

系统性金融风险溢出效应研究

何伊 曾嵘欣（执笔） 邓飞 朱柳泉 何烈明¹

摘要：有效识别系统性风险在不同的金融市场上，在不同类型的机构之间如何传播和扩散，对有效防控系统性金融风险，提高宏观审慎管理具有重要意义。本文将复杂网络理论引入对系统性金融风险的研究中，采用优化和修正的 CoVaR 模型，选取不同行业的 64 家金融机构构建符合中国金融体系特点的异质化连接金融系统模型。在此基础上开展实证研究，以复杂网络中随机冲击和定点冲击的思路，分析信用风险和流动性风险诱发的系统性风险，在金融系统中的传导、演化和变化情况。研究得到了四点主要结论：一是金融系统的网络结构会随着风险的发展而变化。这是系统性风险的非线性变化和风险传染关系的动态变化的主要原因；二是不同类型的风险传导方式和冲击效力不一；三是在系统性风险爆发时，银证之间是主要的风险传染渠道；四是信托、金控等非银金融机构抵御风险能力较弱。

Abstract: Effectively identifying how the systemic risk spreads between different types of institutions in different financial markets is critical in preventing systemic risk and in improving macro-prudential management. Complex network theory is applied in this essay to study a sample of 64 financial institutions of various types. We use the sample to build up a heterogeneously interconnected financial system that bears the attributes of the financial system in China. On the basis of this model, a CoVaR study is conducted to analyze the evolution, transformation and transmission mechanisms of systemic credit risks and systemic liquidity risks. Such risks could originate from random shocks or targeted shocks. We reach the following four conclusions. First, the network structure of the financial system changes as systemic risk evolve, and this is a major reason for the non-linear developments in systemic risk and for the dynamic way risk spreads. Second, the transmission mechanism and impact of different types of systemic risk vary. Third, risk contagion between banks and securities companies is the main channel when systemic risk erupts. And finally, non bank financial institutions, such as trust companies and financial conglomerates, are vulnerable in face of risk.

关键词： 系统性风险 复杂网络 DCC-GJR-GARCH-CoVaR 模型 溢出效应

¹ 何伊，中国人民银行贵阳中支调查统计处，本科，主要研究经济金融。曾嵘欣，中国人民银行贵阳中支调查统计处，经济学硕士，主要研究金融风险和货币政策，邮箱：31957010@qq.com。邓飞，中国人民银行贵阳中支调查统计处，管理学硕士，主要研究经济金融分析。朱柳泉，中国人民银行贵阳中心支行调查统计处，工学硕士，研究方向为金融风险。何烈明，中国人民银行贵阳中心支行调查统计处，管理学硕士，主要研究财务分析。本文内容为作者个人观点，不代表人民银行，文责自负。

声明：中国人民银行工作论文发表人民银行系统工作人员的研究成果，以利于开展学术交流与研讨。论文内容仅代表作者个人学术观点，不代表人民银行。如需引用，请注明来源为《中国人民银行工作论文》。Disclaimer: The Working Paper Series of the People's Bank of China (PBC) publishes research reports written by staff members of the PBC, in order to facilitate scholarly exchanges. The views of these reports are those of the authors and do not represent the PBC. For any quotations from these reports, please state that the source is PBC working paper series.

一、引言

从世界金融业发展实践来看，系统性金融风险不仅危及金融稳定，更会给宏观经济和社会财富造成巨大损失。系统性金融风险复杂多变、传染性强、难以度量，这使得如何准确、科学的识别、度量和监测系统性风险成为防范和化解金融风险的一项重要内容。

本文借鉴国内外较为前沿的 CoVaR (Conditional Value at Risk) 研究和实践成果，采用高频数据刻画宏观经济状态影响下微观金融机构之间的相互风险传染影响，并结合中国金融跨市场交互的特点，模拟构建了以银行业为主，保险、证券、信托等非银机构为辅的金融风险复杂网络系统。这个系统具有“中心-边缘”结构特征，各机构之间的连接呈现异质化。在此基础上，模拟推演了“抛售资产-资产价格下跌-继续抛售资产”的金融踩踏情景和金融系统流动性迅速枯竭情景，并由此观察、分析系统性金融风险的传染路径及扩散放大的规律。

二、文献综述

金融稳定理事会 (Financial Stability Board, FSB) 将系统性金融风险定义为：“由经济周期、国家宏观经济政策的变动、外部金融冲击等风险因素引起的一国金融体系发生激烈动荡的可能性，这种风险对国际金融体系和全球实体经济都会产生巨大的负外部性效应”。FSB 认为，系统性金融风险无法通过风险管理削弱或消除，只能通过积极有效的监管，防止其积累甚至爆发。

(一) 金融系统性风险研究方法发展历程

显而易见，要积极有效地防范、化解系统性金融风险，首先要有准确监测和度量金融风险的方法。在 2008 年金融危机爆发以前，度量金融风险的主要方法有综合指数法 (Illing & Liu, 2003²; Hakkio & Keeton, 2009³) 和早期预警法 (Frankel & Rose, 1996⁴; Kaminsky, Lizondo & Reinhart, 1998⁵)。其研究思路是将复杂的金融体系概括成银行、保险、证券等几大行业，以行业数据等为基础，度量系统性风

² M. Illing and Y. Liu, 2003, An Index of Financial Stress for Canada, Bank of Canada Working Paper, No. 2003-14.

³ C. S. Hakkio and W. R. Keeton, 2009, Financial Stress: What Is It, How Can it be Measured, and Why Does it Matter? Economic Review, Federal Reserve Bank of Kansas City, Second Quarter, pp:5-50.

⁴ J. A. Frankel and A. K. Rose, 1996, Currency Crashes in Emerging Markets: An Empirical Treatment, Journal of International Economics, Elsevier, vol. 41(3-4):351-366.

⁵ G. Kaminsky, S. Lizondo and C. M. Reinhart, 1998, Leading Indicators of Currency Crises, IMF Staff Papers, Vol. 45, March No. 1:1-48.

险。常用的定量研究方法有 Pearson 相关系数、Copula 函数和马尔科夫转换等。这些方法的结论较为宏观，且数据频率较低，度量结果难以满足监测、防范系统性风险的现实需要。

2008 年金融危机爆发后，监管机构和学术界从宏观审慎管理的角度出发，普遍开始尝试用金融市场上的各种高频数据度量单家金融机构的风险，并以此为基础构建金融系统开展研究。目前，国内外学术界对金融系统性风险传染的研究方法主要可归纳为三类：一是金融网络模型。Allen 和 Gale(2000)⁶首次对银行网络结构进行研究，Müller (2003)⁷将其发展完善。核心思想是基于金融机构之间的相互敞口或交易数据建立网络，研究金融网络的结构特征等。马君潞等（2007）⁸、范小云等（2012）⁹等国内学者也基于金融网络的思路，主要对单个和多个金融机构破产的传染效应进行研究。二是系统性边际期望损失法（MES）。MES 由 Acharya 等(2010)¹⁰提出，Brownlees(2012)¹¹等随后修正了 MES 模型的缺陷，提出了 SRISK 模型，但该方法未考虑表外负债，易低估风险。三是条件在险价值模型（CoVaR）。CoVaR 模型是 Adrian 和 Brunnermeier（2008）¹²基于 VaR 模型提出的衡量风险传染的方法。其本质含义是度量在某个金融机构或金融市场出现高风险的条件下，其他机构、市场或系统出现损失的大小。该方法具有以下优点：首先，使用高频数据建模，灵敏地捕捉金融风险的传染；其次，引入宏观状态变量和机构特征变量，从外因和内因两方面解释金融风险的传染，扩展性强，也比较符合实际情况。因为这些优点，CoVaR 模型逐渐成为度量金融风险传染和外溢的重要工具之一。近年来，学术界对 CoVaR 模型的应用和改进颇多，如，Bernardi 等（2012）¹³在贝叶斯回归框架内建立 CoVaR 模型，很好的解释了金融资产尾部动态行为；Girardi 等（2013）¹⁴将多元 GARCH 估计与 CoVaR 相结合，进一步扩大了 CoVaR 在金融领域的应用范围；Reboredo 等（2014）¹⁵提出 CoVaR-Copula 模型，用于度量欧洲主权债务市场系统性风险。从国内来看，白雪梅和石大龙(2014)¹⁶以 CoVaR 模型研究了我国 27 家上市金融机构 2008-2013

⁶F. Allen and Gale D. 2000, Financial contagion, *Journal of Political Economy*, 108(1): 1-33.

