

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2021.02.005

金融强监管与非银行金融机构极端风险的演化^①

马亚明, 胡春阳

(天津财经大学金融学院, 天津 300222)

摘要: 引入极值理论模型, 依次测算我国上市非银行金融机构的自身极端风险概率、极端风险网络关联度以及金融系统整体极端风险网络关联度。2017年金融强监管周期开启后, 证券、信托、保险三类机构自身极端风险概率均有所降低; 三类机构的极端风险网络关联度也均降低, 但仍需要进一步监管; 金融系统整体极端风险网络关联度亦明显下降。面板回归结果显示, 金融强监管政策显著降低了非银行金融机构的极端风险网络关联度; 影子银行规模比重对极端风险网络关联度呈U型影响, 最优规模比重约为0.35, 部分机构需进一步降低影子银行规模比重, 监管层需要注意监管边界, 维持影子银行业务适度发展。

关键词: 非银行金融机构; 极端风险关联; 金融强监管; 影子银行; 极值理论

中图分类号: F832 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2021)02-0075-24

0 引言

随着金融创新和金融自由化程度不断加深, 非银行金融机构已经成为我国金融体系中重要组成部分。在自有规模持续扩大的同时, 证券、信托和保险公司早已打破单一经营模式壁垒, 拓展资产管理业务并加大与商业银行合作, 在金融体系中具有“影子银行”性质。三类机构资产管理业务总规模分别从2009年末的0.15万亿元、2.02万亿元、3.56万亿元, 飙升到2018年末的14.11万亿元、18.94万亿元、16.4万亿元。非银行金融机构广泛参与影子银行业务, 一定程度上可以解决银行向企业贷款受限的难题, 为金融体系注入流动性。但从风险视角来看, 非银行金融机构风险控制不够完善, 抵御外部冲击能力不强, 极易发生极端风险; 同时, 影子银行产品具有层层嵌套、信用链条过长、刚性兑付等隐患, 一旦某支机构发生极端风险, 链条内其他非银行金融机构容易因期限错配问题遭受极端风险溢出; 极端风险通过金融

加速效应在机构之间不断蔓延, 可能导致整个金融体系的系统性风险。

为防范金融体系资金空转、抑制系统性风险, 2017年全国金融工作会议重点强调加快建立监管协调机制, 防范和化解系统性风险; 国务院成立金融稳定发展委员会, 同时将保监会与银监会合并, 进入“一行两会”时代; 这一系列政策标志“金融强监管”基调确立。2018年4月, 央行等部委正式出台《关于规范金融机构资产管理业务的指导意见》(即“资管新规”), “金融强监管”格局正式形成。以穿透式监管为特点的“金融强监管”政策严格管控监管套利行为, 目标直指影子银行风险。我国非银行金融机构具有一定的影子银行性质, 影子银行业务对其发展至关重要, 势必会受到监管政策的直接冲击。据此, 对非银行金融机构极端风险的准确测算、特别是度量“金融强监管”前后非银行金融机构极端风险的变化, 以及对机构最优影子银行规模比重的量化分析, 对于判断政策效果、提升监管政策精度乃至维护国家金融安全

① 收稿日期: 2019-05-23; 修订日期: 2020-07-08。

基金项目: 国家社会科学基金资助项目(15AJY021)。

作者简介: 马亚明(1973—), 男, 湖北赤壁人, 教授, 博士生导师。Email: yamingma@sina.com

具有重要的理论和现实意义. 有鉴于此, 本文引入 EVT (extreme value theory, 极值理论) 模型, 先后测度非银行金融机构自身极端风险概率、极端风险网络关联度以及金融系统整体极端风险关联度的动态演化趋势; 进一步利用面板回归计量模型, 着重分析非银行金融机构极端风险网络关联度的影响因素, 旨在判断“金融强监管”政策的实施效果, 探究影子银行最优规模比重, 为监管层和非银行金融机构提供合理的防风险对策.

1 文献综述

对于金融机构极端风险的度量方法, 主要可以划分为指标法、尾部依赖法和网络分析法, 其中指标法主要用途在于 IMF、BIS、FSB 等国际组织对各国金融机构系统重要性的鉴别^[1, 2], 该方法严谨、准确, 善于甄别大型金融机构的系统重要性程度, 但其应用数据频率较低, 难以捕捉金融机构系统性风险的动态变化, 未涉及金融机构之间的极端风险关联. 学术层面上, 基于股价收益率和资产负债表数据的尾部依赖法和网络分析法得到广泛运用.

尾部依赖法侧重于金融机构的尾部收益水平, 测算金融机构与金融系统之间的尾部风险溢出. Adrian 和 Brunnermeier^[3] 首先提出了条件在险价值 (ΔCoVaR) 方法, 利用金融机构的收益率数据测算金融危机期间美国各大金融机构对金融系统的风险溢出效应. 为了克服传统 ΔCoVaR 对金融机构收益率呈正态分布假设、未能考虑规模因素等缺陷, 诸多学者对该方法进行了改进, 包括非对称 ΔCoVaR ^[4]、Copula- ΔCoVaR ^[5-7]、考虑资产规模的 ΔCoVaR ^[8] 等方法. 尾部依赖法中另一个常用方法为期望损失法 (ES), Acharya 等^[9] 最先提出边际期望损失法 (MES), 测算金融系统发生极端危机时, 金融机构的期望损失; Brownlees 和 Engle^[10] 利用 DCC-GARCH 模型对 MES 方法进行动态化改进; 李政等^[11] 利用条件期望损失 (ΔCoES) 方法考虑了期望损失的方向性与双侧尾部特征, 进一步完善 ES 类方法. 此外, 也有学者利用极值理论相关性方法测度单支机构与金融市场之间的联合极端风险概率^[12]. 尾部依赖法较为

简洁实用, 数据可得性高, 可以较好地反映机构的尾部风险水平, 但该方法往往只关注单支金融机构与金融系统之间相互风险溢出程度, 无法反映金融机构之间的极端风险关联度.

网络分析法基于金融机构之间相互关联视角, 将所有金融机构视为一个联系紧密的复杂网络, 通过测算机构与其他机构之间的关联水平来度量其风险, 具体可划分为网络结构法与网络关联法. 网络结构法主要包括两类, 一是利用金融机构之间同业拆借业务的双边敞口数据, 模拟某支机构发生极端危机时在网络中的违约联级效应^[13, 14]; 二是利用金融机构持有共同或相似资产的数据, 模拟当某支机构降价抛售流动性资产而引致其他机构遭受的资产损失^[15, 16]. 网络结构法具备良好的理论基础, 可以通过动态仿真模拟的方式较为细致地刻画极端风险在机构之间的传导过程; 但是其数据获取较为困难, 数据频率较低, 也具有一定的滞后性. 网络关联法实际上是将尾部依赖法的思想引入到复杂网络, 首先测度金融机构之间的风险关联度, 其次构建网络邻接矩阵, 最后通过机构在复杂网络中的指标衡量风险关联程度. 度量金融机构之间风险关联度的主要方法包括因子模型方法^[17, 18]、广义方差分解^[19, 20]、格兰杰因果网络^[21, 22]、LASSO 分位数回归^[23, 24]、TENET 方法^[25, 26]等. 网络关联法数据获取较为便利, 数据频率较高, 同时可以将所有样本机构纳入到同一网络范畴内进行分析, 有效弥补了尾部依赖法和网络结构法存在的不足.

关于我国非银行金融机构极端风险的相关研究中, 基于尾部依赖法, 梁琪等^[27] 使用 MES 方法得出我国证券公司系统性风险程度高于保险公司; 基于网络关联法, 欧阳红兵和刘晓东^[28] 利用最小生成树网络, 得出信托公司的网络中心性高于证券公司, 李政等^[22] 利用格兰杰因果检验构建复杂网络, 得出 2012 年证券公司与商业银行关联度上升, 2014 年保险公司在网络中的关联度较高. 尾部依赖法与网络关联法在测算视角上的差异, 使得各文献对于非银行金融机构的系统性风险测算结果难以统一, 由于两种方法使用的模型不尽相同, 测算结果的异质性难以解释. 同时, 上述文献基本上是将商业银行与非银行金融机构纳入到同一个框架中, 而后重点研究商业银行的系

统性风险程度,将非银行金融机构作为重点研究对象的文献并不多见。

基于上述分析,本文提出如下边际贡献:第一,将具有影子银行性质的非银行金融机构作为主要研究对象,分析“金融强监管”开启前后各类机构极端风险演化趋势,旨在精准把控“金融强监管”政策效果。第二,EVT模型本身具有非参数化设定,适用于金融机构损失率“尖峰厚尾”特点,对非银行金融机构自身极端风险概率进行定量测算后,利用STDF-EVT方法定性判断金融机构之间尾部风险依赖的大小和稳定性,准确构建由金融机构组成的极端风险关联网络。第三,利用面板回归模型判断“金融强监管”政策实施效果,并利用非线性回归方法量化分析非银行金融机构影子银行最优规模比重,对机构影子银行规模的变动方向提出合理化建议。

2 研究方法与网络指标测算

2.1 单变量 EVT 模型

运用单变量极值理论模型,测度金融机构自身极端风险概率。对于特定样本期内的机构*i*,定义所有*n*个交易日的损失率序列^②依次为 $x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i$,并进行升序排序记为 $x_{(1)}^i \leq x_{(2)}^i \leq \dots \leq x_{(n)}^i$ 。使用运用单变量极值理论中的超阈值(peaks over threshold, POT)模型建立超出阈值分布函数,定义极大值 $x_{(n)}^i$ 低于某个阈值*u*的概率为 $F_x(u)$

$$P\{x_{(n)}^i \leq u\} = F_x(u) \quad (1)$$

进一步地,当序列样本量较大时,可以假定存在常数 $a > 0$ 和*b*,使得

$$\lim_{n \rightarrow +\infty} P\left\{\frac{x_{(n)}^i - b}{a} \leq u\right\} = G_x(u) \quad (2)$$

式(2)中 G_x 为极值分布函数,由于我国上市非银行金融机构损失率序列普遍服从“尖峰厚尾”分布,故将极值分布函数设定为式(3), α 为待估计参数。此时 G_x 服从帕累托分布, F_x 属于Frechet分布族,Frechet分布尾部较厚,符合大多数机构损失率序列的分布特征,也可以反映出损失率序列频繁剧烈波动的事实

$$G_x(u) = \begin{cases} 0 & u \leq 0 \\ \exp(-u^{-\alpha}) & u > 0, \alpha > 0 \end{cases} \quad (3)$$

根据式(3)设定的极限最大吸引域法则,沿用De Haan等^[29]的算法,使用半参数估计方法将机构*i*发生极端风险的概率设定为幂函数形式

$$\hat{P}_i = \frac{k}{n} (x_{(n-k)}^i / q)^{\hat{\alpha}_i} \quad (4)$$

式中*q*为极端分位点,*k*为用于估计的第*k*个排序整数,且 $k = nq$ 。*k*和*q*的取值根据后文实证中Hill估计量的变动特征具体确定,通常来讲,*q*取值一般不高于0.1。 $x_{(n-k)}^i$ 表示机构*i*的在险价值,单个机构发生极端风险即指损失率高于 $x_{(n-k)}^i$ 的情形。参数 $\hat{\alpha}_i$ 的值利用Hill估计量 $\hat{\gamma}_i$ 的倒数来测算

$$\frac{1}{\hat{\alpha}_i} = \hat{\gamma}_i = \frac{1}{k} \sum_{j=0}^{k-1} \ln(x_{(n-j)}^i / x_{(n-k)}^i) \quad (5)$$

