

# 尾部风险网络、系统性风险贡献与我国金融业监管\*

李政 鲁晏辰 刘淇

**摘要:**基于 LASSO 分位数回归,本文提出了系统性风险度量新指标,并采用该指标构建 2011—2017 年我国上市金融机构时变的尾部风险网络。在此基础上,本文一方面从系统、部门和机构三个层面衡量其网络关联水平;另一方面,识别风险在金融机构间传递的方向路径等关联结构,而且在兼顾关联水平和关联结构的基础上,测度单个机构在风险网络中的系统性风险贡献。研究发现:第一,我国金融机构的系统关联水平具有明显周期性特征,在风险积累阶段系统关联水平迅速攀升,直至风险爆发阶段达到阶段性高点,而后随着风险释放逐步回落。第二,银行、证券和保险三个部门风险输出关联水平的时序变化差异较大,但风险输入关联水平的时序变化基本一致,风险在部门间的传染是真实存在的。第三,总体上,同部门且规模相近、商业模式相似、业务同质性较高的机构间关联水平更高,但在风险积累和爆发阶段,跨部门、同部门中差异较大的机构间关联水平也有所上升。第四,在同时考虑关联水平和关联结构时,四家大型商业银行的系统性风险贡献最大,且远高于其他金融机构;同时,一些保险企业也开始成为系统重要性机构。基于尾部风险网络的研究,本文为我国金融业监管提供了具有可行性的政策建议。

**关键词:**尾部风险网络 关联水平 关联结构 系统性风险贡献 金融业监管

## 一、引言与文献综述

防范、化解系统性金融风险是新时代我国金融工作的重中之重,也是保证我国经济平稳、健康发展的重要基础和条件。当前,无论是中央决策层还是社会各界,都已充分认识到现阶段我国金融系统面临较大的风险压力,对守住不发生系统性风险底线的目标达成了共识。那么,下一步的工作,需要聚焦在如何科学防范系统性风险,以及强化风险防控能力建设上。与此同时,伴随着近年来我国金融业综合经营步伐的加快,银行、证券、保险等不同类型金融机构之间的关联愈发紧密,风险传导渠道不断增多,形成了极为复杂的风险传递网络。除了跨机构传递以外,金融风险的跨行业、跨市场传递特征日益突出,这不仅使金融风险交叉传染的可能性大幅上升,而且有可能进一步引发系统性风险,给我国的金融安全稳定带来巨大威胁(李政等,2019a)。因此,构建包含银行、证券、保险等多类型机构的尾部风险网络,研究分析金融机构间风险溢出的强度规模、方向路径,全面准确考察机构间的网络关联特征,对我国金融监管当局科学防范系统性风险、提升金融业监管能力,具有极其重要

\* 李政,天津财经大学金融学院、大数据统计研究中心,邮政编码:300222,电子邮箱:lizheng@tjufe.edu.cn;鲁晏辰,南开大学经济学院财金研究所,邮政编码:300071,电子邮箱:luyec@mail.nankai.edu.cn;刘淇,天津财经大学金融学院,邮政编码:300222,电子邮箱:liuqitjufe@163.com。本文受国家自然科学基金项目“金融机构系统性风险敞口与贡献的度量及监管研究——基于金融网络视角的分析”(71703111)、国家自然科学基金项目“多市场联动规律与金融系统体系性风险测度”(71701106)和国家社科基金项目“新常态下我国系统性金融风险度量监测与协作型调控机制研究”(17CJY057)资助。感谢审稿专家的宝贵意见,文责自负。

的现实意义。

目前国内外学术界对系统性风险<sup>①</sup>尚未形成统一的严格定义(Benoit et al, 2017; 杨子晖、周颖刚, 2018),但是学者们普遍认为系统性风险具有系统性、复杂性、传染性和负外部性等特征,同时在2008年全球金融危机爆发后,从“关联”角度切入,对系统性风险进行度量监测研究已然成为学术界的主流。不管是金融机构与金融系统在极端情形下的尾部依赖,抑或者金融机构之间的相关性,还是金融机构的联合违约,这些方法在本质上都是对金融机构的“关联性”进行度量,只不过度量的侧重点有所差异。更为重要的是,将上述方法与网络视角相结合,可以捕捉金融机构间风险传染以及系统性风险溢出的网络效应,识别风险传递的路径结构。因此,基于金融网络视角的研究逐渐成为系统性风险度量领域的热点以及未来的发展方向。

基于金融机构关联网,考察其风险传染效应以及系统性风险水平的研究成果大体可分为三类。其一,基于银行经营业务数据的直接关联网模型和间接关联网模型。前者关注银行通过同业拆借或者支付结算形成直接关联,后者则关注银行通过持有相同或者相似的资产形成共同风险敞口,而且直接关联网模型主要捕捉银行破产的违约级联(default cascade)导致的风险传染,间接关联网模型重点考察银行“去杠杆”降价抛售非流动性资产形成的风险传染。其二,根据复杂网络理论直接生成关联网,构造出无标度网络、随机网络、小世界网络等,使其具有现实中银行关联网的某些结构特征,然后通过模拟分析考察不同的网络结构以及网络结构关键参数的变化如何影响银行间的风险传染和系统性风险水平。其三,基于金融机构的股票价格等金融市场数据,先通过二元 Granger 因果关系检验、广义方差分解、LASSO 分位数回归以及 TENET 等方法构建金融机构的关联网,然后采用复杂网络分析法测度金融机构的关联性和系统性风险水平。

上述三类方法各有优劣势。其中,第一类和第二类方法的优势在于它们可以刻画违约级联和降价抛售资产等具体的风险传染机制,给出系统性风险的形成原因。两类方法的区别主要在于关联网的构建方式不同,前者基于真实的银行经营业务数据,后者根据复杂网络理论直接生成。但是,银行间的关联形式多种多样,第一类方法仅考虑某些特定的关联形式,比如,银行间同业拆借直接关联或者持有共同贷款资产间接关联,故不能将错综复杂的机构关联网全部呈现出来。而且,银行经营业务数据的频率较低,具有一定的滞后性,无法及时评估银行间的风险传染。第二类方法重在从理论上考察不同的网络结构及其结构参数如何影响风险传染,由于该方法中的银行关联网是直接生成的,因而无法评估现实中银行间的风险传染和系统性风险水平,而且生成的网络仅能包含银行实际关联网的某些结构特征。此外,第一类和第二类方法在构建完关联网后,均通过仿真模拟分析来量化风险传染效应和系统性风险水平,但是这些仿真模拟分析的模型与算法背后隐含许多很强的假定条件,这些强假设会引起潜在的估计偏误。

与前两类方法不同,第三类方法采用高频、时效、获得性较好的金融市场数据来构建金融机构关联网,虽然它无法给出具体的风险传染机制,但是基于市场数据构建的机构关联网并不拘泥于某一特定的关联形式,综合考虑了直接关联、间接关联和信息关联等各种潜在的风险传导渠道,可以对机构间的风险传染进行全局性、多渠道的测度研究(Benoit et al, 2017; 李政等, 2019a)。此外,前两类方法的研究对象仅是银行机构,第三类方法可以构建银行、证券、保险等多类型机构的关联网,从而有效捕捉风险的跨行业、跨市场传递。

目前,部分学者已采用第三类方法构建了我国金融机构在均值、波动和尾部等多个层面的关联网,测度金融机构间的关联性 & 系统性风险水平。在均值层面,利用我国上市金融机构的股票价格数据,李政等(2016)根据二元 Granger 因果检验,杨坚等(2017)采用广义方差分解,构建了我国银

<sup>①</sup>“关联”是系统性风险定义与度量的核心所在,与 Hautsch et al(2015)、Härdle et al(2016)等研究一致,本文中的系统性风险主要指金融机构在尾部层面的网络关联,即金融机构间风险传染与溢出的网络效应,包括风险溢出的强度规模和方向路径两个方面。

