

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

杨子晖 陈雨恬 谢锐楷

(中山大学岭南学院, 广东广州 510275; 中信证券股份有限公司, 广东深圳 518048)

摘 要: 本文采用 VaR、MES、CoVaR 以及 ΔCoVaR 四类风险测度方法, 对我国 A 股 56 家上市金融机构和房地产公司的系统性金融风险展开研究, 并结合前沿的风险溢出网络方法, 从静态与动态两个研究角度考察了我国金融风险的跨部门传染。研究结果表明, 四种风险测度指标均能准确识别出我国金融部门风险集聚的尾部事件, 而且金融体系整体上存在较为明显的跨部门风险传染效应。此外, 本文研究发现, 我国系统性风险溢出水平逐年攀升, 且传染中心在“银行钱荒”、“股市熔断机制”等事件中发生了相应改变, 其中, 在“钱荒事件”中, 银行部门等成为了风险传染的发源地; 而在“熔断机制”事件中, 房地产与证券部门则成为风险传染的网络中心。在此基础上, 我们提出了完善我国金融风险防范体系与监管机制的若干建议, 使得本文研究对于“防范跨市场、跨产品、跨机构的风险传染”具有重要的学术价值与现实意义。

关键词: 系统性金融风险; 风险测度; 跨部门风险传染; 风险溢出网络

JEL 分类号: G28, G01, C32 文献标识码: A 文章编号: 1002-7246(2018)10-0019-19

一、引 言

2007 年美国次贷危机爆发后迅速席卷全球, 给世界各国金融系统造成了重大的负面影响。对我国而言, 党的十八大以来, 我国强调“要把防控金融风险放到更加重要的位置”, 要“不断提高金融业竞争能力、抗风险能力、可持续发展能力, 坚决守住不发生系统性金融风险底线”。由此可见, 对我国金融机构的系统性金融风险展开深入研究并考察跨部门的风险溢出效应显然具有重要的学术价值与现实意义, 它不仅有助于我们更好地识别我国系统性金融风险的整体水平, 而且也为我国建立系统重要性金融机构的甄别标

收稿日期: 2018-01-20

作者简介: 杨子晖, 经济学博士, 教授, 中山大学岭南(大学)学院, Email: yangzhui@mail.sysu.edu.cn.

陈雨恬, 中山大学岭南学院金融硕士研究生, Email: chenyt98@mail2.sysu.edu.cn.

谢锐楷, 中山大学岭南学院金融硕士研究生, 中信证券股份有限公司, Email: xieruikai@cit-ics.com.

* 本文获得 2017 年度国家社会科学基金重大项目“基于结构性数据分析的我国系统性金融风险防范体系研究”(项目批准号: 17ZDA073) 的资助。感谢审稿人提出的宝贵意见, 当然文责自负。

准提供参考依据。此外,本文的研究也有助于我们进一步改进金融风险预警指标、完善我国系统性金融风险的防范体系。

自 2008 年国际金融危机以来,系统性金融风险的问题引起了各国当局以及学术界的广泛关注。系统性风险被认为是“导致市场大量参与者同时遭受严重损失,并且迅速扩散到系统中”的风险(Benoit et al., 2017)。目前包括巴塞尔协议在内的监管更多关注的是个体的金融风险,而对于整体的系统性金融风险缺乏足够的监控,从而使得金融体系容易受到宏观变量冲击(Acharya et al., 2017)。其中,“在险价值”(value-at-risk, VaR, J. P. Morgan, 1994)衡量的是在一定的持有期内和给定的置信水平下,金融资产的最大可能损失。作为传统的风险度量方法, VaR 计算简便,具备普适性和易评估性。然而现有的研究表明, VaR 无法充分刻画一个国家整体的金融风险,并可能低估了不同金融部门(机构)的风险溢出效应(Adams et al., 2014)。随着该领域研究的不断发展,以“边际期望损失法”(MES, Acharya et al., 2017)、“条件风险在值法”(CoVaR, Adrian and Brunnermeier 2016)以及 ΔCoVaR (Adrian and Brunnermeier 2016)等为代表的新一代风险测度方法被提出以衡量当金融市场陷入困境时,个体金融机构对于整体经济风险的贡献程度,并进一步刻画了系统性风险的整体水平。然而与 VaR 相类似, CoVaR 无法衡量超过特定的置信水平的潜在损失,且不具备可加性,难以对整个金融系统面临的系统性风险进行刻画(Acharya et al., 2012)。与此同时, ΔCoVaR 被认为更多地从统计层面而非经济学角度对系统性风险的成因进行讨论(Benoit et al., 2017)。此外, MES 测度方法反映了企业在金融危机发生的情况下需要补充的资本金,充分考虑了在危机时期时单个机构的风险情况,但忽略了金融机构的规模大小、杠杆比率和资本充足率等因素,在识别风险贡献时可能存在一定偏差(Brownlees and Engle 2017)。

另外,国内外学界基于上述新的度量方法从多个不同的角度展开了相关方面的研究。Karimalis and Nomikos(2018)使用了基于 Copula 函数的 ΔCoVaR 方法,检验了触发系统性风险事件的共同市场因素,并分析了规模、杠杆率和股票 Beta 值与机构对系统性风险贡献程度的关联程度。Laeven et al. (2016)基于 SRISK 等方法研究了银行规模及资本与系统性风险之间的关系,得出了系统性风险随着银行规模的增加而增加,并且与银行资本呈负相关的结论。最近, Varotto and Zhao(2018)采用了 SRISK 和 ES 等合成的综合性指标,考察了 2004 年至 2012 年美国 and 欧洲银行机构层面的系统性风险,分析表明一般的系统性风险指标主要受银行规模的影响,这意味着风险监管体系需要高度关注“大而不能倒”的机构。此外,代表性的研究还包括梁琪等(2013)、方意和郑子文(2016)、郭晔和赵静(2017)以及杨子晖和李东承(2018)等。

近年来,随着现代计量经济学方法的不断发展,从网络关联的角度来考察风险传染效应成为该领域新的研究视角,其中 Diebold and Yilmaz(2012, 2014)构建了风险溢出网络分析方法,以考察金融市场的波动溢出效应。借助该风险传染分析框架,我们不仅可以刻画不同金融部门中的风险传染力度或关联程度,而且也可以甄别风险传染的中心来源(Maghyreh et al., 2016),从而为完善我国风险防范体系提供参考依据。该风险溢出分析

框架近期也得到了广泛重视,其中代表性的研究包括 Lundgren et al. (2018)、Berisha et al. (2018) 以及 Nishimura and Sun (2018) 等。此外,我国学者也基于该风险溢出框架对中国市场进行了相关研究。

纵观该领域的研究,现有的文献主要关注的是系统性金融风险的大小,而常常低估了金融机构之间的风险溢出效应(Adams et al. 2014),而且,现有风险溢出效应的文献主要关注的是银行部门的风险传染效应,而忽略了保险等其他重要机构。相关的研究表明(如 Allen and Gale (2007)),信贷资金的跨部门流动导致了金融风险在银行与保险机构之间进行传导(Adams et al. 2014),从而使得系统性金融风险可能存在显著的跨部门传染效应,这意味着如果我们只关注银行部门的风险溢出和传染问题,很可能会低估金融机构的风险溢出效应,从而弱化了金融部门风险所带来的实际影响;再者,现有的文献通常着重关注系统性风险的度量及影响因素研究,或侧重于考察金融市场(机构)的波动溢出效应,而较少在统一的框架下考察风险测度与风险传染的问题;与此同时,金融机构“太大而不能倒”(“too big to fail”)的传统观念正逐步向“太关联而不能倒”(“too interconnected to fail”)的思想转变,因此,现阶段从网络关联的角度来考察系统性金融风险的传染效应十分必要。鉴于此,本文采用“在险价值法”(VaR)、“边际损失预期法”(MES, Acharya et al. 2017)、“条件在险价值法”(CoVaR, Adrian and Brunnermeier 2016)以及“增量条件在险价值法”(ΔCoVaR, Adrian and Brunnermeier 2016),对我国 56 家主要上市金融机构和房地产公司的系统性金融风险进行测度,并在此基础上结合前沿的风险溢出网络方法(Diebold and Yilmaz 2012, 2014),从静态与动态两个研究视角深入考察我国金融体系跨部门的风险传染关系,并以“钱荒事件”、“熔断机制”为例,考察风险的传染路径、传递方向、溢出规模以及中心源头。在得出富有启发意义的结论的基础上,提出现阶段完善系统性金融风险监管机制的若干建议,从而使得本文研究具有重要的学术价值与现实意义。

