本收益率均值都分布在0.00左右,Jarque-Bera统计量表明在1%的显著性水平下拒绝收益率符合正态分布.在银行业中,国有商业银行的收益率最大值均大于最小值的绝对值,而城市商业银行则反之,表明与国有银行相比,城市商业银行的收益率更偏向于出现左尾的极端风险.另外,证券机构的标准差相较其它行业机构而言较高,均在0.05以上,说明样本期间证券机构的波动较大.ADF统计量显示在1%显著性水平拒绝收益率存在单位根的原假设,即各机构的收益率为平稳序列.

借鉴Adrian和Brunnermeier<sup>[6]</sup>,Härdle等<sup>[28]</sup>和Wang等<sup>[29]</sup>的工作,解释变量分别选取7个宏观经济变量:短期流动息差、短期债券利率差、期限结构、信用利差、市场回报率、市场波动率、房地产收益率,分别反映流动性风险、利率风险、不同期限的资金供求关系、信用违约风险、股市收益、股市波动、房地产市场收益,以及反映金融机构内在脆弱性和规模的4个企业特征变量:杠杆率、期限错配、市场账面比、规模,具体如表2所示.由于企业特征变量主要从机构季度财务报表中获取,故通过样条插值将其季度频率转为周度.以上相关数据均来源为Wind,样本期内各时间序列包含474个观测值.

表 1 金融机构样本及其收益率描述性统计

Table 1 Financial institutions and their returns' descriptive statistics

股票代码	金融机构	简称	均值	最大值	最小值	标准差	Jarque-Bera	ADF
面板 A: 银行								
000001.SZ	平安银行	PAB	0.000 0	0.222 5	- 0.524 6	0.053 8	8 230.824 0	- 22.259 0
002142.SZ	宁波银行	BN	0.001 7	0.217 0	- 0.290 5	0.046 1	750.326 0	- 8.413 3
600000.SH	浦发银行	SPD	- 0.000 1	0.218 7	- 0.305 1	0.040 5	1 638.140 0	- 21.456 7
600015.SH	华夏银行	HXB	- 0.000 7	0.151 4	- 0.336 5	0.042 6	1 797.466	- 16.610 6
600016.SH	民生银行	CMSB	0.000 4	0.215 2	- 0.219 6	0.039 7	978.502 8	- 22.979 1
600036.SH	招商银行	CMB	0.002 2	0.156 9	- 0.120 7	0.037 5	52.284 5	- 23.354 1
601009.SH	南京银行	BON	- 0.000 4	0.175 0	- 0.629 4	0.053 1	44 066.28	- 23.298 4
601166.SH	兴业银行	CIB	- 0.000 3	0.197 8	- 0.657 5	0.054 3	61 667.94	- 11.289 5
601169.SH	北京银行	BOB	- 0.001 5	0.144 0	- 0.270 5	0.040 8	1 511.337	- 23.388 8
601288.SH	农业银行	ABC	0.000 7	0.149 6	- 0.109 0	0.029 3	302.314 1	- 5.425 4
601328.SH	交通银行	BCM	0.000 0	0.186 8	- 0.159 4	0.036 1	776.577 9	- 5.668 7
601398.SH	工商银行	ICBC	0.000 8	0.157 2	- 0.146 2	0.030 4	550.523 1	- 5.133 0
601818.SH	光大银行	CEB	0.000 5	0.263 9	- 0.158 2	0.040 6	1 691.017	- 23.250 8
601939.SH	建设银行	CCB	0.001 0	0.192 9	- 0.139 3	0.036 1	363.723 6	- 5.648 6
601988.SH	中国银行	BOC	0.000 3	0.215 0	- 0.118 5	0.031 3	966.960 5	- 5.322 0
601998.SH	中信银行	CCIB	0.000 4	0.289 1	- 0.192 1	0.046 7	994.637 3	- 8.395 3
面板 B: 证券								
000686.SZ	东北证券	NS	- 0.001 9	0.280 2	- 0.738 9	0.064 9	25 699.36	- 20.686 6
000728.SZ	国元证券	GS	- 0.000 6	0.272 6	- 0.386 5	0.058 4	830.282 7	- 21.112 8
000750.SZ	国海证券	SS	0.000 3	1.101 6	- 0.829	0.090 8	72 115.47	- 13.867 5
000776.SZ	广发证券	GFS	- 0.001 6	0.344 5	- 0.738 0	0.067 1	21 182.05	- 20.557 9
000783.SZ	长江证券	CS	- 0.000 9	0.327 3	- 0.758 0	0.065 8	28 967.02	- 20.383 0
600030.SH	中信证券	CITIC	0.001 6	0.294 9	- 0.215 4	0.054 7	614.814 4	- 13.660 0
600109.SH	国金证券	SLS	- 0.001 2	0.260 1	- 0.727 6	0.070 4	12 936.78	- 21.388 2
600837.SH	海通证券	HS	0.001 0	0.215 1	- 0.217 0	0.052 4	137.248 7	- 13.648 1
600999.SH	招商证券	CMS	- 0.000 3	0.361 9	- 0.222 7	0.055 0	1 465.992	- 13.725 7
601099.SH	太平洋证券	PS	- 0.002 3	0.287 9	- 0.401 4	0.062 6	1 642.003	- 20.858 0
601377.SH	兴业证券	IS	- 0.002 0	0.265 1	- 0.678 1	0.066 2	11 384.74	- 9.319 3
601688.SH	华泰证券	HTS	0.000 8	0.386 5	- 0.222 1	0.059 6	698.501 2	- 20.822 3
601788.SH	光大证券	ES	- 0.000 3	0.364 3	- 0.232 1	0.059 9	744.394 2	- 20.385 0
面板 C: 保险								
601318.SH	中国平安	PAI	0.001 1	0.175 1	- 0.882 1	0.058 5	234 292.0	- 22.477 5
601601.SH	中国太保	CPIC	0.001 0	0.153 1	- 0.168 9	0.045 3	10.464 8	- 22.986 1
601628.SH	中国人寿	CL	0.001 0	0.271 9	- 0.178 0	0.048 7	465.318 6	- 7.638 1