行、证券、保险等多类型机构的收益率关联网。其中,李政等(2016)发现我国上市金融机构的关联网具有小世界和无标度等特征,而且2012年以来我国金融机构的总体关联性具有显著的上升趋势;杨坚等(2017)发现商业银行在网络中仍处于主导地位,但是非银行金融机构已开始表现出不可忽视的影响力,而且各机构在网络中所扮演的角色随时间不断变化。

在波动层面,胡利琴等(2018)和 Wang et al(2018a)利用我国上市银行的股票波动率数据,基于广义方差分解方法构建我国上市银行的波动关联网,通过信息溢出表和信息溢出指数考察了我国银行间的风险传递结构及水平。其中,胡利琴等(2018)发现我国银行间的风险溢出主要呈现周期性波动特征;Wang et al(2018a)的研究表明,大型商业银行对波动关联性的贡献小于全国性股份制银行和城商行,而且城商行是波动风险的最大净输出机构。

在尾部层面,蒋海、张锦意(2018)构建了我国16家上市银行尾部风险关联网,发现该网络具有明显的时变特征,在风险积聚和经济下行时期,关联性会显著提高,而且大型国有银行处于网络的中心地位。Fang et al(2018)发现,来自其他机构的风险溢出效应是单个机构风险的主要驱动因素,并且在2014年6月至2016年6月,金融机构间的尾部关联水平出现了明显的上升。李绍芳、刘晓星(2018)采用TENET方法构建了我国上市金融机构的关联网,同样发现中国金融体系的总体关联水平呈现周期性变化的特征,同时2014年以来总体关联度一直处于高位。Wang et al(2018b)的研究显示,当系统处于压力时期,尤其是在2014年中至2016年末,总体关联水平达到顶峰,而且大型商业银行和保险公司通常具有系统重要性,一些小机构由于其较高的输入或者输出关联性也具有系统重要性。

目前基于市场数据构建金融机构关联网,通过网络分析法测度机构关联性及其系统性风险水平,已经得到国内学者的关注与认可,并且应用于对我国金融机构的研究中。然而,现有研究成果仍存在两方面的不足。其一,从研究方法上来说,二元Granger因果网络实质上是在孤立环境下考察两两机构之间的关联性,基于方差分解的加权有向网络虽然在整个系统中度量金融机构的关联性,但是该方法建立在VAR模型之上,不能应用于机构数量较多的金融系统。更为重要的是,Granger因果检验和方差分解构建的是金融机构信息溢出网络,而非风险网络。同时,采用LASSO分位数回归和TENET构建金融机构尾部风险网络的研究均采用CoVaR而非 $\Delta\text{CoVaR}$ 作为风险度量指标,无法度量从正常状态到极端状态下风险溢出水平的增量变化,这与Adrian & Brunnermeier(2016)的指标设计相悖。其二,从研究内容上来说,大部分研究仅关注于银行单一类型机构的网络关联,忽视了跨行业、跨市场的风险传染。同时,现有研究重在测度机构间风险溢出的强度规模,即网络关联水平,对风险传递的方向路径等关联结构关注不够,极少有研究同时考虑金融机构的关联水平和关联结构并在风险网络中度量机构的系统性风险贡献。

有鉴于此,本文基于LASSO分位数回归提出了LASSO- $\Delta\text{CoVaR}$ 新指标<sup>①</sup>,并采用该指标构建我国银行、证券和保险等多类型机构时变的尾部风险网络,有效捕捉金融风险溢出的网络效应和跨行业传染特征。基于时变的尾部风险网络,本文一方面从系统、部门和机构三个层面测度风险溢出的强度规模,衡量其网络关联水平;另一方面,对风险在金融机构间传递的方向路径等关联结构特征进行研究分析,考察风险积累和爆发阶段关联结构的动态变化,并在兼顾关联水平和关联结构的基础上,测度单个金融机构在风险网络中的系统性风险贡献。同时,本文还基于尾部风险网络的研究为我国金融业监管提供了具有可操作性的政策建议。

<sup>①</sup>本文将Hautsch et al(2015)、Härdle et al(2016)的LASSO分位数回归方法与Adrian & Brunnermeier(2016)的系统性风险度量指标 $\Delta\text{CoVaR}$ 相结合,一方面解决了 $\Delta\text{CoVaR}$ 等尾部依赖方法仅测度单个机构与金融系统在极端条件下的尾部关联性,未能识别风险在机构间传递的路径结构及无法捕捉系统性风险溢出的网络效应的缺陷;另一方面,本文通过LASSO这一变量选择和降维技术识别金融机构间的关联结构,并且采用 $\Delta\text{CoVaR}$ 作为风险度量指标,从而有效度量了从正常状态到极端状态下风险溢出水平的增量变化,弥补了Hautsch et al(2015)和Härdle et al(2016)等研究的不足。LASSO- $\Delta\text{CoVaR}$ 指标的“新”主要体现在以上两点。

## 二、方法与数据说明

本文采用 LASSO- $\Delta$ CoVaR 指标构建我国金融机构的尾部风险网络,这一风险网络为加权有向网络,各金融机构是网络中的“节点”,机构间的风险溢出关系是网络中的“边”,“边”不仅给出了机构间风险溢出的强度规模,还给出了风险溢出的方向路径。在风险网络中,本文对银行、证券和保险等多类型机构风险溢出的强度规模与方向路径进行考察分析。

### (一) 基于 LASSO- $\Delta$ CoVaR 的尾部风险网络

本文首先采用分位数回归计算每家金融机构的在险价值 VaR。

$$X_{j,t} = \alpha_j + \gamma_j M_{t-1} + \epsilon_{j,t} \quad (1)$$

其中,  $X_{j,t}$  是金融机构  $j$  在  $t$  期的股票收益率,  $M_{t-1}$  为滞后一期的状态变量。本文对式(1)进行 5% 和 50% 分位数回归,得到  $VaR_{j,t}^5$  和  $VaR_{j,t}^{50}$ ,前者表示机构  $j$  处于极端状态,后者表示机构  $j$  处于正常状态。

接下来,本文采用 LASSO 分位数回归,在考虑所有可能的交互影响下度量金融机构间的风险溢出。

$$X_{i,t} = \alpha_{i|R_i} + \beta_{i|R_i}^T R_{i,t} + \epsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中,  $\alpha_{i|R_i}$  为常数项,  $R_{i,t} = \{X_{-i,t}, M_{t-1}, B_{i,t-1}\}$ ,  $\beta_{i|R_i} = \{\beta_{i|-i}, \beta_{i|M}, \beta_{i|B_i}\}^T$ 。  $X_{-i,t} = \{X_{1,t}, X_{2,t}, \dots, X_{k,t}\}$  表示除了机构  $i$  以外其他所有机构的股票收益率,  $B_{i,t-1}$  为机构  $i$  滞后一期的特征变量。如果在两两分位数回归下考察机构  $j$  对机构  $i$  的风险溢出,  $X_{-i,t}$  则变成  $X_{j,t}$ ,即在孤立环境下考察其风险溢出强度,忽略了系统中其他所有可能的交互影响。

本文采用 LASSO 这一变量选择和降维技术识别金融机构间的风险传递结构,对式(2)进行 LASSO 分位数回归,得到  $\hat{\beta}_{i|R_i} = \{\hat{\beta}_{i|-i}, \hat{\beta}_{i|M}, \hat{\beta}_{i|B_i}\}^T$ 。其中,  $\hat{\beta}_{i|-i} = \{\hat{\beta}_{i|1}, \hat{\beta}_{i|2}, \dots, \hat{\beta}_{i|k}\}$ 。分位数回归 5% 分位。