2.2 双变量 STDF-EVT 模型与极端风险网络构建

运用稳定尾部相依函数(stable tail dependence function, STDF)计算双变量极值的相互依赖关系,测算特定样本期内机构*i*和机构*j*同时遭受极端风险的概率 P_{ij} 。沿用Hartmann等^[30]的思路, P_{ij} 近似等于 $l(\hat{P}_i, \hat{P}_j)$,*l*为稳定尾部相依函数, \hat{P}_i 和 \hat{P}_j 分别表示根据式(4)测算得到的样本期内机构*i*和*j*各自发生极端风险的概率。利用点域估计思想,将 $l(\hat{P}_i, \hat{P}_j)$ 的估计值 $\hat{l}(\hat{P}_i, \hat{P}_j)$ 近似设定为式(6),其中 $I(\cdot)$ 是示性函数,当样本期内第*t*日的损失率组合 (x_t^i, x_t^j) 同时超出各自阈值时,示性函数取值为1,否则取值为0,方括号表示向上取整

$$\hat{l}(\hat{P}_i, \hat{P}_j) \approx \frac{n}{k} \times \frac{1}{n} \times \sum_{t=1}^n I(x_t^i \geq x_{(n-[k\hat{P}_i])}^i \& x_t^j \geq x_{(n-[k\hat{P}_j])}^j) \quad (6)$$

由于 $k\hat{P}_i$ 和 $k\hat{P}_j$ 取值通常较小,使得满足超出阈值条件的 (x_t^i, x_t^j) 组合数目过少甚至可能为零,因此难以利用式(6)直接进行点域估计。由于稳定尾部相依函数具有一次齐次性,所以 $\hat{l}(\hat{P}_i, \hat{P}_j)$ 近似等于 $\hat{\rho}_{ij} \hat{l}(\hat{P}_i / \hat{\rho}_{ij}, \hat{P}_j / \hat{\rho}_{ij})$,其中 $\hat{\rho}_{ij} = \sqrt{\hat{P}_i^2 + \hat{P}_j^2}$ 。

② 损失率序列是对收益率序列取相反数获得。

进一步定义 $\hat{\theta}_{ij} = \arctan(\hat{P}_j / \hat{P}_i)$, 可得 $\hat{P}_i = \hat{\rho}_{ij} \cos \hat{\theta}_{ij}$, $\hat{P}_j = \hat{\rho}_{ij} \sin \hat{\theta}_{ij}$. 由此可将式(6)转换为式(7), 扩大了超出阈值的点数目, 可以利用半参数法对 \hat{P}_{ij} 进行点域估计

$$\begin{aligned} \hat{P}_{ij} &= \hat{\rho}_{ij} l(\cos \hat{\theta}_{ij}, \sin \hat{\theta}_{ij}) \\ &= \frac{1}{k} \hat{\rho}_{ij} \sum_{t=1}^n I(x_t^i \geq x_{(n-[k \cos \hat{\theta}_{ij}])}^i \& \\ &\quad x_t^j \geq x_{(n-[k \sin \hat{\theta}_{ij}])}^j) \end{aligned} \quad (7)$$

为了判断特定样本期(例如一年)内机构 i 和机构 j 之间是否存在极端风险关联, 本文不仅关注双变量极端风险概率 \hat{P}_{ij} 的大小, 同样不能忽视 \hat{P}_{ij} 在整个样本期内的稳定性. 沿用 Hartmann 等^[30] 的稳定性检验思路, 将一段样本期按时间划分为前后两段子样本期(例如前半年和后半年), 并根据式(7)分别估计前后两个子样本期内机构 i 和机构 j 之间的双变量极端风险概率, 计为 $\hat{P}_{ij,1}$ 和 $\hat{P}_{ij,2}$. 将机构 i 和机构 j 之间双变量极端风险概率稳定性检验统计量设定为 Z_{ij} , 如式(8), 其中 $\hat{\sigma}_1^2$ 和 $\hat{\sigma}_2^2$ 为前后两个子样本损失率的方差, K 为子样本的排序整数, 取值为 $[k/2]$. 统计量 Z_{ij} 的绝对值越小, 说明机构之间极端风险概率的稳定性越强

$$Z_{ij} = \sqrt{K}(\hat{P}_{ij,1} - \hat{P}_{ij,2}) / \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \quad (8)$$

基于上述分析, 本文将 STDF-EVT 模型引入到网络关联法中, 将所有金融机构纳入到同一个极端风险网络, 依次判断机构两两之间是否存在极端风险关联, 进而构建网络邻接矩阵. 对于机构 i 和 j 之间尾部相依关系的判断条件为: 第一, 判断双变量极端风险概率 \hat{P}_{ij} 是否大于极端分位点 q ; 第二, 将显著性水平设定为 5%, 判断统计量 Z_{ij} 的绝对值是否小于 1.96. 如果上述两个条件均可以满足, 说明机构 i 和 j 之间的双变量极端风险概率较高并且具有稳定性, 即存在极端风险关联, 可判定在网络中存在连边, 否则不存在连边. 据此构建样本期内由所有金融机构组成的极端风险网络如式(9), 其中 \mathbf{A} 代表网络邻接矩阵, A_{ij} 代表机构节点 i 和 j 之间连边取值, 网络节点数等于样本内所有金融机构的数目

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & \hat{P}_{ij} > q \& |Z_{ij}| < 1.96, i \neq j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

2.3 极端风险网络指标测算

在构建邻接矩阵后, 首先基于个体视角, 对金融机构的极端风险网络关联度进行分析. 沿用 Billio 等^[21] 的方法, 采用机构在网络中的度值 (CD) 衡量其极端风险网络关联度. 度值是最为简单也是最为直接的中心性度量指标, 可以准确、直观地反映每个机构同其他机构的风险关联程度. 在极端风险网络中, 某家机构同其他机构的连边越多, 度值就越高, 极端风险网络关联度也就越高. 度值指标测算如式(10), 式中 m 代表机构总数

$$CD_i = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^m A_{ij} \quad (10)$$

出于稳健性检验考虑, 本文引入接近度中心性指标的概念. 接近度是拓扑空间的基本概念之一, 主要思想是通过测算某机构与网络中其他机构之间的平均最短距离, 反映机构在网络中居于中心的程度. 测算方法如式(11), 其中 d_{ij} 代表最短距离, 即连接节点 i 到 j 最短路径中经过连边的个数, 若两点之间无连边, 则将最短距离设为机构总节点数 m . 机构的接近度中心性越大, 表明极端风险网络关联度越高

$$CC_i = \left[\frac{1}{m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^m d_{ij} \right]^{-1} \quad (11)$$

其次, 基于行业部门的视角, 对金融部门行业间与行业内极端风险网络关联度进行测算. 不同行业 I 和 J 之间的极端风险网络关联度 SD_{IJ} 的测算方法如式(12), 其中 N_I 和 N_J 分别代表行业 I 和 J 各自所含机构的个数

$$SD_{IJ} = \frac{1}{N_I N_J} \sum_{i=1}^{N_I} \sum_{j=1}^{N_J} A_{ij} \quad (12)$$

行业 I 内部机构间极端风险网络关联度 SD_{II} 测算方法如式(13). SD_{IJ} 和 SD_{II} 的值越高, 代表行业间或行业内的极端风险网络关联度越高

$$SD_{II} = \frac{1}{N_I(N_I-1)} \sum_{i=1}^{N_I} \sum_{j=1}^{N_I} A_{ij} \quad (13)$$

最后, 基于金融系统整体的视角, 利用网络密度指标测算各样本期内所有金融机构之间整体极端风险网络关联度, 测算方法如式(14), 密度 ρ 越高, 代表金融系统整体极端风险网络紧密度越

高,整个金融体系面临较高的极端关联风险

$$\rho = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^m A_{ij} \quad (14)$$

3 非银行金融机构极端风险测度

3.1 样本说明与数据分析

本文研究样本区间段为2008年1月4日至2019年9月30日,共计2860个交易日,故选择在2008年之前上市并且在样本期内连续交易的14家非银行金融机构,其中包括证券公司8家(东北证券、国元证券、长江证券、中信证券、国金证券、西南证券、海通证券、太平洋)、信托公司3家(爱建集团、陕国投A、安信信托)、保险公司3家(中国平安、中国太保、中国人寿).对于机构损失率指标,选取样本期内所有交易日的收益率(后复权)数据,再对其取相反数,数据来源为Wind数据库.

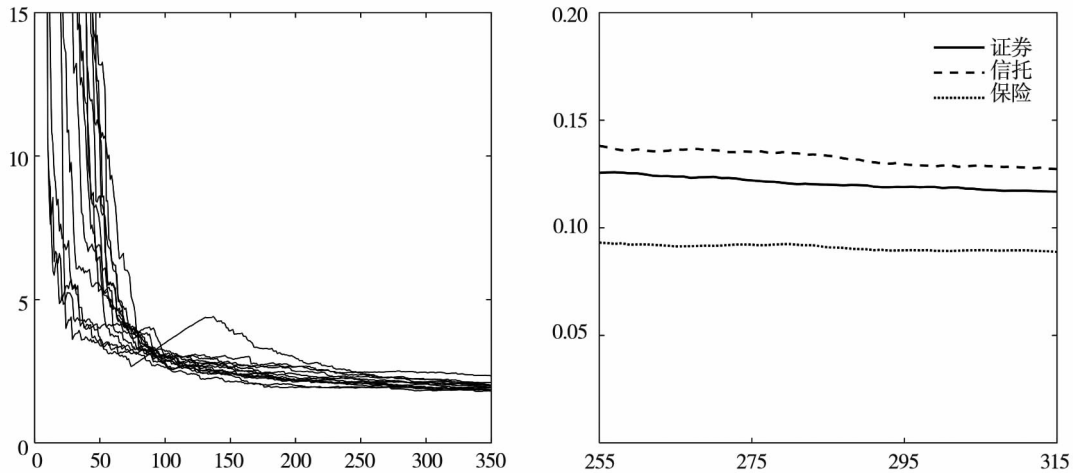


图1 不同 k 值下各机构Hill估计量以及各类机构平均极端风险概率

Fig. 1 The Hill-estimator and the average extreme risk probability of various institutions under different k -values

注:图中横坐标代表排序整数 k ,左图纵坐标为Hill估计量,右图纵坐标为机构自身极端风险概率.

选取 k 值等于286($q=10\%$),即损失率序列中处于最高10%的部分代表极端风险,非银行金融机构自身极端风险概率的横截面测算结果如表1,为了分析机构极端风险概率的影响因素,在表1中加入资产规模对数指标.信托公司的自身极端风险概率最高,均值达到13.3%,主要原因在于信托公司的资产规模远远低于证券公司与保险公司,抵御风险能力相对较弱,易受市场波动风险的传染.保险公司自身极端风险概率最低,均值仅为9.1%,保险公司拥有最高的资

对所有样本数据的损失率序列进行描述性分析,所有非银行金融机构的损失率均值都十分接近于0,峰度值与3相距甚远,同时J-B检验结果均显著拒绝正态分布假设,故判断所有机构的损失率序列均不服从于正态分布,存在“尖峰厚尾”分布特征,适用于本文的EVT模型.ADF单位根检验结果均显著拒绝“存在单位根”的原假设,所有序列均平稳.

3.2 非银行金融机构自身极端风险

从横截面维度测算机构自身极端风险概率,根据EVT模型设定,排序整数 k 的取值非常重要, k 取值若过低,会造成Hill估计量不稳定,造成结果波动; k 取值若过高,则无法反映尾部风险特征.图1左侧描绘所有非银行金融机构 k 值和Hill估计量的一一对应关系.当 k 值大于255时,所有样本机构的Hill估计量趋于平稳,故 k 取值在255至315之间时可视作合理的取值范围.

产规模,加之自身业务需要使得保险资金投入比例高于证券公司与信托公司,抵御极端风险能力更强.为了检验EVT模型测算结果的稳定性,分别计算出所有合理 k 值范围内非银行金融机构自身极端风险概率,并按照机构类别计算均值,得到结果如图1右侧所示,在 k 取值在 $[255, 315]$ 区间内时,机构自身极端风险概率由高到低均为信托公司、证券公司和保险公司,且平均概率水平趋于稳定,证明了模型与结论的稳定性.