表 2 宏观经济变量与公司特征变量选取

Table 2 The choice of macroeconomic variables and firm characteristics

	解释变量	定义
宏观经济变量 $M_{i,t-1}$	短期流动息差	三个月上海同业拆借利率与三个月国债到期收益率之差
	短期债券利率差	三个月国债到期收益率与其滞后一期数值差值
	期限结构	十年国债与三个月国债到期收益率之差
	信用利差	十年 AAA 级企业债券与十年国债收益率之差
	市场回报率	沪深 300 指数周度收益率
	市场波动率	沪深 300 指数 GARCH(1,1) 模型条件方差
	房地产收益率	申万房地产指数周度收益率
公司特征变量 $B_{j,t-1}$	杠杆率	总资产与所有者权益比值
	期限错配	短期负债与现金及短期投资之差和总负债比值
	市场账面比	公司总市值与账面价值比值
	规模	账面价值(BVE)的十进对数,即 $\lg BVE$

## 4 实证分析

本文采用滚动窗口分析方法,设定窗宽  $W=51$  (约为 1 个交易年),分位数  $\tau=0.01$ ,计算系统整体、部门行业、个体机构的关联性,并以此测度金融机构系统性风险贡献大小。最后分析 2015 年股灾期间市场极端下行时金融机构关联性与系统性风险贡献。

### 4.1 金融系统总体关联性分析

图 1 为金融系统总体关联性在 2011 年 9 月至 2019 年 12 月期间的动态演化结果。整体来看,中国上市金融机构尾部风险网络总体关联性具有一定的周期性。

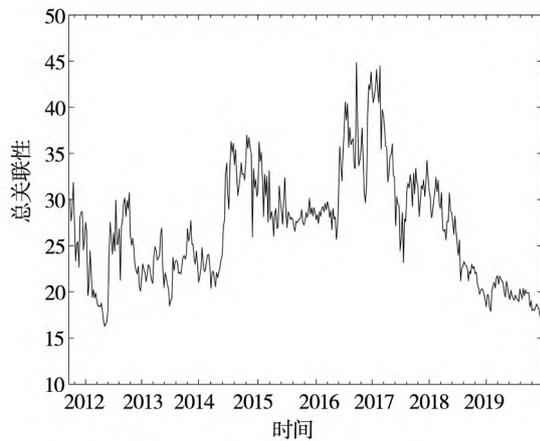


图 1 金融系统动态总体关联性

Fig. 1 Dynamic total connectedness of financial system

从 2011 年至 2012 年初,全球经济进入后危机时代,总体关联性在波动中下降,并于 2012 年第二季度达到最低点 16.28。至 2012 年,总体关

联性水平开始回升,并在随后两年在 15 到 30 区间中波动。一方面,中国央行于 2 月和 5 月两次调低存款准备金率,同时双向扩大存贷款利率浮动区间,提高市场流动性,金融机构资金往来频繁,实际关联性加深。另一方面,欧债危机的恶化也对国内投资者情绪造成冲击,使得风险通过信息机制传染。在经历了 2012 年至 2014 年第二季度的相对稳定期后,从 2014 年第三季度开始,即中国股市进入牛市后,系统总体关联性有了明显上升并维持较高位。随后,中国股市也出现了巨大震荡,在 2015 年~2016 年的股灾中,上证综合指数跌幅高达 32%,上市公司大面积停牌。2016 年年初出台的熔断机制也推高了整体关联性。杨晓兰和金雪军<sup>[33]</sup>的研究发现,熔断机制会造成卖单的大量涌现,提高市场订单流的不平衡性,产生“磁力效应”,并引发股市波动。自 2016 年年中开始,系统总体关联性维持在高位水平,并以较大幅度波动。2017 年 7 月,全国金融工作会议召开,国务院金融稳定发展委员会设立,通过统一协调引导金融回归实体经济本源,并强化了人民银行宏观审慎管理的职责,强烈的金融监管信号稳定了市场,总体关联性下降。而随后国内国际金融市场不确定性增强,总体关联性整体上虽有下降但仍然维持较高水平。比如 2017 年,欧洲央行宣布缩减量化宽松;同年年底,美国实行大规模减税法案,使其国内面临巨大的资金流出压力,资产泡沫破裂加强,银行流动性下降。为应对互联网金融因缺乏监管造成的风险暴露,央行联合银监会共同下发《关于规范整顿“现金贷”业

务的通知》等网络贷款监管文件,明确统筹监管,使得资金市场进一步紧张.经历2017年“史上最严”金融监管年后,次年爆发了中美贸易战,总体关联性有所下降但维持在较高水平并一直持续到2018年上半年.随着中美贸易战的常态化以及P2P网贷行业的缩水,在2019年总体关联性呈现下降趋势并保持在较低水平.

#### 4.2 金融行业关联性分析

图2为行业入度强度与出度强度演化图,显示了金融系统三大行业在样本期内尾部风险溢入和尾部风险溢出的强弱及其动态变化.图2上图为行业入度强度变化图,反映了行业接受外部尾部风险溢出的情况.从纵向分析强度的动态变化,不同行业在危机时刻的趋势具有一定的相似性,如在2015年三个行业的入度强度都有一定的上升;从横向对比不同行业的结果,银行业和证券业接受风险相对较高.图2下图为行业出度强度变化图,显示了行业整体对外溢出尾部风险的动态特征.整体上上下两图具有相似的时变特征,如在股市动荡时期,银行业和证券业的尾部风险的入度强度与出度强度都呈上升趋势,但保险业的出度强度在样本期内则处于相对稳定的状态,表明保险业对其它行业的影响相对较弱.

由于金融系统总体关联性等于行业入度强度之和或者行业出度强度之和,即  $TC_t = ISS_m^t = OSS_m^t$ ,因此结合图1系统动态总体关联性与图2行业入度与出度强度进行动态关联性的分解分析.在2012年年中之之前,总体关联性的下降趋势主要由银行业入度与出度强度同时下降所主导,此时主要受到银监会加强商业银行资本管理的影响,导致银行间的关联性下降.在2012年下半年至2013年年初期间,证券业入度与出度强度呈现上升与下降的周期主导了总体关联性的趋势,此时证券机构正式成立“金融超市”,进一步推动了混业经营.2013年总体关联性有两次周期性波动,这主要受银行业两次“钱荒”事件的影响.受强有力的货币宽松和财政刺激以及融资融券业务大幅上升,中国股市自2014年第3季度步入牛市,此时总体关联性也呈现出急剧的上升并维持在高位,而这主要是由于证券业入度强度的上升以及银行业与证券业出度强度的上升,表明银行业与证券业的交互行为导致了此次总体关联性的

上升.随后2015年~2016年股灾期间总体关联性呈现剧烈的波动但维持在较高位,此时入度强度方面,银行业稳中有升、证券业却急剧下降、保险业呈现先上升后下降的模式,而出度强度方面三个行业都有所下降但整体较为平稳,表明系统性风险得到有效释放,并且存在风险由证券业向银行业与保险业溢出现象.在2016年年中至2017年期间,总体关联性呈现上升与下降的周期性趋势,该趋势主要由银行业入度强度以及银行业与证券业出度强度的趋势所主导,在这一阶段受到人民币持续贬值、深港通开通、互联网金融整治以及金融强监管等影响.尽管受中美贸易战等不确定性因素的影响,2018年~2019年期间总体关联性却呈现出持续下降的趋势,此时只有银行业的入度与出度强度呈现大幅下降,而证券业与保险业却维持平稳,表明总体关联性的下降趋势主要由银行业关联性下降所主导.