LASSO- $\Delta$ CoVaR 可以定义为:

$$LASSO - \Delta CoVaR_{i|j,t} = \hat{\beta}_{i|j} (VaR_{j,t}^{50} - VaR_{j,t}^5) \quad (3)$$

其中,  $LASSO - \Delta CoVaR_{i|j,t}$  给出了尾部风险网络中机构  $j$  对机构  $i$  的风险溢出强度,衡量机构间的关联水平;  $\hat{\beta}_{i|j}$  来自  $\hat{\beta}_{i|-i}$ ,  $VaR_{j,t}^5$  和  $VaR_{j,t}^{50}$  由式(1)计算得到。如果机构  $j$  对机构  $i$  不存在直接的风险溢出,则  $\hat{\beta}_{i|j} = 0$ 。

通过对式(2)进行 LASSO 分位数回归,再根据式(3)进行相应计算,可以得到机构  $j$  ( $j=1, \dots, k; j \neq i$ ) 对机构  $i$  风险溢出的强度规模,然后对每个机构 ( $i=1, \dots, k$ ) 重复上述过程,可以构建起机构间的尾部风险网络。该网络为加权有向网络,对于包含  $k$  家机构的金融系统,这一网络可以采用  $k \times k$  的邻接矩阵  $A$  表示:

$$A = \begin{matrix} & I_1 & I_2 & I_3 & \cdots & I_k \\ \begin{matrix} I_1 \\ I_2 \\ I_3 \\ \vdots \\ I_k \end{matrix} & \begin{pmatrix} 0 & D_{1|2} & D_{1|3} & \cdots & D_{1|k} \\ D_{2|1} & 0 & D_{2|3} & \cdots & D_{2|k} \\ D_{3|1} & D_{3|2} & 0 & \cdots & D_{3|k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ D_{k|1} & D_{k|2} & D_{k|3} & \cdots & 0 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (4)$$

其中,  $D_{i|j} = LASSO - \Delta CoVaR_{i|j} \cdot I(LASSO - VCoVaR_{i|j} > 0)$ ,  $I(\cdot)$  为指示函数,表示机构  $j$  对机构  $i$  存在正的风险溢出。  $A_k$  的第  $i$  行给出了机构  $i$  受其他机构的风险溢出水平,第  $i$  列给出了机构  $i$  对其他机构的风险溢出水平。

为了对金融机构间风险溢出的强度规模和路径方向进行实时监测,明确每家机构在尾部风险网

络中扮演角色和地位的动态变化,本文采用滚动分析方法,即在每一个时点  $t$ ,采用 51 周(约 1 年的交易观测数据)的固定滚动窗口进行估计,构建时变的风险网络,从而实现上述目的。

## (二)基于风险网络的关联水平及机构系统性风险贡献

基于时变的尾部风险网络,本文从系统、部门和机构三个层面测度其网络关联水平,有效反映了不同层面上风险溢出效应的强度规模;关联结构主要体现为机构间风险溢出的方向与路径,给出了哪些金融机构之间具有较强的尾部关联性。此外,本文还在充分考虑金融机构关联水平和关联结构的基础上,度量单个机构在风险网络中的系统性风险贡献。

首先,系统关联水平  $TC$  可通过金融机构间风险溢出的总体水平衡量:

$$TC = TC^m = TC^{out} = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k D_{j|i}}{k \cdot (k-1)} \quad (5)$$

$TC$  等于对邻接矩阵  $A$  进行行加总( $in$ )或者列加总( $out$ ),然后除以矩阵  $A$  的非对角元素个数。其次,本文利用金融部门的风险溢出强度衡量部门整体关联水平。基于加权有向风险网络, $g$  部门有风险输入关联水平  $GC_g^m$  和风险输出关联水平  $GC_g^{out}$ ,指标构建方法如下:

$$GC_g^m = \frac{\sum_{j=1}^k \sum_{i \in g} D_{i|j}}{(k-1) \cdot k_g}; GC_g^{out} = \frac{\sum_{j=1}^k \sum_{i \in g} D_{j|i}}{(k-1) \cdot k_g} \quad (6)$$

其中, $g=1,2,3,1$  代表银行部门,2 代表证券部门,3 代表保险部门。 $k_g$  为金融部门  $g$  中的金融机构数量。 $GC_g^m$  指标度量部门接收的风险溢出水平, $GC_g^{out}$  指标度量部门释放的风险溢出水平。

最后,金融机构  $i$  在风险网络中的关联水平可由  $FC_i^m$  和  $FC_i^{out}$  度量。其中, $FC_i^m$  衡量金融机构接收的风险溢出, $FC_i^{out}$  衡量金融机构释放的风险溢出。

$$FC_i^m = \frac{\sum_{j=1}^k D_{i|j}}{k-1}; FC_i^{out} = \frac{\sum_{j=1}^k D_{j|i}}{k-1} \quad (7)$$

上述指标是从三个层面测度风险溢出的强度规模,衡量其网络关联水平。本文还将测度单个机构在风险网络中的系统性风险贡献,评估其系统重要性,进而识别系统重要性机构。系统重要性金融机构应该同时满足以下三个条件:第一,机构的规模足够大;第二,该机构与其他机构高度关联;第三,与其关联机构的规模也相对较大(Härdle et al,2016)。式(7)中的  $FC_i^m$  和  $FC_i^{out}$  分别度量机构  $i$  受其他机构和对其他机构的风险溢出,实际上仅反映了机构  $i$  在系统中的关联水平,即第二个条件。第三个条件实质上要求系统性风险贡献的度量评估必须考虑金融机构间的关联结构特征。因此,本文借鉴 Härdle et al(2016)的研究,采用  $SRR$ (systemic risk receiver)和  $SRE$ (systemic risk emitter)指数来度量机构的系统性风险贡献,评估其系统重要性。

$$SRR_i = MC_i \cdot \frac{\sum_{j=1}^k (D_{i|j} \cdot MC_j)}{k-1}; SRE_i = MC_i \cdot \frac{\sum_{j=1}^k (D_{j|i} \cdot MC_j)}{k-1} \quad (8)$$

其中, $MC_i$  和  $MC_j$  分别为机构  $i$  和  $j$  的权益市值,反映了机构的规模,对于任一滚动估计窗口, $MC_i$  和  $MC_j$  都取窗口起点时的市值规模。

## (三)样本与数据

本文的研究对象为我国上市金融机构,鉴于各机构的上市时间不一,本文综合考虑了上市机构的数目及上市时间,将研究样本确定为在 2011 年之前已经上市的金融机构,样本区间为 2011 年 1 月 1 日至 2017 年 12 月 31 日,数据频率为周频。本文剔除了不满足以下条件的金融机构:一是在样本期间内,机构股票需要在上海或深圳证券交易所持续交易;二是样本期间机构股票连续停牌时间不能超过 10 周。由此,本文最终得到满足条件的 31 家金融机构,其中,商业银行 16 家,证券公司 12 家,及保险公司 3 家。没有一家信托公司满足上述条件,故本研究未包含信托部门。

本文的状态变量  $M_{i,t-1}$  延续 Adrian & Brunnermeier(2016)、李政等(2019b)等研究,包含了股票市场收益率(market return)、股票市场波动率(equity volatility)、TED利差(TED spread)、收益率变动(yield change)、信用利差变动(credit spread change)、期限利差变动(term spread change)、房地产超额收益(real estate excess return)7个变量。机构特征变量  $B_{i,t-1}$  借鉴 Härdle et al(2016)的研究,包括金融机构的规模(size)、杠杆率(leverage)、期限错配(maturity mismatch)和账面市值比(market to book),本文采用三次线条插值法将季频的机构特征变量转化为周频。上述所有数据均来自 Wind 数据库。表 1 给出了 7 个状态变量和 4 个机构特征变量的计算方法。