二、模型设定、方法说明

(一) 风险溢出网络方法

本文以 Diebold and Yilmaz (2012, 2014) 提出的波动溢出方法作为风险传染分析的理论框架。该方法基于向量自回归模型,通过方差分解刻画不同变量间的风险传染关系。

Diebold and Yilmaz (2012, 2014) 首先考虑了一个协方差平稳的 N 变量 $\text{VAR}(p)$ 过程:

$$x_t = \sum_{i=1}^p \Phi_i x_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

其中 $\varepsilon \sim (0, \Sigma)$ 是独立同分布的干扰向量。对其进行移动平均得到:

$$x_t = \sum_{i=0}^{\infty} A_i \varepsilon_{t-i} \quad (2)$$

其中, $N \times N$ 系数矩阵 A_i 服从如下的递归公式:

$$A_i = \Phi_1 A_{i-1} + \Phi_2 A_{i-2} + \dots + \Phi_p A_{i-p} \quad (3)$$

其中, A_0 是 $N \times N$ 单位矩阵, 对于 $i < 0$ 有 $A_i = 0$ 。此外, 变量 x_j 对变量 x_i 的向前 H 期的广义预测误差方差 $\theta_{ij}^g(H)$ 可用以下公式表示:

$$d_{ij}^H = \frac{\sigma_{ii}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \sum e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \sum A_h' e_i)} \quad (4)$$

其中, $i, j = 1, 2, \dots, n$, σ_{ij} 为残差方差-协方差矩阵 Σ 的第 ii 个元素, e_i 表示第 i 个元素为 1, 而其余元素为 0 的 $(n \times 1)$ 列向量, H 表示预测期, 而 A_h 为移动平均式的系数。

基于广义方差分解的结果, 由部门 j 到 i 的风险传染效应 $C_{i \leftarrow j}^H$ 可由以下式子来定义:

$$C_{i \leftarrow j}^H = d_{ij}^H \quad (5)$$

与此同时, 部门 j 到 i 的风险净传染效应 (Net Contagion, NC) 可由以下式子来表示:

$$NC_{i \leftarrow j}^H = C_{i \leftarrow j}^H - C_{j \leftarrow i}^H \quad (6)$$

此外, 溢出矩阵中“FROM”所在列的元素表示变量 i 受到来自其它所有变量的风险传染效应 $C_{i \leftarrow \bullet}^H$:

$$C_{i \leftarrow \bullet}^H = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N d_{ij}^H = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N \left(\frac{\sigma_{ii}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \sum e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \sum A_h' e_i)} \right) \quad (7)$$

同时, 矩阵中“TO”所在行的元素表示变量 j 对其它所有变量的风险传染效应 $C_{\bullet \leftarrow j}^H$:

$$C_{\bullet \leftarrow i}^H = \sum_{\substack{i=1 \\ j \neq i}}^N d_{ij}^H = \sum_{\substack{i=1 \\ j \neq i}}^N \left(\frac{\sigma_{ii}^{-1} \sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \sum e_j)^2}{\sum_{h=0}^{H-1} (e_i' A_h \sum A_h' e_i)} \right) \quad (8)$$

在此基础上, 我们还可以计算出部门 i 对其他所有部门的净传染效应 NC_i^H :

$$NC_i^H = C_{\bullet \leftarrow i}^H - C_{i \leftarrow \bullet}^H \quad (9)$$

各个部门总的风险传染效应 C^H 可以表示为:

$$C^H = \frac{1}{N} \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^N d_{ij}^H \quad (10)$$

C^H 等同于我们对“FROM”所在行的元素或者“TO”所在列的元素进行加总并求均值。

基于以上网络拓扑方法的基本思想及相关公式定义, 构建出以下的风险传染矩阵:

	x_1	x_2	...	x_N	FROM
x_1	d_{11}^H	d_{12}^H	...	d_{1N}^H	$C_{i \leftarrow 1}^H$
x_2	d_{21}^H	d_{22}^H	...	d_{2N}^H	$C_{i \leftarrow 2}^H$
...
x_N	d_{N1}^H	d_{N2}^H	...	d_{NN}^H	$C_{i \leftarrow N}^H$
TO	$C_{\bullet \leftarrow 1}^H$	$C_{\bullet \leftarrow 2}^H$...	$C_{\bullet \leftarrow N}^H$	C^H

在以上 Diebold and Yilmaz(2014) 网络拓扑方法原理上 ,我们做了进一步的拓展 ,采用递归的预测方差分解分析方法(Yang and Zhou 2017) ,分别计算出由 1 期到 t 期以及由 1 期到 $t-1$ 期的风险传染效应 ,并定义边际净传染指数(Marginal Net Contagion , MNC) :

$$MNC_{t\ j\leftarrow j}^H = NC_{t\ j\leftarrow j}^H - NC_{t-1\ j\leftarrow j}^H \tag{11}$$

其中 , $NC_{t\ j\leftarrow j}^H$ 刻画了基于 t 期信息的由部门 j 到部门 i 的风险净传染 ,当 MNC 取值为正 ,则意味着发生在 t 期的一个新事件 ,使得净传染效应增加 ,反之 ,则意味着净传染效应减少。与此同时 ,基于以上 MNC 的定义 ,我们构建出以下的边际净传染矩阵:

	x_1	x_2	...	x_N
x_1	0	$MNC_{t\ 1\leftarrow 2}^H$...	$MNC_{t\ 1\leftarrow N}^H$
x_2	$MNC_{t\ 1\leftarrow N}^H$	0	...	$MNC_{t\ 2\leftarrow N}^H$
...
x_N	$MNC_{t\ N\leftarrow 1}^H$	$MNC_{t\ N\leftarrow 2}^H$...	0

(二) 数据说明

本文选取了 56 家 A 股上市公司的日度收益率和市值数据以及季度资产负债表数据 ,市场指数采用沪深 300 指数的日度收益率来衡量 ,样本区间为 2011 年 1 月 1 日至 2017 年 9 月 30 日 ,总共 1642 个交易日数据 ,数据均来源于 CSMAR 数据库。考虑到房地产行业的类金融属性 ,本文将房地产行业纳入大金融体系。

样本基于证监会行业分类 ,选取上市日期早于 2011 年 1 月 1 日的金融业以及房地产业中市值前五十六名的上市公司作为样本¹。选取的上市公司总市值占金融业及房地产业总市值的 81.94% ,较好地反映了我国上市金融部门的总体情况 ,样本选择具有良好的代表性。

样本包括金融业以及房地产业两大板块 ,具体涵盖了货币金融服务、资本市场服务、保险业、其他金融业以及房地产业五个部门 ,名单如表 1 所示²。

1 本文选取了其中市值前五十名的上市公司 ,并在基础上根据审稿人的意见增加了部分信托、资管公司 ,最终形成了五十六家样本公司。

2 表 1 依据 2018 年 1 季度证监会《上市公司行为分类》划分。此外 ,如果将样本区间变为 2007 年 1 月 1 日至 2017 年 9 月 30 日 ,此时样本个数为 38 家 ,结果仍然稳健。

表 1 样本上市公司名单

房地产业 (16 家)	货币金融服务 (16 家)	资本市场服务 (13 家)	保险业 (4 家)	其他金融业 (7 家)
万科 A	工商银行	中信证券	中国平安	五矿资本
保利地产	建设银行	海通证券	中国人寿	安信信托
华夏幸福	农业银行	中油资本	中国太保	陕国投 A
华侨城 A	中国银行	广发证券	天茂集团	九鼎投资
金地集团	招商银行	华泰证券		熊猫金控
陆家嘴	交通银行	招商证券		民生控股
荣盛发展	兴业银行	光大证券		爱建集团
泛海控股	浦发银行	国投资本		
新湖中宝	中信银行	兴业证券		
泰禾集团	民生银行	长江证券		
中天金融	光大银行	国元证券		
阳光城	平安银行	越秀金控		
雅戈尔	北京银行	绿庭投资		
金融街	华夏银行			
金科股份	宁波银行			
中南建设	南京银行			