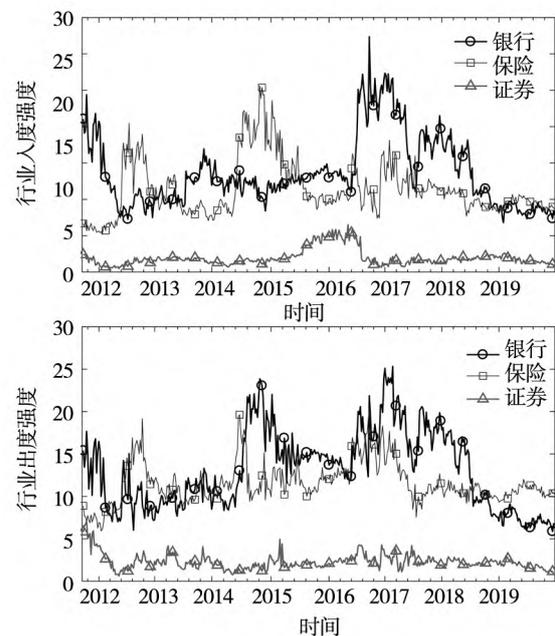


图2 行业入度强度与出度强度

Fig. 2 In-strength and out-strength of each sector

图3展示了样本期间金融系统中各行业对自身和其它行业风险溢出强度在样本期间的动态变化,这在一定程度上可以刻画各行业在整体的系统性风险中的重要程度.可以看出,银行、证券以及保险行业内部关联程度较为紧密,在大部分时间内行业内部风险溢出强度比跨行业风险溢出强度更高.但不同金融行业间的尾部风险关联性具有明显差异性.首先,在2012年下半年至2013年

年初期间银行业对证券业有显著的风险溢出,正值证券业成立“金融超市”进一步推动了混业经营。2014 年中期至 2015 年第 1 季度的股市牛市期间,银行业对证券业的风险溢出主导了此时总体关联性先上升与后下降的趋势。银行业对保险业在 2015 年~2016 年股市暴跌阶段的尾部风险溢出明显高于同时期银行业对证券业的风险溢出。在此期间银行业与保险业间的风险溢出具有非对称性,即银行业对保险业的风险溢出影响大于保险业对银行业的影响,这也与徐华等<sup>[34]</sup>的实证研究一致。其次,证券业在危机期间对银行业和保险业的风险溢出水平也有上升,这可能是由于证券业中以个人投资者为主,易受极端情况下恐慌情绪影响,造成风险传染。特别地,在 2015 年~2016 年股灾期间,证券业对保险业存在显著风险溢出,而在 2016 年年中至 2017 年第 2 季度期间证券业对银行业存在先上升后下降的风险溢出,但各自的风险溢出水平都要小于证券业内部的溢出水平。最后,保险业内部的风险溢出水平要显著高于它对银行业与证券业的风险溢出水平,并且其趋势存在显著的周期性波动。

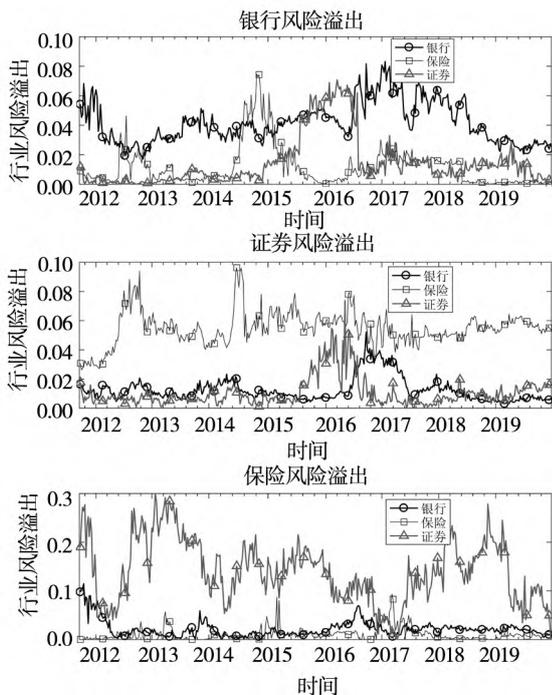


图 3 跨行业风险溢出

Fig. 3 Risk spillovers cross sectors

### 4.3 金融机构关联性分析

从机构个体角度,图 4 给出了金融系统中各

个机构入度强度的动态变化,反映了机构接受风险溢出的强度。白色代表机构接受的风险溢出强度高,黑色则代表接受风险溢出强度低。在 2012 年,兴业银行为主要的风险溢出接受者。在 2014 年~2015 年股市牛市期间,证券机构,例如东北证券、长江证券、国金证券、太平洋证券、兴业证券等,是主要的风险溢出接受者。值得注意的是,在 2015 年~2016 年股市震荡时期,各机构对应热力图颜色由深黑色变为相对较浅的灰色或白色,表明在宏观金融环境不稳定时期不同行业机构所受风险溢出均上升。其中,尤以中国平安的变化最为明显,其作为保险业混业经营的领导者,且不同于其它保险机构以国有控股为主的状态,中国平安股权呈现高度分散化,对市场动荡的反映也更为明显。在 2017 年至 2018 年期间,南京银行接受的尾部风险溢出明显加强。在 2018 年年中至 2019 年期间,金融机构所对应的热力图颜色都为黑色,这与总体关联性下降趋势类似。