⁷Müller J, 2003, Two Approached to Access Contagion in the Interbank Market, Swiss National Bank Working Paper.

⁸马君潞、范小云、曹元涛，中国银行间双边传染的风险估计及其系统性特征分析, *经济研究*，2007 年第 1 期。

⁹ 范小云、王道平、刘澜飏，规模、关联性与中国系统重要性银行的衡量, *金融研究*，2012 年第 11 期。

¹⁰Viral V. Acharya, L.H. Pedersen, T. Philippon and M. Richardson, 2010, Measuring Systemic Risk, NYU Working Paper.

¹¹T.C. Brownless and R. Engle, 2011, Volatility, Correlation and Tails for Systemic Risk Measurement, NYU Working Paper.

¹² T. Adrian and M.K. Brunnermeier, 2009, CoVaR. Paper Presented at the CEPR/ESI 13th Annual Conference on Financial Supervision in an Uncertain World. on 25-26 September 2009 in Venice. Staff Report 348, Federal Reserve Bank of New York.

¹³Mauro Bernardi, Antonello Maruotti and Lea Petrella, 2012, Skew Mixture Models for Loss Distributions: A Bayesian Approach, *Insurance Mathematics and Economics*, No.3:28-40.

¹⁴Giulio Girardi and A. Tolga Ergün, 2013, (Systemic Risk Measurement: Multivariate GARCH Estimation of CoVaR. *Journal of Banking and Finance*, No.8:1-15.

¹⁵C. Juan Reboredo and Andrea Ugolini, 2014, Systemic risk in European Sovereign Debt Markets: A CoVaR-Copula Approach, *Journal of International Money and Finance* No.3:28-37.

¹⁶ 白雪梅、石大龙，中国金融体系的系统性风险度量，*国际金融研究*，2014 年第 6 期。

年的风险情况，以及不同类型机构对系统性风险的贡献等。方意等(2018)¹⁷运用 CoVaR 模型，得出了我国房地产市场、股票市场对银行业系统具有较大正向溢出效应的结论。除此以上三类之外，基于 Copula 函数的相关性分析方法，未定权益分析 (Contingent Claims Analysis, CCA) 模型、JPoD 模型(Segoviano,2009)¹⁸ 等也涌现出许多金融系统性风险的研究成果。

(二) 在系统性金融风险研究中引入复杂网络理论

以上研究方法主要解决了机构之间，机构与市场之间，微观主体的风险传染过程，但如何将微观机构风险情况与宏观经济金融状态相联系？金融系统性风险仅仅是将微观机构风险的简单加总吗？显然不是的。目前，学术界的一个主要思路是采用拓扑学概念，将金融系统抽象为复杂网络模型来解决这个问题。

复杂网络理论在 2000 年左右逐渐成熟，其应用领域也从物理学、信息学逐渐扩大到生态学、社会学等多个学科。在金融领域主要运用于：一是银行网络结构特征的分析，如，Bech 等(2010)¹⁹、Mistrulli (2011)²⁰先后分析了美国联邦基金市场和欧洲银行隔夜拆借市场的网络结构特征。二是探讨风险传染问题。如，Freixas 等 (2000)²¹基于 DD 挤兑模型研究了流动性冲击对银行间存款市场网络的影响。三是对银行系统性风险的测度。如，Jackson (2009)²²认为,复杂网络技术能够很好的拟合真实世界的网络,反应风险冲击在系统不同银行间的传染过程。我国将复杂网络应用于金融分析的起步较晚，较有代表性的有：欧阳红兵和刘晓东(2015)²³基于复杂网络视角，构建系统性风险传染机制。邓向荣和曹红 (2016)²⁴利用复杂网络模型及格兰杰因果检验刻画金融风险传染路径，并发现部分非银行金融机构在系统性风险集聚和传染机制中发挥了重要作用等。

三、研究思路及理论推导

(一) 总体思路

本文的总体思路是：首先，采用国内外对 CoVaR 模型进行修正和优化的最新研究成果，更为准确地计算金融机构之间的风险传染和外溢效应。其次，以计算结果构建金融系统风险传染复杂网络模型，并对网络的拓扑结构进行讨论。为了展现当前金融业跨市场、跨业态的发展趋势，该复杂网络模型以银行业为主，保

¹⁷ 方意、陈敏、杨熾平，金融市场对银行业系统性风险溢出效应及渠道识别研究，南开经济研究，2018 年第 5 期。

¹⁸Miguel A. Segoviano and Charles Goodhart, 2009, Banking Stability Measures, IMF Working Paper.

¹⁹M. L. Bech and Atalay E., 2010, The Topology of the Federal Funds Market. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 389(22): 5223-5246.

²⁰ P. E. Mistrulli, 2011, Assessing Financial Contagion in the Interbank Market: Maximum Entropy Versus Observed Interbank Lending Patterns, Journal of Banking and Finance, Vol. 35(5): 1114-1127.

²¹Xavier Freixas, Bruno M. Parigi and Jean-Charles Rochet, 2000, Systemic Risk, Interbank Relations, and Liquidity Provision by the Central Bank, Journal of Money, Credit and Banking Vol. 32, No. 3, Part 2: What Should Central Banks Do? pp. 611-638.

²²M. O. Jackson, 2009, Networks and Economic Behavior, Annual Review of Economics, pp. 489-513.

²³ 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，中国管理科学，2015 年第 10 期。

²⁴ 邓向荣、曹红，系统性风险、网络传染与金融机构系统重要性评估，中央财经大学学报，2016 年第 3 期。

险、证券、信托等非银机构为辅。最后，在复杂网络模型的基础上开展实证研究，以复杂网络中定点冲击和随机冲击的思路，分析信用风险和流动性风险诱发的系统性风险在金融系统网络中的传导。以此主要探讨：第一，不同类型的冲击、不同来源的系统性风险如何改变金融系统的网络特征；第二，在不同冲击中的主要风险传染源和传染路径变化情况；第三，不同类别的机构在系统风险传染过程中扮演的角色、受到的冲击和对金融系统的影响。据此，识别系统性风险的非线性演化过程，包括传染扩散和放大的路径特征、造成的破坏性影响等。

(二) DCC-GJR-GARCH-CoVaR模型

1. CoVaR简述

Adrian和Brunnermeier (2008) 基于VaR (Value at Risk) 提出了CoVaR模型, 含义是一家金融机构处于风险状态下其他金融机构(整个系统)的风险水平。具体表达式如下:

设任一金融机构 i 在 t 时刻的 VaR 为:

$$P(X_{i,t} \leq \text{VaR}_{i,t,\tau}) = \tau \quad (1)$$

$\tau \in (0,1)$, 表示的分位数水平, 通常取值为1%、5%和10%等, $X_{i,t}$ 通常代表金融资产收益率。VaR表示金融机构*i*的投资组合*X*在时间范围*t*内收益损失的概率不超过*τ*的概率。

CoVaR_τ^{ij} 表示金融机构*j*在金融机构*i*处于极端风险下的VaR值, 其数学表达式如下:

$$P(X_{j,t} \leq \text{CoVaR}_{j,i,t,\tau} | X_{i,t} \leq \text{VaR}_{i,t,\tau}) = \tau \quad (2)$$

那么金融机构*i*对金融机构*j*或者整个系统的风险溢出值 ΔCoVaR 的数学表达式如下:

$$\Delta\text{CoVaR}_{j,i,t,\tau} = \text{CoVaR}_{j,i,t,\tau} - \text{VaR}_{i,t,\tau} \quad (3)$$

2. CoVaR 估算

目前,对CoVaR的估算主要有分位数回归法(Quantile Regression)和GARCH等估算方法。但分位数回归法没有考虑金融数据残差普遍存在的GARCH效应,容易低估不同因素之间的相关性,造成金融风险低估。GARCH类模型较好的解决了金融时间序列中广泛存在异方差效应,有力解释了波动的聚集性,且基于GARCH模型为基础的多种拓展模型能有效提高拟合精度,在测算金融风险时更为准确。因此本文考虑以GARCH模型来估算CoVaR。

Engle和Sheppard (2001)²⁵研究发现,动态相关系数的多元模型DCC-GARCH (Dynamic Conditional Correlation, GARCH) 在赋予条件相关系数时变性的基础上,能大幅减少以往多元GARCH族模型参数过多,且模型时序间的相关系数为固定常数的假设。同时,为有效解决基础的GARCH模型中参数非负,条件方差

²⁵R.F.Engle and K.Sheppard, 2001 ,Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH , NBER Working Paper No. 8554.