表 1 状态变量与机构特征变量的计算方法

变量	计算方法
股票市场收益率	先计算上证综指的周平均收盘价,再计算对数收益率
股票市场波动率	计算上证综指日收益率 22 个交易日的滚动标准差得到日波动,再求周平均
TED 利差	1 年期 Shibor 利率与 1 年期国债即期收益率的利差
收益率变动	1 年期国债即期收益率的变动水平
信用利差变动	计算 10 年期企业债即期收益率(AAA)与 10 年期国债即期收益率的利差,再求其变动水平
期限利差变动	计算 10 年期国债即期收益率和 1 年期国债即期收益率的利差,再求其变动水平
房地产超额收益	沪深 300 地产指数周收益率减去股票市场收益率
金融机构的规模	机构的权益面值取自然对数
杠杆率	机构的资产面值除以权益面值
期限错配	机构的短期负债先减去现金再除以机构总负债
账面市值比	机构权益市值除以权益面值

### 三、实证结果与分析

#### (一)关联水平的度量

首先,本文利用 TC 指标测度各时点金融机构间风险溢出的总体水平,进而考察系统关联水平的时序特征,其动态变化趋势见图 1。

由图 1 可知,我国金融机构的系统关联水平呈现明显的周期性变化特征,即在风险积累阶段系统关联水平迅速攀升,直至风险爆发阶段达到阶段性高点,而后随着风险释放逐步回落<sup>①</sup>。其中,在风险积累阶段,较低的波动率和较好的市场行情诱导经济主体的冒险行为,加杠杆、风险偏好上升和过度风险承担使系统性风险不断积聚;在风险爆发阶段,风险积累阶段的过度风险承担遭遇波动率提高、市场行情变差以及负向冲击,经济主体的风险偏好骤然降低,通过去杠杆降价抛售相关资产和流动性囤积来保证自身的安全,价格效应和“流动性螺旋”使得风险迅速传染放大,并且在极端情形下以金融危机爆发的形式呈现出来(Brunnermeier & Sannikov, 2014; Bhattacharya et al, 2015; Danielsson et al, 2018; 方意、陈敏, 2019; 李政等, 2019a)。

本文样本区间内共包含两个周期,分别是:2011 年 4 季度—2014 年 3 季度、2014 年 3 季度—2017 年 4 季度。在第一个周期中,受欧债危机风险外溢效应的影响,我国金融系统潜在风险上升。与此同时,我国以创新型同业业务为代表的影子银行规模快速扩大,银行、证券、保险等不同类型的机构通过这一业务链条联系起来,成为交易对手,金融机构间的直接关联水平大幅提高,而且大量资金通过影子银行最终流向房地产和地方融资平台等高风险项目,机构间的共同风险敞口扩大,间接

①这一结论与系统性风险在时间维度上“累积—爆发—放大”的周期性演化特征相符。在风险累积阶段,金融机构的债权债务直接关联和持有共同资产间接关联上升,潜在的金融风险不断积聚;在风险爆发阶段,积聚的潜在风险遭遇负向冲击,会通过前期形成的直接和间接关联渠道传染,并且还会由投资者和金融机构行为的改变,通过信息关联渠道传染,即表现为风险的溢出效应。而且,金融机构间的风险溢出会进一步推高风险水平,风险与风险溢出呈一种螺旋式放大的趋势。

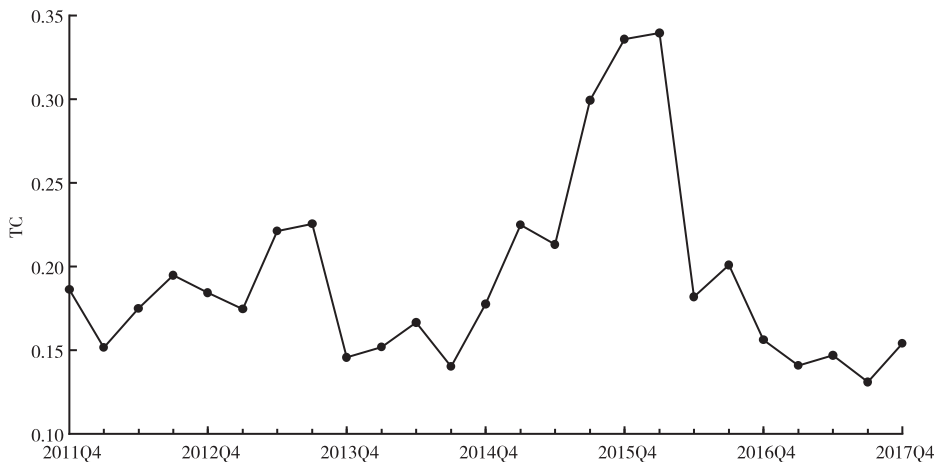


图 1 2011—2017 年我国金融机构系统关联水平的动态变化过程

关联水平也明显上升。在此期间,TC 指标从 2012 年 1 季度的 0.152 快速上升到 2012 年 3 季度的 0.195,潜在的金融风险不断积聚,金融机构总体关联水平提高。2013 年 6 月,我国银行业爆发了“钱荒”事件,风险迅速通过前期形成的直接和间接关联渠道进行传播扩散,并且危机爆发时,风险还通过“羊群效应”“恐慌心理”“信心丧失”等信息关联渠道进行传染放大,此时机构间的风险溢出效应显著增强,金融机构总体关联水平也在 2013 年 3 季度达到了阶段性高点 0.226。在第二个周期中,伴随着中国经济步入“新常态”,宏观经济下行压力导致金融机构的资产质量普遍恶化,共同风险敞口不断放大。同时,为了应对盈利下降和激烈的行业内部竞争,金融机构加速融合渗透,金融业综合经营的趋势愈发明显,影子银行业务继续膨胀,直接关联水平不断提高;更为重要的是,银行、证券、保险等机构的大规模资金通过参与场外高杠杆配资进入股票市场,不同类型的机构在股票市场中的过度风险承担行为导致间接关联水平大幅提升。金融机构的总体关联水平从 2014 年 3 季度的 0.140 快速上升到 2015 年 1 季度的 0.225。随后 2015 年的股灾和 2016 年初的股市剧烈震荡,股票市场风险通过风险承担渠道和信息溢出渠道迅速传递至金融机构,并在机构间传染扩散,机构间的风险溢出效应显著增强,总体关联水平在 2016 年 1 季度达到历史峰值 0.340。

其次,本文通过测度部门尾部风险溢出强度来衡量部门关联水平。其中, $GC^{out}$  指标测度了部门风险输出关联水平, $GC^{in}$  指标测度了部门风险输入关联水平。表 2 为 2011—2017 年各部门  $GC^{out}$  和  $GC^{in}$  指标的描述性统计。

表 2 2011—2017 年三个部门关联水平的描述性统计

部门	$GC^{out}$					$GC^{in}$				
	均值	中值	标准差	最小值	最大值	均值	中值	标准差	最小值	最大值
银行	0.156	0.142	0.075	0.022	0.530	0.181	0.165	0.078	0.035	0.651
证券	0.245	0.222	0.126	0.029	1.037	0.213	0.191	0.100	0.056	0.833
保险	0.186	0.172	0.092	0.017	0.582	0.179	0.162	0.077	0.025	0.622

由表 2 可知,证券部门  $GC^{out}$  和  $GC^{in}$  指标均值分别是 0.245 和 0.213,均高于银行和保险部门,因此,证券部门的风险溢出最显著,部门关联水平最高。主要原因包括以下两点:(1)证券公司的经纪业务、承销与保荐等投资银行业务、融资融券等信用业务等受到市场行情和监管政策的影响较为明显,证券公司之间通过金融市场形成了较高水平的间接关联,证券机构之间的风险溢出效应非常显著。(2)相比银行和保险部门,证券部门的系统性脆弱性较高(李政等,2019b)。证券公司对外部冲击非常敏感,抗风险能力较弱,金融风险更容易在证券部门形成,而且风险一旦爆发,将通过直接关联、间接关联和信息关联等多种渠道迅速形成跨机构、跨行业的传染扩散。