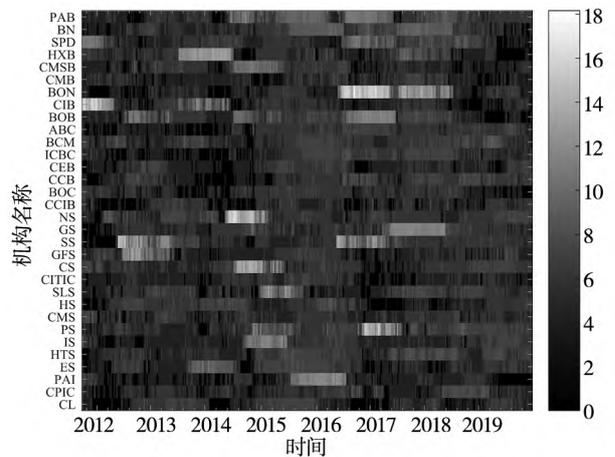


图 4 机构入度强度

Fig. 4 In-strength of each institution

图 5 为金融系统中各机构出度强度的动态变化,反映了机构个体对其它机构的风险溢出强度。在 2012 年至 2014 年期间,北京银行、民生银行等股份制商业银行对外风险溢出效应较强;而农业银行、工商银行、中国银行等国有大型银行对外风险溢出维持在一个较为稳定的水平。在 2015 年至 2016 年的股灾时期,宁波银行、中信银行以及证券业中的华泰证券和光大证券产生的风险溢出影响较大;在 2017 年兴业银行和招商银行成为主要的风险溢出者。相对于大型国有商业银行,股份制商业银行对外的风险溢出更为强烈,这可能

与其商业模式有关. 股份制商业银行涉及业务广泛, 盈利动机较强, 在银行同业市场中参与度高, 对系统流动性风险影响强<sup>[35]</sup>. 其中, 尤其是以有“同业之王”之称的兴业银行为代表, 通过设立“银银平台”以及加强银证、银信、银保合作等举措便利了业务办理, 加强了资源整合和行业合作. 在2018年~2019年期间, 大多数银行所对应的热力图颜色由浅灰色逐渐转变为深黑色, 而证券与保险机构则多保持为灰色, 这表明金融系统总体关联性所呈现的下降趋势主要是由于银行的风险溢出水平下降所导致的.

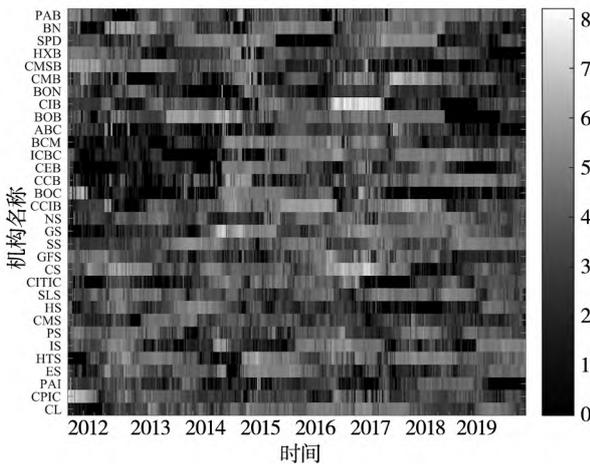


图5 机构出度强度

Fig. 5 Out-strength of each institution

#### 4.4 金融机构系统性风险贡献度量与排序

为进一步分析金融机构在不同时期对整体系统性金融风险的影响, 利用企业财务报表季度数据计算金融机构系统性风险贡献的动态变化. 图6为各机构系统性风险贡献值的热力图, 其中白色代表贡献值高, 黑色代表贡献值低. 首先从系统整体动态变化来看, 随时间推移热力图颜色变浅, 特别是在2015年后, 银行和保险机构的颜色由浅灰色突变为白色, 表明各机构系统性金融风险贡献程度不断增强, 也反映了中国金融系统关联性水平上升. 其次从行业角度, 三大行业系统性风险贡献具有较大差异性. 分别位于上半部分的银行业和位于底部的保险业颜色偏白, 说明这两个行业的机构系统性风险贡献值较高. 其中, 保险业的中国人寿和中国平安两家机构的系统性风险贡献明显上升, 这可能与国家加快保险业改

革, 放开保险资金运用空间有关. 位于下半部分的证券业在样本期间机构系统性风险贡献图像则以灰色与黑色为主, 表示证券业对系统性风险贡献程度相对较低. 图7根据各季度机构系统性风险贡献值给出了机构在系统内的排名, 并以此绘制了排名的动态热力图. 颜色偏白代表机构系统性风险贡献排名靠前, 偏黑则代表排名靠后.

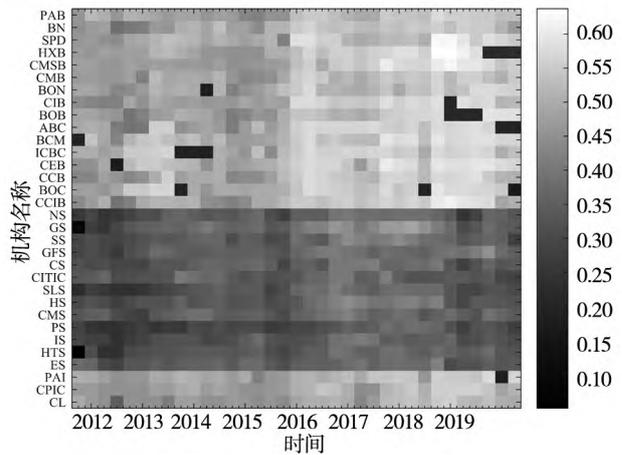


图6 金融机构系统性风险贡献值

Fig. 6 Systemic risk contribution of each institution

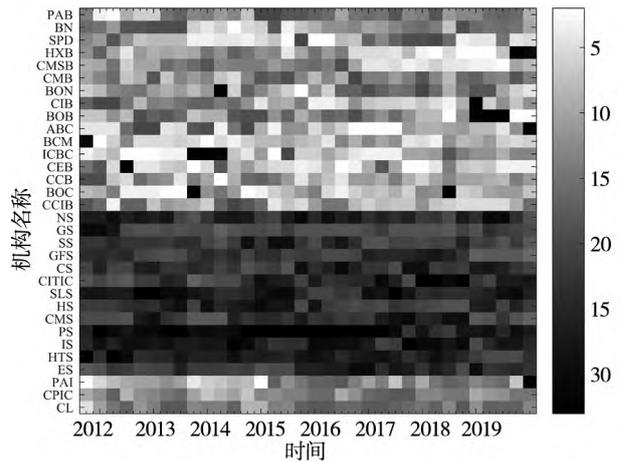


图7 金融机构系统性风险贡献排名

Fig. 7 Ranking of systemic risk contribution of each institution

图7与图6具有相同的特征, 排名靠前的机构集中于银行业和保险业, 证券机构则相对排名靠后. 银行业对系统性风险具有重要影响的原因在于中国经济的迅速增长和直接融资市场的有限体量造成的“过度银行化”<sup>[36]</sup>. 在经济快速发展和政策刺激下, 中国银行信贷增长, 宽松型货币政策通过提高银行杠杆化程度加剧了银行风险承