对新信息的正向冲击和负向冲击为对称反应等不完全符合经济金融实际的强约束，本文借鉴Glosten等（1993）²⁶提出GJR-GARCH模型，以捕捉金融市场受到风险冲击时的非对称反应的特征。综上所述，本文以DCC-GJR-GARCH来估算条件方差。具体表达式如下：

假定 ε_t 为DCC-GJR-GARCH模型的方差，其是n维随机向量，且满足：

$$\varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (4)$$

其中， I_{t-1} 是上期信息集； $H_t = D_t R D_t$, $D_t = \text{diag}(\sqrt{h_{11,t}}, \dots, \sqrt{h_{nn,t}})$, $R = \text{diag}(q_{11,t}^{-\frac{1}{2}}, \dots, q_{nn,t}^{-\frac{1}{2}}) \cdot Q_t \cdot \text{diag}(q_{11,t}^{-\frac{1}{2}}, \dots, q_{nn,t}^{-\frac{1}{2}})$, $Q_t = (q_{ij,t})_{n \times n}$ 条件方差具有GARCH(1,1)的特征，即：

$$h_{ii,t} = w_i + \alpha_i \varepsilon_{i,t-1}^2 + \beta_i h_{ii,t-1} + g I_{t-1} \varepsilon_{i,t-1}^2 \quad (5)$$

其中，示意函数 I_{t-1} 为：

$$I_{t-1} = \begin{cases} 1, & \varepsilon_{i,t-1} < 0 \\ 0, & \varepsilon_{i,t-1} \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

当市场出现利好消息时（ $\varepsilon_{i,t-1} \geq 0$ ），方差受到的影响为 α_i ，利空消息出现时（ $\varepsilon_{i,t-1} < 0$ ），方差受到的影响为（ $\alpha_i + g$ ）。

Q_t 的结构设定为：

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta) \bar{Q} + \alpha u_{t-1} \hat{u}_{t-1} + \beta Q_{t-1} \quad (7)$$

其中， \bar{Q} 为 u_t 的无条件协方差矩阵， $u_t = D_t^{-1} \varepsilon_t$ ，对于 H_t 的正定性，仅要求 $\alpha + \beta < 1$ 即可。

3. DCC-GJR-GARCH-CoVaR 模型

基于 CoVaR 的基本原理，本文引入 DCC-GJR-GARCH 模型计算 CoVaR，可以较为充分的考察金融时间序列的波动聚集和新息的不对称性等效应，更加全面的刻画金融时序中的非线性关联影响，为后期引入复杂网络的分析奠定基础。具体步骤如下：

第一步，对金融机构的时序数据建立 GARCH (p,q) 模型，捕捉机构收益率的波动率。

$$R_{i,t} = \beta_i + \beta_{i,p} A_p(L) R_{i,t-1} + B_q(L) u_{i,t} \quad (8)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = \gamma_i + \delta_i u_{i,t-1}^2 + \theta_i \sigma_{i,t-1}^2 + g I_{t-1} u_{i,t-1}^2 \quad (9)$$

其中， $R_{i,t}$ 为机构 i 在 t 时期的收益率， $\sigma_{i,t}^2$ 为 t 期的方差， $u_{i,t-1}^2$ 为均值方程中残差平方的滞后一期，即 ARCH 项； $\sigma_{i,t-1}^2$ 表示 GARCH 项， $g I_{t-1}$ 表示非对称杠杆效应。 β_i 和 γ_i 为常数项， $A_p(L)$ 和 $B_q(L)$ 为滞后算子。

第二步，运用上述 DCC-GJR-GARCH 模型分别估算各个机构的 VaR_i 。计算公式如下：

²⁶L.R.Glosten, R. Jagannathan and D. E. Runkle, 1993, On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks, Journal of Finance, 48(5):1779-1801.

$$\text{VaR}_{i,t} = \widehat{R}_{i,t} - Q(q)\widehat{\sigma}_{i,t} \quad (10)$$

其中， $\widehat{R}_{i,t}$ 为机构 i 运用 DCC-GJR-GARCH 模型的一步向前估计值， $\widehat{\sigma}_{i,t}$ 为条件方差一步向前估计值。 $Q(q)$ 为 q 置信水平的分位数，本文将选取 95%的置信水平。

第三步，运用 DCC-GJR-GARCH 模型和上一步 VaR 计算结果，计算在机构 i 和宏观状态的影响下，机构 j 的 CoVaR。算式如下：

$$R_{j,t} = \beta_i + \beta_{j,p}A_p(L)R_{j,t-1} + \theta_{j|i}R_{i,t} + \varphi_jR_{m,t-1} + B_q(L)u_{i,t} \quad (11)$$

$$\sigma_{j,t}^2 = \gamma_j + \delta_j u_{j,t}^2 + \theta_j \sigma_{t-1}^2 + gI_{t-1}u_{j,t-1}^2 \quad (12)$$

其中， $R_{j,t}$ 是机构 j 的收益率， $R_{i,t}$ 和 $R_{m,t}$ 是机构 i 和宏观状态对机构 j 的影响， $A_p(L)$ 和 $B_q(L)$ 为滞后算子， $\theta_{j|i}$ 为上式 (10) 中机构 i 的回归系数。将 $R_{i,t} = \text{VaR}_{i,t}$ 代入到上述均值方程中，则得到：

$$R_{j,t} = \beta_i + \beta_{j,p}A_p(L)R_{j,t-1} + \theta_{j|i}\text{VaR}_{i,t} + \varphi_jR_{m,t-1} + B_q(L)u_{i,t} \quad (13)$$

根据以上新生成的 DCC-GJR-GARCH 模型，一步向前预测均值和条件方差，结合取得的机构 i 的 VaR，计算得到机构 j 的 CoVaR 和 ΔCoVaR ，算式如下：

$$\text{CoVaR}_{j|i,q,t} = \widehat{R}_{i,t} - Q(q)\widehat{h}_t \quad (14)$$

$$\Delta\text{CoVaR}_{j|i,q,t} = \text{CoVaR}_{j|i,q,t} - \text{VaR}_{i,q,t} \quad (15)$$

(三) 引入复杂网络分析系统性金融风险

从本文复杂网络视角来看，系统内机构之间的风险溢出效应可以表示为网络邻接矩阵 A_{n*n} ，网络节点表示机构，节点间的边为两机构之间的风险溢出效应，且边是有向的，即是 $(i \rightarrow j) \neq (j \rightarrow i)$ 。为了避免网络出现自回路，则定义 $(i \rightarrow i) \equiv 0$ ，即 A_{n*n} 的对角线元素为 0。

$$A_{n*n} = \begin{pmatrix} 0 & \hat{a}_{1|2} & \hat{a}_{1|3} & \cdots & \hat{a}_{1|n} \\ \hat{a}_{2|1} & 0 & \hat{a}_{2|3} & \cdots & \hat{a}_{2|n} \\ \hat{a}_{3|1} & \hat{a}_{3|2} & 0 & \cdots & \hat{a}_{3|n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{a}_{n|1} & \hat{a}_{n|2} & \hat{a}_{n|3} & \cdots & 0 \end{pmatrix} \begin{matrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \\ \vdots \\ d_N \end{matrix} \quad (16)$$

$l_1 \quad l_2 \quad l_3 \quad \cdots \quad l_N$

其中，任意元素 $\hat{a}_{j|i}$ 代表的是金融机构 i 处于在险价值 $\text{VaR}_{i,t}^i$ 时，对金融机构 j 的风险溢出值 $\Delta\text{CoVaR}_{j|i,q,t}$ 。(16) 式中 $\{d_1, d_2, \dots, d_N\}$ 中任意 d_i 代表的是某一金融机构接收到其他金融机构的风险溢出效应的和，即 $d_i = \sum_{j=1}^n \hat{a}_{i|j}$ ($i = 1, 2, \dots, 64, i \neq j$)；而列元素 $\{l_1, l_2, \dots, l_N\}$ 中任意 l_i 代表的是某一金融机构向其他金融机构发出的风险的和，即 $l_i = \sum_{j=1}^n \hat{a}_{j|i}$ ($i = 1, 2, \dots, 64, i \neq j$)。复杂网络的特征可以用如下指标描述：

1. 节点度

定义：网络中节点 i 的度值 k_i 是与该节点连接的其他节点的数量。所有节点

i 的度 k_i 平均值称为网络的（节点）平均度记为 $\langle k \rangle$ ，算式如下。

$$\langle k \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k_i \quad (17)$$

在本文金融网络分析中，如果一个机构的度越大，则表示其与其他机构的连接数量越多，风险溢出效应越广泛，若某些节点的度明显高于其他机构，则说明这些机构是受风险传染较为严重的机构。