三、实证结果与分析

(一) 系统性金融风险的分行业测度

首先,本文采用“在险价值法”(VaR)、“边际损失预期法”(MES)、“条件在险价值法”(CoVaR)以及“增量条件在险价值法”(ΔCoVaR)分别对各个部门的系统性金融风险进行测度,并由此对我国各金融部门的系统性金融风险展开进一步分析。我们基于算数平均的原则,计算出各部门 VaR、MES、CoVaR 以及 ΔCoVaR 风险度量指标,并将结果展示在图 1 中。同时,为了便于识别,我们用灰色阴影区域标识各测度指标发生明显波动的区间。

如图 1 所示,整体上来看 VaR 与 MES 指标对于系统性风险的敏感性更强,波动较 CoVaR 以及 ΔCoVaR 更加明显,同时,基于这四种不同测度方法我们得到了一致的结论。其中,银行部门的四个风险度量指标在 2012 年底均呈现明显上升,在 2013 年达到了阶段性的高位。究其原因,这是由于宏观经济下行压力逐步显现,银行不良资产不断增加,并伴随 2013 年中期爆发的钱荒事件而达到阶段性峰值。此外,在 2015 年股市大幅动荡期

间以及2016年因熔断机制而引发的股市震荡时期,银行部门的风险水平也快速攀升。同时,我们还发现,2017年以来银行部门的风险测度指标逐渐回落,显示出现阶段我国银行部门整体风险处于相对可控的水平。

对于证券部门而言,系统性风险指数在2014年年底呈现阶段性上升,这意味着证券行业的金融风险也随之增加。此后,证券部门的各度量指标在2015年“千股跌停”的股市动荡时期达到了历史峰值。而且,在2016年1月由于熔断机制引发股市下跌时,四个指数均再度上升至历史高位。类似地,保险、房地产部门的四个指标也分别在2014年年底、2015年7月及2016年1月达到阶段性高点。除此之外,由图1我们还可以发现房地产部门MES指数和VaR指数分别在2013年3月国务院出台《关于继续做好房地产市场调控工作的通知》调控政策不断加码以及6月银行钱荒促使购房贷款利率全面上调对房地产产生了一定的负面影响时,达到了两个阶段性高峰。与此同时,其他金融行业的MES指数和VaR指数也在2013年6月达到了阶段性的小高点。这是由于银行间资金面紧张、资金利率走高,信托、资管、私募等金融机构受到了钱荒的风险冲击。同样,在2015年6月中国股市动荡时期和2016年1月熔断机制出台时,四个风险度量指标均升至历史性高峰。

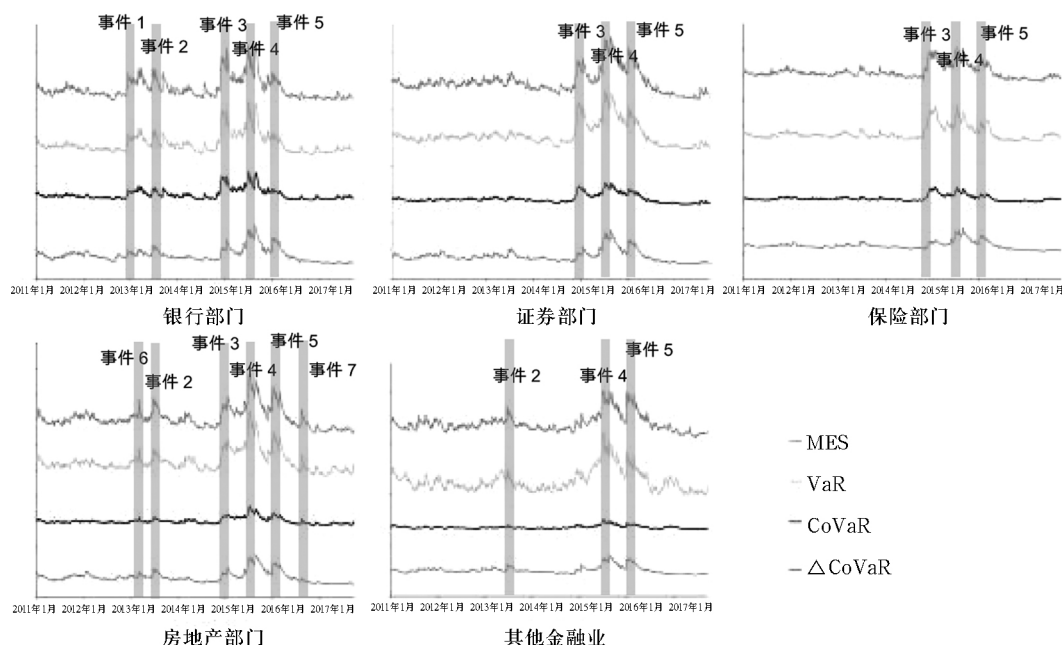


图1 各部门的系统性风险走势

注:(1)图中所用VaR为95%的置信水平下的“在险价值”;(2)图中所用CoVaR为95%置信水平下的“条件在险价值”;(3)图中所用 ΔCoVaR 为使用DCC-GARCH模型在95%置信水平下计算得出;(4)事件1:银行不良资产不断增加,时间为2012年12月;事件2“历史性银行钱荒”事件,时间为2013年6月;事件3:美国正式结束量化宽松政策,时间为2014年11月;事件4:中国A股市场“千股跌停”的重大股市动荡事件,时间为2015年6月;事件5“股市熔断机制”等事件,时间为2016年1月;事件6:国务院出台《关于继续做好房地产市场调控工作的通知》时间为2013年3月;事件7:上海诞生国内最贵“高价地”,时间为2016年8月。

(二) 系统性金融风险的整体测度与排序分析

我们基于所有样本公司风险度量指标的平均值,构建我国金融机构整体系统性风险的衡量指标,将其在图 2 中画出。基于不同测度方法我们依然得出了一致的结论。图 2 表明,金融体系的整体风险在 2013 年出现了两个小峰值,其中,第一个阶段性高点出现在 3 月初,银行和房地产部门的风险大幅上升时期;第二个峰值则出现在 6 月,钱荒事件导致了金融机构整体风险的攀升。与此同时,在 2015 年中后期股市动荡和 2016 年年初熔断机制造成的千股跌停期间,基于 MES、VaR、CoVaR 以及 ΔCoVaR 指标所测度的金融风险显著攀升。进入 2017 年后,四个指数逐步下降,并在下半年逐步回落至近七年来的历史低点。

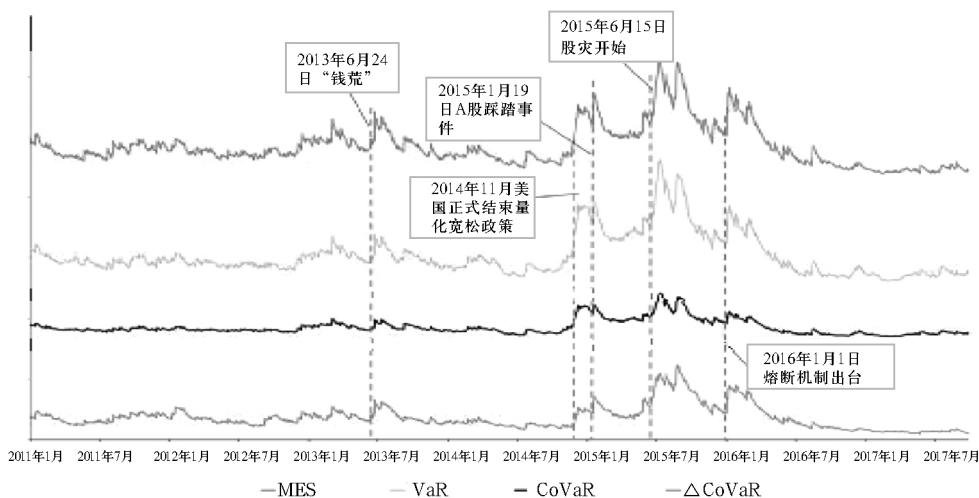


图 2 金融系统的系统性风险测量走势

注: (1) 图中所用 VaR 为 95% 的置信水平下的“在险价值”; (2) 图中所用 CoVaR 为 95% 置信水平下的“条件在险价值”; (3) 图中所用 ΔCoVaR 为使用 DCC-GARCH 模型在 95% 置信水平下计算得出。