担<sup>[37]</sup>。国内居民的储蓄偏好特征也推动银行资产负债表扩大。同时,长期以来中国社会融资过度依赖间接融资,直接融资占比较低,作为间接融资主要中介机构的银行承担了社会融资中大部分的违约风险。此外,游离于监管系统之外的影子银行虽然提高了社会信用创造能力,但对它们的监管缺失也使行业内存在刚性兑付、期限错配等问题。因此,银行业积累了大量风险。除银行业之外,保险业也在系统性风险贡献方面占据了重要地位。在金融混业经营趋势下,保险机构逐渐向业务多元化方向发展,与资本市场的互动增强,逐渐成为信用保证市场的重要参与者。证券业系统性风险贡献排名靠后的主要原因是,尽管存在机构间日益复杂的业务关联、投资者心理预期以及监管机制不健全<sup>[38]</sup>,但由于券商规模较小和资本相对充足,其对整体的系统性风险贡献较小。

#### 4.5 2015 年股灾期间金融机构关联性与系统性风险贡献

为了研究市场极端下行时金融机构关联性与系统性风险贡献,本节考察了 2015 年股灾期间金融机构尾部风险溢出网络。同时为了比较,也考察了全样本期间金融机构尾部风险溢出网络。具体地,前者选取图 1 中系统总体关联性在 2015 年股灾期间的高点,即 2015 年第二季度,同时涵盖了“6·19”暴跌和“6·26”暴跌等极端尾部事件,后者选取 2010 年 10 月至 2019 年 12 月的季度均值。图 8 和图 9 分别给出了全样本期间与 2015 年第二季度中国金融机构尾部风险平均溢出网络。网络图中各个节点代表样本机构,其中银行、证券和保险业分别以圆形、方形和球体标记。连边代表网络中机构间的风险溢出关系,其宽度反映了风险溢出强度,越粗代表强度越大;连边的箭头方向指示了风险溢出的对象;连边的类型代表产生风险溢出的机构所属行业,其中虚线(---)、实线(—)、虚点线(-·-)分别表示产生风险溢出的机构为银行、证券、保险。由于金融系统各个机构联系紧密,为使网络能更清晰地刻画风险溢出,图中仅保留系数大于 0.5 的连边。

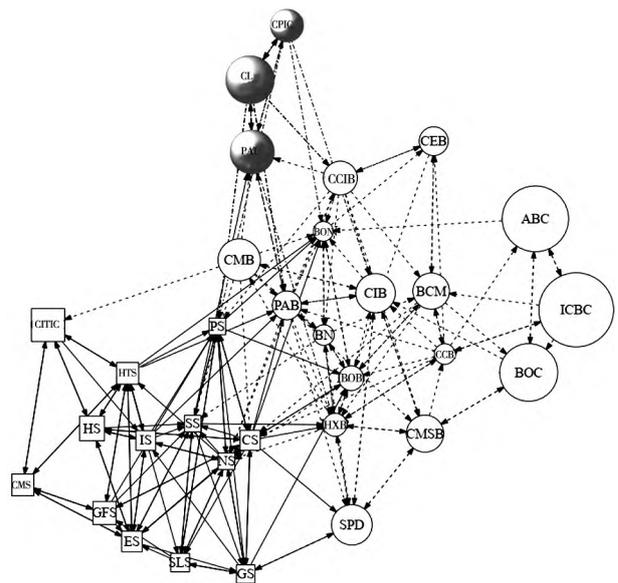


图 8 全样本期间金融机构尾部风险溢出网络

Fig. 8 Tail risk spillover network of financial institutions during the full sample period

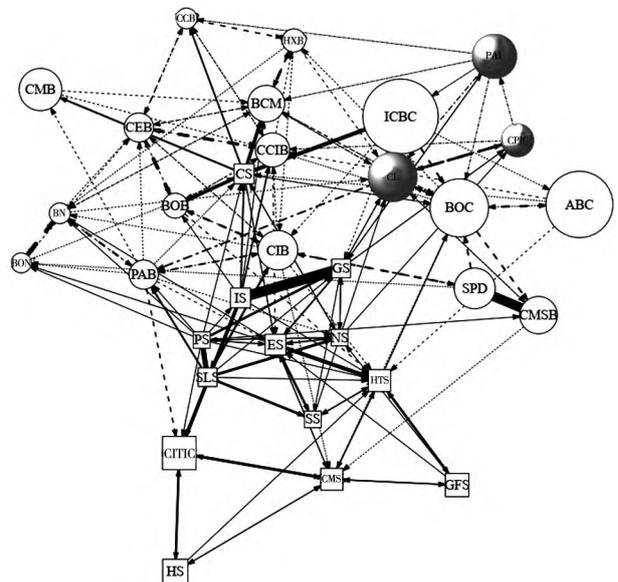


图 9 2015 年第二季度金融机构尾部风险溢出网络

Fig. 9 Tail risk spillover network of financial institutions in the second quarter of 2015

从图 8 可发现,各机构箭头主要指向同形状节点,且箭头指向大多为双向,表明行业内部的联系相对紧密。其中,银行与证券机构之间连边密集,说明银行业和证券行业内部风险溢出效应较强。相较之下,图 9 也体现了部分相似特征,即同行业之间联系紧密。但值得注意的是,极端事件下的尾部风险溢出网络显示出了不同的网络拓扑

特征。一方面,图9中网络的连边更粗,表明极端事件下金融机构间的尾部风险溢出效应更强;另一方面,在2015年第二季度,跨行业间的网络连边数量显著增加,特别是证券机构与银行之间存在大量跨行业连边,表明这两个行业之间存在显著的尾部风险溢出效应。