图 2 和图 3 进一步分别展示了三个部门风险输出关联水平和风险输入关联水平的动态变化过

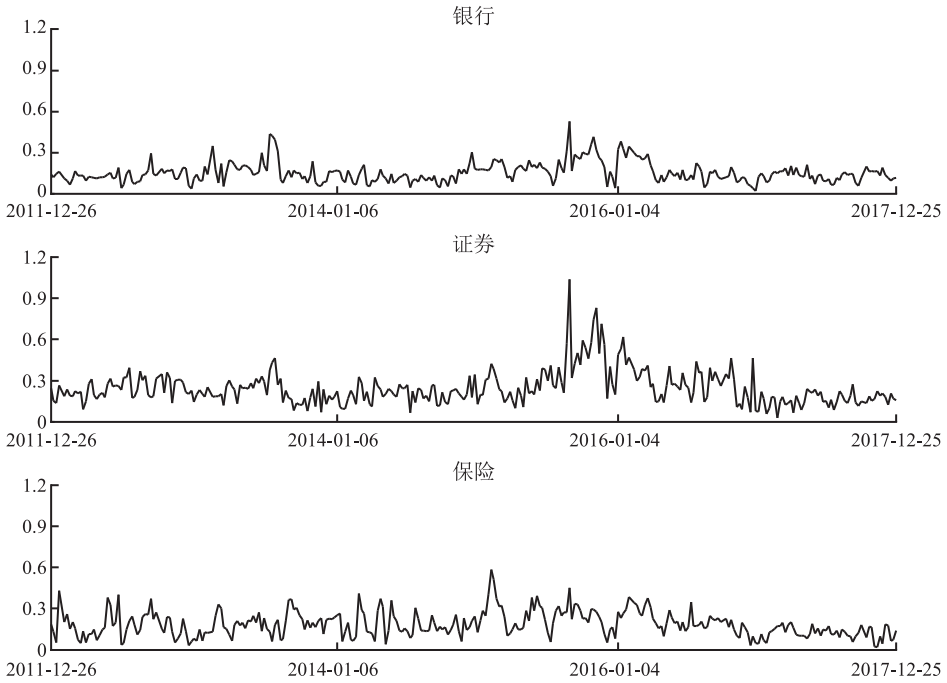


图2 三个部门风险输出关联水平的动态变化过程

注:纵轴均为风险输出关联水平,横轴为时间。

程。由图2可知,在2013年和2015年风险爆发阶段,银行和证券部门风险输出关联水平呈显著上升趋势,尤其是在2015年6月到2016年3月,证券部门对外风险溢出水平提升较为明显,这也是推动金融机构系统关联水平在此阶段上升的主要原因。而保险部门对外风险溢出起伏较大,没有明显趋势特征。

对比图2和图3可知,银行、证券与保险三部门风险输出和输入关联水平的动态变化特征存在明显差异。从截面维度来看,各部门所受的风险冲击不尽相同,抵御风险冲击的能力也有所差异,导致不同时段上的风险输出部门具有异质性,但当某部门风险爆发后,由于金融机构间存在直接关联、间接关联和信息关联的风险传染渠道,风险会快速传递至各个部门,因此,不同时段上各部门接收的风险溢出具有极高的相似性。因此,从时间维度来看,各部门风险输出关联水平的动态变化过程差异较大,而风险输入关联水平的动态变化过程基本一致。各部门风险输出和输入关联水平在时间维度的差异恰好反映了金融部门间确实存在风险传染,单一部门出现异常波动往往会通过多种关联渠道引发共振,使各个部门的风险输入关联水平同步上升。

最后,本文利用  $FC^{in}$  和  $FC^{out}$  指标测度金融机构的风险溢出强度,探究风险网络中的机构关联水平。其中,  $FC^{in}$  是金融机构接收的风险溢出,  $FC^{out}$  是金融机构释放的风险溢出。图4为金融机构关联水平散点图,其横坐标是金融机构对其他机构的风险溢出水平,纵坐标是金融机构受其他机构的风险溢出水平。

由图4可知,一些证券公司的  $FC^{in}$  和  $FC^{out}$  数值普遍较高,表明证券机构在风险网络中具有较高的关联水平。而一些银行机构的  $FC^{in}$  和  $FC^{out}$  普遍较低,表明银行机构在风险网络中关联水平较低。在银行部门内,大型商业银行的关联水平较低,而城市商业银行和股份制商业银行在风险网络中关联水平较高。大型商业银行关联水平较低,可能是因为它们被监管部门认定为“太大而不能倒”(too big to fail)的机构,从而受到更为严格的监管(杨坚等,2017),并且大型商业银行的国有股权较高,国有股权会使商业银行内部偏好谨慎、稳健的商业模式和风险文化,在经营和投资选择时更加谨慎,银行经营总体上比较稳健(梁琪、余峰燕,2014)。在保险部门内,中国人寿释放的风险溢出水平最高,中国平安接收的风险溢出水平最高,而中国太保释放和接收的风险溢出都最低。



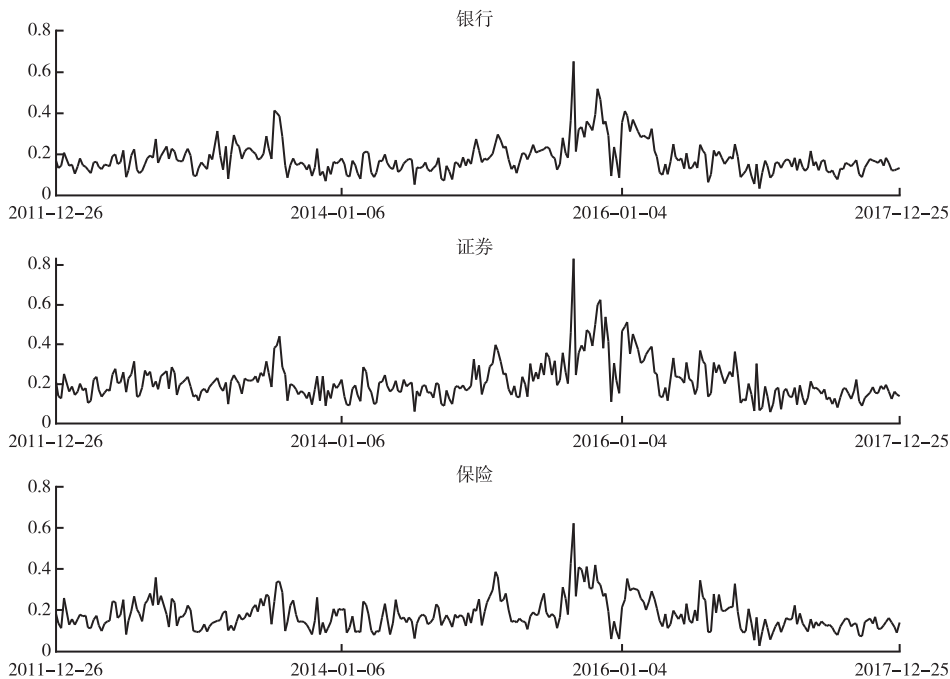


图3 三个部门风险输入关联水平的动态变化过程

注：纵轴均为风险输入关联水平，横轴为时间。

基于关联水平视角，上文研究发现：无论是在部门层面还是机构层面，证券公司的关联水平较高而商业银行较低，并且大型商业银行的关联水平在整个金融系统中位于较低位置。但是，关联水平仅为评估机构系统重要性的一个方面，要想全面衡量机构的系统重要性，还需纳入关联结构，充分考虑机构间风险溢出的方向路径等结构因素。为此，本文接下来考察风险网络中金融机构的关联结构及其动态变化，并在兼顾关联水平和关联结构的基础上，测度机构的系统性风险贡献，评估其系统重要性。