在前文分析的基础上,我们分别依据 MES、VaR、CoVaR 以及 ΔCoVaR 测度值的大小对金融部门的风险进行排序,并将结果列于表 2。可以发现,对于 MES、VaR 和 CoVaR 而言,房地产行业由于其上市公司众多,杠杆率较高,资本损失概率较大,自 2011 年以来基本均为系统性风险最高的部门,证券部门与银行部门的风险则次之。这意味着在我国的金融体系中,房地产业、证券业和银行业均存在明显的金融风险隐患。

与此同时,我们还发现, MES 和 VaR 的排序结果基本一致,与 CoVaR 指标的测度结果仅在银行和证券的风险大小上不同。究其原因,这是由于 MES 强调金融系统在危机时期的变化对单个机构产生的风险影响,而 CoVaR 则更侧重于刻画个体机构所贡献的系统性风险的边际变化,这意味着我国银行部门在危机时期的风险的边际变化更高,而金融危机对证券部门产生了更大的冲击。与此同时,基于 ΔCoVaR 方法的测度分析中,银行部门成为金融系统中系统性风险最高的部门,而证券行业次之,其他金融业的风险最低。相关研

究表明,不同测度指标对时间序列中信息的侧重程度不同,因此基于不同指标的系统性风险排序会有所差异,但总体测度结果大致相同(Girardi and Ergün ,2013; Benoit et al. , 2017)。此外,不同危机期间的测算结果也会有所不同,风险排名也会因此发生相应的变化(Sedunov ,2016; Nucera et al. ,2016)。除此之外,不少同时使用 MES、 ΔCoVaR 以及 SRISK 等多种方法度量系统性风险并探讨其影响因素的文献均表明(如 Lin et al. ,2018; Löffler and Raupach 2018) ΔCoVaR 与其他方法的风险测度结果差别较大。

表 2 中国金融部门的系统性金融风险排序

	排名	2011 年	2012 年	2013 年	2014 年	2015 年	2016 年	2017 年
MES	1	房地产	房地产	房地产	房地产	房地产	房地产	房地产
	2	证券	证券	证券	证券	证券	证券	证券
	3	银行	银行	银行	银行	银行	银行	银行
	4	其他	其他	其他	其他	其他	其他	其他
	5	保险	保险	保险	保险	保险	保险	保险
VaR	1	房地产	房地产	房地产	房地产	房地产	房地产	房地产
	2	证券	证券	证券	证券	证券	证券	证券
	3	银行	银行	银行	银行	银行	其他	银行
	4	其他	其他	其他	其他	其他	银行	其他
	5	保险	保险	保险	保险	保险	保险	保险
CoVaR	1	房地产	房地产	房地产	房地产	银行	房地产	房地产
	2	银行	银行	银行	银行	房地产	银行	银行
	3	证券	证券	证券	证券	证券	证券	证券
	4	其他	其他	其他	其他	其他	其他	其他
	5	保险	保险	保险	保险	保险	保险	保险
ΔCoVaR	1	银行	银行	银行	银行	银行	银行	银行
	2	证券	证券	房地产	证券	证券	证券	证券
	3	房地产	房地产	证券	房地产	房地产	房地产	房地产
	4	保险	保险	其他	保险	保险	其他	保险
	5	其他	其他	保险	其他	其他	保险	其他

(三) 跨部门风险溢出效应的静态研究

在以上风险测度的基础上,我们采用了 Diebold and Yilmaz(2012 ,2014) 提出的风险传染网络方法来考察我国各个金融部门的风险传染及其动态演变关系。White et al. (2015) 、Wang et al. (2017) 基于 VaR 指标考察资本市场之间以及金融机构之间的风险溢出效应,与此同时,Hardle et al. (2016) 则采用了 CoVaR 指标对金融机构的风险传染效应

进行研究,并进一步指出,CoVaR 指标中的“Co”代表“条件的”(Conditional)、“传染的”(Contagion)以及“共同变动”(Comovement),因此,CoVaR 可以成为衡量风险溢出效应的有效代理变量。有鉴于此,遵循该领域的研究惯例,本文以各部门 VaR 与 CoVaR 指标作为系统性金融风险的衡量指标,并结合尾部事件考察风险传染的方向、力度、源头等核心问题。在此研究过程中,最新发展的网络拓扑方法的运用,既可以帮助我们正确地刻画不同金融部门中的风险传染的关联程度,而且也有助于我们有效甄别风险传染的中心来源(Maghyreh et al., 2016),从而为完善我国风险防范体系提供重要的参考依据。

首先,我们对各个部门的风险测度指标建立了广义向量自回归模型,并基于 SC 准则(Schwarz Criterion)为 VAR 模型选择最优的滞后阶数,同时设定预测期为 10 天(即两周的交易时间),在此基础上结合风险溢出矩阵考察各个金融部门的风险传染关系。与此同时,中国 A 股市场在 2015 年上半年一路上涨,上证综指在 6 月 12 日达到了七年来的历史高点,然而,从下一个交易日 6 月 15 日开始,中国股票市场急转直下,开始经历剧烈震荡,直至 2016 年 6 月 30 日,上证综指由原来的 5000 余点暴跌至不足 3000 点,跌幅超过 40%,因此,我们将 2015 年 6 月 15 日-2016 年 6 月 30 日定义为中国股市动荡时期,以在进行全样本分析的同时重点考察在中国股市动荡时期的风险传染关系。该时期的划分也与 Fang et al. (2018) 等的研究相一致。

表 3 报告了预测期为 10 天的 5×5 的风险溢出矩阵,其中主对角线的元素刻画了来自自身扰动的冲击,而非主对角线上的元素则衡量了两两交互(pairwise)的有方向的风险溢出效应。其中,FROM 代表各行对应部门受到其他部门的总风险溢出,TO 衡量的是列所在部门对其他部门的总风险溢出。此外,各个溢出矩阵的右下角元素衡量的是金融体系的风险传染(溢出)指数,它等于所有 FROM 元素加总或者所有 TO 元素加总的均值。

表 3 跨部门风险传染效应的矩阵分析

全样本分析(基于 VaR 测度方法)							股市动荡时期分析(基于 VaR 测度方法)					
部门	银行	证券	保险	其他	房地产	FROM	银行	证券	保险	其他	房地产	FROM
银行	43. 61	16. 76	18. 15	8. 38	13. 11	56. 39	35. 56	15. 55	21. 02	9. 57	18. 29	64. 44
证券	13. 16	36. 17	18. 99	15. 15	16. 53	63. 83	15. 21	25. 26	20. 88	17. 64	21. 02	74. 74
保险	14. 32	18. 51	44. 47	9. 73	12. 98	55. 53	17. 90	15. 84	30. 97	14. 23	21. 07	69. 03
其他	7. 23	15. 78	12. 20	49. 29	15. 50	50. 71	12. 29	18. 11	19. 85	27. 81	21. 95	72. 19
房地产	11. 73	18. 25	14. 97	14. 04	41. 00	59. 00	14. 97	17. 73	20. 23	15. 10	31. 97	68. 03
TO	46. 45	69. 30	64. 31	47. 29	58. 13	57. 09	60. 37	67. 23	81. 97	56. 53	82. 34	69. 69