2. 聚类系数

定义：聚类系数 C_i 是指任一节点 i 的 k 个邻接节点之间真实存在的连接边数与总的可能的连接边数之比。假设某一节点 i 的度值为 k_i ，即：

$$C_i = \frac{c_i}{\frac{k_i(k_i-1)}{2}} = \frac{2c_i}{k_i(k_i-1)} \quad (18)$$

c_i 为节点 i 的 k_i 个邻接点之间实际存在的连边数量； $\frac{k_i(k_i-1)}{2}$ 为节点 i 的 k_i 个邻接点之间理论存在的最大连边数量。网络的聚类系数反映网络的连接密度，聚类系数越大，则网络越密集，节点之间的相互联系越紧密。

3. 平均最短路径

复杂网络中，节点 i 和 j 连接起来所需要的最少连边数量作为这两个节点的最短路径 d_{ij} 。则网络的平均最短路径 L 为网络中能够连边的所有节点对之间最短路径长度的平均值。假网络中共有 N 个节点，即：

$$L = \frac{1}{\frac{1}{2}N(N-1)} \sum_{i \geq j} d_{ij} \quad (19)$$

在本文金融网络分析中，平均最短路径越小，节点之间连接效率越高，表示金融网络风险的传染效率越高。

4. 网络的稳定性

最大连通子图是指用最少的边将网络图中所有结点连接起来的子图（子网络）。在风险冲击前后，网络中最大连通子图包含的节点数的变化可反映网络整体连通的变化程度，进而评估网络的稳定性，即设网络稳定性的变化率 θ 为：

$$\theta = \frac{N_t - N_{t-1}}{N_{t-1}} \quad (20)$$

其中， N_t 为冲击后网络最大连通子图节点数²⁷， N_{t-1} 为前一刻网络最大连通子图节点数。在本文金融网络分析中，边越多，节点之间的风险溢出越强，网络的最大通子图中包含的节点数也越多。网络稳定性变化率 θ 越大表明系统受风险冲击后，风险溢出越强烈，金融网络风险的传染程度越深。

四、构建基于复杂网络的金融系统 CoVaR 模型

（一）构建 DCC-GJR-GARCH-CoVaR 模型

1. 样本选择

²⁷本文采用 Python networkx 工具的 connected_components 方法完成最大连通子图节点数的计算。

为全面反映我国银行业为主，保险业、证券业为支撑，新兴金融机构快速发展的金融体系特征，确定样本机构共 64 家，其中银行业机构 22 家，保险机构 5 家，证券机构 23 家，产业资本控股的金融控股集团 6 家，其他新兴金融机构 8 家（私募股权管理公司 1 家，资管业务 1 家，第三方支付 1 家，融资租赁公司 1 家，互联网金融公司 1 家）。（详见表 1）

表 1：样本机构列表

编号	机构代码	行业	编号	机构代码	行业	编号	机构代码	行业	编号	机构代码	行业
1	B ₁	银行	17	B ₁₇	银行	33	T ₆	信托	49	S ₈	证券
2	B ₂	银行	18	B ₁₈	银行	34	F ₁	其他	50	S ₉	证券
3	B ₃	银行	19	B ₁₉	银行	35	F ₂	其他	51	S ₁₀	证券
4	B ₄	银行	20	B ₂₀	银行	36	F ₃	其他	52	S ₁₁	证券
5	B ₅	银行	21	B ₂₁	银行	37	F ₄	其他	53	S ₁₂	证券
6	B ₆	银行	22	B ₂₂	银行	38	F ₅	其他	54	S ₁₃	证券
7	B ₇	银行	23	I ₁	保险	39	F ₆	其他	55	S ₁₄	证券
8	B ₈	银行	24	I ₂	保险	40	F ₇	其他	56	S ₁₅	证券
9	B ₉	银行	25	I ₃	保险	41	F ₈	其他	57	S ₁₆	证券
10	B ₁₀	银行	26	I ₄	保险	42	S ₁	证券	58	S ₁₇	证券
11	B ₁₁	银行	27	I ₅	保险	43	S ₂	证券	59	S ₁₈	证券
12	B ₁₂	银行	28	T ₁	信托	44	S ₃	证券	60	S ₁₉	证券
13	B ₁₃	银行	29	T ₂	信托	45	S ₄	证券	61	S ₂₀	证券
14	B ₁₄	银行	30	T ₃	信托	46	S ₅	证券	62	S ₂₁	证券
15	B ₁₅	银行	31	T ₄	信托	47	S ₆	证券	63	S ₂₂	证券
16	B ₁₆	银行	32	T ₅	信托	48	S ₇	证券	64	S ₂₃	证券

2.研究区间

为确保研究的完整性，清楚表征金融机构之间的关联情况，本文将构建金融网络的时间区间定为 2016 年 9 月-2018 年 12 月，研究频率为周²⁸。

3.指标构建

(1) 核心变量。本文选取样本机构的公允资产变化率($X_{i,t}$)作为衡量金融机构受到金融市场影响程度的核心指标。公允资产变化率可由金融机构总市值(FV)和金融资产杠杆率(SLEV) 计算得到。

(2) 宏观状态变量。货币市场、债券市场、资本市场是当前我国主要的金融市场。为准确刻画这些金融市场的变化情况，选择六个有代表性的指标作为表征市场状态的变量。货币市场：1) 银行间市场 7 天回购定盘利率；2) 银行同业拆借加权平均利率 (Shibor) 与 6 个月的固定利率国债到期收益率之差。资本市场：3) 沪深 300 金融指数收益率；4) 非金融部门股票的收益率。债券市场：5) 5 年期 AA 级企业债与 5 年期国债收益率之差；6) 5 年期国债与 3 个月国债到期

²⁸按五个资本市场交易日为一周进行划分。

收益率利差。

(3) 确定机构特征变量。选取用金融机构市场化规模和金融机构流动性风险作为机构特征变量。

表 2：模型指标一览表

变量		指标说明及构成
核心变量($X_{i,t}$)		$X_{i,t} = \ln(FV_{i,t} * SLEV_{i,t} / FV_{i,t-1} * SLEV_{i,t-1})$ FV=以公允价值计量的总资产； SLEV=(信用债+其他金融资产)/净资产
宏观状态变量 M	货币市场波动	M ₁ : 银行间市场 7 天回购定盘利率的周标准差。
		M ₂ : 银行同业拆借加权平均利 (Shibor) 与 6 个月的固定利率国债到期收益率的周标准差。
	资本市场波动	M ₃ : 沪深 300 金融指数日收益率的周标准差。
		M ₄ : 非金融部门股票的日收益率的周标准差。
	债券市场波动	M ₅ : 5 年期 AA 级企业债与 5 年期国债收益率之间的利差的周标准差。
		M ₆ : 5 年期国债与 3 个月国债到期收益率利差的周标准差。
机构特征变量	金融机构规模	L ₁ : 金融机构市场化规模, 用流通中的总市值表示。
	金融机构流动性风险	L ₂ : 以流动性覆盖率或流动比率表示。

注：银行业机构信用债等指标根据调查统计司内部报表得出，其他机构杠杆率由典型机构数据推算。

(二) 以复杂网络显示金融系统风险

1. 数据描述性统计和适应性检验

首先对核心变量($X_{i,t}$)、宏观状态变量 (M₁、M₂、M₃、M₄、M₅和M₆)、机构特征变量 (L₁、L₂) 进行检验，从数据序列的统计特征来看，各序列的峰度、偏度均不符合正态分布，“尖峰厚尾”特征明显。ADF 检验表明各序列平稳，LM 检验表明各序列存在 ARCH 效应。（详见表 3）

表 3：各指标的描述性统计

指标名称	最小值	最大值	均值	标准差	偏度	峰度	ADF 检验(p)	LM 检验(p)
M ₁	0.0021	0.2224	0.0555	0.0497	1.3907	4.4776	0.0000**	0.0014**
M ₂	-0.2641	0.3352	-0.00117	0.0986	0.4382	4.4849	0.0000**	0.0000**
M ₃	0.0681	0.2471	0.0223	0.0388	1.6210	6.6659	0.0000**	0.0410**
M ₄	-0.4395	0.7279	0.0006	0.1461	1.1899	9.4490	0.0000**	0.005**
M ₅	-0.3115	0.3134	-0.0001	0.1109	-0.0473	4.0104	0.0000**	0.008**
M ₆	-0.6417	0.5738	0.0006	0.1746	0.0034	6.3584	0.0000**	0.0001**
X _{B16}	-0.1211	0.1392	0.00348	0.03227	0.4093	7.007	0.0000**	0.0007**
L _{1,B16}	-0.0458	0.0416	0.00138	0.0104	0.1136	5.9409	0.0000**	0.0000**