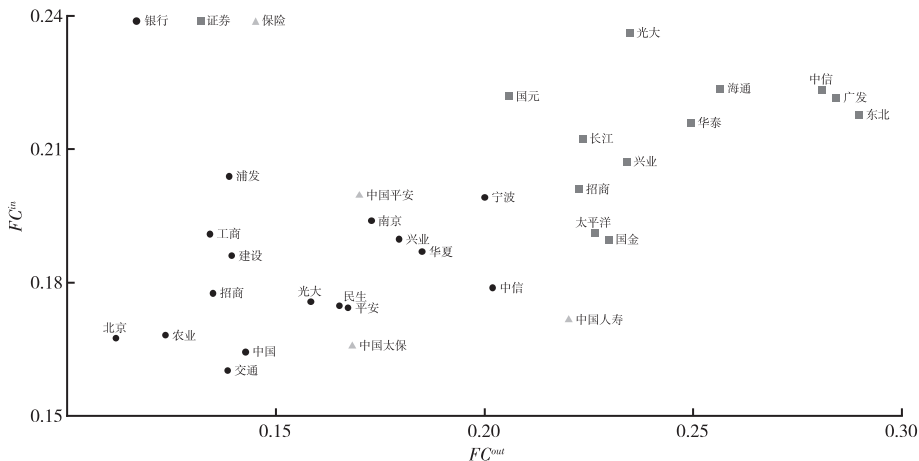


图4 31家金融机构关联水平散点图

## (二) 关联结构与机构系统重要性评估

为简明清晰揭示金融机构间风险溢出的方向与路径等关联结构特征，本文将风险网络中机构  $i$  受其他机构的风险溢出水平  $D_{ij}$  ( $j=1, \dots, k; j \neq i$ ) 从大到小依次排名，取  $D_{ij}$  最大的三家机构作为机构  $i$  的风险来源机构；将机构  $i$  对其他机构的风险溢出水平  $D_{ji}$  ( $j=1, \dots, k; j \neq i$ ) 从大到小依次排名，取  $D_{ji}$  最大的三家机构作为机构  $i$  的风险目标机构，并将风险来源机构和风险目标机构定义为强



对比图 5 和图 6 可知,在风险积累阶段,金融机构间关联结构特征有所改变。基于全样本结果,在相同的金融部门内,规模相近、商业模式相似、业务同质性较高的机构间关联水平更高。但在风险积累阶段,这一特征出现松动:第一,同一部门中规模差距较大、商业模式不同的机构之间表现出较高的关联水平。例如,在银行部门内,浦发银行和光大银行对中国银行具有较强的风险溢出效应,股份制商业银行的强关联机构中大型商业银行的数量增多。第二,跨部门风险溢出效应有所增强。在图 5 银行、证券、保险部门的强关联机构中,来自其他部门的机构数量占比<sup>①</sup>分别是 8.3%、0%和 33.3%<sup>②</sup>。在风险积累阶段,这个数量占比上升至 19.8%、25%和 55.6%。导致这一现象的原因是:在风险积累阶段,市场通常较为繁荣,金融机构间的合作意愿加强,交叉金融业务不断增多(陈建青等,2015),致使跨部门、差异较大的机构间风险溢出效应增强,关联水平提高。

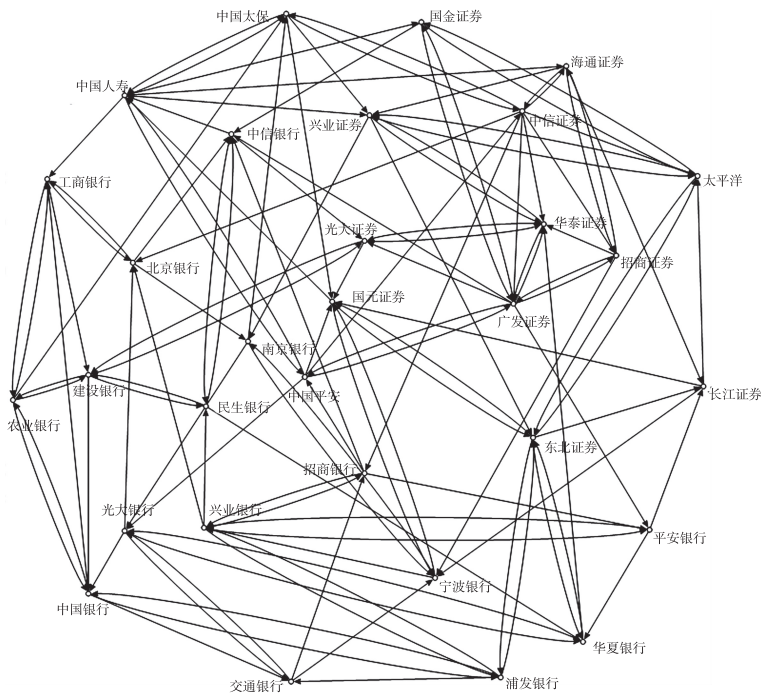


图 6 风险积累阶段的金融机构关联结构

对比图 6 和图 7 可知,在风险爆发阶段,同部门中规模、商业模式差异较大的机构间依然保持较高关联水平,但是跨部门风险溢出效应却存在部门差异。对于证券部门,跨部门的强关联机构数量占比下降至 15.3%,对于保险部门,该数量占比保持不变为 55.6%,但是对于银行部门,该数量占比上升至 21.9%,且该数量占比上升主要是由证券机构数量增多导致的。造成部门差异的原因可能是:一方面,由于证券业务的特殊性,市场风险爆发对证券机构的冲击最大;另一方面,证券公司的高关联水平导致自身“既稳健又脆弱”(robust-yet-fragile),当市场风险爆发后,由于证券部门内部的高关联水平,证券机构间的风险溢出效应会显著增强,这导致来自其他部门的强关联机构数目占比下降;而且此时证券部门作为风险来源部门,对其他部门的风险溢出水平也有所增强。

基于以上分析可知,金融机构在风险网络中的关联结构呈现以下特征:总体上,同部门且规模相近、商业模式相似、业务同质性高的机构间关联水平更高;但在风险积累和爆发阶段,跨部门的风险溢出效应有所加强,并且部门内规模、商业模式差异较大的机构也会出现较高的风险溢出。接下来,

<sup>①</sup>数量占比=强关联机构中其他部门的机构数量/强关联机构的数量。以图 5 的银行部门为例,图 5 中银行部门的强关联机构共 96 家,其中有 8 家证券公司和保险公司,所以数量占比为: $8/96 \times 100\% = 8.3\%$ 。