续表												
全样本分析(基于 CoVaR 测度方法)							股市动荡时期分析(基于 CoVaR 测度方法)					
部门	银行	证券	保险	其他	房地产	FROM	银行	证券	保险	其他	房地产	FROM
银行	41. 32	16. 68	19. 70	9. 18	13. 12	58. 68	34. 89	15. 03	23. 82	8. 10	18. 16	65. 11
证券	13. 96	36. 17	19. 20	14. 89	15. 78	63. 83	17. 42	25. 24	23. 44	13. 85	20. 05	74. 76
保险	17. 62	19. 79	40. 86	9. 11	12. 62	59. 14	23. 44	15. 74	30. 53	10. 05	20. 24	69. 47
其他	8. 36	16. 19	11. 34	48. 68	15. 43	51. 32	15. 28	16. 04	21. 40	25. 13	22. 15	74. 87
房地产	12. 98	18. 31	14. 39	13. 18	41. 14	58. 86	17. 62	16. 58	20. 65	12. 66	32. 50	67. 51
TO	52. 92	70. 96	64. 63	46. 36	56. 95	58. 37	73. 77	63. 39	89. 30	44. 66	80. 60	70. 34

表 3 的分析结果显示 ,无论基于 VaR 还是 CoVaR 指标 ,我们均得到了一致的结论。首先 ,从指标 FROM 来看 ,证券部门在整体样本期内受到的外部风险传染程度最高 ,达到 63. 83% ,而其他金融部门受到的风险溢出程度相对较低 ,分别为 50. 71% 与 51. 32% 。而从 TO 指标来看 ,证券部门对外的风险溢出效应最为明显 ,分别达到了 69. 30% 与 70. 96% ,而银行与其他金融部门对外风险溢出的程度最小。此外 ,我们也发现股市动荡期间 ,房地产与保险部门成为金融风险的输出者 ,而证券部门则成为风险最大的接受者 ,达到了 75% 左右。此外 ,从风险总溢出程度来看 ,我国金融体系整体上存在较为明显的风险传染效应 ,并且在股市动荡时期 ,各个部门间的风险传染程度明显上升 ,总溢出指数由整体样本的 57. 09% 与 58. 37% 分别上升至股市动荡时期的 69. 69% 与 70. 34% 。

本文研究发现 ,各个金融部门之间存在明显的风险溢出效应 ,比重高达 50 – 70% ,究其原因 ,这是由于本文采用 VaR、CoVaR 来考察跨部门的风险传染 ,实际上是对“尾部驱动”(tail – driven) 的极端风险传染效应展开研究(White et al. 2015; Wang et al. 2017; Härdle et al. 2016) 。相关的文献分析发现 ,在极端事件时期 ,由于恐慌情绪弥漫以及投资者信心下降 ,使得资本市场产生了显著的跨部门、跨机构的风险传染效应(Wang et al. , 2017) ,而在本文研究的样本时期内 ,中国股票市场经历了多次大幅下跌 ,极端尾部事件的频发使得中国资本市场呈现出显著的跨部门风险溢出效应。

在上述矩阵分析的基础上 ,我们进一步考察了 5 个部门在整体样本与股市动荡时期风险传染的净效应 ,并将基于 VaR 与 CoVaR 测度方法的排序分析结果列于表 4。由表 4NET 指标的分析结果我们可以看出 ,在整体样本时期内 ,证券与保险行业均为风险净输出者 ,而银行则受到风险净溢出的最大冲击。始于 2015 年 6 月中国股市动荡时期 ,除了保险部门 ,房地产成为了对外风险净溢出的主要部门 ,而证券部门则由风险的净输出者成为了净接受者 ,其他金融部门位居最后 ,受到了风险传染净溢出的明显冲击。

表 4 风险传染净输出者与接收者的排序分析

全样本分析(基于 VaR 测度方法)						全样本分析(基于 CoVaR 测度方法)					
排序	行业	NET	TO	FROM	GROSS	排序	行业	NET	TO	FROM	GROSS
1	保险	8.8	64.3	55.5	119.8	1	证券	7.1	71.0	63.8	134.8
2	证券	5.5	69.3	63.8	133.1	2	保险	5.5	64.6	59.1	123.8
3	房地产	-0.9	58.1	59.0	117.1	3	房地产	-1.9	56.9	58.9	115.8
4	其他	-3.4	47.3	50.7	98.0	4	其他	-5.0	46.4	51.3	97.7
5	银行	-9.9	46.4	56.4	102.8	5	银行	-5.8	52.9	58.7	111.6

股市动荡时期分析(基于 VaR 测度方法)						股市动荡时期分析(基于 CoVaR 测度方法)					
排序	行业	NET	TO	FROM	GROSS	排序	行业	NET	TO	FROM	GROSS
1	房地产	14.3	82.3	68.0	150.4	1	保险	19.8	89.3	69.5	158.8
2	保险	12.9	82.0	69.0	151.0	2	房地产	13.1	80.6	67.5	148.1
3	银行	-4.1	60.4	64.4	124.8	3	银行	8.7	73.8	65.1	138.9
4	证券	-7.5	67.2	74.7	142.0	4	证券	-11.4	63.4	74.8	138.1
5	其他	-15.7	56.5	72.2	128.7	5	其他	-30.2	44.7	74.9	119.5

(四) 跨部门风险溢出效应的动态研究

在上述全样本静态分析的基础上,我们采用“递归估计分析”方法(Recursive Estimation, Yang and Zhou 2017)来研究中国各个金融部门的风险溢出效应,从动态分析的角度考察系统性金融风险传染关系的渐进演变。我们计算出中国系统性金融风险传染指数,并将其列于图 3。需要说明的是,该动态分析是基于 CoVaR 测度指标进行,而基于 VaR 测度指标的分析结论依然稳健³。

图 3 的动态分析结果显示,自 2013 年以来,中国系统性金融风险溢出指数逐步攀升,风险跨部门传染效应明显增强,而且,伴随着 2013 年 6 月“银行钱荒”、2015 年 1 月的 A 股“1·19”以及 2016 年 1 月“股市熔断机制”等事件,中国资本市场剧烈震荡,而系统性金融风险也在各个金融部门间蔓延开来,风险传染指数由此呈现出跳跃式的增长。此外,我们还发现,自 2015 年 6 月起,“千股跌停”的重大股市动荡事件频频发生,例如在 2015 年 7 月 1 日股票跌停个数达到了 941 个,而同年 7 月 27 日与 8 月 25 日, A 股市场分别有 1765 与 2018 只股票跌停,金融风险传染指数更是快速攀升,并在高位徘徊,这也使得防范跨部门风险传染,守住不发生系统性金融风险的底线,成为了当前新常态经济下面临的迫切问题。

³ 为节省篇幅,我们并没有报告基于 VaR 测度指标的分析结果,有兴趣的读者可向作者索取。

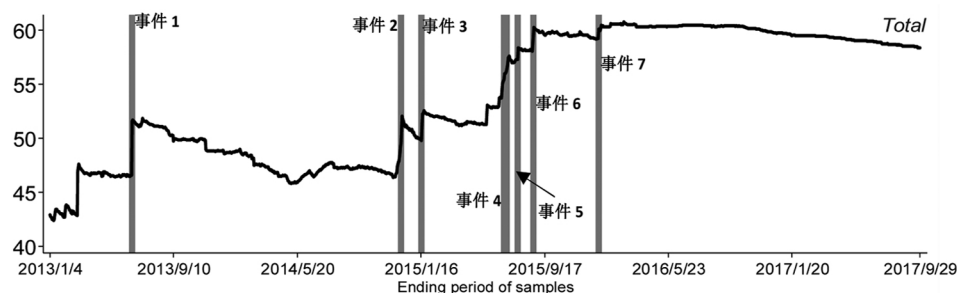


图3 中国系统性金融风险传染的动态分析

注:事件1:2013年6月24日“银行钱荒”事件,沪指跌5.37%;事件2:2014年12月9日中国股市大跌,沪指跌幅7.11%;事件3:2015年1月19日A股“1·19”,沪指跌幅9.04%;事件4:2015年7月1日中国股市大跌,沪指跌幅4.52%;事件5:2015年7月27日中国股市大跌,沪指跌幅8.14%;事件6:2015年8月25日中国股市大跌,沪指跌幅7.17%;事件7:2016年1月4日“股市熔断机制事件”,沪指跌幅5.98%。