$L_{2,B16}$	90.3246	143.7504	123.4667	10.0222	-0.7719	5.5091	0.0002**	0.0000**
-------------	---------	----------	----------	---------	---------	--------	----------	----------

注：**表示在 5% 的显著性水平。由于篇幅限制仅展示部分机构核心和特征变量检验结果。

2. 计算和可视化过程

运用 MATLAB，根据公式 (8) - (15) 分别计算 64 家样本机构的 VaR, CoVaR 和 ΔCoVaR ，为便于比较，将 ΔCoVaR 标准化处理后，即可得到 $A_{64 \times 64}$ 的元素。为准确分析系统内部的主要风险溢出效应，清晰展示网络内风险传染路径，设 ΔCoVaR 的阈值为 0.05，用 Gephi 软件将系统内风险溢出效应可视化，即得到系统风险溢出网络图如下图所示。

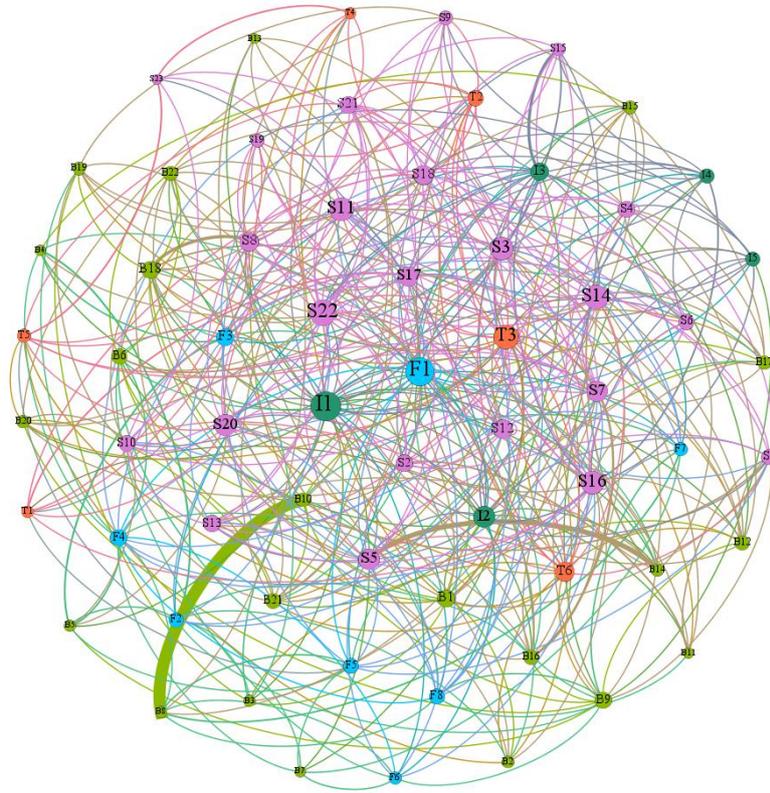


图 1：金融系统初始阶段风险网络图

表 4：初始阶段系统风险分析

	风险发射情况		风险接收情况	
	度的范围	平均度	度的范围	平均度
银行机构	2-11	4.7	0-21	3.8
保险机构	4-27	11.9	7-16	11.8
信托机构	1-23	6.5	2-63	21.2
其他机构	2-19	7.8	0-19	3.2

证券机构	3-23	12.1	0-26	8.9
------	------	------	------	-----

五、实证分析

基于生物病毒或计算机病毒的传染机制，复杂网络提出了传播临界值理论（epidemic threshold）²⁹，即当有效传播超过一个临界值时，复杂网络中大规模传播或流行才能发生。根据 Pastor-Satorras 等(2002)³⁰提出的无标度网络传播临界值与网络中最大连通子图的连接边数负相关，与节点度正相关的研究成果，本文设满足下列两个条件中任意一条时，将发生系统性风险。一是样本系统 θ 超阈值，金融系统将出现系统性风险。即设系统风险 θ 阈值为 25%。二是大量样本机构风险激增，金融系统出现系统性风险。即设 30%以上样本机构 ΔCoVaR 的增幅超过 20%。

（一）信用风险传染过程的情景演绎分析

一旦某行业或某个地区出现大面积信贷违约，将可能造成金融机构的资产大幅损失。因外生监管约束或经营目标的驱动，金融机构在资产发生实质性损失后，或将在市场集中抛售贬值资产，达到降低损失的目的。市场中各类参与者觉察到此类机构的“批量”行动后将会采取不同的行动来应对。为了便于分析，本文按直接或间接持有贬值资产对市场参与者进行划分。直接持有贬值资产的机构：在发现其他持有贬值资产的机构集中抛售后面临两个选择，一是跟风抛售，导致这类资产造成多轮“抛售-价格下跌”恶性循环；二是不抛售继续持有，但也会由于持有的资产公允价格下跌，造成实质上的资产损失。间接持有贬值资产的机构：由于直接持有贬值资产的机构无论是否抛售贬值资产，均将造成其利润和资本损失，必将导致机构自身的债券或股票价格发生波动，导致其他持有其债券或股票的机构发生损失。

1. 信用风险传染的实现过程

第一步：假设我国市、县级融资平台公司大范围违约，评级公司大幅调降其城投债的信用评级，导致信用债券价格快速下跌，金融机构面临定向风险冲击。直接和间接持有以上贬值资产的样本机构的金融资产出现损失，导致其公允资产变化率发生变化。具体实现时，本文假设以城投债为主的信用债价格以 50BP 为间隔持续下跌。

第二步：计算样本机构持有信用债公允价值变化后的 ΔCoVaR ，以测算机构之间的风险溢出效应。

第三步：用第二步 64 家机构 ΔCoVaR 的计算结果再次构建金融风险传染复杂网络（图 2）。64 家机构作为网络的节点， ΔCoVaR 作为网络的有向边，将边视作风险传染路径， ΔCoVaR 的大小视作风险量级，以此分析样本系统性风险变化情况。

²⁹ 汪小帆、李翔、陈关荣，复杂网络理论及其应用，清华大学出版社，2006:73。

³⁰R .Pastor-Satorras and A .Vespignani,2002,Epidemic in Finite Size Scale-free Networks,Phy.Rev.E, pp.65:87.

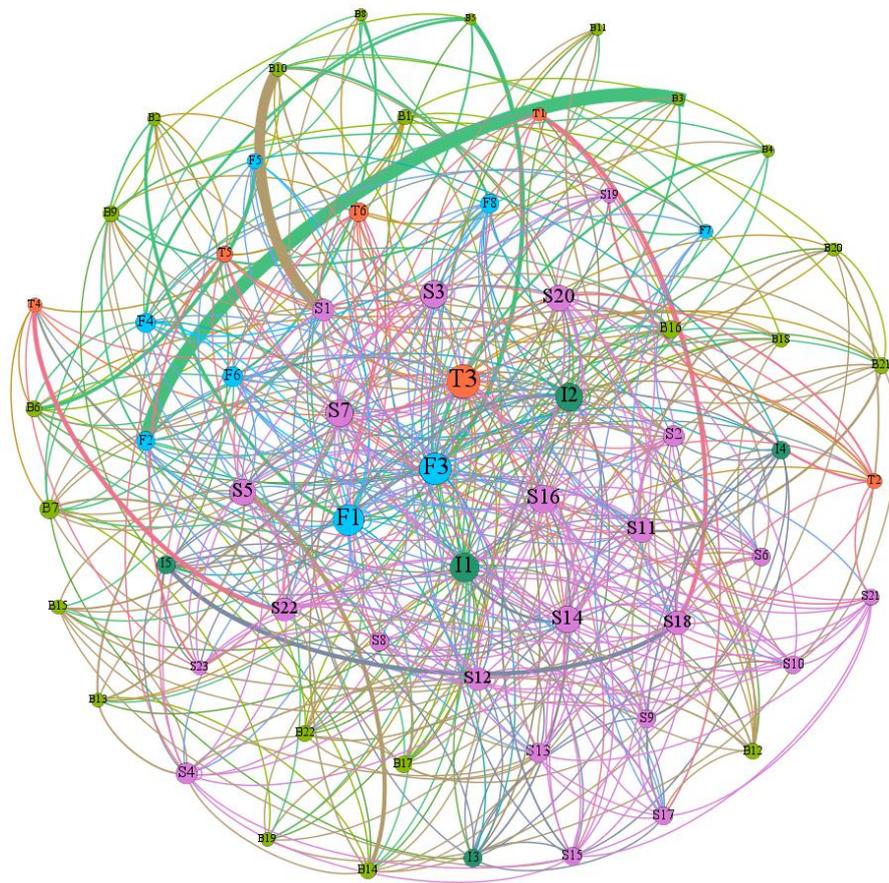


图 2：信用风险导致系统性风险爆发时的系统风险传染图

2. 结果分析

为测算系统在不同信用风险冲击下的风险传染情况，本文以债券价格下降 50BP 为起点，以每次下降 50BP 为间隔，模拟研究样本系统对信用风险冲击的承受程度。模拟至第 5 次时（即信用债价格下跌 250BP），样本系统中 31 家样本机构风险的增幅超 20%，均值为 39.2%，且样本系统增幅达 29.7%（超过系统风险阈值 25%）。这说明债券价格下降 250BP 时，样本系统出现系统性风险。下文将具体分析。