<sup>②</sup>样本中包括 3 家保险公司,保险部门中来自其他部门的强关联机构数量占比最低为 33.3%。

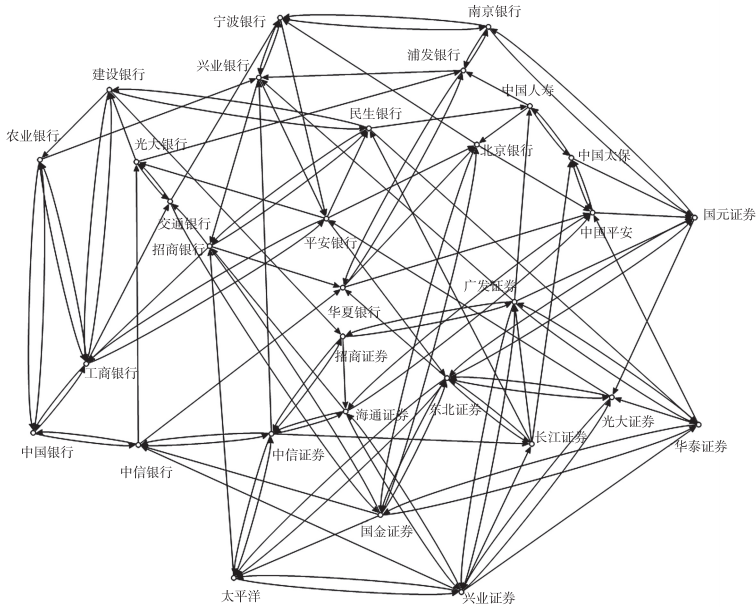


图7 风险爆发阶段的金融机构关联结构

本文在厘清了机构间风险溢出水平和风险传递结构的基础上,进一步采用  $SRR$  和  $SRE$  指数来度量机构的系统性风险贡献,评估其系统重要性。各机构  $SRR$  和  $SRE$  指数见图8。

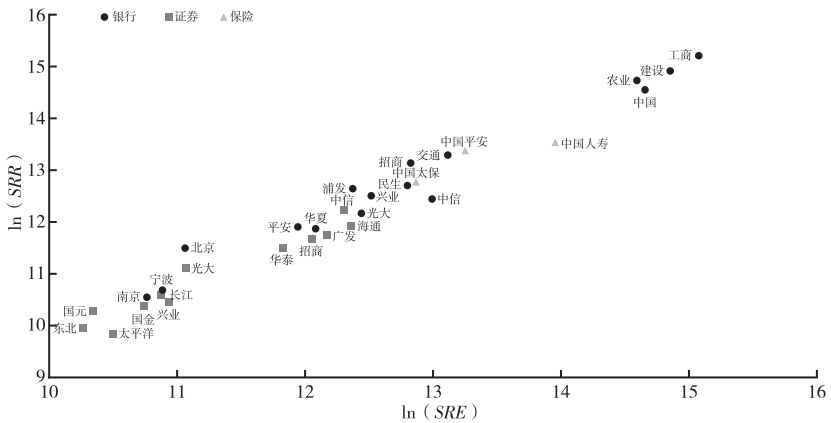


图8 31家金融机构  $SRR$  和  $SRE$  指数散点图

图8展示了2011—2017年31家金融机构的  $SRR$  和  $SRE$  指数散点图。由图8可知,在兼顾关联水平和关联结构的基础上,银行机构的系统性风险贡献较大。其中,工行的  $SRR$  和  $SRE$  数值最高,即工行对金融系统的风险贡献最大,其次是建行、农行和中行,并且这四家银行的系统重要性远高于其他金融机构,应被视为系统重要性机构,这与金融稳定理事会(FSB)所选定的全球系统重要性银行名单一致。证券部门整体对金融系统的风险贡献较低。在证券部门内部,中信证券、海通证券以及广发证券的风险贡献程度相对较高,而东北证券、太平洋证券、国元证券、国金证券的风险贡献程度相对较低。对于保险部门,三家保险机构的风险贡献较高。相比于交通银行,中国人寿和中国平安规模较小,但是随着银保、多重嵌套等影子银行模式的出现,保险公司越来越多地参与到高风险业务中,与更多的金融机构发生业务关联,这使其系统重要性不断提高。

本文的  $SRR$  和  $SRE$  指数除了考虑机构的规模和关联水平,还纳入了关联结构,可以更好评估金融机构的系统重要性。依据本文  $SRR$  和  $SRE$  的度量结果,中国人寿、中国平安已成为仅次于工建农中四家大型商业银行的系统重要性机构。其中,中国平安是融保险、银行、投资等金融业务为一

体的综合金融服务集团,其资产规模仅次于工建农中交这五家大型商业银行,中国平安自 2013 年入选金融稳定理事会的全球系统重要性保险机构(G-SII)名单后一直榜上有名,而且是新兴市场国家与发展中国家中唯一入选的保险机构,其对我国金融体系的系统重要性不言而喻。中国人寿的资产规模虽然低于大型商业银行和部分全国性股份制银行,但是由图 4 可知,中国人寿的风险输出关联水平在银行保险类机构中最高,甚至高于部分证券公司。在样本区间内,中国人寿除了与中国平安和中国太保等保险机构,还与众多商业银行、证券公司存在着较强的风险溢出关系,表明中国人寿是跨行业风险传染的重要链条。凭借其较强的跨行业关联,中国人寿具有较高的系统重要性。因此,除了工建农中等系统重要性银行,监管部门对中国人寿、中国平安为代表的系统重要性保险机构的监管也应加强。

除此之外,对比图 4 和图 8 可知,当考虑到关联结构时,金融机构位次发生较大变化。以东北证券为例,东北证券在风险网络中关联水平很高,但是受其影响的强关联机构均是长江、国元、国金、光大这些规模较小的证券公司,所以其风险贡献较小。这一结果印证了金融机构的关联水平难以准确衡量其系统重要性,监管层在识别系统重要性金融机构、加强宏观审慎监管时,需同时关注机构关联水平和关联结构,做到在预防风险冲击的同时,加强对潜在风险传染路径的识别和控制,强化风险防控能力建设。

#### 四、主要结论与政策建议

基于 LASSO 分位数回归,本文提出系统性风险度量新指标  $LASSO-\Delta CoVaR$ ,并以此构建 2011—2017 年我国银行、证券和保险等多类型金融机构时变的尾部风险网络,有效捕捉风险溢出的网络效应和跨行业传染特征。基于时变的尾部风险网络,本文从关联水平与关联结构两个方面对我国金融机构的网络关联特征进行全面考察,测度单个机构在风险网络中的系统性风险贡献,并为我国金融业监管提供了具有可行性的政策建议。

研究发现:(1)在关联水平方面,首先,我国金融机构系统关联水平呈周期性变化趋势,即在风险积累阶段系统关联水平迅速攀升,直至风险爆发阶段达到阶段性高点,而后随着风险释放逐步回落。其次,银行、证券和保险三个部门风险输出关联水平的时序变化差异较大,但风险输入关联水平的时序变化基本一致,风险在部门间的传染是真实存在的。再次,证券机构的关联水平较高而银行机构的关联水平较低,并且大型商业银行的关联水平在整个金融系统中处于较低位置。(2)在关联结构方面,总体上,同一部门且规模相近、商业模式相似、业务同质性较高的机构间关联水平更高;但在风险积累和爆发阶段,关联结构特征有所改变,跨部门、同部门中规模和商业模式差异较大的机构间关联水平也有所上升。(3)在同时考虑关联水平和关联结构时,本文研究发现,证券部门在风险网络中的系统性风险贡献较低,银行部门的风险贡献较高,其中四家大型商业银行的风险贡献最高且远高于其他金融机构。与此同时,保险部门风险贡献也较高,并且,一些保险企业也成为系统重要性机构。

本文对研究结果的政策含义进行深入探讨,基于尾部风险网络为我国金融监管当局防范系统性风险和提升金融监管能力提供全面科学的政策建议,具体如下:

1. 关联水平。第一,我国金融机构系统关联水平呈周期性变化趋势,风险积累阶段系统关联水平的大幅攀升是危机爆发的重要前提,当部分机构遭受负向冲击时,风险会通过风险积累阶段形成的直接和间接关联渠道迅速蔓延,并在信息关联作用下进一步传染放大。因此,完善逆周期监管政策、做好前瞻性风险防控措施是防范化解重大风险的关键所在,监管当局应当对跨机构、跨行业的经营业务严格把关,及时控制银行、证券和保险等金融机构的直接和间接关联水平,有效降低风险在前期中的积聚累积程度,把握主动防范化解系统性风险的时机。