更具体地,表3给出了图9尾部风险溢出网络的(跨)行业出度及强度,其中出度表示风险从某行业金融机构溢出到其它行业或自身机构的连边数,而出度强度则表示某行业金融机构对其他行业或自身机构的风险溢出强度。从行业自身出度及强度来看,银行业的出度最大,证券业次之,但是证券业的出度强度要大于银行业,表明此时证券业内部的风险溢出要强于银行业内部。无论是跨行业出度还是其出度强度,证券业对银行业的风险溢出都要强于银行业对证券业,进一步表明2015年股灾期间证券业是风险的主要溢出者。相对而言,保险业内部与对外的风险溢出都较小,但它对银行业的风险溢出仅小于其内部的风险溢出,表明银行业是保险业风险溢出的主要接受者。

表3 2015年第二季度(跨)行业出度及强度

Table 3 Out-degree and out-strength of (cross) three sectors in the second quarter of 2015

	银行	证券	保险	总出度(强度)
面板 A: 出度				
银行	56	14	5	75
证券	18	49	5	72
保险	9	2	4	15
面板 B: 出度强度				
银行	120.79	14.98	5.28	141.05
证券	43.15	121.90	4.73	169.78
保险	11.00	1.27	11.34	23.61

表4给出了金融机构间风险溢出强度最大的10条边,表中 $|\hat{D}_{j,i}|$ 为金融机构j对机构i的风险溢出强度。“兴业证券→国元证券”和“民生银行→浦发银行”是风险溢出强度最强的两条边,要显著强于其它8条边。在这10条边中,分别有4条边是证券业内部与银行业内部机构之间的风险溢出,而剩余的两条边则是长江证券分别对工

商银行与交通银行的风险溢出,表明证券业与银行业内部存在显著的风险溢出以及证券业对银行业存在较强的风险溢出。在银行业内部,“南京银行↔宁波银行”存在显著的双向风险溢出,表明城市商业银行更容易受到市场下行压力的影响,并形成显著的联动效应。

表4 2015年第二季度金融机构风险溢出强度前10条边

Table 4 Top 10 edges ranked by risk spillover levels among financial institutions in the second quarter of 2015

序号	机构j	机构i	$ \hat{D}_{j,i} $
1	兴业证券	国元证券	16.87
2	民生银行	浦发银行	15.85
3	国金证券	太平洋证券	8.07
4	南京银行	宁波银行	7.43
5	宁波银行	南京银行	6.47
6	长江证券	工商银行	6.36
7	光大证券	华泰证券	6.18
8	北京银行	光大银行	5.88
9	兴业证券	中信证券	5.75
10	长江证券	交通银行	5.51

表5测度了2015年第二季度金融机构整体的系统性风险贡献值及其排名。整体来看,银行业的系统性风险贡献值要大于保险业、证券业,此时规模在决定单个机构系统性风险贡献水平上具有关键作用,但是如浦发银行和宁波银行等规模相对较小的股份制商业银行和城市商业银行具有非常靠前的排名。这一方面可能是由于这些规模相对较小的金融机构的产权比率较高,削弱了其抵御外部冲击的能力,另一方面是这些商业银行具有较强的网络关联性或中心性,使得其具有较大的系统性风险贡献值。国有大型商业银行的系统性风险贡献排名相对不高,这一方面是由于它们有国家信用做担保,故市场预期国有大型商业银行“太大而不能倒”,即当它们一旦陷入经营困境或财务危机,市场参与者相信国家会通过救市或者救助来维护金融系统稳定,从而这种市场信心与“太大而不能倒”的预期充分反映在它们的股价之中;另一方面是相对于城市商业银行和股份制商业银行,国有大型商业银行的股权结构较

为集中,例如中国银行的最大股东中央汇金公司拥有其64%的股份,而像宁波银行的最大股东宁波开发投资集团有限公司仅拥有其约18%的股份,因此国有大型商业银行的股价受市场极端下行或波动的影响相对较小。证券机构中,长江证

券对系统性风险贡献最大,太平洋证券的贡献较小。整体而言,中国银行业由于其体量优势和业务的广度与深度,系统性金融风险贡献程度较强,这也说明系统性金融风险防范的重点依然在银行。

表5 2015年第二季度金融机构系统性风险贡献值与排名

Table 5 Systemic risk contribution and ranking of each financial institution in the second quarter of 2015

排名	机构	系统性风险贡献	排名	机构	系统性风险贡献
1	浦发银行	0.516 1	17	平安银行	0.447 6
2	宁波银行	0.510 1	18	招商银行	0.444 9
3	华夏银行	0.508 7	19	工商银行	0.439 8
4	光大银行	0.505 9	20	长江证券	0.348 6
5	南京银行	0.497 6	21	光大证券	0.336 0
6	中信银行	0.496 1	22	广发证券	0.335 8
7	中国银行	0.491 5	23	国元证券	0.332 3
8	兴业银行	0.489 2	24	招商证券	0.331 3
9	交通银行	0.482 4	25	兴业证券	0.316 8
10	建设银行	0.477 6	26	华泰证券	0.313 1
11	农业银行	0.470 7	27	中信证券	0.307 5
12	民生银行	0.469 9	28	东北证券	0.307 5
13	中国平安	0.458 7	29	海通证券	0.306 1
14	中国人寿	0.457 2	30	国海证券	0.300 4
15	中国太保	0.453 9	31	国金证券	0.286 7
16	北京银行	0.448 2	32	太平洋证券	0.264 8

## 5 结束语

基于 CoVaR 和 TENET 模型,本文构建了2010年至2019年中国32家上市金融机构的尾部风险溢出网络以度量金融系统关联性,并引入公司规模、杠杆和流动性指标,在改进 PageRank 算法的基础上提出了网络-市场-账面相结合的金融机构系统性风险贡献测度方法。实证结果表明:1) 网络总体关联性水平在市场危机时刻上升。例如,股市动荡、熔断机制时期系统总体关联性攀升、风险跨行业传染效应显著增强;而在2012年和2017年以来两个时间段,总体关联性呈回落态势,表明市场平和与金融强监管时期风险水平下降。2) 行业内关联性水平总体高于行业间关联性水平,但在极端情况下跨行业风险溢出程度增强,并存在非对称性。例如,在2015年股灾期间,不同行业间尾部风险溢出强于全样本期

间平均溢出强度,银行业对保险业的风险溢出强度大于反方向的溢出强度。由于机构的业务范围、财务状况存在差异,行业内不同机构风险溢出效应也不同,如股份制银行更易受到其它行业风险溢出影响。3) 从个体角度看,随着金融系统各行业业务关联性和复杂度上升,机构系统性风险贡献值整体呈上升趋势。作为间接融资主要中介机构的银行和与金融市场不断融合的保险公司对系统性金融风险具有显著的贡献水平,其中银行业中国有大型商业银行对整体系统性风险影响较大,另外规模相对较小但关联性较强的股份制商业银行和城市商业银行也具有较高的系统性风险贡献排名。无论是从静态还是动态结果来看,证券业对系统性风险的贡献水平都要显著低于银行业与保险业。