表 1 非银行金融机构自身极端风险概率的横截面结果

Table 1 Cross section results of extreme risk probability of non-bank financial institutions

行业	机构	极端风险概率	Hill 估计量	规模
证券	东北证券	0.132	1.955	5.72
	国元证券	0.126	1.937	6.00
	长江证券	0.127	2.017	6.29
	中信证券	0.102	2.100	8.10
	国金证券	0.132	1.977	5.37
	西南证券	0.121	2.242	5.56
	海通证券	0.102	1.870	7.81
	太平洋	0.119	1.954	4.84
信托	爱建集团	0.129	2.111	4.19
	陕国投 A	0.145	2.126	3.70
	安信信托	0.126	2.023	3.56
保险	中国平安	0.085	2.213	10.33
	中国太保	0.103	2.481	8.92
	中国人寿	0.085	2.263	9.92

根据我国金融市场整体运行情况将样本期分为四个阶段:金融危机与股灾后金融市场的“风险调整期 I”(2009 年 1 月至 2013 年 5 月)、接连发生“钱荒”事件与股灾危机的“风险聚集期”(2013 年 6 月至 2015 年 9 月)、钱荒与股灾之后的“风险调整期 II”(2015 年 10 月至 2016 年

12 月)、监管层开始加强对金融机构监管的“强监管周期”(2017 年 1 月至 2019 年 9 月)。极端分位点 q 均设定为 10%,分别测算四个样本期内非银行金融机构自身极端风险概率,以反映各时期非银行金融机构自身极端风险的动态变化,初步判断“金融强监管”政策的实施效果,结果如表 2 所示。

表 2 非银行金融机构自身极端风险概率的动态测度

Table 2 Dynamic measurement of extreme risk probability of non-bank financial institutions

行业	时期	风险调整期 I	风险聚集期	风险调整期 II	强监管周期
		2009-01~2013-05	2013-06~2015-09	2015-10~2016-12	2017-01~2019-09
证券	东北证券	0.176	0.149	0.177	0.111
	国元证券	0.108	0.165	0.230	0.135
	长江证券	0.128	0.163	0.140	0.102
	中信证券	0.112	0.114	0.103	0.090
	国金证券	0.160	0.355	0.156	0.109
	西南证券	0.116	0.133	0.101	0.106
	海通证券	0.111	0.120	0.081	0.092
	太平洋	0.124	0.194	0.134	0.109
	均值	0.123	0.178	0.135	0.106
信托	爱建集团	0.122	0.189	0.149	0.119
	陕国投 A	0.196	0.148	0.174	0.136
	安信信托	0.115	0.175	0.111	0.134
	均值	0.144	0.171	0.145	0.130
保险	中国平安	0.088	0.082	0.040	0.129
	中国太保	0.115	0.124	0.060	0.179
	中国人寿	0.082	0.110	0.080	0.134
	均值	0.095	0.106	0.060	0.147

表 2 结果显示,第一,从风险调整期 I 到风险聚集期,证券公司的平均极端风险概率提升幅度最大,由 12.3% 跃升到 17.8%。从经营结构上看,

在 2015 年牛市期间,证券公司仅上半年的代理买卖业务即达到 1 584.4 亿元,比 2014 年全年高出 534.9 亿元^③,证券公司对于证券市场业务的依赖

③ 证券公司整体经营数据来源于中国证券业协会。

程度依然较高,金融市场面临“钱荒”与股灾等极端事件时,证券公司的经营直接面临巨大损失,加之证券公司的银行存款比重低于信托公司和保险公司^④,在市场极端危机期间还要面临更高的流动性风险.一旦股票市场发生极端风险,证券公司的质押标的证券价格将急剧下跌,可能会引发危机.故在强监管周期之前,证券公司经营模式单一、“靠天吃饭”的情况较为严重.第二,风险调整期 II 之后,证券、信托、保险公司的自身极端风险概率均明显降低,其中证券公司下降幅度最高.在强监管、去杠杆的宏观经济调控背景下,金融系统性风险得到了较好的抑制,同时非银行金融机构通过主动加强风险管理、广泛开展资产证券化业务,有效地降低了自身极端风险.第三,2017 年金融强监管周期开启之后,证券公司与信托公司自身极端风险概率继续稳步下降,特别是证券公司,2018 年证券买卖和承销业务收入总计 881.88 亿元,占总营业收入的 33.1%,证券投资业务收益占比为 30.05%,相对于“金融强监管”前大幅度降低,抵御市场极端风险能力有所改善.不过,保险公司自身极端风险概率有所提高,主要原因在于在国内外错综复杂的经济形势下,保险行业偿付压力加大,几大保险公司的偿付充足率指标均有所下降.

3.3 非银行金融机构极端风险网络关联度

基于 STDF-EVT 网络关联法,度量非银行金融机构极端风险网络关联度.考虑到我国非银行金融机构的影子银行业务与商业银行联系紧密,如果单纯由非银行金融机构来构建极端风险网络,难以准确地刻画出非银行金融机构在金融系统中的极端风险网络关联度.故此参考李政等^[22]的方法,将商业银行与非银行金融机构一起纳入到极端风险网络中.具体方法是加入 2008 年之前上市的 14 家商业银行,包括大型国有银行 3 家(工商银行、中国银行、建设银行),股份制银行 8 家(平安银行、浦发银行、华夏银行、民生银行、招商银行、兴业银行、交通银行、中信银行),城商行 3 家(宁波银行、南京银行、北京银行).共计 28 家金融机构,在构建极端风险网络并进行测算后,再重点研究非银行金融机构极端网络关联度的动态演化.采取滚动时间窗口方法,利用 2008 年至 2019 年各年度数据构建网络邻接矩阵,进一步运用网络指标分析方法,测算三类非银行金融机构的极端风险网络关联度.由于各年份中各机构的停牌天数、损失率波动情况有所不同,Hill 估计量的波动情况会随之变动,故重新选择各年份排序整数 k ,根据图 2 描绘各年份所有机构 k 值和 Hill 估计量的一一对应关系,结合平稳性与尾部风险特征的考虑,将 2008 年至 2019 年用于估计的排序统计量值分别设定为 30、15、15、25、25、15、10、25、15、25、25、20.

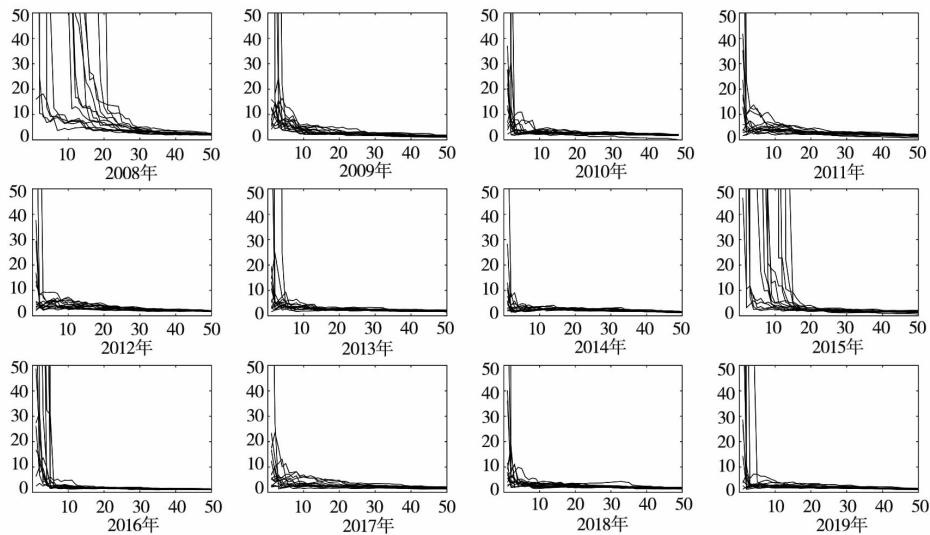


图 2 各年份所有样本机构 k 值与 Hill 估计量一一对应关系
 Fig. 2 One-to-one correspondence between k -value and Hill-estimator of all institutions in each year
 注: 图中所有横坐标表示排序整数 k 值,所有纵坐标表示 Hill 估计量

④ 从 2013 年至 2015 年,证券公司银行存款在总资产中占比分别为 4.4%、4.9%和 5.7%;信托公司分别 18.4%、14.7%和 15.7%;保险公司分别为 27.3%、24.8%和 19.7%,数据来源为中国金融年鉴.

利用式(10)和式(11)测算非银行金融机构极端风险网络关联度指标的横截面结果如表3. 结果显示,信托公司的极端风险网络关联度最高. 从经营结构来看,证券公司与保险公司都拥有规模较大、品种稳定的自营业务,而信托公司的资管业务规模相对偏高. 2017年末信托公司的资管总额高达21.91万亿元,是其自身总资产的34.12倍,这一比例远远高于证券公司的2.81倍和保险公司的0.89倍^⑤. 从资管产品构成来看,信托公司对非标资产投资比重依然较高,存在较高的风险隐患,使得信托公司极端风险网络关联度最高.

表3 非银行金融机构在极端风险网络中的横截面指标

Table 3 Cross section index of non-bank financial institutions in extreme risk network

行业	机构	度值	接近度
证券	东北证券	0.479	0.670
	国元证券	0.482	0.675
	长江证券	0.497	0.683
	中信证券	0.482	0.679
	国金证券	0.521	0.698
	西南证券	0.470	0.675
	海通证券	0.473	0.669
	太平洋	0.470	0.675
	均值	0.484	0.678
信托	爱建集团	0.461	0.672
	陕西国投A	0.577	0.724
	安信信托	0.574	0.725
	均值	0.538	0.707
保险	中国平安	0.536	0.704
	中国太保	0.476	0.677
	中国人寿	0.452	0.667
	均值	0.488	0.683

非银行金融机构极端风险网络关联度的动态演化如图3,纵坐标表示平均度值水平. 在“金融强监管”开启前,变动趋势可分为四个阶段:第一,在2008年至2011年,信托资管业务已经走上正轨,随着2008年“四万亿”计划出台与2009年商业银行传统贷款渠道受限,商业银行信贷规模紧张且存在超额信贷需求,在证券和保险资管业务尚未完全放开的情况下,商业银行大力开展银

信通道业务合作,信托资管总额在2009年开始高速增长. 在此期间,信托公司在极端风险网络中的平均度值大部分高于0.6,并始终高于另外两类机构. 第二,在2012年至2013年,银信通道业务开始萎缩,信托公司在极端风险网络中的平均度值在2013年降至0.53. 而2012年证券公司“创新大会”确立了放松监管、扩大投资范围的基调,证券公司资管规模随之爆发式增长,由2010年末的0.19万亿元升至2013年末的5.21万亿元. 银证通道类业务迅速发展,由信托公司主要承担的风险随之转嫁,证券公司在极端风险网络中的平均度值不断上升,由0.43升至0.57,居于最高. 第三,在2014年至2015年,随着证券业协会2014年33号文对证券公司资管业务做出严格控制,银证通道类业务受限,证券公司在极端风险网络中的平均度值降至0.53. 而信托公司与商业银行合作广泛开展“委外”业务,加之2009年至2011年期间大规模发行的银信合作产品陆续进入兑付期,产品中蕴含的风险逐渐暴露,出现数次大规模兑付危机事件,信托机构不可避免地遭受风险溢出,极端风险网络关联度出现回升. 随着2014年国务院发布的关于保险公司“国十条”的出台,保险资金运用范围被放宽,保险公司也被允许投资于优先股和创业板. 为了追求高收益,保险公司加大了对另类资产的投资,对“非标”资产投资比重由2013年末的9.7%升至2015年末的25.1%,甚至超过对货币存款的投资. 2015年接连发生股灾和“资产荒”使保险公司遭受风险溢出程度加剧,极端风险网络平均度值达到0.63,居于三类机构之首. 第四,2016年开始,股灾与资产荒有所缓解,金融系统整体上进入了风险调整期;一行三会也开始加强协同监管力度,更加明确“去杠杆”导向,监管政策逐渐趋严. 在此背景下,2016年三类非银行金融机构的极端风险网络关联度均有较为明显的降低.

^⑤ 数据来源为《中国资产管理行业发展报告(2018)》,智信资产管理研究院,社会科学文献出版社.