类似的,基于“递归估计分析”方法,我们从动态分析的角度估算出各个金融部门对外的风险溢出指数。需要说明的是,该动态分析仍然是基于CoVaR测度指标进行,而基于VaR测度指标的分析结论依然不变。由图4可以看出,银行部门在2013年的“钱荒事件”产生了显著的风险溢出效应,其对应的风险传染指数迅速攀升,并在2015年股市动荡期间创下近七年来的新高,进入2017年以后,银行部门对外的风险溢出水平呈现平稳的回落。与此同时,房地产部门也因“钱荒事件”、2015年股市重大股市动荡以及“熔断机制”等事件,产生了跨部门的风险传染效用,并一直处于高位溢出态势。此外,证券部门、保险部门与其他部门也常常因相关的“尾部事件”加剧了其对外的风险输出。

(五) 系统性金融风险跨部门传染的网络分析

在以上动态研究的基础上,我们从网络分析的角度进一步考察系统性金融风险跨部门的传染效应,具体而言,我们将围绕一些极端事件考察系统性风险在各个金融部门之间的传递路径、传递强度以及风险中心,从而为建立系统性金融风险的预警与应急机制提供参考依据。

在2013年6月,中国金融业遭遇了“银行钱荒”事件,银行部门面临了资金紧缺的局面,隔夜拆借利率更是迅速飙升,并于6月20日达到了创历史新高的30%,导致了恐慌情绪的迅速蔓延,投资者在6月24日大量抛售银行股,一些银行股相继跌停,并波及包括房地产、保险在内的整个金融板块。

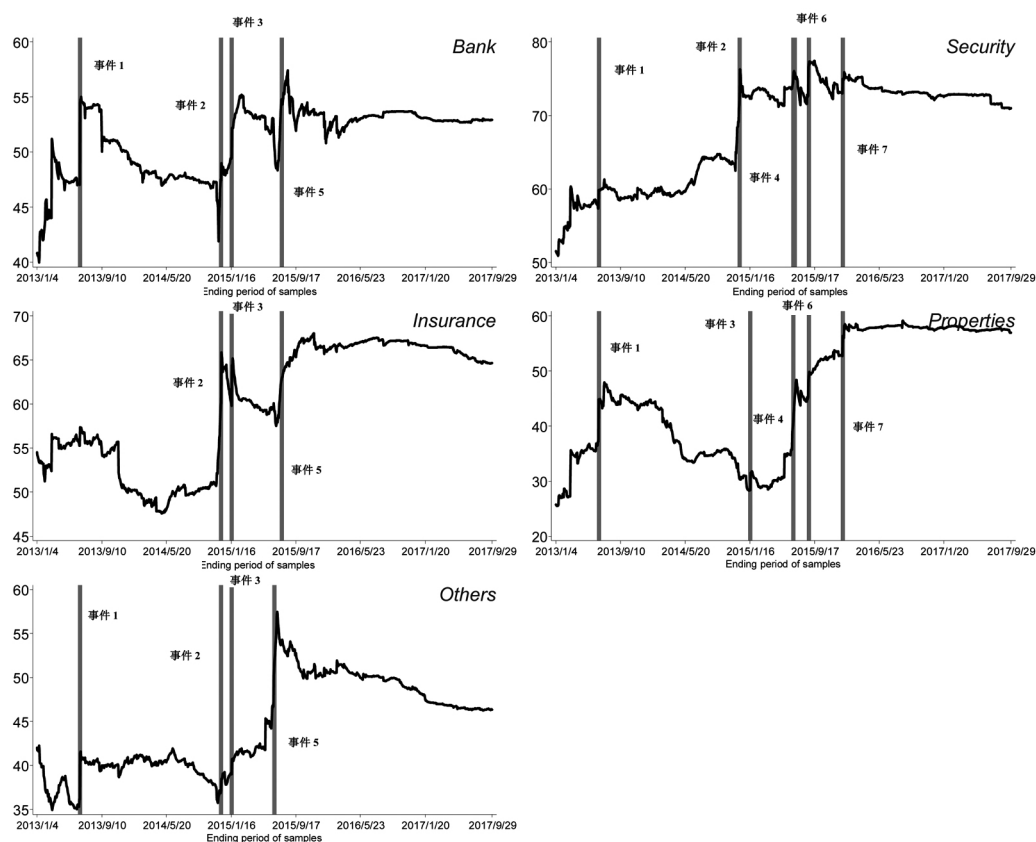


图 4 各金融部门风险溢出效应的动态分析

注: 事件 1: 2013 年 6 月 24 日“银行钱荒”事件, 沪指大跌 5.37%; 事件 2: 2014 年 12 月 9 日中国股市大跌, 沪指跌幅 7.11%; 事件 3: 2015 年 1 月 19 日 A 股“1·19”事件, 沪指跌幅 9.04%; 事件 4: 2015 年 7 月 1 日中国股市大跌, 沪指跌幅 4.52%; 事件 5: 2015 年 7 月 27 日中国股市大跌, 沪指跌幅 8.14%; 事件 6: 2015 年 8 月 25 日中国股市大跌, 沪指跌幅 7.17%; 事件 7: 2016 年 1 月 4 日“股市熔断机制事件”, 沪指跌幅 5.98%。

表 5 边际风险净溢出效应的矩阵分析(基于“银行钱荒”事件)

基于 VaR 测度方法						基于 CoVaR 测度方法				
行业	银行	证券	保险	其他	房地产	银行	证券	保险	其他	房地产
银行	0.000	-1.016	0.152 [*]	-0.134	-0.382	0.000	-0.933	-0.856	-0.613	-0.141
证券	1.016 ^{***}	0.000	0.625 ^{***}	-0.279	0.425 ^{**}	0.933 ^{***}	0.000	0.044	-0.424	0.586 ^{***}
保险	-0.152	-0.625	0.000	-0.528	0.008	0.856 ^{***}	-0.044	0.000	-0.211	0.974 ^{***}
其他	0.134	0.279 ^{**}	0.528 ^{**}	0.000	0.349 ^{**}	0.613 ^{***}	0.424 ^{**}	0.211 [*]	0.000	0.614 ^{***}
房地产	0.382 ^{**}	-0.425	-0.008	-0.349	0.000	0.141 [*]	-0.586	-0.974	-0.614	0.000

注: ***、**、* 分别代表进入第 1 个、第 5 个和第 10 个百分位数的 MNS。

我们对 2013 年 6 月 24 日的“钱荒事件”展开两两交互(pairwise)的边际净溢出效应

分析,由此得到了边际风险净溢出矩阵,以考察在事件发生前后市场之间风险传染的动态演变。如果 $MNS_{i \leftarrow j}^H$ 取值为正,则意味着在该交易日由部门 j 到 i 的波动净溢出增加,反之,则意味着减少。为了刻画出市场之间显著的波动传递变化,我们对2013年1月到2017年9月的每个交易日展开边际净溢出效应分析,并对绝对值由大到小进行排序分析。

基于 VaR 指标的边际风险净溢出效应分析显示在6月24日股市市场震荡当天,银行部门对证券、房地产风险溢出的增量均进入到第1个(或者第5个)百分位数。另外,保险部门对银行、证券以及其他部门的风险溢出效应显著增加。房地产部门同样是风险传染的重要来源。与此同时,基于 CoVaR 指标的分析结果则表明,银行对剩余的4个部门风险传染的增量均进入到第1个(或者第5个、第10个)百分位数。此外,由房地产到证券、保险以及其他金融部门的风险传染效应显著增加,这就意味着因“钱荒事件”,银行、房地产成为风险传染的中心。