（1）金融风险传染复杂网络分析。从节点度看，250BP 信用风险冲击将引起系统的平均度和加权平均度分别提高 5.79 和 40.76，增幅分别较前 4 次的信用风险冲击造成的平均度和平均加权度的均值高 181.1%和 92.33%。这表明，当信用风险冲击超出系统能够承受的范围后，系统性风险将呈快速扩散、传染的趋势。从聚类系数看，250BP 信用风险冲击下，平均聚类系数较初始状态提高 0.61，增幅较前 4 次的信用风险冲击造成的平均聚类系数增幅均值高 78.05%。这表明，在受到大幅信用风险冲击时，样本机构的风险传导路径快速增加，这会大幅提高

系统性风险传导的速度和强度。和出现系统性风险前相比，样本风险传染网络结构发生明显变化。从平均路径长度来看，250BP 信用风险冲击下，平均最短路径长度减少 1.1。这说明在 250BP 信用风险影响下，系统性风险的传染速率大幅提升，控制风险传播范围和速度的难度增加。

表 5：金融系统风险变化情况

	平均度	平均加权度	平均聚类系数	平均最短路径
初始状态	7.69	147.36	0.14	2.41
信用风险传染	13.48	188.12	0.75	1.31
差值	5.79	40.76	0.61	-1.1

(2) 风险传染路径分析。一是在系统性风险冲击下，银行成为风险传播的主要渠道。此刻，银行业样本机构的平均风险发射条数和接收条数是 5 类样本机构中的最高水平。这表明出现系统性风险后，银行业成为系统性风险扩散的主要渠道之一。二是大型保险机构的风险溢出效应明显提高。虽然保险业的风险发出和接收的路径较初期增幅较小，但 I₅、I₄、I₃ 三家大型保险公司的风险路径分别较初始阶段提高 37.5%、28.6% 和 21.4%，增幅为保险类样本机构的前三位，且新增的风险传染源主要来自于证券公司。三是证券公司是主要的风险传染源。风险发出路径的前 10 家机构中，6 家为证券公司，平均发出风险路径比全金融系统的平均水平高 139.1%。分析前 100 条风险传染路径显示，证券业与银行业之间的传染路径占 68%，占比较初期提高 30.8 个百分点。这表明系统性风险主要在证券业机构与银行业机构之间相互传染。四是信托公司风险传染情况不一。这时，T₃ 是风险发出路径最多的机构，达 37 条。T₄ 和 T₅ 则是风险接收路径最多的机构，均为 81 条。

(3) 风险传染量级分析。一是银行业风险溢出量级最大。在系统性风险冲击下，银行业发出的风险量级均值达到 5 个样本行业中最高值，增幅为 26.88%。二是保险业的风险量级最低，发出的传染影响最小。保险业的风险溢出均值较初期仅提高 4%，增幅和绝对值均处于 5 个样本行业的最低水平。三是其他类样本机构溢出风险增幅最大。其他类样本机构的风险溢出水平较初始状态增长 35.39%，具体来看绝大多数是产业资本控股的金融控股集团。在系统性风险冲击下，这些机构产生的风险大幅提高。四是银行业与证券业之间的风险传染效应最为显著。5 次情景模拟发现，银行业与证券业的风险溢出正相关度较高。这表明证券业与银行业的风险传染关联度较高，是系统性风险的主要传染方式。

(二) 流动性风险传染过程的情景演绎分析

假设流动性风险随机冲击将在系统内形成两轮传导。第一轮：金融系统中的银行业机构同时受到等量的流动性风险冲击，样本银行的流动性覆盖率（LCR）普遍下降，部分样本银行的流动性覆盖率（LCR）下降至无法满足监管约束条件（LCR \geq 100%）。第二轮：流动性覆盖率不满足监管约束条件的银行通过卖出低

流动性资产或买入高流动资产等方式，使其流动性覆盖率（LCR）尽快满足监管要求。这些银行同时采取措施，必将形成系统性反馈作用，造成新一轮系统性风险。

1.实现步骤

(1) **首轮冲击**。为测算系统在流动性风险冲击下的风险传染情况，本文以银行机构 LCR 下降 5%为起点，每次下降 5%为间隔，模拟研究样本系统对流动性风险冲击的承受程度。模拟至第 4 次时（即银行机构 LCR 均下降 20%），样本系统中 22 家银行机构 ΔCoVaR 的增幅均超过 20%，即样本系统出现系统性风险。此时，计算系统中 64 家样本机构的 ΔCoVaR ，将其进行可视化处理，得到图 3。

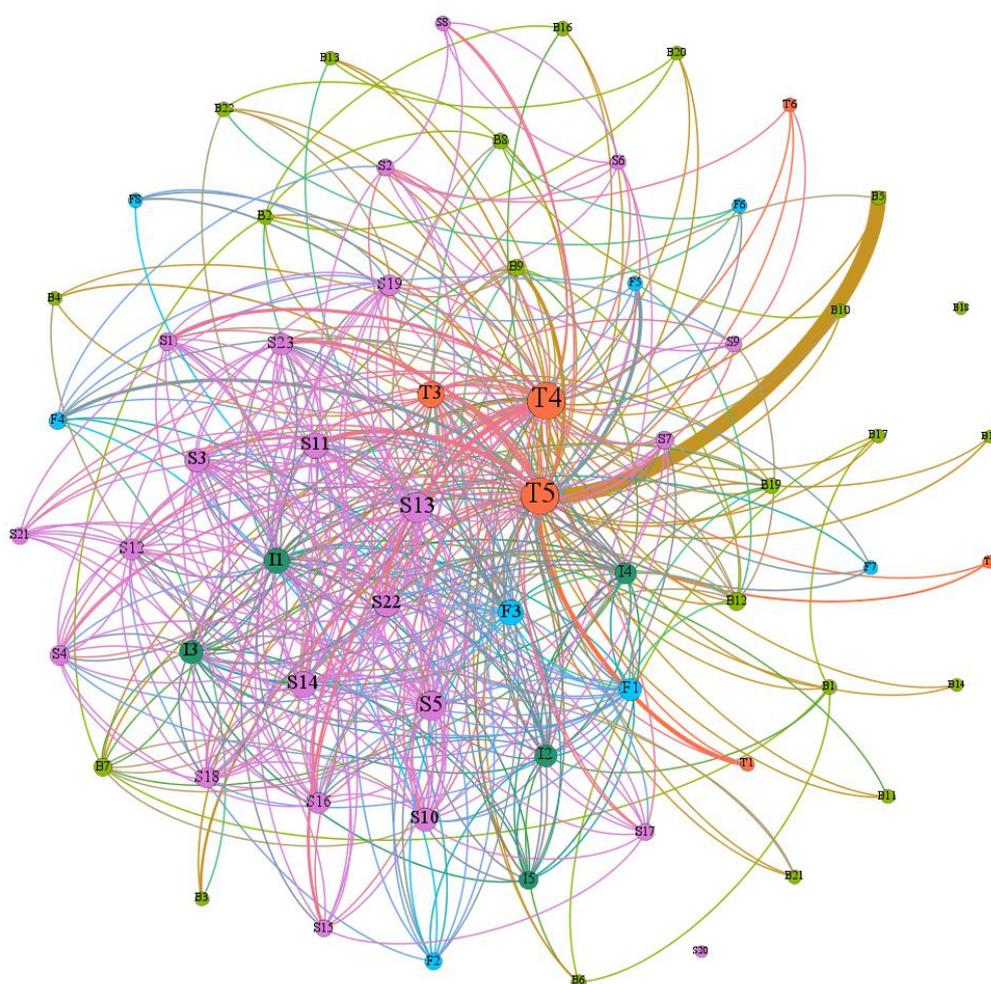


图 3：第一轮流动性风险冲击下的系统风险传染图(T1 时刻)