本文实证结果有如下几点启示。

首先,当前中国金融系统依然呈现出以银行为主的态势,因此银行,尤其是国有大型商业银行

依然是金融风险防范与宏观审慎监管的重点。近年来,各金融机构系统性风险贡献水平随时间而不断增强,因此监管当局在通过指标法确定系统重要性金融机构的同时,还可通过金融系统潜在的尾部风险传染效应动态实时地测度金融机构系统性风险贡献并评估其系统重要性,从而达到交叉验证与实时监测的目的。对于系统重要性金融机构,应对其进行差异化监管,可适时地提高其金融监管标准,比如提出额外资本要求。

其次,尽管中小商业银行影响力逊于大型国有商业银行,但不能忽视中小商业银行因其高的外部关联性而可能造成的系统性风险,也说明规模并不是决定金融机构系统性风险贡献的唯一因素。例如,2015年股灾期间,部分股份制银行和城市商业银行因其较高的网络关联性与中心性而具有非常靠前的系统性风险贡献排名。因此,对于

这些关联性较高、风险溢出较大的中小商业银行,监管当局需实时关注它们的经营现状与风险控制,防范“太关联而不能倒”所引发的系统性风险与道德风险。这也说明在识别出系统重要性金融机构的同时,监管当局应实时地辨别系统重要性差异的来源以及关注极端市场状态下金融系统的关联性,从而实施差异化监管以有效维护金融系统稳定。

最后,在市场极端条件或尾部事件下,尽管各行业的内部关联性仍占据系统总体关联性的主导地位,但是跨行业关联性与风险溢出效应会呈现出明显的上升趋势,例如2015年股灾期间银行业与证券业存在显著的双向风险溢出。因此,在市场极端下行时,监管当局应当关注跨行业间的关联性指标,密切监测跨行业金融机构间的业务关联与往来,同时加强不同监管部门的协同合作。

#### 参考文献:

- [1]李政,梁琪,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,(8):95-110.  
Li Zheng, Liang Qi, Tu Xiaofeng. The connectedness of Chinese listed financial institutions: A study based on network analysis[J]. Journal of Financial Research, 2016, (8): 95-110. (in Chinese)
- [2]徐超.系统重要性金融机构识别方法综述[J].国际金融研究,2011,(11):57-64.  
Xu Chao. Review on the identification methods of systemically important financial institutions[J]. Studies of International Finance, 2011, (11): 57-64. (in Chinese)
- [3]Kaminsky G L, Reinhart C M. On crises, contagion, and confusion[J]. Journal of International Economics, 2000, 51(1): 145-168.
- [4]IMF. Global Financial Stability Report: Responding to the Financial Crisis and Measuring Systemic Risk[R]. Washington DC, 2019.
- [5]陶玲,朱迎.系统性金融风险的监测和度量——基于中国金融体系的研究[J].金融研究,2016,(6):18-36.  
Tao Ling, Zhu Ying. On China's financial systemic risks[J]. Journal of Financial Research, 2016, (6): 18-36. (in Chinese)
- [6]Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR[J]. American Economic Review, 2016, 106(7): 1705-1741.
- [7]肖璞,刘轶,杨苏梅.相互关联性、风险溢出与系统重要性银行识别[J].金融研究,2012,(12):96-106.  
Xiao Pu, Liu Yi, Yang Sumei. On the recognition of interconnectedness, risk spillover effect and systemically important bank[J]. Journal of Financial Research, 2012, (12): 96-106. (in Chinese)
- [8]Acharya V V, Pedersen L H, Philippon T, et al. Measuring systemic risk[J]. Review of Financial Studies, 2017, 30(1): 2-47.
- [9]杨子晖,陈雨恬,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.  
Yang Zihui, Chen Yutian, Xie Ruikai. Research on systemic risk measures and cross-sector risk spillover effect of financial institutions in China[J]. Journal of Financial Research, 2018, (10): 19-37. (in Chinese)
- [10]Brownlees C, Engle R F. SRISK: A conditional capital shortfall measure of systemic risk[J]. Review of Financial Studies, 2017, 30(1): 48-79.