第二,在三个部门中证券部门的关联水平最高,且在风险积累和爆发阶段风险外溢最为显著,监管部门应当对其予以特别关注。一方面,增强证券部门的抗风险冲击能力,提高其经营的稳定性,有

效降低行业脆弱性;另一方面做好前瞻性调控,尽量避免大规模的风险外溢,降低金融风险溢出的强度规模。

第三,银行、证券和保险三个部门风险输出关联水平的时序变化差异较大,但风险输入关联水平的时序变化基本一致,表明我国金融系统各部门间存在较强的风险联动性,单一部门异常波动会引发整个金融系统共振,金融部门间的风险传染是真实存在的。因此,监管部门应当加强对各部门风险溢出的实时监控,找准风险源头部门,及时阻断风险跨机构、跨行业传导,尽可能地避免大规模风险传染扩散,降低风险事件的实际损失水平。

2. 关联结构。第一,总体上同一部门且规模相近、商业模式相似、业务同质性较高的机构间关联水平更高。监管当局应根据这一关联结构特征,加强对潜在风险传染路径的识别和控制,以便在风险传导初期及时地、有针对性地切断风险传染路径,遏制风险大规模蔓延。当个别金融机构异常波动时,监管部门应及时对与其同部门且规模相近、商业模式相似、业务同质性较高的机构做好事前防范工作,降低该冲击带来的实际损失水平。

第二,在风险积累和爆发阶段,关联结构特征有所改变,跨部门、同部门中规模和商业模式差异较大的机构间关联水平也有所上升,表明机构间的间接关联和信息关联是风险传染的重要渠道。因此,风险积聚和爆发时期关联结构的变化值得监管当局的密切关注,需要警惕该时期间接关联和信息关联作为主要传染渠道对金融风险的加速放大,做好恰当的应对工作。一方面,监管当局应当鼓励不同类型的金融机构积极创新,开创多样化的产品和模式,实行差异化经营,从而减少共同资产持有,降低金融系统的间接关联程度。另一方面,在风险爆发阶段,监管部门应当要求金融机构通过加强信息披露来降低信息不对称,从而合理有效地引导市场预期、稳定投资者情绪,避免因心理恐慌和羊群效应等非理性因素造成大范围风险传染。

此外,单个金融机构在风险网络中的系统性风险贡献结果表明,除了考虑机构规模和关联水平等因素,系统重要性评估还需纳入关联结构,充分考虑到机构间风险溢出的方向与路径等结构因素。而且,监管部门在对传统系统重要性金融机构——四家大型商业银行加强监管的同时,也应当加强对系统重要性保险机构的风险管控。

#### 参考文献:

- 陈建青 王擎 许韶辉,2015:《金融行业间的系统性金融风险溢出效应研究》,《数量经济技术经济研究》第9期。
- 方意 陈敏,2019:《经济波动、银行风险承担与中国金融周期》,《世界经济》第2期。
- 胡利琴 胡蝶 彭红枫,2018:《机构关联、网络结构与银行业系统性风险传染——基于VAR-NETWORK模型的实证分析》,《国际金融研究》第6期。
- 蒋海 张锦意,2018:《商业银行尾部风险网络关联性与系统性风险——基于中国上市银行的实证检验》,《财贸经济》第8期。
- 李绍芳 刘晓星,2018:《中国金融机构关联网络与系统性金融风险》,《金融经济研究》第5期。
- 李政 梁琪 涂晓枫,2016:《我国上市金融机构关联性研究——基于网络分析法》,《金融研究》第8期。
- 李政 梁琪 方意,2019a:《中国金融部门间系统性风险溢出的监测预警研究——基于下行和上行 $\Delta\text{CoES}$ 指标的实现与优化》,《金融研究》第2期。
- 李政 涂晓枫 卜林,2019b:《金融机构系统性风险:重要性与脆弱性》,《财经研究》第2期。
- 杨坚 等,2017:《全球视角下的中国金融机构间金融冲击传递》,中国人民银行工作论文, No. 4。
- 杨子晖 周颖刚,2018:《全球系统性金融风险溢出与外部冲击》,《中国社会科学》第12期。
- 梁琪 余峰燕,2014:《金融危机、国有股权与资本投资》,《经济研究》第4期。
- Adrian, T. & M. K. Brunnermeier(2016), “CoVaR”, *American Economic Review* 106(7):1705—1741.
- Benoit, S. et al(2017), “Where the risks lie: A survey on systemic risk”, *Review of Finance* 21(1):109—152.
- Bhattacharya, S. et al(2015), “A reconsideration of Minsky’s financial instability hypothesis”, *Journal of Money, Credit and Banking* 47(5):931—973.
- Brunnermeier, M. K. & Y. Sannikov(2014), “A macroeconomic model with a financial sector”, *American Economic Review* 104(2):379—421.

- Danielsson, J. et al(2018), “Learning from history: Volatility and financial crises”, *Review of Financial Studies* 31 (7):2774—2805.
- Fang, L. et al(2018), “Systemic risk network of Chinese financial institutions”, *Emerging Markets Review* 35:190—206.
- Härdle, W.K. et al(2016), “TENET: Tail-Event driven NETwork risk”, *Journal of Econometrics* 192(2):499—513.
- Hautsch, N. et al(2015), “Financial network systemic risk contributions”, *Review of Finance* 19(2):685—738.
- Wang, G. et al(2018a), “Volatility connectedness in the Chinese banking system: Do state-owned commercial banks contribute more?”, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 57:205—230.
- Wang, G. et al(2018b), “Interconnectedness and systemic risk of China’s financial institutions”, *Emerging Markets Review* 35:1—18.

## Tail Risk Network, Systemic Risk Contribution and China’s Financial Regulation

LI Zheng<sup>1</sup> LU Yanchen<sup>2</sup> LIU Qi<sup>1</sup>

(1. Tianjin University of Finance and Economics, Tianjin, China;

2. Nankai University, Tianjin, China)

**Abstract:** Based on the LASSO quantile regression method, this paper proposes a new measure of systemic risk, LASSO- $\Delta$ CoVaR, and uses it to build a dynamic tail risk network of China’s listed financial institutions from 2011 to 2017. We further measure the interconnectedness level from-the system, sectoral and institutional levels and then identify the interconnectedness structure such as the direction and path of risk transmission among financial institutions. Finally, we measure the contribution of individual institutions to systemic risk in consideration of the interconnectedness level and interconnectedness structure. We find that, firstly, the systemic interconnectedness level of financial institutions exhibits obvious cyclical features. In the stage of risk accumulation, the interconnectedness level rises rapidly, reaches the highest point of the period when the risk outbreaks, and then decreases gradually with the release of risk. Secondly, the sequential changes of the risk-output interconnectedness level of bank, securities and insurance sectors are quite different, while the sequential changes of the risk-input interconnectedness level are approximately the same, suggesting the existence of inter-sector risk contagion. Thirdly, institutions, which belong to the same sector, have similar sizes and business models, and are engaged in similar business activities, have a higher interconnectedness level in general. In the stage of risk accumulation and risk outbreak, however, the interconnectedness level among institutions greatly increases even if they are from different sectors, or from the same sector but differ in size, business models or business activities. Finally, the four major commercial banks have the largest contribution to systemic risk, much higher than other financial institutions when both the interconnectedness level and interconnectedness structure are taken into consideration. Furthermore, China Life Insurance Company and Ping An Insurance Company of China have become systemically important institutions, ranking only second after the four major commercial banks. Based on the study of tail risk network, this paper provides feasible policy recommendations for China’s financial regulation.

**Keywords:** Tail Risk Network; Interconnectedness Level; Interconnectedness Structure; Systemic Risk Contribution; Financial Regulation

(责任编辑:何伟)

(校对:陈建青)