(2) **第二轮冲击**。第一轮冲击后，流动性覆盖率低于 100%的银行的为了缓解自身流动性压力，可能在市场上抛售资产（外部措施），也可能囤积流动性高的资产（内部措施），采取措施后将得到新的流动性覆盖率（ LCR_2 ），假定

变化率为 w_1 。根据 Tabbae 和 Van den End (2009)³¹的研究, 这种变化 w_1 由系统反应的范围、银行反应的数量和反应集中程度来体现。然后, 以第二轮冲击后的银行的流动性覆盖率 (LCR₂) 再次计算得到所有样本机构的 ΔCoVaR , 得到其风险传导图 (图 4)。

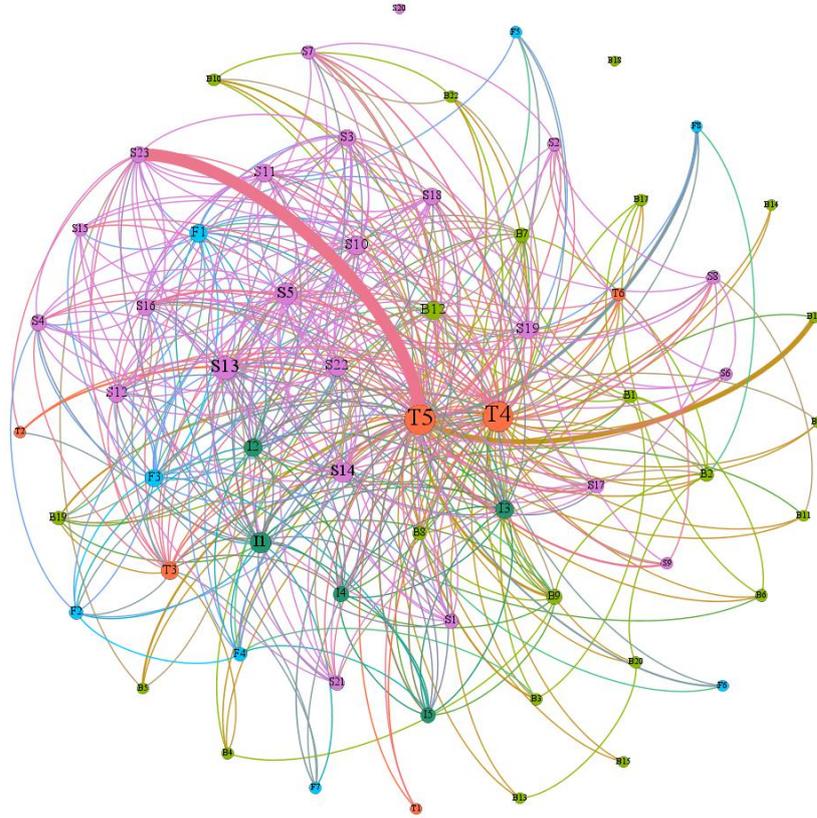


图 4: 第二轮流动性风险冲击下的系统风险传染图 (T2 时刻)

$$\text{LCR}_2 = \text{LCR}_0 \times w_1 \quad (21)$$

$$w_1 = w_0 \times n^{\left[\frac{n^r}{n^s} (\lambda S + (1-\lambda)R)\omega\right]} \quad (22)$$

其中, w_0 为初始时刻银行计算 LCR 时各项资产的平均折算率, 由 Basel III 协议确定。根据 Tabbae 和 Van den End (2009) 的研究, n 为系统中所有银行机构的个数, n^r 为不满足监管要求需要补充流动性的银行家数, $\left(\frac{n^r}{n^s}\right)$ 作为指数决定了一定数量的反应银行之间相互传染, 将产生协同效应影响整个银行系统。 ω 表示外生的市场压力, 决定了市场流动性的可获得水平, 它服从风险厌恶系数的标准化分布, 设 $\omega \geq 1$ 。S 代表银行“内部缓释风险”的做法, 取值范围是 $[-1,1]$, 其经济学含义是代表银行在面临冲击后, 通过缩短资产到期期限、延长负债到期

³¹M.Tabbae and J.W.Van den End, 2009,When Liquidity Risk Becomes a Macro-prudential Issue: Empirical Evidence of Bank Behavior,DNB Working Paper.

期限等方式，调整现有的资产负债表项目达到缓释风险的作用。R 代表银行“外部缓释风险”做法，取值范围[-0.5,0.5]，代表银行通过增加流动性资产、获取更加稳定的资金等在金融市场上的外生操作来缓解风险冲击。 λ 代表了 S 与 R 进行加权的参数，取值范围[0,1]。如果冲击时间较短，则反应更有可能是内部的（即 $\lambda > 0.5$ ，以 S 主导），如果更长时间的冲击，则给银行提供了更多的时间来调整其资产负债表（ $\lambda < 0.5$ ，则 R 占优势）。根据式（21）（22），假设银行同时从行内和金融市场上同时采取措施改善其流动性覆盖率，即增加流动性资产、可持有的稳定流动性资金来源等，因此，设 $\lambda = 0.5$ ， $R = 0.5$ ， $S = 1$ 。对于不需要调整的银行，则定其 $R = 0$ ， $S = 0$ 。

3. 结果分析

（1）金融风险复杂网络特征分析。从节点度看，第一轮流动性风险冲击后，网络的平均度提高 0.084。这表明金融系统受到流动性风险冲击时，风险的传染范围小幅扩大。同时，平均加权度大幅提高至 54.917，表明系统内机构间的风险外溢程度大幅加深。从聚类系数看，第一轮流动性风险冲击后，系统聚类系数提高 0.316。这表明在流动性风险冲击下，金融系统网络连接更加密切，系统性风险传导更加便利。第二轮流动性风险冲击后，系统的聚类系数虽然较第一轮缩小 0.043，但仍比未发生冲击时提高 0.273。这说明虽然部分机构改善了自身的流动性状况，但造成了合成谬误，系统性风险的传导仍然很迅速。从平均路径长度看，第一轮流动性风险冲击后，平均最短路径长度减少 0.106，说明在流动性风险的影响下，系统性风险传染速率加快、控制风险传播的难度上升。第二轮流动性风险冲击后，系统的平均路径长度为 2.324，仍较初始时刻缩小 0.081。表明系统性风险的传导速率仍然处于较高水平。

表 6：金融系统风险变化情况

	平均度	平均加权度	平均聚类系数	平均最短路径
T₀ 时刻	7.688	147.356	0.139	2.405
T₁ 时刻	7.772	202.273	0.455	2.299
T₂ 时刻	7.696	186.068	0.412	2.324
T₁与 T₀ 时刻差值	0.084	54.917	0.316	-0.106
T₂与 T₁ 时刻差值	-0.076	-16.205	-0.043	0.025

（2）从行业视角分析风险传染。一是在第一轮流动性冲击下，证券业风险溢出效应大增，信托业则面临较大的传导风险影响。这时，证券业的平均风险发出路径较初始时刻增长 30.5%，增幅是 5 个行业最大的，证券业成为重要的风险传染源。信托业接收的平均风险路径较初始时刻大幅增长 200%，流动性风险对信托行业的冲击最为明显。二是第二轮流动性冲击后，信托业从风险接受行业变为溢出风险行业；银行业面临的风险冲击凸显。这时，前期溢出风险较低的信托

业的平均风险发出路径较第一轮冲击后增长 17.1%，成为一个新的风险源头。这表明系统内的风险源在不断变化和扩散。虽然信托业在风险传染中的角色发生较大转变，但可以明确的是信托业始终是风险防控的重要行业。同时，较为稳健的银行业接收的平均风险路径较第一轮冲击后增长 29.3%。这表明银行业的经营虽然一直较为稳健，但也仅能抵御第一轮的流动性风险冲击。在金融系统网络中多轮反馈叠加的作用下，作为我国金融系统核心的银行业将面临较大的压力。三是从风险量级看，流动性风险冲击将使银行和证券业的风险溢出效应明显扩大。第一轮冲击后，银行业、证券业的风险水平分别较初期增长 94.8%和 39.1%，第二轮冲击后，银行业、证券业的风险水平分别较初期增长 86.9%和 35.3%，均处于五个样本行业中的前两位。这表明流动性引发的系统性风险冲击主要在银行和证券业的两大行业间蔓延和传染。