结合以上分析结果,我们画出了波动溢出的动态演变图,图5中的各个节点分别代表了不同的金融部门,而且部门对应节点越大,意味着该部门到其他部门的风险净溢出增加越明显。同时,粗、中、细边分别代表了第1个、第5与第10个百分位数的边际净溢出效应(MNS),连线越粗,则意味着它们之间的风险传染效应的增量越大。此外,为了方便分析,对于银行部门所显著影响的机构,我们用虚线连线表示。由图5(a)我们可以清楚地看出,“钱荒事件”不断发酵的2013年6月24日,银行与保险部门所在的节点最大,成为了风险传染的中心,与此同时,图5(b)基于 CoVaR 指标的分析结果则表明,由银行到其他四个部门的风险净溢出效应显著增加,是银行“钱荒”事件中风险传染的中心部门,而房地产部门则紧随其后,成为了跨部门风险传染的另一网络中心。

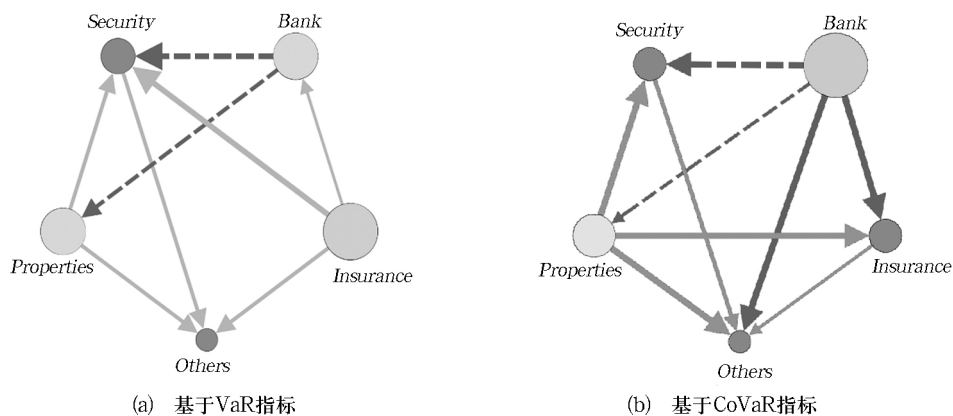


图5 边际风险净溢出的网络分析(基于“银行钱荒”事件)

证监会于2015年12月宣布在2016年1月1日正式实施股市熔断机制,具体而言,该机制以沪深300为熔断基准指数,并分别采用了5%与7%作为自动停盘的熔断阈值。在新年的第一个交易日(1月4日),沪深300先后突破了5%与7%的熔断阈值,股市暂停交易。在股市于1月7日再次因“熔断”而提前休市之后,监管部门宣布退出“指数熔断机制”。

表 6 风险净溢出效应的矩阵分析(基于“熔断机制”事件)

基于 VaR 测度方法						基于 CoVaR 测度方法				
行业	银行	证券	保险	其他	房地产	银行	证券	保险	其他	房地产
银行	0.000	0.516 **	0.107	0.506 **	1.068 ***	0.000	0.569 **	0.110	0.341 **	0.970 ***
证券	-0.516	0.000	-0.805	-0.266	0.791 ***	-0.569	0.000	-0.689	-0.732	0.425 **
保险	-0.107	0.805 ***	0.000	0.539 **	1.295 ***	-0.110	0.689 ***	0.000	0.253 **	1.003 ***
其他	-0.506	0.266 **	-0.539	0.000	0.920 ***	-0.341	0.732 ***	-0.253	0.000	1.112 ***
房地产	-1.068	-0.791	-1.295	-0.920	0.000	-0.970	-0.425	-1.003	-1.112	0.000

注: **、*、* 分别代表进入第 1 个、第 5 个和第 10 个百分位数的 MNS。

为了考察因“熔断机制”引发的系统性风险在各个金融部门之间的传递路径、传递强度以及风险中心,我们首先对 2016 年 1 月 4 日展开两两交互(pairwise)的边际净溢出效应分析。由表 6 可以看出,无论是基于 VaR 测度方法还是基于 CoVaR 测度方法的分析结果均保持一致,即在熔断机制正式实施的第一个交易日,房地产部门对其余 4 个部门的风险传染效应显著增强,并进入了前 1 个或者前 5 个百分位数。除了房地产部门,证券同样是对外风险输出的重要部门,其对银行、保险以及其他金融部门的冲击显著增加,其对应的 MNS 均进入前 10 的百分位。类似,我们基于表 6 画出了其对应的动态网络图,由图 6 可以看出,房地产与证券成为了风险传染网络的中心,而银行与保险部门则受到了风险传染的显著冲击。

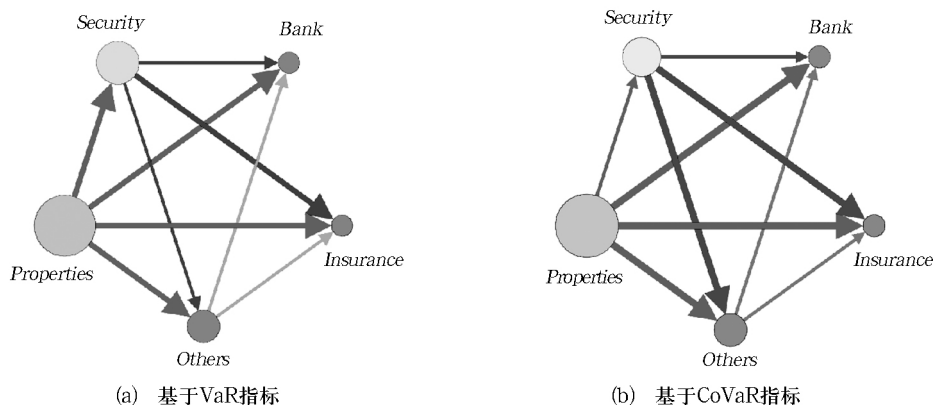


图 6 边际风险净溢出的网络分析(基于“熔断机制”事件)

四、结论与建议

本文采用 MES、VaR、CoVaR 以及 ΔCoVaR 四种风险测度方法研究发现,各个测度指标均能够准确识别出我国 2013 年“银行钱荒”、2015 年中后期“股市动荡时期”以及 2016

年初期“熔断机制”等标志性事件,体现了上述方法在测度我国系统性金融风险水平的有效性与可靠性。

与此同时,分部门的研究结果显示,银行部门的四个风险度量指标在2012年底和2013年中期爆发的钱荒事件时达到阶段性峰值。在2015年股市动荡期间以及2016年熔断机制时期,银行系统性风险水平同样快速攀升。此外,2017年以来银行部门的风险测度指标逐渐回落,现阶段我国银行部门整体风险处于相对可控的水平。对于房地产部门,其风险测度指标也在2013年房地产调控政策不断加码以及银行钱荒时期出现了阶段性高峰。此外,证券、保险部门以及其他金融行业的系统性金融风险在2015年股市动荡期间以及2016年初呈现出类似的演变趋势。在此基础上我们基于不同测度指标对金融部门的风险进行排序。从整体来看,房地产行业自2011年以来基本均为系统性风险最高的金融部门。证券部门与银行部门的风险则次之。

在以上风险测度的基础上,我们采用了前沿的风险传染网络方法(Diebold and Yilmaz 2012, 2014)考察中国跨部门的风险传染效应及其动态演变关系。全样本的静态分析结果显示,我国金融体系整体上存在较为明显的跨部门风险传染效应,并且在2015年股市动荡时期各个部门之间的风险传染程度明显上升。从分部门的角度看,在整体样本内证券部门对外的风险溢出效应最为明显,银行与其他金融部门对外风险溢出的程度最小。此外,我们也发现在股市动荡期间,房地产与保险部门成为金融风险的输出者,证券部门则成为风险最大的接受者。

在整体样本内,证券部门对外的风险溢出效应最为明显,究其原因,这是由于我国证券行业中机构投资者占比较少且存在大量高负债投资者,市场尚不能准确定价,风险承受能力较差,易在受到冲击时产生过度反应与羊群效应,金融风险通过投资者间债权债务关系以及恐慌情绪而快速扩散。同时,近年来大型地产公司纷纷参股、控股金融机构,成立、并购产业基金,房地产行业与金融市场深度融合。由于房地产行业上市公司杠杆率较高,行业中的风险隐患极易导致其他部门的资产质量进一步恶化,使得房地产部门在股市动荡期间成为金融风险的输出者。