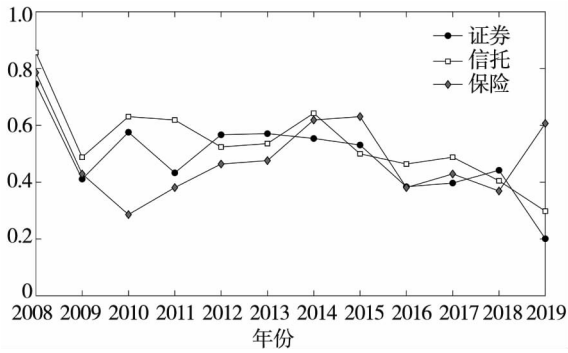


图 3 非银行金融机构极端风险网络平均度值的动态演化
Fig. 3 Dynamic evolution of extreme risk network connectedness degree of non-bank financial institutions

2017 年至 2019 年,在“去通道、破刚兑、控非标、统一监管”的金融强监管政策下,监管部门接连出台“资管新规”等一系列重要监管文件,非银行金融机构资产管理的规模增速有所降低、业务

结构有所调整.证券公司资管总量由 2016 年末的 17.40 万亿元降为 2017 年末的 16.71 万亿元,近十年来首次出现负增长,并在 2018 年初迎来大规模去通道化.信托公司资管总量与营业利润增速均有所放缓,对房地产与基础产业的投资稳步降低.保险公司资管总额增速放缓,万能险业务大规模下滑,资产池与多层嵌套业务遭到严格限制.图 3 结果显示,2018 年证券公司、信托公司、保险公司的极端风险网络平均度值分别为 0.44、0.40 和 0.37,相比于“风险聚集期”的 2013 年至 2015 年均明显降低.其中证券公司与信托公司的极端风险网络关联度在 2019 年进一步大幅度下降,但是保险公司的网络关联度却在 2019 年出现了上升,可能原因在于保险公司资产管理规模总量持续增加,投向于非标资产的比重也不断提高,对于保险公司的监管可能是监管层需关注的重点.

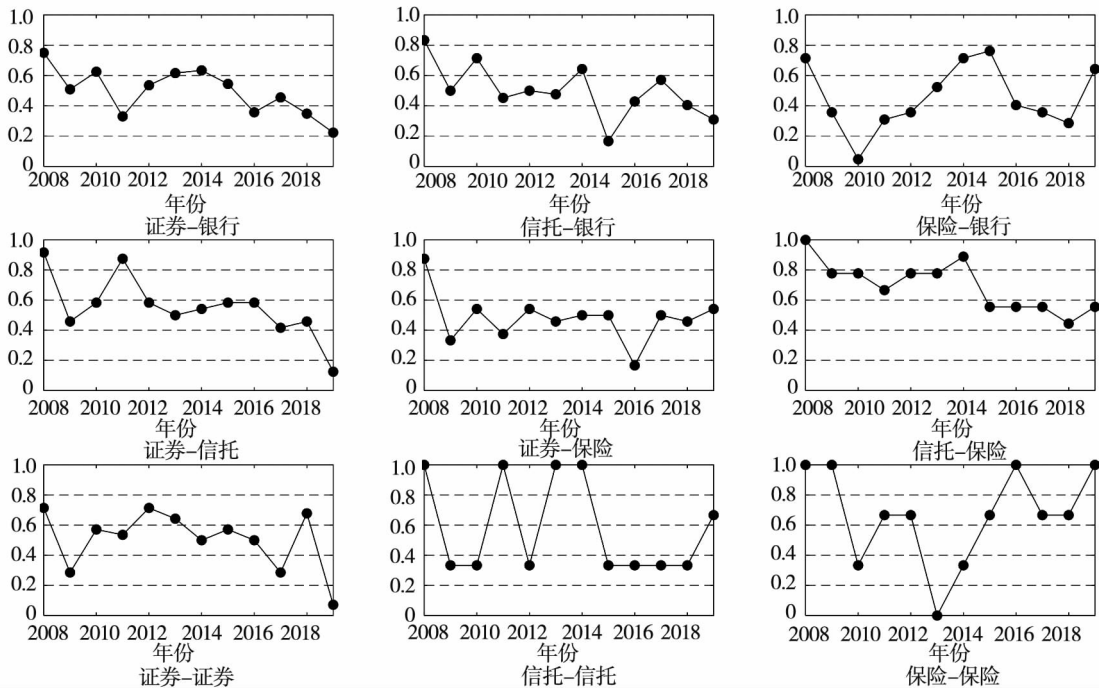


图 4 金融机构行业间与行业内极端风险网络关联度动态演化
Fig. 4 Dynamic evolution of extreme risk network connectedness degree between and within industries of financial institutions

利用式(12)和式(13)测算金融机构行业间与行业内的极端风险网络关联度.图 4 第 1 行列出三类机构与商业银行的行业间极端风险网络关联度动态变化,自 2017 年“金融强监管”周期开启以来,三类机构与商业银行行业间极端风险网络关联度变化趋势与各自整体极端风险网络关联

度的变动趋势较为接近.由于我国影子银行主要由商业银行作为主导,非银行金融机构作为主要合作对手方,从中起到“过桥”或“中介”作用,资管产品多层嵌套、同业链条过长是非银行金融机构面临风险溢出的主要原因.随着“金融强监管”政策实施,2017 年至 2019 年非银行金融机构与

商业银行之间的极端风险网络关联度相比于各自先前最高水平基本上明显降低,说明“金融强监管”系列政策在影子银行与资产管理渠道取得了较为显著的成效.图4中第2行结果显示,证券与信托、信托与保险三类机构相互行业之间的极端风险网络关联度在2017年至2019年同样低于各自最高水平,在“金融强监管”政策出台之前,由于影子银行业务具有向多通道发展趋势,“银证信”、“银信保”等合作方式一度成为影子银行业务的主要形式,“金融强监管”政策对于多层嵌套影子银行业务管控严格,故该政策对非银行金融机构行业之间的极端风险网络关联度同样起到了显著的抑制效果.图4第3行中三类非银行金融机构行业内部的极端风险网络关联度结果显示,“金融强监管”政策实施后,证券公司行业内部极端风险网络关联度出现降低,虽然强监管政策使得证券公司资管业务规模以及通道业务规模发生萎缩,但券商资管的主动管理能力不断增强,券商资管差异化经营愈加明显,资管收入逆势上升,由2015年末的274.9亿元升至2017年末的310.2万亿元.与证券公司相反,“金融强监管”开启后,信托与保险公司各自行业内极端风险网络关联度均未显著下降,甚至在部分年度高于2013年的水平.“金融强监管”政策使得银信与银保业务受限严重,信托与保险公司需要开展新业务以拓宽融资渠道,但信托公司在2017年吸引战略投资者遇冷,保险公司中的寿险行业在2018年初保费规模相较上一年同期下降11.4%,遭遇“开门黑”,以上诸多因素致使信托公司与保险公司未能将极端风险网络关联有效化解,反而转嫁成为行业内部相互风险溢出.故此,信托与保险公司行业内部极端风险关联是监管层需要进一步重点关注的问题.

3.4 金融系统整体极端风险网络关联度

利用式(14)测算得到金融系统整体极端风险网络关联度的动态演化特征,通过图5中网络

结构图的密集程度进行可视化描述,在风险聚集的2013年与2015年,证券公司与保险公司的极端风险网络关联度分别为最高;整体来看,由于2013年两次“钱荒”以及2015年股灾和“资产荒”的影响,金融系统整体极端风险网络关联度处于较高水平,分别达到了0.54与0.57,暴露出金融机构在金融市场发生极端事件时易受极端风险溢出的问题,加强“一行三会”的协同监管、有效降低金融机构之间极端风险关联度实为必需.在“金融强监管”开启后,2017年至2019年金融系统的整体极端风险网络关联度分别仅为0.41、0.42和0.36,相比于“风险聚集期”的2013年和2015年明显下降,说明“金融强监管”的去通道、防风险系列政策取得较大成效.

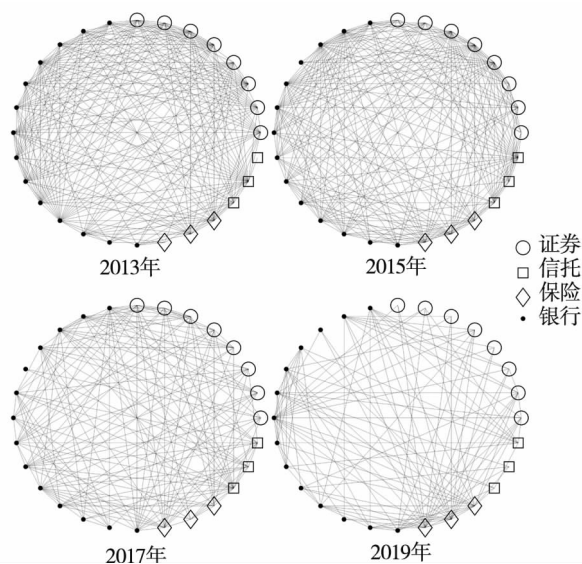


图5 金融系统整体极端风险网络可视图

Fig. 5 Visual graph of extreme risk network of financial system

3.5 改变样本期与样本数量的极端风险网络稳健性分析

考虑到本文研究选取2008年之前上市的金融机构数目相对较少,故此本文把样本区间起始点延迟至2012年1月1日,将上市非银行金融机构的数目扩大至24家、将上市商业银行数目扩大至16家^⑥,以进行稳健性分析:

^⑥ 扩充的金融机构包括证券公司9家:国海证券、广发证券、山西证券、招商证券、兴业证券、东吴证券、华泰证券、光大证券、方正证券;保险公司1家:新华保险;商业银行2家:农业银行、广发银行.

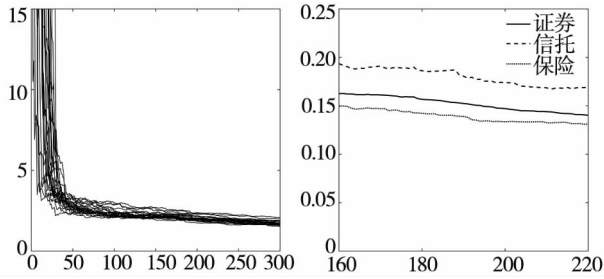


图6 各机构 k 值-Hill 估计量组合以及各类机构平均极端风险概率：稳健性分析

Fig. 6 Combination of k -value and Hill-estimator, average extreme risk probability of various institutions: Robustness analysis

3.5.1 非银行金融机构自身极端风险概率测算的稳健性分析

首先,图6左侧结果显示排序整数 k 值处于

[160, 220] 区间时,各机构的 Hill 统计量均保持稳定.图6右侧结果显示,当 k 值处于该区间时,三类非银行金融机构平均自身极端风险概率由高至低仍然为信托公司、证券公司、保险公司.

其次,由于延迟起始点后的样本区间包括1884个交易日,本文依然选取 $q = 10\%$ 作为极端分位点,即 $k = 188$,测算得到的25家非银行金融机构自身极端风险概率的横截面结果如表4,将样本期划分为四个区间段进行自身风险概率动态测度的结果如表5,表4与表5的结果均支持前文得出的主要结论.