六、主要结论

结论一：金融系统的网络结构会随着风险发展而变化。对比金融系统网络的初始状态、信用风险冲击下和流动性风险冲击下的结构可以发现，金融系统的网络结构不是一成不变的。在信用风险冲击下其聚类系数大幅攀升、平均路径长度缩小，金融系统网络的小世界特征凸显，但在流动性风险冲击下系统网络特征呈现出不同于信用风险的变化，金融系统的结构随着风险的加深处于不断变化中。这个重要结论即可有效解释系统性风险的非线性变化和系统性风险传染关系的动态变化特征。因此，针对不同阶段的金融系统风险要采取不同类型的风险防控措施。

结论二：不同类型的风险传导方式和冲击效力不一。从情景模拟来看，信用风险传染呈现链式反应的特征，风险传染路径主要存在于资产负债关联密切的机构之间，可以通过日常监管捕捉和发现，当风险爆发后可采取阻隔风险源，切断风险传染路径的方式防控风险传播。流动性风险的传染则是瞬时在多个节点（金融机构）同时爆发的网状式传播，风险爆发的面较广，且金融机构的同步行动易造成合成谬误，将使风险放大或二次扩散至系统内其他机构。风险的隐蔽性较高，突发性较强，日常风险防控的难度较大。因此，监管部门应树立动态监管、多维度监管的理念，对系统中重点区域、圈层进行动态评估，适时转换监管重点，及时将风险控制消灭在萌芽状态。

结论三：在系统性风险爆发时，银证之间是主要的风险传染渠道。在信用风险和流动性风险的冲击下，银行业与证券业之间的风险联动特征均较为明显。近几年，随着资管、债券发行承销和同业等多种业务使银行业与证券业之间联系越发紧密，宏观审慎监管应尽快覆盖到此类机构，建立日常监管协调和协作机制。

结论四：非银金融机构抵御风险能力较弱。信托业作为资金供需方的中转枢纽，在刚兑尚未完全打破的情况下，极易受到资金供需双方的风险传导影响；金控集团由于机构之间的关联交易频繁，股权结构复杂和风险隔离措施匮乏等多种因素，导致其风险抵御能力较低。因此，应注重对信托、金控等非银金融机构风险监控。

参考文献

- [1] 白雪梅、石大龙, 中国金融体系的系统性风险度量, 国际金融研究, 2014 年第 6 期。
- [2] 陈庭强 何建敏, 基于复杂网络的信用风险传染模型研究, 中国管理科学, 2014 年第 11 期。
- [3] 邓向荣、曹红, 系统性风险、网络传染与金融机构系统重要性评估, 中央财经大学学报, 2016 年第 3 期。
- [4] 范小云、王道平、刘澜飏, 规模、关联性与中国系统重要性银行的衡量, 金融研究, 2012 年第 11 期。
- [5] 马君潞、范小云、曹元涛, 中国银行间双边传染的风险估计及其系统性特征分析, 经济研究, 2007 年第 1 期。
- [6] 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, 中国管理科学, 2015 年第 10 期。
- [7] 汪小帆、李翔、陈关荣, 复杂网络理论及其应用, 清华大学出版社, 2006:73。
- [8] 王献东和何建敏, 金融市场间的风险传染研究文献综述, 上海金融, 2016 年第 7 期。
- [9] 朱南军和汪欣怡, 中国金融市场系统性风险的度量——基于分位数回归 CoVaR 模型, 《上海金融》, 2017 年第 5 期。
- [10] F. Allen and D.Gale 2000, Financial contagion, *Journal of Political Economy*, 108(1): 1-33.
- [11] T.Adrian, M.K.Brunnermeier, 2009, CoVaR. Paper Presented at the CEPR/ESI 13th Annual Conference on Financial Supervision in an Uncertain World. on 25-26 September 2009 in Venice. Staff Report 348, Federal Reserve Bank of New York.
- [12] J.Aharony and I.Swary, 1980, Quarterly Dividend and Earning Announcements and Stockholder's return, *Journal of Finance*, N 35(1):1-12.
- [13] Viral V.Acharya, L.H.Pedersen, T.P.hilippon and M.Richardson, Measuring Systemic Risk, NYU.Working Paper, 2010.
- [14] M. L. Bech and Atalay E., 2010, The Topology of the Federal Funds Market. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 389(22): 5223-5246.
- [15] BIS, 2008, Liquidity Risk: Management and Supervisory Challenges, Basel Committee on Banking Supervision.
- [16] T.C.Brownless and R.Engle, 2011, Volatility, Correlation and Tails for Systemic Risk Measurement, NYU Working Paper.
- [17] Mauro Bernardi, Antonello Maruotti and Lea Petrella, Skew Mixture Models for Loss Distributions: A Bayesian Approach, *Insurance Mathematics and Economics*, 2012 (3):28-40.
- [18] Brusco Castiglione, 2007, Liquidity Coinsurance, Moral Hazard, and Financial Contagion, *Journal of Finance*, American Finance Association, vol.62, no.5, pp.2275-2302.
- [19] J.A.Frankel and A.K.Rose, 1996, Currency Crashes in Emerging Markets: An Empirical Treatment, *Journal of International Economics*, Elsevier, vol.41(3-4):351-366.
- [20] Xavier Freixas, Bruno M. Parigi and Jean-Charles Rochet, 2000, Systemic Risk, Interbank Relations, and Liquidity Provision by the Central Bank, *Journal of Money, Credit and Banking* Vol. 32,

No. 3, Part 2: What Should Central Banks Do? pp. 611-638.

[21] Xavier Freixas, Curizo Giannini, Glenn Hoggarth and Farouk Soussa, 1999, The Lender of Last Resort: A Review of the Literature, Financial Stability Review, Bank of England, vol.11.

[22] Allen Franklin and Douglas Gale, 2000, Financial Contagion, Journal of Political Economy, vol.108,1-33.

[23] G20, 2009, Working Group 1. Enhancing Sound Regulation and Strengthening Transparency.

[24] Giulio Girardi, A. Tolga Ergün, 2013, Systemic Risk Measurement: Multivariate GARCH Estimation of CoVaR, Journal of Banking and Finance, No.8:1-15.

[25] C. S. Hakkio and W. R. Keeton, 2009, Financial Stress: What Is It, How Can it be Measured, and Why Does it Matter? Economic Review, Federal Reserve Bank of Kansas City, Second Quarter, 2009: 5-50.

[26] Niko laus Hautsch, Julia Schaumburg and Melanie Schienle, 2014, Forecasting systemic impact in financial networks, International Journal of Forecasting, 2014(30): 781-794.

[27] M. Illing and Y. Liu, 2003, An Index of Financial Stress for Canada, Bank of Canada Working Paper, no 2003-14.

[28] IMF, BIS, FSB, 2009, Guidance to assess the systemic importance of financial institutions, markets and instruments: initial considerations, Report to the G20 Finance Ministers and Governors.

[29] M. O. Jackson, 2009, Networks and economic behavior, Annual Review of Economics, 1(1): 489-513.

[30] G. Kaminsky, S. Lizondo and C. M. Reinhart, 1998, Leading Indicators of Currency Crises, IMF Staff Papers, Vol. 45, No.1:1-48.

[31] I. Lelyveld and F. Liedorp, 2006, Interbank Contagion in the Dutch Banking Sector: A Sensitivity Analysis, International Journal of Central Banking, 2006(2), 99-133.

[32] P. E. Mistrulli, Assessing Financial Contagion in the Interbank Market: Maximum Entropy Versus Observed Interbank Lending Patterns, Journal of Banking and Finance, 2011, 35(5): 1114-1127.

[33] J. Müller, 2003, Two Approaches to Access Contagion in the Interbank Market, Swiss National Bank.

[34] C. Juan Reboredo, Andrea Ugolini, 2014, Systemic risk in European sovereign debt markets: A CoVaR-copula approach, Journal of International Money and Finance, 2014(3):28-37.

[35] R. Pastor-Satorras and A. Vespignani, 2002, Epidemic in Finite Size Scale-free Networks, Phys. Rev. E, 65:87.

[36] Miguel A. Segoviano and Charles Goodhart, Banking Stability Measures, IMF Working Paper, 2009.

[37] G. Sheldon, Maurer M, 1998, Interbank Lending and Systemic Risk: An Empirical Analysis for Switzerland, Revue Suisse D, Economie Politique Et De Statistique, 1998 (134) : 685-704

[38] M. Tabbae and J.W. Van den End, When Liquidity Risk Becomes a Macro-prudential Issue: Empirical Evidence of Bank Behavior, DNB Working Paper, 2009, 230.