从动态分析的角度来看,自2013年以来,中国系统性金融风险溢出指数逐步攀升,而且伴随着“银行钱荒”、“股市熔断机制”等事件,风险跨部门传染效应显著增强,并在高位徘徊,这也使得防范跨部门风险传染成为了当前新常态经济下面临的迫切问题。最后,我们以“钱荒事件”、“熔断机制”为例,考察系统性风险传染的动态网络变化。分析表明系统性风险传染中心并非一成不变,在“钱荒事件”中,由银行、房地产到其他部门的风险净溢出效应显著增加,成为了风险传染的发源地;而在“熔断机制”事件中,房地产与证券成为风险传染网络的中心,银行与保险部门则受到了风险溢出的显著冲击。

参考文献

- [1]方意和郑子文.2016,《系统性风险在银行间的传染路径研究——基于持有共同资产网络模型》,《国际金融研究》第6期,第61~72页。

- [2]郭晔和赵静 2017,《存款竞争、影子银行与银行系统风险——基于中国上市银行微观数据的实证研究》,《金融研究》第 6 期,第 81~94 页。
- [3]梁琪、李政和郝项超 2013,《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》,《金融研究》第 9 期,第 56~70 页。
- [4]杨子晖和李东承 2018,《我国银行系统性金融风险研究——基于“去一法”的应用分析》,《经济研究》第 8 期,第 36~51 页。
- [5]Acharya, V., Pedersen, L. H., Philippon T. and Richardson, M. 2017. “Measuring Systemic Risk.” *The Review of Financial Studies*, 30: 2~47
- [6]Acharya, V.; Engle, R. and Richardson, M. 2012. “Capital Shortfall: A New Approach to Ranking and Regulating Systemic Risks.” *American Economic Review*, 3: 59~64.
- [7]Adams, Z., Füss, R. and Gropp, R. 2014. “Spillover Effects among Financial Institutions: A State – Dependent Sensitivity Value – at – Risk Approach.” *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 3: 575~598.
- [8]Adrian, T. and Brunnermeier M. K. 2016. “Covar.” *American Economic Review*, 7: 1705~1741.
- [9]Allen, F. and Gale, D. 2007. “Systemic Risk and Regulation.” NBER working paper.
- [10]Benoit, S.; Colliard, J. E.; Hurlin, C. and Perignon, C. 2017. “Where the Risks Lie: A Survey on Systemic Risk.” *Review of Finance*.
- [11]Berisha, E.; Meszaros, J. and Olson, E. 2018. “Income Inequality, Equities, Household Debt, and Interest Rates: Evidence from A Century of Data.” *Journal of International Money and Finance*, 80: 1~14.
- [12]Brownlees, C. T.; Engle, R. and Kelly, B. 2012. “A Practical Guide to Volatility Forecasting through Calm and Storm.” Working Paper.
- [13]Brownlees, C. T. and Engle, R. 2017. “SRISK: A Conditional Capital Shortfall Measure of Systemic Risk.” *Review of Finance and Studies*, 2017, 30: 48~79.
- [14]Diebold, F. X. and Yilmaz, K. 2012. “Better to Give than to Receive: Predictive Directional Measurement of Volatility Spillovers.” *International Journal of Forecasting*, 1: 57~66.
- [15]Diebold, F. X. and Yilmaz, K. 2014. “On the Network Topology of Variance Decompositions: Measuring the Connectedness of Financial Firms,” *Journal of Econometrics*, 182: 119~134.
- [16]Fang L., Sun B., Li H., et al. 2018. “Systemic risk network of Chinese financial institutions.” *Emerging Markets Review*, 35: 190~206.
- [17]Girardi, G. and Erguen, A. T. 2013. “Systemic Risk Measurement: Multivariate Garch Estimation of Covar.” *Journal of Banking & Finance*, 8: 3169~3180.
- [18]Härdle W K., Wang W., Yu L. 2016. “TENET: Tail – Event driven NETWORK risk.” *Journal of Econometrics*, 2 pp. 499~513.
- [19]Karimalis, E. N. and Nokimos, N. K. 2018. “Measuring Systemic Risk in the European Banking Sector: A Copula Co-VaR Approach” *The European Journal of Finance*, 11: 944~975.
- [20]Laeven L., Ratnovski L., Tong H. 2016. “Bank Size, Capital, and Systemic Risk: Some International Evidence.” *Social Science Electronic Publishing*, 69: S25~S34.
- [21]Lin, E. M. H., Sun, E. W. and Yu, M. T. 2018. “Systemic Risk, Financial Markets, and Performance of Financial Institutions,” *Annals of Operations Research*, 262: 579~603.
- [22]Löffler, G. and Raupach, P. 2018. “Pitfalls in the Use of Systemic Risk Measures.” *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 1: 269~298.
- [23]Lundgren, A. I., Milicevic, A., Uddin, G. S. and Kang, S. H. 2018. “Connectedness Network and Dependence Structure Mechanism in Green Investments.” *Energy Economics*, 72: 145~153.
- [24]Maghyereh, A. I., Awaitani, B. and Bouri, E. 2016. “The Directional Volatility Connectedness Between Crude Oil and

- Equity Markets. ” *Energy Economics* ,57: 78 ~93.
- [25]Nishimura ,Y. and Sun , B. 2018. “The Intraday Volatility Spillover Index Approach and an Application in the Brexit Vote. ” *Journal of International Financial Markets Institutions & Money* 55: 241 ~253.
- [26]Nucera F. , Schwaab B. , Koopman SJ. and Lucas A. 2016. “The Information in Systemic Risk Rankings” *Journal of Empirical Finance* ,38: 461 ~475.
- [27]Sedunov ,J. 2016. “What is the Systemic Risk Exposure of Financial Institutions? ” *Journal of Financial Stability* ,24: 71 ~87.
- [28]Varotto ,S. and Zhao ,L. 2018. “Systemic Risk and Bank Size. ” *Journal of International Money and Finance* ,82: 45 ~70.
- [29]Wang ,GJ. , Xie C. , He K. , et al. 2017. “Extreme Risk Spillover Network: Application to Financial Institutions. ” *Quantitative Finance* ,17: 1 ~23.
- [30]White ,H. , Kim TH. , Manganelli S. 2015. “VAR for VaR: Measuring Tail Dependence Using Multivariate Regression Quantiles” , *Journal of Econometrics* ,187: 169 ~188.
- [31]Yang ,Z , Zhou Y. 2017. “Quantitative Easing and Volatility Spillovers Across Countries and Asset Classes. ” *Management Science* ,63(2) : 333 ~354.

Research on Systemic Risk Measures and Cross – sector Risk Spillover Effect of Financial Institutions in China

YANG Zihui CHEN Yutian XIE Ruikai

(Lingnan College , Sun Yat – Sen University; China Citic Securities)

Abstract: This paper applies VaR , MES , CoVaR and Δ CoVaR indicators to measure the financial systemic risk contribution of the 56 major financial institutions and real estate companies in China’s A – share market. Combined with the latest development of network topology analysis methods , we examine the contagious of risk in both aspects of dynamic and static. The analysis results show that the four indexes can effectively identify the time points of tail – risk accumulations in China’s financial sectors and there exists a significant contagion effect on the risk spillover of China’s financial system. Simultaneously , the paper finds that China’s systemic risk spillover index is increasing gradually , and the contagion center has changed in the events of “Bank Money Shortage” and “Circuit – breaker Mechanism”. In the “ Bank Money Shortage ” , the banking sector has become the source of risk contagion; and in the “ Circuit – breaker Mechanism ” , real estate and security have become the network center of risk contagion. On this basis , this paper puts forward several suggestions for improving China’s financial risk prevention system and supervision mechanism , which makes this paper has academic value and practical significance on preventing cross – market , cross – product and cross – sector risk contagion.

Key words: Financial Systemic Risk , Risk Measure , Cross – sector Risk Contagion , Contagion Network

(责任编辑: 王 鹏) (校对: WH)