表4 各机构自身极端风险概率横截面结果：稳健性分析

Table 4 Cross section results of extreme risk probability of non-bank financial institutions: Robustness analysis

行业	机构	极端风险概率	Hill 估计量	规模	杠杆率
证券	东北证券	0.186	2.153	6.103	0.720
	国元证券	0.170	2.009	6.328	0.624
	长江证券	0.127	1.798	6.603	0.729
	中信证券	0.127	2.163	8.457	0.720
	国金证券	0.177	1.939	5.780	0.587
	西南证券	0.148	2.031	6.223	0.660
	海通证券	0.115	1.966	8.254	0.729
	太平洋	0.139	1.989	5.305	0.647
	国海证券	0.192	1.990	5.945	0.737
	广发证券	0.135	2.061	7.860	0.753
	山西证券	0.157	1.910	5.861	0.689
	招商证券	0.140	2.168	7.612	0.742
	兴业证券	0.137	1.994	6.775	0.737
	东吴证券	0.185	2.048	6.326	0.716
	华泰证券	0.176	2.314	7.898	0.736
	光大证券	0.147	1.913	7.208	0.715
方正证券	0.147	1.995	6.854	0.677	
信托	爱建集团	0.192	2.282	4.795	0.439
	陕国投 A	0.193	2.073	4.279	0.135
	安信信托	0.177	2.033	4.395	0.413
保险	中国平安	0.115	2.401	10.812	0.913
	中国太保	0.150	2.488	9.197	0.868
	中国人寿	0.121	2.197	10.153	0.884
	新华保险	0.173	2.350	8.793	0.917

表 5 各机构自身极端风险概率的动态测度：稳健性分析

Table 5 Dynamic measurement of extreme risk probability of non-bank financial institutions: Robustness analysis

行业	时期	风险调整期 I	风险聚集期	风险调整期 II	强监管周期
		2012 - 01 ~ 2013 - 05	2013 - 06 ~ 2015 - 09	2015 - 10 ~ 2016 - 12	2017 - 01 ~ 2019 - 09
证券	东北证券	0.159	0.149	0.177	0.111
	国元证券	0.120	0.165	0.230	0.135
	长江证券	0.127	0.163	0.140	0.102
	中信证券	0.112	0.114	0.103	0.090
	国金证券	0.165	0.355	0.156	0.109
	西南证券	0.147	0.133	0.101	0.106
	海通证券	0.121	0.120	0.081	0.092
	太平洋	0.130	0.194	0.134	0.109
	国海证券	0.182	0.157	0.153	0.119
	广发证券	0.150	0.135	0.135	0.084
	山西证券	0.103	0.117	0.188	0.128
	招商证券	0.143	0.167	0.133	0.093
	兴业证券	0.163	0.129	0.116	0.094
	东吴证券	0.174	0.163	0.199	0.116
	华泰证券	0.156	0.126	0.180	0.128
	光大证券	0.134	0.208	0.140	0.092
	方正证券	0.150	0.143	0.138	0.100
	均值	0.143	0.161	0.147	0.106
信托	爱建股份	0.136	0.189	0.149	0.119
	陕国投 A	0.167	0.148	0.174	0.136
	安信信托	0.141	0.175	0.111	0.134
	均值	0.148	0.171	0.145	0.130
保险	中国平安	0.102	0.082	0.040	0.129
	中国太保	0.119	0.124	0.060	0.179
	中国人寿	0.108	0.110	0.080	0.134
	新华保险	0.179	0.163	0.128	0.171
	均值	0.127	0.120	0.077	0.153

3.5.2 非银行金融机构极端风险网络关联度的稳健性分析

根据图 7 绘制的从 2012 年至 2019 年各年份的 k 值-Hill 统计量组合对各年份的排序整数 k 进行选取,图 7 支持本文可以继续遵照前文的选择结果,即 2012 年至 2019 年各年份的排序统计量依次为 25、15、10、25、15、25、25、20.

确定各年份排序整数 k 值之后,进行极端风险网络关联度的稳健性测算.首先,对于各机构极端风险网络关联度横截面测算的稳健性分析结果如表 6,结果显示信托公司的极端风险网络关联度依然最高,保险公司略高于证券公司,原因在于保险公司的极端风险网络关联度在 2008 年至 2011 年水平较低,而稳健性分析中没有考虑这四年的情况.

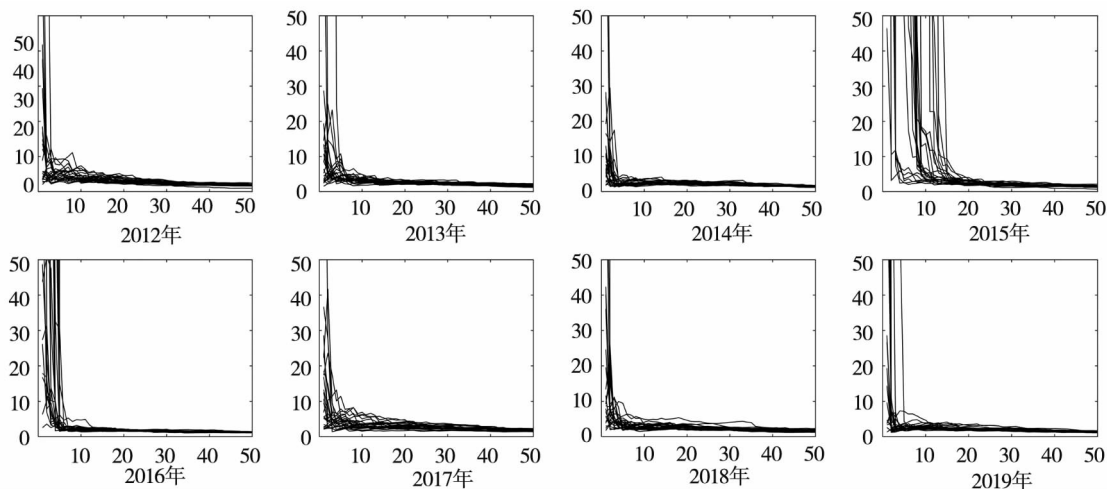


图 7 各年份各机构 k 值-Hill 估计量组合：稳健性分析

Fig. 7 Combination of k -value and Hill-estimator of all institutions in different years; Robustness analysis

表 6 各机构极端风险网络关联度的横截面结果：稳健性分析

Table 6 Cross section index of non-bank financial institutions in extreme risk network: Robustness analysis

行业	机构	度值	接近度
证券	东北证券	0.453	0.657
	国元证券	0.469	0.671
	长江证券	0.484	0.678
	中信证券	0.484	0.682
	国金证券	0.434	0.662
	西南证券	0.450	0.659
	海通证券	0.456	0.662
	太平洋	0.413	0.647
	国海证券	0.484	0.681
	广发证券	0.506	0.694
	山西证券	0.469	0.675
	招商证券	0.534	0.706
	兴业证券	0.525	0.694
	东吴证券	0.434	0.654
	华泰证券	0.444	0.661
	光大证券	0.566	0.715
方正证券	0.344	0.612	
均值	0.468	0.671	
信托	爱建股份	0.449	0.643
	陕国投 A	0.534	0.694
	安信信托	0.541	0.705
	均值	0.508	0.681
保险	中国平安	0.547	0.699
	中国太保	0.481	0.677
	中国人寿	0.500	0.684
	新华保险	0.488	0.685
	均值	0.504	0.686

其次,三类机构平均度值动态测算的稳健性分析结果如图 8,在 2012 年至 2013 年,证券公司的极端风险网络关联度依然最高,在 2014 年和 2015 年极端风险网络最高的仍然分别是信托公司和保险公司.在 2017 年金融强监管政策开启之后,三类机构的极端风险网络关联度也均明显低于 2013 年和 2015 年危机期间,保险公司的极端风险网络关联度也在 2019 年出现了抬升.

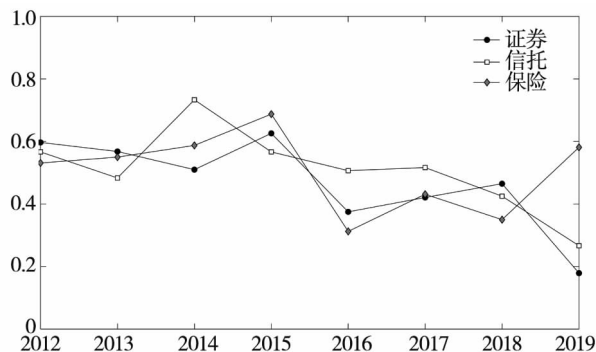


图 8 非银行金融机构极端风险网络平均度值的动态演化：稳健性分析

Fig. 8 The dynamic evolution of extreme risk network connectedness degree of non-bank financial institutions; Robustness analysis

最后,各类机构行业之间与行业内部极端风险网络关联度动态演化的稳健性分析结果如图 9,结果显示 2017 年金融强监管政策开启之后,三类非银行金融机构与银行之间的风险关联度均低于 2013 年和 2015 年危机期间,证券与信托、信托与保险机构之间的风险关联度也呈现下降趋势,证券行业与保险行业内部机构间的风险关联度下降趋势不明显,以上结论也证明了前文结论的稳健性.

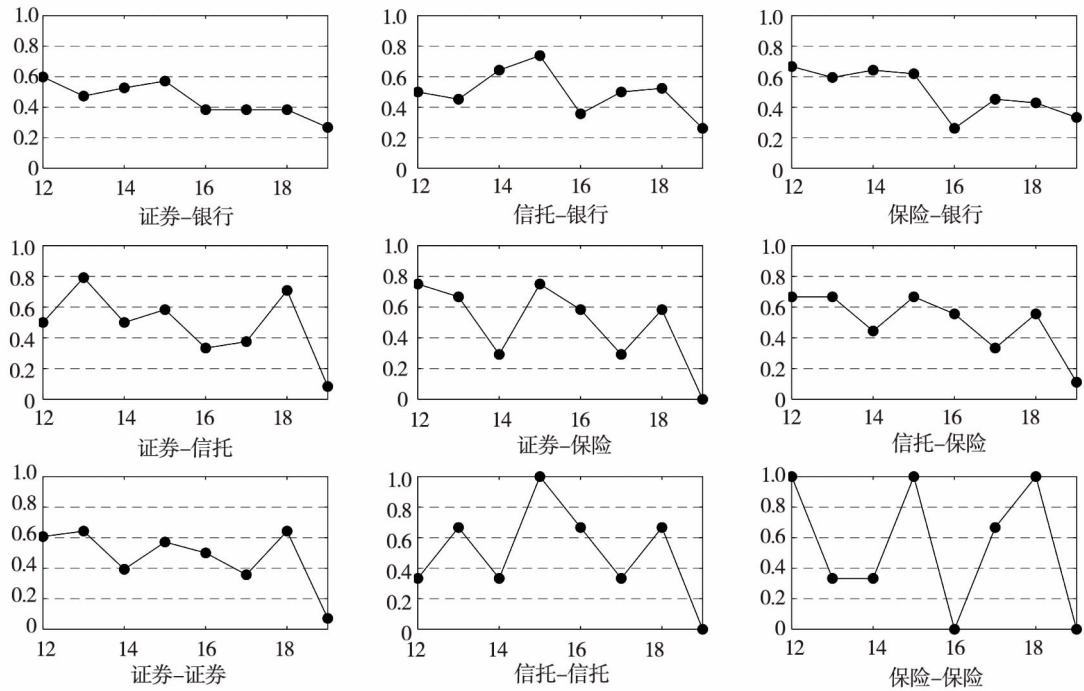


图9 金融机构行业间与行业内极端风险网络关联度动态演化：稳健性分析
 Fig. 9 Dynamic evolution of extreme risk network connectedness degree between and within industries of financial institutions: Robustness analysis

3.5.3 金融系统整体极端风险网络关联度的稳健性分析

将利用初始样本与利用稳健性分析样本测算得出的各年份金融系统整体极端风险网络关联度进行比较,图10结果显示,在2012年至2019年,使用初始的28家机构与稳健性的40家机构测算得出的整体极端风险网络关联度的动态演化趋势基本保持一致,在2017年至2019年均明显低于危机期间的2013年至2015年,稳健性分析得以通过。

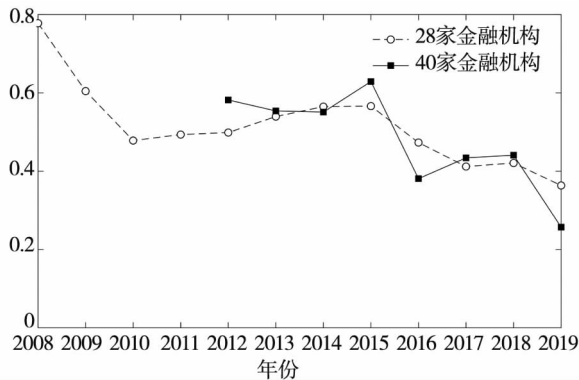


图10 基于不同样本范围测度的极端风险网络整体关联度的动态演化

Fig. 10 Dynamic evolution of connectedness degree of extreme risk networks based on different samples

4 非银行金融机构极端风险网络关联度影响因素分析

4.1 模型构建与变量说明

结合上文研究,对非银行金融机构极端风险网络关联度的影响因素进行面板回归分析,选取非银行金融机构在极端风险网络中的度值作为被解释变量($Risk_{net}$)。以下对解释变量选取和口径进行说明:

第一,为了判断2017年开启的“金融强监管”系列政策的实施效果,引入时间虚拟变量 D ,在“金融强监管”政策实施的年度取值为1,在政策实施之前的年度取值为0。

第二,分析影子银行规模比重对于非银行金融机构极端风险网络关联度的影响。一方面,在传统信贷业务受限时,非银行金融机构适度开展影子银行业务,可以拓宽资金融通渠道,增强自身流动性,获取更高的收益,提升自身规模实力;同时也促使非银行金融机构加强资产多样性,完善风险分担机制,有助于抵御来自其他机构的极端风险溢出。但另一方面,影子银行产品普遍具有较高

的潜在风险,并存在期限错配、层层嵌套、信用链条过长等问题,如果非银行金融机构过度追求高收益,在自身影子银行规模较高时仍继续扩张,意味着参与到更多同业业务链条中,与更多其他金融机构成为交易对手.一旦链条中某一机构出现危机,极端风险可能会通过金融加速作用在机构之间迅速蔓延,期限错配问题又使得非银行金融机构抵御风险能力降低,导致极端风险网络关联度提升.综上分析,推论影子银行规模比重对机构的极端风险网络关联度存在 U 型影响,因此同时引入影子银行规模比重的一次项 (*Shadow*) 和二次项 (*Shadow*²) 作为主要解释变量.本文借鉴李政等^[22]的方法测算影子银行规模比重,非银行金融机构影子银行业务主要记录在资产负债表中交易性金融资产、可供出售金融资产、应收款项类投资和买入返售金融资产四个科目内,利用手工收集数据的方式,通过机构资产负债表附注中的科目明细数据,判断四个科目内属于影子银行资产的数额.主要涵盖交易性金融资产、可供出售金融资产、应收款项类投资科目内信托计划、资管计划、理财产品等金融资产,以及买入返售金融资产科目内的类信贷资产.以上四项资产之和占总资产的比例度量非银行金融机构影子银行规模比重.

第三,考虑到本文对于非银行金融机构损失率的测算主要依托市场数据,非银行金融机构的极端风险网络关联度可能易受金融系统整体波动之影响,在金融系统整体股市波动剧烈期间,可能加快极端风险在金融机构之间的蔓延.故此本文参照 Adrian 和 Brunnermeier^[3]的思路,加入股市波动率 (*Volatility*) 作为宏观变量.

第四,参考李政等^[22]、蒋海和张锦意^[24]等文献,选取如下机构层级控制变量:总资产增长率 (*Size*)、流动资产比率 (*Liquid*)、杠杆率 (*Leverage*)、净资产收益率 (*ROE*)、营业收入增长率 (*Income*)、总资产周转率 (*Turnover*),具体测算方法如表 7.

$$Risk_{net_{i,t}} = \alpha_0 + \alpha_1 D_t + \alpha_2 Shadow_{i,t} + \alpha_3 Shadow^2_{i,t} + \alpha_4 Volatility_{i,t} + \sum_j \beta^j X^j_{i,t} + \mu_{i,t} \quad (15)$$

根据上述说明,构建本文基本回归模型如式 (15),其中 *X* 代表控制变量, μ 代表残差项.回归面板数据为年度数据,主体为 14 家非银行金融机构,时间范围从 2008 年至 2019 年,数据来源为 Wind 数据库和各机构年度报告.由于数据时限原因,2008 年至 2018 年采取各机构年报数据,2019 年则选用各机构的半年报数据.

表 7 变量含义及测算方法

Table 7 Variable meaning and calculation method

被解释变量	变量名	变量含义	测算方法
	<i>Risk_net</i>	网络度值	根据 STDF-EVT 网络分析法测算的度值水平
主要解释变量	<i>D</i>	“金融强监管”政策虚拟变量	“金融强监管”政策虚拟变量,2017 年实行政策后取 1,政策实行前取 0
	<i>Shadow</i>	影子银行规模比重	影子银行资产规模/资产总计 × 100%
	<i>Shadow</i> ²	影子银行规模比重二次项	<i>Shadow</i> 的平方
宏观变量	<i>Volatility</i>	股市波动率	沪深 300 指数在该年度下日收益率的标准差
控制变量	<i>Size</i>	总资产增长率	(本年度资产总计 - 上年度资产总计)/上年度资产总计 × 100%
	<i>Liquid</i>	流动资产比率	(资产总计 - 非流动资产总计)/资产总计 × 100%
	<i>Leverage</i>	杠杆率	负债总计/资产总计 × 100%
	<i>ROE</i>	净资产收益率	净利润/平均净资产 × 100%
	<i>Income</i>	营业收入增长率	(本年度营业收入 - 上年度营业收入)/上年度营业收入 × 100%
	<i>Turnover</i>	总资产周转率	业务收入净额/平均资产总额 × 100%

4.2 基本回归结果分析

考虑到机构风险关联水平往往与其自身特征

密切相关,为了控制个体效应,本文采取固定效应模型进行面板回归分析.表 8 列示了对式 (15) 的

回归结果,各回归模型均在 1% 的显著性水平下通过了 F 检验,所有模型回归系数均联合显著. 第 1 至 5 列结果显示,金融强监管政策虚拟变量均显著为负,说明该政策有效降低了非银行金融机构极端风险网络关联度,与前文动态演化分析结论相一致. 2017 年以来,央行坚定对金融市场

去杠杆的政策导向,明确将非现金和存款类的表外理财纳入广义信贷范畴,即纳入 MPA 监管体系,影子银行业务因此受到严格限制;大部分非银行金融机构的影子银行规模比重也随之明显降低(如图 11 所示),从而有效抑制了极端风险关联.

表 8 非银行金融机构极端风险网络关联度影响因素的基本回归结果

Table 8 Basic regression results of influencing factors of extreme risk network connectedness degree of non-bank financial institutions

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>D</i>	-0.148 *** (0.036)	-0.131 *** (0.040)	-0.136 *** (0.039)	-0.090 ** (0.041)	-0.096 ** (0.041)
<i>Shadow</i>		-0.127 (0.124)	-0.834 ** (0.362)	-0.067 (0.122)	-0.674 * (0.358)
<i>Shadow²</i>			1.187 ** (0.572)		1.012 * (0.562)
<i>Volatility</i>				7.416 *** (2.460)	6.927 *** (2.457)
<i>Size</i>	-0.074 * (0.041)	-0.068 (0.041)	-0.064 (0.041)	-0.060 (0.040)	-0.057 (0.040)
<i>Liquid</i>	-0.725 (0.706)	-0.571 (0.722)	-0.596 (0.714)	-0.605 (0.703)	-0.624 (0.697)
<i>Leverage</i>	-0.096 (1.566)	-0.281 (1.576)	-1.100 (1.608)	-0.580 (1.538)	-1.258 (1.572)
<i>ROE</i>	0.078 (0.078)	0.075 (0.078)	0.065 (0.077)	0.045 (0.076)	0.038 (0.076)
<i>Income</i>	0.001 (0.034)	0.001 (0.034)	0.017 (0.035)	-0.001 (0.033)	0.013 (0.034)
<i>Turnover</i>	0.158 (0.227)	0.133 (0.229)	-0.000 (0.235)	0.167 (0.223)	0.050 (0.230)
<i>Constant</i>	1.235 * (0.691)	1.124 (0.699)	1.278 * (0.696)	1.022 (0.682)	1.160 * (0.681)
<i>N</i>	168	168	168	168	168
<i>R²</i>	0.175	0.190	0.178	0.231	0.212
<i>F-test</i>	4.903	4.423	4.499	5.159	5.039
<i>Prob</i>	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.000]

注: *、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 的显著性水平下显著,圆括号内表示标准误,方括号内表示假设检验对应 *P* 值,下表同.

宏观变量和控制变量估计系数结果显示,第一,股市波动率的系数在 1% 的显著性水平下显著为正,说明在市场波动剧烈时,金融体系的不确定性提高,极端危机事件更容易在金融机构之间蔓延,提升非银行金融机构的极端风险网络关联度. 第二,总资产增长率的系数部分显著为负,说明非银行金融机构资产规模的提升可以增强自身实力,增加资金运用的灵活性,有助于抵御来自其他机构的极端风险溢出.

对影子银行规模比重的影响效果进行分析,第 2 列、第 4 列将影子银行规模比重一次项变量单独纳入回归模型,估计系数均不显著;第 3 列、第 5 列增加影子银行规模比重二次项变量后,在 10% 的显著性水平下,二次项系数均显著为正,一次项系数均显著为负,证明非银行金融机构的影子银行规模比重对极端风险网络关联度呈 U 型影响,最优水平约为 0.35,即影子银行规模比重低于 0.35 时,极端风险网络关联度随着影子银行规模的提升而降低,影子银行规模比重高于 0.35 时,极端风险网络关联度随着影子银行规模的扩大而增加. 该结果与前文推论相符合,其政策启示意义在于:一方面,监管层应注重控制非银行金融机构影子银行规模比重,防止影子银行规模盲目扩张,进而导致机构间极端风险溢出;另一方面,监管层还应注意监管的边界,维持影子银行的适度规模,防止影子银行规模过低影响非银行金融机构正常存蓄,降低抵御风险能力.

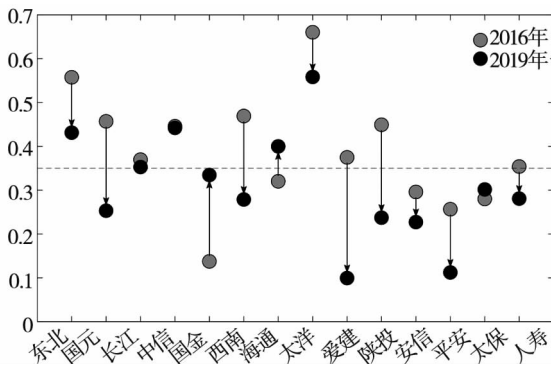


图 11 2016 年 ~ 2019 年非银行金融机构影子银行规模比重变动情况

Fig. 11 Changes of the proportion of shadow banking in non-bank financial institutions from 2016 to 2019

估计非银行金融机构影子银行最优规模比重的现实意义在于实时监控其影子银行规模,为监

管层实施针对性监管提出参考建议. 根据图 11 的数据,在证券公司中,国金证券和海通证券的影子银行规模比重在 2019 年接近最优水平,但相较于 2016 年呈上升趋势,应重点关注其扩张进程;东北证券、中信证券和太平洋证券的影子银行规模比重相较于 2016 年有所降低,但依然高于最优比重,应继续维持强监管对策;国元证券和西南证券的影子银行规模比重在 2019 年降至最优规模比重之下,对其监管策略可适度放宽. 对于信托公司,三家机构影子银行规模比重均降至最优规模比重之下,同样应适度维持其影子银行业务发展. 对于保险公司,中国太保接近最优水平并且变化情况稳定,中国平安和中国人寿的影子银行业务同样可以适度鼓励,但同时应当严格监管其资管业务的资金投向. 总体来看,部分证券公司的影子银行规模比重仍需进一步降低,监管层在继续执行强监管政策的大前提下,同样需要注意监管的边界,防止监管过严,尽量将非银行金融机构的影子银行规模维持在最优水平.

4.3 前期金融监管政策对非银行金融机构极端风险网络关联度的影响

在 2017 年强监管政策开启前,我国监管层已经开始对影子银行进行监管,在 2010 年至 2012 年,监管层对影子银行的监管主要形式为分业监管,协同监管基调并未形成. 直到 2013 年银监会发布的 8 号文件以及 2014 年银监会联合各部委发行的 127 号文件的发布,对同业业务进行严格规范,监管目标较为广泛,标志着影子银行监管框架初步形成. 为了探究前期监管政策效果,本文采用如下两种方法进行分析:第一,引入时间虚拟变量 D_{1314} ,在 2013 年和 2014 年取值为 1,其他年份取值为 0,旨在直接测度 2013 年和 2014 年两个重要监管条文对非银行金融机构极端风险网络关联度的即期影响. 第二,假定前期监管政策可能具有持续作用,基于“反事实分析”的思想,引入时间虚拟变量 D_{1319} ,在 2013 年之后取值为 1,之前年份取值为 0,目的是探究 2017 年非银行金融机构极端风险网络关联度开始下降究竟是“金融强监管”政策直接导致,还是前期监管政策缓释之结果.