- [11]梁琪,李政,郝项超. 我国系统重要性金融机构的识别与监管——基于系统性风险指数 SRISK 方法的分析[J]. 金融研究, 2013, (9): 56-70.  
Liang Qi, Li Zheng, Hao Xiangchao. The identification and regulation of domestic systemically important financial institutions of China: A research based on systemic risk index[J]. Journal of Financial Research, 2013, (9): 56-70. (in Chinese)
- [12]范小云,荣宇浩,王博. 我国系统重要性银行评估: 网络层次结构视角[J]. 管理科学学报, 2021, 24(2): 48-74.  
Fan Xiaoyun, Rong Yuhao, Wang Bo. Identifying systemically important banks in China: A network hierarchy structure perspective[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(2): 48-74. (in Chinese)
- [13]Wang G J, Yi S, Xie C, et al. Multilayer information spillover networks: Measuring interconnectedness of financial institutions[J]. Quantitative Finance, 2021, 21(7): 1163-1185.
- [14]马亚明,胡春阳. 金融强监管与非银行金融机构极端风险的演化[J]. 管理科学学报, 2021, 24(2): 75-98.  
Ma Yaming, Hu Chunyang. Strong financial supervision and evolution of extreme risk of non-bank financial institutions[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 24(2): 75-98. (in Chinese)
- [15]Brownlees C, Hans C, Nualart E. Bank credit risk networks: Evidence from the Eurozone[J]. Journal of Monetary Economics, 2021, 117: 585-599.
- [16]Brunetti C, Harris J H, Mankad S, et al. Interconnectedness in the interbank market[J]. Journal of Financial Economics, 2019, 133(2): 520-538.
- [17]隋聪,王宪峰,王宗尧. 银行间债务网络流动性差异对风险传染的影响[J]. 管理科学学报, 2020, 23(3): 65-72.  
Sui Cong, Wang Xianfeng, Wang Zongyao. The impacts of interbank debt network liquidity differences on risk contagion[J]. Journal of Management Sciences in China, 2020, 23(3): 65-72. (in Chinese)
- [18]Mantegna R N. Hierarchical structure in financial markets[J]. The European Physical Journal B, 1999, 11(1): 193-197.
- [19]Tumminello M, Aste T, Di Matteo T, et al. A tool for filtering information in complex systems[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2005, 102(30): 10421-10426.
- [20]Boginski V, Butenko S, Pardalos P M. Statistical analysis of financial networks[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2005, 48(2): 431-443.
- [21]Wang G J, Xie C, Stanley H E. Correlation structure and evolution of world stock markets: Evidence from Pearson and partial correlation-based networks[J]. Computational Economics, 2018, 51(3): 607-635.
- [22]Billio M, Getmansky M, Lo A W, et al. Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors[J]. Journal of Financial Economics, 2012, 104(3): 535-559.
- [23]Wang G J, Xie C, He K, et al. Extreme risk spillover network: Application to financial institutions[J]. Quantitative Finance, 2017, 17(9): 1417-1433.
- [24]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.
- [25]Wang G J, Xie C, Zhao L, et al. Volatility connectedness in the Chinese banking system: Do state-owned commercial banks contribute more? [J]. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 2018, 57: 205-230.
- [26]Hautsch N, Schaumburg J, Schienle M. Financial network systemic risk contributions[J]. Review of Finance, 2015, 19(2): 685-738.
- [27]Fang L, Sun B, Li H. Systemic risk network of Chinese financial institutions[J]. Emerging Markets Review, 2018, 35: 190-206.
- [28]Härdle W K, Wang W, Yu L. TENET: Tail-event driven network risk[J]. Journal of Econometrics, 2016, 192(2): 499-513.
- [29]Wang G J, Jiang Z Q, Lin M, et al. Interconnectedness and systemic risk of China's financial institutions[J]. Emerging Markets Review, 2018, 35: 1-18.
- [30]杨子晖,陈里璇,陈雨恬. 经济政策不确定性与系统性金融风险的跨市场传染——基于非线性网络关联的研究[J]. 经济研究, 2020, 55(1): 65-81.  
Yang Zihui, Chen Lixuan, Chen Yutian. Cross-market contagion of economic policy uncertainty and systemic financial risk: A nonlinear network connectedness analysis[J]. Economic Research Journal, 2020, 55(1): 65-81. (in Chinese)

- [31] Van DeLeur M C W , Lucas A , Seeger N J. Network , market , and book-based systemic risk rankings [J]. *Journal of Banking and Finance* , 2017 , 78: 84 – 90.
- [32] Dungey M , Luciani M , Veredas D. Systemic risk in the US: Interconnectedness as a circuit breaker [J]. *Economic Modelling* , 2018 , 71: 305 – 315.
- [33] 杨晓兰 , 金雪军. 我国股票市场熔断机制的磁力效应: 基于自然实验的证据 [J]. *金融研究* , 2017 , ( 9 ): 161 – 177.  
Yang Xiaolan , Jin Xuejun. Magnet effects of circuit breaker in Chinese stock markets: Evidence of natural experiments [J]. *Journal of Financial Research* , 2017 , ( 9 ): 161 – 177. ( in Chinese)
- [34] 徐 华 , 魏孟欣 , 陈 析. 中国保险业系统性风险评估及影响因素研究 [J]. *保险研究* , 2016 , ( 11 ): 3 – 15.  
Xu Hua , Wei Mengxin , Chen Xi. A research on the systemic risk of insurance sector and influencing factors financial stability under the risk interconnected perspective [J]. *Insurance Studies* , 2016 , ( 11 ): 3 – 15. ( in Chinese)
- [35] 郑 棣 , 严予若 , 雷 蕾. 商业银行流动性风险的溢出效应——基于动态 CoVaR 的方法 [J]. *财经科学* , 2019 , ( 1 ): 39 – 51.  
Zheng Di , Yan Yuruo , Lei Lei. The spillover effect of liquidity risk in China's commercial banks: A dynamic CoVaR approach [J]. *Finance & Economics* , 2019 , ( 1 ): 39 – 51. ( in Chinese)
- [36] 白雪梅 , 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 , ( 6 ): 75 – 85.  
Bai Xuemei , Shi Dalong. Measurement of the systemic risk of China's financial system [J]. *Studies of International Finance* , 2014 , ( 6 ): 75 – 85. ( in Chinese)
- [37] 蒋 海 , 张小林 , 刘 敏. 货币政策影响银行风险承担的杠杆机制检验 [J]. *世界经济研究* , 2019 , ( 3 ): 3 – 15.  
Jiang Hai , Zhang Xiaolin , Liu Min. Monetary policy , leverage ratio supervision and bank risk taking [J]. *World Economy Studies* , 2019 , ( 3 ): 3 – 15. ( in Chinese)
- [38] 杨 扬 , 徐 汇. 金融市场银、证、保系统性风险传导和溢出效应研究——基于静、动态 CoVaR 模型分析 [J]. *区域金融研究* , 2018 , ( 12 ): 25 – 32.  
Yang Yang , Xu Hui. Research on the transmission and spillover effect of systemic risks of banking , securities and insurance in financial markets: Based on static and dynamic CoVaR model analysis [J]. *Journal of Regional Financial Research* , 2018 , ( 12 ): 25 – 32. ( in Chinese)

## Connectedness and systemic risk contribution of Chinese financial institutions: A perspective from tail risk spillover network

WANG Gang-jin , XU Zi-shuang , XIE Chi

Business School , Hunan University , Changsha 410082 , China

**Abstract:** How to accurately measure systemic risk contribution of financial institutions is an important task of macro-prudential supervision for identifying systemically important financial institutions in the post-crisis era. Using the data of 32 China's publicly-listed financial institutions from 2010 to 2019 , this paper uses the tail-event driven network ( TENET ) model to construct tail risk spillover network for measuring connectedness among financial institutions , by introducing such firm characteristics as size , leverage and liquidity. A network-market-book hybrid systemic risk contribution measurement based on an improved PageRank algorithm is also proposed. Specifically , the paper empirically analyzes the network interconnectedness from the system-wide , sector-conditional and institution-level measures. The results show that: 1) the total connectedness of the financial system is at a high level during a crisis or market downturn , and the tail risk spillover network can effectively capture extreme risk events; 2) the connectedness level within sectors is generally higher than that across sectors , but the risk spillover intensity across sectors will increase in extreme conditions; and 3) banks and insurers contribute more to systemic risk than security firms.

**Key words:** complex financial network; systemic risk contribution; tail risk spillover network; financial institution; connectedness