表9 前期金融监管政策对非银行金融机构极端风险网络关联度影响分析

Table 9 The impact of early financial regulatory policies on the extreme risk network connectedness degree of non-bank financial institutions

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>D1314</i>	0.096 ** (0.039)	0.142 *** (0.037)	0.144 *** (0.036)			
<i>D1319</i>				-0.048 (0.033)	0.035 (0.040)	0.042 (0.040)
<i>Shadow</i>		-0.129 (0.111)	-0.706 ** (0.347)		-0.223 (0.138)	-0.814 ** (0.380)
<i>Shadow²</i>			0.952 * (0.542)			0.953 * (0.571)
<i>Volatility</i>		11.444 *** (2.311)	11.140 *** (2.301)		9.663 *** (2.397)	9.413 *** (2.387)
<i>Size</i>	-0.049 (0.042)	-0.061 (0.038)	-0.057 (0.038)	-0.032 (0.042)	-0.035 (0.039)	-0.031 (0.039)
<i>Liquid</i>	-0.842 (0.732)	-0.638 (0.679)	-0.650 (0.674)	-0.554 (0.755)	-0.570 (0.715)	-0.594 (0.711)
<i>Leverage</i>	-1.048 (1.596)	-0.944 (1.452)	-1.631 (1.494)	-0.673 (1.673)	-1.829 (1.615)	-2.614 (1.672)
<i>ROE</i>	0.112 (0.080)	0.037 (0.074)	0.031 (0.074)	0.108 (0.081)	0.046 (0.078)	0.040 (0.077)
<i>Income</i>	-0.033 (0.035)	-0.021 (0.032)	-0.009 (0.032)	-0.014 (0.036)	-0.021 (0.034)	-0.010 (0.034)
<i>Turnover</i>	0.462 ** (0.221)	0.255 (0.208)	0.154 (0.214)	0.370 (0.237)	0.341 (0.223)	0.249 (0.229)
<i>Constant</i>	1.286 * (0.716)	0.968 (0.657)	1.090 * (0.656)	1.038 (0.737)	0.975 (0.694)	1.111 (0.694)
<i>N</i>	168	168	168	168	168	168
<i>R²</i>	0.105	0.269	0.247	0.096	0.172	0.147
<i>F-test</i>	3.173	6.629	6.361	2.536	4.590	4.460
<i>Prob</i>	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.001]	[0.000]	[0.000]

对前期监管政策虚拟变量的回归结果进行分析,表9结果显示,*D1314*变量符号显著为正,*D1319*变量符号不显著.该结果说明2013年至2014年的监管政策在短期与长期都未能起到降低非银行金融机构极端风险网络关联度的作用.可能原因在于,与2017年开启的以穿透式监管为特征的金融强监管政策相比,前期监管政策以功能监管为主,在分业监管的框架下,以纵向的机构监管为主要模式.该监管模式具有针对性,对非银行金融机构参与通道类影子银行业务进行了严格管控,但是在混业经营不断发展的背景下,留下了

一定监管套利空间.在银监会2013年8号文件和2014年127号文件对通道业务进行限制后,金融机构开始转变影子银行业务模式,“中小银行发行同业存单-购买同业理财-委外-非银行金融机构加杠杆”模式备受青睐,以拉长套利链条的方式规避监管.图12结果显示,与2012年末相比,2014年末大部分证券公司影子银行规模比重没有明显降低,部分甚至超过最优规模比重并且依然持续上升.由此可见,与前期监管政策相比,2017年开启的金融强监管政策强调协同监管,消除监管套利空间,具有更强的政策效力.

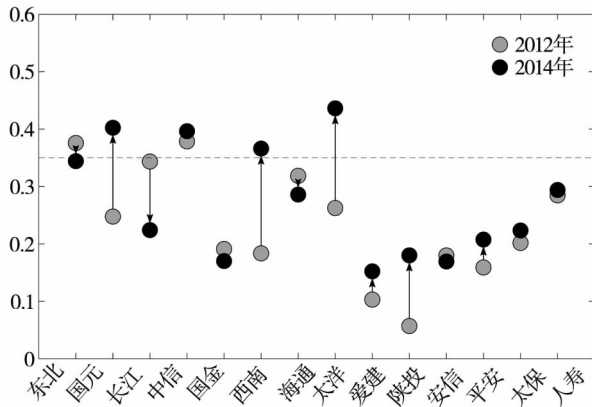


图 12 2012 年 ~ 2014 年非银行金融机构影子银行规模比重变动情况
Fig. 12 Changes of the proportion of shadow banking in non-bank financial institutions from 2012 to 2014

4.4 内生性问题讨论

在基本回归中,本文加入了股市波动率指标作为宏观变量.考虑到中国平安、中国人寿自身规模较大,是我国的系统重要性机构,同时部分证券公司亦具有较大的规模,因此非银行金融机构极端风险网络关联度提高可能会使得股市波动增加,二者之间存在互为因果的关系的可能性.故此,本文建立联立方程模型,对股市波动率变量 *Volatility* 的内生性进行探讨.在联立方程模型式 (16) 中,将 *Risk_net* 与 *Volatility* 互相设定为对方的解释变量.对于 *Risk_net* 的方程设定与式 (15) 一致;对于 *Volatility* 的方程,为了考虑两次“股灾”事件对于股市波动率的影响,加入时间虚拟变量 *D0815*,即在 2008 年和 2015 年时取 1,其他年份取 0

$$\begin{cases} Risk_net_{i,t} = \alpha_0 + \gamma_1 Volatility_{i,t} + \alpha_1 D_{i,t} + \\ \alpha_2 Shadow_{i,t} + \alpha_3 Shadow^2_{i,t} + \sum_j \beta^j Z^j_{i,t} + \mu_{i,t} \\ Volatility_{i,t} = \theta_0 + \gamma_2 Risk_net_{i,t} + \theta_1 D0815_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \end{cases} \quad (16)$$

基于式 (16) 构建的联立方程模型,进行三阶段最小二乘估计 (3SLS),表 10 中第 1 列至第 2 列表示没有加入 *Shadow^2* 得到的 3SLS 估计结果,第 3 列至第 4 列为加入了 *Shadow^2* 得到的估计结果.第 2 列和第 4 列结果显示,在考虑联立方程模型的情况下,股市波动率对非银行金融机构的极端风险网络关联度的系数依然显著为正,政

策虚拟变量 *D* 的系数依然显著为负,影子银行规模比重对极端风险网络关联度的 U 型影响关系依然成立,证明了基本回归结果的稳健性.第 1 列和第 3 列结果显示,非银行金融机构极端风险网络关联度对股市波动率的影响系数并不显著,股市波动率的外生性检验成立.

表 10 联立方程模型估计结果

Table 10 Estimation results of simultaneous equation model

	(1) <i>Volatility</i>	(2) <i>Risk_net</i>	(3) <i>Volatility</i>	(4) <i>Risk_net</i>
<i>Risk_net</i>	0.002 (0.002)		0.002 (0.002)	
<i>Volatility</i>		7.416 *** (2.460)		6.927 *** (2.457)
<i>D0815</i>	0.014 *** (0.001)		0.014 *** (0.001)	
<i>D</i>		-0.090 ** (0.041)		-0.096 ** (0.041)
<i>Shadow</i>		-0.067 (0.122)		-0.674 * (0.358)
<i>Shadow^2</i>				1.012 * (0.562)
<i>Size</i>		-0.060 (0.040)		-0.057 (0.040)
<i>Liquid</i>		-0.605 (0.703)		-0.624 (0.697)
<i>Leverage</i>		-0.580 (1.538)		-1.258 (1.572)
<i>ROE</i>		0.045 (0.076)		0.038 (0.076)
<i>Income</i>		-0.001 (0.033)		0.013 (0.034)
<i>Turnover</i>		0.167 (0.223)		0.050 (0.230)
<i>Constant</i>	0.015 *** (0.002)	1.013 (0.677)	0.015 *** (0.002)	1.129 * (0.675)
<i>R^2</i>	0.727 3	0.275 9	0.727 3	0.291 8
<i>Chi2-test</i>	27.03	2.51	27.03	2.58
<i>Prob</i>	[0.000 0]	[0.000 3]	[0.000 0]	[0.000 1]

4.5 非银行金融机构极端风险网络关联度影响因素的稳健性检验

本文采取两种方法对基本回归结果进行稳健性检验,第一种方法是替换被解释变量,将非银行金融机构的接近度中心性指标作为被解

释变量.表 11 列出回归结果,2017 年开启的“金融强监管”政策虚拟变量 D 均显著为负,影子银行规模比重对极端风险网络关联度的 U 型影响在各模型中依然成立,证明了回归结果的稳健性.

表 11 稳健性检验:替换被解释变量

Table 11 Robustness test: Substituting explained variables

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
D	-0.148 *** (0.036)	-0.131 *** (0.040)	-0.136 *** (0.039)	-0.090 ** (0.041)	-0.096 ** (0.041)
$Shadow$		-0.127 (0.124)	-0.834 ** (0.362)	-0.067 (0.122)	-0.674 * (0.358)
$Shadow^2$			1.187 ** (0.572)		1.012 * (0.562)
$Volatility$				7.416 *** (2.460)	6.927 *** (2.457)
$Size$	-0.074 * (0.041)	-0.068 (0.041)	-0.064 (0.041)	-0.060 (0.040)	-0.057 (0.040)
$Liquid$	-0.725 (0.706)	-0.571 (0.722)	-0.596 (0.714)	-0.605 (0.703)	-0.624 (0.697)
$Leverage$	-0.096 (1.566)	-0.281 (1.576)	-1.100 (1.608)	-0.580 (1.538)	-1.258 (1.572)
ROE	0.078 (0.078)	0.075 (0.078)	0.065 (0.077)	0.045 (0.076)	0.038 (0.076)
$Income$	0.001 (0.034)	0.001 (0.034)	0.017 (0.035)	-0.001 (0.033)	0.013 (0.034)
$Turnover$	0.158 (0.227)	0.133 (0.229)	-0.000 (0.235)	0.167 (0.223)	0.050 (0.230)
$Constant$	1.235 * (0.691)	1.124 (0.699)	1.278 * (0.696)	1.022 (0.682)	1.160 * (0.681)
N	168	168	168	168	168
R^2	0.175	0.190	0.178	0.231	0.212
$F-test$	4.903	4.423	4.499	5.159	5.039
$Prob$	[0.00 0]	[0.00 0]	[0.00 0]	[0.00 0]	[0.00 0]

第二个稳健性检验的方法是增加样本数目,沿用前文稳健性分析的思路,将非银行金融机构样本增加到 24 家,时间范围缩短为 2012 年至 2019 年,再利用固定效应模型进行估计.表

12 的稳健性结果依然支持“金融强监管政策降低了极端风险关联”与“影子银行规模比重对极端风险关联存在 U 型影响关系”这两个主要结论.

表 12 稳健性检验：改变样本期与样本数量

Table 12 Robustness test: Changing sample period and sample size

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>D</i>	-0.141 *** (0.030)	-0.149 *** (0.031)	-0.172 *** (0.032)	-0.137 *** (0.035)	-0.161 *** (0.036)
<i>Shadow</i>		0.139 (0.129)	-0.784 ** (0.364)	0.142 (0.129)	-0.778 ** (0.365)
<i>Shadow²</i>			1.496 *** (0.554)		1.491 *** (0.555)
<i>Volatility</i>				2.589 (3.370)	2.469 (3.306)
<i>Size</i>	-0.025 (0.040)	-0.029 (0.041)	-0.040 (0.040)	-0.024 (0.041)	-0.035 (0.041)
<i>Liquid</i>	-0.582 (0.741)	-0.636 (0.742)	-0.700 (0.728)	-0.674 (0.745)	-0.736 (0.731)
<i>Leverage</i>	-1.737 (1.529)	-1.925 (1.538)	-2.619 * (1.530)	-2.046 (1.548)	-2.731 * (1.540)
<i>ROE</i>	0.313 (0.320)	0.270 (0.322)	0.296 (0.316)	0.202 (0.334)	0.232 (0.328)
<i>Income</i>	0.033 (0.037)	0.045 (0.039)	0.070 * (0.039)	0.036 (0.040)	0.062 (0.041)
<i>Turnover</i>	0.054 (0.337)	0.081 (0.338)	-0.119 (0.340)	0.165 (0.355)	-0.038 (0.357)
<i>Constant</i>	1.148 (0.729)	1.165 (0.729)	1.398 * (0.720)	1.164 (0.730)	1.396 * (0.721)
<i>N</i>	192	192	192	192	192
<i>R²</i>	0.159	0.142	0.103	0.140	0.103
<i>F-test</i>	7.020	6.294	6.624	5.646	6.001
<i>Prob</i>	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.000]

5 结束语

本文利用 EVT 模型测算非银行金融机构自身极端风险概率,再将 STDF-EVT 模型引入网络关联法构建极端风险网络,对我国上市证券公司、信托公司与保险公司的极端风险网络关联度进行动态演化分析,并度量金融系统整体极端风险网络关联度的时序特征。第一,机构自身极端风险概率结果表明,我国信托公司自身极端风险概率横

截面水平最高,证券公司次之,保险公司最低。在 2013 年至 2015 年的风险聚集期,证券公司自身极端风险概率上升程度最高;在 2017 年“金融强监管”开启后,证券公司与保险公司自身极端风险概率明显降低,但保险公司有所上升。第二,极端风险网络关联度结果显示,我国信托公司的极端风险网络关联度横截面水平最高;在 2008 年至 2015 年,信托公司、证券公司、保险公司的极端风险网络关联度先后居于最高。2017 年“强监管”开启后,三类机构的整体极端风险网络关联度均低

于各自危机期间水平;其中证券部门与信托部门的极端风险网络关联度在 2019 年进一步下降,但保险部门有所提升.第三,2017 年至 2019 年,我国金融系统整体极端风险网络关联度相较于风险聚集期明显降低.第四,基于机构异质性的面板回归结果显示,2017 年开启的“金融强监管”政策显著降低了非银行金融机构的极端风险网络关联度;股市波动率则显著提升极端风险网络关联度;影子银行规模比重对非银行金融机构极端风险网络关联度存在 U 型影响,最优水平约为 0.35.同时,2013 年与 2014 年系列监管政策并未降低非银行金融机构极端风险网络关联度,说明“金融强监管”系列政策具有初步成效,整体效果优于前期监管政策.

根据文章主要结论,提出针对性政策建议:

1) 对于监管层,应继续加强关注股票市场风险管理,严防股市崩盘,防止因股市波动造成非银行金融机构极端风险网络关联度提升;“一行两会”应继续保持协同监管框架,积极与国务院金融发展稳定委员会相配合,继续以穿透式监管为主要形式,消除监管套利空间,严防因影子银行规模过度

扩张造成的极端风险网络关联度提升;同时应注重监管边界,防止监管过严造成机构流动性短缺,维持影子银行规模处于最优规模比重区间,保证使其发挥积极作用.2) 对于证券公司,应进一步减少对于证券经纪业务的依赖,放宽经营模式,加强业务多元化,避免因“靠天吃饭”造成自身极端风险概率提升;部分证券公司应进一步降低影子银行规模比重,向最优规模比重靠近,以降低极端风险网络关联度.3) 对于信托公司,应继续减少对于房地产和基础产业投资的依赖度,缩减对于非标资产的投资,有效控制自身极端风险概率;由于近年信托公司影子银行规模比重相对较低,在确保安全性的前提下,可以适度维持必要的影子银行业务,并且积极配合监管层的监管.4) 对于保险公司,应重点关注 2019 年以来出现的自身极端风险概率和极端风险网络关联度出现上涨的情况,将防风险视为当前阶段的重点任务,严格控制资产管理总量进一步扩张,注重控制对非标资产投资的增长,确保影子银行规模处于合理范围内,严格控制行业内部风险关联,逐渐回归保险行业本源.

参 考 文 献:

- [1] Arnold B, Borio C, Ellis L, et al. Systemic risk, macroprudential policy frameworks, monitoring financial systems and the evolution of capital adequacy[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2012, 36(12): 3125 - 3132.
- [2] Ellis L, Haldane A, Moshirian F. Systemic risk, governance and global financial stability[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2014, 45(8): 175 - 181.
- [3] Adrian T, Brunnermeier M K. CoVaR[J]. *American Economic Review*, 2016, 106(7): 1705 - 1741.
- [4] Lopez-Espinosa G, Moreno A, Rubia A, et al. Short-term wholesale funding and systemic risk: A global CoVaR approach [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2012, 36(12): 3150 - 3162.
- [5] Reboredo J C, Ugolini A. Systemic risk in European sovereign debt markets: A CoVaR-Copula approach[J]. *Journal of International Money and Finance*, 2014, (51): 214 - 244.
- [6] 胡扬斌, 谢 赤, 曹 玺. 耦合风险视角下基于 GARCH-Copula 模型的基金组合风险研究[J]. *管理科学学报*, 2019, 22(6): 113 - 126.
Hu Yangbin, Xie Chi, Cao Xi. Fund portfolio risk based on GARCH-Copula model from the perspective of coupled risk[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(6): 113 - 126. (in Chinese)
- [7] 马 理, 彭承亮, 何启志, 等. 互联网金融业对传统金融业风险溢出效应研究[J]. *证券市场导报*, 2019, (5): 14 - 22.
Ma Li, Peng Chengliang, He Qizhi, et al. Research on risk spillover effect of internet financial industry on traditional financial industry[J]. *Securities Market Herald*, 2019, (5): 14 - 22. (in Chinese)
- [8] Brownlees C, Chabot B, Ghysels E, et al. Back to the future: Backtesting systemic risk measures during historical bank runs

- and the great depression[J]. *Journal of Banking & Finance*, 2020, doi: 10.1016/j.jbankfin.2020.105736.
- [9] Acharya V V, Pedersen L H, Philippon T, et al. Measuring systemic risk[J]. *Review of Financial Studies*, 2017, 30(1): 2–47.
- [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] 李政, 梁琪, 方意. 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 ΔCoES 指标的实现与优化[J]. *金融研究*, 2019, (2): 40–58.
- Li Zheng, Liang Qi, Fang Yi. Monitoring and forewarning of systemic risk spillover in China's financial sector based on modified CoES indicators[J]. *Journal of Financial Research*, 2019, (2): 40–58. (in Chinese)
- [12] 陈海强, 方颖, 王方舟. 融资融券制度对尾部系统风险的非对称影响——基于 A 股市场极值相关性的研究[J]. *管理科学学报*, 2019, 22(5): 99–109.
- Chen Haiqiang, Fang Ying, Wang Fangzhou. Asymmetric effect of margin trading and short selling on tail systematic risk: An empirical analysis of extreme dependence in Chinese A-share market[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(5): 99–109. (in Chinese)
- [13] Upper C. Simulation methods to assess the danger of contagion in interbank markets[J]. *Journal of Financial Stability*, 2011, 7(3): 111–125.
- [14] 隋聪, 迟国泰, 王宗尧. 网络结构与银行系统性风险[J]. *管理科学学报*, 2014, 17(4): 57–70.
- Sui Cong, Chi Guotai, Wang Zongyao. Network structure and systemic risk by banks[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2014, 17(4): 57–70. (in Chinese)
- [15] Greenwood R, Landier A, Thesmar D. Vulnerable banks[J]. *Journal of Financial Economics*, 2015, 115(3): 471–485.
- [16] 方意, 黄丽灵. 系统性风险、抛售博弈与宏观审慎政策[J]. *经济研究*, 2019, 54(9): 41–55.
- Fang Yi, Huang Liling. Systemic risk, the fire sale game and macroprudential policy[J]. *Economic Research Journal*, 2019, 54(9): 41–55. (in Chinese)
- [17] 裴茜, 朱书尚. 中国股票市场金融传染及渠道——基于行业数据的实证研究[J]. *管理科学学报*, 2019, 22(3): 90–112.
- Pei Xi, Zhu Shushang. Financial contagion in China's stock market: A study based on industry-level data[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(3): 90–112. (in Chinese)
- [18] 凌爱凡, 谢林利. 特异性尾部风险、混合尾部风险与资产定价——来自我国 A 股市场的证据[J]. *管理科学学报*, 2019, 22(8): 71–87.
- Ling Aifan, Xie Linli. Idiosyncratic tail risk, hybrid tail risk and asset pricing: Evidence from China's A-share market[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2019, 22(8): 71–87. (in Chinese)
- [19] 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.
- [20] Bostanci G, Yilmaz K. How connected is the global sovereign credit risk network? [J]. *Journal of Banking & Finance*, 2020, doi: 10.1016/j.jbankfin.2020.105761.
- [21] 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.
- [22] 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)
- [23] Hautsch N, Schaumburg J, Schienle M. Financial network systemic risk contributions[J]. *Review of Finance*, 2015, 19(2): 685–738.
- [24] 蒋海, 张锦意. 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[J]. *财贸经济*, 2018, (8): 50–65.
- Jiang Hai, Zhang Jinyi. Interconnectedness of banks' tail risk network and its effect on systematic risk: Evidence from Chi-

- na's listed banks[J]. *Finance & Trade Economics*, 2018, (8): 50–65. (in Chinese)
- [25] Hardle W K, Wang W, Yu L. TENET: Tail-event driven network risk[J]. *Journal of Econometrics*, 2016, 192(2): 499–513.
- [26] 李 政, 刘 淇, 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(2): 23–37.
- Li Zheng, Liu Qi, Liang Qi. A study on forestalling China's systemic risk based on financial industry and real economy interacted network[J]. *Statistical Research*, 2019, 36(2): 23–37. (in Chinese)
- [27] 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. Identification and supervision of systemically important financial institutions in China: Analysis based on SRISK method of systemic risk index[J]. *Journal of Financial Research*, 2013, (9): 56–70. (in Chinese)
- [28] 欧阳红兵, 刘晓东. 中国金融机构的系统重要性及系统性风险传染机制分析——基于复杂网络的视角[J]. *中国管理科学*, 2015, 23(10): 30–37.
- Ouyang Hongbing, Liu Xiaodong. An analysis of the systemic importance and systemic risk contagion mechanism of China's financial institutions based on network analysis[J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2015, 23(10): 30–37. (in Chinese)
- [29] De Haan L, Jansen D W, Koedijk K, et al. *Safety First Portfolio Selection, Extreme Value Theory and Long Run Asset Risks*[M]. Dordrecht: Kluwer Academic, 1994.
- [30] Hartmann P, Straetmans S, Vries C G. Asset market linkages in crisis periods[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2004, 86(1): 313–326.

Strong financial supervision and evolution of extreme risk of non-bank financial institutions

MA Ya-ming, HU Chun-yang

School of Finance, Tianjin University of Finance and Economics, Tianjin 300222, China

Abstract: The extreme value theory model is introduced to measure the extreme risk probability and the extreme risk network connectedness degree of listed non-bank financial institutions in China, and the extreme risk level of the whole financial system. After the implementation of strong financial regulatory in 2017, the extreme risk probability of the securities, trusts and insurance institutions have been reduced; the extreme risk network connectedness degree of these three types of institutions has been reduced, but further regulation is still needed; the extreme risk level of the whole financial system has also been reduced. The panel regression results show that: The strong financial supervision policy has significantly reduced the extreme risk network connectedness of non-bank financial institutions; the proportion of shadow banking has a U-shaped effect on the extreme risk network connectedness degree, and the optimal level is about 35 percent. Some non-bank financial companies need to further reduce the size of shadow banking. Regulators need to pay attention to regulatory boundaries, maintain the appropriate development of shadow banking business.

Key words: non-bank financial institutions; extreme risk connectedness; strong financial regulation; shadow banking; extreme value theory